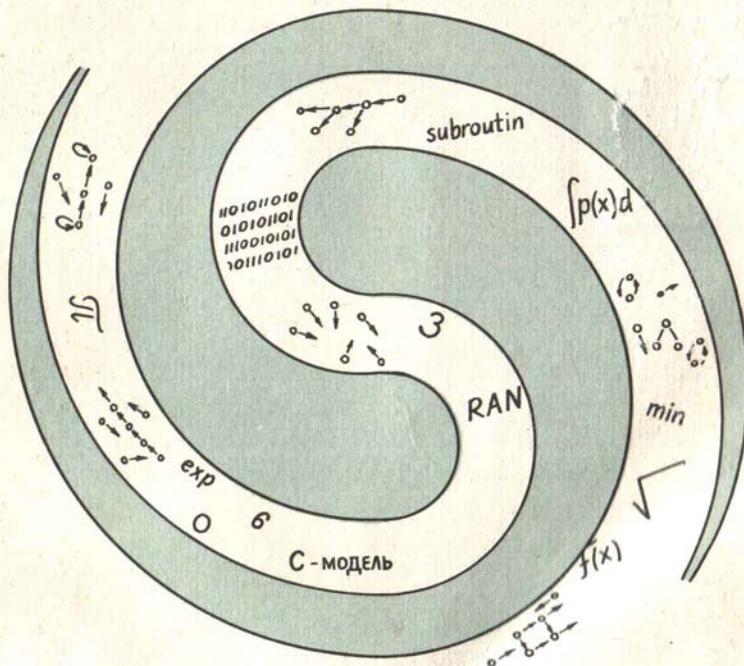


51
Б-90

И.Л.Букатова Ю.И.Михасев А.М.Шаров

ЭВОИНФОРМАТИКА

Теория и практика эволюционного моделирования



АКАДЕМИЯ НАУК СССР
ОРДЕНА ТРУДОВОГО КРАСНОГО ЗНАМЕНИ
ИНСТИТУТ РАДИОТЕХНИКИ И ЭЛЕКТРОНИКИ

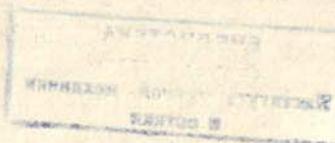
И.Л.Букатова Ю.И.Михасев А.М.Шаров

ЭВОИНФОРМАТИКА

Теория и практика эволюционного моделирования

576746

„тип ФБТ з. 85-1 млн.



МОСКВА "НАУКА"
1991

Эвоинформатика: Теория и практика эволюционного моделирования /
И.Л. Букатова, Ю.И. Михасев, А.М. Шаров. — М.: Наука, 1991. — 206 с.
ISBN 5-02-000138-4

Систематизированно излагается современное состояние эволюционного моделирования, предназначенного для синтеза структурированных моделей в задачах предсказания, распознавания, идентификации, восстановления сигналов, автоматизации научных экспериментов и т.д. Рассматриваются элементы теории, позволяющие исследовать синтезированные модели в различных прикладных задачах. Рассмотрены вопросы аппаратурной реализации эволюционных алгоритмов.

Книга рассчитана на математиков и инженеров, занимающихся моделированием сложных систем на ЭВМ.

Табл. 29. Ил. 67. Библиогр.: 194 назв.

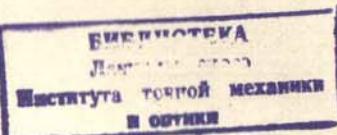
The book systematically presents the modern state of art of evolutionary simulation intended for structured models synthesis involved in problems on signal prediction, recognition, identification and recovery, scientific experiments automation, etc. The theory elements providing for investigation of synthesized models in various applications and some issues on hardware implementation of evolutionary algorithms are also described.

The book is intended for mathematicians and engineers being engaged in computer simulation of complex systems.

Tabl. 29. Ill. 67. Ref. 194.

Ответственный редактор
доктор физико-математических наук В.Ф. КРАПИВИН

Рецензенты:
доктор физико-математических наук Ф.А. Мкртчян,
доктор технических наук Л.А. Растигин



Б 1402020000-014 254-90, II полугодие
042 (02) -91

ISBN 5-02-000138-4

© Издательство "Наука",
1991

ПРЕДИСЛОВИЕ

Важнейшим фактором научно-технического прогресса на современном этапе являются широкая информатизация и компьютеризация. В последнее десятилетие на базе достижений кибернетики, численного моделирования, программирования и вычислительной техники, в том числе микроЭлектроники как компьютерной технологии, произошел переход от использования ЭВМ для обработки массивов данных к индустрии информатики. Одним из следствий такого перехода является превращение знания в стратегический ресурс и в этой связи создание интеллектуальных информационных технологий, ядром которых являются вычислительные технологии, ориентированные на решение интеллектуальных задач.

Традиционно на решение этих задач направлены работы по искусственному интеллекту, которые изначально велись по пути моделирования интеллектуального поведения человека (эвристик) и воспроизведения функционирования его мозга и нервной системы. В начале 80-х годов произошло значительное продвижение теории и практики искусственного интеллекта, связанное в основном с разработкой программ компьютеров пятого поколения и автономных роботов. Сформировалась совокупность методов и систем манипулирования знаниями, нашедших конкретное применение в экспертных системах, предназначенных для принятия компетентных решений в различных областях социальной практики. С учетом таких недостатков современных экспертных систем, как узкая специализация, быстрое устаревание базы знаний, фрагментарность и ограниченность данных, в настоящий момент проявилась особая значимость адаптивных форм представления знаний и использования механизмов обучения. Неслучайно внимание вновь обращается на идеи эволюционного моделирования, предложенного в свое время в качестве альтернативного подхода к решению интеллектуальных задач [176].

Массовый читатель познакомился впервые с этим методом в 1966 г. при выходе книги Л. Фогеля, А. Оуэнса, Л. Уолша "Искусственный интеллект и эволюционное моделирование" (русский перевод под ред. А.Г. Ивахненко в 1969 г.). Основная идея эволюционного моделирования и сейчас звучит грандиозно и весьма привлекательно — "заменить процесс моделирования человека процессом моделирования его эволюции". Также очевиден разрыв с потребностями практики и возможностями реализации, поэтому не удивительна оживленная критика данного метода в литературе тех лет (преимущественно в американской). С тех пор до 1980 г. новых работ, развивающих или использующих эволюционное моделирование, в США не появилось [134].

Иная судьба метода в нашей стране, где был сделан упор на более простой и созвучной запросам сложных систем идея – "заменить процесс моделирования сложного объекта процессом моделирования его эволюции" [22]. В результате произошло теоретическое и прикладное развитие эволюционного моделирования как метода структурной идентификации объекта при частичной информации относительно его поведения и модели. Этому в значительной мере способствовало наличие методов, которые пусть в иных аспектах, но использовали механизмы стохастичности и имитации эволюции. Речь идет о методе группового учета аргумента, называемого также методом эвристической самоорганизации, предложенного и успешно применяемого школой чл.-корр. АН УССР А.Г. Ивахненко, а также об алгоритмах случайного поиска, развитых и широко распространенных как эффективные методы оптимизации усилиями школы проф. Л.А. Растиригина. Идея эволюционного моделирования в СССР возникла под влиянием фундаментальной теории адаптивных систем, разработанной чл.-корр. АН СССР Я.З. Цыпкиным. Были созданы и эффективно применены в системах, характеризуемых наличием непараметрических неустранимых неопределенностей, эволюционные алгоритмы предсказания, распознавания, классификации и восстановления, а также адаптивного проектирования и структурной адаптации вычислительных систем. В этот период "прагматического" становления метода были апробированы различные эволюционные механизмы, исследованы частные теоретические схемы, определены механизмы достижимых эффективностей в конкретных задачах.

Параллельно становлению информатики в последние годы работы по эволюционному моделированию поднялись на принципиально новый уровень. В данном случае комплексный взгляд на информатику как на триаду модель–алгоритм–программа нашел свое непосредственное воплощение. В успешных попытках аппаратной реализации эволюционных алгоритмов, включающих теоретическую разработку требуемой элементной базы, подтвердилось также плодотворное понимание информатики как единства алгоритмических, программных и аппаратных средств. Таким образом, сформировался современный взгляд на теорию и практику эволюционного моделирования, на совокупность алгоритмических, программных и аппаратных эволюционных средств как на раздел информатики – эволюционная информатика. Наиболее полному представлению эвоинформатики посвящена данная работа.

В первых главах обсуждаются особенности формирования и использования моделей в системах обработки измерений при решении важных практических задач. Анализируются причины недостаточной эффективности параметрически адаптивных алгоритмов при обработке недостоверных и нестационарных измерений в условиях информативной неопределенности относительно операторов их формирования. В связи с этим рассматриваются проблемы синтеза моделей с переменной структурой при машинной, спецпроцессорной и аппаратной реализациях. Обсуждаются внутренние и внешние предпосылки необходимости применения алгоритмических, программных и аппаратных средств, входящих в эвоинформатику.

Две последующие главы книги посвящены изложению элементов тео-

рии эволюционного моделирования как метода адаптивной структурной идентификации. В остальных главах описывается опыт применения эволюционных средств при решении конкретных задач предсказания, распознавания, классификации и восстановления измерений. Обсуждаются общие схемы и модели обработки информации с помощью как программных, так и программно-аппаратных средств в автоматизированных системах научных исследований, в глобальной экологии, для проектирования технических устройств. Таким образом, в целом сделан упор на практику эволюционного моделирования, что позволяет привлечь внимание разработчиков современных технологий и проектировщиков сложных систем обработки информации. Надеемся, что монография окажется полезной широкому кругу специалистов по автоматизации процессов и в других приложениях: системах автоматизированного проектирования, гибких производственных системах и т.п.

Необходимо отметить, что предлагаемая книга не претендует на полноту изложения работ, ведущихся по данному направлению. Здесь отражены в основном результаты многолетних совместных исследований авторов, которыми потенциальные возможности эволюционного моделирования лишь обозначаются, но далеко не исчерпываются. В частности, не нашли отражения эволюционные методы проектирования и адаптации вычислительных систем, интенсивно развивающиеся рижской школой, а также другие работы, лишь упомянутые нами в списке литературы. В основу данной книги положена докторская диссертация И.Л. Букатовой.

В заключение выражаем искреннюю признательность академику Ю.В. Гуляеву, профессорам В.Д. Зубакову, В.Ф. Крапивину, Л.А. Растиригину, Б.С. Флейшману за обсуждение ряда проблем эволюционного моделирования, профессорам Н.А. Арманду, М.И. Елинсону, а также Л.Т. Ремизову, В.Н. Секистову, П.И. Перову, Е.Г. Шустину, Ю.П. Юрачковскому, Е.А. Белозерскому, А.В. Удалову, В.И. Малютину, В.А. Кипяткову за плодотворное сотрудничество по многим отраженным в книге вопросам.

ГЛАВА 1

МОДЕЛИ В СЛОЖНЫХ СИСТЕМАХ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ

1.1. АВТОМАТИЗИРОВАННЫЕ СИСТЕМЫ НАУЧНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ

Основные компоненты процесса исследования. Исторически сложившуюся структуру научного исследования составляет триада: исследователь—объект исследования—средства исследования, отношения между компонентами которой отражают суть процесса исследования. Научное исследование проводится с целью получения новой информации об объекте исследования (процессе или явлении) в виде построения его математической модели, отнесения объекта или его характеристик к известным классам, выявления зависимости характеристик (свойств) объекта от выделенных факторов и т.п. Интенсивное расширение сферы науки на современном этапе нашло непосредственное отражение в изменении содержания компонент научного исследования. Так современные многофункциональные и трудоемкие научные разработки, как правило, проводятся коллективом исследователей, использующих как теоретические, так и экспериментальные средства, которые интенсивно развиваются. Последнее бесспорно определяется потребностями практики, приведшими к значительному усложнению объекта исследования. Действительно, в настоящий момент можно отметить следующие особенности объекта научного исследования: большую размерность регулируемых, контролируемых и измеряемых величин; наличие как непрерывных, так и дискретных параметров; существенную нелинейность, включая случай разрывности, функциональных зависимостей; значительное влияние стохастических факторов не только на отдельные параметры, но и на типы функциональных зависимостей (модели); большое разнообразие математических описаний (моделей); трудности теоретического анализа; недоступность прямых измерений; ограниченную воспроизводимость в эксперименте; априорную информативную неопределенность, нередко неустранимого характера.

С учетом этих особенностей объекта средства научного исследования в последнее десятилетие претерпели существенное изменение, так что можно теперь говорить об уровне технологии научного исследования, основные компоненты которой приведены на рис. 1.1. На стадии теоретического исследования здесь традиционно выделяется математическое моделирование или вычислительный эксперимент, а на экспериментальной стадии — планирование эксперимента и автоматизированный эксперимент [59].

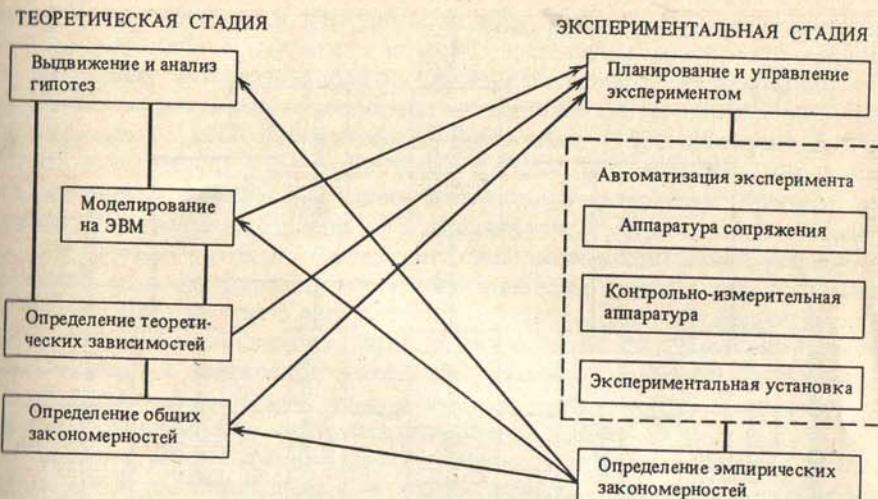


Рис. 1.1. Основные компоненты научного исследования

Теоретическое исследование как итерационный процесс начинается с анализа и выдвижения гипотез на основе имеющейся априорной информации об объекте. В условиях достаточной полноты этой информации на ее основе далее осуществляется теоретический анализ, приводящий к формированию требуемых математических моделей и, в конечном счете, к определению интересующих зависимостей. В случае сложных исследуемых процессов и явлений, когда теоретическое исследование представляет огромные трудности, оно успешно дополняется математическим (численным) моделированием. В настоящий момент с развитием вычислительной техники, программирования и численных методов математическое моделирование с использованием ЭВМ поставлено на прочную технологическую основу, которую составляют универсальные системные средства и проблемно-ориентированные программные системы вычислительного эксперимента [11], математическое обеспечение автоматизированных информационно-вычислительных систем [60], проблемно-ориентированные комплексы прикладных программ [11]. Это оказалось возможным благодаря достаточному уровню развития специального программного обеспечения и системных средств, обеспечивающих модульное исполнение прикладных программ, ориентированных на определенную предметную область (класс задач). В результате главным направлением развития математического моделирования на ЭВМ как компоненты технологии научного исследования является создание проблемно-ориентированных пакетов (комплексов) прикладных программ.

Теоретическое исследование, включающее моделирование на ЭВМ, направлено на определение теоретических зависимостей (математических моделей) относительно параметров или характеристик исследуемого объекта. Большинство научных исследований представляют собой сочетание теоретических и экспериментальных исследований, при этом по-

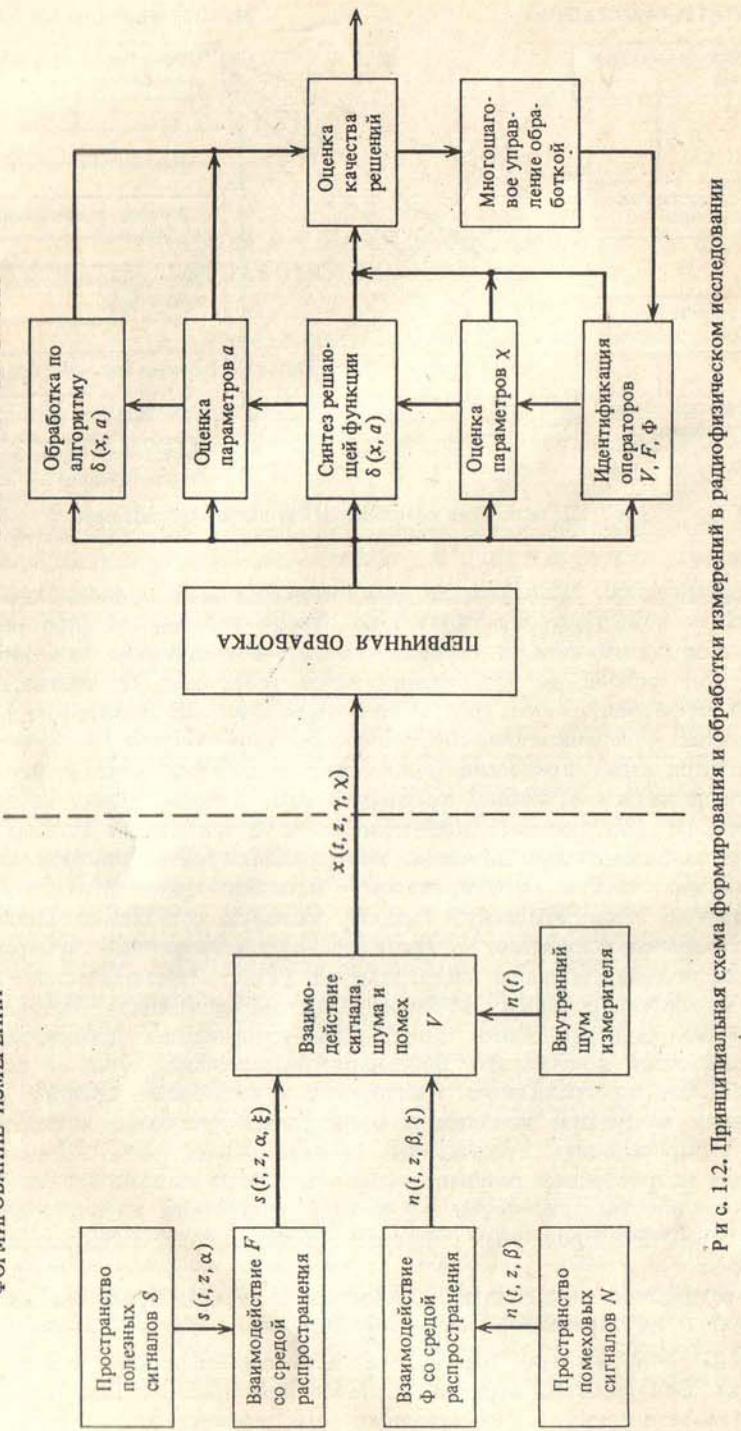


Рис. 1.2. Принципиальная схема формирования и обработки измерений в радиофизическом исследовании

следние либо являются критерием истины, правильности теоретических построений, либо выступают в качестве поставщика новой информации. В настоящий момент технология экспериментального исследования базируется на программных средствах, математической теории планирования эксперимента [138] и средствах автоматизации [153]. Особенно интенсивно в последние годы развиваются средства автоматизации натурного эксперимента, включающие экспериментальную установку, которая оснащена контрольно-измерительной аппаратурой и устройствами программного управления. Для обеспечения связи экспериментальной установки с вычислительными средствами и исследователем средства автоматизации включают интерфейсную аппаратуру. Наибольшее распространение, в силу ряда преимуществ (высокая пропускная способность, высокий уровень унификации, возможности расширения системы, разнообразие подключаемых приборов, легкая подключаемость через интерфейсный модуль), получила аппаратура в международном стандарте КАМАК.

Средства автоматизации значительно расширяют возможности экспериментального исследования, а также область применения численных методов и теоретических исследований в целом. Это проявляется в увеличении возможностей определения эмпирических зависимостей (первая обработка экспериментальных данных) и в определении общих закономерностей (вторичная обработка) при комплексном (теоретическом и экспериментальном) исследовании (см. рис. 1.1).

Модели в обработке радиофизических измерений. Анализ компонент технологии научного исследования с позиций автоматизации показывает, что в последние годы основное внимание уделялось развитию системных средств программного обеспечения, ориентированного на конкретные классы задач, и базовых средств автоматизации, как аппаратурных, так и программных. Оценивая возможности создаваемых на этой основе автоматизированных систем, необходимо учитывать перечисленные выше особенности реального объекта исследования. В результате нетрудно выявить значительное влияние на эффективность автоматизации научных исследований используемой априорной информации. Проведем соответствующий анализ применительно к проблемам радиофизических исследований, включающих большой круг задач, связанных с применением методов приема и обработки сигналов радиотехническими средствами.

Следует заметить, что объекту радиофизического эксперимента в полной мере характерны перечисленные выше особенности, являющиеся следствием условий формирования измеряемой информации — сигналов. Действительно, рассмотрим принципиальную схему формирования и обработки измерений в радиофизическом исследовании, приведенную на рис. 1.2. Здесь выделен источник полезной информации, описываемый пространством S сигналов $s(t, z, \alpha)$, которые, в общем случае, являются детерминированными, квазидетерминированными или случайными функциями времени t и пространственных координат z , а также вектора информационных параметров α (дискретных или непрерывных). При прохождении сигнала по каналу распространения происходит наложение влияния передающей среды, которое проявляется в преобразовании характеристик и параметров сигнала, описываемого оператором F . В результате, в полезном сигнале появляются мешающие параметры ξ . Кроме

того, в передающей среде находятся сигналы от других пространственно-расположенных источников, суммарный эффект которых описывается внешней помехой $n(t, z, \beta)$ из пространства N . Влияние передающей среды на помеху описывается в общем случае преобразователем Φ , в результате действия которого помеховый сигнал зависит от мешающих параметров ξ . В ряде случаев при формировании радиофизического измерения необходимо также учитывать внутренний шум измерителя $n(t)$. Таким образом, измеряемый сигнал $x(t, z, \gamma, \chi)$ есть результат взаимодействия V полезного сигнала, помехи и внутреннего шума:

$$x(t, z, \gamma, \chi) = V\{F_s(t, z, \alpha), \Phi n(t, z, \beta), n(t), \chi\}, \quad (1.1)$$

где χ – вектор мешающих параметров, определяющих априори неизвестную динамику сигнала, являющуюся следствием совокупного влияния передающей среды на полезный сигнал и помеху, а также их взаимодействия на фоне внутреннего шума.

Измеряемый входной сигнал подвергается первичной обработке, включающей аналого-цифровые и цифроаналоговые преобразования; различные виды коррекции технических сбоев аппаратуры; выборку и распределение сигналов по каналам; преобразования, предполагающие самонастройку измерительной аппаратуры на оптимальные условия приема сигналов и т.п. Здесь же осуществляются накопление и первичная фильтрация сигналов. Вторичная обработка измерений направлена собственно на достижение промежуточной цели исследования – принятие решения на основе и относительно принятой полезной информации. Для этого используется обработка по некоторому алгоритму $\delta \in \Delta$, т.е. осуществляется преобразование измерения $x : \delta(x) = r$, где решение $r \in R$, R – множество решений, $x \in X$, Δ – класс решающих функций δ .

В силу стохастического характера формирования радиофизического измерения, обработка по алгоритму δ , заканчивающаяся принятием решения r , содержит вероятностные преобразования, приводящие к случайности решения r : В статистической теории решений поэтому широко используется оценка последствий принятия решений $r \in R$ с помощью функции потерь $c(r, x)$ или, в общем случае, $-c(r, x, a)$, определяющей величину потерь вследствие принятия r по выборке x относительно истинного значения a [3, 150]. При этом оптимальное решение выбирается путем минимизации средних потерь:

$$R(p_\delta) = \int \int \int c(r, x, a) p_\delta(r/x) P(x/a) p(a) dr dx da, \quad (1.2)$$

где $p_\delta(r/x)$ – условная плотность вероятности рандомизированного решения r при измерении x , $P(x/a)$ – условная плотность вероятности измерения x , зависящая от некоторого параметра a из заданной области A , R – заданное множество решений r относительно истинности параметра a .

Синтез оптимального алгоритма обработки $\delta(x)$ заключается в отыскании $p_\delta \in \mathcal{P}_\Delta$, минимизирующих выражение (1.2). Как показано в работах [147, 150, 167, 170, 180], при известных $P(x/a)$ и $p(a)$ эта задача существенно упрощается, так как сводится к минимизации функции

$$R(r, x) = \int c(r, x, a) P(a/x) da \quad (1.3)$$

A

на множестве R . Соответствующее оптимальное решение называется байессовским.

Однако при обработке измерений в реальных условиях ряд априорных данных в выражениях (1.2) и (1.3) неизвестен. В результате обработки недется в условиях априорной неопределенности относительно: 1) параметров a алгоритма обработки (неизвестны $p(a)$ и/или $P(x/a)$); 2) параметров χ измерения и/или параметров ξ , и/или ζ , а также параметров γ и/или β , и/или α (неизвестны $P(x/a)$ и/или $p(r/x)$). Для этих условий параметрической неопределенности получен ряд аддитивных алгоритмов обработки и разработаны методы их синтеза в работах Я.З. Цыпкина, В.Г. Репина, Г.П. Тартаковского и многих других [3, 118, 147, 150, 167, 178–180, 187, 192]. Конструктивный анализ трудностей синтеза и использования моделей при обработке экспериментальных измерений целесообразно провести путем выделения основных стратегий устранения информативной неопределенности в этих алгоритмах.

1.2. АКТУАЛЬНЫЕ ЗАДАЧИ ОБРАБОТКИ ИЗМЕРЕНИЙ

Рассмотрим алгоритмы решения задач приема сигналов и обработки измерений $x(t, z, \gamma, \chi)$ в обстановке, характеризуемой изменяющимися в зависимости от параметров α, β, γ описаниями полезных сигналов и помех, а также зависящими от времени операторами F и Φ их взаимодействия с передающей средой. С целью обеспечения адекватности обработки и помехо-сигнальной обстановки при этом учитываются следующие неопределенности: 1) исходных описаний принимаемых сигналов $s(t, z, \alpha)$, $n(t, z, \beta)$, $n(t)$, $x(t, z, \gamma, \chi)$; 2) решающих функций $\delta(x, a)$; 3) требований целевых функций, которым удовлетворяют решения $r \in R$ и соответствующие алгоритмы обработки как решающие функции [180].

Заметим, что в настоящий момент отсутствует единое общепризнанное понятие аддитивного алгоритма обработки [178]. Это связано с тем, что в обширной литературе по аддитивным системам (и алгоритмам) встречаются различные толкования понятия "аддитивность" и связанных с ним понятий "обучение", "самообучение", "самоорганизация". Данная работа опирается на введенные Я.З. Цыпкиным [180] определения. В частности, будем понимать под обучением "процесс выработки в системе той или иной реакции на внешние сигналы путем многократных воздействий на систему и внешней корректировки". Внешняя корректировка – это "учитель", который сообщает системе дополнительную информацию об истинности реакций (решений) системы. Самообучение отличается от обучения отсутствием внешней корректировки. Дополнительной информации о верности реакций системе не сообщается [179]. "Аддитивность" – процесс изменения параметров и структуры системы, а возможно, и управляющих воздействий на основе текущей информации в целях достижения определенного, обычно оптимального, состояния системы при начальной неопределенности и изменяющихся условиях работы". Свойство самоорганизации, необходимое для обработки с устранимыми и в особенности неустранимыми неопределенностями, обсуждается далее. Большое внимание четким формулировкам рассмотренных понятий удалено Дж. Саридисом в работе [154]. По нашему мнению

нию, введенное там определение самоорганизующейся системы фактически никак не расширяет (повторяет) определение адаптивной системы в терминологии Я.З. Цыпкина. Безусловно справедливой является лишь замена в определении адаптации слова "оптимальный" на слово "эффективный", поскольку для многих практических задач строгая оптимальность недостижима [154].

В данной работе будем называть алгоритм обработки сигналов адаптивным (соответственно, реализующую его систему – адаптивной), если его (ее) эффективность повышается за счет уменьшения априорных неопределенностей путем использования информации, получаемой в ходе процесса обработки из последовательных наблюдений входных сигналов и соответствующих решений.

Опыт разработки и применения адаптивных алгоритмов в сложных технических системах, отраженный, например, в работах [10, 24, 91, 116, 117, 128, 146, 150, 154, 156, 170, 178–180], позволяет выделить следующие основные стратегии, используемые для устранения неопределенностей в исходных моделях сигналов, решающих и целевых функций: 1) параметризация; 2) рандомизация; 3) формирование оценок параметров; 4) коррекция оценок параметров; 5) управление многошаговым процессом выработки решений.

Таким образом, в сравнении с неадаптивными подходами адаптивные методы охватывают все три типа неопределенностей, заключенных как в исходной модели обрабатываемых сигналов, так и в решениях, и в требованиях. При этомрабатываются как детерминированные, так и рандомизированные решения относительно неопределенных параметров. Сравнительный анализ показывает также, что в неадаптивных подходах в той или иной мере используются стратегии параметризации, рандомизации и оценивания, однако необходимость формирования многомерных распределений существенно ограничивает число неопределенных параметров.

Рассмотрим конкретные задачи обработки экспериментальной информации, т. е. задачи обнаружения, оценки параметров, классификации, распознавания и восстановления сигналов. Эффективное решение этих задач, как известно [56, 150, 170], базируется на том или ином сужении следующих известных предположений классической теории оптимального приема.

1. Класс S операторов взаимодействия сигнала, помех и шума состоит из одного аддитивного оператора V (аддитивное наложение).

2. Задан класс S полезных сигналов $s(t, \alpha)$. В случае детерминированного сигнала класс S состоит из одного сигнала, заданного конкретной функциональной зависимостью. Эта зависимость может содержать детерминированные или случайные параметры, которыми отличаются сигналы, принадлежащие одному классу. В этом случае на S задается вероятностное распределение $p(s)$ или распределения $p(s/\alpha)$ и $p(\alpha)$.

3. Задан класс N помех $n(t, \beta)$. В различных частных случаях он задается аналогично классу S , но может также состоять из элементов, заданных различными функциональными зависимостями. В этом случае на N также задается распределение $p(n)$ или распределения $p(n/\beta)$ и $p(\beta)$.

4. Внутренний шум $n(t)$ задается как гауссовский случайный процесс с

нулевым средним и с заданной спектральной плотностью или корреляционной функцией.

5. Заданы результаты воздействия на сигнал и на помехи, проявляющиеся в изменении параметров α и β и (или) в изменении формы $s(t, \alpha)$ и $n(t, \beta)$. Оба типа изменений описываются единным образом вероятностными распределениями $p(x/s)$ и $p(x/n)$.

Действительно, в наиболее полном виде данные предположения характерны задаче обнаружения. В реальных ситуациях, когда отсутствует информация относительно параметров сигнала и помех (мощностей, параметров функции корреляции, модулируемых параметров и т. п.) или вероятностных распределений, эти неизвестные параметры создают параметрические неопределенности. Как было отмечено, эффективность известных адаптивных алгоритмов при этом определяется степенью статистической устойчивости выделенных параметров, в частности, подавляющее большинство алгоритмов неприменимы при нестационарных параметрах. Так, например, атмосферные радиопомехи как случайный процесс при всенаправленной регистрации поля в одиночных пунктах приема характеризуются определенной степенью нестационарности [148, 149, 190]. Эта нестационарность связана с естественными крупномасштабными вариациями возникновения, развития и передвижения источников радиоизлучения атмосферных помех – грозовых очагов. Поэтому эффективный радиоприем сигналов на фоне атмосферных помех возможен лишь с учетом данной особенности помехо-сигнальной ситуации, не учитываемой известными алгоритмами параметрической адаптации.

Задача оценивания нестационарных параметров при обработке радиосигналов широко распространена в радиолокации, в системах траекторных измерений, в аналоговой и цифровой радио- и телеметрии [187], а также характерна для автоматизированных систем управления объектами, робототехнических систем, систем передачи информации и контроля параметров траектории объектов с измерениями на борту. Оценивание при этом обычно осуществляется с целью обнаружения или различения (классификации) сигналов, функциональный вид математического описания которых задан, но зависит от неизвестных параметров (задержки модуляции отраженного сигнала локации, амплитуды этого сигнала, доплеровского сдвига частоты, амплитуды и фазы кодирующих сигналов и т. п.).

Для более сложных помехо-сигнальных ситуаций характерно отсутствие информации относительно оператора $v \in V$ либо относительно вида функциональной зависимости $s \in S$ и/или $n \in N$, либо относительно операторов воздействия F и Φ , а также относительно типа вероятностных распределений, участвующих в предположениях 2–5. Такие неопределенности, не сводящиеся к неизвестным параметрам, будем называть непараметрическими. Обсуждавшиеся выше алгоритмы адаптации фактически не рассчитаны на подобные условия отсутствия информации при решении задач радиоприема. В то же время данные условия характерны реальным ситуациям в системах радио- и гидролокации, цифровых системах связи, в телеметрии, в системах передачи сообщений, в автоматизированных системах обработки данных радиофизического эксперимента. Это связано с распространением в них задач классификации и распознавания сигналов, восстановления сигналов по неполным записям, с необходимостью струк-

турной идентификации частных и общих закономерностей в экспериментальных данных.

Фактической причиной непараметрических неопределенностей является динамика характеристик канала распространения либо появление новых источников помех, в особенности мультиплекативных, что приводит к изменению в процессе работы системы набора существенных признаков, по которым осуществляется классификация. В результате требуется отыскивать новую систему признаков и строить соответствующую ей границу, эффективно разделяющую классы, т. е. решать задачи классификации (построения решающего правила) или в целом распознавания при априори неизвестной динамике признакового пространства и разделяющей функции [51, 126].

Актуальной задачей такого рода является распознавание объектов по той или иной характеристике эффективной площади рассеяния [131]. В настоящий момент разработан ряд методов распознавания радиолокационных объектов по заранее определенным системам информативных признаков, синтезированных по эффективной площади рассеяния. При этом используются практически все доступные радиолокационному наблюдению признаки: амплитудные, фазовые, частотные, временные и поляризационные [131, 181]. В основном известны методы, в которых синтезируются линейные разделяющие границы [88]. Однако, как отмечено в работе [131], значительное число работ в области радиолокационного распознавания содержит результаты исследований, выполненных в условиях, далеких от реальных, в частности в условиях отсутствия помех. Между тем наличие помех является наиболее вероятным режимом распознавания и требует разработки методов, рассчитанных на нестационарные помехи, воздействие которых на отраженный сигнал приводит к непараметрическим неопределенностям. В таких условиях необходимо строить разделяющие границы более сложной конфигурации: билинейные и в общем случае полиномиальные [88, 92, 137, 167].

Аналогичная ситуация характерна для систем адаптивной обработки сигналов гидролокации. Однако реальные помехо-сигнальные условия здесь еще более сложны из-за большого числа разнообразных источников помех, каждый из которых может служить причиной нестационарности параметров и изменений формы обрабатываемых сигналов. Таковыми являются пространственные флуктуации волнового фронта сигнала и помех в статистически неоднородной океанской среде, естественные источники шумов, отражения от окружающих предметов, дна и поверхности, источники гидроакустического противодействия и трассы судоходства. В результате для задач обнаружения, классификации и распознавания в гидролокации характерны нестационарность оцениваемых параметров (в простейшем случае) и непараметрическая неопределенность.

Построение решающего правила в задачах гидро- и радиолокационного распознавания при непараметрических неопределенностях фактически сводится к структурной идентификации решающей функции или алгоритма обработки, проблема которой детально обсуждается нами в работах [20, 25]. В настоящий момент параметрическая и структурная идентификация, как отмечено в [104], является основой успешной работы автоматизированных систем, в том числе систем обработки данных

радиофизических экспериментов. Необходимость структурной идентификации при этом связана с усложнением взаимосвязей исследуемых явлений, которое выражается в увеличении числа регулируемых и контролируемых параметров и измеряемых величин, в априорном отсутствии адекватных функциональных зависимостей между ними, в остром дефиците информации, необходимой для определения этих зависимостей с целью оптимального управления сложным и дорогостоящим научным экспериментом [65]. Создаваемые при этом модели отражают частные взаимосвязи и закономерности, служа достижению промежуточных локальных целей, как, например, при решении задач классификации, обнаружения и распознавания, которым также присущи обсуждавшиеся выше условия нестационарности и непараметрическая неопределенность, в основном, неустранимого характера. Однако в целом процесс получения нового знания об исследуемом объекте связан с созданием моделей, отражающих все более общие закономерности [5]. В связи с этим перспективным направлением в автоматизации исследований, в том числе радиофизических, являются одновременные идентификация объекта исследования и управление им [6].

Конкретным примером задачи идентификации частной закономерности (кроме обсуждавшихся задач классификации и распознавания) является измерение спектра флуктуаций разности фаз сантиметровых радиоволн, распространяющихся в приземном слое атмосферы [76]. Характерной особенностью данного эксперимента является наличие естественной (не-планируемой) неравномерной дискретизации в записи измеряемых отсчетов. Современные цифровые методы в подобных условиях предлагают два пути вычисления требуемых статистических характеристик, в частности спектров флуктуаций: на основе эквидистантных значений и на основе стохастической дискретизации данных [7]. Стохастическая дискретизация лучше отражает специфику эксперимента, однако ее практическая реализация требует экспериментального определения закона распределения интервалов между отсчетами (задача стохастической идентификации). Более удобна и проста по использованию периодическая дискретизация измерений, что приводит к необходимости восстановления эквидистантных значений, осуществляемого на основе детерминированной структурной идентификации реализации случайного процесса. В силу условий неопределенности неустранимого характера, являющегося следствием динамики реализаций случайного процесса, речь идет, безусловно, об адаптивной структурной идентификации.

Адаптивная идентификация моделей в автоматизированных системах обработки данных эксперимента касается как моделей сигналов, так и алгоритмов, а также осуществляется с различными целями, ее практическая реализация сопровождается рядом проблем: дефицит времени, ограниченные ресурсы памяти, низкая скорость достижения поставленной цели управления и т. п. [5]. В связи с этим к используемым алгоритмическим и программным средствам предъявляются требования универсальности, гибкой перестраиваемости на другие эксперименты без дополнительных затрат и т. п. Более детально эти проблемы обсуждаются в работах [5, 24].

Таким образом, реально помехо-сигнальные ситуации в задачах обработки характеризуются нестационарностью параметров описаний и выраба-

тываемых решений, а также неопределенностью относительно функциональных зависимостей (структур) моделей сигналов, помех, решающих функций. Данные особенности приводят к существенному снижению эффективности алгоритмов параметрической адаптации и к актуальности разработки средств адаптивной структурной идентификации при автоматизированной обработке данных радиофизического эксперимента. При этом необходимо также преодолеть проблемы практической реализации, проявившиеся уже при адаптивной идентификации параметров: медленную скорость сходимости, сложность программной и аппаратурной реализации, чувствительность к малым отклонениям от принятых предположений.

1.3. ИМИТАЦИОННЫЕ МОДЕЛИ В ГЛОБАЛЬНОМ МОДЕЛИРОВАНИИ

Современный этап научно-технического прогресса сопряжен с осознанием экологической ситуации на Земле, которой свойствена ограниченность энергетических, геологических, биогеоценотических и других ресурсов [10, 110, 129, 130]. Для достижения сбалансированного отношения человека и природы, обеспечивающего сохранение гомеостаза человечества [129], необходимо внедрение экологического знания в практику. Проанализируем в связи с этим проблему информационного ресурса – знания об условиях коэволюции человека и природы – и выделим характерные особенности экологического знания с точки зрения его конструктивного использования.

Одной из предпосылок создания систем автоматизированного мониторинга и других информационных систем, как известно [10, 110, 130], послужило наличие разнокачественных данных и множества порожденных ими математических моделей различного типа (балансовых, оптимизационных и т. д.). Синтезированные на основе параметризации и, как правило, линеаризации закономерностей природных явлений эти модели включают широкий арсенал детерминированных и вероятностных описаний геологических, экологических, океанографических, биохимических и биогеоценотических процессов глобального, регионального и локального характера. Подавляющее большинство из них ориентировано на теоретическое осмысление особенностей живых систем высокого уровня с использованием имеющихся знаний и лишь малая часть нацелена на первые шаги к объективной оценке современной экологической ситуации. Отличаясь целями и математическим аппаратом описания, многие модели оказываются также вынужденно грубы из-за ограниченности, неполноты и неоднозначности информационной базы, а также в силу отсутствия совершенных инструментальных систем в области вычислительного эксперимента. Увеличение числа рассматриваемых компонентов биосфера с целью увеличения адекватности изучаемых моделей, как известно, приводит к их многопараметричности, т. е. к проблеме "проклятие многомерности".

В качестве основного инструмента разрешения указанных особенностей ряд авторов обоснованно рассматривает метод имитационного моделирования, который позволяет осуществлять "стыковку" разнокачественных данных, относящихся к различным математическим формализмам, и снимать многопараметричность. Искомая модель строится при этом

по эмпирической информации, которая не ограничена заранее рамками какого-либо математического аппарата [130], что обуславливает "мягкость" формализации, неизбежную, по замечанию А.А. Самарского, в тех случаях, когда неизвестны существенные закономерности явлений [153].

Развитие имитационного моделирования путем расширения информационной базы, сочетания формальных и неформальных методов в процессе поэтапного синтеза требуемой модели и, наконец, активного подключения человека к диалогу с ЭВМ, по мнению многих исследователей, обеспечит эффективную технологию системно-экологического моделирования. Однако уже сейчас оказывается, что положение дел не столь однозначно. В самом деле, если сопоставить имеющиеся информационные запросы в области экологических проблем и существующее информационное обеспечение их решения (различные математические и имитационные модели, принципы обработки экологической информации), то легко заметить, что не все уровни природных и человеко-машинных комплексов имеют развитый аппарат для своего описания, а тем более для конструирования эффективных имитационных моделей с целью получения необходимых оценок проблемных ситуаций. Трудности, возникающие в этой связи, имеют не только и не столько технический характер накопления моделей различного типа (моделей регионального уровня, моделей биогеоценозов и др.). Наиболее ярко эти особенности проявляются в глобальном моделировании, опыта которого показал существенную и принципиально неустранимую неполноту наших знаний о происходящих в природе процессах, которая проявляется как во фрагментарности эмпирических данных, так и в отсутствии закономерностей эволюции природных процессов. Уже сейчас ясно, что механический набор иерархий моделей и стремление к накоплению банков экологических данных – это попытка оживления примитивных схем рассуждений о целостной картине развития биосферных процессов без надежды на успех, без возможности объяснения способности живых систем к перманентной самоорганизации и без существенного продвижения к пониманию отложенного механизма функционирования биосфера. Ситуация такова, что необходимо применение такой технологии моделирования, которая в отличие от имитационного моделирования учитывает внутреннюю динамику (эволюцию) структуры моделируемых процессов и адекватно синтезирует модели в условиях неполноты и частичной достоверности данных.

Действительно, на академические рассуждения, предлагающие последовательный набор исчерпывающей информации и синтез описывающих закономерностей, как сейчас становится ясно, у Homo Sapiens слишком мало времени. Моменты катастрофических переключений в судьбах биосфера, т. е. необратимых последствий в коэволюции человека и природы, могут оказаться упущенными.

Поэтому, по мере того, как человечество ускоренными темпами уходит все дальше от первобытного хаоса и все яснее понимает связь природных явлений с социальными, на смену недавним сомнениям в целесообразности модельного подхода к биосфере вступают мощные силы "модельеров". Существующие модели во многих случаях позволяют перейти от прямых экспериментов над биосферой (что не всегда безопасно и далеко не всегда возможно!) к экспериментам над ее моделями. Проведенные

вычислительные эксперименты подобного рода позволили очертить информативное множество параметров, измерение которых необходимо для уверенной оценки состояния окружающей среды. Накопленный опыт также поставил вопрос о необходимости отхода от устоявшихся методов глобального моделирования с целью получения большей детализации моделей этого типа за счет придания им гибкости — способности накапливать и оценивать эмпирическую информацию, а также встраивания в глобальную модель существенных закономерностей, относящихся к региональному уровню.

Подобная "размытость" и гибкость имитационных моделей в глобальном моделировании обеспечивается, по мнению авторов [75], при условии технологии вычислительного эксперимента, реализующей в комплексе отмеченные выше перспективные стратегии. В частности, особое значение приобретает многошаговое управление процессом синтеза структурированных имитационных моделей, включающее их самоорганизацию на различных уровнях иерархии, что позволяет учесть в определенной мере механизмы самокомпенсации, саморазвития, самозащиты и самоорганизации в природе.

ГЛАВА 2

ПРОБЛЕМА СИНТЕЗА МОДЕЛЕЙ С ПЕРЕМЕННОЙ СТРУКТУРОЙ

2.1. ПРОГРАММНЫЕ МЕТОДЫ СТРУКТУРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ

Постановка задачи. Анализ актуальных задач обработки измерений с целью определения проблемной ориентации средств автоматизации показывает, что в условиях нестационарности и информативной неопределенности относительно моделей измеряемых данных необходима идентификация и адаптация, т. е. аддитивный структурный синтез моделей решающих функций и/или сигналов и/или помех. Это означает, что описанная выше принципиальная схема вторичной обработки (см. рис. 1.2) дополняется блоками "синтез решающей функции" и "идентификация операторов V, F, Φ ". Фактически речь идет об автоматизации функций исследователя, который задает априори вид зависимостей $\delta(x, a)$, $x(t, z, \gamma, \chi)$, $n(t)$, $s(t, z, \alpha, \xi)$, $n(t, z, \beta, \zeta)$. Хотя физическое содержание процессов преобразования информации при этом различно, формально эти преобразователи можно описать единым образом. На рис. 2.1 приведена модель такой подсистемы обработки, на входе которой имеется конечномерное векторное пространство X , на выходе — конечномерное векторное пространство Y , а функциональный преобразователь осуществляет отображение $F : X \rightarrow Y$, при этом в силу неопределенности об операторе F известна лишь его принадлежность классу \mathcal{X} моделей, имеющих одинаковую структуру, т. е. определенный тип функциональной зависимости. Примерами таких классов являются графы [101, 112], конечные детерминированные [68, 106] и вероятностные [55] автоматы, а также традиционные математические

модели (дифференциальные и алгебраические выражения), представленные в виде сетей логических и функциональных элементов [81, 103, 184].

С целью упрощения изложения дальнейшего материала введем вспомогательное определение.

Пусть функция $x(t) \in X$ задана при $t \in T^\infty$, а функция $x_c(t) \in X$ задана при $t \in T_c \subset T$, и если $x(t) = x_c(t)$ при $t \in T_c$, то функция $x_c(t)$ называется сужением функции $x(t)$ на временном интервале T_c .

Рассмотрим формальную постановку задачи синтеза функционального преобразователя $F : X \rightarrow Y$ подсистемы приемника в условиях информативной неопределенности. В общем виде и при минимальной априорной ин-

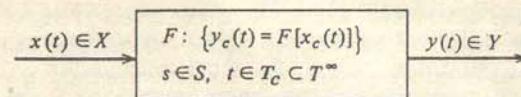


Рис. 2.1. Модель подсистемы обработки, описываемой преобразователем F со структурой s

формации она сводится к определению $F \in \mathcal{K}$, удовлетворяющему операторному уравнению:

$$y_c(t) = F[x_c(t)], \quad t \in T_c \subset T^\infty, \quad (2.1)$$

где $x_c(t)$ и $y_c(t)$ – сужения соответственно входной и выходной функций преобразователя F на временном интервале T_c . В такой общей постановке задача синтеза F включает случаи детерминированных и стохастических пространств X и Y , и поэтому – известные задачи восстановления зависимостей [44, 88], структурной идентификации объекта [24, 82], аппроксимации и экстраполяции данных [91, 92, 93, 94] и др. [136, 137]. Кроме того, задачи синтеза (а соответственно, и методы) можно классифицировать по типу параметра t (непрерывный, дискретный), по классам и т. д. В соответствии с актуальными задачами обработки, обсуждавшимися в разд. 1.2, и выявленными там особенностями будем далее классифицировать задачи синтеза по устранимым неопределенностям и реальным ситуациям, в которых эффективны методы синтеза.

В предположении, что неопределенность является параметрической и устраняется на основе информации, содержащейся в $x_c(t)$ и $y_c(t)$ при $t \in T_c$, уравнение (2.1) сводится к виду

$$y_c(t) = F[x_c(t), \xi], \quad \xi \in \Xi, \quad F \in \mathcal{K}_\xi, \quad (2.2)$$

где \mathcal{X}_ξ — класс моделей, имеющих одну структуру и отличающихся параметрами ξ , Ξ — совокупность параметров ξ (или параметрическое пространство в случае векторного параметра). Задача синтеза $F \in \mathcal{X}_\xi$ эффективно решается методами параметрической адаптивной идентификации [144, 179, 180], которыми определяется F на T_c , и последующей экстраполяцией найденного частного отображения F_c на $t \in T^\infty$ [91, 92]. При этом в случае детерминированных функций $x(t)$ и $y(t)$ широко используются разложения по ортонормированным функциям (полиномы Лягерра, полиномы Эрмита, ряд Тейлора, полиномы Чебышева, ряд Фурье), а в случае стационарных

случайных последовательностей – разложение Колмогорова–Винера и методы нелинейной фильтрации [91], а также разложение Карунена [154] при наличии необходимой информации. В целом такой подход основан на следующих предположениях: инвариантности преобразований, осуществляемых на T_c , преобразованиям на всем временном интервале T^∞ ; параметрической неопределенности неизвестных преобразований, описываемых оператором F ; устранимости параметрической неопределенности применяемым методом на основе имеющейся информации.

Первое предположение конкретизирует рассматриваемые реальные ситуации с точки зрения их изменчивости на всем временном интервале T^∞ . В детерминированном случае отмеченная инвариантность приводит к периодичности преобразований F на T^∞ , в вероятностном – к квазистационарности. Второе предположение еще более ограничивает совокупность рассматриваемых реальных ситуаций, характеризуя их степенью нашей информированности относительно описания оператора F . Это ограничение носит как объективный характер, так и, в отличие от предыдущего, – субъективный, поскольку выбор описания F осуществляется субъектом. Еще в большей степени субъективно третье предположение, необходимость и ограниченность которого диктуются выбранным описанием, а выполнимость обеспечивается применяемым методом, который разрабатывается субъектом. В настоящий момент более актуален класс задач синтеза преобразователей F в условиях непараметрической неопределенности, когда априори неизвестна структура F .

Структурный синтез преобразователя F предполагает до решения уравнения (2.2) отыскание структуры s из априори заданной совокупности S . С этой целью общая задача (2.1) доопределяется заданием критерия Q отбора требуемых решений, который выделяет преобразователи F^* с желаемыми свойствами выходных функций $y_Q^* \subset Y$. Тогда корректная запись (2.1) имеет вид

$$(\forall x_c \& y_c)(\exists s)(s \& F_s \Rightarrow (\exists y_Q^*)). \quad (2.3)$$

Нетрудно заметить, что эффективное решение данной задачи методами, обсуждаемыми далее, основывается на следующих предположениях: инвариантности преобразований F_s , осуществляемых на T_c , преобразованиям на интервале $T_c \subset T \subset T^\infty$; периодическом или апериодическом расширении сужений $x_c(t)$ и $y_c(t)$ на временные интервалы $T_c \subset T \subset T^\infty$; инвариантности преобразований, воспроизведенных последовательностью $\{F_{s_i}\}_1^\infty$, соответствующей последовательности расширений. В результате рассматриваемые реальные ситуации описываются априори задаваемым классом $\mathcal{X}_{\xi, s}$, т. е. совокупностями S и Ξ_S , покрывающими параметрическую и непараметрическую (структурную) неопределенности возобновляемого характера.

Анализ ранее обсуждающихся основных стратегий адаптивного подхода применительно к данным предположениям показывает, что в методах структурного адаптивного синтеза они получают развитие на основе базовой стратегии структуризации описания преобразователя F . Поэтому используются также стратегии оценок структур, обеспечивающие извлечение информации относительно структур. В совокупности со стратегиями относительно грамматеров это приводит к многопланности процесса синтеза и к необходимости применения стратегии многошагового управления [150].

Такой подход, направленный на эффективное решение выделенного класса задач синтеза, характеризуется рядом специфических черт, которые нашли отражение в работах многих авторов [144, 150, 154, 192] и отмечаются далее при обсуждении методов адаптивного структурного синтеза. Это необходимость реализации как линейных, так и нелинейных функциональных преобразователей; динамика структур моделей в зависимости от изменений помехо-сигнальных ситуаций; многовариантность синтезируемых структур, реализующих удовлетворительные желаемые свойства; отсутствие объективных количественных критериев оценки изменений структур синтезируемым моделям; вычислительная трудоемкость процесса структурного синтеза.

В связи с этим в последующий анализ включены методы структурного синтеза, покрывающие выделенный класс задач по перечисленным особенностям и одновременно относящиеся к проблеме, которая исследуется в данной работе: создание методов эффективного синтеза систем обработки в условиях неопределенности в сочетании с теоретической разработкой их программной и специпроцессорной реализаций на адекватной элементной базе.

Практически предметом обсуждения являются методы синтеза таких алгоритмов обработки, которые по меньшей мере реализуют в комплексе отмеченные ранее основные стратегии. Как неудовлетворяющие этому условию, остаются за пределами обзора методы формирования вероятностных преобразователей сигналов и вероятностных агрегативных моделей, структурные методы теории чувствительности, теории многосвязного регулирования и теории инвариантности, эвристические методы поиска решений в логико-лингвистических сетях, принятие решений в расплывчатых ситуациях и некоторые другие.

Обсуждение проведем на системах обработки с наиболее общей моделью решающей функции в виде сети из дискретных логических элементов, ориентированных на реализацию простыми булевыми, мажоритарными, пороговыми, нейроноподобными элементами, классификационное дерево, функциональные свойства и физическая реализация которых детально описаны в работе [30] и обсуждаются далее. Отметим, что с учетом стратегии коррекции структуры анализируются методы синтеза моделей с переменной структурой.

В дальнейшем для простоты изложения рассматриваются только двузначные элементы (иные случаи оговариваются), что соответствует синтезу решающих функций $r(x) \in \{0, 1\}$, $x = (x_1, \dots, x_m)$, $x_i \in \{0, 1\}$, $i = 1, m$, где m – длина двоичного кода (признаков) сигнала x . В этих условиях обучающая выборка представляется в виде частично определенной логической функции $F(x_1, \dots, x_n)$ двоичных признаков x_i , $i = 1, n$ входных сигналов, составляющих обучающую выборку.

Методы структурного синтеза дискретных сетей условно разбиваются на две группы: логические [15, 66, 67, 80, 186] и перцептронные [30, 124, 137, 144].

Логические методы синтеза. Задача структурного синтеза таких решающих систем (РС) ставится следующим образом: для заданной совокупности входных признаков $\{x_i\}$, $i = 1, n$ найти сеть, реализующую заданную функцию $F(x_1, \dots, x_n)$ на заданном наборе базисных логических элементов

с заданной конфигурацией связей между ними. Характеризуя логические методы структурного синтеза в целом, отметим, что задача синтеза сводится к задаче функциональной декомпозиции частично определенной логической функции на заданные подклассы логических функций, образующих полную систему и отвечающих базисным элементам. При таком подходе, опирающемся на достижения математической логики и элементной базы для вычислительной техники, традиционное развитие получило синтез логических функций в базисе $\{\vee, \wedge, \neg\}$, который заключается в составлении дизъюнктивной (или конъюнктивной) нормальной формы функции $F(x_1, \dots, x_n)$ и дальнейшей ее минимизации с целью получения минимальных и тупиковых форм записи [184]. Синтез сети элементов завершается созданием комбинационной схемы, которая состоит из элементов, реализующих базисные функции, входящие в декомпозицию заданной логической функции $F(x_1, \dots, x_n)$. Подобная реализация логических функций отличается большими размерами схем, разнообразием используемых функциональных элементов и явной неэкономичностью, так как при изменении заданной функции $F(x_1, \dots, x_n)$, характерном для условия неопределенности, требуется повторение всего процесса синтеза, начиная с решения задачи декомпозиции.

Отдельные из этих недостатков устраняются при использовании в качестве базисов других функционально полных систем логических функций: функций Шеффера, Пирса и т. п. [81]. Основной упор при этом делается на методы декомпозиции, основанные на процедурах перебора [66] и направленного поиска [15, 103], поэтому, оценивая сложность данных методов синтеза, целесообразно детально рассмотреть реализацию произвольной булевой функции в базисе полинома Жегалкина по модулю 2:

$$F = c_0 \oplus c_1 x_1 \oplus \dots \oplus c_n x_n \oplus c_{n+1} x_1 x_2 \oplus \dots \oplus c_m x_1 x_2 \dots x_n. \quad (2.4)$$

Известно [186], что коэффициенты c_i в разложении (2.4) выражаются через частные булевые производные функции F , которые используются для оценки c_i при синтезе РС в случае линейной F . При нелинейной функции F в работе [186] разработан метод синтеза двухрядной структуры. Первый ряд структуры синтезируется из элементов,рабатывающих на

выходе логические функции вида $f_k = \prod_{i=1}^k x_i$, а результирующий элемент второго ряда определяет требуемую функцию $F = \sum c_k f_k \bmod 2$.

Нетрудно заметить, что хотя и сокращаются размеры комбинационных схем и уменьшается разнообразие используемых элементов, данные логические методы синтеза, поскольку они основаны на громоздких процедурах поиска [186], решений булевых уравнений [15] трансформации переходных таблиц [66], требуют значительной памяти при их программной и аппаратурной реализации. Например, для запоминания только таблицы истинности размером $100 \times m$, где $n = 10$ – число исходных признаков, а $m = 2^n \times 0,01$ – область определения частично определенной булевой функции $F = (x_1, \dots, x_n)$, требуется память объемом 10^{26} кбайта. Кроме того, трудоемкий процесс синтеза является значительным препятствием при изменении заданной функции $F(x_1, \dots, x_n)$ или набора исходных при-

знаков, так как ориентирован на реализацию заданной логической функции.

Определенные возможности по преодолению этих недостатков лежат на пути использования многофункциональных элементов, приводящих к идеи синтеза однородных сетей в отличие от рассмотренных неоднородных сетей. Поскольку синтез сетей из многофункциональных логических модулей, реализованных на интегральных схемах, которые составлены из нескольких сотен или тысяч логических элементов, основан на традиционных методах булевой алгебры [81], то громоздкость и сложность используемых алгоритмов остается прежней. Поэтому больший интерес представляют методы синтеза распознавающих сетей на линейно-пороговых элементах (ЛПЭ), широко распространенных при программном исполнении методов и допускающих простую техническую реализацию микроэлектронными средствами [84, 85]. ЛПЭ полностью определяется набором весовых коэффициентов a_1, \dots, a_k – дробных и целочисленных, положительных и отрицательных, рациональных и иррациональных, а также порогом T . Существенным достоинством ЛПЭ является его многофункциональность, выражаяющаяся в том, что при различных значениях весов и порога на выходе реализуются булевые функции, называемые пороговыми. Однако функциональной полнотой, т. е. способностью реализации произвольной булевой функции при соответствующих значениях весов и порога, ЛПЭ не обладает [80]. Такое качество присуще лишь сети ЛПЭ и многопороговому ЛПЭ [67]. Известны [80] эквивалентные преобразования многопорогового элемента, представляющие его сетью однопороговых, и обратно, поэтому сложность синтеза сети ЛПЭ дает принципиальное представление также о синтезе многопороговых ЛПЭ.

Очевидная реализация сети ЛПЭ связана с представлением произвольной логической функции в виде дизъюнктивной (или конъюнктивной) нормальной формы. Синтезируемая сеть состоит при этом из не более чем 2^{k-1} элементов [81]. Число ЛПЭ в двухрядной сети можно уменьшить до $k + 1$ за счет настройки параметров отдельных ЛПЭ, т. е. многократного синтеза ЛПЭ.

Существующие методы синтеза ЛПЭ детально обсуждаются в работе [41]. Отметим здесь лишь, что наиболее эффективные из них: метод минимизации функционала [66] и метод таблиц пороговых функций [67, 80] требуют программного блока настройки и имеют ряд ограничений. Первый метод ограничен возможностями современных ЭВМ по решению функциональных уравнений и вычислению обратных матриц, а второй – большой памятью, требуемой для хранения характеристических векторов, и числом входных признаков ($k \leq 7$).

В результате синтез сетей из ЛПЭ сопряжен не только с громоздкими вычислительными процедурами, но и со специфическим требованием [80] равенства числа входов каждого ЛПЭ числу входных признаков. Более того, известно, что не существует логически полной двухрядной сети из ЛПЭ, если максимальное число связей элементов первого ряда меньше, чем число входных признаков. В то же время ориентация на спецпроцессорную реализацию сетей из ЛПЭ требует методов синтеза из элементов с произвольным, но ограниченным числом входов. В работе [39] показано, что преодоление этого специфического ограничения возможно на пути

увеличения рядности синтезируемой структуры. Таким образом, на пути увеличения рядности синтезируемой структуры возможно устранение отдельных недостатков используемых методов синтеза сетей ЛПЭ.

Оценивая в целом методы синтеза, основанные на декомпозиции логических функций, необходимо отметить, что программная и спецпроцессорная их реализации сталкиваются с рядом трудностей принципиального характера: громоздкие вычислительные операции, большие объемы памяти, что значительно удлиняет время процессов обучения и получения решения.

Проведенный анализ логических методов синтеза позволяет выявить две перспективные тенденции их развития. Одна связана с созданием однородных сетей из элементов со сложным функционированием, другая — с увеличением рядности синтезируемых структур. К тому же однородные структуры облегчают моделирование, проектирование, технологию, обслуживание, обеспечивают высокую надежность. Поэтому проанализируем в дальнейшем имеющиеся методы синтеза многорядных распознавающих систем (МРС) из однотипных элементов.

Перцептронные методы синтеза многорядных сетей. Исторически первой многорядной (больше 2 рядов элементов) системой является широко известный перцептрон Розенблatta [152]. Хотя перцептрон был задуман автором как многорядная (многослойная) модель восприятия, теоретически исследован лишь трехрядный перцептрон, состоящий из сенсорных S -элементов рецепторного поля (первый ряд), из преобразующих (ассоциативных) A -элементов (второй ряд), из реагирующих (результатирующих) R -элементов (третий ряд). В настоящий момент трехрядный перцептрон хорошо изучен теоретически, с помощью моделирования на ЭВМ и путем аппаратурной реализации [137]. Установлена эффективность перцептрона лишь при синтезе линейных решающих правил, однако и в этих условиях его реализации требует слишком большого числа A -элементов и значительного времени обучения.

В синтезе перцептроном того или иного решающего правила $R(X)$ большое значение имеют $S-A$ -связи. Действительно, в конечном счете распознавание осуществляется по системе обобщенных признаков, реализуемых A -элементами и являющихся пороговыми функциями $f_j(X)$ от комбинаторного набора X первичных признаков, т. е. от S -элементов, с которыми связаны A -элементы. Понятно, что каждой конкретной совокупности распознаваемых классов присуща своя эффективная система $\Phi: \{f_1(X), \dots, f_m(X)\}$ обобщенных признаков, которую практически невозможно установить однократным случайным выбором $S-A$ -связей, как это происходит в перцептроне. Поэтому Л.А. Растигириним и А.Б. Глазом [69, 144] была предложена адаптация $S-A$ -связей к конкретной задаче распознавания на основе алгоритмов случайного поиска.

Экспериментальное (моделированием на ЭВМ) исследование такого перцептрона показывает, что адаптация $S-A$ -связей позволяет создавать оптимальное решающее правило $R_{\text{опт}}(X)$, если оно представимо в пар-

метрируемом виде через систему $\Phi(X)$, т. е. если $R_{\text{опт}}(X) = \text{sgn} \sum_{j=1}^m v_j f_j(X)$.

В противном случае в работе [144] предлагается использовать метод мно-

гомерной линейной экстраполяции для синтеза системы $\Phi(X)$ либо процедуру группового принятия решения по результатам голосования нескольких трехрядных перцептронов с различной структурой связей. Не задерживаясь на обсуждении достоинств и недостатков этих подходов, отметим несомненную сложность их программной и аппаратурной реализации, предполагающей наличие эффективного вычислительного устройства либо многократное исполнение трехрядного перцептрона.

Иной подход к созданию эффективной системы $\Phi(X)$ используется А.Г. Ивахненко, который предложил многорядную реализацию перцептрона [91, 137]. В основу положен метод группового учета аргумента (МГУА), который воспроизводит схему массовой селекции: формируются усложняющиеся из ряда в ряд комбинации признаков и пороговым образом отбираются лучшие из них. При этом обеспечивается постепенное усложнение системы признаков $\Phi(X)$ по заданной опорной функции: квадратичному или линейному полиному, дробнополиномиальной функции, формулам теории статистических решений. Обычно используются опорные функции от двух переменных, ибо увеличение числа переменных существенно увеличивает число операций при подборе по обучающей выборке коэффициентов частных описаний (элементов структуры), из которых далее осуществляется селекция наиболее эффективных на проверочной выборке. Именно эти отобранные частные описания составляют ряд структуры и участвуют в синтезе следующего ряда, обеспечивая увеличение сложности синтезируемого решающего правила. Вероятность ошибочного распознавания, как функции числа рядов, имеет монотонный характер, достигая минимума при некотором оптимальном значении, на котором синтез многорядной структуры заканчивается.

В отличие от трехрядного перцептрона эффективность данного метода синтеза объясняется созданием адекватных по сложности решающих правил и наличием сильных экстраполирующих свойств, появляющихся в результате применения многокритериального отбора. Одновременно отметим значительную вычислительную трудоемкость метода группового учета аргумента и в связи с этим отсутствие возможности гибкой перестройки решающего правила (структуре распознавающей сети и ее состава) в случае динамики распознаваемых классов. Этот вывод наглядно подтверждается аппаратурной реализацией в виде системы "Гиперкомп-80" [30], в состав которой входит мини-ЭВМ, осуществляющая случайный поиск сочетаний признаков, решение системы гауссовых уравнений и пороговый отбор.

Практически те же трудности реализации, в том числе на основе микроЭлектронной базы, связанные с подключением специального программного вычислительного устройства для обучения распознавающей сети элементов, характерны для алгоритма последовательного синтеза МРС, который разработан А.И. Галушкиным [67]. Опирающемуся на идеологию перцептронов и логические методы синтеза ЛПЭ и сетей из ЛПЭ, этому алгоритму присущи практически все отмеченные недостатки и в особенности трудности реализации (как программной, так и спецпроцессорной).

Изложенные методы структурного синтеза решающих систем проанализированы по использованию механизмов перестройки структуры решающих функций и тем самым по ширине класса \mathcal{X}_S решающих функций, реализуемых многорядными структурами [39, 40]. Результаты сравни-

Таблица 2.1. Использование параметров перестройки структуры при синтезе решающих моделей перцептронными методами

Параметр структурных изменений	Алгоритм			
	Перцептрон Розенблатта	Многорядный перцептрон по МГУА	Перцептрон с адаптивными (S-A)-связями	Последовательный синтез многорядных РС
Число рядов в структуре	Фиксировано	Подбирается	Фиксировано	Подбирается
Число элементов в ряде	То же	Фиксировано	То же	То же
Матрица связей между элементами структуры	Фиксирована	Фиксирована	Изменяется	Фиксирована
Число связей на отдельный элемент	Изменяется	Фиксировано	Фиксировано	Фиксировано

тельного анализа приведены в табл. 2.1. Нетрудно заметить, что используются лишь отдельные структурные преобразования и тем самым ограничиваются возможности синтеза решающих функций, адекватных реальным условиям. В частности, эти ограничения являются препятствием на пути синтеза нелинейных решающих функций, линейная аппроксимация которых не всегда удовлетворительна и приводит к снижению эффективности обработки. Однако при решении конкретных и довольно сложных реальных задач описанными методами продемонстрирована сравнительная эффективность использования отдельных механизмов перестройки структуры сети в процессе обучения и адаптации. Поэтому становится актуальным разработать метод структурного синтеза моделей в условиях непараметрической неопределенности, использующий все выявленные механизмы структурных перестроек. Решению этой проблемы на основе эволюционного моделирования посвящены последующие главы.

2.2. СПЕЦПРОЦЕССОРНЫЕ И АППАРАТНЫЕ СРЕДСТВА МОДЕЛИРОВАНИЯ

Потребности практики в повышении эффективности обработки определенного (того или иного) типа информации (научной, технической, экономической и т. д.) привели к появлению специализированных вычислительных систем — спецпроцессоров. Такие системы реализуются в виде многомашинных вычислительных комплексов (ММВК), многопроцессорных систем (МПВК), сети нейроподобных элементов (мажоритарных, пороговых, формальных нейронов и т. д.). Они отличаются общей архитектурой, составом функциональных устройств, объемом и организацией памяти, организацией управления [102, 114, 161]. За счет распараллеливания вычислительного процесса в соответствии с графом-структурой решаемой задачи и набором аппаратных средств при этом обеспечивается более высокая скорость обработки информации (производительность).

Рассмотрим принципиальные возможности таких систем как специализированных средств реализации моделей с переменной структурой.

Многомашинный вычислительный комплекс состоит обычно из нескольких однотипных ЭВМ, каждая из которых включает центральный процессор, каналы связей, внешние устройства, операционную систему. ММВК различаются в основном типом связей между ЭВМ, которые осуществляются через внешнюю память, либо через общую оперативную память, либо по каналам ввода-вывода, либо через канал управления по прямой связи процессоров [114]. Обычно значительная часть информации, которой обмениваются ЭВМ, передается через супервизор, отвлекая его от основных функций управления. В результате происходит прерывание процесса обмена информацией, которое приводит к неполной загруженности вычислительных устройств комплекса.

Порождается проблема синхронизации отдельных машин и их операционных систем, а также проблема реализации дополнительных потоков межмашинного обмена информацией. Кроме того, оперативное запоминающее устройство и внешняя память центрального вычислителя неравномерно используются во времени, а сложность программных модулей управления приводит к снижению надежности вычислительных процессов.

Ряд недостатков ММВК в значительной мере преодолевается в МПВК. Например, в японском проекте создания ЭВМ пятого поколения делается упор на разработку МПВК, включающих процессоры с четко выраженной специализацией: матричные, символьные, БПФ, векторные, управления базами данных и т.п. [141, 158, 183]. Известные МПВК различаются типом управления: централизованные и децентрализованные (распределенные и сильно распределенные системы).

В контуре управления централизованного МПВК используется специально выделенный процессор, обычно микроЭВМ, который управляет несколькими арифметико-логическими процессорами, имеющими небольшую собственную память. Обновление данных и инструкций производится управляемым устройством из общей памяти путем рассылки информатико-логическим процессорам векторов-инструкций длиной, равной числу этих процессоров [114]. Процессоры могут работать независимо (мультипроцессорная система) либо выполнять одинаковые операции над различными входными данными (векторизованные системы).

Производительность МПВК ограничена глубиной параллелизма смежных операций в реализуемом алгоритме [54, 64, 77, 114]. Для большинства алгоритмов он невелик, и, поэтому нет смысла иметь большое число процессоров, а следует реализовать эффективную конвейерную обработку в каждом отдельном процессоре, переключив устройство управления в основном на решение задачи загрузки конвейеров [54, 108, 114, 159]. Однако в МПВК с общим управлением осуществить полную загрузку конвейеров малоизменно из-за выполнения почти всех функций управления центральным управляющим процессором.

В децентрализованных МПВК требования к техническим характеристикам микропроцессоров снижаются, максимально учитывается специфика алгоритмов, упрощается работа отдельных узлов, эксплуатация, увеличивается надежность работы [12, 159]. За счет большего распараллеливания алгоритмов, выделения и реализации типовых вычислительных процедур

(базовых операций) возможности моделирования в таких МПВК безусловно возрастают. Этим объясняется возросший интерес к сильно распределенным вычислительным системам: матричным, векторным, систолическим и волновым процессорам, сетям нейроподобных, пороговых и логических элементов [74, 75, 109, 120, 127, 140, 171].

Известны техническое, структурно-аппаратное и программно-аппаратное решения типовых вычислительных процедур [54]. Наибольшее распространение в настоящий момент получили программно- и структурно-аппаратное решения, что в целом обеспечивает тенденцию перехода к проблемно- и функционально-ориентированным специализированным устройствам.

С усложнением алгоритмов моделирования при создании спецпроцессоров начинают превалировать проблемы управления и работы с памятью (обмена) [54, 135, 159]. В связи с этим, а также с ориентацией на современную микроэлектронную интегральную технологию, более перспективны технические решения, предполагающие использование быстродействующей элементной базы, массивно-параллельные вычисления и т.п. В наибольшей степени эта тенденция проявляется в проекте создания компьютеров 6-го поколения [2, 75, 120, 127]. Проблематика нейрокомпьютеров или искусственных нейронных систем заняла за рубежом в последние годы весьма значительное место. В отношении развития и использования нейрокомпьютеров выделяются три основных направления: решение задач искусственного интеллекта, решение трудноразрешимых вычислительных задач, моделирование структур мозга [191]. Функциональные возможности нейроподобных элементов проанализированы нами в работе [30] и частично отражены в гл. 8. Решению задач искусственного интеллекта в сети элементов, синтезируемой средствами эволюционного моделирования, посвящена гл. 9.

Суперкомпьютеры в значительной степени являются проблемно-ориентированными ЭВМ. Так компьютеры Cray наиболее эффективны при решении задач аэро- и гидродинамики (уравнения диффузии, турбулентности и т.д.). Грубый подсчет показывает, что для таких систем трехмерных уравнений требуется быстродействие до 10^9 оп/с и более. Между тем до 90% арифметических операций в уравнениях в частных производных являются векторными и прекрасно конвейеризуются [54, 114].

При реализации же других алгоритмов, содержащих поисковые процедуры, процедуры отбора, множество условных переходов, эффективность использования имеющихся функциональных устройств резко падает. В ЭВМ серии Cray производительность при решении разноплановых задач в 40–50 раз ниже, чем при решении уравнений в частных производных [114].

Проведенный краткий анализ существующих аппаратных средств моделирования показывает, что хотя на их основе и возможна реализация алгоритмов синтеза сетей с переменной структурой, однако создание вычислительных структур (в первую очередь – памяти и управления), полностью адекватных алгоритмам структурного синтеза, затруднительно. Наиболее подходящими являются МПВК с распределенной системой управления. Однако для реализации алгоритмов структурного синтеза дополнительно требуется, по крайней мере, создание специальной параллельной системы коммутации. Далее будут рассмотрены проекты спецпроцессоров для реализации эволюционных алгоритмов предсказания и идентификации.

ГЛАВА 3

ЭВОИНФОРМАТИКА КАК ЭЛЕМЕНТ ИНФОРМАТИКИ

3.1. НОВЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ И ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ

В начале 80-х годов осуществился переход от ЭВМ как инструмента обработки данных к технологическим (индустриальным) системам обработки информации на базе ЭВМ. Это произошло в результате качественного изменения роли вычислительной техники в научно-технической практике человеческого общества. Действительно, долгие годы ЭВМ использовались для осуществления трудоемкого процесса вычислений в различных областях человеческой деятельности. Создаваемые при этом программы воплощали комплекс инженерных и научных знаний, обеспечивающих эффективный сбор и переработку числовой информации. Таким образом, в виде компьютерных программ реализовались те или иные технологии обработки данных – вычислительные технологии. Однако затем языки программирования высокого уровня, развитые операционные системы, методы управления базами данных и диалоговые средства общения человека с ЭВМ создали основу существенного развития вычислительных технологий, превратив их в сложные программно-машинные комплексы. Стимулирующую роль при этом в создании собственно аппаратных средств ЭВМ сыграли также достижения микроэлектроники, в частности технология сверхбольших интегральных схем и разработка интерфейсных устройств.

В результате в последнее десятилетие широкое распространение получили информационно-измерительные системы, измерительно-вычислительные комплексы, функционально-ориентированные системы автоматизации в различных областях человеческой практики: в управлении производством (АСУ) и технологическими процессами (АСУТП), в проектировании (САПР), в научных исследованиях (АСНИ).

Примечательно то, что ориентация на прикладную область выявила общую тенденцию развития и совершенствования не только вычислительных технологий, но и увеличения доли автоматизации информационно-перерабатывающих технологий, отражающих специфику среды применения ЭВМ. Стало очевидно, что эффективность применения вычислительных технологий в той или иной области социальной практики в значительной мере определяется оснащенностью их средствами "встраивания" в эту область. Таким образом, сформировалось понятие об информационных технологиях, включающих, с одной стороны, вычислительные технологии, а с другой, – человеко-машинные технологии "встраивания" в информационную среду [139]. Происшедшее на этой основе выявление проблематики и прикладной области и привело в конечном счете к появлению информатики как особой "науки, изучающей фундаментальные свойства, структуру, функции автоматизированных информационных систем, а также основы их проектирования, создания, оценки, использования и воздействия на различные области социальной практики" [142].

К первоначальным относятся определения информатики, данные академиком А.А. Самарским [153] как триединства модель–алгоритм–про-

граммой и академиком А.А. Дороднициным как единство алгоритмических, программных и аппаратных средств. Тем самым, с одной стороны, подчеркивается, что главный элемент информатики – это вычислительная технология, которая и определяется комплексом из трех компонент. Именно вычислительная технология задает воздействия на информационную среду области применения, преобразует эту среду, вычленяя информационные потоки, технологизируя имеющиеся знания и навыки конкретной прикладной деятельности. С другой стороны, прикладная область, поставленные ею задачи, информационная оснащенность и т.п. ставят проблему наделения вычислительной технологии в целом, вплоть до алгоритма или модели, необходимыми характеристиками, свойствами и возможностями. Вид таких характеристик, как показывает опыт [153], определяется в информатике исходя из общих черт решаемых задач, "проблемной ориентируемости" и требований пользователя.

Например, при проведении вычислительного эксперимента в физических исследованиях [59] от экспериментатора требуется высокий уровень профессиональных знаний, возможностей штатного программного обеспечения и умение эффективно их использовать. Так, только при использовании расчетной программы необходимо учитывать состав и особенности версий расчетных комплексов, функционально-эксплуатационные характеристики отдельных программ, спецификации параметров этих программ, значения управляющих параметров и т.п. В связи со сложностью этих действий потребовалась разработка специализированных программных средств, обеспечивающих удобный доступ к "вычислительным услугам" и требующих от экспериментатора минимальной профессионально-программистской подготовки. Требуемое специализированное программное обеспечение разработано в виде программной системы, проблемно-ориентированной на задачи газовой динамики, магнитной и радиационной газовой динамики с учетом различных физических процессов [59, 153]. Специфика задач этой прикладной области проявляется в основном в многомодельности и много-вариантности из-за наличия совокупности адекватных физических приближений и математических моделей, эффективных вычислительных методов и алгоритмов. Поэтому в данном случае ядром разработки программной системы явились развитые системные средства, позволяющие организовать вычислительный процесс при минимальных профессиональных навыках программирования.

Состав информационных технологий, создаваемых таким образом, отражен на рис. 3.1. Здесь интерфейс, являющийся программным продуктом, обеспечивает диалог пользователя в требуемом объеме, включая запросы к базе данных, а также транслирует требования пользователя в математическую модель и затем в программу. Именно на последнем этапе развитые системные средства позволяют для заранее определенного набора математических моделей автоматически генерировать требуемую программу из имеющейся библиотеки прикладных программ или ориентированных программных модулей. В результате обеспечивается "встраивание" вычислительных технологий – пакетов прикладных программ в информационную технологию и соответствующую прикладную область.

В менее формализованных прикладных областях стоит задача создания новых информационных технологий [75, 139, 141, 142, 153, 158, 183],

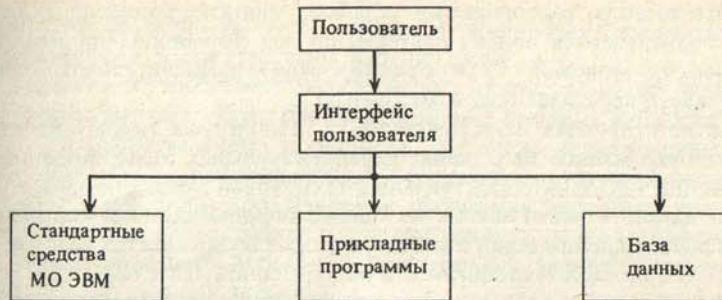


Рис. 3.1. Схема традиционной информационной технологии



Рис. 3.2. Схема новой информационной технологии

принципиальная схема которых приведена на рис. 3.2. Здесь интерфейс предполагает развитые средства общения пользователя с ЭВМ на уровне естественного языка и позволяет осуществлять запросы данных и знаний. Основная роль по "встраиванию" вычислительных технологий в информационную среду осуществляется программно-аппаратными средствами, реализующими функции супервизора, формирования базы знаний, формирования математической модели и генерации программ. Поэтому требования к "встраиванию" вычислительных технологий существенно увеличиваются и предполагают следующее: 1) работу с неполными, фрагментарными субъективными данными, 2) оперирование ненадежными, противоречивыми и слабоструктуризованными знаниями, 3) синтез решений и правил (моделей) на обновляемых данных, 4) понимание естественного языка пользователя, 5) эффективную интерпретацию информации: получение ло-

гического вывода, распознавание образов, принятие решений, 6) осуществление обучающегося поиска альтернатив при формировании знания и математических моделей, 7) координирование вычислительного процесса, включающего перечисленные компоненты.

В соответствующих информационных технологиях ядром является знание, ориентированное на решение интеллектуальных задач. Можно считать, что функции таких интеллектуальных технологий заключаются в абстрагировании какой-то части знания из общей информационной картины мира, а затем в порождении нового знания, которое возвращается человеку-пользователю в виде метатехнологии для определенной деятельности.

Таким образом, в последние годы перед специалистами в области информатики поставлена задача создания новых информационных технологий, называемых интеллектуальными, и, соответственно, новых вычислительных технологий, т.е. технологий обработки знаний с функциями искусственного интеллекта [139, 141, 158, 183], обеспечивающими "гибкость", "встраиваемость в среду". В историческом разрезе к выполнению социального заказа на эти задачи наиболее близки работы по искусственному интеллекту [134, 140], гибкость компьютерных программ которого достигалась за счет оперирования символами в соответствии с "внутренней моделью мира". Последняя формировалась путем обращения к эвристикам (интуитивное знание), а не по законам математической аксиоматики, принудительно структурировалась и в таком виде закладывалась в память ЭВМ.

Долгое время работы по искусственному интеллекту велись в основном по двум направлениям. Первое – связано с вскрытием алгоритмов интеллектуального поведения человека (эвристик) при деятельности в строго определенных ситуациях: игры, решение задач и т.п. [78, 110, 134]. В разработках по второму направлению, продолжающихся около четырех десятилетий, начиная с работы [1], осуществляются попытки воспроизвести функционирование мозга и нервной системы человека в виде "нейронных сетей" [24, 109, 127, 140, 142, 152, 176, 177]. Моделирование конкретных аспектов переработки информации человеком, безусловно, сыграло свою положительную роль, поскольку привело к более полному пониманию общих механизмов решения задач, обработки языковых конструкций, получения логических выводов на основе дедукции, восприятия и распознавания образов, обучения различного типа и хранения информации.

В результате практической направленности исследований по искусственному интеллекту в последние годы выделилась "совокупность методов и систем манипулирования знаниями" [141] с целью передачи знания от эксперта-человека искусственной системе, получившая название "инженерия знаний". На этом пути созданы экспертные системы для задач медицинской диагностики, геологической разведки, органической химии, проектирования и обнаружения неисправностей электронных устройств и т.п. [183]. Они являются интеллектуальными вычислительными технологиями, поскольку базируются на развитии идей искусственного интеллекта по совершенствованию формальных методов эвристического поиска и форм представления знаний с учетом их функций, а также корректировки баз знаний в процессе работы с пользователем [75]. Однако выявились и так называемые "узкие места" встраивания экспертных систем в слабоструктурированную информационную среду: проблема извлечения знания у

эксперта, предзданность баз знаний, противоречия специализированности и универсальности стратегий решения задач.

Возвращаясь к требуемой метатехнологичности, нетрудно понять, что этими моментами обозначаются определенные границы гибкости существующих интеллектуальных технологий. В плане перечисленных выше требований к новым вычислительным технологиям подчеркивается значимость адаптивных форм представления знаний как неполных, так и разновидностей или субъективных, а также использование механизмов обучения, обеспечивающего переход к предметному знанию в тех областях, которые недоступны для эксперта.

По нашему мнению, "внутренняя" потребность в такой вычислительной технологии установлена в гл. 1 при анализе проблем решения актуальных задач обработки информации – это фрагментарность данных, отсутствие достаточно полной априорной информации, ее субъективность, т.е. информативная неопределенность (по терминологии, принятой в данной работе). Кроме того, выявлена ключевая роль процесса порождения моделей в требуемой новой вычислительной технологии, которая в отличие от имеющихся использует установленные стратегии получения нового знания и опирается на структуризацию моделей.

Внешней причиной появления алгоритмических, программных и аппаратных средств новой вычислительной технологии, входящих в эволюционную информатику, явились успехи программирования, микроэлектроники и метода эволюционного моделирования.

3.2. МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ПРЕДПОСЫЛКИ ЭВОЛЮЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Как следует из изложенного в гл. 1 материала, основные проблемы при решении задач обработки сигналов в конкретных системах радиоприема непосредственно связаны с понижением эффективности адаптивных алгоритмов обработки, основанных на параметризации неопределенностей, в условиях, когда параметризуемые представления громоздки либо неадекватны реальности. В связи с этим в данной работе разрабатывается метод адаптивного синтеза моделей, описывающих непараметрические неопределенностии, метод, который реализует еще незадействованные механизмы повышения эффективности, выявленные ранее при конкретном анализе адаптивных алгоритмов.

Методологически развивающий здесь подход основан на известных работах Л. Фогеля, А. Оуэнса, М. Уолша [176], Я.З. Цыпкина [179], А.Г. Ивахненко [91, 92], Л.А. Растрогина [144, 147], в которых расширение возможностей систем по обработке информации связывается с включением дополнительных механизмов (свойств, принципов), реализуемых алгоритмами обработки. Постепенное усложнение реального объекта и адекватной ему модели, связанное с возрастанием степени неопределенности, привело в этих работах к рассмотрению обучающихся, адаптивных и самоорганизующихся систем, которые работают в условиях принципиально неустранимой информативной неопределенности, называемой также "возобновляемой". Детально процесс включения соответствующих механизмов обработки информации прослеживается нами в работах [23, 24].

Термин "самоорганизующаяся система", как известно, был введен У.Р. Эшби в 1947 г. Долгое время практиковались различные понимания самоорганизации системы, расшифровывающие общее представление способности системы улучшать свою организацию. В ранних работах под организацией системы понималась совокупность связей между большим числом функциональных элементов, определяющая функционирование системы в целом, тем самым подчеркивался структурный аспект системы. В настоящий момент понятие "организованность" системы эффективно определяется через энтропию, а понятие самоорганизации трактуется как "способность системы к стабилизации некоторых параметров посредством направленной упорядоченности ее структурных и функциональных отношений с целью противостоять энтропийным факторам среды" [119]. Математической мерой организации может служить величина, обратная энтропии, или любая другая мера избыточности информации, функциональной избыточности или информационной сложности. С ранних работ по настоящее время метод самоорганизации практически оформился как система различных регулятивных принципов, т.е. реализуемых в системе требований, которые регулируют функционирование системы и определяют ее свойства. Так, указанными ранее авторами отмечаются следующие свойства: постоянное взаимодействие с внешней средой, обеспечивающее поступление информации, достаточной для "выживания"; непременное наличие стохастической (индетерминированной) части в соответствии с принципом адекватности; большая степень структурной и функциональной избыточности; иерархия организации и, как следствие, многообразие задач, решаемых на различных уровнях иерархической организации. Анализ совокупности принципов показывает, что на их основе реализуются различные комбинации стратегий из числа указанных далее в табл. 3.1.

Как нетрудно заметить, адаптивные системы являются простейшими моделями самоорганизующихся систем, поскольку [25] процессы обучения, самообучения, адаптации включаются в понятие "самоорганизация". В связи с этим развиваемый авторами подход конструктивно основан на понимании самоорганизации как процесса управления многошаговым процессом принятия решения (в работах В.Г. Репина, Г.П. Тартаковского [150]) и как процесса многорядной селекции (отбора) решения (в работах А.Г. Ивахненко [91]). Детальный анализ современного состояния самоорганизации в технических системах читатель найдет в работе М.А. Ракова и В.Л. Кузнецовой [113].

Примером наиболее сложных систем, возникающих в процессе самоорганизации, являются биологические системы. Именно поэтому внимание исследователей давно привлекают механизмы, приводящие к возникновению тех или иных свойств у биологических систем и объектов в процессе эволюции [70, 119, 176]. Конкретные применения подобных механизмов с целью формирования организованной структуры, свойства адаптивности и предсказательного поведения подробно обсуждаются в работе [24].

Основной тезис развивающегося здесь подхода, названного в [176] эволюционным моделированием, – это "заменить процесс моделирования сложного объекта моделированием его эволюции" [175]. Он направлен на применение механизмов естественной эволюции при синтезе сложных систем обработки информации. Известно, что идея развития живой природы была

Таблица 3.1. Эволюционная стратегия поиска

ЦЕЛЬ: минимизация $f(x), x \in X^q, q = 1, 2, 3, \dots$

НАСЛЕДСТВЕННАЯ ИЗМЕНЧИВОСТЬ:

популяция – совокупность $\{x_1, \dots, x_j, \dots, x_l\}$;

размножение – $x_{ji} = x_j + \xi_{ji}, i = 1, k_j, j = 1, l$.

СОРЕВНОВАНИЕ: по значениям $f(x_{ji})$.

ОТБОР: N штук с вероятностью по значениям $f(x)$.

выдвинута и разрабатывалась с античных времен (VII–VI вв. до н.э.), а термин "эволюция" в ограниченном смысле, касающемся только смены поколений организмов, широко использовался уже в XVII в. С появлением учения Дарвина в 1859 г. термин "эволюция" приобретает современное толкование: "биологическая эволюция – историческое развитие организмов" (БСЭ, 3-е изд.). В рамках естественнонаучной картины мира в настоящий момент можно говорить о нескольких взаимосвязанных и соподчиненных понятиях эволюции. Наиболее общим из них, применимым практически во всей области природы (живой и неживой), следует считать понятие эволюции как необратимого изменения структуры природных объектов.

В своей теории происхождения видов Ч. Дарвин открыл и обосновал основной закон развития органического мира, охарактеризовав его взаимодействием трех следующих факторов: наследственной (но им неопределенной) изменчивости, борьбы за существование (в широком метафорическом понимании) и естественного отбора. Дарвинская теория основана на логическом анализе многообразных форм приспособления организмов к условиям среды, хотя во времена ее возникновения еще не было экспериментальных данных, подтвердивших наличие естественного отбора и выявивших его конкретные формы. Лишь в XX в. на базе возникновения и развития генетики, анализа форм организации видов, создания популяционно-генетической теории произошли углубление и конкретизация дарвиновских факторов. В результате одним из крупнейших современных эволюционистов, нашим соотечественником И.И. Шмальгаузеном были выделены следующие необходимые и достаточные условия, определяющие неизбежность эволюции [182]:

1) наследственная изменчивость, т.е. мутирование, как предпосылка эволюции, ее материал;

2) борьба за существование как контролирующий и направляющий факторы;

3) естественный отбор как преобразующий фактор.

В работах И.И. Шмальгаузена и его школы проведена конкретизация названных факторов, учитывающая многообразие форм их проявления, их взаимосвязей и взаимовлияния. В какой-то мере этот современный взгляд иллюстрируется рис. 3.3. Главные факторы здесь выделены пунктирной линией, указаны некоторые конкретные формы проявления борьбы за существование, отражена их непосредственная связь со средой обитания, сопротивление которой в ответ на активность особей приводит к



Рис. 3.3. Взаимодействие факторов эволюции

элиминации (гибели) одних и естественному отбору других особей. В отличие от классического дарвинизма в учении об истоках эволюционных преобразований современная теория эволюции базируется на теории общей и популяционной генетики. В данной схеме это отражено наличием блока "изменение генетического состава популяции", реализующим один из главных факторов эволюции — наследственную изменчивость. Остановимся на нем более подробно.

Элементарным объектом эволюции, как известно, является популяция — сообщество свободно скрещивающихся особей. Именно в популяциях происходят так называемые микрэволюционные процессы, заключающиеся в изменениях генофонда популяции, ведущих к ее обособлению. Преобразования генетического состава популяции происходят под действием четырех элементарных эволюционных факторов, указанных на обобщенной схеме рис. 3.3. Резкие (внезапные) структурные или функциональные изменения в генах, хромосомах, геномах и других воспроизводимых единицах называют мутациями, если они приводят к наследственному изменению какого-либо фенотипического признака особи. Именно мутационный процесс дает начало новым формам, которые являются предпосылкой видообразования. При этом роль отдельной мутации далеко не проста, ибо мутации случайны в том смысле, что не направлены в сторону какого-либо определенного состояния приспособленности данной особи. Известно деление мутаций по действию и степени вредности. Однако вредность мутаций относительна, более того, если отдельно взятая мутация вредна, то в комбинации с другими возможна нейтрализация вредного влияния друг друга, что может привести к возникновению новых свойств особи положительного характера. С другой стороны процесс эволюции, вообще говоря, не сводится к простому суммированию мутаций или даже их комбинированию. "... источником эволюционных изменений является не наследственная изменчивость сама по себе, не процесс мутирования, а несколько процессов — мутирование, комбинирование мутаций и их накопление в популяции" [119]. Таким образом, мутационный процесс очень сложен и долго будет служить источниками

плодотворных идей при моделировании механизмов естественной эволюции. В преобразованиях генофонда популяции участвуют также геноны соседних популяций за счет миграции их особей. Генофонд небольшой популяции очень чувствителен к случайным изменениям из поколения в поколение частот генотипов, вызывающих проявление альтернативных признаков (так называемые "популяционные волны" или "дрейф генов").

Выделенные процессы преобразования генофонда популяции происходят под направляющим влиянием естественного отбора. На популяционно-генетическом уровне последний приравнивается к дифференциальному размножению альтернативных форм генов, генотипов и других воспроизводимых единиц. Однако в основе селективного преимущества лежит фенотипический признак, т.е. морфофизиологическая структура особи. Это означает, как писал И.И. Шмальгаузен, что "имеет определенное творческое значение лишь индивидуальный естественный отбор, основанный на соревновании особей внутри группы". Элиминация одних особей влечет за собой естественный отбор остальных из данной популяции, т.е. естественный отбор — это обратная сторона элиминации. При этом отбор гораздо менее эффективен, если фенотипические признаки в значительной мере формируются геном. Проблема естественного отбора как преобразующего механизма эволюции достаточно глубоко разработана советскими и зарубежными учеными, введены различные формы его в зависимости от выполняемой роли в эволюции. Через естественный отбор эволюционные процессы, отраженные на рис. 3.3, тесно связаны с процессами, происходящими на популяционном и биоценотическом уровнях.

Итак, наследственная изменчивость, борьба за существование, отбор — главные факторы эволюции по основной схеме. Необычайная сложность их взаимного влияния, многообразие форм проявления позволяют конкретизировать эти факторы через составляющие компоненты с различной степенью детализации. В значительной мере этим объясняется большое количество схем эволюции, выдвигаемых специалистами-биологами на основе фактов, выявляющих те или иные условия реализации главных факторов. Неудивительно поэтому существование еще большего числа вариантов имитации механизмов эволюции при их моделировании. Во многих схемах моделирования к тому же используются не все главные факторы.

Интенсивное развитие биологической науки в последние десятилетия привело к появлению различных точек зрения на эволюционные механизмы, отличающихся акцентами на компоненты эволюционного процесса. Конечно же, эволюция биологических объектов — сложный процесс, не сводящийся к простому суммированию отдельных составляющих, многие из которых не исследованы в должной мере. Однако целью данной работы не является создание адекватной модели эволюции живого. Решение подобной задачи возможно только на основе комплексной работы эволюционистов, генетиков, с одной стороны, и математиков и других специалистов — с другой. В данной работе взяты лишь три ключевых момента в процессе эволюции, наличие которых признается всеми эволюционистами и которые представляют определенные возможности для эвристических построений.

Таким образом, данный подход к структурному синтезу адаптивных систем в условиях неопределенности основан на применении аналогов следующих механизмов эволюции: мутаций, понимаемых как достаточно малые



Р и с. 3.4. Многоэтапность и двойственность эволюции

случайные структурные или функциональные изменения элементарных объектов эволюции; рекомбинаций – как механизма воспроизведения "мутированных" элементарных объектов эволюции; и естественного отбора – как механизма введения селективного преимущества воспроизводимых единиц эволюции в некоторой внешней среде.

Ориентируясь на использование аналогов этих эволюционных механизмов при структурном синтезе адаптивных систем, необходимо четко определять место данных механизмов в общей схеме эволюционного развития систем живой природы. Эволюция как историческое целое представляется современным специалистам многоэтапным процессом возникновения органических форм все повышающейся степени организации и эволюционной изменчивости самих эволюционных механизмов, рассмотренных выше. Многоэтапный и двойственный процесс эволюции в глобальном аспекте упрощенно изображен на рис. 3.4. Здесь подчеркивается направление эволюционных изменений, сводящихся, в основном, к изменению уровня организации живых систем и вторичных оптимизации, специализации и совершенствования функциональных свойств на данном уровне организации.

В пределах определенного уровня организации эволюция происходит путем исключения огромного количества возможных состояний, т.е. путем ограничения степени свободы. На этом этапе осуществляется воздействие естественного отбора на популяцию, изменяющуюся в результате мутаций, рекомбинаций, дрейфа и потока генов, что ведет к дифференциации, оптимизации и совершенствованию функций. Рассмотренные выше схемами моделируются механизмы именно этого этапа эволюции.

Противодействовать постоянному уменьшению степени свободы и даже предотвратить этот процесс может только изменение конфигурации системы, формирование ее новой организации на ином уровне. Новые организованные структуры появляются при взаимодействии многих взаимосвязанных флуктуаций в соответствии с законами неравновесной термодинамики [119]. Структуры с новым пространственным, временным и функцио-

нальным порядком появляются в неравновесных системах (в том числе биологических) под действием термодинамических сил и флуктуаций. В биологических системах флуктуации обусловлены не только накоплением и комбинацией мутаций, но и приростом или перегруппировкой генетического материала. На возникшие структуры воздействует естественный отбор (в дарвиновском смысле), создавая возможность появления новой линии. Образование новых структур и направление их изменения носят случайный характер, но происходят в диапазоне возможностей, определяемых предшествующим развитием системы.

3.3. МОДЕЛИРОВАНИЕ МЕХАНИЗМОВ ЭВОЛЮЦИИ В СЛОЖНЫХ СИСТЕМАХ

Переходя к обсуждению примеров моделирования эволюционных механизмов, отметим, что методологическая платформа такого подхода зиждется на мировоззренческой содержательности дарвиновской концепции, на дальнейшем развитии последней, основанном на подтвержденных эмпирических и теоретических фактах, на безусловном наличии эффективных природных механизмов эволюции, прошедших вековую проверку.

Наиболее употребительной, прочно освоенной и исследованной на различных "популяциях" и в различных конкретных задачах является упрощенная схема: порождение потомков, их оценка и отбор. Безусловными предвестниками в широком использовании этой схемы являются стратегии случайного поиска, предложенные и разработанные Л.А. Растигиным [146, 147], а также МГУА, предложенный и разрабатываемый А.Г. Ивахненко [91].

В табл. 3.1 иллюстрируется эволюционная стратегия поиска, выделена имитация главных факторов эволюции и цель, достигаемая алгоритмом. Точка ξ_i – реализация случайного рабочего шага ξ , принимающего в общем случае любые значения. Однако в схеме моделирования эволюционных механизмов величина ξ отражает степень (интенсивности) изменения (мутации) "родителя" и поэтому не слишком велика. Совокупность порожденных точек составляет очередное поколение "популяции", которое оценивается по значениям минимизируемой функции $f(x)$. По полученным значениям происходит отбор одних точек ("особей популяции") и одновременная гибель других. Данную простую схему легко усовершенствовать, вводя по аналогии с естественными закономерностями зависимость числа порождаемых "потомков" от значений оценивающих функций "родителей" или интенсивности мутаций от значений оценивающих функций "особей". Соответствующие эволюционные стратегии поиска известны и широко используются [24, 182].

Интересное развитие табл. 3.1 предложили М.А. Семенов и Д.А. Теркель [155]. Чтобы подчеркнуть особенность этого развития по пути удлинения генотипа, назовем этот метод "генетическим". Здесь, как и ранее, "популяция" состоит из точек, каждая точка характеризуется не только своим положением, но и дисперсией вероятностного распределения, по которому порождаются "потомки". Размножение осуществляется по приведенным в табл. 3.2 формулам. Казалось бы отличие от табл. 3.1 совсем незначительно, однако введением интенсивности мутации (параметр x^*) в генотип, автомо-

Таблица 3.2. "Генетический" метод поиска

ЦЕЛЬ: минимизация $f(x)$.

НАСЛЕДСТВЕННАЯ ИЗМЕНЧИВОСТЬ:

популяция – совокупность $\{x_1, x_1^*, \dots, x_j, x_j^*, \dots, x_k, x_k^*\}$;

размножение – $x_{ji} = x_j + x_j^* \xi_{ji}$, $x_{ji}^* = x_j^* (x^{**} \eta_{ji})^\alpha$,

ξ – равномерно распределена в $[-1, 1]$,

η – равномерно распределена в $[0, 1]$,

α – с вероятностью 1/2 равно -1 либо 1.

СОРЕВНОВАНИЕ: по значениям $f(x_{ji})$.

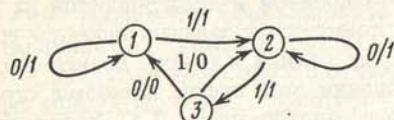
ОТБОР: N штук наилучших по $f(x)$.

Таблица 3.3. Автоматная модель эволюции

ЦЕЛЬ: минимизация функции $Q(A/x^d)$ стоимостей предсказания последовательности x^d .

НАСЛЕДСТВЕННАЯ ИЗМЕНЧИВОСТЬ:

популяция – несколько конечных автоматов



размножение – список случайных изменений:

a – убрать состояние, b – добавить состояние, c – убрать связь, d – добавить связь.

СОРЕВНОВАНИЕ: по значению функции $Q(A/x^d)$.

ОТБОР: по значению функции $Q(A/x^d)$.

ры, с одной стороны, существенно разнообразят наследственную изменчивость, а с другой – вовлекают интенсивность мутаций косвенным образом в отбор. Тем самым параметр, определяющий главный фактор эволюции – наследственную изменчивость, сам вовлекается в эволюционные изменения, которые не задаются извне насищенным образом, а регулируются отбором по значениям минимизируемой функции. Дальнейший путь по реализации все большей аналогии эволюции механизмов эволюции подсказывает увеличить генотип за счет x^{**} .

Разнообразить наследственную изменчивость можно иным путем – за счет использования более сложных аналогов популяций и особей.

В табл. 3.3 представлена предложенная в 1965 г. американскими учеными Л. Фогелем, А. Оуэнсом, М. Уолшем автоматная модель эволюции [176]. Здесь "популяция" состоит из нескольких конечных детерминированных автоматов. Механизмом изменчивости используется список случайных изменений структуры автомата, приведенный в табл. 3.3. Каждый режим изменения носит случайный характер исполнения и выступает в качестве аналога мутации. Порождение потомка в данном алгоритме разбито на два этапа: сначала из структуры "родителя" получают новую структуру, а затем к этой структуре подбирают оптимальное функционирование.

Таблица 3.4. Эволюционный синтез структуры

ЦЕЛЬ: многокритериальная многопараметрическая оптимизация

$$Q(X, Y) \rightarrow \min, X \in \psi, Y \in \Omega.$$

НАСЛЕДСТВЕННАЯ ИЗМЕНЧИВОСТЬ:

популяция – несколько гиперграфов;

размножение – по списку возможных изменений:

a – добавить d ребер, b – устраний d ребер.

СОРЕВНОВАНИЕ: по значению функции $Q(X, Y)$.

ОТБОР: по значению функции $Q(X, Y)$.

Такая двухэтапность конечно же выглядит искусственной и лишь отдаленно напоминает прижизненную приспособляемость организмов. Значительную трудность представляет априорное задание эффективного списка случайных изменений структуры, ведь оценивающая функция зависит от структурных изменений сложным, трудно отслеживаемым образом.

Подобного недостатка лишены алгоритмы, разрабатываемые Л.А. Растроевским, Б.П. Коробковым, Я.А. Миезерисом [104, 123], в которых оптимизируемая функция зависит только от структуры, т.е. задана непосредственно на графе. Для примера рассмотрим задачу многокритериальной оптимизации, решаемую при проектировании вычислительной системы [62] и использующую эволюционный синтез структуры на "популяции" гиперграфов. Из рассмотрения табл. 3.4 нетрудно заметить, что здесь сохраняется принципиальная схема табл. 3.1, в которую введена изменчивость структуры по аналогии с табл. 3.3. Таким образом, табл. 3.3 и 3.4 реализуют эволюционные алгоритмы структурного случайного поиска. Заметим, что в конкретных приложениях в этих алгоритмах, как и в родственных алгоритмах [41, 176], схемы эволюции дополнены и усложнены, например, процедурами порождения нескольких потомков из выбранного множества "родителей", отличающимися правилами отбора, а также аналогами механизмов размножения потомков в виде так называемого "скрещивания" автоматов и графов, реализуемого разными способами.

Характеризуя в целом моделирование эволюционных механизмов в рассмотренных схемах, отметим, что в них оптимизируется приспособительная функция отдельной "особи". Если рассматривать механизмы эволюционного развития на уровне биоценозов, то для целей оптимизации можно использовать также моделирование процесса выживания вида за счет популяции с лучшей функцией приспособленности. Такая схема "видовой" эволюции приведена в табл. 3.5. Рассматривается несколько (K) отличающихся по процедурам u_i ($i = 1, K$) порождения потомков "популяций" – наборов точек $\{x_{11}, \dots, x_{1L}\}$, $i = 1, K$. Процедуры порождения содержат формулы размножения, принципиально совпадающие с формулами табл. 3.1. Число потомков каждой точки – "особи" $x_{ir}^{(t)}$ зависит от значения функции приспособленности $Q(x_{ir}^{(t)})$, $i = 1, K$, $r = 1, L$. Моделируется действие одной и той же внешней среды на все "популяции", что отражается в действии единого отбора на порождаемые точки всех наборов. Тем самым длительным действием отбора поощряются и выживают те "популяции", на которых, напри-

Таблица 3.5. Видовая оптимизация

ЦЕЛЬ: минимизация функции $Q(X)$.

НАСЛЕДСТВЕННАЯ ИЗМЕНЧИВОСТЬ:

популяция – набор точек $\{x_{i1}, \dots, x_{ir}, \dots, x_{ii}\}$;

размножение – в каждой из K популяций по своей процедуре

$$x_{is}^{(t)} = x_{ir}^{(t-1)} + \Delta x_i, r = \overline{1, l}, s = \overline{1, N_r},$$

Δx_i – случайный вектор, порождаемый своей процедурой, N_r – число потомков, зависящее от значений $Q(X)$.

СОРЕВНОВАНИЕ: по значениям $Q(X)$.

ОТБОР: по значениям $Q(X)$.

мер, выше скорость минимизации функции Q , т.е. эффективнее процедуры u_i ($i = \overline{1, K}$). Данный пример наглядно демонстрирует существенную зависимость действия эволюционных механизмов от конкретной их реализации в схеме эволюции: от выбранной совокупности "особей", от процедур размножения, от общих свойств изменчивости, процедур наследования, от области действия отбора.

Итак, рассмотрены наиболее распространенные схемы использования в современных системах главных факторов эволюции в качестве прототипов. В практических задачах они имеют значительно более сложный вид (связанный со спецификой решаемых задач) аналогов популяций и особей, оптимизируемых функций и т.л. Так, в табл. 3.4 структура отдельной "особи" крайне сложна и является эволюционирующим гиперграфом.

ГЛАВА 4

ЭВОЛЮЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КАК МЕТОД АДАПТИВНОЙ СТРУКТУРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ

4.1. ОСНОВНЫЕ ПОНЯТИЯ ЭВОЛЮЦИОННОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Формализация класса синтезируемых моделей. Предложенная в работах [20, 32, 33] формализация метода эволюционного моделирования, отражая системный подход, основана на категориях "объект" (или "вещь"), "свойство", "отношение" – основополагающей триаде общей теории систем [172, 173].

Определение 4.1. Структурированная модель F (CM- F) – это совокупность объектов (элементов) f_i ($i \in I$) со свойствами θ_i и отношениями между ними s , образующая целостный составной объект, т.е. такой, что он приобретает свойство θ , являющееся следствием свойств элементов и отношений, но не присущее этим элементам, взятым в отдельности или в иных отношениях.

Таким образом, CM- F осуществляет отображение F входных функций $x(t) \in X$ дискретного аргумента t ($t \in T^\infty, t = \dots -1, 0, 1, 2, \dots$) в вы-

ходные функции $y(t) \in Y$ того же аргумента с помощью набора операторов из совокупности $\{f, I\}$ в соответствии с отношением s , которое определяет порядок следования f_i ($i \in I$).

Свойства θ_i и θ определяются множествами выходных функций элементов ($Y_i = f_i(X)$) и CM- F ($Y = F(X)$) соответственно. В данной работе речь идет о свойстве поведения, которое, как известно [172, 173], называют целенаправленным, если оно удовлетворяет определенному критерию. CM- F позволяет рассматривать поведение описываемого составного объекта в причинно-следственной связи с поведением его составных частей и отношений между ними. С другой стороны, появляется возможность целенаправленного изменения поведения элементов и отношений между ними, чтобы поведение CM- F изменялось в заданном направлении. Из определения 4.1 следует, в частности, что CM- F обладает целенаправленным поведением в то время, как отдельные элементы совокупности $\{f, I\}$ им не обладают, но вносят свой вклад в поведение F .

Если при отображении CM- F входной функции $x(t) \in X$ в выходную функцию $y(t) \in Y$ используется набор операторов $f_1, \dots, f_N \in \{f, I\}$, то $y(t) = F[f_1, \dots, f_N; s, x(t)]$ является суперпозицией функций f_1, \dots, f_N по отношению s .

Определение 4.2. Отношение s , фиксирующее наборы функций суперпозиции из совокупности $\{f, I\}$ (число операторов $N \leq I$) и порядок их следования при формировании выходных функций $y(t) \in Y$, назовем структурой CM- F .

Таким образом, поведение CM- F определяется двумя основными компонентами: совокупностью операторов суперпозиции $\{f, I\}$ и структурой s . В зависимости от конкретного задания типов этих компонент рассматриваются различные классы CM- F .

Определение 4.3. Множество \mathcal{X} из CM- F : $(\{f, I_M\}, s_M)$ таких, что $\{f, I_M\} \subseteq \{f, I\}$, а $s_M \in S$, называется классом \mathcal{X} : $(\{f, I\}, S)$ структурированных моделей с заданными совокупностями операторов суперпозиции и структур.

Классы очевидно различны, когда различны типы операторов суперпозиции и/или типы структур. Как следует из определения 4.3, классы различны и в том случае, когда обе компоненты CM- F одного типа, но конкретный состав совокупностей $\{f, I\}$ и/или S различен. Отдельные классы CM широко известны и исследованы [68, 106, 184]. Таковы классы функций алгебры логики, построенные на различных полных системах элементарных булевых функций (совокупность $\{f, I\}$), s_M соответствующей модели F определяется при этом совершенной дизъюнктивной либо конъюнктивной формой ("строение формулы" по терминологии [81]). Функции, разложимые по любой из известных систем пропорциональных функций (совокупность $\{f, I\}$), также составляют классы структурированных моделей, структуры которых представляют простейшими последовательностными графами [14]. Примеры других классов CM- F приведены в табл. 4.1. Нетрудно заметить, что среди известных преобладают классы, различные операторные отображения, которыми реализуются за счет варьирования совокупности $\{f, I\}$

Таблица 4.1. Классы структурированных моделей

Наименование класса С-моделей	Функциональный базис	Совокупность структур	Литературный источник
Конечные детерминированные автоматы	Переключательные функции	Ориентированные связные графы	[24, 68, 112]
Конечные вероятностные автоматы	Стochasticеские переключательные функции	Ориентированные связные графы с вероятностными переходами	[55]
Древовидные	Признаковые предикаты	Последовательностные ориентированные графы	[137, 166]
Сети Петри	Функции следующего состояния	n -полюсные сети без петель	[138]
Логические схемы (СДНФ, СКНФ, контактные, π -схемы)	Полный базис простых логических функций	Двухполюсные сети	[81]
Схемы функциональных элементов	{ $\&$, \vee , $-$ }	n -полюсные сети	[81, 127]
Полином Жегалкина	{ $\&$, \oplus , 0, 1}	Двухрядные структуры с одним элементом второго ряда	[15, 127]
Функциональные (разложения в ряды Фурье и Тейлора, по полиномам Чебышева, Эрмита, Лягера и т.п.)	Полный базис ортонормированных функций, сумматор	Двухрядные структуры с одним элементом второго ряда	[29, 90]
Имитационные	Признаковые предикаты	Ориентированные и неориентированные связные графы	[140]
Сеть функциональных элементов (логиковых, универсальных логических)	Логические функции и переменные	Ориентированные связные графы	[15, 30, 80, 81, 124, 127, 137]

и параметров фиксированной структуры. В отличие от этого синтез СМ в методе эволюционного моделирования основан на варьировании не только этих компонент, но и в первую очередь структур.

Определение 4.4. Совокупность операторов $\{f, I\}$ называется функционально полной, если любое отображение F можно представить суперпозицией функций $\{f, I\}$ на некоторой структуре s_F .

Определение 4.5. Класс \mathcal{K}_F СМ- F называется функционально полным, если его совокупность $\{f, I\}$ является функционально полной системой или содержит функционально полную подсистему. Нетрудно заметить, что функционально полный класс есть сечение класса СМ- F по некоторой фиксированной структуре s_F , относительно которой су-

ществует функционально полная система $\{f, I\}$ или ее подсистема. Именно такие классы рассматриваются традиционно в алгебре логики [81], а также при аппроксимации разложениями в ряды, по заданному ортонормированному базису и др. [103]. Трудности синтеза моделей сигналов, решающих и целевых функций в условиях структурной неопределенности в соответствующих классах \mathcal{K}_F отмечались в гл. 2. Дополнительную аргументацию в пользу рассмотрения более широких классов СМ- F содержит работа [24] и последующие разделы гл. 4, где рассматриваются конкретные СМ.

Определение 4.6. Совокупность S называется структурно полной, если произвольное отображение F можно представить суперпозицией некоторого набора операторов $\{f, I\}$ со структурой из $s \leq S$.

Определение 4.7. Класс $\mathcal{K}_s : (\{f, I_s\}, S_s)$ называется структурно полным, если его совокупность S_s является структурно полной при некотором наборе операторов из $\{f, I_s\}$.

Утверждение 4.1. Произвольный класс $\mathcal{K} : (\{f, I\}, S)$ включает класс $K_s : (\{f, I_s\}, S_s)$ тогда и только тогда, когда $S \supseteq S_s$ и $\{f, I\} \supseteq \{f, I_s\}$.

Таким образом, любой класс \mathcal{K} , включающий структурно полный класс, сам является структурно полным. Аналогичное утверждение верно относительно функциональной полноты класса.

Утверждение 4.2. Произвольный класс $\mathcal{K} : (\{f, I\}, S)$ включает класс $\mathcal{K}_F : (\{f, I_F\}, S_F)$ тогда и только тогда, когда $\{f, I\} \supseteq \{f, I_F\}$ и $S \supseteq S_F$.

Определение 4.8. Класс \mathcal{K} называется полным, если он структурно и функционально полный: $\mathcal{K}_F \subseteq \mathcal{K} \supseteq \mathcal{K}_s$.

Из утверждений 4.1 и 4.2 получаем.

Следствие. Произвольный класс \mathcal{K} является полным, если он содержит хотя бы один \mathcal{K}_s и хотя бы один \mathcal{K}_F .

Итак, полный класс \mathcal{K} содержит хотя бы одну СМ- F , на которой реализуется отображение $y(t) = F[x(t)]$, где $y(t) \in Y$, $x(t) \in X$, $t \in T^\infty$.

Определение 4.9. СМ- ϵ , реализующая отображение $y(t) = F[x(t)]$, $t \in T^\infty$, $y(t) \in Y$, $x(t) \in X$ с точностью ϵ , называется ϵ -приближением (СМ- ϵ).

Основные понятия структурного синтеза. Развиваемый нами подход направлен на синтез ϵ -приближений СМ- ϵ на основе варьирования суперпозиций $X \rightarrow Y$, в связи с этим введем необходимые понятия.

Будем рассматривать в качестве элементов С-модели любые сущности (объекты), отражающие участие в суперпозициях F той или иной функции совокупности $\{f, I\}$ либо порядок следования этих функций, который фиксируется структурой s . В первом случае элементы С-модели являются функциональными, во втором – структурными. Исходя из общепринятых понятий "простоты" и "сложности", структурные и функциональные элементы С-модели делятся на простые и сложные (составные). Составные элементы декомпозируются на простые, простые элементы не декомпозируются далее в заданном классе, т.е. на заданном уровне детализации. Таким образом, любая модель обладает набором простых и составных структурных и функциональных элементов, причем для

С-моделей одного класса этот набор однотипен. Назовем его далее элементным материалом С-моделей из заданного класса

Изменения элементов С-моделей также будем рассматривать простые и составные.

Определение 4.10. Изменение на элементном материале С-модели называется простым, если осуществляется один из следующих типов действий:

- 1) устраниить элемент из С-модели и суперпозиции F ;
- 2) добавить элемент в С-модель и суперпозицию F .

Определение 4.11. Изменение на элементном материале С-модели называется составным, если оно является композицией простых изменений.

Определение 4.12. Простое изменение 1-го типа на структурном элементе называется структурным.

Определение 4.13. Простое изменение 1-го типа на функциональном элементе называется функциональным.

Определение 4.14. Простое изменение 2-го типа на структурном элементе называется функционально-структурным.

Определение 4.15. Простое изменение 2-го типа на функциональном элементе называется структурно-функциональным.

Определение 4.16. Структурные, функциональные, структурно-функциональные и функционально-структурные изменения простых элементов элементного материала класса \mathcal{X} составляют базовые изменения $CM-F \in \mathcal{X}$.

Таким образом, произвольное простое изменение характеризуется конкретным функциональным или структурным элементом, типом действия и уровнем декомпозиции. Составные изменения, кроме того, характеризуются совокупностью простых элементов, входящих в композицию простых изменений, кратностью повторных реализаций простых изменений, а также очередностью их исполнения. В простейшем случае составное изменение С-модели является многократным исполнением простого изменения. Отметим, что понятие "простое изменение" носит относительный характер, так как простое изменение на более детальном уровне декомпозиции элемента становится составным в классе $CM-f = \{g, J\}, V$, в котором любая $f \in \{f, I\}$ $CM-F$ представляется суперпозицией функций $g \in \{g, J\}$ по структуре $v \in V$, являющейся элементом s . Понятно, что фиксация класса \mathcal{X} $CM-F$ приводит к фиксации уровня детализации и определяет простые элементы С-модели, а следовательно, и список базовых, простых и составных изменений, не выводящих СМ из класса \mathcal{X} . Назовем последний списком режимов изменений (РИ).

Пусть поведение произвольной $CM-F_i \in \mathcal{X}$ по некоторой совокупности ее выходных функций $Y' \subset Y$ (или по одной выходной функции $y \in Y$) оценивается некоторым критерием Q , экстремальное значение которого соответствует желаемому поведению Y^* . Тогда критерий Q задает отношение предпочтения в классе С-моделей: $CM-F_1 \prec CM-F_2$, если $Q(Y'_1) < Q(Y'_2)$.

Определение 4.17. С-модель $F_i \in \mathcal{X}$ называется локально-эффективной, если она получена изменением С-модели $F_{i-1} \in \mathcal{X}$ на основе списка РИ и справедливо соотношение: $CM-F_i \prec CM-F_{i-1}$.

Определение 4.18. С-модель $F_i \in \mathcal{X}$ называется эффективной, если она является ϵ -приближением.

В приведенной ранее табл. 4.1 описаны наиболее известные и используемые классы структурированных моделей с указанием литературного источника. Здесь же приведены функциональные базисы (совокупность функций $\{f, I\}$) и совокупности структур.

Отметим, что в литературе вопрос сравнительного анализа классов С-моделей практически не нашел отражения, имеются лишь отдельные характеристики типа мощности совокупностей структур и функциональных отображений для наиболее распространенных классов С-моделей — конечных детерминированных автоматов. Анализ указанных в табл. 4.1 классов С-моделей показывает, что целесообразно различать внутренние и внешние характеристики класса. Внутренние характеристики класса отражают следующие факторы: разнообразие функциональных отображений F ; мощность совокупности структур; функциональную нагрузженность произвольной структуры класса (усредненная характеристика); мощность (число различных функций) функционального базиса.

Внутренние характеристики отражают емкость класса \mathcal{X} . Иные свойства классов отражаются внешними характеристиками, которые характеризуют класс в сравнении с другими классами по следующим параметрам: по парному соотношению мощностей и других характеристик совокупностей структур; по парному соотношению соответствующих характеристик функциональных базисов; по уровням декомпозиции структур; по уровням декомпозиции функций.

С точки зрения эволюционного подхода, развиваемого в данной работе, особый интерес представляют характеристика класса С-моделей, непосредственно отражающие его возможности по эффективному построению ϵ -приближения желаемой модели на основе РИ. К ним относятся характеристики, которые определяют: величину функционального изменения F при заданной функции расстояния (критерий приближения); сложность реализации РИ: число операций, временные затраты и т.п.; разнообразие списка РИ по результату, т.е. изменению F и по сложности исполнения.

Используем введенные понятия для формализации процесса синтеза априори неизвестных преобразователей подсистем обработки и выделения основных проблем эволюционного синтеза в рамках фундаментальной теоретической схемы.

Этапы процесса эволюционного синтеза. Анализ задачи синтеза по выражению (2.2) преобразователя F в виде структурированной модели с желаемыми свойствами на основе формализации эволюционного моделирования позволяет выделить следующие основные этапы:

выбор (задание) класса С-моделей преобразователя F ;

выбор (задание) критериев синтеза ϵ -приближений и последовательности ϵ -приближений преобразователя F ;

синтез ϵ -приближения преобразователя F на временном интервале T_e по сужениям входной и выходной функций, заданным при $t \in T_c \subset T_e \subset T^\infty$;

синтез последовательности ϵ -приближений преобразователя F ($CM-F$)

на временном интервале T на основе извлечения информации и дополнительной корректировки процессов синтеза и выработки фактического решения.

Развиваемый в настоящей работе подход направлен на расширение совокупности рассматриваемых в разд. 2.1 реальных ситуаций следующим образом:

1) уменьшением степени априорной неинформированности об исследуемом явлении или объекте на основе описания его структурированной моделью и последовательностью структурированных моделей;

2) воспроизведением преобразований, осуществляемых на T_c , в ϵ -приближении преобразователя F по существующим сужениям;

3) корректировкой ϵ -приближений преобразователя F на основе извлечения информации и обновления (расширения) соответствующих сужений.

Таким образом, эволюционный подход направлен на решение задачи синтеза преобразователя F на временном интервале $T \subseteq T^\infty$ по паре $(x_c(t), y_c(t))$, $t \in T_c$ в следующих предположениях:

инвариантности преобразований различного временного темпа, воспроизведенных в ϵ -приближении F_ϵ , преобразованиям, осуществляемым на временном интервале $T \subseteq T^\infty$;

инвариантности преобразований, воспроизведенных в последовательности ϵ -приближений ПСМ- F_ϵ , преобразованиям, имеющим место на временном интервале $T_\epsilon \subseteq T \subseteq T^\infty$;

структурной и параметрической неопределенности неизвестных преобразований, описываемых СМ- F ;

возобновляемой структурной и параметрической неопределенности на временном интервале $T \subseteq T^\infty$, устранимой при $t \in T_\epsilon \subseteq T^\infty$.

В результате в эволюционном подходе достигается расширение совокупности реальных ситуаций с точки зрения их динамических характеристик и степени априорной информированности на основе используемого математического описания в виде структурированной модели.

4.2. ОСНОВНЫЕ ЗАДАЧИ И ЭТАПЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ

Выбор класса С-моделей. Априорное задание класса χ структурированных моделей – это практически вся априорная информация, кроме обучающей выборки (сужений входных и выходных функций), которая используется в эволюционном подходе. В общем случае, как отмечалось выше, конкретизация класса С-моделей выражается в том, что фиксируется уровень детализации структурированной модели данного класса, т.е. ее элементный материал, а также список режимов изменений. При этом исследователь, осуществляющий выбор, ориентируется, во-первых, на имеющийся опыт использования С-моделей для решения близких или подобных задач, во-вторых, на соотношения классов С-моделей, отраженные в табл. 4.1. С учетом определений разд. 4.1 для эффективного синтеза ϵ -приближений необходимо выбирать полный класс χ , включая в него хотя бы один функционально полный и хотя бы один структурно полный классы. Принимаемое относительно χ решение должно учитывать различные факторы в их совокупном действии: ожи-

Таблица 4.2. Классы структурированных моделей при решении типовых задач обработки эволюционными алгоритмами

Задача обработки	Классы С-моделей			
	Конечные детерминированные автоматы	Древовидные решающие правила	Многорядные распознавающие правила	Функциональная сеть универсальных логических элементов
Предсказание нестационарных радиопомех	до 20 состояний, 4 типа списков РИ; ЭПА [33]	–	–	до 40 элементов, "классический" список РИ; ЭРАШ [52]
Распознавание радиолокационных объектов	–	до 7 уровней; ЭРА [53]	–	до 40 элементов; ЭРАШ [52]
Классификация двумерных фигур	–	–	до 5 рядов структуры, 2 класса; MAK-1 [42, 46]	–
Классификация квазигармонических сигналов	–	–	до 10 рядов, 7 классов; MAK-2 [46]	–
Классификация шумоподобных сигналов	–	–	до 10 рядов, 7 классов; MAK-2 [46]	–
Восстановление неполной записи сигнала	–	–	до 6 рядов, 7 классов; MAK-2 [7, 42]	–

даемую динамику или нестационарные свойства функционального преобразователя F (отражает знание динамики исследуемого объекта или ситуации); степень неопределенности реальной ситуации; соображения экономичности или реализации в определенных заданных ограничениях, например, временных; желаемую точность требуемых решений и т.п. Трудность состоит в том, что разные факторы предъявляют противоречивые требования к выбираемому классу. Так, например, чем больше полных подклассов включает класс, тем больше мощность совокупности ϵ -приближений, тем выше вероятность их отыскания, что существенно в условиях априори неизвестной динамики преобразователя F . С другой стороны, чем шире задан класс, тем, по-видимому, больше затраты на формирование аппроксимирующих моделей с желаемыми свойствами (ϵ -приближения). Трудности подобного характера встречаются также в известных функционально полных классах при адаптации параметрических моделей и выражаются в так называемом "проклятье многомерности" [91]. Поскольку полный перебор многопараметрических моделей при большом числе параметров практически не реализуется, то, как отмечено в разд. 1.2, это приводит в конечном счете к использованию неадекватных моделей.

С учетом направленности развивающегося подхода на преодоление как

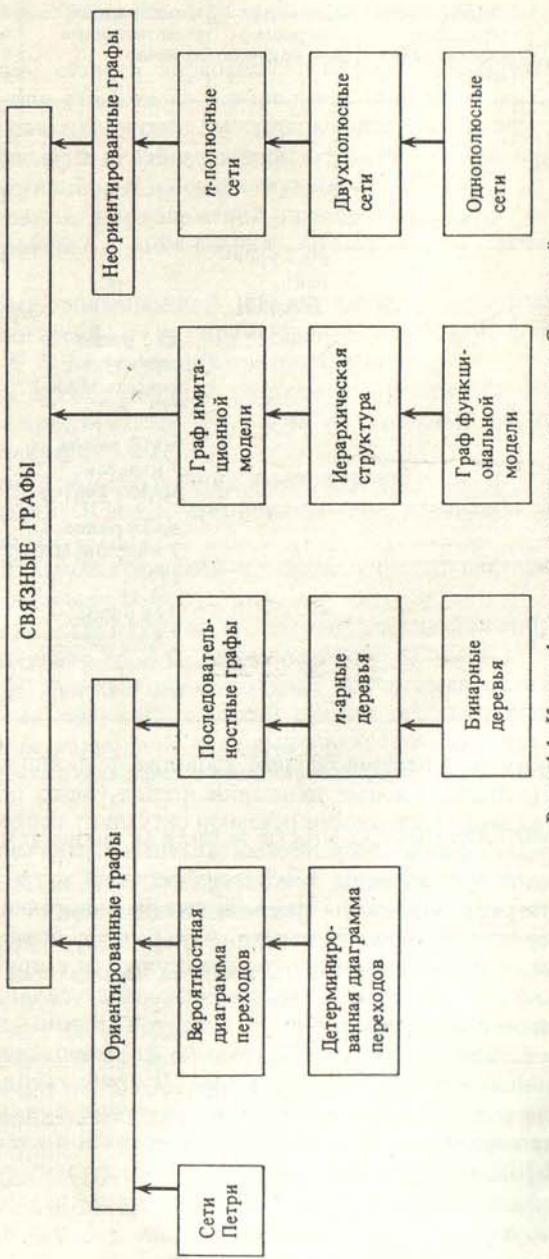


Рис. 4.1. Классификационное дерево структур С-моделей

параметрической, так и непараметрической неопределенности, возможно, неустранимого характера, считаем целесообразным при априорном задании класса ориентироваться на результаты сравнительного анализа конкретных классов С-моделей, отраженные в последующих разделах данной главы. При этом выбор класса должен быть основан на обеспечении высокой вероятности синтеза ϵ -приближений по имеющейся обучающей выборке входных и выходных функций, что соответствует синтезу эффективных С-моделей при использовании соответствующего данному классу списка режимов изменений. Таким образом, в основу выбора класса целесообразно положить сравнительные характеристики по списку РИ (см. табл. 4.2). С другой стороны, с целью эффективного синтеза последовательностей ϵ -приближений в условиях предполагаемой существенной динамики реального объекта (или ситуации), а также при отсутствии априорной информации даже для подобного задания класса С-моделей, целесообразно выбирать класс, допускающий вложения и вкладываемый, что определяется по деревьям совокупностей структур и функциональных базисов (рис. 4.1).

Итак, априорное задание класса структурированных моделей – задача специфичная для эволюционного подхода, развиваемого в данной работе. Для решения используются разработанные Букатовой: внутренние характеристики классов С-моделей; внешние характеристики классов С-моделей; сравнительные характеристики списков РИ; классификационное дерево совокупности структур; опыт применения некоторых классов С-моделей при решении конкретных задач приема сигналов.

Синтез ϵ -приближения требуемого преобразователя. Проблему синтеза ϵ -приближений преобразователя F , заданного обучающей выборкой (сужениями) входной и выходной функций при $t \in T_c \subset T \subset T^\infty$, при эволюционном подходе предлагается решать реализацией следующих этапов:

формированием произвольной С-модели из заданного класса \mathcal{X} , реализующей сужение F_C функционального отображения F ;

синтезом локально-эффективных С-моделей заданного класса \mathcal{X} ;

синтезом совокупности $\pi(F_\epsilon)$ эффективных С-моделей, являющихся ϵ -приближениями F .

При формировании произвольной С-модели осуществляется с помощью изменений некоторой С-модели класса \mathcal{X} на основе его списка режимов изменений. Для эволюционного подхода принципиальным является случайный характер РИ, который проявляется следующим образом: в вероятностном выборе конкретного изменения из списка РИ; в вероятностной реализации выбранного изменения.

Остановимся более детально на вероятностной реализации РИ. Составное изменение сводится к многократной последовательной реализации простых изменений на одной итерации, поэтому достаточно рассмотреть исполнение базовых изменений С-модели. Вероятностная реализация структурного (функционального) изменения сводится к вероятностному выбору конкретного структурного (соответственно функционального) простого элемента С-модели из участвующих в суперпозиции $Y_c = F(X_c)$. При исполнении функционально-структурного изменения осуществляется вероятностный выбор в С-модели и суперпозиции F_{t-1} соседних структур-

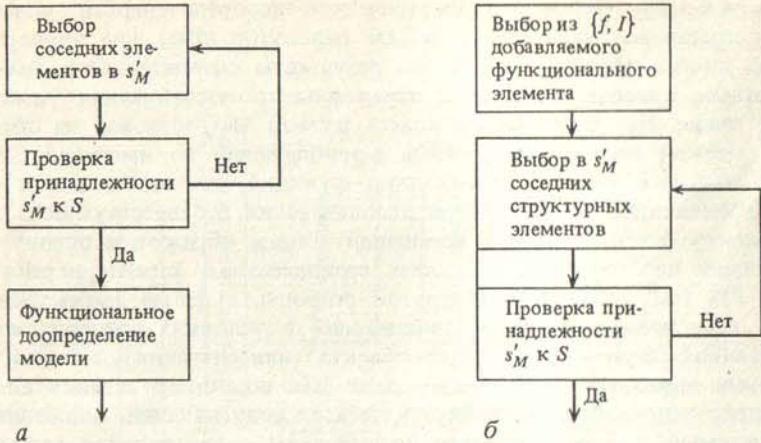


Рис. 4.2. Вероятностная реализация функционально-структурного (а) и структурно-функционального (б) изменений

ных элементов для добавляемого структурного элемента, а затем – детерминированное либо вероятностное функциональное (параметрическое) доопределение С-модели по добавленному элементу таким образом, чтобы СМ- F_i по-прежнему принадлежала классу \mathcal{X} . Исполнение структурно-функционального изменения начинается с вероятностного выбора функционального элемента из совокупности $\{f, I\} \in \mathcal{X}$, а затем осуществляется детерминированный либо вероятностный выбор соседних структурных элементов, т.е. структурное доопределение добавляемого функционального элемента с тем, чтобы $s_i \in S$. Вероятностная реализация функционально-структурного и структурно-функционального изменений иллюстрируются на рис. 4.2.

Таким образом, осуществляется формирование С-модели произвольного класса структурированных моделей. Для конкретных классов этот процесс в ряде случаев существенно упрощается. Так, например, в классе графовых моделей, у которых желаемое свойство определяется только графом-структурой и не зависит от функционального базиса, список РИ содержит лишь структурные изменения, к их реализации и сводится процесс формирования. Также частным и более простым в реализации является формирование графовой модели, желаемые свойства которой определяются параметрами, задаваемыми на структуре модели. Процедура формирования при этом содержит два независимых этапа: реализацию структурного изменения и подбор параметров на синтезированной структуре. Алгоритмы такого типа описаны в работах [104, 105, 144]. В последующих разделах на наиболее употребляемых классах С-моделей конкретизируется их формирование в более сложных случаях, когда структура модели и ее функциональный базис равноправно участвуют в формировании желаемого свойства и, строго говоря, не являются независимыми.

Описанное формирование С-модели является шагом рекуррентного

процесса случайного поиска эффективной по критерию Q С-модели в классе \mathcal{X} . Действительно задача синтеза эффективной (по определению разд. 4.1) С-модели при заданном критерии Q является оптимизационной, так как требуется отыскать модель $C^* \in \mathcal{X}$, для которой справедливо соотношение:

$$|Q(C^*) - \text{extr } Q(C)| \leq \epsilon, \quad C \in \mathcal{X}$$

Решение достигается рекуррентным образом формированием на i -м шаге модели $C_i = A \{C_{i-1}, F_i\}$, т.е. изменением модели путем реализации случайного изменения C_{i-1} из списка РИ класса \mathcal{X} в соответствии с алгоритмом A случайного поиска. Как известно, в общем случае алгоритм случайного поиска учитывает m пробных шагов и включает ряд адаптивных параметров, определяющих величину рабочего шага (величину изменения модели C_{i-1} в данном случае), объем накопления между рабочими шагами и параметры плотности распределения рабочего шага [147]. Существенное отличие случайного поиска в классе структурированных моделей – это то, что он работает не на параметрах, а на структурах [17] и структурированных моделях, как описано далее. Детальное исследование процесса синтеза эффективной С-модели при эволюционном подходе как случайного поиска приводится в разд. 4.3. Различные алгоритмы поиска, отличающиеся стратегиями закрепления направления формирования локально-эффективной модели, отражены в табл. 4.3. Рекомендации по использованию того или иного алгоритма поиска существенно зависят от вероятности синтеза локально-эффективной С-модели и ее фактического использования, т.е. от ряда факторов стохастического характера, поэтому возможны лишь на основе информации, получаемой в ходе поиска. Практически это означает, что случайный поиск в классе структурированных моделей является адаптивным по указанным выше параметрам. Решение об изменении (коррекции) адаптивных параметров принимается на каждом шаге поиска на основе накапливаемой информации, характерной для каждого алгоритма поиска, которая указана в табл. 4.4. Заметим, что поскольку априорные сведения о функции $Q(Y)$ на С-моделях практически отсутствуют, в эволюционном подходе случайный поиск ведется по нескольким направлениям, обеспечивающим в комплексе нахождение глобального экстремума $Q(Y)$ в классе \mathcal{X} . С этой целью используются два источника случайности при формировании C_i -модели: описанная выше реализация изменений C_{i-1} -модели стохастического характера и вероятностный выбор C_{i-1} -модели из совокупности π локально-эффективных моделей. Относительно накопления С-моделей в совокупности π можно использовать различные стратегии, приводящие к запоминанию L последних "удачных" рабочих шагов поиска. По мере сходимости процесса случайного поиска к глобальному экстремуму $Q(Y^*)$ совокупность π все более содержит С-модели, являющиеся ϵ -приближениями преобразователя F^* с желаемыми свойствами Y^* , т.е. $\pi_i \equiv \pi(F_e)$ при i более некоторого $N(\epsilon)$.

Для оценки адаптивности случайного поиска целесообразно пользоваться известными критериями [147]: приращением ΔQ на каждом шаге

Таблица 4.3. Алгоритмы эволюционного структурного случайного поиска

Название структурного случайного поиска	Рекуррентное выражение	Модификации при неудачном шаге	Модификации при удачном шаге
Локальный поиск с линейной тактикой: действие, приведшее к локально-эффективной модели, сохраняется	$Q_{N-1}^* = Q((\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1)),$ $Q_{N-1} = \min_{j=1, N-1} Q(C_{kj})$ $\begin{aligned} & \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) + \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^*; \\ & (\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^* \\ & Q_{N-1} = Q((\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1)), \end{aligned}$	$\Gamma_l' = \Gamma_l$ $\Gamma_l' \neq \Gamma_l$ $\Gamma_l' = \Gamma_l \text{ с вероятностью } P_2^i$ $\Gamma_l' = \begin{cases} \Gamma_l, & \text{если } l \leq t_\Pi \\ \Gamma_l', & \text{если } l > t_\Pi \end{cases}$	Параметры вероятностной реализации РИ сохраняются Параметры вероятностной реализации РИ изменяются
Локальный поиск с нелинейной тактикой: действие, приведшее к локально-эффективной модели, сохраняется случайностью	$Q_{N-1}^* < Q_{N-1}$ $\neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^*$ $(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^*$ $Q_{N-1} = Q((\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1))$ $\begin{aligned} & \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) + \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^* \cap \\ & \neg(\Gamma_l)_{N-1} > Q_{N-1}^* \\ & < Q_{N-1}^* \\ & \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) + \\ & + \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^* \cap Q_{N-1}' \\ & > Q_{N-1}^* \\ & (\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^* \cap \\ & \neg(\Gamma_l)_{N-1} < Q_{N-1}^* \\ & Q_{N-1}' = Q((\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1)) \end{aligned}$	$\begin{aligned} & \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) + \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^* \cap \\ & \neg(\Gamma_l)_{N-1} > Q_{N-1}^* \\ & < Q_{N-1}^* \\ & \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) + \\ & + \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^* \cap Q_{N-1}' \\ & > Q_{N-1}^* \\ & (\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^* \cap \\ & \neg(\Gamma_l)_{N-1} < Q_{N-1}^* \\ & Q_{N-1}' = Q((\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1)) \end{aligned}$	$\Gamma_l' = \Gamma_l$ $\Gamma_l' \neq \Gamma_l$ $\Gamma_l' = \Gamma_l \text{ с вероятностью } P_2^i$ $\Gamma_l' = \begin{cases} \Gamma_l, & \text{если } l \leq t_\Pi \\ \Gamma_l', & \text{если } l > t_\Pi \end{cases}$
Глобальный поиск с линейной тактикой	$(C_{N-1}^j)_{N-1} C_k(N-1) +$ $+ \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^*,$ $(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^*,$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j \text{ с вероятностью } P_1(C)$ $= \pi(F_e)$ $\neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^*,$ $(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^*,$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j \text{ с вероятностью } P_1(C)$ $\neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) + (\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^* \cap$ $\neg(t < t_\Pi)$ $\neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1) + (\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^* \cap$ $\neg(t > t_\Pi)$ $(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^* \cap$ $\neg(t > t_\Pi)$ $(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^*$	$C_{N-1}^j = C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j \neq C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j = \begin{cases} C_{N-1}^j, & \text{если } t < t_\Pi \\ C_{N-1}^j, & \text{если } t > t_\Pi \end{cases}$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j \text{ с вероятностью } P_1(C)$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j \neq C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j = \begin{cases} C_{N-1}^j, & \text{если } t < t_\Pi \\ C_{N-1}^j, & \text{если } t > t_\Pi \end{cases}$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j \text{ с вероятностью } P_1(C)$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j \neq C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j = \begin{cases} C_{N-1}^j, & \text{если } t < t_\Pi \\ C_{N-1}^j, & \text{если } t > t_\Pi \end{cases}$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j \text{ с вероятностью } P_1(C)$	Параметры вероятностной реализации РИ сохраняются Параметры вероятностной реализации РИ изменяются
Глобальный поиск с нелинейной тактикой	$Q_{N-1}^* = Q((F_e)_{N-1})$ $\neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^*,$ $(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1)$ $\text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^*,$ $Q_{N-1} = Q((F_e)_{N-1})$ $\begin{aligned} & \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k(N-1) + \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^* \cap \\ & \neg(t < t_\Pi) \\ & \neg(\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1) + (\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} > Q_{N-1}^* \cap \\ & \neg(t > t_\Pi) \\ & (\Gamma_l)_{N-1} C_k^j(N-1) \\ & \text{при } Q_{N-1} < Q_{N-1}^* \cap \\ & \neg(t > t_\Pi) \end{aligned}$	$C_{N-1}^j = C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j \neq C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j = \begin{cases} C_{N-1}^j, & \text{если } t < t_\Pi \\ C_{N-1}^j, & \text{если } t > t_\Pi \end{cases}$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j \text{ с вероятностью } P_1(C)$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j \neq C_{N-1}^j$ $C_{N-1}^j = \begin{cases} C_{N-1}^j, & \text{если } t < t_\Pi \\ C_{N-1}^j, & \text{если } t > t_\Pi \end{cases}$ $C_{N-1}^j = C_{N-1}^j \text{ с вероятностью } P_1(C)$	Параметры вероятностной реализации РИ сохраняются Параметры вероятностной реализации РИ изменяются

Обозначения: t_Π — кратность использования РИ, t_Π — кратность использования C_{N-1}^j , $\bar{\Gamma}_l$ — РИ противоположного действия к Γ_l .

Таблица 4.4. Адаптивные параметры и условия эффективности алгоритмов структурного случайного поиска.

Алгоритм структурного поиска	Корректируемые параметры	Условия эффективности алгоритма
Локальный поиск с линейной тактикой	$P_2(\Gamma)$, l_p , g и другие параметры вероятностной реализации РИ	Гладкость Q Вероятность синтеза локально-эффективной С-модели велика Вероятность "удачного" РИ не мала
Локальный поиск с нелинейной тактикой	То же	Нелинейный характер Q Вероятность "удачного" РИ не очень мала
Глобальный поиск с линейной тактикой	$P_2(\Gamma)$, l_p , g и другие параметры вероятностной реализации РИ, $P_1(C)$, t_r	Многоэкстремальный характер Q Условия локального поиска с линейной тактикой
Глобальный поиск с нелинейной тактикой	То же	Многоэкстремальный характер Q Условия локального поиска с нелинейной тактикой

Обозначения: $P_2(\Gamma)$ – вероятностное распределение Γ из списка РИ, l_p – кратность использования РИ, $P_1(C)$ – вероятностное распределение C из совокупности $\pi(F_\epsilon)$, t_r – кратность использования С-модели.

поиска; вероятностью увеличения Q , которая по требованию либо не превышает заданного уровня, либо стабилизируется на нем.

Конкретные процедуры случайного поиска и формирования С-моделей, реализуемые на определенных сужениях входных и выходных функций, а также при определенных критериях синтеза ϵ -приближений, обсуждаемых далее, приводят к выделению определенной совокупности инвариантов (закономерностей устойчивого характера), которые закрепляются следующим образом:

в структуре С-модели, реализующей ϵ -совпадающее желаемое поведение (инвариант) при $t \in T_C$ и продолжающей его соответственно структурному инварианту на $t \in T \subset T^*$;

в совокупности $\pi(F_\epsilon)$ С-моделей, содержащей множество инвариантов, которое определяется условиями и механизмами формирования $\pi(F_\epsilon)$.

Пошаговая коррекция параметров используемого алгоритма случайного поиска и параметров процесса формирования С-модели (вероятностные распределения на списке РИ и совокупности π , параметры вероятностной реализации РИ: глубина РИ, кратности применения РИ и использования С-модели для изменения) позволяет синтезировать С-модели, наиболее адекватно учитывающие поведение реального преобразователя, а также

ускорять формирование и поиск желаемого ϵ -приближения. Формирование совокупности $\pi(F_\epsilon)$ из С-моделей, синтезированных при различных параметрах, указанных ранее, приводит к накоплению совокупности инвариантов, включающих динамику реального преобразователя, отражаемую этими параметрами. Поскольку при информативной неопределенности выделение различных инвариантов равносильно извлечению недостающей информации, целесообразно применение различных механизмов их накопления в совокупности $\pi(F_\epsilon)$:

формирование С-моделей в разных условиях синтеза: при различных оценивающих функционалах, разных алгоритмах случайного поиска, списках РИ и классах С-моделей;

комбинирование выделенных инвариантов в одну С-модель, которое можно осуществить с помощью алгебраических операций на графовых грамматиках [82].

Задание критериев синтеза. Значение правильного задания критериев необычайно велико. Как отмечалось выше, синтез ϵ -приближений преобразователя F_ϵ при $t \in T_\epsilon \supset T_C$ по сужениям $x_C(t)$, $y_C(t)$ ($t \in T_C$) не является специфическим для эволюционного подхода, развиваемого в данной работе. Весьма глубоко и успешно он проработан в ряде работ А.Г. Иващенко и его учеников в рамках метода группового учета аргументов [92–94]. Однако значение правильного задания критериев необычайно велико. Как уже отмечалось, синтез ϵ -приближения F_ϵ при $t \in T_\epsilon \supset T_C$ по сужениям $x_C(t)$, $y_C(t)$ ($t \in T_C$) предполагает решение двух задач: идентификацию F_C , преобразующего $x_C(t)$ в $y_C(t)$ ($t \in T_C$), и аппроксимацию F_C на временной интервал $T_\epsilon \supset T_C$. Наиболее распространенной является ситуация, когда задача аппроксимации практически не учитывается при синтезе идентифицируемой модели в молчаливом предположении инвариантности идентифицированных закономерностей и отсутствии их изменчивости [91]. Если речь идет о параметрической неопределенности, то такой подход практически оправдан, так как идентификация параметров на T_C полностью определяет неизвестную модель. При этом наибольшее распространение получил квадратичный критерий идентификации, минимизация которого приводит к решению системы линейных алгебраических уравнений и, тем самым, к методу наименьших квадратов. Выбор квадратичного критерия часто обосновывают не только простотой реализации, но и инвариантностью оптимального решения относительно симметричных функций потерь. В настоящий момент в различных вариантах последнего используются критерии, приведенные в табл. 4.5. Как отмечено в работе [178], другие критерии типа среднего значения абсолютной величины невязки применяются гораздо реже. Информационная теория идентификации, развиваемая работами Я.З. Цыпкина, позволяет реалистично учитывать априорную информацию о помехах, находя оптимальные на классе функции потерь, обеспечивающие абсолютно максимальную скорость сходимости алгоритмов идентификации [178].

Использование критерия минимума среднеквадратичной ошибки приводит к тому, что задача идентификации решается аппаратом корреляционных функций, который в случае нелинейных систем нередко приводит к неверным результатам [178]. Кроме того, при этом не учитывается назначение идентифицируемой модели и, в частности, последующая задача

Таблица 4.5. Наиболее распространенные варианты среднеквадратичного критерия идентификации

Весовая функция среднеквадратичного критерия	Комментарий
$(1 - \alpha) \alpha^{n-m}$	Не предполагает использование априорных сведений о случайных возмущениях и оцениваемых наблюдениях
$\alpha^n - m$	Относительно просты в вычислительном отношении
$(1 - \alpha) \alpha^{n-m-1}$	При гауссовых шумах оценки совпадают с оценками максимального правдоподобия и дают наилучшие результаты
$\frac{1-\alpha}{\alpha^2} \left(\frac{2\alpha-1}{\alpha} \right)^{n-m}$	То же

Обозначения: α – весовой коэффициент, n – общее число наблюдений, m – номер отдельного наблюдения; $m = 1, n$.

аппроксимации. Поэтому предпринимаются попытки комплексного рассмотрения задач идентификации и аппроксимации в рамках информационной теории идентификации [180], робастного (устойчивого) оценивания параметров [180], общей информационной теории динамических систем управления и измерения.

В случае непараметрической неопределенности комплексный подход принципиально рассмотрен в ряде работ применительно к алгоритмам МГУА [92–94], которые идеологически наиболее близки эволюционному моделированию. В соответствии с этим подходом синтез ϵ -приближений преобразователя F в заданном классе структурированных моделей должен осуществляться по меньшей мере по двум критериям: один критерий, называемый внутренним, используется для идентификации параметров, другой, называемый внешним, – для выбора модели. В качестве внутреннего критерия обычно используется любой из критериев точности, указанных в табл. 4.6. Внешних критериев в настоящий момент также разработано достаточно много, в расчете на различные требования, предъявляемые к синтезируемой модели [91]. Среди них – критерии точности, оценивающие модель на различных частях сужений входной и выходной функций, и критерии согласованности, оценивающие модель, полученную на различных сужениях, по близости смещений ее выходной функции. Внешние критерии приведены в табл. 4.6. Отметим, что здесь обозначения $y_A(t)$, $y_B(t)$, $y_D(t)$ означают $t \in T_A$, $t \in T_B$, $t \in T_D$ соответственно. Кроме того, как известно [163], возможно применение комбинированных критериев, когда требуется, чтобы модель удовлетворяла одновременно нескольким требованиям. При этом либо строится взвешенная сумма критериев (в основном двух), либо применяется последовательный отбор. В работе [163] отмечено, что последовательное применение критериев повышает эффективность синтеза желаемых моделей в условиях шума, а также при большом числе критериев, там же установлена взаимосвязь указанных критериев. Отметим, что при эволюционном подходе, направ-

ленном на формирование в виде фрагментов С-моделей как можно большего числа инвариантов, отраженных в сужениях входных и выходных функций, целесообразно в определенных условиях формировать С-модели по различным критериям, а затем синтезировать выявленные инварианты в рамках охватывающей С-модели. Аналогом подобного синтеза является механизм рекомбинаций мутационного процесса, методологическая роль которого отмечена в разд. 3.2. Синтез с рекомбинацией инвариантов может осуществляться различными операциями сложения С-моделей, в частности, в классе детерминированных автоматов по правилам алгебр, описанных в работе [82].

Итак, проблема выбора критериев для синтеза ϵ -приближений преобразователя $F_\epsilon (t \in T_\epsilon)$ по сужениям входной и выходной функций $x_C(t)$, $y_C(t)$, $(t \in T_C \subset T_\epsilon)$ достаточно успешно разработана в информационной теории идентификации и МГУА, в которых реализуется комплексное решение задач идентификации модели с учетом ее последующего использования, необходимое при синтезе ϵ -приближений. Поэтому выбор критериев можно осуществлять по табл. 4.6, заимствованной из [163] и трансформированной для структурированных моделей. В указанной таблице использовано обозначение $F_A(x_B)$ для ϵ -приближения преобразователя F : синтез F осуществляется по сужениям $x_A(t)$, $y_A(t)$, $t \in A$, и затем полученной С-модели предъявляется сужение $x_B(t)$, $t \in B$, $A \cap B = \emptyset$. В некоторых критериях обучающая выборка делится на три сужения по временным интервалам A , B , D : $A \subset T_C$, $B \subset T_C$, $D \subset T_C$, $A \cap B \cap D = \emptyset$.

Дополнительные (самоорганизующие) коррекции. В условиях параметрической и структурной неопределенности возобновляемого характера накопленные в совокупности $\pi(F_\epsilon)$ инварианты преобразователя $F(t)$ с увеличением t могут существенно отличаться от реальных закономерностей, что приводит к потере желаемого поведения С-моделей при их фактическом использовании. Такое уменьшение адекватности инвариантов реальным закономерностям объективно имеет следующие причины:

1. С течением времени $t > T_\epsilon$ дестабилизируются относительно устойчивые закономерности в выходных функциях С-моделей.

2. При $t > T_\epsilon$ в совокупности С-моделей, входящих в $\pi(F_\epsilon)$, все более сказываются условия их синтеза, т.е. использованные механизмы метода эволюционного синтеза.

3. В реальном преобразователе (при $t > T_C$) проявляются закономерности, не отраженные в сужениях входных и выходных функций, по которым синтезирована совокупность $\pi(F_\epsilon)$, и не аппроксимированные при синтезе С-моделей на временной интервал T_ϵ .

На частичную компенсацию действия причины 2 направлена пошаговая коррекция параметров алгоритма случайного поиска и процесса формирования С-модели, описанная ранее. Однако адаптивное изменение этих параметров позволяет выявить инварианты к действию лишь описываемых этими параметрами механизмов эволюционного синтеза, реализовав в С-моделях динамику закономерностей временного темпа, адекватного шагу. Изменения реального преобразователя иного временного темпа выявляются накоплением информации на временных интервалах соответствующей длительности. Поэтому дополнительные коррекции на про-

Таблица 4.6. Внутренние и внешние критерии эволюционного синтеза эффективного ϵ -приближения преобразователя

Тип критерия	Название	Формализованное выражение	Комментарий
Критерии точности	Критерии регулярности		
	несимметричные	$\ y_B - F_A(x_B)\ ^2$ $\ y_A - F_B(x_A)\ ^2$	Сглаживает влияние помех на x_A и на x_B
	симметричный	$\ y_B - F_A(x_B)\ ^2 + \ y_A - F_B(x_A)\ ^2$	
Критерии стабильности	несимметричные	$\ y_A + B - F_A + B(x_A)\ ^2$ $\ y_A + B - F_A + B(x_B)\ ^2$	Хорошая точность как на x_A , так и на x_B
	симметричный	$\ y_A + B - F_A + B(x_A)\ ^2 + \ y_A + B - F_A + B(x_B)\ ^2$	
	Усредненный критерий регулярности	$\frac{1}{N_A + B} \sum_{i=1}^{N_A + B} (y_i - F_A + B(x_i))^2$	Рекомендуется при малых $N_A + B$
Критерии согласованности	Критерии минимума смещения решений (непротиворечивости)	$\ F_A + B(x_A) - F_A + B(x_B)\ ^2$ $\ F_B(x_A) - F_B(x_B)\ ^2$ $\ F_A(x_B) - F_A(x_A)\ ^2$	Критерий не апробирован
	Критерии абсолютно помехоустойчивые	$(F_A + B(x_A + B) - F_A + B(x_A))^T (F_A + B(x_B) - F_A + B(x_A + B))$ $(F_B(x_A + B) - F_B(x_A))^T \times (F_B(x_B) - F_B(x_A + B))$ $(F_A(x_A + B) - F_A(x_A))^T \times (F_A(x_B) - F_A(x_A + B))$	Максимальная согласованность моделей, полученных на x_A , x_B , $x_A + B$

цессе синтеза совокупности $\pi(F_\epsilon)$ предполагают извлечение информации из следующих многошаговых процессов: процесса синтеза ϵ -приближений на временном интервале T_ϵ ; процесса фактического использования совокупности $\pi(F_\epsilon)$; совместного процесса синтеза и фактического использования совокупности $\pi(F_\epsilon)$; обновления (расширения) сужений входных и выходных функций искомого преобразователя F .

Таким образом, используемые в эволюционном подходе коррекции характеризуются временем накопления информации, процессами, кото-

Таблица 4.7. Дополнительные коррекции процессов структурной идентификации

Типы коррекции	Корректируемый процесс	Корректируемые компоненты	Характер учитываемой динамики
Одношаговые	Процесс синтеза $\pi(F_\epsilon)$	$P_1(C)$ $P_2(\Gamma)$ g, μ, r Параметры случайного поиска	Динамика соизмерима с дискретизацией входных данных
	Процесс выработки фактического решения	$P_3(C)$ Параметры процедуры коллективного решения	
Многошаговые раздельные	Процесс случайного поиска	Процедура случайного поиска	Динамика соизмерима с процессом обучения
	Процесс перехода к использованию $\pi(F_\epsilon)$	Порог по Q_1	
Многошаговые совместные	Процесс выработки решения	Процедура выработки решения	
	Процесс перехода к синтезу	Порог по Q_2	
	Процесс обновления входной информации	Интервал дискретизации Δt	Динамика соизмерима с многоэтапным обучением
	Процесс синтеза $\pi(F_\epsilon)$	Объемы выборок	
	Процесс чередования синтеза и использования совокупности $\pi(F_\epsilon)$	Класс С-моделей Список РИ Система критериев Q_1 и Q_2	

рые корректируются, и выделяемыми в совокупность $\pi(F_\epsilon)$ моделями. В отличие от одношаговых коррекций, описанных ранее, дополнительные коррекции являются многошаговыми, так как решение об их проведении принимается после многошагового накопления информации относительно процессов, подлежащих корректировке. Возможны раздельные и совместные коррекции, при которых соответственно коррекции относятся к отдельным процессам либо затрагивают оба процесса одновременно. В табл. 4.7 дано описание коррекций по процессам и их компонентам, которые подвергаются корректировке.

Так, две раздельные коррекции процесса синтеза $\pi(F_\epsilon)$ предполагают аддитивный подбор порогов оценивающих функционалов векторного критерия Q_1 и замену алгоритма случайного поиска. При этом первая коррекция приводит к наименьшему изменению практической реализации эволюционного синтеза и поэтому сопровождается наименьшими

Таблица 4.8. Правила выработки фактического решения

Наименование правила	Формализованная запись	Литературный источник
Мажоритарное	$\operatorname{sgn} \left(\sum_{i=1}^n x_i - [n/2] \right)$	[40, 67, 81]
Дизъюнктивное	$\operatorname{sgn} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)$	[81]
Взвешенное	$\operatorname{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha x_i - \theta \right)$	[40, 137]

временными затратами. Вторая коррекция предполагает возможность альтернативного перехода к другой процедуре случайного поиска из некоторого априори заданного конечного их числа, что позволяет синтезировать инварианты, независящие от алгоритмов поиска, и тем самым препятствовать действию причины 2, уменьшающей адекватность инвариантов. Нетрудно заметить, что в процессе синтеза новых ϵ -приближений при этом осуществляется стабилизация инвариантов синтезируемых моделей, т.е. осуществляется противодействие причине 1.

Принятие решения об осуществлении той или иной совместной коррекции зависит от информации о фактическом использовании совокупности $\pi(F_\epsilon)$, а также от оценки совместных процессов адаптивного синтеза и фактического использования. Последний в значительной мере определяется совокупностью $\pi(F_\epsilon)$, вероятностным распределением на нем и оценивающим функционалом Q_2 . Вероятностное распределение на $\pi(F_\epsilon)$ при фактическом использовании С-моделей приводит к аппроксимации реального преобразователя инвариантами различных С-моделей, составляющих совокупность $\pi(F_\epsilon)$, если С-модели используются последовательно. Однако, как показывают теоретические и экспериментальные (на ЭВМ) исследования, целесообразно также и параллельное использование С-моделей совокупности $\pi(F_\epsilon)$, приводящее к выработке коллективного решения С-моделей по тому или иному правилу: мажоритарному, дизъюнктивному [20, 42, 180], которые приведены в табл. 4.8. Отдельная коррекция правила выработки решения сводится к переходу на другое правило в случае коллективного решения и к изменению вероятностного распределения С-моделей из $\pi(F_\epsilon)$, выбираемых для фактического использования. Именно в последнем случае синтезируется последовательность С-моделей, составляющих совокупность $\pi(F_\epsilon)$. Коррекция порога оценивающего функционала Q_2 также является отдельной и в условиях неопределенности достаточно просто реализуемой. Задание порогов на Q_1 и Q_2 непосредственно связано с используемым правилом окончания процесса синтеза ϵ -приближений при фиксации прочих условий. Возможные правила окончания процессов синтеза и фактического использования при последовательном их исполнении сведены в табл. 4.9 и анализируются при изложении конкретных задач обработки сигналов в последующих разделах.

Неудовлетворительное фактическое использование совокупности $\pi(F_\epsilon)$ проявляется в нарушении порогового допуска на значение оценивающего

Таблица 4.9. Условия окончания процессов первого уровня в эволюционных алгоритмах

Номер условия	Условия окончания процесса синтеза	Комментарий	Условие окончания процесса использования
1	$M = T/\Delta t \leq M_0$	Число j синтезируемых локально-эффективных моделей случайно	$P \leq P_0$
2	$m = \rho(Q^*, Q_K)/\Delta Q \leq m_0$	Число I синтезируемых моделей случайно	$\Phi < \Phi_{II}$
3	$(M \leq M_0) \cap (m \leq m_0)^*$	Случайные j и I	$(P \leq P_0) \cup (\Phi < \Phi_{II})$

Обозначения: M – общее число синтезированных моделей; Δt – среднее время синтеза модели; T – общее время синтеза; m_0 – порог; m – число локально-эффективных моделей; $\rho(Q^*, Q_K)$ – невязка требуемого и текущего значений Q ; ΔQ – среднее приращение; P – процент или вероятность правильных решений (ЭПА, ЭПАШ); Φ – вероятность правильной классификации (МАК 1, МАК 2). * M и m из условий 1 и 2.

функционала Q_2 . Выдаваемые в связи с этим совместные коррекции ранжируются естественным образом по степени изменения условий синтеза $\pi(F_\epsilon)$, т.е. по степени изменения условий выделения инвариантов реального преобразователя F на основе накопившейся информации (см. табл. 4.7). В наибольшей мере изменение совокупности $\pi(F_\epsilon)$ реализуется при изменении класса структурированных моделей, которое включает изменение уровня детализации, списка базовых изменений С-модели, а также списка режимов изменений. Коррекцию такого типа рекомендуется осуществлять лишь после того, как не дало удовлетворительного фактического результата использование замены списка РИ. В рамках фиксированного класса С-моделей на синтез совокупности $\pi(F_\epsilon)$ существенно воз действуют используемые критерии (оценывающие функционалы) Q_1 и Q_2 (в общем случае Q_1 – векторный критерий). В условиях неопределенности относительно критериев целесообразно синтезировать совокупность $\pi(F_\epsilon)$ на заданном пространстве возможных оценивающих функционалов. При этом необходим выбор согласованных систем критериев Q_1 и Q_2 . Обсуждавшиеся коррекции используют накопленную информацию о совместной реализации процессов синтеза и фактического использования $\pi(F_\epsilon)$.

Описанные коррекции позволяют выделить инварианты в различных условиях эволюционного синтеза, добившись тем самым нечувствительности к внешним условиям, механизмам и параметрам метода. Выделенные инварианты, заключенные в ϵ -приближениях совокупности $\pi(F_\epsilon)$, преобразуются в последовательности ϵ -приближений по правилу выработки фактического решения. За счет адаптации последнего осуществляется увеличение адекватности преобразованных инвариантов преобразователю. Эффективность этих имитирующих преобразований инвариантов существенно зависит от конкретных условий решения задачи обработки и, в частности,

Таблица 4.10. Использование дополнительных коррекций в эволюционных алгоритмах

Типы коррекций	Корректируемые компоненты	Цели	Показания
Раздельные (ЭПА, ЭРА, МАК1, МАК2)	Процедура случайного поиска Процедура выработки решения Правило окончания синтеза $\pi(F_e)$ Правило окончания использования $\pi(F_e)$	Выделение инвариантов к алгоритму случайного поиска, процедуре выработки решения и к параметрам правила окончания этапов	Недостаточная эффективность по Q_1 Недостаточная эффективность по Q_2
Совместные (ЭПА, МАК2)	Класс С-моделей Список РИ Правила окончания этапов Информация об объекте	Выделение инвариантов относительно класса синтезируемых моделей, правил окончания этапов, входной информации	Недостаточная эффективность по Q_1 и Q_2 Неэффективность раздельных коррекций Другие нарушения устойчивости и согласованности

от времени, отводимого на выработку решения. В любом случае в последовательности ϵ -приближений, получаемой варьированием С-моделей совокупности $\pi(F_e)$, осуществляется частичная подстройка к динамике резких стохастических априори неизвестных изменений закономерностей, не отраженных в обучающей выборке. Тем самым на уровне стохастических стратегий варьирования инвариантами осуществляется устранение действий причины 3.

Однако наиболее полно последнее реализуется при обновлении и расширении сужений входных и выходных функций искомого преобразователя, составляющих обучающую выборку, поскольку при этом осуществляется пополнение совокупности выделенных в $\pi(F_e)$ инвариантов. Поступление данной информации может происходить периодически и обеспечивается наличием дополнительного датчика при соответствующих условиях контакта с реальным объектом, описание которого синтезируется в виде преобразователя F . Подобная ситуация является наиболее благоприятствующей в условиях неопределенности, поскольку в наибольшей степени способствует ее устраниению. В зависимости от конкретных условий эволюционного синтеза, в частности, от временных ограничений процесс синтеза $\pi(F_e)$ при обновлении обучающей выборки корректируется в различной степени, включая частично либо в полном объеме описанные выше коррекции. При слабых временных ограничениях, когда время синтеза намного меньше времени, отделяющего фактические решения (как, например, в задаче проектирования), эволюционный синтез повторяется в полном объеме. В иных вариантах осуществляются лишь раздельные или даже одношаговые коррекции. Дерево возможных дополнительных коррекций в случае обновления и расширения обучающей выборки при различных временных ограничениях приведено на рис. 4.3. В табл. 4.10 приведены

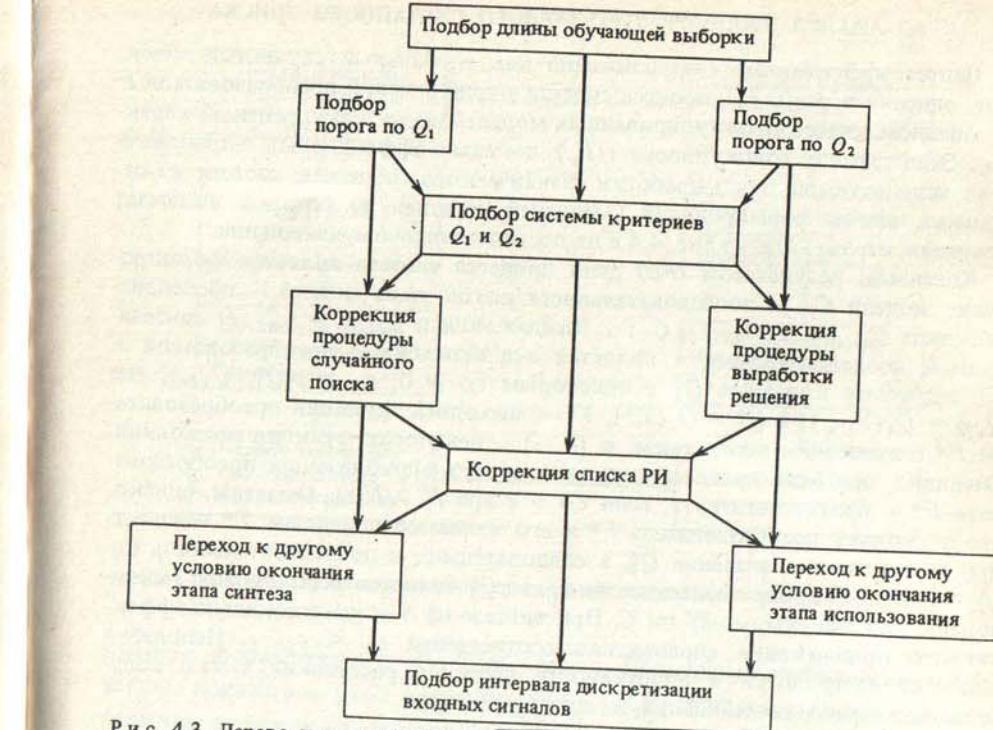


Рис. 4.3. Дерево дополнительных коррекций структурной идентификации в зависимости от временных ограничений

дополнительные коррекции с указанием основных характеристик и эволюционных алгоритмов обработки сигналов, описываемых ниже. Отметим, что в целом решение о дополнительных коррекциях принимается при нарушении таких свойств процессов синтеза ϵ -приближений и выработки фактических решений на их основе, как устойчивость, согласованность и т.п. В первую очередь эти свойства проявляются в дестабилизации значений оценивающих функционалов и в различных комбинациях нарушений пороговых допусков на них.

Завершая изложение концептуальной схемы эволюционного синтеза, заметим, что при конкретном ее применении обсуждавшиеся ранее основные проблемы в различной мере зависят от специфики задач. В частности, в наибольшей степени специфика конкретной задачи проявляется при априорном задании класса структурированных моделей и при решении проблемы синтеза ϵ -приближений преобразователя F , частично специфика задачи обработки проявляется в выборе критериев синтеза ϵ -приближений и практически независимый характер носит решение проблемы дополнительных корректировок. Этот вывод хорошо иллюстрируется частными теоретическими схемами, излагаемыми в последующих разделах данной главы.

4.3. АНАЛИЗ ПРОЦЕДУР СТРУКТУРНОГО СЛУЧАЙНОГО ПОИСКА

Синтез эффективных ϵ -приближений как глобальный случайный поиск. Как описано в разд. 4.2, процесс синтеза ϵ -приближений преобразователя F в заданном классе структурированных моделей носит рекуррентный характер. Этап синтеза совокупности $\pi(F_\epsilon)$ локально-эффективных ϵ -приближений, используемой для выработки фактического решения, состоит из отдельных шагов формирования С-моделей, каждый из которых включает операции, отраженные на рис. 4.4 в их последовательном исполнении.

Конечным результатом N -го шага процесса синтеза является формирование модели C_N , а последовательности шагов этапа синтеза – последовательность $C_1, C_2, \dots, C_{N-1}, C_N, \dots$. Каждая модель C_N ($N = 1, 2, \dots$) синтезируемой последовательности является ϵ -приближением преобразователя F по заданному критерию \bar{Q}_1 с некоторым $\epsilon_N \geq 0$, $\epsilon_N = \rho(\bar{Q}_1^*, \bar{Q}_{1N})$, где $\bar{Q}_{1N} = \bar{Q}_1(Y_{CN})$, а $\bar{Q}_1^* = \bar{Q}_1(Y^*)$, Y^* – выходные функции преобразователя F^* с желаемым поведением, $\rho(\cdot, \cdot)$ – некоторая функция расстояния. Очевидно, что цель процесса синтеза – синтез ϵ -приближения преобразователя F^* – будет достигнута, если $\epsilon_N \rightarrow \epsilon$ при $N \geq N(\epsilon)$. Отметим, однако, что поскольку преобразователь F^* и его желаемое поведение Y^* неизвестны, то неизвестно значение \bar{Q}_1^* , а следовательно, и последовательность ϵ_N ($N = 1, 2, \dots$). Априори известно лишь, что \bar{Q}_1^* является экстремумом (минимумом или максимумом) по C . При синтезе на N -м шаге локально-эффективного приближения справедливо соотношение $\epsilon_N < \epsilon_{N-1}$. Используя свойства выпуклости и аддитивности функции расстояния, легко получить аналогичные соотношения, не содержащие \bar{Q}_1^* :

$$\begin{aligned} \bar{Q}_{1(N-1)} &> \bar{Q}_{1N} \quad \text{при } \bar{Q}_1^* = \max_{C \in \mathcal{X}} \bar{Q}_1(C), \\ \bar{Q}_{1(N-1)} &< \bar{Q}_{1N} \quad \text{при } \bar{Q}_1^* = \min_{C \in \mathcal{X}} \bar{Q}_1(C). \end{aligned} \quad (4.1)$$

Таким образом, цель синтеза достигается, если последовательность C_N ($N = 1, 2, \dots$) является последовательностью последовательного улучшения или содержит подпоследовательность, удовлетворяющую одному из соотношений (4.1) при $N \geq N(\epsilon)$.

Как известно [144–147], подобная стохастическая процедура последовательного приближения к оптимальному решению определяется алгоритмом A случайного поиска, который алгоритмически с помощью операторов связывает следующие друг за другом решения: $C_N = A(C_{N-1})$ в простейшем случае либо $C_N = A(C_{N-1}, C_{N-2}, \dots, C_{N-q-1})$ при учете q предыдущих шагов. В общем случае алгоритм A включает работу двух крупных операторов на каждом шаге поиска:

1. Получение информации о поведении функции качества Q в пространстве поиска.

2. Принятие решения о том, какое C рекомендовать в качестве исходного на следующем шаге поиска.

Сбор информации осуществляется с помощью l пробных шагов $C_N^{(i)}$, $i = \overline{1, l}$ в окрестности исходной точки C_{N-1} , выбор которых производится случайно с учетом распределения

$$p(C_N^{(i)} / W_{N-1}, C_N^{(1)}, \dots, C_N^{(i-1)}), \quad (4.2)$$

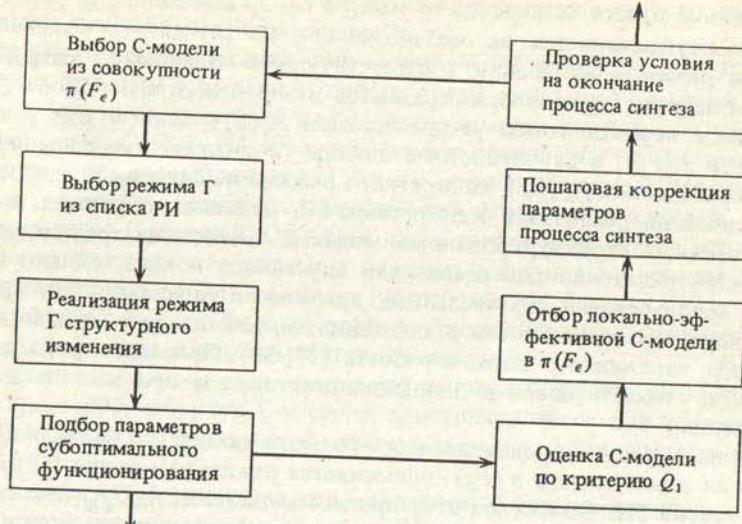


Рис. 4.4. Произвольный шаг процесса эволюционного синтеза С-модели

которое формируется в процессе поиска. Полученная информация о значениях показателя $Q(C)$ в точках $C_N^{(1)}, \dots, C_N^{(l)}$ используется при принятии решения относительно исходной точки $C_N = C_{N-1} + \Delta C_N$, в которой рабочее смещение ΔC_N определяется в соответствии с функцией решения Φ :

$$\Delta C_N = \Phi(W_{N-1}, C_N^{(1)}, \dots, C_N^{(l)}). \quad (4.3)$$

В выражениях (4.2) и (4.3) W_{N-1} – вектор памяти, характеризующий предысторию поиска и корректируемый после каждого рабочего шага по алгоритму самообучения Ψ :

$$W_N = \Psi(W_{N-1}, C_{N-1}, C_N^{(1)}, \dots, C_N^{(l)}). \quad (4.4)$$

В отличие от известных алгоритмов случайного поиска, работающих в параметрическом пространстве, в процедурах эволюционного синтеза поиск локально-эффективных ϵ -приближений осуществляется в пространстве структурированных моделей заданного класса \mathcal{X} . Отсюда следует его существенная особенность в разрабатываемых эволюционных процедурах – это структурный случайный поиск, что приводит к необходимости специальных разработки поисковых алгоритмов в классах структурированных моделей, рассмотренных выше. Действительно, рабочее смещение $\Delta C_N = a\xi$, где a – величина рабочего шага, а ξ – направление смещения в непрерывном параметрическом пространстве, теряет свой фактический смысл в дискретном пространстве структурированных моделей и требует наполнения новым содержанием. В связи с этим меняется также элемент случайности, проявляющийся в традиционных поисковых алгоритмах в случайности ξ и a .

В заданном классе \mathcal{X} переход от модели C_{N-1} к модели C_N , как описано ранее, осуществляется на основе исполнения случайного изменения Γ из списка режимов изменения, соответствующего заданному классу \mathcal{X} . При этом элемент случайности отражается в вероятностном выборе (в соответствии с вероятностным распределением $P_1(C)$) модели C_{N-1} из совокупности $\pi(F_\epsilon)$, в вероятностном выборе (в соответствии с вероятностным распределением $P_2(\Gamma)$) конкретного режима из списка РИ, и, наконец, в вероятностной реализации конкретных РИ, детально описанных в гл. 5 для конкретных структурированных моделей. Любой из трех типов стохастичности достаточно для реализации случайного поиска, однако комплексное использование перечисленных источников стохастичности придает поиску характер глобальности и адаптивности, как следует из данного исследования, отраженного также в работах [17, 38]. Проследим роль данных источников стохастичности в эволюционном синтезе при постепенном их подключении.

Пусть на N -м шаге произвольного k -го этапа синтеза к С-модели C_k , выбранной из совокупности $\pi(F_\epsilon)$, применяется режим изменения Γ_i , выбранный из списка РИ. Обозначим этот процесс записью $(\Gamma_i)_N C_{kN}^j$, где $i = \overline{1, r}$, $j = \overline{1, K}$, $N = \overline{1, N(\epsilon)}$. Результат предпринятого действия оценивается по критерию Q_1 после функционального доопределения измененной С-модели (для упрощения формульных записей в данном разделе критерий Q записывается без индекса). Анализируя случайное рабочее смещение, происходящее при переходе от точки $C_{k(N-1)}^j$ к точке $C_{kN} = (\Gamma_i)_N C_{k(N-1)}^j$ структурированного пространства, отметим, что оно определяется совокупным случайнym выбором параметров вероятностной реализации. При этом величина смещения, понимаемая как степень изменчивости С-модели на одном шаге формирования из нее новой модели, зависит от частоты участия измененных функциональных и структурных элементов выходной функции, от распределения этих частот по дереву выходных слов и от других топологических характеристик при исполнении базовых изменений. Как отмечено в разд. 4.1, при формировании списка РИ, включающего составные изменения, часть составных РИ является многократным исполнением базовых изменений. Кратность (глубина РИ) – число $g > 1$ – является прямой количественной характеристикой смещения такого составного изменения. В описываемых далее эволюционных алгоритмах используются четыре типа списков: 1. "Классический" – составные изменения отсутствуют, список РИ состоит из базовых изменений, вероятностная реализация которых не использует топологических характеристик [18, 22, 52]. 2. "Полуклассический" – список РИ является "классическим", но составные изменения реализуются дополнительным случайнym выбором числа $g \geq 1$ [24]. 3. Модифицированный "полуклассический" – при реализации РИ "полуклассического" списка используются топологические характеристики. 4. "Иерархический" – список РИ включает составные изменения, в том числе являющиеся многократным исполнением базовых, а также такие РИ, реализация которых осуществляется как с учетом топологических характеристик, так и без них.

Если в типе 1 величина смещения не имеет количественного аналога, то в типах 2 и 3 в виде параметра g она выделяется наиболее четко. Отдельные группы режимов изменения различаются величиной g в случае

иерархического списка РИ, эти группы характеризуются одинаковым используемым набором базовых изменений.

С другой стороны, во всех типах списков РИ имеются пары РИ, различающиеся простым изменением простого или составного элемента, например: "добавить структурный или функциональный элемент" – "удалить же элемент". Эти РИ характеризуются противоположным действием по результатам их исполнения. С точки зрения поисковых процедур подобные пары РИ трактуются противоположным направлением поиска в пространстве С-моделей. Отметим, что в целом направление поиска определяется базовым изменением и поэтому задается конкретным РИ при его вероятностном выборе из списка РИ любого типа.

Таким образом, исследование рабочего смещения в пространстве структурированных моделей показывает следующее:

выделение величины смещения и его направлений затруднено дискретным характером структур С-моделей и осуществляется при исследовании действий списка РИ в заданном классе \mathcal{X} (см. гл. 5 для некоторых С-моделей);

стохастическая относительная величина смещения определяется вероятностной реализацией конкретного РИ и ее вероятностно-топологическими характеристиками;

направление рабочего смещения определяется базовым изменением, входящим в РИ;

величина рабочего смещения измеряется количественно лишь в случае составных РИ, сводящихся к многократному исполнению базовых;

направление смещения в пространстве С-моделей определяется вероятностным выбором конкретного изменения из списка РИ.

С алгоритмической точки зрения в процедуре случайного поиска наибольший интерес представляет реализуемая функция решения, которая в данном случае по набранной информации принимает решение о том, какой режим изменения и какая С-модель используются на следующем N -м шаге этапа синтеза. Рассмотрим применяемые в эволюционных алгоритмах процедуры случайного поиска и условия их наибольшей эффективности. Пусть для определенности Q^* соответствует минимуму Q в пространстве \mathcal{X} . По-прежнему используются 2 источника случайности: вероятностный выбор РИ и его вероятностная реализация, т.е. $C_{k(N-1)}^j = C_{k(N-1)}$, $j = \overline{1, K}$ (K – объем совокупности $\pi(F_\epsilon)$), что означает $\pi_K(F_\epsilon) = \langle C_{kN} \rangle$.

В соответствии с двумя основными тактиками случайного поиска множество возможных алгоритмов делится на две группы: с линейной тактикой и с нелинейной тактикой.

Случайный поиск с линейной тактикой в классе структурированных моделей. Линейная тактика поиска, как известно [146], характеризуется тем, что действие (изменение С-модели в нашем случае), приведшее к синтезу локально-эффективной модели, сохраняется. В противном случае осуществляются случайные шаги в пространстве возможных действий или определяющих их управляемых параметров a и ξ .

Для произвольного класса С-моделей это приводит к следующему выражению:

$$C_{kN} = (\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)} = \begin{cases} (\Gamma_i') C_{k(N-1)} + \neg(\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)} \\ \text{при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) \geq Q_{N-1}^*, \\ (\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)} \text{ при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) < Q_{N-1}^*. \end{cases} \quad (4.5)$$

где записью $\neg(\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}$ отмечено действие забывания синтезированной модели, которая не оказалась локально-эффективной. В результате осуществляется возврат к модели $C_{k(N-1)}$ и повторное формирование новой модели на основе ее структуры и режима изменения Γ_i , $i, i' = \overline{1, r}$, k – номер этапа синтеза, $Q_{N-1}^* = \min_{j=1, N-1} Q(C_{kj})$.

Различные модификации (4.5) отличаются условиями определения Γ_i , в случае неудачного шага поиска: 1) $\Gamma_i' = \Gamma_i$; РИ (направление поиска) не меняется, новая С-модель формируется только за счет вероятностной реализации, т.е. нового смещения; 2) $\Gamma_i' \neq \Gamma_i$; РИ меняется (меняется направление поиска); 3) условия на Γ_i' отсутствуют, в соответствии с вероятностным распределением P_2 стохастично реализуются случаи 1 и 2; 4) $\Gamma_i' = \Gamma_i$, если $l \leq l_n$, $\Gamma_i' \neq \Gamma_i$, если $l > l_n$, где $l = 1, 2, \dots$ – кратность использования Γ_i , т.е. число пробных шагов по величине смещения, в результате случай 1 реализуется l_n раз, после чего происходит переход к случаю 2.

Одновременно различные модификации (4.5) отличаются стратегиями сохранения направления поиска (соответствующего РИ) в случае удачного шага. При этом важны условия относительно величины смещения (вероятностной реализации Γ_i): 1) параметры вероятностной реализации сохраняются; 2) параметры вероятностной реализации изменяются на основе информации, полученной в результате пробных шагов.

Процедуры случайного поиска с линейной тактикой рекомендуются в условиях "гладкости" функции Q , когда значения Q при переходе от одной С-модели к другой меняются незначительно. Необходимыми условиями эффективности поиска являются условия: 1) вероятность синтеза локально-эффективной С-модели велика; 2) вероятность случайного определения "удачного" РИ также не мала.

В целом поиск с линейной тактикой характеризуется как нелокальный, зависящий от предыстории, рабочие шаги которого жестко связаны и зависят от предыстории, а неудачные шаги наказываются случайностью.

Случайный структурный поиск с нелинейной тактикой. Нелинейная тактика поиска характеризуется тем, что действие (конкретное изменение С-модели), приведшее к неудачному шагу, забывается, а приведшее к локально-эффективной модели – "поощряется" случайностью. В реакции на удачный шаг поиска основное отличие между случайными процедурами с линейной и нелинейной тактикой.

Для произвольного класса С-моделей это приводит к выражению

$$C_{kN} = (\Gamma_i)_N C_{k(N-1)} = \begin{cases} \neg(\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)} \\ \text{при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) \geq Q_{N-1}^*, \\ (\Gamma_i') C_{k(N-1)} \text{ при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) < Q_{N-1}^*. \end{cases} \quad (4.6)$$

где обозначения совпадают с выражением (4.5).

Различные модификации (4.6) отличаются способами определения конкретного РИ Γ_i' в случае удачного шага поиска. Здесь применяются условия выбора Γ_i' , описанные в СП с линейной тактикой, а также некоторые иные способы, приводящие к частным случаям типа СП с парными проблемами. В последнем случае [17] при неудачном шаге поиска испытывается режим изменения "противоположного" направления, т.е. другой РИ пары, который отличается простым изменением того же структурного или функционального элемента. При этом в случае неудачи допускается испытание $\bar{\Gamma}_i$, неудача по которому приводит к забыванию режима Γ_i . В данном случае процедура (4.6) записывается в виде

$$C_{kN} = (\Gamma_i)_N C_{k(N-1)} = \begin{cases} \neg(\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)} + (\bar{\Gamma}_i)_{N-1} C_{k(N-1)} \\ \text{при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) \geq \\ \geq Q_{N-1}^* \cap Q((\bar{\Gamma}_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) < Q_{N-1}^* \\ \neg(\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)} + \neg(\bar{\Gamma}_i)_{N-1} C_{k(N-1)} \\ \text{при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) \geq \\ \geq Q_{N-1}^* \cap Q((\bar{\Gamma}_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) \geq Q_{N-1}^* \\ (\Gamma_i') C_{k(N-1)} \text{ при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) < \\ < Q_{N-1}^* \cap Q((\bar{\Gamma}_i)_{N-1} C_{k(N-1)}) < Q_{N-1}^*. \end{cases} \quad (4.7)$$

Отметим, что в последнем условии второе соотношение не проверяется (не осуществляется $\bar{\Gamma}_i$ и не вычисляется $Q((\bar{\Gamma}_i) C_k)$), если выполняется первое соотношение. Практически в процедуре (4.7) используются два пробных шага по направлению поиска. Очевидное обобщение данной процедуры приводит к m пробным шагам, из которых в качестве рабочего выбирается шаг, дающий наименьшее значение по Q . При этом случайнм выбором определяются m направлений поиска и примерно сравнимые величины смещений.

Процедуры случайного поиска с нелинейной тактикой рекомендуется использовать в том случае, когда функция Q не проявляет "гладкого", линейного характера и, более того, значительно меняется. В подобных условиях синтез локально-эффективной С-модели целесообразно вести путем случайных блужданий или "поощрением" случайностью. Для эффективной работы алгоритмов данной группы важно единственное условие, чтобы вероятность случайного выбора удачного РИ была не очень мала.

В целом процедурам СП с нелинейной тактикой характерна независимость от предыстории поиска, что определяет их локальность.

Обучение и адаптация процедур поиска. Эффективность рассмотренных процедур структурного случайного поиска как с линейной, так и с нелинейной тактикой снижается при изменении характера функции Q в процессе поиска в заданном классе \mathcal{X} , т.е. при появлении ситуаций "овражности", "холмистости" и т.п. [145]. Кроме того, как описано в разд. 4.2, в процессе эволюционного синтеза при определенных условиях происходит переход на иной критерий Q , в результате чего характер новой оценочной функции качества может не соответствовать условиям оптимальности используемой процедуры поиска. В подобных условиях эффективность описанных про-

Таблица 4.11. Пошаговое обучение параметров структурного случайного поиска в эволюционных алгоритмах

Название алгоритма обучения	Рекуррентное выражение	Особенности алгоритма	В каком эволюционном алгоритме используется
Покоординатное экспоненциальное обучение	$p_i^{(N)} = A_1 p_i^{(N-1)} + (1 - A_1) \lambda_i$	Экспоненциальный характер изменения вероятности параметра	ЭПА, ЭРА, МАК1
Покоординатное обучение с произвольным законом	$p_i^{(N)} = p_2(w_i^{(N-1)})$	Не способен постоянно искать наилучшее направление изменения Q	ЭПА, ЭРА
	$w_i^{(N)} = w_i^{(N-1)} - \delta \operatorname{sgn}(\Delta Q_{N-1}), \delta > 0$	Не учитывает полученный результат по величине Q	
Пропорциональный алгоритм обучения	$w_i^{(N)} = w_i^{(N-1)} - \delta' \Delta Q_{N-1}, \delta' > 0$	Запоминает и сохраняет весь предыдущий опыт	ЭРА
		Запоминает и сохраняет весь предыдущий опыт в осредненной форме	
		Чувствителен к определению наилучшего направления	
Самообучение с забыванием	$w_i^{(N)} = k w_i^{(N-1)} - \delta \Delta Q_{N-1}, 0 \leq k \leq 1$	При $w_i = 0$ поиск должен МАК2 быть равновероятным	
"Сkeptическое" самообучение	$w_i^{(N)} = w_i^{(N-1)} - \delta(\Delta Q + d)$	Обеспечивает в среднем МАК1 преимущество наилучшему направлению	

Обозначения: δ – параметр скорости адаптации, δ' – коэффициент пропорциональности, k – параметр забывания, d – параметр скептицизма.

цедур СП повышается за счет самообучения и адаптации [144, 147]. В табл. 4.11 приведены известные алгоритмы пошагового обучения параметров вектора памяти W поисковых процедур в классе С-моделей, которые используются в разработанных эволюционных процедурах синтеза эффективных ϵ -приближений. Специфика структурного поиска проявляется здесь в том, что i -я координата $p_i^{(N)}$ вектора вероятностей выбора направления поиска – это вероятность $p_i^{(N)} = P_2(\Gamma_i)$ выбора режима Γ_i на N -м шаге поиска, которая задана дискретно. В алгоритмах обучения предусмотрено изменение $P_2(\Gamma_i)$, $i = 1, K$ непосредственно, а также через вектор параметров W , который в процедурах случайного поиска называют вектором памяти: $p_i^{(N)} = P_2(w_i^{(N-1)})$. Распределение $p_2(w_i)$ может иметь произвольный вид зависимости от w : экспоненциальный, линейный, логарифмический, ступенчатый, синусоидальный, гауссовый и т.п. [147]. В табл. 4.11

приведены алгоритмы обучения вероятностей выбора Γ_i из списка РИ при произвольной зависимости P_2 от w_i . По тем же алгоритмам пошагового обучения можно корректировать также величину рабочего смещения g и число пробных шагов l_p , т.е. кратность использования РИ в описанных ранее алгоритмах случайного поиска. Используя результаты работы [147], возможно также применять совместную адаптацию выделенных параметров распределения $P_2(\Gamma)$ и величины рабочего шага (параметров вероятностной реализации РИ). Отметим, что в целом параметры вероятностной реализации различных РИ, параметры забывания k , пропорциональности δ' и "скептицизма" d взаимосвязаны. Поскольку аналитическое выражение этой взаимосвязи получить практически невозможно, а экспериментальное (путем вычислительного эксперимента) определяется конкретными условиями, целесообразно в свою очередь корректировать эти параметры в зависимости от конкретной ситуации в процессе синтеза ϵ -приближений.

Глобальность структурного поиска. Рассмотренные алгоритмы структурного поиска, как и их параметрические аналоги, эффективны в случае однозадачных функций [145–147]. Задача отыскания глобального экстремума на основе реализуемых ими тактик не решается, так как действуют механизмы закрепления найденных "удачных" направлений поиска. Поэтому в случае многоэкстремальности функции Q необходимо вводить механизмы изменения (или "раскачки") начальных условий синтеза. Это достигается использованием третьего источника случайности, т.е. вероятностным выбором С-модели из совокупности $\pi(F_\epsilon)$ на каждом шаге формирования новой модели. В отличие от предыдущего, далее считаем, что

$$\pi_{k(N-1)}(F_\epsilon) = \langle C_{k(N-1)}^1, \dots, C_{k(N-1)}^K \rangle, \text{ где } k \text{ – номер этапа синтеза, } N \text{ –}$$

номер шага синтеза, K – объем совокупности $\pi_{k(N-1)}(F_\epsilon)$. Случайный выбор модели $C_{k(N-1)}$ в указанных выше алгоритмах приводит за N шагов синтеза к случайному и независимому "обстрелу" заданного класса \mathcal{X} . В связи с тем, что при этом совокупность $\pi_{kN}(F_\epsilon)$ формируется по следующему правилу:

$$C_{kN} = \begin{cases} C_{k(N-1)}^j, & \text{если } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}^j) \geq Q_{N-1}^*, \\ (\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}^j, & \text{если } Q((\Gamma_i)_{N-1} C_{k(N-1)}^j) < Q_{N-1}^*, \end{cases} \quad (4.8)$$

где $Q_{N-1}^* = \min_{\pi_{k(N-1)}} Q(C_{k(N-1)}^j)$, то алгоритм обеспечивает выделение

глобального экстремума при $N \rightarrow \infty$ и при достаточно разумном распределении $P_1(C)$. Последнее означает, что распределение $P_1(C)$ должно соответствовать структуре класса \mathcal{X} и заданной на нем функции Q . Априорных сведений о характере такого соответствия, проявляющегося в конечном счете в равномерности "обстрела" класса \mathcal{X} за N шагов синтеза, практически нет и в условиях неустранимой неопределенности быть не может. Поэтому необходимо адаптировать распределение $P_1(C)$ к конкретной ситуации, что осуществляется по алгоритмам пошагового обучения (коррекции), описанным выше.

Вероятностный выбор С-модели из совокупности $\pi(F_\epsilon)$ обычно сопро-

вождается условиями, выполнение которых приводит к модификациям:

- 1) $C'_{N-1} = C^j_{N-1}$; модель на шаге N формируется из той же модели C^j_{N-1} , т.е. допускается шаг локального поиска;
- 2) $C'_{N-1} \neq C^j_{N-1}$; модель на шаге N формируется из другой С-модели, осуществляется шаг глобального поиска;
- 3) $C'_{N-1} = C^j_{N-1}$, если $t \leq t_n$, и $C'_{N-1} \neq C^j_{N-1}$, если $t > t_n$, где $t = 1, 2, \dots$ — кратность использования модели C^j_{N-1} в качестве исходной, в результате реализуется t_n шагов локального поиска из модели C^j_{N-1} ;
- 4) условия на C'_{N-1} отсутствуют; в соответствии с вероятностным распределением $p_1(C)$ стохастично реализуются случаи 1 и 2.

Наложение третьего источника стохастичности, рассмотренного ранее, приводит к комбинированию в алгоритмах случайного поиска (4.5) и (4.6) с различными модификациями вероятностного выбора С-модели из совокупности $\pi(F_\epsilon)$, порождая при этом целое семейство процедур из структурного случайного поиска. Приведем одну из процедур, допускающую многократное использование С-модели в случае алгоритма с нелинейной тактикой:

$$C_{kN} = (\Gamma_i)_{N-1} C^j_{k(N-1)} = \begin{cases} \neg((\Gamma_i)_{N-1} C^j_{k(N-1)} + (\Gamma'_i) C^j_{k(N-1)}) \\ \text{при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C^j_{k(N-1)}) \geq Q^*_{N-1}, t \leq t_n \\ \neg((\Gamma_i)_{N-1} C^j_{k(N-1)} + (\Gamma'_i) C^j_{k(N-1)}) \\ \text{при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C^j_{k(N-1)}) \geq Q^*_{N-1}, t > t_n \\ (\Gamma'_i) C^j_{k(N-1)} \text{ при } Q((\Gamma_i)_{N-1} C^j_{k(N-1)}) < Q^*_{N-1}. \end{cases}$$

Итак, при исследовании использования трех источников стохастичности описано семейство процедур структурного случайного поиска, на основе которых осуществляется синтез локально-эффективных и эффективных ϵ -приближений в заданном классе структурированных моделей. Это семейство включает следующие группы алгоритмов СП: с линейной тактикой (алгоритмы локального поиска); с нелинейной тактикой (алгоритмы локального поиска); с линейной тактикой и вероятностным выбором С-модели из совокупности $\pi(F_\epsilon)$ (алгоритмы глобального поиска); с нелинейной тактикой и вероятностным выбором С-модели из совокупности $\pi(F_\epsilon)$ (алгоритмы глобального поиска).

Определены модификации разработанных процедур при различных условиях выбора РИ и С-модели. Выделены параметры пошагового обучения процедур структурного СП, коррекция которых позволяет адаптировать процедуры к конкретным функциям Q и классам \mathcal{X} с целью повышения их эффективности.

В отличие от известных алгоритмов СП, учитывающих дополнительные сведения о свойствах функции Q и за счет этого повышающих свою эффективность, в разработанных процедурах структурного СП подобных дополнительных сведений практически нет. Поэтому при решении вопроса о применении того или иного алгоритма СП из полученного семейства необходимо учитывать имеющуюся информацию. В частности, алгоритмы ло-

кального поиска целесообразно применять лишь при наличии информации относительно одноэкстремальности функции Q и с учетом особенностей относительно рекомендуемых условий, описанных выше. Если же имеется априорная неопределенность относительно функции Q , класса \mathcal{X} и возможной динамики этих компонент, то целесообразно использовать алгоритмы глобального структурного поиска, создавая условия для параметрической их адаптации к конкретным ситуациям, а также к возможным переходам на другие алгоритмы СП в рамках полученного семейства в случае изменения Q либо класса \mathcal{X} на следующем $(k+1)$ -м этапе синтеза. Подобные переходы являются шагами структурной адаптации алгоритмов СП в классах С-моделей, реализуются вторым уровнем эволюционных процедур и рассматриваются ниже.

4.4. ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ГЛОБАЛЬНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ПРОЦЕССА ИДЕНТИФИКАЦИИ

Глобальные характеристики процесса синтеза ϵ -приближений. Проблема применения (выбора) конкретного алгоритма структурного случайного поиска из полученного семейства, а также использование того или иного алгоритма пошагового обучения и в целом адаптации решаются на основе текущей оценки эффективности синтеза локально-эффективных ϵ -приближений.

Эффективность процесса синтеза определяется характеристиками алгоритмического процесса, учитывающими все факторы, которые влияют на его реализацию. Таковыми характеристиками являются точность ϵ , вычисляемая по той или иной функции расстояния $\rho(C^*, C_j)$ либо $\rho(Q^*, Q(C_j))$, и затраты V на синтез заданного ϵ -приближения. Пусть синтез начинается с совокупности $\pi_0(F_\epsilon)$, используется алгоритм структурного случайного поиска $A(\xi) \in A$ из описанного выше семейства A алгоритмов СП, определяемых элементами случайности ξ и отличающихся тактическими стратегиями относительно Γ из списка РИ и C из совокупности $\pi_0(F_\epsilon)$. Тогда наиболее полными характеристиками процесса синтеза являются зависимости: $\epsilon = \epsilon(C, \pi_0(F_\epsilon), A(\xi), V)$ и $V = V(C, \pi_0(F_\epsilon), A(\xi), \epsilon)$.

Учитывая все факторы, влияющие на процесс синтеза можно сказать, что данные зависимости универсальны и могут быть использованы в качестве текущих оценок эффективности. Однако в таком общем виде их трудно получить, поэтому обычно пользуются частными зависимостями, более простыми, которые получаются с учетом некоторых предположений. В частности, экспериментальное (на ЭВМ) исследование влияния исходной совокупности $\pi_0(F_\epsilon)$ на процесс синтеза и его характеристики показывает, что выбор $\pi_0(F_\epsilon)$ существенно сказывается на первом этапе синтеза, предшествующем первому этапу выработки фактического решения. Однако это влияние в значительной мере нивелируется, если в условиях отсутствия априорной информации о классе С-моделей и динамике входных и выходных функций преобразователя выбору класса предшествовали прикосновенные эксперименты. В подобных условиях точность и затраты на синтез в основном определяются алгоритмом структурного случайного поиска $A(\xi)$, т.е. соответствующими его характеристиками. Как известно [145, 147], эти характеристики делятся на два класса: локальные

и интегральные. Локальными характеристиками оценивается эффективность серии пробных шагов, предшествующей одному рабочему шагу, поэтому эти характеристики применимы лишь в случае модификаций структурного случайного поиска, включающих кратное использование режимов изменений и/или С-моделей при их выборе из совокупности $\pi(F_\epsilon)$. При этом параметры кратности l и t варьируются в процессе синтеза на основе того или иного алгоритма обучения при ухудшении используемой локальной характеристики: 1) при увеличении потерь на поиск, вычисляемых как отношение числа кратного использования к среднему изменению показателя Q на рабочем шаге; 2) при увеличении вероятности рабочего шага, не приводящего к синтезу локально-эффективной С-модели. Вторая локальная характеристика в ряде случаев предпочтительнее из-за простоты вычисления.

Эффективность всего процесса структурного поиска (и синтеза удовлетворительного ϵ -приближения) в целом оценивается интегральными характеристиками: невязкой (неточностью) полученной и требуемой С-модели (или совокупности $\pi(F_\epsilon)$), числом шагов поиска, надежностью, т.е. вероятностью попадания в заданную окрестность ϵ -приближения.

Невязка требуемого и полученного значений функционала Q , оценивавшего С-модели совокупности $\pi(F_\epsilon)$, вычисляется по формуле $\epsilon = |Q^* - \bar{Q}|$ либо $\epsilon = |\Delta Q - \Delta Q_n|$, где \bar{Q} и ΔQ_n – соответственно среднее и размах значений функционала Q на С-моделях совокупности $\pi(F_\epsilon)$. Пусть исходная совокупность $\pi_0(F_\epsilon)$ имеет среднее значение функционала Q^0 , среднее значение приращения функционала Q при синтезе локально-эффективной модели равно ΔQ , число синтезированных локально-эффективных моделей обозначим m , объем совокупности $\pi(F_\epsilon)$ постоянен и равен K . Тогда нетрудно показать, что от невязки, вычисляемой по любой из указанных формул, простым умножением на множитель $1/\Delta Q$ переходим к функциональной зависимости от m . При этом уменьшению невязки соответствует увеличение числа m локально-эффективных С-моделей. Еще проще выявить подобную зависимость в характеристике поиска надежностью, поскольку последняя есть вероятность попадания точности ϵ в заданную окрестность. Однако с учетом дискретности пространства поиска \mathcal{X} и отсутствия информации относительно значения ϵ характеристика поиска (а также синтеза ϵ -приближений) надежностью затруднительна. Во всех случаях предпочтительнее характеризовать синтез общим числом M синтезированных С-моделей и числом m локально-эффективных из них.

Оптимизация процесса структурной идентификации. Интегральные характеристики позволяют сформулировать следующие задачи оптимизации процесса синтеза ϵ -приближений в совокупности алгоритмов структурного СП:

1. Для заданных сужений входных и выходных функций и их динамики на этапе синтеза минимизировать затраты V на синтез при средней невязке оптимизации не более заданной ϵ_n :

$$V_\epsilon \rightarrow \min_{A \in \mathcal{A}} \quad \text{при} \quad \epsilon \leq \epsilon_n. \quad (4.9)$$

2. Для заданных сужений входных и выходных функций и их динамики на этапе синтеза минимизировать среднюю невязку оптимизации при опре-

деленных затратах V_n

$$\epsilon \rightarrow \min_{A \in \mathcal{A}} \quad \text{при} \quad V \leq V_n. \quad (4.10)$$

Для случая упрощенных характеристик M и m соотношения (4.9) и (4.10) имеют соответственно вид

$$M \rightarrow \min_{A \in \mathcal{A}} \quad \text{при} \quad m \leq m_n, \quad (4.11)$$

$$m \rightarrow \max_{A \in \mathcal{A}} \quad \text{при} \quad M \leq M_n. \quad (4.12)$$

Решение данных задач оптимизации непосредственно связано с используемыми правилами окончания этапа синтеза ϵ -приближений. Рассмотрим подробнее возможные условия окончания [24], определяющие переход на использование синтезированной совокупности $\pi(F_\epsilon)$ для выработки фактического решения. Фактически эти условия зависят от выделяемых затрат на синтез: стоимостных или временных или и тех, и других одновременно. В простейшем случае возможны три следующих правила окончания этапа синтеза [24]: 1) окончание по истечении фиксированного интервала времени T (практически наиболее распространенный случай временных затрат); 2) окончание по достижении функционалом Q_1 некоторого порогового значения Q_{1n} (случай стоимостных затрат); 3) окончание по истечении фиксированного промежутка времени T или по достижении Q_1 некоторого порога Q_{1n} .

Характерное для условия 1 жесткое ограничение временем не может не сказываться отрицательно на качестве синтезированных на этапе локально-эффективных моделей совокупности $\pi(F_\epsilon)$. Этот недостаток устраняется в условии 2, однако за счет значительных временных затрат, которые становятся препятствием применения эволюционных алгоритмов в некоторых реальных задачах. Поэтому, если априори нет информации относительно возможных временных затрат и необходимо избежать недостатков как условия 1, так и условия 2, то целесообразно применить условие 3.

Обозначим через Δt среднее время формирования модели C_{kN} из модели $C_{k(N-1)}$, а ΔQ – по-прежнему среднее значение изменения функционала Q на моделях совокупности $\pi_k(F_\epsilon)$ на одном шаге синтеза. Тогда нетрудно получить адекватные условия окончания этапа синтеза через параметры M и m , введенные выше: 1) окончание по фиксированному числу M синтезированных ϵ -приближений ($M = T/\Delta t$); 2) окончание по фиксированному числу m синтезированных локально-эффективных ϵ -приближений ($m = \rho(Q^*, Q_k)/\Delta Q$); 3) окончание по выполнении условия 1 или условия 2.

Использование условия 1 приводит к тому, что число j синтезированных локально-эффективных С-моделей случайно. При использовании условия 2 заданное число m локально-эффективных моделей набирается после синтеза случайного числа J С-моделей. Процесс синтеза в обоих случаях характеризуется средними \bar{j} и \bar{J} соответственно, а при использовании условия 3 – как значением \bar{J} , так и \bar{I} .

Понятно, что задачи оптимизации синтеза, сформулированные выше,

необходимо согласовать с правилами окончания этапа синтеза. С этой целью оценим средние значения j и I при некоторых естественных предположениях относительно вероятности p синтеза локально-эффективной модели.

Имея в виду лишь верхнюю оценку \bar{I} , можно провести ее в предположении независимости и постоянства вероятности события, состоящего в получении локально-эффективной С-модели произвольного класса \mathcal{X} . Первое допущение естественно для начальных этапов синтеза и условий динамики преобразователя, так как лишь введение зависимости через параметрическую адаптацию и обучение повышает вероятность синтеза локально-эффективной С-модели по сравнению со случайным получением ее на каждом шаге. Можно показать [175], что допущение о постоянстве вероятности p по всей последовательности синтезированных С-моделей оправданно, если рассматривать их среднюю арифметическую \bar{p} .

Проводя расчет для случая независимых моделей и постоянства вероятности локально-эффективных моделей p , получим следующие точные оценки:

$$\bar{I}_2 \leq \sum_{i=m}^{\infty} i \mathcal{P}(i) = \sum_{i=m}^{\infty} Q_{m,p}(i), \quad (4.13)$$

$$\bar{I}_3 \leq \sum_{i=m}^M i Q_{m,p}(i) + M \sum_{i=0}^{m-1} P_{M,p}(i), \quad (4.14)$$

где $Q_{m,p}(i) = C_{i-1}^{m-1} p^m (1-p)^{i-m}$ – распределение Паскаля; $P_{M,p}(i) = C_M^i p^i (1-p)^{M-i}$ – распределение Бернулли; \bar{I}_2, \bar{I}_3 соответствуют применению условия 2 и 3 на окончание синтеза (соответственно), для условия 1 имеем $\bar{I}_1 = M$.

Исследование поведения оценок (4.13) и (4.14) при различных параметрах M, m и p отражено в работах [18, 24, 174]. В итоге имеем приближенные верхние оценки:

$$\bar{I}_2 \leq m/p, \quad (4.15)$$

$$\bar{I}_3 \leq \begin{cases} M - 2M\Phi\left[-\frac{m}{\sqrt{Mq}}\right] + \frac{2m}{p}\Phi\left[-\frac{m+1}{\sqrt{(M+1)q}}\right] & \text{при } Mp/m \approx 0 \\ m/p & \text{при } Mp/m = 1 \\ M & \text{при } Mp/m > 1, \end{cases} \quad (4.16)$$

где $q = 1 - p$.

Выражение (4.16) показывает, что при любых соотношениях между параметрами M, m и p при малых p можно считать, что $\bar{I}_3 \leq M$.

На рис. 4.5, а и б приведены оценки \bar{I}_2 и \bar{I}_3 , соответствующие (4.15) и (4.16) при $m = 6, m = 9, M = 15$. Из поведения оценок видно, что при малых p среднее число моделей может достигать M , а при больших p среднее число \bar{I}_2 близко m . На рис. 4.6 при $M = 50$ проведено сравнение (4.14) с асимптотикой (4.16), три пары кривых снизу вверх соответствуют $m = 9, m = 18, m = 36$. Незначительная разница точных и приближенных оценок наблюдается лишь в небольших диапазонах p длиной не более 0,2.

При тех же предположениях на вероятность p синтеза локально-эффек-

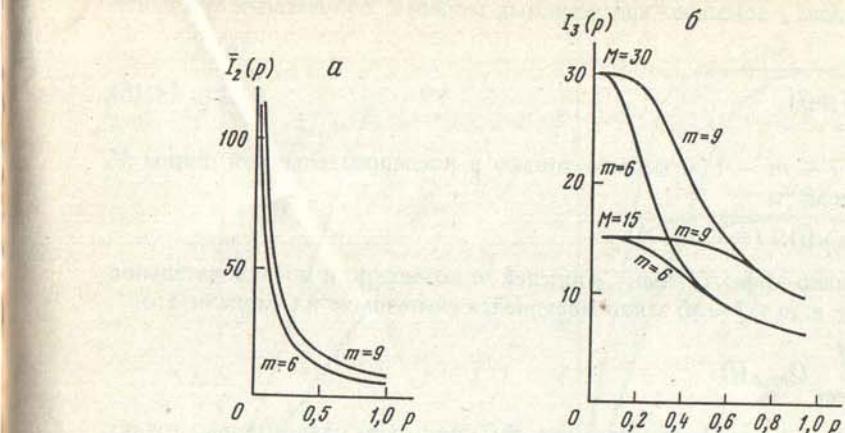


Рис. 4.5. Оценки среднего числа синтезируемых моделей
а – при условии 2 окончания процесса синтеза; б – при условии 3

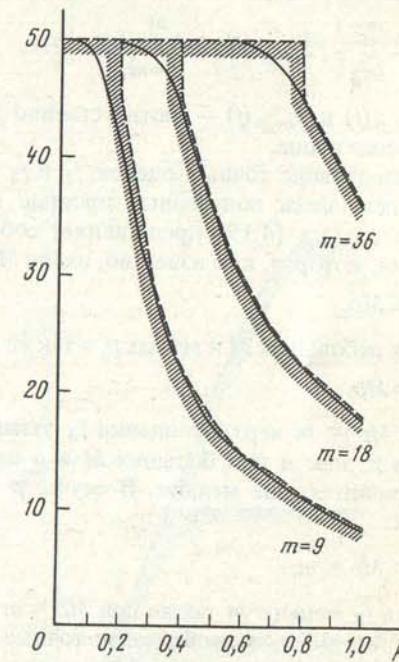


Рис. 4.6. Сравнение приближенных оценок I с асимптотикой при $M = 50$

тивной С-модели оценим среднее число \bar{j} при условиях окончания 1 и 3 ($j_2 = m$).

При условии 1 длина последовательности синтезируемых С-моделей равна M , а число локально-эффективных в ней может быть от 0 до M , поэтому:

$$\bar{j}_1 \leq \sum_{j=1}^M j P_{M,p}(j). \quad (4.17)$$

При условии 3 длина I последовательности синтезированных моделей

зависит от числа j локально-эффективных моделей, получаемых при синтезе, поэтому:

$$\bar{j}_3 \leq \sum_{j=1}^m j \mathcal{P}(j), \quad (4.18)$$

причем $1 \leq j \leq m-1$ возможно только в последовательности длины M , поэтому имеем

$$\mathcal{P}(j) = P_{M,p}(j), \quad j = 1, \dots, m-1.$$

Число локально-эффективных С-моделей m возможно в последовательности длины I , т. е. $m \leq I \leq M$, заканчивающейся синтезом m -й С-модели, т. е.

$$\mathcal{P}(m) = \sum_{j=m}^M Q_{m,p}(j).$$

Из (4.18) с учетом выражений для $\mathcal{P}(j)$ получаем окончательно точную верхнюю оценку:

$$\bar{j}_3 \leq \sum_{j=1}^{m-1} j P_{M,p}(j) + m \sum_{j=m}^M Q_{m,p}(j), \quad (4.19)$$

где $P_{M,p}(j)$ и $Q_{m,p}(j)$ – соответственно распределения Бернулли и Паскаля, описанные выше.

Исследование точных оценок \bar{j}_1 и \bar{j}_3 проведено в работах [20, 25, 175]. Приведем здесь полученные простые приближенные оценки. Поскольку точная оценка (4.19) представляет собою среднее биномиального распределения, которое, как известно, равно Mp , то имеем

$$\bar{j}_1 \leq Mp. \quad (4.20)$$

При небольших M и малых p , а также при $Mp < m$ имеем также

$$\bar{j}_3 = Mp, \quad (4.21)$$

а при $Mp = m$ верхняя оценка \bar{j}_3 уменьшается до $Mp - \frac{1}{2}$. При больших M или p , как и при больших M и p одновременно, приближенная оценка \bar{j}_3 становится еще меньше. В случае $p \rightarrow 0$ и $m > \sqrt{M}$ оценка (4.21) уточняется:

$$\bar{j}_3 < Mp < m.$$

Оценка \bar{j}_3 меньше m также при $Mp = m$ и равна m во всех других случаях.

На рис. 4.7, а, б изображены точные верхние оценки \bar{j}_1 и \bar{j}_3 при $m = 6$, $m = 9$ и $M = 15$, $M = 30$. Из поведения оценок видно, что при малых значениях p среднее число синтезируемых локально-эффективных С-моделей близко к нулю. С увеличением p точная оценка \bar{j} быстро растет, достигая значения, равного m . На рис. 4.8 сравниваются точные и приближенные оценки j при $m = 9$, $m = 18$, $m = 36$ и $M = 50$. Как видно из рисунка, асимптотические оценки хорошо согласуются с точными.

Совместное исследование задач оптимизации процесса синтеза и приближений и правил окончания показывает, что оптимизация (4.11) возможна лишь при условиях окончания 2 и 3, а (4.12) – при условиях 1 и 3. При этом использование упрощенных характеристик M и m позволяет применять правила окончания синтеза, выраженные через эти же параметры

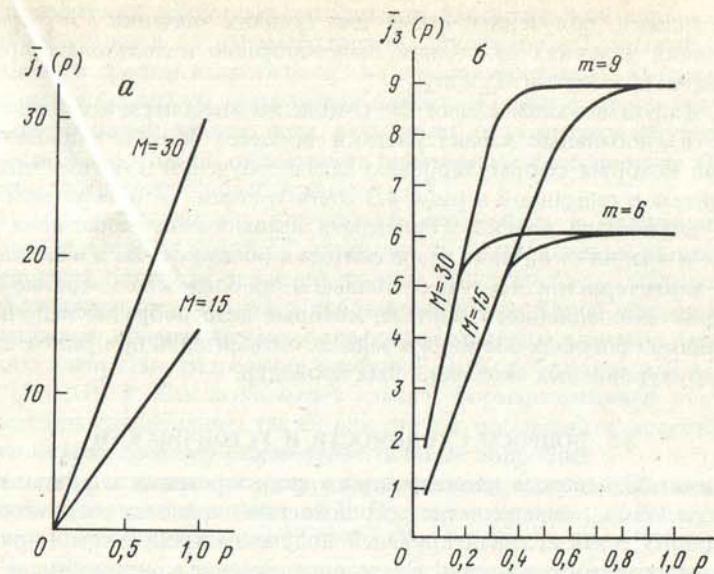


Рис. 4.7. Оценки среднего числа локально-эффективных моделей

а – при условии 1 окончания процесса синтеза; б – при условии 3

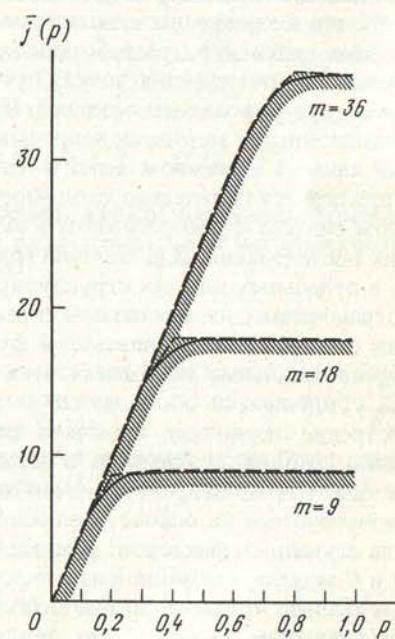


Рис. 4.8. Сравнение приближенных оценок j с асимптотикой при $M = 50$

Верхние оценки, полученные ранее для средних значений \bar{I} и \bar{J} при соответствующих условиях окончания, целесообразно использовать при задании пороговых значений M_{π} и m_{π} .

Итак, в произвольном классе \mathcal{X} С-моделей введены и исследованы локальные и глобальные характеристики процесса синтеза ϵ -приближений, на основе которых сформулированы задачи обучения и оптимизации процесса синтеза в описанной в разд. 4.3 совокупности \mathcal{A} алгоритмов структурного случайного поиска. Определена взаимосвязь глобальных характеристик и правил окончания этапа синтеза в общем случае и в случае упрощенных характеристик. Получены точные и приближенные верхние оценки параметров эволюционного синтеза, которые целесообразно использовать для задания пороговых значений в задачах оптимизации при работе второго уровня двухуровневых эволюционных процедур.

4.5. ВОПРОСЫ СХОДИМОСТИ И УСТОЙЧИВОСТИ

Применимость метода эволюционного моделирования в реальных задачах, безусловно, определяется сходимостью процесса эволюционного структурного синтеза, гарантирующей получение требуемого ϵ -приближения искомого преобразователя F^* за определенное конечное число шагов синтеза. Фактически речь идет о сходимости адаптивных алгоритмов структурного поиска, которые описаны выше. Отметим, что аналогичные вопросы сходимости процедур случайного поиска в задачах параметрической оптимизации исследованы с достаточной полнотой. Основное отличие эволюционных процедур, разработанных в данной работе, заключается в дискретности пространства поиска требуемого ϵ -приближения в заданном классе структурированных моделей. При этом затруднен анализ сходимости традиционными методами непрерывной математики, а требуемый дискретный аппарат в нужном аспекте еще не разработан. В силу этого всеобъемлющее доказательство сходимости и оценки ее скорости при эволюционном синтезе в произвольном классе С-моделей является делом дальнейших исследований. В настоящий момент рядом автором показана сходимость в отдельных классах структурированных моделей, при дополнительных ограничениях на механизмы синтеза или при определенных предположениях относительно оценивающей функции [104, 105, 137, 163]. Отдельные принципиальные положения этих подходов в исследовании стохастической устойчивости обобщаются на иные эволюционные алгоритмы, их рассмотрение позволяет выделить специфику исследуемых вопросов и получить условия сходимости в каждом конкретном случае. Отметим, что каждый раз это непростая математическая задача.

Синтезируемые на основе эволюционных механизмов С-модели зависят от ряда случайных факторов: режима изменений, его вероятностной реализации и С-модели, выбранной из совокупности $\pi(F_\epsilon)$ для изменения. Поэтому при анализе процесса синтеза используются понятия сходимости только в вероятностном смысле: "по вероятности", "в среднеквадратичном", "с вероятностью 1" (или "почти наверное"), "почти всюду". Кроме того, в соответствии с требованиями практики нецелесообразно ставить вопрос о сходимости процесса эволюционного синтеза в точку экстремума оценивающего функционала Q . Действительно, даже в случае унимодальности

Q при применении известных алгоритмов стохастической аппроксимации и случайного поиска (в параметрическом пространстве) гарантируется их сходимость "в среднеквадратичном" и "с вероятностью 1", которые требуют бесконечно большого числа шагов поиска. В связи с этим в эволюционном моделировании может идти речь лишь о гарантиях вероятностной сходимости в некоторую окрестность экстремума функционала Q , т. е. в ϵ -окрестность искомого преобразователя F^* .

Привлекает возможность исследовать сходимость и достигаемую точность синтеза ϵ -приближения F^* , опираясь на установленные выше аналоги с процедурами поиска в параметрическом пространстве – выделенной величиной рабочего шага поиска и его направлением. Такой подход впервые был реализован применительно к графовым моделям в рамках рандомизированного алгоритма разрезания графов Б.П. Коробковым и Л.А. Растигиным [104, 105]. Как показывает анализ, формализованные построения этого подхода справедливы также для структурированных моделей произвольного класса, поэтому рассмотрим их более подробно.

Пусть имеются класс \mathcal{X} структурированных моделей С и список РИ, состоящий из режимов изменений Г. Результат применения РИ из данного списка к модели С обозначим $C' \in \mathcal{X} : C' = GC$. Пусть $V_C = \{C' \in \mathcal{X} : GC = C'\}$ – множество моделей, получаемых из модели С применением РИ из данного списка РИ. Понятно, что существует множество $V_{C'} = \{C' \in \mathcal{X} : GC' = C\}$. Потребуем, чтобы список РИ обеспечивал равенство $V_C = V_{C'}$. Таким образом, V_C – это некоторая окрестность модели С, она отражает некую меру близости моделей в классе \mathcal{X} , определяемую алгоритмом структурного синтеза и, в частности, списком РИ. Обозначим $V_C^N = \{C' \in \mathcal{X} : C' = \Gamma^N C\}$, где $\Gamma^N C = \Gamma(\Gamma(\dots(GC)\dots))$ – N-кратное применение списка РИ, $N = 2, 3, \dots$. В силу конечности класса \mathcal{X} нетрудно получить соотношение: $\mathcal{X} = \bigcup_{k=0}^{\infty} V_C^N$ для всех $C \in \mathcal{X}, k = 1, 2, \dots$ ($\Gamma^0 C = C$).

Данные формализованные построения, конкретизирующие требования к классу \mathcal{X} и списку РИ, позволяют рассматривать в \mathcal{X} метрическое пространство, определяемое метрикой [104]:

$$d(C, C') = \min_C \{N : C' \in V_C^N\}.$$

Таким образом, метрика d определяется как минимальное число шагов, за которое из модели С синтезируется модель C' . Свойства $d(C, C')$ как функции расстояния доказаны в работе [122].

Следующим важным моментом является введение меры близости моделей С и C' с точки зрения функционала $Q(C)$ и последующее согласование ее с мерой $d(C, C')$:

$$\beta(C, C') = |Q(C) - Q(C')|.$$

Для графовой модели, состоящей из подграфов G_i и G_j , $i, j = 1, 2, \dots$, имеем:

$$Q(C) = \sum_{i,j} \sum_{\substack{x_s \in G_i \\ x_t \in G_j}} \alpha(x_s, x_t),$$

где $\alpha(x_s, x_t)$ – вес ребра, связывающего вершины x_s и x_t . Для конечно-авто-

матных, древовидных и многорядных моделей $Q(C)$ определены далее в разд. 5.

В работе [104] показано, что $\beta(C, C')$ является полуметрикой в дискретном пространстве \mathcal{X} и установлено следующее утверждение. А: Для всех $C \in \mathcal{X}$ и всех $\epsilon > 0$ существует $N(\epsilon)$ такое, что из $\beta(C, C') \leq \epsilon$ следует $d(C, C') \leq N(\epsilon)$.

Важным следствием этого утверждения является следующее свойство: ϵ -приближение, искомого преобразователя F^* в полуметрике $\beta(C, C')$ покрывается сферой радиуса N в метрике $d(C, C')$.

Используя метрические построения, можно проанализировать конкретный эволюционный локальный алгоритм структурного поиска. В частности, в определенном классе \mathcal{X} и при заданном списке РИ определяются локальные характеристики (максимальное и минимальное число шагов синтеза, максимальное и минимальное изменение оценивающего критерия Q за один рабочий шаг), а также вероятность удачного рабочего шага синтеза. При условии положительности последней и на основе утверждения (А) легко доказывается сходимость соответствующего алгоритма структурного поиска с вероятностью 1 в окрестность локального экстремума введенного метрического пространства [104]. В частном случае конечноавтоматных моделей положительная вероятность удачного шага следует из оптимизации процедуры поиска путем выбора, описанного в работе [33], вероятностной реализации структурного изменения. Кроме того, для рассмотренных в данной работе классов \mathcal{X} положительность вероятности синтеза локально-эффективной модели подтверждается имитационными экспериментами при разработке методик синтеза.

Отталкиваясь от локальной сходимости поисковых процедур, нетрудно получить доказательство глобальной сходимости эволюционных алгоритмов. Действительно [104], каждый локальный экстремум покрывается окрестностью в метрике $d(C, C')$, попадание в которую обеспечивает синтез ϵ -приближения за конечное произвольное число шагов. Поэтому глобальная сходимость процесса синтеза обеспечивается наличием механизма, гарантирующего с вероятностью 1 такое попадание. В эволюционных алгоритмах подобным механизмом является третий источник случайности — вероятностный выбор С-модели из совокупности $\pi(F_\epsilon)$, которая в начале синтеза формируется случайным образом по равновероятным распределениям. Таким образом, чтобы обеспечить глобальную сходимость, либо совокупность $\pi(F_\epsilon)$ должна включать исходно число моделей, совпадающее с числом локальных экстремумов, либо алгоритм содержать механизмы, стохастично меняющие направление поиска, обеспечивая при этом равномерный "обстрел" окрестностей локальных экстремумов. Первый путь реализован в работе [104], а второй — в алгоритмах, разработанных в данной работе, когда при формировании списка РИ включаются РИ противоположного направления, а совокупность $\pi(F_\epsilon)$ состоит из нескольких моделей.

Иной подход к исследованию устойчивости эволюционных алгоритмов как нерелаксационных (допускающих ухудшение критерия) развивается в работах [154, 155]. При этом основной упор делается на конструирование стохастической функции Ляпунова на траекториях процесса. Далее, используя теорию мартингалов, определяют условия ограниченности услов-

ного ожидания критерия Q на следующем шаге синтеза, а также сходимость самого процесса "почти всюду". Отметим, что при этом требуется знание переходных вероятностей марковского процесса, представляющего случайный поиск модели в классе \mathcal{X} [155]. Получение такого знания возможно лишь при более глубоком анализе внутренних характеристик класса \mathcal{X} , что также является самостоятельной и довольно сложной задачей.

Отметим, что учет особенностей синтезируемых решающих функций позволяет использовать при анализе вопросов устойчивости результаты, полученные относительно родственных алгоритмов. Подтверждение этому нетрудно заметить при исследовании вопроса сходимости многорядных эволюционных алгоритмов классификации в разд. 7.3.

ГЛАВА 5

МЕТОДИКИ СТРУКТУРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ В ЗАДАЧАХ ОБРАБОТКИ ИЗМЕРЕНИЙ

5.1. КЛАССЫ С-МОДЕЛЕЙ И ИХ ФОРМИРОВАНИЕ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИЗМЕРЕНИЙ

Конечно-автоматные модели в подсистемах идентификации, предсказания и управления. В ряде работ [23, 24, 55, 144, 193] отмечается, что интерес к графовым и конечноавтоматным моделям на настоящем этапе диктуется потребностями практики. В работах [32, 33] указаны также основные аргументы в пользу использования этих моделей в качестве описаний обрабатываемых сигналов, структур решающих функций и моделей систем обработки. С позиций изложенной концепции эволюционного синтеза добавляются немаловажные аргументы: структура-граф является естественным накопителем инвариантов различного временного темпа, а эволюционный синтез ϵ -приближений — эффективное средство отыскания моделей с желаемым поведением в классе С-моделей, структура которых представляется графом. Строго говоря, все рассматриваемые далее С-модели относятся к графовым, однако особенности функционирования, учтываемого в оценке поведения, приводят к существенным отличиям списка РИ и, соответственно, к необходимости рассматривать более конкретные совокупности графовых моделей, которые также называются классами.

Как отмечено в гл. 2, в условиях нелинейных преобразований сигналов под влиянием помех и канала распространения решение задач адаптивной обработки сигналов возможно лишь на основе структурной (помимо параметрической) идентификации неизвестной функции взаимодействия F , описывающей преобразователь. Концепция эволюционного синтеза позволяет осуществлять структурную идентификацию в классе графовых и конечноавтоматных моделей [24, 32, 33, 90]. Конкретизируем основные задачи эволюционного подхода в этом случае.

Рассмотрим класс детерминированных конечно-автоматных моделей [68, 106]. Как известно, детерминированный конечный автомат $M_{\mathcal{A}}\{f_z, f_s\}$ задается входным алфавитом $X_{\mathcal{A}} = \{\xi_1, \dots, \xi_p\}$, выходным

алфавитом $Z_A = \{ \xi_1, \dots, \xi_q \}$, множеством состояний $S_A = \{ \sigma_1, \dots, \sigma_n \}$, функцией выходов $z_{\nu+1} = f_z(z_\nu, \sigma_\nu)$, функцией переходов $s_{\nu+1} = f_s(x_\nu, \sigma_\nu)$, где x_ν, z_ν и σ_ν – соответственно входной символ, выходной символ и состояние автомата в момент времени t_ν ($\nu = 1, 2, \dots$). Таким образом, конечный автомат реализует автоматное отображение сигналов (слов), составленных из символов входного алфавита, в сигналы, составленные из символов выходного алфавита, причем характер отображения зависит от начального состояния, в которое подается первый символ сигнала: $F_A : X^K \rightarrow Z^K / s_0$, K – длина слова. Широко используются также табличное и графическое представления конечного автомата [24].

Задача идентификации преобразователя F в виде автоматного отображения F_A предполагает наличие обучающей выборки входных и выходных сигналов, находящихся в отображении F , которое неизвестно и приближается отображением $F_A \in \mathcal{F}$, где \mathcal{F} – класс автоматных отображений. Ориентируясь на применение эволюционного синтеза, будем рассматривать в качестве \mathcal{F} класс структурированных моделей – связных конечных автоматов с числом состояний n не более N . Как структурированная модель, автомат A_n определяется функциональным базисом $\{f, I_A\}$ и структурой s_A . Последняя задается графом $G = (V, \mathcal{D})$, где V – совокупность n вершин, \mathcal{D} – совокупность l дуг, соединяющих вершины. Функции f совокупности $\{f, I_A\}$ реализуют частные отображения входного символа $\xi_i \in X_A$, $i = \overline{1, p}$ в выходной $\xi_j \in Z_A$, $j = \overline{1, q}$ и расположены в вершинах графа, I_A – число различных функций f . При табличном представлении [24] структура задается s -подтаблицей, а каждой функции f соответствует строка z -подтаблицы.

Используя определения эволюционного синтеза (разд. 4.1), сформируем список базовых изменений конечного детерминированного автомата. Для этого необходимо установить простые элементы. Функциональные элементы – это функции набора $\{f, I\}$, преобразующие символы алфавита X в символы алфавита Z , в данном случае это переключательные функции. При заданных объемах: p – входного алфавита и q – выходного множество переключательных функций имеет мощность pq . Функциональные изменения заключаются в добавлении или устраниении простых элементов совокупности $\{f, I\}$, которые не меняют структуры автомата и не выводят его за пределы данного класса. Фиксируя уровень детализации рассматриваемого класса С-моделей, предполагаем в дальнейшем, что функции $f \in \{f, I\}$ являются простыми элементами. Простое функциональное изменение автомата сводится по определению к устраниению некоторого элемента $f(v_j)$ из суперпозиции $f(v_1), f(v_2), \dots, f(v_j), \dots, f(v_K)$. Понятно, что такое изменение может происходить без изменения структуры лишь в случае замены $f(v_j)$ на $f^* \neq f(v_j)$ ($f^* \in \{f, I\}$), как следует из определений разд. 4.1). По определению простое структурно-функциональное изменение – это добавление функции f^* в указанную выше суперпозицию. Оно реализуется без изменения структурных элементов в том случае, когда осуществляется замена $f(v_j)$ на f^* . Нетрудно заметить также разницу в реализации этих изменений. Во втором случае есть дополнительное условие: $f^* \neq f(v_j)$, $j = \overline{1, K}$, но $f^* \in \{f, I\}$.

Структурные простые элементы конечно-автоматных моделей – это элементы множеств $V = \{v_1, \dots, v_j, \dots, v_n\}$ и $\mathcal{D} = \{d_1, \dots, d_l, \dots, d_L\}$ графа-

структурь $G = (V, \mathcal{D})$. Поэтому структурные изменения – устранить вершину v_j из множества V , а также устранить дугу из множества \mathcal{D} . Соответственным образом формируются функционально-структурные изменения, сводящиеся к добавлению вершины либо дуги в соответствующие множества. Как известно [68], в связном автомате для любого входного символа существует переход в следующее состояние, отсюда следует, что число дуг графа такого автомата фиксировано и равно pn , где n – число состояний автомата (мощность множества V). С учетом этого, структурное и функционально-структурное изменения на дугах нереализуемы в отдельности. Однако реализуемы изменения, заключающиеся в изменении структурного элемента "вершина + переход". В результате получаем список базовых изменений, приведенный в табл. 5.1, называемый далее "классический".

Результатом выполнения А1 является замена $f_{ij} = f_i(v_j)$ в суперпозиции и символов выходных функций, формируемых в вершине $v_j \in s_A$. При выполнении А2 меняется часть суперпозиции и той совокупности выходных функций, в формировании которых участвовала устраниенная вершина v_j , начиная с первого появления v_j в суперпозиции. Неизменной остается часть суперпозиции и выходных функций до первого попадания в v_j в случаях А3 и А4.

На составном элементном материале список РИ существенно увеличивается путем реализации составных изменений, получаемых, в частности, многократным использованием базовых РИ. С этой целью вероятностным выбором осуществляется задание $g > 1$ – кратности исполнения базового РИ. В целом это приводит к увеличению мощности изменяющихся выходных функций конечного автомата за одну реализацию РИ. Список РИ при этом является "классическим", но при реализации выбранного РИ допускается его g -кратное исполнение, что приводит к составному изменению. В результате изменение автомата может охватывать составные элементы графа-структуры, т. е. фрагменты того или иного размера. В дальнейшем список РИ описанного типа называется "полуклассический".

Если при реализации полуклассического списка РИ учитываются топологические характеристики автомата, то такой список РИ отличается обязательностью фрагментарного изменения автомата. В качестве топологической характеристики, отражающей структурные особенности автомата, в работе [50] используется связность, которая конкретно выражается в степенях вершин графа-структуры ($\delta^+(v)$ – число входящих, $\delta^-(v)$ – число выходящих дуг вершины $v \in V$). Соответствующий список РИ приведен в табл. 5.2.

Определенной характеристикой списка РИ, допускающего фрагментарные изменения автомата, является мощность $K_{n,p,q}$ составного материала класса конечноавтоматных моделей с числом состояний не более n . Из определения составного материала как совокупностей $G_i \subseteq G$ подграфов граф-структуры G автомата и составных функций, удовлетворяющих условию суперпозиции, следует, что интересующая мощность совпадает с числом подавтоматов автомата. Известно [106], что число $T_{n,p,q}$ автоматов с n состояниями имеет вид $T_{n,p,q} = (qn)^{pq}$, где p и q – объемы входного и выходного алфавитов соответственно. Пусть T – длина входной последо-

Таблица 5.1 Классический список базовых изменений конечно-автоматных моделей

РИ	Тип изменения	Реализация	Формализованное выражение	Результат
A1	Функциональное: удаление функционального элемента	В суперпозиции $f(v_j)$ выбирается элемент $f_{ij} = f_i(v_j)$, который заменяется на $f^* \in \{f, I_M\}, f^* \neq f_{ij}$	$f_{ij} \rightarrow f^*$, так что $f^* \neq f_{ij}$, $f^* \in \{f, I_M\}$	Заменена переключательная функция состояния v_j автомата и суперпозиции
A2	Структурно-функциональное: удаление функционального элемента	В суперпозиции $f(v_j)$ выбирается элемент $f_{ij} = f_i(v_j)$ так что $f_{ij} = f_{ik}$, при $v_k \neq v_j$ заменяется на $f^* \in \{f, I\}, f^* \neq f_{ij}$.	$f_{ij} \rightarrow f^*$, так что $f^* \neq f_{ij}$, $f^* \in \{f, I\}, f^* \in \{f, I\}, k -$ число состояний автомата	Заменена переключательная функция состояния v_j автомата и суперпозиции с добавлением $f^* \in \{f, I_M\}$
A3	Структурное: удаление структурного элемента	В маршруте (v_1, v_k) суперпозиции выбирается v_j , переходы $(v_k, v_j) + (v_j, v_{j+1})$ заменяются на (v_k, v_{j+1}) , $v_k \in V_M$	$(v_j, v_{j+1}) \rightarrow (v_j, v) + (v, v_{j+1})$ $\rightarrow (v_{j-1}, v_{j+1})$	Устранены вершины v_j автомата и суперпозиции
A4	Функционально-структурное: удаление структурного элемента	В маршруте (v_1, v_k) суперпозиции выбирается v_j , на переход (v_j, v_{j+1}) добавляется вершина v с переходами $(v_j, v), (v, v_{j+1})$	$(v_j, v_{j+1}) \rightarrow (v_j, v) + (v, v_{j+1})$	Добавлена вершина v

Таблица 5.2. Составные, с учетом связности, изменения конечно-автоматных моделей

РИ	Тип изменения	Реализация	Формализованное выражение	Результат
A5	Составное функционально-структурное: добавление связного фрагмента из g вершин	В совокупность вершин V добавляется g вершин с переходами, связанных между собой, и с вершинами V с учетом топологических характеристик связности	$V \rightarrow V' = V \cup \{v_{n+1}, \dots, v_{n+g}\}$, так что $\delta^+(v_j) \geq 1, j = \overline{n+1, n+g}$; $\delta^-(v_{n+1}, \dots, v_{n+g}) \geq 1$; $\delta^+(v_{n+1}, \dots, v_{n+g}) \geq 1$	Добавлен подграф из вершин v_{n+g}, \dots, v_{n+1} ; условия на топологические характеристики обеспечивают связность автомата
A6	Составное структурное: устранение связного фрагмента, состоящего из g вершин	В совокупности вершин V , участвующих в суперпозиции, выбирается g связных вершин, которые удаляются с учетом их топологических характеристик	$V \rightarrow V' = V \setminus \{v_1, \dots, v_g\}$, так что $\delta^+(v_j) \geq 1, j = \overline{1, n-g}$	Устранен подграф из вершин v_1, \dots, v_g с выполнением связности по топологическим характеристикам
A7	Составное из структурного и функционально-структурного	В совокупности \mathcal{D} переходов устранили концевые вершины и добавлены другие	$\mathcal{D} \rightarrow \mathcal{D}'$, так что $d_j = d'_j, j = \overline{1, L-g}$, $d_j = d(v_H, v_K) \neq d'_j = d(v'_H, v'_K)$, где $v_H = v'_H, v_K \neq v'_K$, $j = \overline{L-g, L}$, $\delta^-(v'_K) > 1$, $\delta^+(v'_K) \geq 1$	Изменены концевые вершины у переходов с выполнением связности по топологическим характеристикам

вательности, тогда:

$$K_{n,p,q} \leq T_{n,p,q} + T_{n-1,p,q} + \dots + T_{2,p,q} + n(p+1), T \geq n;$$

$$K_{n,p,q} \leq T_{n-1,p,q} + \dots + T_{2,p,q} + n(p+1), T < n,$$

где $n(p+1)$ — число простых элементов автомата.В конечном счете любое изменение автомата с помощью РИ направлено на синтез такого A_n , что отображение $F_N : X \rightarrow Z$ является ϵ -приближением F^* .

Определение 5.1. Назовем степенью отличия выходных последовательностей Z_A и Z_B автоматов А и В при одинаковых входных последовательностях число $g_{AB} = \frac{1}{T \cdot 2^T} \sum_{i=1}^{2^T} \sum_{K=1}^T |Z_A^K - Z_B^K|$, где индекс K соответствует K -му символу последовательностей Z_A и Z_B , T — длина входного слова.

Если автомат В получен из автомата А с помощью РИ, то g_{AB} оценивает степень изменения А и тем самым непосредственно характеризует РИ. В связи с этим представляет интерес априорное исследование РИ, выяв-

ляющее диапазон изменения g_{AB} при наиболее типичных структурно-топологических особенностях автоматов.

Определение 5.2. Назовем состояние j автомата А выделенным по структуре, если для любого другого состояния $i \neq j$ выполнено условие: $\delta_i^+/\delta_j^- \leq 1/R(n)$, где $R(n) = [pn/4]$, n – число состояний А.

Наличие или отсутствие выделенных по структуре состояний относится к типичной особенности конечных автоматов, однако их исследование на основе распределения степеней δ^+ и δ^- по всем состояниям дает лишь однократный разрез, не позволяя оценить вклад состояний в g_{AB} .

Данная трудность преодолевается в работе [32], содержащей исследование автоматов с выделенными состояниями на основе предложенного аппарата частотных матриц, описание которого приведено в этой работе. В частности, проведено исследование различных вероятностных реализаций базового АЗ "устранить состояние", которое дает условия реализации АЗ такого, что: $\mathcal{P}(g_A^{\min} = \min_l g_{AB}^l) \approx 1$ и $\mathcal{P}(g_A^{\max} = \max_l g_{AB}^l) \approx 1$, где $1 \leq l \leq Y$,

Y – количество вероятностных реализаций РИ на простом элементном материале. Причем, если $\delta_j^+ = z_1 + 2z_2 + \dots + nz_n$, где z_j – количество связей в строке с номером j , перекидываемых в другие состояния, то

$$Y = (N - 1)^{z_1} + \left(N - 1 + \frac{(N - 1)(N - 2)}{2!} \right)^{z_2} + \left(N - 1 + \frac{(N - 1)(N - 2)}{2!} \right)^{z_3} + \dots$$

Пусть $B = (b_{tj})$ – матрица частот автомата А с n состояниями ($j = \overline{1, n}$) и с $t = \overline{1, T}$ ярусами, где T – пллина входной последовательности. Обозначим через $c_{lj} = (b_{Tj}/b_{T-1,j} - b_{Tj}'/b_{T-1,j}')$ величину, характеризующую изменение частоты b_{Tj} появления состояния j на T -м ярусе в автомата А' ($B' = (b'_{tj})$ – частотная матрица автомата А', полученного из А с помощью l -й реализации АЗ). Обозначим $p_{tj} = b_{tj}/2^{t-1}$ – вероятность участия j -го состояния при формировании t -го символа выходной последовательности.

Теорема 5.1 [32]. Для любого l и любого $j = j_0$ выполнено неравенство $|c_{lj}| < b \mathcal{D}(T)$, где $b = b_{Tj_0}$ и j_0 – удаляемое состояние автомата А, $(\mathcal{D}(T) > 0)$.

Теорема 5.2 [32]. Если А является автоматом Мура, то справедливо:

$$1 > g_{AA'}^l \geq \frac{1}{2^T} \sum_{i=1}^{2^T} \sum_{K=1}^T \sum_{j=1}^{N-1} \left\{ A_{Kj} \left[p_2 - p_2' \frac{p_{K-1,j}^l}{p_{K-1,j}} \right] + p_1 p_2 c_{lj} p_{K-1,j}^l \right\},$$

где $g_{AA'}^l$ – степень отличия $g_{AA'}$ автомата А и А' при l -й реализации АЗ, $0 < p_1, p_2, p_2' \leq 1$.

Данные теоремы наравне с другими теоретическими результатами работы [32] дают обоснование выбора вероятностной реализации РИ типа АЗ с учетом топологических особенностей автомата А. При этом вероятностная реализация РИ проводится в соответствии с процедурой, представленной на рис. 5.1. Аналогичные процедуры имеют место для РИ типа А4. Найдены также условия реализации РИ, приводящие к $\max g_{AB}$ с большой вероятностью. В целом процедура пробных шагов придает направленность вероят-

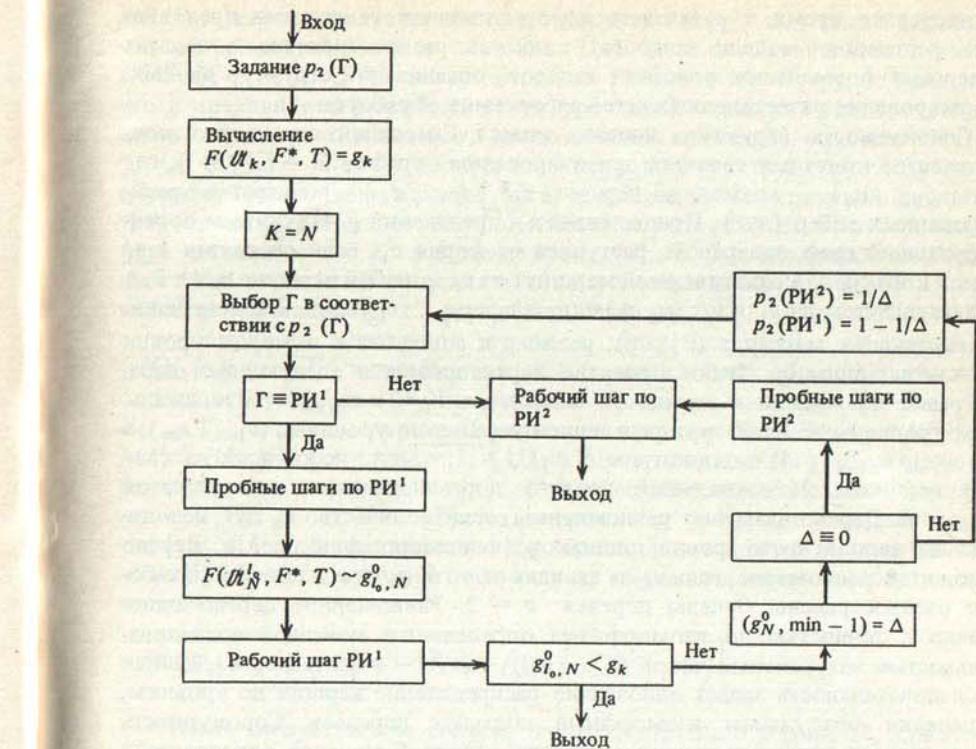


Рис. 5.1. Процедура вероятностной реализации РИ типа АЗ с учетом топологических характеристик

ностной реализации РИ при согласовании ее выбора со стратегией случайного поиска, описанного в разд. 4.3.

В случае сложного преобразователя сигналов F , относительно которого отсутствует априорная информация, позволяющая ограничиться каким-то из описанных выше списков РИ, составляется "иерархический" список РИ, включающий составные и простые изменения, с многократным исполнением базовых РИ, а также с учетом и без учета топологических характеристик.

Древовидные решающие структуры подсистем классификации и обнаружения. Обзор методов обнаружения и распознавания сигналов показывает, что существует большое число эвристических алгоритмов, использующих деревья решений и дающих более высокий результат, хотя соответствующие алгоритмы недостаточно формализованы. При этом древовидные решающие модели легко дообучаются, на них легко устранять ошибки для любого числа классов и разнотипных признаков. Теоретико-множественные методы и алгебра логики позволяют формализовать отдельные подклассы, например, булевые деревья решений. На таких деревьях решений в виде логических формул определяются обобщенные описания, имеющие большое значение при автоматизированной обработке информации, например, при автоматической генерации баз данных [166].

В последнее время с развитием информационной технологии древовидные решающие модели получают широкое распространение в задачах генерации формальных описаний классов, организации структур данных, формирования разветвленных сетей алгоритмов обработки.

Совокупность структур данного класса С-моделей составляют подмножества конечных связных ориентированных графов $\Delta = \{V, \mathcal{D}\}$, где $V = \{v_1, \dots, v_n\}$ – множество вершин, $\mathcal{D} = \{d_1, \dots, d_L\}$ – множество ориентированных ребер (дуг). Придерживаясь определений [24], считаем ориентированный граф ордеревом, растущим из корня v_1 , если он связан и не имеет контуров, а единственный маршрут из v_1 к любой вершине v_i , $i = 2, \dots, n$, является путем из v_1 к v_i : $(v_1, v_i) = (v_1 = v_{i_1}, v_{i_2}, \dots, v_{i_\alpha} = v_i)$. Число вершин, составляющих маршрут (v_1, v_i) , равно α и совпадает с номером уровня $\alpha_i = \alpha$ вершины v_i . Любое ордерево характеризуется следующими параметрами: 1) числом n элементов множества V ; 2) α_{\max} – максимальным уровнем $v \in V$; 3) распределением вершин по уровням: $(v_1, \dots, v_m) \leftrightarrow (\alpha_1, \dots, \alpha_{\max})$; 4) количеством $\delta^-(v_i)$, $i = 1, \dots, n$, дуг, исходящих из каждой вершины. Максимальный уровень дерева называют его высотой $\alpha_{\max} = h$. Дерево называют равномерным, если количество ν_α дуг, исходящих из вершин α -го уровня, одинаково и является функцией α . Дерево абсолютно равномерно, если ν_α не зависит от α : $\delta^-(v_i) = \nu$, где $v_i \in V$. Наиболее распространены булевые деревья: $\nu = 2$. Равномерное дерево однозначно с точностью до изоморфизма определяется конечной последовательностью натуральных чисел (v_1, \dots, v_h) , где h – высота дерева, данная последовательность задает однозначно распределение вершин по уровням, определяя тем самым изоморфный подкласс деревьев. Совокупность древовидных структур как компонента класса С-моделей определяется заданием любого из перечисленных параметров либо любого сочетания из них.

Вершины решающего дерева v_j , $j = 1, \dots, n$, отличаются реализуемыми преобразователями f_j , входящими в функциональный базис $\{f, I\}$. В качестве преобразователей в различных решающих древовидных структурах используются k -местные предикаты, описания объектов, булевые переменные, лингвистические переменные, разнотипные признаки и т.п. [24, 137, 140, 166]. В результате древовидные С-модели представляют те или иные логические решающие функции с выделением признаков предикатов и без такого выделения. При этом задача построения булевых решающих (распознающих) деревьев сводится к минимизации систем булевых функций, к минимизации в классе ортогональных дизъюнктивных нормальных форм, к поиску булевых функций, минимизирующих средний риск ошибки [137]. Известны также решающие деревья, вершины которых реализуют вещественные признаки [137]. В этом случае древовидная модель задает разделение пространства вещественных признаков гиперпараллелипедами. Эффективной считается модель с минимальной вероятностью ошибки обучающей выборки. Такой подход далее рассматривается детальнее в эволюционном распознавающем алгоритме [24, 181].

Пусть на множестве X допустимых сигналов задано конечное число подмножеств Y_1, \dots, Y_K (классов), таких что $X = \bigcup_{k=1}^K Y_k$. Каждый сигнал

$x \in X$ определяется значениями характеристик (x_1, \dots, x_N) таким образом, что их совокупность дает описание $I(x)$ сигнала x (характеристики x_j , $j = 1, \dots, N$, $x_j \in R_j \subseteq R^1$, называют также признаками). Нетрудно заметить, что в древовидной решающей структуре любой маршрут l задает совокупность характеристик сигнала, составляющих некоторое описание $I_l(x) \subseteq I(x)$: $I_l(x) \leftrightarrow (v_1, v_l)$. Доопределим древовидную структуру следующим образом: сопоставим каждой дуге, выходящей из концевой вершины $v_l \in V$, метку с номером $k = 1, \dots, K$ класса, к которому относится описание $I_l(x)$ сигнала по $x \in X^C$ и $Y^C(x) = k$, где (X^C, Y^C) – обучающая выборка, известная априори. В результате совокупность маршрутов дерева, заканчивающихся метками ' k ' определяет описание $I(Y_k)$ класса сигналов Y_k , а совокупность маршрутов дерева в целом определяет совокупность $\{I(Y_k), k = 1, \dots, K\}$ описаний всех K классов и, таким образом, дерево определяет разбиение W_D допустимых сигналов X на подмножества Y_1, Y_2, \dots, Y_K , а каждое дерево Δ характеризуется разбиением $W_D = \{I(Y_k) : I_l(x) \in I(Y_k) / Y^C(x) = k, k = 1, \dots, K\}$. Поскольку описания $I(Y_k)$ формируются по априорной информации (X^C, Y^C) , заведомо не являющейся исчерпывающей ($X^C \subset X$, $Y^C \subset Y$), то возможны $x \in Y_k$, для которых $I(x) \neq I_l(x) \in I(Y_k)$. Тогда разбиение W_D характеризуется вероятностью ошибки классификации допустимого сигнала x , имеющего вероятностное распределение $p(x)$:

$$\mathcal{P}(W_D) = \sum_{x \in X} \left\{ \bigcap_{k=1}^K [I(x) \neq I_l(x) \in I(Y_k)] p(x) \right\}.$$

Отсюда следует задача синтеза такого решающего дерева Δ^* , для которого совокупность $\{I(Y_k), k = 1, \dots, K\}$ обеспечивает вероятность ошибочной классификации не больше ϵ с большой вероятностью:

$$p(\mathcal{P}(W_{\Delta^*}) \leq \epsilon) \approx 1 - \eta, \quad (5.1)$$

где $\eta = 0(\cdot)$.

Нетрудно заметить, что совокупность $\{I(Y_k), k = 1, \dots, K\}$ помеченных маршрутов есть подмножество суперпозиций функциональных преобразователей принятого базиса $\{f, I\}$. Каждая суперпозиция определяется конкретным набором f_i , $i = 1, \dots, h_l$, приписанных вершинам маршрута (v_1, v_l) , $l = 1, \dots, L$, их очередностью и длиной h_l маршрута. Все эти факторы определяются указанными выше параметрами древовидной структуры, поэтому синтез требуемого дерева Δ^* и, соответственно, разбиения W^* целесообразно проводить путем структурных изменений некоторого Δ на основе списка РИ. Переходя к формированию списка РИ древовидной решающей структуры, отметим ее специфику, в частности, иерархичность, которая приводит к тому, что функциональные преобразователи, приписанные вершинам с меньшим номером уровня, участвуют в большей части маршрутов дерева и поэтому более существенны в классификации, реализуемой деревом. Отсюда следует, что степень изменения древовидной структуры, определяемая как мощность подмножества изменившихся маршрутов дерева, непосредственно зависит от уровня вершин, участвовавших в реализации РИ. Таким образом, уровень дерева, на котором реализуется РИ, является параметром, характеризующим степень изменения дерева, и поэтому учитывается при составлении списка РИ.

Таблица 5.3. "Полуклассический" список изменений древовидных моделей

РИ	Тип изменения	Реализация	Формализованное выражение	Результат
Д1	Функциональное: Устранение функционального элемента из суперпозиции маршрута (v_1, v_j)	В суперпозиции $\langle f_{ij} \rangle$ маршрута (v_1, v_j) выбирается элемент $f_{ij} = f_i(v_j)$, который заменяется на $f^* \in \langle f_{ij} \rangle, f^* \neq f_{ij}$	$f_{ij} \rightarrow f^*$, так что $(f^* \neq f_{ij}) \cap \langle f^* \in \langle f_{ij} \rangle, j = \overline{1, l}$	Замена функционального элемента вершины v_j на другой элемент суперпозиции. Перераспределение маршрутов
Д2	Структурно-функциональное: добавление функционального элемента в суперпозицию маршрута (v_1, v_j)	В суперпозиции $\langle f_{ij} \rangle$ маршрута (v_1, v_j) выбирается элемент $f_{ij} = f_i(v_j)$, так что существует $f_{ik} = f_j$ при $v_k \neq v_j; f_{ij}$ заменяется на $f^* \in \langle f, I \rangle, f^* \neq f_{ij}$	$f_{ij} \rightarrow f^*$, так что $(f^* \neq f_{ij}) \cap \langle f_{ij} = f_{ik}, v_k \in (v_1, v_j) \rangle;$ $f_{ij}, f^* \in \langle f, I \rangle, j = \overline{1, l}$	Добавление в суперпозицию элемента с сохранением прежнего на другом месте. Перераспределение маршрутов
Д3	Структурное: устранение структурного элемента из маршрута (v_1, v_j) и дерева	В маршруте (v_1, v_j) выбирается $v_j; f_{ij}$ заменяется на $f_i(v_j)$	$v_j \rightarrow v_{j+1}$ $v_j, v_{j+1} \in (v_1, v_j)$	Укорочение маршрутов, проходящих через вершину v_j
Д4	Функционально-структурное: добавление структурного элемента в маршрут (v_1, v_j)	В маршруте (v_1, v_j) выбирается v_j ; на ребро $(v_j, v_{j+1}) \in (v_1, v_j)$ добавляется вершина v с $v = \overline{1, v - 1}$ ребром (v, v_k) , так что $f_{j+1} \neq f(v_k) \neq f(v), k = \overline{1, v - 1}$	$(v_j, v_{j+1}) \rightarrow (v_j, v) + (v, v_{j+1}),$ так что $((v) \neq f_{ij} \neq f_{ij+1}) \cap \langle f(v_k) \neq f(v), k = \overline{1, v - 1},$ $v_k \in (v, v_k);$ $f(v), f(v_k) \in \langle f, I \rangle$	Удлинение маршрутов, проходящих через вершину v_{j+1} . Увеличение дерева на $(v - 1)$ маршрутов, которые заканчиваются в добавленных ветвях (вершинах v_k , $k = \overline{1, v - 1}$)
Д5	Составное функциональное: устранение двух функциональных элементов	В суперпозиции $\langle f_{ij} \rangle$ выбирается f_{ij} , который заменяется на f_{ij+1} , а f_{ij+1} заменяется f_{ij}	$f_{ij} \rightarrow f_{ij+1}, f_{ij+1} \rightarrow f_{ij}$ где $f_{ij}, f_{ij+1} \in \langle f_{ij} \rangle$	Замена двух соседних по суперпозиции (маршрут) элементов. Перераспределение маршрутов

В соответствии с определением эволюционного синтеза (гл. 4) сформулируем список базовых изменений древовидной структуры. Функциональные элементы древовидной С-модели – это функции набора $\{ f, I \}$, которые являются характеристиками допустимых сигналов $x \in X$ (признаками). Как было отмечено, эти признаки могут быть логическими и вещественными функциями различной сложности, что является принципиальным отличием древовидных моделей от конечно-автоматных, порождая множество подклассов, отличающихся функциональными базисами. Простые функциональные элементы этих базисов определяются как функции $f_i \in \{ f, I \}$ не декомпозируемые далее без нарушения класса моделей. С целью упрощения изложения эволюционного синтеза на моделях со сложными функциями базиса можно без ограничения общности результатов считать, что функции базиса $\{ f, I \}$ являются простыми элементами. Тогда простое функциональное изменение древовидной модели сводится, по определению, к устраниению некоторого элемента f_{ij} , $j = \overline{1, l}$, из суперпозиции $f_{i_1}, f_{i_2}, \dots, f_{i_l}$, реализуемой маршрутом (v_1, v_l) . Простое структурно-функциональное изменение древовидной модели сводится к добавлению элемента f_{ij} в суперпозицию $f_{i_1}, f_{i_2}, \dots, f_{i_l}$, реализуемую маршрутом (v_1, v_l) . Положение элемента f_{ij} в суперпозиции в обоих случаях определяется случайным образом.

Структура равномерного дерева, по сравнению с граф-структурой конечного автомата, состоит из единственного простого элемента: вершины с v выходящими ребрами. В результате имеем структурное изменение дерева – устраниТЬ вершину и функционально-структурное – добавить вершину в дерево. С учетом того, что вершина древовидной решающей структуры является одновременно некоторым функциональным элементом $f \in \{ f, I \}$, очевидно, структурное изменение решающего дерева есть одновременно его функциональное изменение, а функционально-структурное изменение является структурно-функциональным. С другой стороны, функциональное и структурно-функциональное изменения (Д1, Д2) дерева, включающие устраниenie элемента f_{ij} из суперпозиции (маршрута), могут приводить к изменению маршрутов и вовлечению других функциональных элементов, т.е. на ином элементном материале. Таким образом, список базовых РИ состоит из изменений, приведенных в табл. 5.3.

Результатом выполнения Д3 является укорочение маршрутов дерева, проходящих через вершину v_j , и сокращение этой совокупности маршрутов на число маршрутов, не проходящих через $v_j^* = v_{j+1}$. В результате выполнения Д4 подмножество маршрутов дерева, проходящих через вершину v_j , удлиняется на одну суперпозицию f^* и добавляется $v - 1$ маршрутов $(v_j^*, f_i(v))$, $i = \overline{2, v}$. В результате Д1 и Д2 суперпозиция в вершине v_j меняется, что может привести к перераспределению сигналов после прохождения описаний через v_j . Мощность множества изменившихся маршрутов $N(j, n_j)$ на основе базовых РИ есть функция случайным образом выбранных параметров: уровня j и числа n_j вершин поддерева с корнем v_j , т.е. является стохастической функцией.

На составном элементном материале список РИ существенно увеличивается не только количественно, за счет роста объема материала, но и в результате изменений как структурных элементов, так и собственно функциональных. Действительно, с участием двух и более простых функ-

Таблица 5.4. Составные изменения древовидных моделей с учетом размера изменяемого фрагмента

РИ	Тип изменения	Реализация	Формализованное выражение	Результат
Д6	Составное функционально-структурное: добавление связанных структурных элементов в маршрут (v_1, v_j)	В маршруте (v_1, v_j) выбирается v_j ; для ребер $(v_j, v_1^*), (v_1^*, v_2^*), \dots, (v_{g-1}^*, v_g^*)$ последовательно реализуется Д4	$(v_j, v_{j+1}) \rightarrow (v_j, v_1^*) + (v_1^*, v_2^*) + \dots + (v_g^*, v_{j+1})$, так что $I + g \leq h$	В маршруте (v_1, v_j) добавляется подмаршрут из g вершин
Д7	Составное структурное: устранение связанных структурных элементов из маршрута (v_1, v_j)	В маршруте (v_1, v_j) выбирается v_j ; f_{ij} заменяется на $f_i(v_{j+g})$ последовательным выполнением Д3	$(v_j, v_{j+1}) + (v_{j+1}, v_{j+g}) + \dots + (v_{j+g}, v_{j+g+1}) \rightarrow (v_j, v_{j+g+1})$, так что $v_{j+g+1} \in (v_1, v_j)$	В маршруте (v_1, v_j) устраняется подмаршрут из g вершин
Д8	Составное функциональное: устранение связанных функциональных элементов	В суперпозиции $\langle f_{ij} \rangle$ выбирается g элементов $f_{ij}, f_{ij+1}, \dots, f_{ij+g-1}$, так что $j + g - 1 \leq l$, к которым последовательно применяется Д1	$f_{ij} \rightarrow f_1^*, f_{ij+1} \rightarrow f_2^*, \dots, f_{ij+g-1} \rightarrow f_g^*$ так что $f_{ij+k-1} \neq f_k^*$, $k = \overline{1, g}$, $f_k^* \in \{f, I\}$	В суперпозиции и дереве заменяется g связных маршрутов функциональных элементов
Д9	Составное структурно-функциональное: добавление связанных функциональных элементов	В суперпозиции $\langle f_{ij} \rangle$ выбирается элемент f_{ij} ; так что $j + g \leq l$; для $f_{ij}, \dots, f_{ij+g-1}$ последовательно реализуется Д2	$f_{ij} \rightarrow f_1^*, f_{ij+1} \rightarrow f_2^*, \dots, f_{ij+g-1} \rightarrow f_g^*$, так что $f_{ij+k-1} \neq f_k^*$, $k = \overline{1, g}$, $f_k^* \in \{f, I\}$	В суперпозицию добавляется g функциональных связных по маршруту элементов

Обозначение: h — максимальная высота дерева заданного класса.

циональных элементов $f \in \{f, I\}$ появляется еще одно изменение суперпозиции без изменения структуры дерева. В случае двух элементов это приводит, в частности, к режиму изменения Д5 (см. табл. 5.3).

Список базовых изменений привлекателен тем, что его реализация наиболее проста, однако, как показывает РИ Д5, однократная реализация Д1–Д4 практически никогда не приведет к такому простому функциональному изменению дерева. Поэтому в ряде случаев целесообразно пользоваться "полуклассическим" списком РИ, который включает РИ Д1–Д5 и дополнительно допускает составные изменения путем выбора числа $g > 1$ — числа кратности реализации выбранного РИ. В действие любого РИ из данного списка при этом вовлекаются элементы дерева, которые формируются независимым образом. Мощность изменившихся маршрутов поэтому в большей степени определяется конкретной реализацией РИ, чем кратностью g . В целом это приводит к расширению множества деревьев, которые с некоторой вероятностью синтезируются за одно применение РИ.

Более направленным, как и более сложным в реализации, является список РИ на составных элементах древовидных структур, т.е. на фрагментах того или иного размера. При этом размер фрагмента и его конкретное местоположение достаточно точно определяют степень изменения дерева (под размером фрагмента понимается число вершин связного подграфа). Соответствующие РИ приведены в табл. 5.4.

Практическая реализация Д6–Д8 требует учета топологических особенностей структур, хотя, по сравнению с конечноавтоматными моделями, не в таком полном объеме. В данном случае достаточно следить за требуемым размером g изменяемого фрагмента дерева, который принимается в качестве топологической характеристики $T(g)$ древовидной структуры.

Иерархический список РИ включает Д1–Д8, а также реализацию Д1–Д3 с учетом $T(g)$, его целесообразно применять в условиях максимальной априорной неопределенности на начальном этапе эволюционного синтеза.

Многорядные однородные структурные модели в подсистемах обнаружения и классификации. Как отмечено в гл. 1, в условиях непараметрической неопределенности, либо при неопределенностях возобновляемого характера, либо при нелинейном правиле классификации, как и при классификации в условиях динамики границы, разделяющей классы сигналов, остро стоит проблема синтеза алгоритмов с переменной структурой, т.е. алгоритмов, в которых легко (автоматически и с приемлемыми затратами) осуществляется перестройка решающего правила адекватно изменениям ситуации классификации сигналов. Такие ситуации при решении задач радиоприема детально описаны в гл. 1.

При ориентации на разработку программной и физической реализаций эволюционного синтеза в гл. 2 выявлены две перспективные тенденции, связанные с созданием многорядных сетей из однотипных элементов. В связи с этим рассмотрим далее класс С-моделей, совокупность структур которого является подмножеством последовательностных графов, а функциональный базис, в отличие от древовидных решающих структур, однотипен — линейные пороговые элементы.

Пусть решающее правило реализуется многорядной сетью связанных

функциональных элементов, каждый из которых самостоятельно решает задачу классификации и характеризуется произвольным числом входов и одним выходом. Такая функциональная избыточность на уровне элементов создает условия обобщения информации, а на уровне структуры в целом делает ее устойчивой к выходу из строя отдельных элементов при аппаратурной реализации и эффективной при работе с неполной входной информацией в связи со следующим. Элементы первого ряда структуры работают на исходном пространстве признаков, а элементы последующих рядов — на пространствах обобщенных признаков, являющихся выходами элементов предыдущих рядов. Поэтому, в отличие от конечноавтоматных и древовидных моделей, здесь осуществляется постепенное "сжатие" информации. В сравнении с известными методами [67, 83, 88] это приводит к тому, что первоначальная задача минимизации исходного описания класса сигналов заменяется на задачу минимизации промежуточных описаний. В каждом ряду многорядной структуры создается таким образом компактное описание классов в пространстве обобщенных "вторичных" признаков. В результате традиционная задача формирования оптимальной системы существенных признаков сводится к задаче оптимального преобразования исходной системы признаков к таковой. Оптимальность здесь определяется не только компактностью описаний классов сигналов в обобщенных признаках, но и группированием классов в кластеры, каждый из которых представляет собою класс эквивалентности в исходном пространстве признаков. Таким образом, в многорядной решающей структуре одновременно осуществляются в общем случае нелинейная аппроксимация оптимального преобразования исходной системы признаков и устранение неинвариантностей в формируемых кластерах.

Функциональный базис многорядной решающей структуры составляют функции групповой обработки входных признаков, в частности, линейно-пороговые функции (или элементы ЛПЭ) [80], применение которых для синтеза обучающихся и адаптивных классификаторов широко известно и обсуждалось в гл. 2. Совокупность линейно-пороговых функций включает совокупность мажоритарных ($f = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n x_i - [n/2])$), дизъюнктивных ($f = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n x_i)$) и взвешенных ($f = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n a_i x_i - \theta)$) функций

($x_i, i = \overline{1, n}$ — входные признаки, n — число входов ЛПЭ, $a_i, i = \overline{1, n}$ — вес входного признака, θ — порог ЛПЭ). В работе [39] нами проведен сравнительный анализ многорядных структур классификации, синтезированных на взвешенном и мажоритарном базисах (взвешенная и мажоритарная логики). При этом доказана следующая

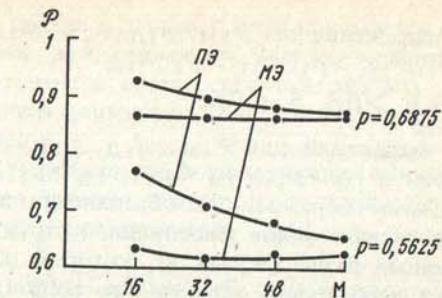
Теорема 5.3. Вероятность правильной классификации многорядной структурой с мажоритарным базисом максимальна.

Следствие 5.1. Применение взвешенного базиса не увеличивает вероятность \mathcal{P} правильной классификации многорядной структурой.

Данное следствие дает результат, который противоречит сложившемуся мнению о необходимости параметрической настройки ЛПЭ. С учетом этого, а также для оценки влияния объема M обучающей выборки, было проведено статистическое моделирование [126]. Результаты моделирова-

Рис. 5.2. Сравнение многорядных решающих правил из пороговых (ПЭ) и мажоритарных (МЭ) элементов по вероятности \mathcal{P} правильной классификации

M — объем обучающей выборки, p — эффективность отдельного решающего элемента



ния подтвердили и уточнили следствие 5.1. Было установлено (рис. 5.2), что при коротких обучающих выборках ($M < 50$) взвешенные ЛПЭ имеют преимущество по сравнению с мажоритарными, что объясняется отсутствием некоторых комбинаций обобщенных признаков в обучающей выборке. Однако с увеличением M преимущества взвешенных ЛПЭ уменьшаются, при $M = 56$ значения совпадают с точностью до 2-го знака после запятой (в случае вероятности правильной классификации отдельных признаков $p > 0,7$), а при $M > 56$ более эффективны мажоритарные многорядные структуры.

Делая вывод о целесообразности сужения линейно-порогового базиса на основе данных результатов, необходимо также учитывать, что сходимость методов параметрической настройки взвешенных ЛПЭ имеет место лишь в случае линейно отслимых классов сигналов. Для нелинейной границы, разделяющей классы, общих методов настройки ЛПЭ не существует, поэтому целесообразно ограничить функциональный базис мажоритарными и дизъюнктивными функциями.

Проведем вероятностный анализ вклада данных функций, реализуемых на различных рядах многорядной структуры в случае двух классов сигналов. Пусть $p_i (i = 1, 2)$ — вероятность правильной классификации i -го класса независимыми первичными признаками $x_j (j = \overline{1, m}, m \leq n)$; \mathcal{P} — вероятность правильной классификации коллективом (рядом) из m ($m = 2m_1 - 1$) первичных признаков. Пусть у данного элемента стоит задача выделения существенного признака для классификации сигналов, принадлежащих 1-му классу. Возможны три случая:

$$1. p_2 < p_1 < 0,5. \quad (5.2)$$

В соответствии с формулой суммы вероятности независимых событий имеем:

$$\mathcal{P}_{1M} = \sum_{i=0}^{m_1} C_m^{m-i} p_1^{m-i} (1-p_1)^i, \quad \mathcal{P}_{1D} = 1 - (1-p_1)^m, \quad (5.3)$$

где индексы М и Д соответствуют мажоритарному и дизъюнктивному базисам. Аналогичные выражения имеют место для \mathcal{P}_{2M} и \mathcal{P}_{2D} . С учетом (5.2) получаем в результате:

$$\begin{aligned} \mathcal{P}_{1M} &< p_1, \quad \mathcal{P}_{2M} < p_2, \quad \mathcal{P}_{1D} > p_1, \quad \mathcal{P}_{2D} > p_2. \\ 2. p_1 &> p_2 > 0,5. \end{aligned} \quad (5.4)$$

Из выражения для \mathcal{P}_{1M} , \mathcal{P}_{1D} , \mathcal{P}_{2M} , \mathcal{P}_{2D} с учетом (5.4) получаем: $\mathcal{P}_{1M} > p_1$, $\mathcal{P}_{2M} > p_2$, $\mathcal{P}_{1D} > p_1$, $\mathcal{P}_{2D} > p_2$.

$$3 \cdot p_1 > 0,5, p_2 < 0,5. \quad (5.5)$$

Из выражений для \mathcal{P}_{1M} , \mathcal{P}_{1D} , \mathcal{P}_{2M} , \mathcal{P}_{2D} с учетом соотношения (5.5) имеем: $\mathcal{P}_{1M} > p_1$, $\mathcal{P}_{2M} < p_2$, $\mathcal{P}_{1D} > p_1$, $\mathcal{P}_{2D} > p_2$.

Таким образом, при объединении признаков с $p < 0,5$ (характерно для первых рядов многорядной структуры) более эффективен дизъюнктивный базис (случай 1), который повышает \mathcal{P} и одновременно уменьшает вероятность ошибки 1-го рода (вместо 1 на выходе элемента 0). На более высоких уровнях многорядных структур, где происходит формирование существенных признаков, характерных для классов, обычно выполняются соотношения (5.5) случая 3, для которого более предпочтителен мажоритарный базис, повышающий вероятность правильной классификации и уменьшающий вероятность ошибок 1 и 2-го рода.

В дальнейшем, с целью сохранения однотипности элементов синтезируемых многорядных структур, на первом ряду также используются мажоритарные элементы, эффективность которых повышается реализацией операции обобщения, т.е. формированием инвариантов относительно топологических преобразований исходного пространства признаков. Тем самым происходит информативное доопределение обучающей выборки, требуемое при применении мажоритарного базиса на коротких обучающих выборках, а также приближение мажоритарного базиса к дизъюнктивному за счет перехода от случая 1 к случаю 3.

Совокупность многорядных структур как вторая компонента данного класса структурированных моделей определяется максимальными значениями количества рядов в структурах, числа элементов в ряде и количества входов каждого элемента. При этом естественным образом выделяются два уровня структурной организации: уровень элементов (связей между ними) и уровень решающих коллективов. Отношение предпочтения в классе многорядных решающих правил задается вероятностью правильной классификации обучающей выборки X^C (сужений входной X^C и выходной Y^C функций, где X^C – описания классифицируемых сигналов, а Y^C – соответствующие им метки классов). Комбинаторно-вероятностный анализ ϵ -приближений в данном классе С-моделей, приведенный в работах [43, 46, 47], показывает, что эффективность модели как коллектива решающих правил определяется следующими ограничениями на совокупность синтезируемых структур, сформулированными в виде теорем (доказательства теорем приведены в Приложении 1).

Теорема 5.4. Вероятность ошибочной классификации Q коллектива попарно независимых решающих правил (элементов) $X = (x_1, \dots, x_n)$, реализованных в мажоритарном базисе, удовлетворяет соотношению

$$Q \leq 4 \left(\sum_{i=1}^n p_i - \sum_{i=1}^n p_i^2 \right) / (2 \sum_{i=1}^n p_i - n)^2,$$

где p_i – вероятность правильной классификации i -м решающим правилом, $i = \overline{1, n}$, n – мощность коллектива.

Под зависимостью решающих правил в данном случае понимается либо полная идентичность входов либо при различных входах зависимость признаков, значения которых поступают на соответствующие входы.

Следует отметить, что полученная верхняя оценка Q достаточно груба и при $p_i \rightarrow 0,5$ становится тривиальной.

Теорема 5.5. Вероятность правильной классификации многорядной структурой с мажоритарным базисом возрастает по мере увеличения числа рядов при вероятности и независимости решающих правил с $p_1 > 0,5$.

Тем самым показано, что в случае однородной сети мажоритарных элементов многорядность структуры коллектива решающих правил повышает эффективность классификации сигналов.

Теорема 5.6. Вероятность правильной классификации многорядной структурой с мажоритарным базисом не возрастает при включении в ряд решающего правила (элемента) с $p_1 > 0,5$, коррелированного с элементом, имеющимся в этом ряду.

Следствие 5.2. Если включение мажоритарного решающего правила (элемента) не дало увеличения вероятности правильной классификации многорядной структурой, то данное правило является зависимым.

Следующая теорема отвечает на вопрос, в каких условиях включение мажоритарного решающего правила, независимого и имеющего вероятность правильной классификации $p_2 > 0,5$, дает увеличение \mathcal{P} .

Теорема 5.7. Вероятность правильной классификации многорядной структурой с мажоритарным базисом увеличивается при включении решающего правила (элемента) с $p_2 > 0,5$, независимого от решающих правил ряда с $p_1 > 0,5$, при выполнении соотношения

$$p_2 > (p_1 - \sqrt{p_1(1-p_1)}) / (2p_1 - 1).$$

Теоремы 5.6 и 5.7 и следствие 5.2 регламентируют многорядные структуры рассматриваемого класса С-моделей по составу элементов ряда, а следующая теорема – по количеству и составу рядов.

Теорема 5.8. Вероятность правильной классификации многорядной структурой увеличивается при включении решающего правила (элемента) с p_2 в $i+1$ -й ряд при выполнении соотношения

$$p_2 < 1 / (1 + \sqrt[3]{(\bar{p}^{-1} - 1)^2}),$$

где \bar{p} – средняя вероятность правильной классификации решающими правилами i -го ряда.

Опираясь на результаты данного комбинаторно-вероятностного анализа совокупности структур эффективных многорядных решающих правил, целесообразно рассматривать в качестве простых структурных элементов многорядных однородных С-моделей комбинации входных признаков решающих правил и их топологическое расположение в пространстве признаков (первичных или вторичных). В связи с этим список РИ составляется из возможных правил сдвиг топологическое конфигураций фиксированного числа признаков. Соответствующий список РИ приведен в табл. 5.5.

Простое функциональное изменение М1 многорядной однородной модели сводится к устранению элемента f_{ij} из i -й решающей функции K_i , классифицирующей i -й класс объектов, и заменой его более эффективным

Таблица 5.5. Список режимов изменения многорядных однородных моделей

РН	Тип изменения	Реализация	Формализованное выражение	Реализация
M1	Функциональное: удаление функционального элемента	В суперпозиции $\langle f_{ij} \rangle$, реализующей функции K_p , выбирается элемент $f_{ij} = f_i(v_j)$, который заменяется на $f^* = f^*(v_j) \in K_i$	$f_{ij} \rightarrow f^*, (f^* \neq f_{ij}) \cap (f^* \in K_i),$ $i = \overline{1, M}$	Замена пороговой функции элемента v_j , коррекция решающей функции K_i
M2	Структурно-функциональное: добавление функционального элемента	В множестве функциональных элементов $\{f_i\}$ выбирается элемент $f^* \neq f^*(v_j)$, который включается в решающий коллектив K_i , $f^* \neq f_j$	$K_i \rightarrow K_i^*, K_i \subset K_i^*$ $(f^* \neq f_j) \cap (f^* \in K_i^*$	Добавление функционального элемента v_k из структуры многорядной однородной модели
M3	Структурное: устранение структурного элемента	В множестве элементов $\{v_i\}$ структуры модели выбирается элемент v_k , который исключается из $\{v_i\}$	$\{v_i\}, i = \overline{1, k} \rightarrow$ $\{v_i\}, i = \overline{1, k - 1}$	Устранение элемента v_k из структуры многорядной однородной модели
M4	Функционально-структурное: добавление структурного элемента	Множество элементов $\{v_i\}$ расширяется на элемент v_{k+1}	$\{v_i\}, i = \overline{1, k} \rightarrow$ $\{v_i\}, i = \overline{1, k + 1}$	Добавление элемента v_{k+1} в структуру многорядной однородной модели
M5	Составное функционально-структурное: удаление структурного элемента, инвариантного топологическим сдвигам конструкций признаков	В множество элементов $\{v_i\}$ добавляется элемент v_{k+1} , подмножество признаков $\{x_{k+1}\}$ расширяется за счет сдвига в признаком пространстве	$\{v_i\}, i = \overline{1, k} \rightarrow \{v_i\},$ $i = \overline{1, k + 1}$ $(f_{k+1} \rightarrow f^*) \cap (\{x_{k+1}\} \rightarrow \{x_{k+1}^*\})$	Добавление элемента v_{k+1} в структуру многорядной однородной модели Сдвиг конфигураций входных признаков с заданным шагом

элементом f^* . Простое структурно-функциональное изменение M2 многорядной однородной модели заключается во включении элемента f^* в решающий коллектив K_i . Простые структурное M3 и функционально-структурное M4 изменения приводят к изменению множества элементов $\{v_j\}$ в структуре многорядной однородной модели путем устранения неэффективных с точки зрения классификации объектов элементов и добавления синтезированных эффективных элементов с целью включения данных элементов в результирующие решающие коллективы. Составное функционально-структурное изменение M5 состоит из двух этапов: добавление элемента в структуру многорядной однородной модели и размножение соответствующей конфигурации входных признаков синтезированного элемента v_{k+1} на все пространство признаков с заданным шагом. Вероятности применения тех или иных режимов изменений зависят от вероятностей правильной классификации отдельных элементов структуры многорядной однородной модели.

С ориентацией на актуальные задачи введены классы конечно-автоматных, древовидных и многорядных однородных С-моделей в подсистемах обработки. При этом определены функциональные базисы, структуры, базовые изменения и списки режимов изменений, не выводящие модель из класса. Остановимся на вопросах эволюционного структурного синтеза в данных классах моделей более подробно.

5.2. МЕТОДИКА СИНТЕЗА КОНЕЧНО-АВТОМАТНЫХ ПРЕДСКАЗЫВАЮЩИХ МОДЕЛЕЙ

Эволюционный синтез С-моделей для решения задачи прогнозной оценки дискретного параметра основан на результатах исследования возможностей С-моделей различных классов для целей построения прогнозных моделей и на общих методологических положениях, изложенных в концепции двухуровневого синтеза. Согласно исследованиям разд. 5.1 в условиях максимальной априорной неопределенности целесообразно начинать синтез в классе графовых С-моделей с простейшим функциональным базисом, состоящим из переключательных функций, т.е. в классе конечно-автоматных моделей. Опишем общую методику эволюционного синтеза эффективных ϵ -приближений в этом классе С-моделей при решении задачи прогнозной оценки параметра. Предполагается случай максимальной априорной неопределенности относительно параметров и процедур процесса синтеза. Промежуточные случаи наличия того или иного априорного знания приводят к частным методикам, являющимся упрощением данной.

Как отмечено в фундаментальной схеме, эволюционный синтез начинается с задания конкретного класса конечных автоматов и осуществляется при конкретизации параметров и частных алгоритмов формирования автоматов в процессе случайного поиска и выработки предсказаний относительно ожидаемого значения параметра. При отсутствии информации, но с учетом имеющегося опыта синтеза предсказывающих автоматов относительно максимального числа n состояний и значений p входного и q выходного алфавитов имеются лишь отдельные ориентиры и соотношения [48–50], связывающие эти наиболее важные параметры класса

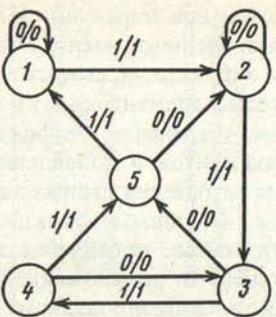


Рис. 5.3. Исходный автомат при синтезе конечно-автоматных моделей

конечно-автоматных моделей. В целом методика определения параметров p, q, n , типа списка РИ, а также параметров, регламентирующих процессы синтеза автоматов и фактического предсказания, базируется на предварительных вычислительных экспериментах с пакетом программ прогнозной оценки (ППО) в диалоговом режиме. Основная стратегия диалога предполагает постепенное усложнение алгоритма эволюционного синтеза и его программной реализации, поэтому при отработке параметров p, q и n целесообразно максимальное упрощение алгоритма синтеза, которое достигается при следующих исходных параметрах и процедурах:

1. Значности входного и выходного алфавитов определяются по дискретным значениям имеющихся сужений входной и выходной функций и априорном предположении относительно максимального и минимального их значений в будущем. С учетом желаемой точности аппроксимации значений прогнозируемого параметра определяются желаемая и предельно возможная значности p и q , которые апробируются вычислительным экспериментом.

2. Исходный класс детерминированных автоматов при обработке параметров p и q задается числом состояний, не превышающим 20. Далее в случае неудовлетворительных показателей синтеза (недостаточная точность, неудовлетворительное время синтеза и т.п.) возможен переход в более широкий класс с большим числом состояний автомата. Максимальное значение n определяется установленными значениями p и q на основе соотношений [48–50], учитывающих объемы памяти ЭВМ.

3. В качестве исходного автомата используется произвольный автомат из класса апробируемых p, q и n , задаваемый в диалоговом режиме. В случае $p = q = 2$ это автомат, изображенный на рис. 5.3. Иные возможности в задании исходного автомата, связанные со случаем его набора или формированием по имеющимся сужениям $x_C(t)$ и $y_C(t)$, требуют дополнительных временных и прочих затрат, соизмеримых в лучшем случае с временными затратами на настройку произвольного конечного автомата, задаваемого в диалоге.

4. В простейшем случае объем совокупности $\pi(F_\epsilon)$ фиксирован и равен 3. При этом предполагается, что исходное вероятностное распределение $p_1(C) = \{p_{11}, p_{12}, p_{13}\}$ моделей С из $\pi(F_\epsilon)$ равномерное: $p_{1i} = 1/3$, $i = 1, 2, 3$.

5. Тип списка РИ из 4, описанных в разд. 5.1, определяется серией экспериментов, задаваемой в диалоговом режиме (максимум четыре серии).

В любом случае исходное распределение $p_2(\Gamma)$ – равномерное, при котором конкретный РИ выбирается равновероятно.

6. Вероятностная реализация любого РИ, описанная в разд. 5.1, сводится к равновероятному случайному выбору значений параметров.

7. В качестве функционала Q_1 , оценивающего эффективность автомата по входной функции $x_C(t)$, берется средняя стоимость ошибки предсказания автомата $(b+1)$ -го значения выходной функции $y_C(t)$, т.е.

$$p(c, b) = \sum_{\xi \in x_C(t)} c(\xi, \zeta) n_{\xi, \zeta} / b, \quad (5.6)$$

где $c(\xi, \zeta)$ – стоимость ошибки предсказания вместо символа $\xi \in y_C^*(t)$ символа $\zeta \in y_C^*(t)$, $n_{\xi, \zeta}$ – число ошибок (ξ, ζ) в выходной функции $y_C^*(t)$, b – число сделанных предсказаний. Матрица стоимостей $\|C\| = \{c(\xi, \zeta)\}$ задается в диалоге и соответствует целевой функции Q_2 . Возможные варианты приведены в табл. 5.6.

8. Подбор выходных символов синтезированного конечного автомата, определяющих оптимальный по Q_1 выход, производится с учетом того упрощающего факта, что выходная функция автомата слагается из значений переключательных функций состояний, которые входят в маршрут по $x_C(t)$. Поэтому осуществляется анализ вклада каждого из этих состояний при всех возможных переключательных функциях.

9. Адаптация основных параметров процесса синтеза автоматов как случайного поиска:

а) $p_1(C)$ на последующих шагах синтеза определяется формульной записью

$$p_{1l} = Q_{1l}^{-1} / (Q_{11}^{-1} + Q_{12}^{-1} + Q_{13}^{-1}), \quad l = \overline{1, 3}, \quad (5.7)$$

где Q_{1l} – показатель эффективности автомата $C_l \in \pi(F_\epsilon)$ по функционалу Q_1 ;

б) $p_2(\Gamma)$ в простейшем варианте равномерное, но можно выбрать режим, при котором вероятность i -го режима Γ_i увеличивается на величину $1/n$ при удачном шаге синтеза (формирование локально-эффективного ϵ -приближения), при этом вероятности других РИ соответственно уменьшаются. Выбор того или иного варианта обучения $p_2(\Gamma)$ задается в диалоге;

в) параметры многократности использования С-модели и РИ при первичных отладочных экспериментах предполагаются равными 1. В дальнейшем возможна обработка других кратностей: 2, 3 и т.д.

10. Адаптивность алгоритма случайного поиска на I -м шаге синтеза оценивается частотой синтеза локально-эффективного автомата $p_{y_j} = j/I$, где j – число локально-эффективных автомата, I – число синтезированных автомата.

11. Процесс синтеза заканчивается при синтезе M автоматов либо при синтезе t локально-эффективных автомата. Значения M и t задаются в диалоговом режиме. С учетом опыта синтеза предсказывающих автоматов и теоретических оценок рекомендуемый ориентир – вероятность p синтеза локально-эффективного автомата. В простейшем случае $p = 0,33$, что соответствует $t = 5$ и $M = 15$.

12. Процесс выработки прогнозного значения параметра осуществляется при предъявлении значения $x_{b+1}(t)$ автомatu с наименьшей величи-

Таблица 5.6. Варианты целевой функции Q_1 , при синтезе конечно-автоматных предсказывающих моделей

Цель предсказания	Элементы матрицы стоимостей
Минимизация величины ошибки предсказания	$c_{ij} = \xi_i - \xi_j $
Минимизация среднеквадратичной ошибки	$c_{ij} = (\xi_i - \xi_j)^2$
Минимизация среднеквадратичной ошибки при равнозначном предсказании (ошибки также равнозначны)	$c_{ij} = \begin{cases} 0, & \xi_i = \xi_j \\ c, & \xi_i \neq \xi_j \end{cases}$
Минимизация среднеквадратичной ошибки при неравнозначном предсказании (ошибки также неравнозначны)	$c_{ij} = \begin{cases} c_i, & \xi_i = \xi_j \\ c_i^*, & \xi_i \neq \xi_j \\ c_i \neq c_i^* \neq c_{i'}, c_{i'} \neq c_{i''}, i \neq i' \end{cases}$

ной Q_1 . В диалоговом режиме задаются другие правила получения прогнозной оценки: 1) автоматом из совокупности $\pi(F_e)$, выбранным в соответствии с распределением (5.7); 2) по правилу большинства при представлении $x_{b+1}(t)$ всем автоматам совокупности $\pi(F_e)$,

13. В качестве функционала Q_2 , оценивающего процесс фактического предсказания параметра, взят процент правильных предсказаний при фактической выработке прогнозного значения, т.е. $Q_2 = [d_{\text{пп}}/(d_t - b)] \cdot 100\%$, где $d_{\text{пп}}$ – число правильных предсказаний, $(d_t - b)$ – число всех предсказаний, сделанных к моменту t , b – число дискретных значений сужения $x_C(t)$.

14. Наиболее осторожная стратегия предполагает переход на возобновление синтеза совокупности $\pi(F_e)$ при первом же ошибочном предсказании. Это связано с существенными затратами на синтез и возможно лишь в условиях достаточного резерва времени между последовательными предсказаниями, а также при поступлении информации об истинных значениях извне. В противном случае число допустимых ошибочных предсказаний за временной интервал T оценивается по зависимости Q_2 , в которой определяется число d_T предсказаний за время T и желаемое число $d_{\text{пп}}$ правильных предсказаний. По истечении времени T осуществляется сброс накопленного $d_{\text{пп}}$ и процесс контролируется по новым накапливаемым значениям $d_{\text{пп}}$ (и Q_2 соответственно).

Описанная методика, включающая предварительный вычислительный эксперимент для отработки параметров и частных процедур, отражает конкретизацию эволюционного синтеза в классе конечно-автоматных моделей и учитывает решаемую задачу – прогнозную оценку дискретного параметра. Тем самым конкретизируется первый уровень двухуровневой процедуры эволюционного синтеза, второй уровень, как следует из разд. 4.4, не зависит от специфики класса С-моделей и решаемой задачи. Его реализация предполагает адаптивное задание параметров m и M по процедуре, описанной в работе [24], многошаговое накопление информации относительно параметров и процедур структурного поиска, а также операции по обновлению сужений входных функций (предысторий). В схеме алгоритма, рассматриваемой ниже, эти действия детально описаны.

Ряд положений данной методики основан на результатах имитационного исследования, отраженного в работах [22, 52].

5.3. МЕТОДИКА СИНТЕЗА РАСПОЗНАЮЩИХ ДРЕВОВИДНЫХ МОДЕЛЕЙ

Древовидные С-модели, как показано в разд. 5.1, широко используются в качестве иерархических решающих правил. Совокупность таких моделей составляет подмножество С-моделей с графом-структурой, отличающихся направленностью и фиксированностью числа исходящих связей-переходов. Эта специфика древовидных структур непосредственно проявляется в списке режимов случайных изменений, сформированном в разд. 5.1. Кроме того, существенное отличие от конечно-автоматных моделей заключается в функциональном базисе, который характеризуется гораздо большим разнообразием и сложностью составляющих его функций. Это приводит к иным операциям подбора функционирования синтезируемых деревьев. Опишем общую методику эволюционного синтеза эффективных ϵ -приближений в этом классе С-моделей при решении задачи распознавания (классификации) сигналов, уделяя при этом основное внимание отличиям синтеза.

1. Класс древовидных решающих правил в условиях фиксации совокупности структур-деревьев характеризуется совокупностью решающих функций, составляющих функциональный базис и приписанных к вершинам деревьев. В простейшем случае функциональный базис составляет семейство гиперплоскостей $x_j - \alpha_j^0 = 0, j = 1, N$, перпендикулярных координатным осям в пространстве признаков (N – мощность базиса или размерность пространства признаков). Предполагается, что априори имеется информация, на основе которой задается верхняя оценка N' размерности информативной системы признаков, достаточной для распознавания (возможно значительно завышенная). $N \leq N'$ гиперплоскостей этого семейства разбивают пространство признаков на $2^{N'}$ гиперпараллелепипедов, каждый из которых входит в подобласть, соответствующую одному из классов сигналов. Выбор простейшего типа решающих функций обусловлен стремлением к простоте реализации и соображениями экономичности. Сделав очевидные непринципиальные изменения в алгоритме, можно работать с другими функциональными базисами, например с семейством произвольных гиперплоскостей.

2. Совокупность древовидных структур как вторая компонента, характеризующая класс, определяется минимальным и максимальным размерами дерева-структуры. Фиксация числа вершин дерева приводит к фиксации уровня t рассматриваемых деревьев, что в свою очередь определяет размеры иерархических систем признаков, реализуемых различными маршрутами дерева. Имея лишь информацию относительно величины N – размерности исходного пространства всех признаков, максимальный уровень t^* определяется соотношением $t^* = [\log_2 N] + 1$, где $[\cdot]$ – целая часть. Дальнейшее уменьшение t^* достигается на основе пробного эксперимента с программной реализацией ЭРА [181], а также имеющегося опыта решения близких задач. Определенным ориентиром могут служить соотношения, связывающие длину обучающей выборки m_0 , точность ϵ и надежность β , полученные в работах [166, 181]: $m_0 \geq \frac{\mu}{\epsilon^2} \ln \frac{1}{1-\beta}$, где μ – число листьев дерева, соответствующих меткам классов объектов.

3. Формирование исходного дерева (или нескольких, составляющих совокупность π на первых шагах синтеза) осуществляется различными способами в зависимости от имеющейся априори информации о динамике решающей функции либо о факторах, порождающих динамику классов сигналов. В расчете на незначительную динамику границы, разделяющей классы, нашедшую отражение в обучающей выборке и не приводящую в дальнейшем к полной замене системы наиболее информативных признаков, а лишь к изменению веса (уровня) либо порога признака, целесообразно синтезировать дерево по обучающей выборке X^C с помощью известного метода [88, 137, 144]. В ином крайнем случае, когда значительная динамика границы классов отражается в изменении системы информативных признаков, веса последних, очередности в маршруте дерева, нецелесообразно добиваться наилучшей классификации X^C при формировании исходного дерева. В этом случае используется дерево, составленное случайным набором из исходной системы признаков, определенной в п. 1, уровень дерева определяется с учетом размеров рассматриваемых древовидных структур (п. 2).

4. Объем совокупности π фиксирован и равен K . Предполагается, что исходное вероятностное распределение $p_1(C) = \{p_{11}, \dots, p_{1K}\}$ деревьев совокупности π равномерное ($p_{1i} = 1/K, i = \overline{1, K}$).

5. Используется описанный в разд. 5.1 список РИ, содержащий четыре режима, исходные вероятности выбора которых равны.

6. Вероятностная реализация каждого РИ, описанная в разд. 5.1, включает вероятностный выбор уровня, на котором осуществляется РИ, в соответствии с распределением $\bar{q} = (q_1, \dots, q_t)$, где t – число уровней используемой древовидной структуры, а также равновероятный выбор вершины дерева выбранного уровня для изменения. Исходное распределение \bar{q} целесообразно задавать неравномерным, с большими вероятностями выбора уровня дерева более близкого к корню дерева. Как показывают эксперименты (разд. 6.3), в случае древовидных структур с большим t ($t > 4$), высокой стоимостью признаков и ограничениях временных затрат целесообразна пошаговая корректировка \bar{q} в процессе синтеза древовидных моделей.

7. Для оценки эффективности работы решающего дерева по функционалу Q_1 обучающая последовательность X^C разбивается на определенную $Z_{\text{опр}}$ и оценивающую $Z_{\text{оц}}$ последовательности: $X^C = \{Z_{\text{опр}}, Z_{\text{оц}}\}$. Решения дерева по $Z_{\text{опр}}$ используются для отождествления его листьев с теми классами, сигналов которых в листе больше. Описания сигналов других классов считаются при этом ошибочно классифицированными, сумма стоимостей ошибок по всем листам дает штраф $F^{(1)}$. Аналогичная сумма стоимостей ошибок по $Z_{\text{оц}}$ дает штраф $F^{(2)}$. В целом классификация деревом обучающей последовательности X^C оценивается выражением $Q_1 = F = F^{(1)} + F^{(2)} + F^{(3)}$, где $F^{(3)}$ – штраф за сложность дерева, определяемый как сумма стоимостей вычислений всех признаков, участвующих в классификации X^C . Матрица стоимостей (штрафов) задается априори на основе имеющейся информации о целях классификации.

8. Оптимальное функционирование дерева определяется подбором такой совокупности порогов признаков, при которой $F = \min$. При этом

используется любой алгоритм случайного поиска [146], поскольку процедура требует решения задачи многопараметрической оптимизации и связана поэтому со значительными временными затратами, минимальными при случайном поиске. Подбор осуществляется сверху вниз, от корня дерева.

9. Адаптация основных параметров процесса синтеза древовидных решающих структур:

а) в случае синтеза локально-эффективного решающего дерева из дерева $A^{(k)}$, выбранного из совокупности π в соответствии с $p_1(C) = (p_{11}, \dots, p_{1k}, \dots, p_{1K})$, имеем на следующем шаге синтеза

$$p'_{1k} = p_{1k} + h_1, \quad p'_{1j} = p_{1j} - h/(k-1), \quad j \neq k, \quad j = \overline{1, K}, \quad 0 < h_1 < 1;$$

б) в случае синтеза локально-эффективного дерева с помощью РИ с номером i , $i = \overline{1, 4}$ из списка РИ при его вероятностном выборе в соответствии в $p_2(\Gamma) = (p_{21}, p_{22}, p_{23}, p_{24})$ имеем $p'_2(\Gamma)$ на следующем шаге синтеза:

$$p'_{2i} = p_{2i} + h_2, \quad p'_{2j} = p_{2j} - h_2/3, \quad i \neq j, \quad j = \overline{1, 4}, \quad 0 < h_2 < 1.$$

в) параметры многократности использования дерева и РИ обучаются по алгоритмам, описанным в разд. 4.3, и в соответствии с общей методикой.

10. Оценка адаптивности алгоритма синтеза как случайного поиска и окончание процесса синтеза решающих деревьев осуществляются по п. 10, 11 методики, приведенной в разд. 5.2. При этом по суммарной стоимости $Q_1 = F$, полученной по п. 7, осуществляется пересчет на параметры m и M так, как описано в разд. 4.4. При проведении пробного эксперимента для упрощения устанавливается порог непосредственно на Q_1 .

11. Аналогично ЭПА в ЭРА в процессе фактической классификации осуществляется контроль за процентом правильных решений (классификаций сигналов) P по предъявляемым сигналам. При предъявлении сигналов контрольной последовательности $Z_{\text{конт}} \in X^C$ устанавливается пороговое значение $P_{\text{пор}}$, возле которого определяется полоса допуска ϵ . Если при фактической классификации $P \geq P_{\text{пор}}$, то осуществляется переход на возобновление синтеза.

Аналогично ЭПА в данной методике конкретизируется первый уровень эволюционной процедуры, второй уровень которой, являясь общим, описан в разд. 5.5. Некоторые положения данной методики подкрепляются имитационным моделированием, описанным в [75], иные, общие для ЭПА и ЭРА, основаны на результатах вычислительных экспериментов с ЭПА [22, 24, 25].

5.4. МЕТОДИКА СИНТЕЗА МНОГОРЯДНЫХ ОДНОРОДНЫХ РЕШАЮЩИХ МОДЕЛЕЙ

Как было отмечено, многорядные однородные С-модели являются удобными моделями для синтеза групповых (коллективных) решающих правил. Однако по сравнению с конечно-автоматными моделями специфика многорядных моделей допускает более широкое применение механизмов выделения и закрепления структурных инвариантов, что

приводит к некоторым особенностям методики эволюционного синтеза. Последнее проявляется в тех позициях изложенной ранее методики, которые касаются реализации синтеза структур С-моделей, подбора их функционирования, оценки эффективности на этапе синтеза и фактическом принятии решения. Вопросы формирования совокупности $\pi(F_e)$, ее использования при реализации случайного поиска, адаптация основных параметров СП, оценка его эффективности, а также переход от процесса синтеза к процессу фактической классификации являются общими, в полной мере изложенными ранее и здесь не дублируются.

1. Как показано в разд. 5.1, класс многорядных однородных С-моделей, определяется функциональным базисом и совокупностью однотипных функциональных преобразований, реализуемых решающими элементами, и максимальными значениями параметров многорядной структуры (число рядов, число элементов в ряде, число связей на элемент). Универсальным функциональным базисом являются булевы функции: $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \vee 1, x_i = 0 \vee 1, i = \overline{1, n}$, реализующие ту или иную логику группового преобразования входов x_i . Как показывают результаты проведенного нами статистического моделирования ([40, 126] и разд. 5.1), применение взвешенной логики по сравнению с логикой мажоритарной становится неоправданным при достаточных длинах обучающих выборок (более 50). Этот результат подтверждается также теоремой 5.3 и следствием из нее. Кроме того, несложное теоретическое исследование, отображенное в разд. 5.1, показывает, что преимущество дизъюнктивной логики при синтезе первых рядов многорядной структуры нивелируется реализацией операции формирования инвариантов относительно топологических преобразований в пространстве признаков при применении мажоритарной логики. Поэтому в основе данной методики рассматривается функциональный базис на булевых мажоритарных функциях. В процессе синтеза структуры определяются количество входов элементов, число рядов и число элементов ряда. Максимальный размер многорядной модели ограничивается возможностями применяемой ЭВМ.

2. Формирование многорядной С-модели в целом представляется многоэтапной процедурой, в которой эволюционный синтез осуществляется на этапе генерации отдельного элемента. При этом используется массив прототипов элементов $A = \langle A^{(1)}, \dots, A^{(K)} \rangle$, который при синтезе первого ряда модели состоит из элементов, отождествленных с первичными признаками $x_i = \overline{1, n}$ (дискреты входных сигналов). Генерация отдельного элемента начинается с выбора элемента из массива A в соответствии с вероятностным распределением $\varphi_1 = (\varphi_{11}, \dots, \varphi_{1K})$, где K – мощность массива A . Максимальное значение K определяется мощностью совокупности первичных признаков.

3. На основе выбранного прототипа $A^{(i)}$ с помощью режима изменения синтезируется новый прототип-элемент. При этом РИ выбирается из списка РИ, каждый из которых реализует определенное правило сдвига конфигурации в топологическом пространстве признаков при конкретном числе входов элемента, как это описано в разд. 5.1. Выбор РИ из списка мощности r осуществляется в соответствии с вероятностным распреде-

лением $\varphi_2 = (\varphi_{21}, \dots, \varphi_{2r})$. Задание списка РИ происходит с учетом специфики задачи и имеющейся априорной информации.

4. Генерация элемента заканчивается процессом экстраполяции (обобщения) локально-эффективных преобразований, осуществляемых элементом в некоторой части пространства признаков на все пространство. При этом в пространстве признаков осуществляется параллельный сдвиг конфигурации признаков на фиксированную величину, определяемую априори мощностью пространства признаков L и числом входов элемента n .

5. Каждый синтезированный элемент оценивается вероятностью P правильного обнаружения при предъявлении обучающей выборки X^C .

6. Вероятностные распределения φ_1 и φ_2 имеют следующие исходные распределения: $\varphi_{1i} = 1/K, i = \overline{1, K}, \varphi_{2j} = 1/r, j = \overline{1, r}$.

7. На произвольном j -м шаге синтеза элемента ($j > 1$) вероятностные распределения φ_1 и φ_2 корректируются следующим образом: если из элемента $A^{(i)} \in A$ получен локально-эффективный элемент по P , то на ($j+1$)-м шаге синтеза $\varphi_{1i}^{(j+1)} = (1 + h_1)\varphi_{1i}^{(j)}, \varphi_{1k}^{(j+1)} = \varphi_{1k}^{(j)}(1 - h_1\varphi_{1k}^{(j)})/(k-1), k \neq i, k = \overline{1, K}$. Аналогичные соотношения используются для коррекции φ_2 с параметром $h_2, h_1 \neq h_2, 0 < h_1, h_2 < 1$.

8. Синтез многорядной модели в целом осуществляется на основе результатов теоретического анализа, изложенного в разд. 5.1. Количество элементов в каждом ряду ограничивается максимальным числом независимых элементов, которые могут быть образованы на базе входного пространства признаков для данного ряда. При этом под зависимостью элементов понимается либо полная идентичность входов рассматриваемых элементов, либо при различных входах зависимость признаков, значения которых поступают на соответствующие входы. При проверке на независимость элементов используется теорема 5.4. Теорема 5.5 позволяет при синтезе ряда отсеивать элементы, не дающие увеличения результирующей вероятности Φ правильного обнаружения. Синтез многорядной С-модели прекращается, если дальнейшее увеличение рядов не приводит к увеличению Φ .

Изложенная методика ориентирована на случай дихотомии (двухклассовой классификации). Многоклассовую классификацию можно свести к дихотомии, синтезировав M параллельных подструктур, каждая из которых является независимой и синтезируется по описанной методике. Понятно, что такие подструктуры содержат одинаковые элементы, выделяющие общие свойства классифицируемых, поэтому соответствующие С-модели характеризуются большой избыточностью и, следовательно, незакономичны. Более рациональным представляется синтезировать многорядные С-модели, в которых каждый элемент участвует в классификации всех классов и только на последнем этапе формирования коллектива решающих правил выделяются подмножества существенных признаков, характерные для отдельных классов сигналов. Это приводит к небольшой коррекции общей методики, в частности, в отличие от изложенного ранее обучающая выборка X^C делится на две части: собственно обучающую $X_{об}^C$ и контрольную $X_{конт}^C$. Структура отдельного элемента фор-

мируется по $X_{\text{об}}^C$, а формирование решающих коллективов происходит на основе $X_{\text{конт}}^C$. При этом информативность (полезность) i -го признака, определяемая качеством классификации $X_{\text{об}}^C$, характеризуется вектором $p_i = (p_{i1}, \dots, p_{iM})$, $i = 1, n$ (M – число классов, n – число признаков), где p_{ij} – вероятность успеха классификации сигналов j -го класса i -м признаком, т.е. $p_{ij} = P(f_j = 1/X_{\text{об}}^C \subset j)$ – условная вероятность того, что на выходе i -го элемента появится 1 при предъявлении сигнала j -го класса. Элемент S_{ij} множества синтезированных на r -м шаге признаков-элементов оценивается функционалом эффективности:

$$\mathcal{E}_{S_{ri}} = \sum_{j=1}^M \left(\max_{l=1, M} p_{rlj} - p_{rij} \right), \quad i = \overline{1, n_r}. \quad (5.8)$$

Аналогично критерию полезности P , характеризующему каждый элемент, решающему коллективу K_j также соответствует вектор $\mathcal{P}_j = (\mathcal{P}_{j1}, \dots, \mathcal{P}_{jM})$ вероятностей \mathcal{P}_{jl} успеха классификации сигнала l -го класса из $X_{\text{конт}}^C$ j -м решающим коллективом, который формируется из элементов, синтезированных на $(r+1)$ -м шаге синтеза.

Коллектив K_j формируется следующим образом: в качестве первого члена коллектива выбирается элемент \tilde{s} , наилучший по функционалу p классификации сигналов j -го класса, далее добавляется лучшая по p пара элементов, включающая \tilde{s} , далее отыскивается лучшая тройка элементов, включающая лучшую пару и т.д. Тем самым осуществляется отсев "вредных" признаков классификации и происходит агрегирование малоинформационных признаков. Формирование коллектива K_j прекращается, когда перестает уменьшаться вероятность ошибочной классификации $Q(j)$ сигналов j -м коллективом:

$$Q(j) = \gamma(A_j)(1 - \mathcal{P}_{jj}) + \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^M \gamma(A_l) \mathcal{P}_{jl}, \quad (5.9)$$

где $\gamma(A_j)$ – вероятностная мера сигналов j -го класса.

В целом синтезированное многорядное решающее правило оценивается функционалом Q ошибочной классификации

$$Q = \sum_{j=1}^M \gamma(A_j)(1 - \mathcal{P}_{jj} + \mathcal{P}_{jj} \left(\sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^M \sum_{l=1}^M \mathcal{P}_{il} + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^M \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^M \mathcal{P}_{il} \mathcal{P}_{lj} + \dots \right. \\ \left. \dots + \prod_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^M \mathcal{P}_{ij} \right)). \quad (5.10)$$

Данная вероятность вычисляется при одновременном анализе выходов всех решающих коллективов. Уменьшить значение функционала Q позволяет способ последовательного просмотра выходов решающих коллективов, при котором первым анализируется выход коллектива (под текущим номером s , $s = \overline{1, M}$), имеющий наименьшее значение вероятности ошибки типа "ложной тревоги". Если выход равен 1, то входной сигнал классифицируется как относящийся к s -му классу. Иначе просматривается выход решающего коллектива, имеющего значение вероятности ошибок следующее в порядке возрастания за s -м коллективом и т.д. В ре-

зультате такого направленного просмотра результирующая ошибка Q^* в пределе станет равной

$$Q^* = \sum_{j=1}^M \gamma(A_j)(1 - \mathcal{P}_{jj}) < Q.$$

Данная вероятность достигается, если трансформация матрицы ошибок путем перестановки строк и столбцов приводит ее к нижнетреугольному виду. Как показывают модельные эксперименты, такой способ позволяет снизить величину функционала Q примерно в 2 раза.

ГЛАВА 6

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ СРЕДСТВА В ЗАДАЧАХ ПРЕДСКАЗАНИЯ И РАСПОЗНАВАНИЯ

6.1. ЭВОЛЮЦИОННЫЙ ПРЕДСКАЗЫВАЮЩИЙ АЛГОРИТМ

Эволюционный предсказывающий алгоритм представлен в целом блок-схемой на рис. 6.1. Работа начинается с блока 1, в котором задаются исходные значения всех необходимых параметров g, μ, r, \bar{K}, m, M (g – глубина РИ, μ – кратность применения РИ, r – тип списка РИ, характеризующий список РИ, его объем, \bar{K} – объем совокупности $\pi(F_e)$), распределения вероятностей $p_1(C), p_2(\Gamma), p_3(C)$; предыстория символов объема d и начальный автомат $A\{f_z, f_s\}$. В блоке 2 происходит подбор оптимального функционирования автомата, находящегося в рабочем поле. В начале работы алгоритма – это исходный автомат, а в дальнейшем – автомат, выбранный из памяти в соответствии с $p_1(C)$. Оценка по эффективности Q_1 автомата по предыстории объема B производится в блоке 3, что обозначается символически записью $P[A_i, B]$, т.е. показатель автомата A с i состояниями по предыстории объема B .

В следующем блоке алгоритма проверяется, заполнена ли вся память объема \bar{K} , т.е. проверяется, достигнуто ли максимальное значение \bar{K} числа автоматов, хранящихся в памяти. Если в памяти хранится менее \bar{K} автоматов, то в следующем блоке K увеличивается на 1, а автомат A_i записывается в память, что соответствует символической записи $\pi \cup A_i$. Если память уже заполнена, т.е. $K = \bar{K}$, то $P[A_i, B]$ сравнивается с максимальным показателем автоматов, хранящихся в памяти. При $P[A_i, B] \leq \max_K P_K$, где

$P_K = P[A^{(K)}, B], A^{(K)} \in \pi = \langle A^{(1)}, \dots, A^{(\bar{K})} \rangle$, автомат A_i эффективнее по Q_1 автомата A , имеющего максимальное значение показателя, и поэтому в следующем блоке 8 вместо этого автомата запоминается автомат A_i . При $P[A_i, B] > \max_K P_K$ автомат A_i наименее эффективен из всех автоматов совокупности π , поэтому запоминать его не следует, и происходит переход к блоку 14. В блоке 9 показатель автомата A_i сравнивается с минимальным показателем автоматов совокупности π . Если $P[A_i, B] \leq \min_K P_K$, то A_i эффективнее всех автоматов, хранящихся в π . Такая модель – локально-эффективна в данном случае, число эффективных автоматов ρ запомина-

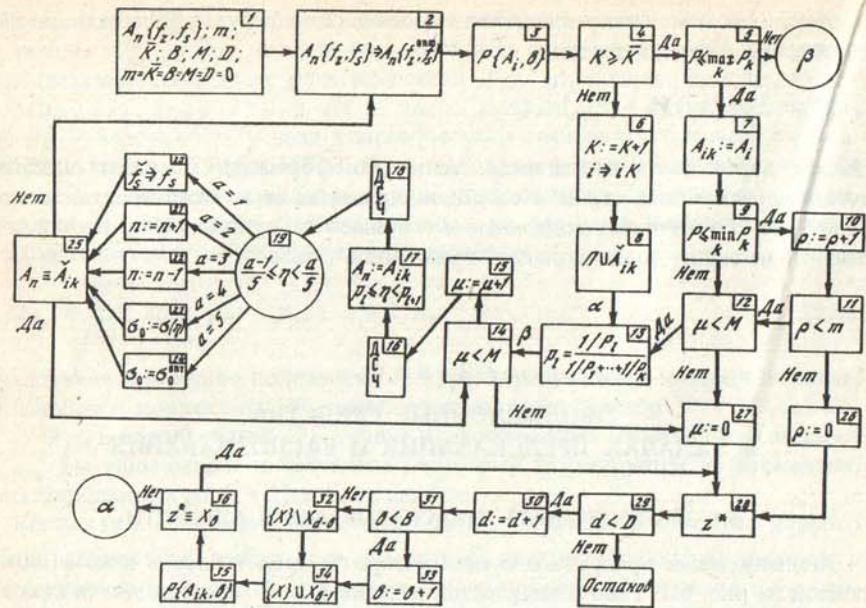


Рис. 6.1. Блок-схема эволюционного предсказывающего алгоритма (ЭПА)

ется в блоке 10. В блоке 11 проверяется, достигло ли ρ максимального значения m . При достижении значения m происходит переход к блоку 26 и далее к блокам 28–36, где реализуется процесс использования автоматов, хранящихся в π .

Если же $\rho < m$, то проверяется, синтезировано ли максимальное число M автоматов. Если синтезировано, то через блок 27 также происходит переход к блокам 28–36 на процесс фактической выработки решения. Иначе в блоке 13 для каждого автомата совокупности π вычисляется вероятность, с которой он может быть выбран для структурного изменения. Когда распределение вероятностей выбора автоматов из π не меняется, как это имеет место при переходе к блоку 14 из блока 5, а также на первых тахах работы алгоритма, когда память еще не заполнена, в блоке 14 происходит проверка, синтезировано ли максимальное число M автоматов. При достижении текущим значением ν значения M происходит переход к блоку 27 и далее на процесс фактической выработки прогнозного значения. Иначе ν увеличивается на 1 в блоке 15.

Непосредственный выбор автомата происходит в блоках 16–17, где, обращаясь к датчику равномерных случайных чисел, получают, случайное число η ; затем при выполнении неравенства $\sum_{i=1}^l p_{2i} \leq \eta \leq \sum_{i=1}^{l+1} p_{2i}$ выбирается автомат $A^{(l)}$. Выбранный автомат записывается в рабочее поле, обозначаемое символически A_n .

В блоках 18–25 происходит структурный синтез нового автомата, находящегося в рабочем поле. Обращаясь к датчику равномерных слу-

чайных чисел (ДСЧ), получают случайное число η ; если $(a-1)/5 \leq \eta < a/5$, то далее осуществляется режим с номером a , где $a = 1, 5$. В результате выполнения режима с номером a в рабочем поле A_n синтезируется новый автомат A_{iK} .

$a = 1$: в таблице переходов и выходов автомата A_{iK} по сравнению с автоматом $A^{(l)}$ добавлена $(n+1)$ -я строка (n – число состояний автомата $A^{(l)}$), возможны также изменения одного или двух переходов у старых состояний, связанных теперь с $(n+1)$ -м состоянием. Выходы у добавленных переходов с $(n+1)$ -го состояния устанавливаются случайным выбором, как это описано в разд. 3.

$a = 2$: в таблице переходов и выходов автомата A_{iK} по сравнению с автоматом $A^{(l)}$ содержится на одну строку меньше. При этом возможно более чем два изменения переходов в таблице переходов, так как все переходы на устранившее состояние (их не менее одного) и все переходы с устранившего состояния (их также не менее одного) заменяются на новые. Подтаблицы выходов, за исключением устранившей строки, остаются без изменений.

$a = 3$: изменяется лишь таблица переходов, а именно в одной строке, выбранной случайным образом, изменяется один переход; подтаблицы выходов остаются без изменений.

При $a = 4$ и $a = 5$ не меняются таблицы переходов и выходов автомата $A^{(l)}$. Меняется лишь состояние s_0 , с которого предъявляется предыстория.

$a = 4$: начальное состояние s_0 выбирается из n состояний автомата $A^{(l)}$ случайным образом. Обращаясь к ДСЧ, получают случайное число η ; при выполнении неравенства $\sum_{i=1}^j i/n \leq \eta < \sum_{i=1}^{j+1} i/n$ начальным состоянием s_0 берется состояние $s_0 = j$.

$a = 5$: для всех $s_0 = j$, $j = 1, n$ вычисляются по (5.6) $P[A^{(l)}(s_0), B]$ – показатели автомата $A^{(l)}$ с начальным состоянием s_0 . Начальным состоянием s_0 берется состояние j^* , для которого выполнено

$$P[A^{(l)}(s_0 = j), B] = \max_{1 \leq j \leq n} P[A^{(l)}(s_0 = j), B].$$

Если при выполнении режимов изменений $a = 3, 4, 5$ в силу случайного характера изменения или по другим причинам автомат $A^{(l)}$ не меняется, и если не достигнуто максимальное число M синтезируемых автоматов, то происходит вновь выбор режима изменений в блоках 18–24. Иначе алгоритм переходит из блока 25 в блок 2, где происходит подбор оптимального функционирования, описанный ранее.

Нетрудно заметить, что в блоках 2–25 осуществляется процесс структурной адаптации автоматов. Опишем теперь работу блоков, в которых осуществляется "фактическое" функционирование автоматов, т.е. процесс использования синтезированной памяти. В блоке 28 предсказывается z^* – очередной $(d+1)$ -й символ последовательности, затем проверяется, прекратить работу алгоритма или нет. Работа алгоритма прекращается

в том случае, если задача предсказания снимается: символически это означает, что предсказан последний \mathcal{D} -й символ.

Если задача предсказания должна и далее решаться, то блоками 31–34 реализуется увеличение (блоки 33, 34) либо сдвиг (блоки 32, 34) предыстории. Если ранее заданный максимальный объем В предыстории не достигнут, то в блоке 33 текущий объем В предыстории увеличивается на 1, а в блоке 34 $(d+1)$ -й символ входной последовательности, ставший известным через некоторое время после предсказания, добавляется к предыстории. Иначе, объем предыстории не увеличивается, но она обновляется $(d+1)$ -м символом последовательности в блоке 34, а $(d-B)$ -й символ входной последовательности исключается из предыстории в блоке 33.

В блоке 35 алгоритма осуществляется коррекция показателей всех автоматов, хранящихся в памяти π и оцененных по прежней предыстории, с учетом новой предыстории, увеличенного объема либо сдвинутой. С помощью (5.6) получается следующее соотношение:

$$P_{\text{кор}}^l = \begin{cases} (BP[A^{(l)}, B] + 1)/(B + 1), & \text{если } z^* \equiv x_{d+1}, \\ BP[A^{(l)}, B]/B, & \text{если } z^* \neq x_{d+1}, \end{cases}$$

для коррекции показателя l -го автомата $A^{(l)}$, хранящегося в памяти, $l = 1, 2, 3$, в случае предыстории увеличивающегося объема. Придвигаемой предыстории объема В имеем

$$P_{\text{кор}}^l = \begin{cases} P[A^{(l)}, B] + 1/B - c^{(l)}(x_{d-B})/B, & z^* \equiv x_{d+1} \\ P[A^{(l)}, B] - c^{(l)}(x_{d-B})/B, & z^* \neq x_{d+1}, \end{cases}$$

где $c^{(l)}(x_{d-B})$ – стоимость предсказания $(d-B)$ -го символа входной последовательности автоматом $A^{(l)}$, $l = 1, 2, 3$.

Блоком 36 реализуется условие перехода от процесса использования автоматов, хранящихся в памяти, к процессу структурной адаптации в блоке 13. В рассматриваемом алгоритме такой переход осуществляется при первом же несовпадении предсказанного символа с $(d+1)$ -м символом входной последовательности.

Описанная принципиальная блок-схема предсказывающего алгоритма не претерпевает существенных изменений при изменении функционалов Q_1 и Q_2 , а также при изменениях постановки задачи предсказания следующего характера: 1) изменении интервала дискретизации оцениваемого параметра, что позволяет предсказывать произвольный i -й входной символ ($i = 1, 2, 3$) по имеющейся предыстории объема В ($B = ki$, $k > 5$); 2) прогнозировании оценки некоторой функции, определенной на совокупности объема i дискретных значений параметра (например, оценить статистические характеристики) при условии, что $B = ki$, $k > 5$. Подобные варианты изменения постановок задач предсказания предусмотрены в его программной реализации, входящей в состав ПППО, причем выбор варианта осуществляется в диалоговом режиме.

В работе [32] проведено исследование ЭПА, направленное на повышение его эффективности как по среднему числу локально-эффективных шагов синтеза, так и по объему памяти π . При этом рассмотрены модификации алгоритма уменьшающие вероятность синтеза эквивалентных автоматов

и исключающие появление изолированных, преходящих и тупиковых состояний в синтезируемых автоматах. Показана эффективность модификаций в случае нестационарности прогнозируемого параметра, поэтому программно был реализован ЭПА с названными модификациями.

Программное обеспечение эволюционного предсказывающего алгоритма (функциональное наполнение, структура и состав ПППО) детально описано в работах [48–50]. ПППО реализован на ЭВМ М-4030, ЕС-1055 и ПЭВМ на языке Фортран-4 и предусматривает возможность диалогового взаимодействия с пользователем через видеотерминальное устройство.

6.2. ПРЕДСКАЗАНИЕ НЕСТАЦИОНАРНЫХ РАДИОПОМЕХ

Постановка задачи обработки радиопомех. В практических задачах приема полезных сигналов на фоне негауссовых помех большое значение имеет прогнозирование поля естественных радиопомех в различных географических и сезонных условиях [149].

Как известно [149, 190], напряженность E поля радиопомех как случайный процесс представляется в виде

$$E(t) = \xi(t) + \eta(t),$$

где $\xi(t)$ – флуктуационная составляющая (обычно гауссов процесс с нулевым средним и конечной дисперсией), $\eta(t)$ – импульсная составляющая (ИС) как совокупность импульсных процессов различных статистических классов, каждый из которых состоит из атмосфериков, принимаемых в случайные моменты времени t_i со случайными пиковыми значениями E_j . Импульсный процесс $\eta(t)$ таким образом является случайной во времени последовательностью импульсов-атмосфериков разных классов, а его регистрация в простейшем случае сводится к фиксации момента превышения $\eta(t)$ некоторого уровня чувствительности E на заданном разрешающем времени Δt , т.е. к фиксации выбора поля ИС.

При изучении свойств импульсные помехи как случайный процесс традиционно характеризуют амплитудной и временной структурами [149]. В частности, в различных географических районах и сезонных условиях экспериментально измерены и определена аналитические зависимости интенсивности $v(E)$ потока выбросов от порога E в течение времени T , а также получены распределения вероятностей интенсивности выбросов $\mathcal{P}(\eta > E)$ в предположении квазистационарности $\eta(t)$. При этом $v(E) = n(E)/T$, где $n(E)$ – число превышений импульсами порогового уровня E . В качестве статистических временных характеристик потоков импульсов радиопомех широко используются пуассоновские и пуассон-пуассоновские модели распределения вероятностей интенсивности потока атмосфериков внутригрупповой и межгрупповой временных структур [148]. Существует большое многообразие названных моделей, различающихся условиями измерения атмосфериков, применяемыми методиками, техническими параметрами регистрирующей аппаратуры, полосами приема, длительностями сеанса, способами усреднения и т.п. Эти модели дают с известной точностью и достоверностью статистически усредненные описания радиопомех в зависимости от измеряемых в реальных условиях параметров, имеющих ясный физический смысл. Однако при нару-

шении условий квазистационарности из-за крупномасштабных вариаций возникновения, развития и передвижения грозовых очагов точностные характеристики статистических моделей радиопомех ухудшаются и их применение с целью прогноза становится проблематичным [149]. Таким образом, возникает необходимость дополнить статистические процедуры обработки импульсных радиопомех с целью прогноза алгоритмами, учитывающими их нестационарность в широком диапазоне условий и методик измерения, особенностей регистрации и других факторов, определяющих поле. Последнее создает условия неопределенности относительно вида функциональной зависимости прогнозируемых значений нестационарного параметра от предшествующих и обуславливает необходимость разработки эволюционных предсказывающих алгоритмов [21, 22, 24].

Рассмотрим далее задачу предсказания превышений интенсивностью потока выброса поля заданного уровня чувствительности, демонстрирующей возможности эволюционного подхода. Изучается вертикальная составляющая электрического поля при всенаправленном приеме в одном пункте на поверхности Земли. Структура выборочных реализаций интенсивности потока атмосферных радиопомех в диапазоне СДВ изображена на рис. 6.2, где n_i — число атмосфериков в течение разрешающего времени Δt ; $v_i = n_i/\Delta t$ — интенсивность потока атмосфериков; ΔT_p — общая длительность предыстории; ΔT_0 — начальная длительность предыстории; T — общая длительность записи (регистрации) выборочной реализации потока атмосфериков; ΔT — длительность прогноза. Ориентируясь на эволюционный синтез конечно-автоматных моделей с двоичными входными и выходными алфавитами, будем предсказывать превышение интенсивностью $v(t)$ некоторого заданного граничного значения v_g в двоичном алфавите (превышение кодируется единицей). С учетом двоичного кодирования предыстория длительности ΔT_p содержит b двоичных символов, максимальный объем предыстории при ее увеличении равен B , текущий номер предсказываемого символа обозначается через d , а объем всей выборочной реализации длительности T содержит D двоичных символов.

Результаты предсказания нестационарных дискретных двоичных сигналов. При решении задачи прогнозирования, поставленной ранее рассматривались следующие вопросы: 1) надежность предсказаний очередного превышения интенсивностью потока $v(t)$ фиксированного граничного значения v_g ; 2) влияние величины граничного значения v_g на надежность предсказания очередного превышения интенсивностью $v(t)$ значения v_g ; 3) предсказание превышений интенсивностью $v(t)$ фиксированного граничного значения v_g на временном интервале ΔT , соответствующем допустимой области процента правильных предсказаний.

При исследовании первых двух вопросов использовался модифицированный эволюционный алгоритм со следующими параметрами: максимальное число случайных изменений — 15; максимальное число эффективных автоматов — 5; объем памяти π — три автомата с максимально возможным числом состояний, равным 22; однократные случайные изменения; равновероятные режимы случайных изменений; произвольный начальный автомат, изображенный на рис. 5.2; двоичные входной и выходной алфавиты; стоимость ошибки предсказания 1, стоимость правильного предсказания 0.

При исследовании третьего вопроса эволюционный предсказывающий

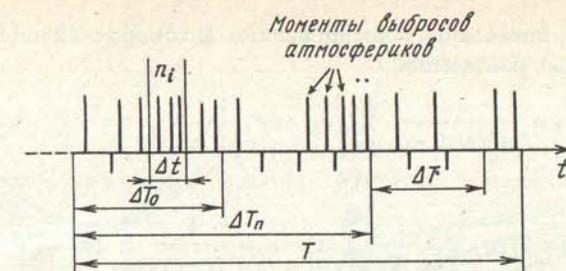


Рис. 6.2. Структура выборочных реализаций интенсивности потока выбросов вертикальной составляющей электрического поля Земли

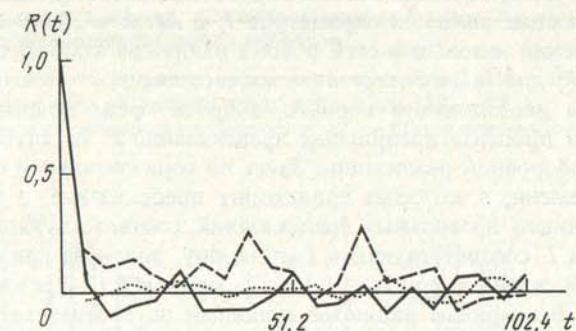


Рис. 6.3. Нормированные автокорреляционные функции трех групп выборочных реализаций, соответствующих трем сезонным периодам

Условия регистрации: $\Delta t = 5,12 \text{ с}$, $E = 20 \text{ мВ/с}$

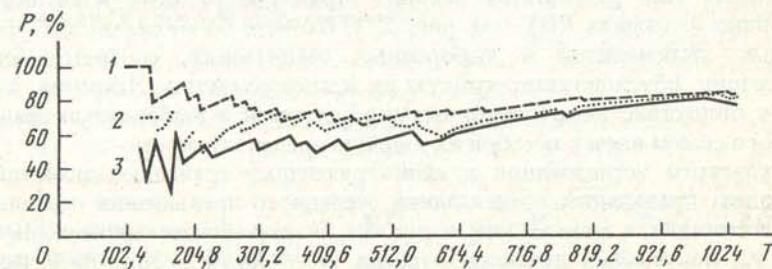


Рис. 6.4. Зависимость процента правильных предсказаний от глубины предсказаний T для трех сезонных периодов регистрации радиопомех

алгоритм отличался от описанного ранее окончанием этапа использования автоматов ("фактического" предсказания). Этап использования заканчивался по осуществлении k предсказаний, где $k = \Delta T / \Delta t$ — случайное число, при котором впервые нарушается допустимая область значения процента правильных предсказаний.

шении условий квазистационарности из-за крупномасштабных вариаций возникновения, развития и передвижения грозовых очагов точностные характеристики статистических моделей радиопомех ухудшаются и их применение с целью прогноза становится проблематичным [149]. Таким образом, возникает необходимость дополнить статистические процедуры обработки импульсных радиопомех с целью прогноза алгоритмами, учитывающими их нестационарность в широком диапазоне условий и методик измерения, особенностей регистрации и других факторов, определяющих поле. Последнее создает условия неопределенности относительно вида функциональной зависимости прогнозируемых значений нестационарного параметра от предшествующих и обуславливает необходимость разработки эволюционных предсказывающих алгоритмов [21, 22, 24].

Рассмотрим далее задачу предсказания превышений интенсивностью потока выброса поля заданного уровня чувствительности, демонстрирующей возможности эволюционного подхода. Изучается вертикальная составляющая электрического поля при всенаправленном приеме в одном пункте на поверхности Земли. Структура выборочных реализаций интенсивности потока атмосферных радиопомех в диапазоне СДВ изображена на рис. 6.2, где n_i — число атмосфериков в течение разрешающего времени Δt ; $v_i = n_i/\Delta t$ — интенсивность потока атмосфериков; ΔT_p — общая длительность предыстории; ΔT_0 — начальная длительность предыстории; T — общая длительность записи (регистрации) выборочной реализации потока атмосфериков; ΔT — длительность прогноза. Ориентируясь на эволюционный синтез конечно-автоматных моделей с двоичными входными и выходными алфавитами, будем предсказывать превышение интенсивностью $v(t)$ некоторого заданного граничного значения v_g в двоичном алфавите (превышение кодируется единицей). С учетом двоичного кодирования предыстория длительности ΔT_p содержит b двоичных символов, максимальный объем предыстории при ее увеличении равен B , текущий номер предсказываемого символа обозначается через d , а объем всей выборочной реализации длительности T содержит D двоичных символов.

Результаты предсказания нестационарных дискретных двоичных сигналов. При решении задачи прогнозирования, поставленной ранее рассматривались следующие вопросы: 1) надежность предсказаний очередного превышения интенсивностью потока $v(t)$ фиксированного граничного значения v_g ; 2) влияние величины граничного значения v_g на надежность предсказания очередного превышения интенсивностью $v(t)$ значения v_g ; 3) предсказание превышений интенсивностью $v(t)$ фиксированного граничного значения v_g на временном интервале ΔT , соответствующем допустимой области процента правильных предсказаний.

При исследовании первых двух вопросов использовался модифицированный эволюционный алгоритм со следующими параметрами: максимальное число случайных изменений — 15; максимальное число эффективных автоматов — 5; объем памяти π — три автомата с максимально возможным числом состояний, равным 22; однократные случайные изменения; равновероятные режимы случайных изменений; произвольный начальный автомат, изображенный на рис. 5.2; двоичные входной и выходной алфавиты; стоимость ошибки предсказания 1, стоимость правильного предсказания 0.

При исследовании третьего вопроса эволюционный предсказывающий

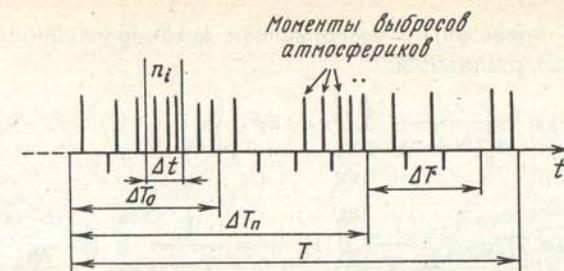


Рис. 6.2. Структура выборочных реализаций интенсивности потока выбросов вертикальной составляющей электрического поля Земли

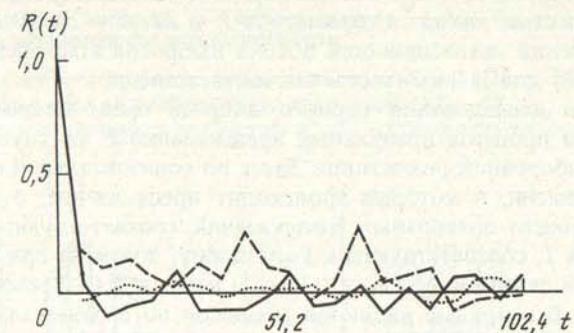


Рис. 6.3. Нормированные автокорреляционные функции трех групп выборочных реализаций, соответствующих трем сезонным периодам

Условия регистрации: $\Delta t = 5,12 \text{ с}$, $E = 20 \text{ мВ/с}$

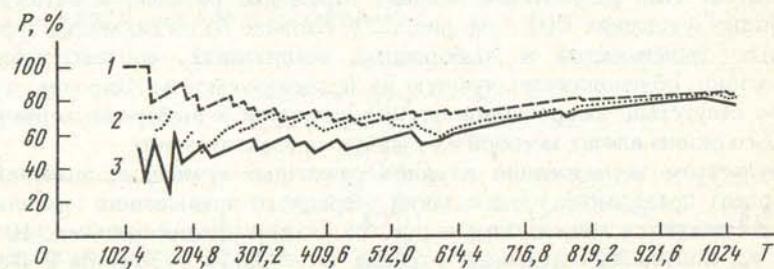


Рис. 6.4. Зависимость процента правильных предсказаний от глубины предсказаний T для трех сезонных периодов регистрации радиопомех

алгоритм отличался от описанного ранее окончанием этапа использования автоматов ("фактического" предсказания). Этап использования заканчивался по осуществлении k предсказаний, где $k = \Delta T / \Delta t$ — случайное число, при котором впервые нарушается допустимая область значения процента правильных предсказаний.

На рис. 6.3 приведены нормированные автокорреляционные функции $R(t)$ выборочных реализаций:

$$R(t) = R(\tau \Delta t) = \frac{1}{\sigma_v^2(N-\tau)} \sum_{i=1}^N (\nu_i - \bar{\nu})^2,$$

где

$$\tau = 1/\Delta t, \quad N = T/\Delta t, \quad \bar{\nu} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \nu_i, \quad \sigma_v^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\nu_i - \bar{\nu})^2,$$

t — глубина корреляции во времени. Три кривые соответствуют трем группам выборочных реализаций, представляющих три сезонных периода: 1, 3-й, — семь образцов, 2-й — восемь образцов. Все выборочные реализации имеют одинаковые значения параметров E и Δt : $E = 20$ мВ/с, $\Delta t = 5,12$ с. Средние значения интенсивностей потока выбросов атмосфериков: 0,051; 0,26 и $2,27 \text{ с}^{-1}$ для 1, 2 и 3-го сезонов соответственно.

Результаты исследования первого вопроса представлены на рис. 6.4 зависимостью процента правильных предсказаний P от глубины предсказываемой выборочной реализации. Здесь по горизонтальной оси отложены моменты времени, в которые происходит предсказание, а по вертикальной оси — процент правильных предсказаний, соответствующий этому времени. Кривая 1, соответствующая 1-му сезону, получена при $\nu_g = 3,35 \text{ с}^{-1}$, кривая 2 (2-й сезон) — при $\nu_g = 1,13 \text{ с}^{-1}$, кривая 3 (3-й сезон) — при $\nu_g = 0,391 \text{ с}^{-1}$. Все кривые являются средними по соответствующей группе выборочных реализаций. Начальная длительность предыстории $T = 25,6$ с.

Как видно из рис. 6.4, после некоторого периода адаптации ($\Delta T_n \approx 128$ с) эволюционный предсказывающий алгоритм получает автоматы, которые осуществляют предсказания с возрастающим процентом P правильных предсказаний. Так, через 1024 с P достигает 86% для данных 1-го сезона, 87% для данных 2-го сезона и 90% для данных 3-го сезона. В различии этих результатов находит отражение различие в автокорреляционных функциях $R(t)$ (см. рис. 6.3). Наличие более сильных корреляционных зависимостей в выборочных реализациях, соответствующих 3-му сезону, обусловливает лучшую их предсказуемость. Напротив, почти полное отсутствие корреляционных зависимостей в выборочных реализациях 2-го сезона влечет за собой их худшую предсказуемость.

Результатом исследования влияния различных граничных значений ν_g на процент правильных предсказаний очередного превышения граничного значения являются зависимости на рис. 6.5. По оси абсцисс отложено 10 значений ν_g , полученных делением отрезка $(\bar{\nu} - 3\sigma_v, \bar{\nu} + 3\sigma_v)$ на 9 частей. В безразмерных единицах, введенных для сравнительного анализа данных по всем кривым, значению $\nu_g = \nu - 3\sigma_v$ соответствует 0. По оси ординат отложен процент правильных предсказаний, который достигается при соответствующем значении ν_g через 1024 с. Кривые 1, 2 и 3, как и ранее, соответствуют трем группам выборочных реализаций. Из анализа этих данных следует, что значительно лучше предсказываются превышения граничных значений ν_g , близкие к краям интервала $(\bar{\nu} - 3\sigma_v, \bar{\nu} + 3\sigma_v)$, что соответствует более редким непревышениям или превышениям граничного значения ν_g . Степень корреляционных зависимостей в выборочных реали-

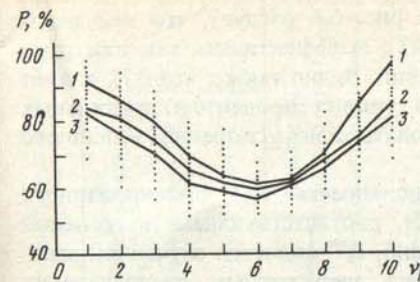


Рис. 6.5. Зависимость процента правильных предсказаний интенсивности выбросов атмосфериков для трех сезонных периодов регистрации от граничных значений ν_g в безразмерных единицах, $\nu_g = 0$ соответствует $\bar{\nu} - 3\sigma_v$, $\bar{\nu}$ и σ_v^2 — среднее значение и дисперсия интенсивности потока выбросов

Рис. 6.6. Зависимость процента правильных предсказаний интенсивности потока выбросов атмосфериков от глубины предсказания при $(\Delta T_0, \Delta T_n)$

ΔT_0 — начальная длительность предыстории, ΔT_n — общая длительность предыстории

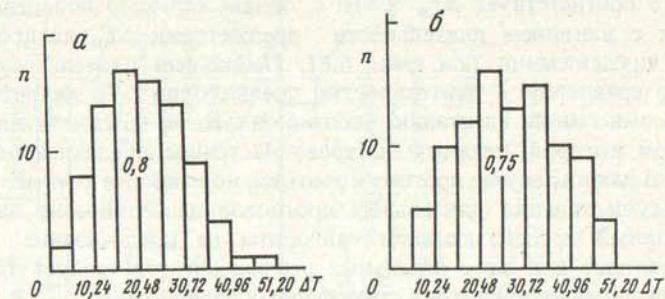


Рис. 6.7. Гистограмма распределения длительности прогноза с гарантированной вероятностью правильных предсказаний на интервале ΔT не менее p

а — $p = 0,80$; б — $p = 0,75$ (ΔT в секундах)

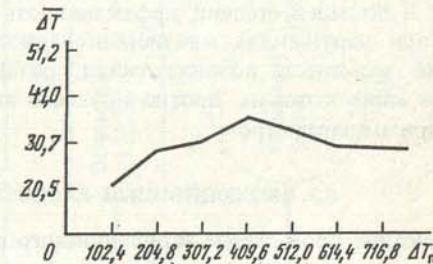


Рис. 6.8. Зависимость средней длительности прогноза ΔT от общей длительности предыстории ΔT_n в секундах

зациях сказывается в основном также при значениях ν_g , близких краям интервала $(\bar{\nu} - 3\sigma_v, \bar{\nu} + 3\sigma_v)$. Тот факт, что при $\nu_g = \bar{\nu}$ правильных предсказаний больше 50%, говорит об адаптировавшихся предсказывающих автоматах (50% соответствуют случайному угадыванию).

В рамках задачи предсказания очередного превышения интенсивностью $v(t)$ граничного значения ν_g исследовалось влияние длительности предысто-

рии ΔT_n на качество предсказания. Из рис. 6.6 следует, что как очень малые, так и очень большие значения ΔT_n неэффективны, так как дают близкие проценты правильных предсказаний. Видно также, что ΔT_0 влияет на скорость достижения определенного уровня процентом правильных предсказаний, что можно интерпретировать как ускорение успешного поиска эффективного автомата.

При предсказании превышений интенсивностью $v(t)$ фиксированного значения v_r на временном интервале Δt , соответствующем допустимой области процента правильных предсказаний, ΔT является случайной величиной. Поэтому естественно рассмотреть гистограмму распределения длительности прогноза ΔT для определенных допустимых областей (рис. 6.7). Из сравнения гистограмм для областей $P \geq 80$ и $P \geq 75$ видно, что область $P \geq 75$ характеризуется большим средним значением и большим разбросом вокруг среднего, однако значениям $\Delta T > 51,2$ соответствуют вероятности, близкие нулю.

На рис. 6.8 приведена зависимость среднего значения $\bar{\Delta}T$ длительности прогноза от длительности предыстории ΔT_n . Наибольшее значение $T \approx 35,84$ с соответствует $\Delta T_n = 410$ с, общий характер поведения ΔT согласуется с влиянием длительности предыстории ΔT_n на процент правильных предсказаний (см. рис. 6.6). Небольшая длительность прогноза ΔT по сравнению с длительностью предыстории ΔT_n является следствием посимвольной адаптации эволюционного предсказывающего алгоритма, при которой алгоритм настроен на точное предсказание каждого символа. В данном случае прогноз короткий, но наиболее точный.

Для осуществления длительных прогнозов целесообразно настраивать эволюционный предсказывающий алгоритм на предсказание совокупности символов или даже отдельных реализаций, что требует длительных записей интенсивностей потока атмосферных радиопомех.

В целом, из результатов сопоставительного анализа, проведенного в работах [22, 24], следует, что при масштабе времени предсказания, соизмеримом с масштабом квазистационарности поля помех, прогнозная оценка интенсивности хорошо согласуется с полученной статистическими методами. В большей степени эффективность эволюционных средств проявляется при нарушениях квазистационарности из-за крупномасштабных вариаций моментов возникновения, развития и передвижения грозовых очагов, при которых прогнозируемая интенсивность становится нестационарным параметром.

6.3. ЭВОЛЮЦИОННЫЙ РАСПОЗНАЮЩИЙ АЛГОРИТМ

Описание блок-схемы эволюционного распознающего алгоритма (ЭРА). ЭРА представлен блок-схемой на рис. 6.9. Работа алгоритма начинается с блока 1, в котором задаются исходные значения параметров: L – число распознаваемых классов; p_i , $i = 1, N$ – штраф за сложность i -го признака; c_{ij} , $i, j = 1, L$ – штрафы за ошибки классификации; p_{1k} , $k = 1, 3$ – вероятности выбора дерева из π ; p_{2k} , $k = 1, 4$ – вероятности выбора режима случайных изменений; g_k , $k = 1, 5$ – вероятности выбора k -го уровня дерева; h_1 и h_2 – величины подкрепления вероятностей выбора дерева и режима случайного изменения соответственно; $P_{\text{пор}}$ – пороговое значе-

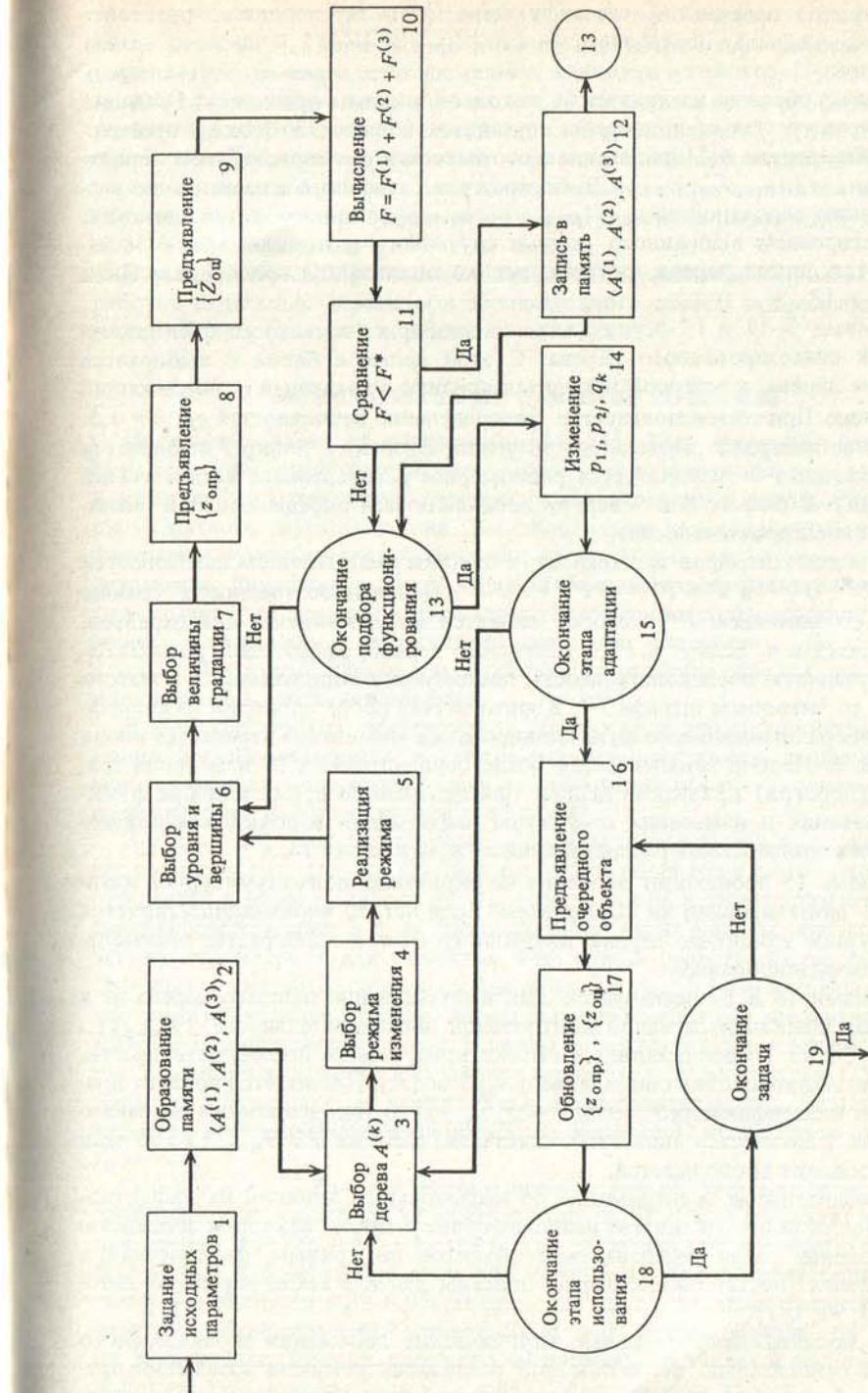


Рис. 6.9. Принципиальная блок-схема эволюционного распознающего алгоритма ЭРА

ние процента правильной классификации. Здесь же вводятся определяющая и оценивающая последовательности $\{Z_{\text{оп}}\}$ и $\{Z_{\text{оц}}\}$, а также их длины.

В блоке 2 создается исходная память из трех деревьев, составленных случным образом из признаков исходной системы признаков. Градации этих деревьев также подобраны случным образом. В блоке 3 происходит выбор дерева $A^{(k)}$ из памяти в соответствии с распределением вероятностей $p_1 = (p_{11}, p_{12}, p_{13})$. Выбор режима случайного изменения по распределению вероятностей $p_2 = (p_{21}, p_{22}, p_{23}, p_{24})$ производится блоком 4. Осуществлением выбранного режима случайного изменения (блок 5) завершается синтез дерева, которое тут же оценивается при предъявлении $\{Z_{\text{оп}}\}$ и $\{Z_{\text{оц}}\}$.

Блоками 6–11 и 13 осуществляется подбор оптимального функционирования синтезированного дерева. С этой целью в блоке 6 выбирается вершина дерева, в которой находится признак с градацией α , подлежащий изменению. При этом используется распределение вероятностей g_k , $k = 1, 5$. На основе интервала возможных значений признака в блоке 7 выбирается новое значение α (используется равномерное распределение всех значений градаций). В блоках 8 и 9 дереву предъявляются определяющая и оценивающая последовательности.

С помощью штрафов за сложность и ошибки распознавания вычисляются $F^{(1)}$, $F^{(2)}$, $F^{(3)}$ и $F = F^{(1)} + F^{(2)} + F^{(3)}$. Полученное значение F сравнивается со значением F^* , которое является максимальным для деревьев, хранящихся в π . Если $F < F^*$, то получено дерево, эффективно распознавшее обучающую последовательность, поэтому оно записывается в π вместо дерева со значением штрафа F^* . В ином случае после проверки на окончание подбора оптимального функционирования управление передается вновь на блок 6. Подбор заканчивается после осуществления 80 изменений градаций (порогов) признаков дерева. Накопленная во время подбора функционирования и изменения структуры информация используется для изменения вероятностных распределений p_1 и p_2 в блоке 14.

В блоке 15 происходит проверка на окончание этапа структурной адаптации – синтезирован ли 20 деревьев? Если нет, то вновь осуществляется структурное изменение дерева, выбранного из π , и подбирается оптимальное функционирование.

Блоками 16 и 17 реализуется этап использования лучшего дерева из π для классификации сигналов контрольной последовательности $\{Z_{\text{конт}}\}$. Так, в блоке 16 предъявляется объект контрольной последовательности, в блоке 17 происходит обновление $\{Z_{\text{оп}}\}$ и $\{Z_{\text{оц}}\}$. Считается процент правильной классификации \varPhi ; если $\varPhi \leq \varPhi_{\text{пор}} + \epsilon$, то этап использования заканчивается и начинается вновь этап адаптации. Если же $\varPhi > \varPhi_{\text{пор}} + \epsilon$, то этап использования продолжается.

Вычислительные эксперименты по исследованию влияния на эффективность эволюционного синтеза наиболее существенных факторов проведены при решении задач распознавания объектов по кривым, фактическая и формальная постановка которых описаны далее, а также в работах авторов [24, 52, 181].

Они подтверждают основные методические положения эволюционного синтеза относительно вероятностной реализации режимов изменений древовидных структур (целесообразность первоначального выбора уровня,

на котором проводится изменение), а также необходимость и эффективность пошаговой коррекции (обучения) параметров вероятностной реализации процесса синтеза. Определена также стратегия относительно оптимальной длины обучающей выборки; она устанавливается пробным экспериментом, достижимый выигрыш при этом составляет 23–14% правильной классификации в различных условиях динамики классов. В целом выявлена целесообразность такого эксперимента как на начальной стадии синтеза, так и в последующем по мере увеличения динамики классов, если она имеет место.

В нашей работе [52] описаны также имитационные эксперименты по обработке отдельных параметров эволюционного синтеза при решении задач распознавания объектов по кривым.

6.4. РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ ПО КРИВЫМ

Постановка задач распознавания [24, 52]. Как отмечено в разд. 1.2, при изучении радиофизических полей радиолокационными методами в качестве характеристики отраженного поля широко используется сечение обратного поля рассеяния. Эта обобщенная характеристика несет информацию о конфигурациях отражающего объекта, его форме, размерах, параметрах движения и т.п. [131]. При этом экспериментальная информация обычно фиксируется в виде характерной временной, частотной или фазовой зависимости эффективной площади рассеяния $f(t; d, \varphi)$, где d и φ – некоторые параметры, отражающие размеры объекта, его форму, или параметры движения объекта.

В качестве примера эффективной обработки радиолокационной информации алгоритмическими и программными средствами эволюционного моделирования рассмотрим задачу распознавания объектов, отличающихся параметрами d и φ , по кривым $f(t; d, \varphi)$ [24].

Задача 1. Классифицировать объекты пяти классов по их характерным кривым $f_j(t; d, \varphi)$, $j = 1, 5$. Каждая группа объектов одного класса представляется шестью кривыми $f(t; d)$, отличающимися параметром d при фиксированном значении $\varphi = \varphi_1$. Полный набор таких кривых при шести значениях параметра d для объектов 1-го класса представлен на рис. 6.10. Значения d указаны в условных единицах. На рис. 6.11 приведены кривые, соответствующие некоторому представлению каждого из рассматриваемых классов при фиксированном d . В целом пять классов объектов представлены 30 кривыми, которые случным выбором (с вероятностью 1/2) разделены на обучающую и контрольную последовательности. Отметим, что каждая кривая при машинной обработке задается 41 дискретным отсчетом: f_i , $i = 1, 40$.

Задача 2. Условия формирования кривых, описанных в задаче 1, приближены к реальным: на каждую кривую $f(t; d, \varphi_1)$ действует нормальная помеха, т.е. $f_i(\sigma_n) = f_i + \xi_i$, где f_i – i -й отсчет исходной кривой (рис. 6.10, 6.11), $\xi_i \in N(f_i, \sigma_n^2)$. При этом для каждой из 30 исходных кривых рассмотрены значения $\sigma_n = 0,05s; 0,1s; \dots; 2s$, где s – значение средней составляющей соответствующей кривой $f(t; d, \varphi_1)$. Таким образом, на каждую из 30 исходных кривых наложено 40 нормальных помех и распознаванию подлежат 1230 кривых пяти классов по 241 кривой от класса.

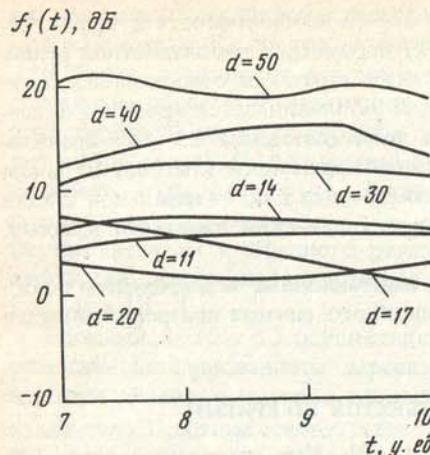


Рис. 6.10. Характерные зависимости эффективной площади рассеяния $f_1(t; d, \varphi)$ объектов 1-го класса в динамике параметра d (в условных единицах измерения)

Рис. 6.11. Характерные зависимости эффективной площади рассеяния $f_j(t; d, \varphi_1)$ для объектов j -го класса при фиксированном значении d

Номер класса указан рядом с кривой

Обучающая последовательность при решении данной задачи используется та же, что и в задаче 1. Из всей совокупности 1230 кривых 30 отобраны в оценивающую последовательность, а остальные вошли в контрольную.

Задача 3. Классифицировать объекты четырех классов по характерной зависимости ЭПР $f_j(t; d, \varphi)$, $j = \overline{1, 4}$, причем каждый класс представлен 8 значениями параметра d и 13 – параметра φ . Характерные зависимости $f_j(t; d, \varphi)$ в динамике параметра φ для двух значений d изображены на рис. 6.12–6.14.

В обучающую последовательность отобраны по 6 кривых (при разных d и $\varphi = \varphi_1$) из $f_j(t; d, \varphi_1)$, $j = \overline{1, 4}$. Остальные кривые в количестве 392 были разбиты на контрольную и оценивающую последовательности, причем 36 кривых отобраны случайным выбором в оценивающую последовательность.

Исходная система признаков по описанным кривым в любой из задач формировалась следующим образом. Из каждой кривой $f(t)$ строилось 12 следующих моделей: 1) $f(t)$; 2) $f'(t)$; 3) $f''(t)$; 4) $\Delta = f'(t)/f(t)$; 5) $\chi = f''(t)/f(t)$; 6) $(f(t)/f'(t)) \cdot (df'/dt)$; 7) $\rho = \chi/\Delta$; 8) $v = \Delta f'_T/f'$; 9) $u(t) = f(t) \cdot f(t - \tau)\tau/2$; последняя модель строилась для четырех значений τ . Для каждой модели рассматривались следующие признаки: число смен знака; число локальных экстремумов; максимальное и минимальное значения; среднее значение M и среднеквадратичное значение σ для дискретных значений кривых; число M^2/σ^2 ; "линейчатый спектр" (семь значений). Последний получается в результате разбиения интервала между минимальным и максимальным значениями на 7 подинтервалов и подсчета частоты попадания значений кривых в каждой подинтервал. Перечислен-

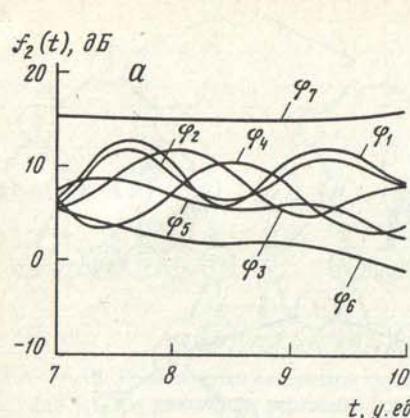
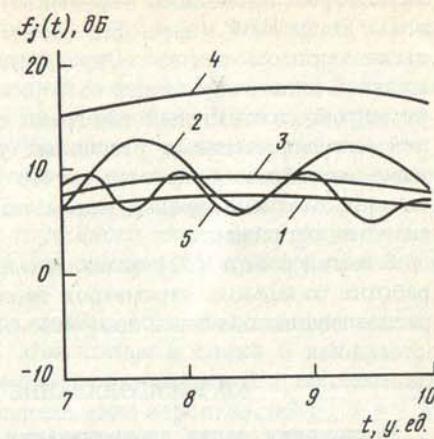


Рис. 6.12. Характерные зависимости эффективной площади рассеяния $f_2(t; d, \varphi)$ для объектов 2-го класса при семи значениях параметра φ
а – $d = 17$; б – $d = 30$

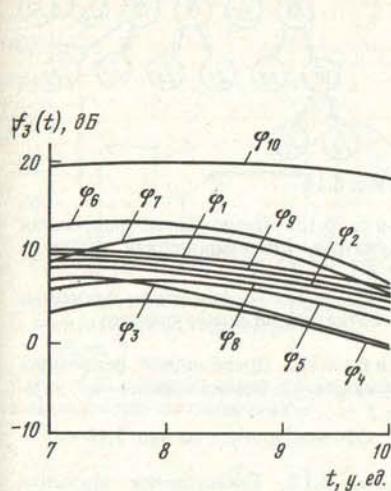
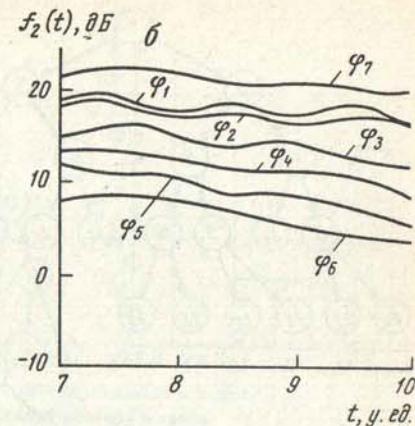


Рис. 6.13. Характерные зависимости эффективной площади рассеяния $f_3(t; d, \varphi)$ для объектов 3-го класса при указанных значениях параметра φ
 $d = 30$

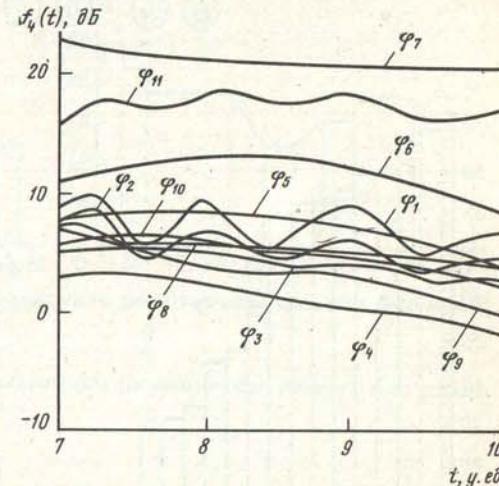


Рис. 6.14. Характерные зависимости эффективной площади рассеяния $f_4(t; d, \varphi)$ для объектов 4-го класса при указанных значениях φ
 $d = 30$

ные признаки, вычисленные по 12 моделям, дают исходную систему из 168 признаков.

Результаты распознавания объектов [24, 52, 181]. В результате применения описанного ЭРА при экспериментально установленных распределениях РИ и вероятностях выбора уровня дерева при реализациях РИ получены следующие результаты.

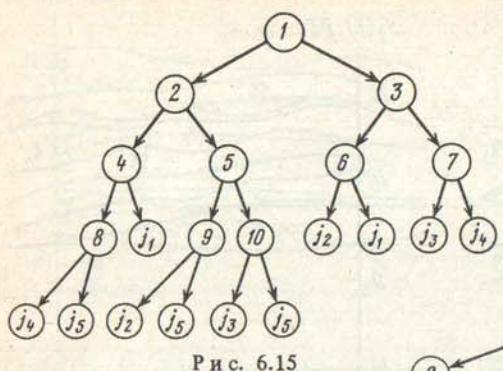


Рис. 6.15

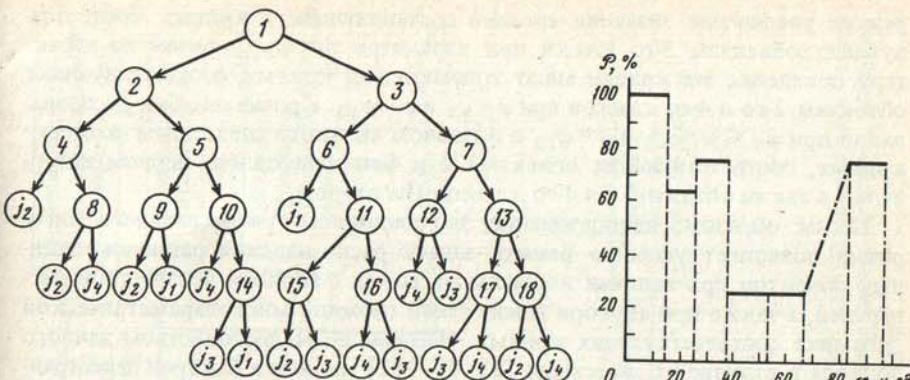


Рис. 6.18. Древовидная решающая функция, синтезированная в задаче 3
 $j_i, i = 1, 4$ – решающие вершины, i соответствует номеру класса

Рис. 6.19. Гистограмма процента правильного распознавания объектов 2-го класса
 Задача 3

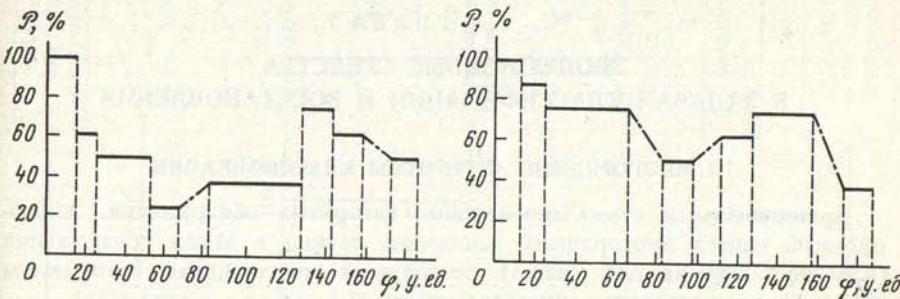


Рис. 6.20. Гистограмма процента правильного распознавания объектов 3-го класса
 в зависимости от параметра φ
 Задача 3

Рис. 6.21. Гистограмма процента правильного распознавания объекта 4-го класса
 в зависимости от параметра φ
 Задача 3

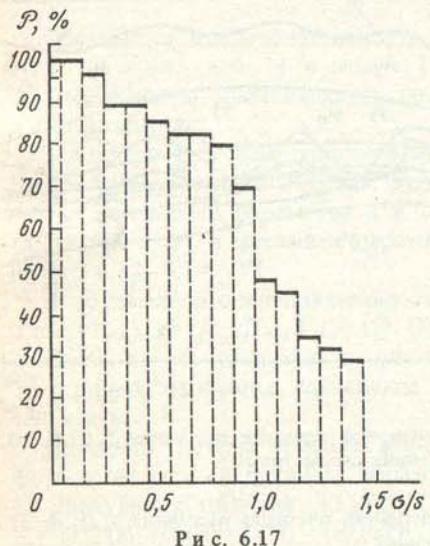


Рис. 6.17

Задача 1. Построена решающая функция, безошибочно распознающая объекты обучающей последовательности, и более 90% объектов контрольной последовательности. Дерево, реализующее эту решающую функцию, изображено на рис. 6.15.

Задача 2. Дерево, синтезированное ЭРА, приведено на рис. 6.16. Результаты распознавания приведены на рис. 6.17, где изображена гистограмма процента правильного распознавания \mathcal{P} от $\sigma_{\text{пп}}/s$, где $\sigma_{\text{пп}}$ – дисперсия

нормальной помехи, s – величина постоянной составляющей. Нетрудно заметить, что такие признаки, как положение экстремумов или наличие осцилляции, при действии помех оказываются малоинформативными. В то же время эффективность распознавания объектов в условиях указанных помех с $\sigma_{\text{пп}} \leq 0,85$ можно считать удовлетворительной.

Задача 3. Дерево решений, построенное ЭРА, приведено на рис. 6.18. Результаты распознавания представлены на рис. 6.19–6.21 в виде гистограмм процента правильного распознавания \mathcal{P} от φ . Как следует из гистограмм, при $\varphi < \varphi_1$ $\mathcal{P} = 100\%$. Обращает внимание значение $\mathcal{P} \leq 25\%$ при $\varphi_1 \approx \varphi_6$ (для объектов 2 и 3-го классов) и при $\varphi \approx \varphi_{13}$ (для объектов 3 и 4-го классов). Первое обстоятельство является следствием того, что соответствующие кривые почти не содержат осцилляций, и это затрудняет распознавание объектов 2-го класса от объектов 3-го. Причина второго –

резкое увеличение значения средней составляющей у кривых, соответствующих объектам 3-го класса при параметре $\varphi = \varphi_{13}$, причем по характеру поведения эти кривые мало отличаются от кривых, соответствующих объектам 2-го и 4-го классов при $\varphi = \varphi_7$ и $\varphi = \varphi_{13}$. Прочие ошибки распознавания при $\varphi_4 \leq \varphi \leq \varphi_7$ и $\varphi = \varphi_{13}$ в основном являются следствием схожести кривых, соответствующих объектам 2 и 4-го классов (на первом интервале), а также объектов 3 и 4-го классов (на втором).

Таким образом, использование эволюционного распознавающего алгоритма позволяет успешно решать задачу распознавания радиолокационных объектов при наличии нормальных помех с априори неизвестной дисперсией, а также при априори неизвестной сложной многопараметрической динамике соответствующих кривых. Несомненным достоинством данного подхода в отличие от известных [83, 88, 187] является быстрая перестраиваемость решающей функции в соответствии с меняющимися условиями радиолокации, а также малые затраты машинного времени на классификацию одной кривой (менее 1 с на ЭВМ ЕС-1055).

ГЛАВА 7

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ СРЕДСТВА В ЗАДАЧАХ КЛАССИФИКАЦИИ И ВОССТАНОВЛЕНИЯ

7.1. МНОГОРЯДНЫЕ АЛГОРИТМЫ КЛАССИФИКАЦИИ

Принципиальная схема многорядного алгоритма обнаружения. Эволюционный синтез многорядных решающих правил в задаче обнаружения (классификации на два класса) реализуется многорядным алгоритмом (МАК 1), представленным блок-схемой рис. 7.1.

Блок 1 присваивает следующим параметрам начальные значения: K – размерности массива A прототипов элементов; $\varphi_{1i}, i = 1, K$ – вероятностям выбора прототипов элементов из A ; h_1 и h_2 – величинам подкрепления вероятностей выбора прототипа из A и РИ из списка соответственно; N^* – максимально возможному числу рядов многорядной структуры; $M_i, i = 1, N^*$ – максимально возможному числу элементов в i -м ряду; $\varphi_i, i = 1, N$ – пороговому значению вероятности правильного обнаружения при включении элементов в i -й ряд структуры; $X_{\text{об}}^C$ и $X_{\text{конт}}^C$ – исходным обучающей и контрольной выборкам; Φ_0 – пороговому значению вероятности правильного обнаружения при фактической работе.

Блок 2 формирует случайным образом исходный массив $A = \langle A_1, \dots, A_K \rangle$ прототипов элементов i -го ряда. При наличии априорной информации о классифицируемых сигналах элементы исходного массива A могут отражать их характерные особенности.

Блок 3 производит выбор прототипа из массива A в соответствии с распределением вероятностей $\varphi_1 = (p_{11}, \dots, p_{1K})$.

Блок 4 осуществляет коррекцию вероятностного распределения в соответствии с п. 7 методики (разд. 5.4).

Блок 5 осуществляет выбор из списка РИ конкретного РИ в соответствии с распределением вероятностей $\varphi_2 = (p_{21}, \dots, p_{2r})$ и реализует РИ.

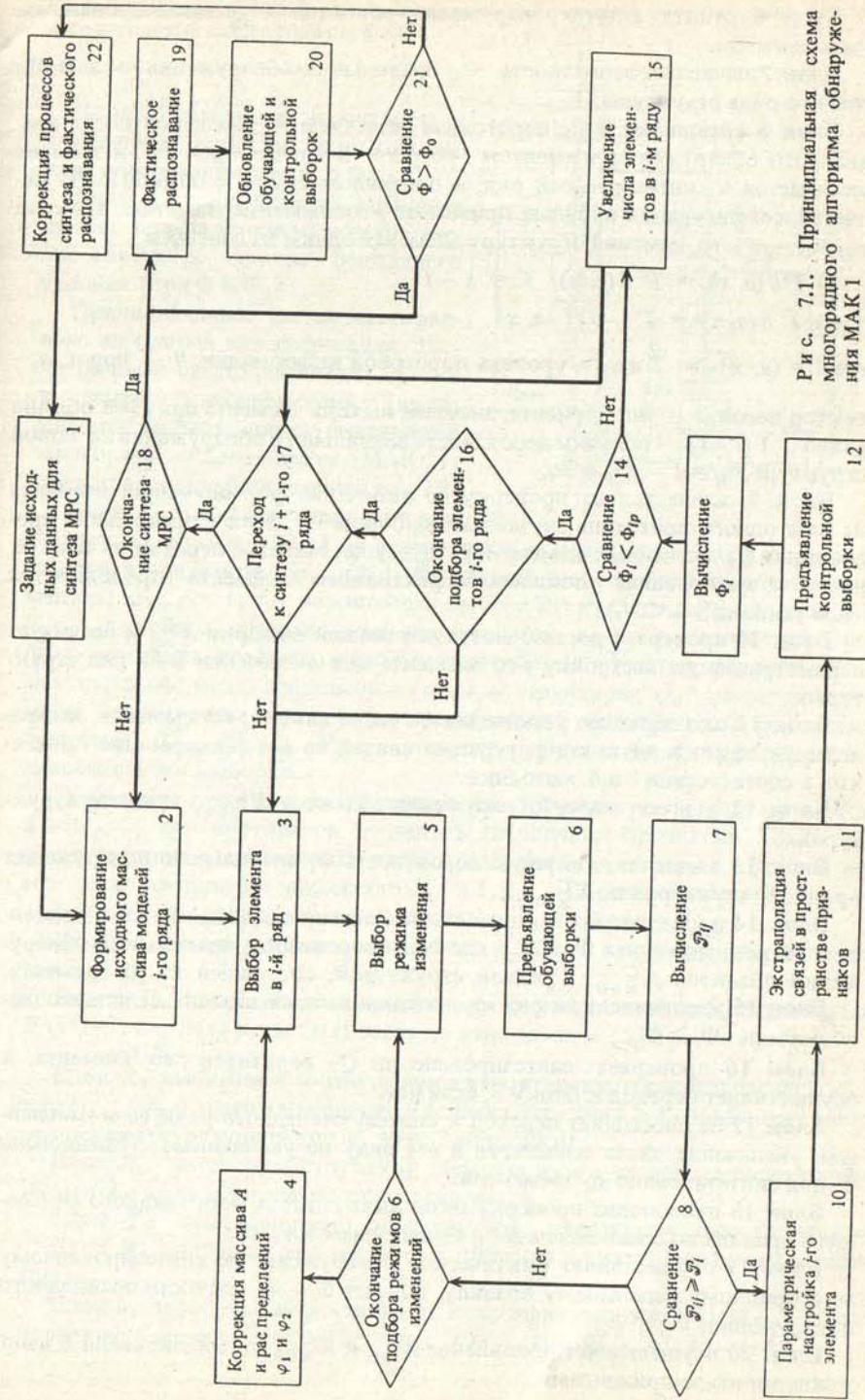


Рис. 7.1. Принципиальная схема многорядного алгоритма обнаружения MAK 1

Блок 6 решает задачу обнаружения объектов $X_{\text{об}}^C$ синтезированным j -м элементом.

Блок 7 вычисляет вероятность \mathcal{P}_{ij} правильного обнаружения j -м элементом i -го ряда структуры.

Блок 8 сравнивает \mathcal{P}_{ij} с пороговым значением \mathcal{P}_i для вероятности правильного обнаружения элементом i -го ряда. В случае $\mathcal{P}_{ij} \geq \mathcal{P}_i$ j -й элемент включается в синтезируемый ряд, в противном случае с помощью РИ меняется конфигурация входных признаков j -го элемента. Заметим, что если $\mathcal{P}_{ij} < 1 - \mathcal{P}_i$, то, изменения структуру элемента одним из способов:

- 1) $T^t \theta(a, x) \rightarrow T^{t'} \theta(a, x)$, $t' = 1 - t$;
- 2) $T^t \theta(a, x) \rightarrow T^t(-\theta)(-a, x)$,

где $l = (a, x) = \sum_{i=1}^n a_i x_i$ – уровень пороговой информации, θ – порог, a – вектор весов, t – тип элемента, значение выхода элемента при $l \geq \theta$ обычно равно 1 ($t=1$), – получим вероятность правильного обнаружения на новой структуре $\mathcal{P}_{ij} = 1 - \mathcal{P}_{ij} \geq \mathcal{P}_i$.

Блок 9 осуществляет проверку на окончание формирования элемента на базе одного прототипа случайным выбором РИ: если с прототипом произведено Q_1 случайных изменений, то осуществляется переход на блок 4, иначе формирование локально-эффективного элемента продолжается (при условии $\mathcal{P}_{ij} < \mathcal{P}_i$).

Блок 10 проверяет достаточность обучающей выборки $X_{\text{об}}^C$ и реализует параметрическую настройку j -го элемента для включения в i -й ряд структуры.

Блок 11 окончательно устанавливает число связей j -го элемента, экстраполируя эффективную конфигурацию связей на все пространство признаков в соответствии с п.4. методики.

Блок 12 решает задачу обнаружения объектов $X_{\text{конт}}^C$ i -рядной структурой.

Блок 13 вычисляет текущую вероятность Φ_i правильного обнаружения i -рядной структурой по $X_{\text{конт}}^C$.

Блок 14 проверяет необходимость включения синтезированного элемента в i -й ряд, сравнивая Φ_i и Φ_{ip} , где Φ_{ip} – вероятность правильного обнаружения объектов $X_{\text{конт}}^C$ i -рядной структурой, состоящей из j -1 элемента.

Блок 15 увеличивает i -й ряд на синтезированный элемент, если выполнено условие: $\Phi_i \geq \Phi_{ip}$.

Блок 16 проверяет: синтезировано ли Q_2 вариантов j -го элемента, и осуществляет переход к блоку 3, если нет.

Блок 17 осуществляет переход к синтезу очередного ряда, если дальнейшее увеличение числа элементов в i -м ряду не увеличивает функционала Φ_i или синтезировано M_i элементов.

Блок 18 производит проверку окончания синтеза многорядного решающего правила по сравнению с N^* и по теоремам 5.4, 5.8.

Блок 19 осуществляет фактическое обнаружение по синтезированному многорядному решающему правилу, подсчет Φ – вероятности правильного обнаружения.

Блок 20 осуществляет обновление $X_{\text{об}}^C$ и $X_{\text{конт}}^C$ в соответствии с изложенными выше принципами.

Рис. 7.2. Операторная форма многорядного алгоритма классификации МАК 2

Блок 21 сравнивает вероятность Φ с заданным порогом Φ_0 и продолжает обнаружение при $\Phi > \Phi_0$.

Блок 22 корректирует исходные данные при переходе на возобновление процесса синтеза решающего правила (при $\Phi \leq \Phi_0$).

Принципиальная схема многорядного алгоритма классификации. Эволюционный синтез решающих правил в задаче классификации (число классов больше двух) реализуется многорядным алгоритмом (МАК 2), представленным блок-схемой рис. 7.2.

Блок V_1 задает исходные значения следующих параметров: K – размерности массива прототипов элементов исходных признаков, φ_{1i} , $i = 1, K$ – вероятности выбора прототипов элементов; φ_{2j} , $j = 1, r$ – вероятности выбора РИ из списка РИ объема r ; h_1 , h_2 – величины подкрепления вероятностей φ_{1i} и φ_{2j} соответственно; N^* – максимальное число рядов синтезируемых структур; M_i , $i = 1, N^*$ – максимальное число элементов в i -м ряду структуры; Q_0 – пороговое значение вероятности ошибочной классификации многорядным решающим правилом; $X_{\text{об}}^C$, $X_{\text{конт}}^C$, $X_{\text{экз}}^C$ – исходные обучающая, контрольная и экспериментальная выборки.

Переводят признаки в бинарный вид. Формирует исходный массив $S = \langle s_1, \dots, s_k \rangle$ прототипов элементов (первичных признаков). Выбирает в соответствии с вероятностным распределением $\varphi_1 = (\varphi_{11}, \dots, \varphi_{1K})$ M элементов из массива S в множество S_i , $i = 1, 2, \dots$ (i – шаг синтеза).

Блок T_2 классифицирует элементами $s_K \in S_i$ объекты $X_{\text{об}}^C$.

Блок V_3 вычисляет информативность $p = (p_1, \dots, p_M)$ признаков-элементов $s_K \in S_i$.

Блок V_4 определяет элемент s^* с наихудшей эффективностью $\mathcal{E}(s^*) = \min_{s_K \in S_i} \mathcal{E}(s_K)$, где $\mathcal{E}(s)$ задается выражением (5.8).

Блок R_5 выбирает в соответствии с вероятностным распределением $\varphi_2 = (\varphi_{21}, \dots, \varphi_{2r})$ режим изменений из списка РИ (при $i > 1$ случайному выбору предшествует коррекция φ_2 по п. 7 методики).

Блок R_6 синтезирует структуру элемента путем отождествления входов элемента с выходами элементов множества S_i .

Блок T_7 классифицирует объекты $X_{\text{об}}^C$ синтезированным элементом.

Блок R_8 подбирает тип групповой обработки синтезированным элементом s_{i+1} .

Блок α_1 проверяет эффективность классификации элементом s_{i+1} по выполнению условия: $\mathcal{E}(s_{i+1}) > \max \mathcal{E}(s_{ij})$, где $S_{iq_{i+1}} = \{s_{j1}, \dots, s_{jq_{i+1}}\} = S_{iq_{i+1}}$

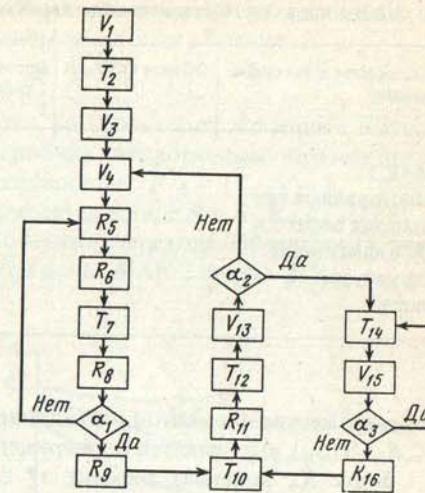


Таблица 7.1. Сравнительные характеристики алгоритмов классификации

Алгоритм классификации	Объем ОЗУ, К	Время счета 1 реализации, с	$\Phi_{об}$	$\Phi_{конт}$
МАК 1	5	18	0,9	0,75
Многорядный перцептрон по МГУА РС с адаптивной структурой (S-A) связей	5	54	0,68	0,62
	4	12	1	0,53

подмножество элементов, объединяемых на $(i+1)$ -м шаге синтеза, $S_{iq_{i+1}} \subseteq S_i$, $\mathbb{E}(S_{ij})$ вычисляется по выражению (5.8).

Блок R_9 заменяет элемент s_i^* с наихудшей эффективностью $\mathbb{E}(s_i^*) = \min_{s_{ij} \in S_i} \mathbb{E}(s_{ij})$ элементом s_{i+1} .

Блок T_{10} классифицирует объекты $X_{конт}^C$ элементами $s_K \in S_{i+1}$.

Блок R_{11} формирует решающий коллектив K из K_1, \dots, K_m в соответствии с методикой синтеза, приведенной в разд. 5.4.

Блок T_{12} классифицирует объекты $X_{экз}^C$ коллективом K .

Блок V_{13} вычисляет показатель Q классификации объектов $X_{экз}^C$ по выражению (5.10).

Блок α_2 проверяет условие окончания синтеза многорядного решающего правила по выполнению соотношения $Q(S_{i+1}) \geq Q(S_i)$.

Блок T_{14} фактически классифицирует предъявляемые объекты решающим коллективом K .

Блок V_{15} вычисляет показатель Q фактической классификации по выражению (5.10).

Блок α_3 проверяет условие продолжения фактической классификации $Q < Q_0$.

Блок K_{16} обновляет $X_{об}^C$, $X_{конт}^C$, $X_{экз}^C$, корректирует вероятностные распределения φ_1 и φ_2 , корректирует информативности элементов множества S .

Как и в эволюционном распознающем алгоритме, при возобновлении процесса синтеза решающего правила после его фактического использования целесообразно проводить синтез нового многорядного правила с учетом степени изменений свойств классифицируемых объектов. С этой целью при несущественных изменениях свойств возобновляется синтез только элементов, реализующих комбинационные признаки сигналов и находящихся на более высоких рядах, с последующим переформированием коллективов. Лишь при неудачных попытках такого рода либо при получении иным путем информации об изменениях, приведших к значительному изменению разделяющей границы классов, синтез возобновляется с элементами низших рядов структуры.

Процесс R_C синтеза многорядной решающей структуры в МАК 2 удобно представляется в операторной форме, включающей три типа операторов:

T – предъявление объектов выборок, V – вычисление показателей классификации, R – структурные преобразования решающего правила:

$$R_C = V_1 T_2 V_3 (V_4 (R_5 R_6 T_7 R_8)_{\alpha_1}, R_9 T_{10} R_{11} T_{12} V_{13})_{\alpha_2}.$$

Если условия α_1 или α_2 не выполняются, то происходит повторное выполнение операторов в соответствующих скобках. Аналогичным образом представляется процесс фактической классификации: $R_F = (T_{14} V_{15})_{\alpha_3}$. В целом функционирование R МАК 2 записывается в виде $R = R_C R_F K_{16} \Pi \uparrow T_{10}$, где K_{16} – оператор коррекций, $\Pi \uparrow$ – оператор перехода. Операторная форма облегчает восприятие схемного изображения МАК 2 на рис. 7.2.

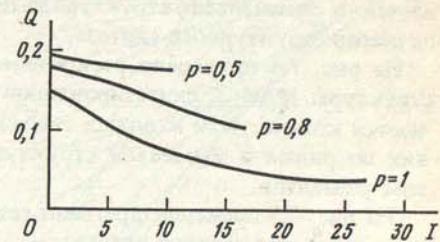


Рис. 7.3. Зависимость вероятности Q ошибочного решения от числа I эффективных шагов синтеза

p – достоверность отсчетов исходной функции

Программная реализация МАК 1 и МАК 2 при различных вариантах упрощения синтеза по описанным общим методикам составляет пакет программ многорядной обработки дискретного сигнала (ППМО).

Сравнительное и экспериментальное исследование МАК 1 и МАК 2. В работе [46] исследовалась работоспособность МАК 1 на задаче классификации двумерных изображений, соответствующих геометрическим фигурам двух классов. Квадратные и ромбовидные изображения принадлежали классу 1, а треугольные – классу 2. Изображения располагались на плоскости произвольном образом.

Результаты экспериментов показали эффективность МАК 1 по сравнению с методом грушевого учета аргументов [137] и трехрядным перцептроном с адаптацией связей [70]. В табл. 7.1. приведены характеристики программных реализаций и результаты сравнения алгоритмов по усредненным вероятностям правильной классификации (усреднены по 100 экспериментам). Существенно преимущество предложенного алгоритма на контрольной выборке. Отметим, что модернизация 3-го алгоритма, связанная с реализацией процедуры грушевого принятия решения во результатам голосования нескольких перцептронов с различными структурами, повышает эффективность классификации контрольных изображений. Это объясняется использованием множества независимых голосующих правил, что в соответствии с теоремами 5.4 и 5.5 увеличивает вероятность правильного распознавания при выполнении условий теорем 5.7, 5.8.

Преимущество эволюционного многорядного алгоритма обнаружения (МАК 1) по сравнению с указанными обеспечивается его многорядностью и наличием действенного механизма обобщения.

Работоспособность МАК 2 проверялась на модельной задаче прогнозирования значений полигармонической функции [43]. В целях наибольшего приближения задачи прогнозирования к реальным сигналам связи в усло-

виях априорной неопределенности известные значения функции характеризовались вероятностью p достоверности.

Исследование процесса обучения МАК 2. На первом этапе исследовалась эволюция структуры МАК 2 в процессе обучения в зависимости от полноты априорных данных. На рис. 7.3 приведены зависимости вероятности ошибочной классификации (прогнозирования) от количества удачных шагов I структурного синтеза МАК 2 (шаг синтеза считается удачным, если в результате генерации обобщенных признаков получен эффективный признак). В качестве параметра выступает вероятность достоверности отсчетов p . При сравнении зависимостей $Q_{\text{эк}}$ при разных p можно сделать вывод о том, что $Q_{\text{эк}}$ при уменьшении достоверных априорных данных увеличивается и оптимальная структура МАК 2 устанавливается при меньшем числе шагов структурного синтеза.

На рис. 7.4 приведено распределение 128 элементов по четырем рядам структуры МАК 2, синтезированной при $I = 20$ и $p = 0,8$. Элементы отличаются количеством входных связей (от 3 до 7) и распределением последних по рядам и элементам структуры, что приводит к нерегулярным связям элементов.

На рис. 7.5 приведен фрагмент сети элементов, составляющих решающий коллектив для первого класса.

Исследование качества функционирования (эффективности) МАК 2. Рассмотрим два случая.

1. $p_{\text{об}} = 1, p_{\text{эк}} = 1 \div 0,5$. Обучение производится при полностью достоверных отсчетах $p_{\text{об}} = 1$, а фактическая классификация (на экзаменационной последовательности) происходит при неполных априорных данных с вероятностью достоверности отсчетов $p_{\text{эк}} = 1 \div 0,5$. На рис. 7.6 приведены зависимости правильной \mathcal{P} и ошибочной Q классификации (прогнозирования) объектов экзаменационной выборки от вероятности достоверности $p_{\text{эк}}$. Сплошная линия соответствует случаю оптимального формирования решающих коллективов (по оператору R_{11} в схеме алгоритма). Штриховая линия означает зависимости при упрощенном варианте формирования решающих коллективов без проверки условия коррелированности членов коллектива. Видно, что при уменьшении $p_{\text{эк}}$ наблюдается резкое ухудшение качества прогнозирования и при $p_{\text{эк}} < 0,6$ вероятность правильного прогнозирования становится менее 0,1. Такое существенное снижение эффективности прогнозирования при наличии неполных априорных данных в процессе фактической работы объясняется тем, что элементы структуры МАК 2 (отдельные решающие коллективы) при обучении настроились с учетом полноты априорных данных. Пусть в процессе обучения i -й пороговой элемент срабатывал при превышении суммы (в общем случае взвешенной) входных сигналов порога h_i : $\sum_{j=1}^{r_i} x_j > h_i \geqslant \lceil r_i/2 \rceil$, то с учетом недостоверности отсчетов x_j^* : $\sum_{j=1}^{r_i} x_j^* = \sum_{j=1}^{r_i} p_j x_j = p \sum_{j=1}^{r_i} x_j, p_j = p$. В случае $p \leqslant 0,5$ $p \sum_{j=1}^{r_i} x_j < h_i$, т.е. даже если каждый входной сигнал $x_i = 1$ входная сумма не сможет превысить порог h_i и i -й пороговый элемент не сработает.

2. $p_{\text{об}} = p_{\text{эк}} = 1 \div 0,5$. Как следует из предыдущего эксперимента (см.

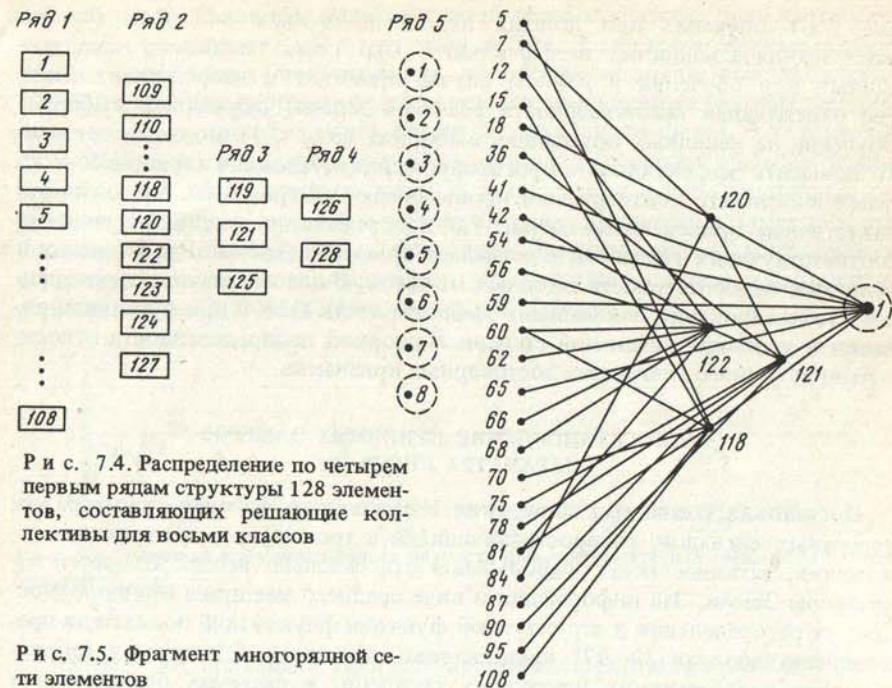


Рис. 7.4. Распределение по четырем первым рядам структуры 128 элементов, составляющих решающие коллективы для восьми классов

Рис. 7.5. Фрагмент многорядной сети элементов

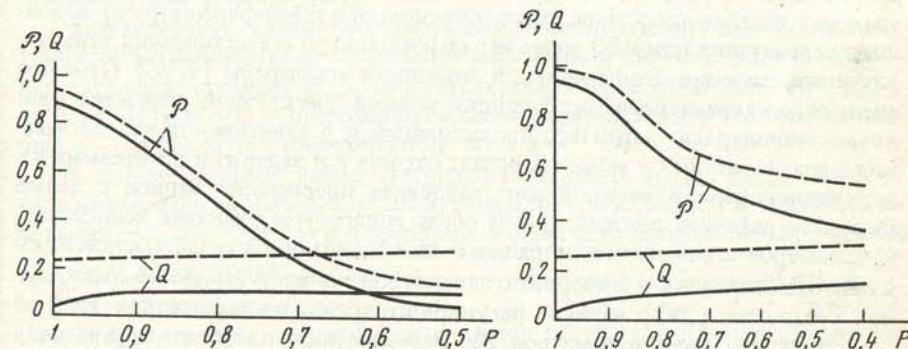


Рис. 7.6. Зависимости вероятностей правильного \mathcal{P} и ошибочного Q решений от вероятности достоверности отсчетов функции $P_{\text{об}} = 1$

Рис. 7.7. Зависимости вероятностей правильного \mathcal{P} и ошибочного Q решений от вероятности достоверности отсчетов функции $P_{\text{об}} < 1$

рис. 7.6) обучение при полных исходных данных в случае априорной неопределенности неэффективно. То есть полнота исходных данных при обучении в данном случае приводит к непредставительной (не отражающей закономерности реальной задачи) обучающей выборке. Обучение на неполных обучающих выборках ($p_{ob} < 1$) может существенно повысить эффективность прогнозирования в условиях априорной неопределенности, что подтверждают проведенные эксперименты. Зависимости, аналогичные приведенным на рис. 7.6, изображены на рис. 7.7. Сравнение соответствующих графиков показывает преимущество метода обучения в условиях недостоверности входных отсчетов. В целом, результаты машинного моделирования показывают эффективность МАК 2 при функционировании в условиях различной степени априорной неопределенности относительно исходного множества достоверных признаков.

7.2. ВОССТАНОВЛЕНИЕ НЕПОЛНЫХ ЗАМЕРОВ ПАРАМЕТРА СИГНАЛА

Постановка задачи восстановления. Как известно, фазовая структура когерентных сигналов, распространяющихся в тропосфере, претерпевает искажения, которые несут информацию относительно неоднородностей атмосферы Земли. Эта информация в виде среднего масштаба неоднородностей, их распределения и структурной функции флуктуаций показателя преломления воздуха [9, 97] представляет значительный интерес в дистанционных исследованиях природных ресурсов, в системах беспроводной связи, в радиолокации движущихся объектов, радиолокации из космоса и т.п. В частности, временные реализации разностей фаз сигналов, принимаемых различными пунктами радиолокационного интерферометра от наземного передатчика или ИСЗ содержат информацию о статистических характеристиках давления, температуры и влажности атмосферы [9, 76]. Отметим следующие характерные особенности записей флуктуаций разностей фаз: их нестационарный характер, проявляющийся в зависимости статистических характеристик от момента начала отсчета t и задержки во времени t ; неэквидистантность замеров как следствие прерываний записи с целью контроля рабочего режима и из-за сбоев аппаратуры; наличие недостоверных замеров в результате спорадических пропаданий сигнала (малое отношение сигнал/шум) и измерений параметров аппаратуры экспериментальной установки (ЭУ); наличие регулярного тренда из-за движения ИСЗ по орбите, флуктуаций параметров ЭУ, перемещений наземного передатчика и изменений метеоусловий [7].

Для выбора конкретного алгоритма обработки экспериментальных данных принципиальное значение имеет их нестационарный характер, который ограничивает получение оценок статистических характеристик одной реализацией, приводя к необходимости их пересчета на каждой реализации ансамбля. Кроме того, затрудняется вычисление статистических характеристик на основе неравномерной дискретизации, так как создаются непреодолимые трудности на пути экспериментального определения требуемого закона распределения вероятностей между дискретами. Последнее приводит к необходимости восстановления эквидистантных замеров и к получению интересующих оценок по отдельным реализациям. При этом дополнитель-

ную трудность привносит наличие недостоверных замеров, доля которых в отдельных реализациях достигает от 40 до 70%. В целом отмеченные особенности ограничивают применимость известных методов восстановления [7, 88], приводя к необходимости восстановления эквидистантных замеров на основе структурной идентификации частных зависимостей. Отталкиваясь от эволюционного моделирования как метода структурной идентификации, целесообразно синтезировать частные зависимости в виде групповых решающих правил на различных совокупностях достоверных замеров и при последующем объединении выявленных зависимостей в многорядную структуру, т.е. путем эволюционного структурного синтеза многорядных решающих правил по методике, описанной в разд. 5.4.

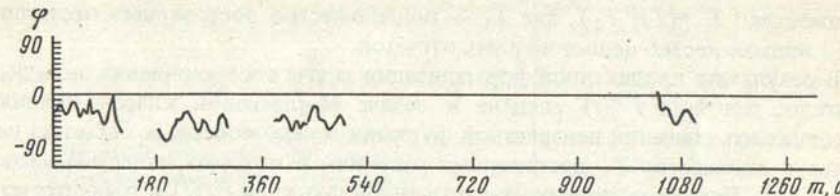


Рис. 7.8. Типичная временная запись разности фаз сантиметровых радиоволн на прицельной трассе

На рис. 7.8 приведена типичная временная реализация разности фаз φ сантиметровых радиоволн на приземной трассе длиной 37 км, источник на высоте 269 м. Запись проведена в течение 3 ч 26 мин (1236 дискретных отсчетов) с интервалом 10 с.

Сформулируем математически задачу восстановления эквидистантных значений экспериментальных записей параметра φ сигнала. Задана случайная функция времени $\varphi(t)$, соответствующая принятому сигналу: $\varphi(t) = F(t) + \xi(t)$, где $F(t)$ – детерминированная, априори неизвестная составляющая, ξ – белый шум с известной σ_ξ^2 и $M_\xi = 0$.

На основе реальной записи нетрудно определить $(\varphi_{min}, \varphi_{max})$ и получить квантованные значения φ^* следующим образом. Введем интервал квантования φ : $\Delta_F = f(\sigma_\xi)$ и определим количество квантованных уровней

$$M: M = \left\lceil \frac{\varphi_{max} - \varphi_{min}}{\Delta_F} \right\rceil, \text{ где } \lceil \cdot \rceil - \text{ взятие целой части сверху. Пусть об-}$$

ластью определения F по времени является $t \in (t_1, t_2)$, интервал дискретизации по времени обозначим Δ_t . Тогда квантованные значения φ^* задаются выражением:

$$\varphi^*(t_1 + (i-1)\Delta_t) = \operatorname{sgn}\varphi(t_1 + (i-1)\Delta_t) \frac{|\varphi(t_1 + (i-1)\Delta_t)|}{\Delta_F} \left[-\operatorname{sgn}\varphi_{min} \right] \frac{|\varphi_{min}|}{\Delta_F} \left[+ 1 \right].$$

Выберем интервал квантования Δ_F таким образом, чтобы квантованное значение белого шума $\xi^*(t_1 + (i-1)\Delta_t) = 0$. Тогда $F^* = \varphi^*$. Введем признак r достоверности отсчетов измерений: i -й временной отсчет достоверен

$(p = 1)$, если значение $\varphi(t_1 + (i - 1)\Delta_t)$ измерено, иначе отсчет недостоверен ($p = 0$). Будем полагать:

$$F^*(t) = \begin{cases} F^*(t), & \text{если } p = 1, \\ 0, & \text{если } (p = 0) V(t \notin [t_1, t_2]). \end{cases}$$

В общем случае вероятность p_1 достоверности отсчетов и вероятность p_2 их недостоверности удовлетворяют соотношению $p_1 + p_2 = \mathcal{P}(p = 1) + \mathcal{P}(p = 0) = 1$. Обозначим T – множество отсчетов: $T = \left\{ t_1, t_1 + \Delta_t, t_1 + 2\Delta_t, \dots, t_1 + \left[\frac{t_2 - t_1}{\Delta_t} \right] \Delta_t \right\}$. Множество T разбивается на два подмножества: $T = (T_1, T_2)$, где T_1 – подмножество достоверных отсчетов, T_2 – подмножество недостоверных отсчетов.

В результате проделанной формализации задача восстановления эквидистантных значений $F^*(t)$ сведена к задаче М-классовой классификации: восстановить значения неизвестной функции в недостоверных отсчетах, используя множество T_1 достоверных отсчетов, в которых известны значения $F^*(t)$. При этом значение квантованной функции $F^*(t)$ в точке отсчета однозначно соответствует классу объектов, которому принадлежит данный отсчет.

Введем признаковое пространство Y размерности $2n$, в качестве признаков используются значения функции $F^*(t)$ в точках отсчета, отстоящих на расстояниях $t_j = \pm j\tau$ от элементов множества T , $j = \overline{1, n}$, $\tau = k\Delta_t$, k – любое целое положительное число. Теперь i -й отсчет характеризуется вектором признаков $y_{il} = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in})$. Если значение $F^*(t_1 + (i - 1)\Delta_t \pm j\tau)$ недостоверно, то $y_{il} = 0$, $l = \overline{1, 2n}$.

С учетом значительной априорной неопределенности исходных данных, большой размерности признакового пространства и числа распознаваемых классов успешное решение данной задачи классификации возможно только на основе эволюционного синтеза многорядных решающих правил [40, 52].

Многорядное восстановление неполной записи сигнала. Программное обеспечение задачи восстановления эквидистантных значений измеряемого параметра сигнала по неполной его записи отражено в [7] (язык Фортран-4, ЕС-1060 и М-4030). Структура пакета программ восстановления (ППВ) описана в работе [46]. Центральным модулем здесь является программа, реализующая МАК 2.

Для применения МАК 2 М-значные признаки y_{il} , описанные ранее, с помощью двоичного кодирования приводятся к бинарному виду:

$$y_{il} = x_{il_1} \cdot 2^0 + x_{il_2} \cdot 2^1 + \dots + x_{il_K} \cdot 2^{K-1},$$

$$\log_2(M+1) \leq K < \log_2(M+1) + 1,$$

$$y_{ie} = (x_{ie_1}, \dots, x_{ie_K}), x_{ie_s} \in E^2, s = \overline{1, K}.$$

Размерность бинарного признакового пространства $N = 2 \cdot K \cdot n$.

Реальные измерения атмосферных флуктуаций, как было отмечено, содержат также высокочастотный шум, поэтому применению МАК 2 предшествовала фильтрация этого шума с помощью метода экспоненциального сглаживания [7]. Алгоритм сглаживания оформлен в виде модуля SGLA,

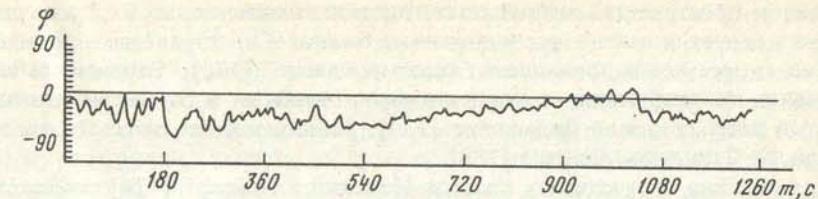


Рис. 7.9. Восстановленная запись разности фаз сантиметровых радиоволн на прицельной трассе

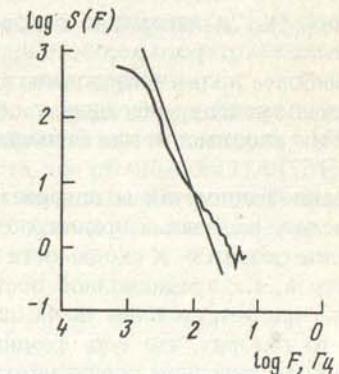


Рис. 7.10. Спектр восстановленных флюктуаций разностей фаз сигнала
Тонкая линия соответствует закону "-8/3"

входящего в ППВ. Обучение МАК 2 производилось по достоверным отсчетам с номерами (1–121), (180–300), (380–503), (1036–1075). Восстановленная реализация эквидистантных значений разности фаз приведена на рис. 7.9. Время восстановления совместно с работой модуля SGLA составило 23 с на ЕС-1060. На рис. 7.10 в двойном логарифмическом масштабе приведен спектр восстановленных флюктуаций фаз сигнала, вычисленный по стандартной программе спектрального преобразования. Здесь же указана прямая линия закона "-8/3", которому соответствует теоретически описываемое в работе [97, с. 142] спадание атмосферных разностно-фазовых флюктуаций. Достаточно хорошее совпадение вычисленного спектра с теоретическим подтверждает эффективность многорядного восстановления, небольшой подъем в диапазоне (-1; -1,5) связан с высокочастотным шумом экспериментальной установки.

В заключение необходимо отметить, что при восстановлении, основанном на структурной идентификации частных зависимостей в многорядных структурах, не используются какие-либо специфические предположения относительно восстанавливаемого параметра. Тем самым определяется широкая область применения данного метода в радиоизмерительных комплексах, приемных радио- и гидролокационных системах, в системах автоматизации радиофизических исследований.

7.3. СХОДИМОСТЬ МНОГОРЯДНЫХ АЛГОРИТМОВ

Сходимость методов обучения является центральным в теории синтеза алгоритмов классификации. Исследование вопросов сходимости алгоритмов с обучением посвящен ряд работ [3, 83, 152, 167, 180]. Исторически первым получен результат для алгоритмов классификации, использующих евклидово пространство описаний, с линейно отделимыми классами. В ев-

клидовом пространстве выполняется гипотеза компактности, т.е. "если два объекта имеют описания, расположенные близко в пространстве описаний, то они скорее всего принадлежат одному классу" [178]. Сходимость алгоритмов классификации с коррекцией по ошибкам в случае дихотомии классов была доказана Нильсоном [134], расширение на многоклассовый случай $n \geq 2$ получено Ченгом [188].

Для линейно неотделимых классов Минский и Пейперт [124] показали, что, хотя последовательность ошибок при обучении и бесконечна, весовые векторы $\{v_i\}$ в алгоритме с коррекцией по ошибкам будут оставаться в пределах некоторого весового пространства.

Наиболее полно исследованы вопросы сходимости неевклидовых параллельных процедур обучения в персептронах [124, 152]. Стого доказаны теоремы сходимости для большинства "персептронных" алгоритмов обучения [167].

Рассмотренные выше алгоритмы классификации имеют фиксированную структуру решающих правил, поэтому сходимость процедур обучения фактически сводится к сходимости итерационных алгоритмов оценивания параметров, т.е. традиционной постановке: если последовательность приближений при устремлении числа шагов итераций к бесконечности имеет предел, то говорят, что есть сходимость. Если при этом предел совпадает с истинным значением оцениваемого параметра (единственно верной классификации), то говорят о сходимости к истинному значению. Сходимость последовательности векторов $\{v_i\}$ понимается в обычном смысле: вектор v есть предел указанной последовательности, если для $\forall \epsilon > 0 \exists K$, что при $k > K$ имеет место неравенство $\|\bar{v}_k - \bar{v}\| < \epsilon$.

Класс эволюционных алгоритмов классификации характеризуется направленной адаптацией структур решающих правил. Поэтому при исследовании сходимости данных алгоритмов наряду с оцениванием параметров должна ставиться задача оценивания структур.

Основные типы сходимости эволюционных алгоритмов классификации включают сходимость к предельной точке, к решению, по структурам [94]. Определим данные типы сходимости применительно к одному классу С-моделей – многорядным однородным решающим правилам. Для наглядности рассмотрим случай дихотомии классов. Введем обозначения: $\Omega = (W_1, \dots, W_m)$ – исходный вектор принадлежности обучающих объектов соответствующим классам $W_i \in \{0, 1\}$, $i = \overline{1, m}$; $F = (F_1, \dots, F_m)$ – вектор значений решающей функции на объектах обучающей выборки; m – длина обучающей выборки \bar{X}_d .

Определение 7.1 Алгоритм синтеза многорядных однородных алгоритмов классификации имеет точку сгущения, если существует предел у последовательности векторов $\{F^{(K)}\}$ при $K \rightarrow \infty$.

Наличие точки сгущения является наиболее слабым типом сходимости.

Определение 7.2 Алгоритм синтеза многорядных однородных алгоритмов классификации сходится к решению, если у последовательности векторов $\{F^{(K)}\}$ существует предел при $K \rightarrow \infty$ и он равен Ω .

Наиболее сильный тип сходимости есть сходимость по структурам. Пусть в классе функций L , являющихся суперпозицией пороговых функций, существует и при том единственная функция $\mathcal{F}(\bar{X})$ такая, что $\mathcal{F}(\bar{X}^d) = \Omega$.

Определение 7.3 Алгоритм синтеза многорядных однородных

алгоритмов классификации сходится по структурам, если у последовательности функций $\{F^{(K)}(\bar{X})\}$ существует предел при $K \rightarrow \infty$ и он равен $\mathcal{F}(\bar{X})$.

В отличие от определений двух других типов сходимости здесь следует указать метрику, в которой измеряется расстояние между функциями. Если в качестве расстояния между произвольными функциями F и F' брать сумму квадратов разности их значений в точках, соответствующих исходной обучающей выборке \bar{X}^d , то определения 2 и 3 окажутся равносильными [24].

Докажем слабую сходимость многорядных однородных алгоритмов классификации (МАК 2).

Теорема 7.1. Алгоритм МАК 2 имеет точку сгущения.

Доказательство. В соответствии с определением 7.1 необходимо показать существование предела у последовательности векторов $\{F^{(K)}\}$ при $K \rightarrow \infty$. Заметим, что в действительности для сходимости МАК 2 требуется сходимость целевого функционала, а именно вероятности Q ошибочной классификации. В качестве оценки Q используем частоту появления ошибочной классификации

$$Q = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |W_i - F_i|.$$

Докажем, что последовательность $\{Q^{(K)}\}$ имеет предел. Известно [160], что любая монотонная ограниченная последовательность имеет предел. Ограничность Q вытекает из определения вероятности $0 \leq Q \leq 1$, а монотонность определяется методом синтеза решающих правил в МАК 2 и приведенной ниже леммой. В соответствии с принципами эволюционного синтеза многорядных однородных алгоритмов классификации синтез структуры МАК 2 происходит снизу вверх, т.е. из менее информативных признаков (решающих правил) строятся обобщенные признаки (решающие правила), обладающие более эффективными классифицирующими свойствами.

Лемма. Объединение "малоинформационных" признаков в процессе синтеза МАК 2 уменьшает вероятность Q . Под "малоинформационным" признаком в МАК 2 понимается признак с вероятностью правильной классификации $p < \bar{p}$. Доказательство леммы вытекает из теоремы 5.8 (см. Приложение I) при выполнении условия

$$p < \frac{1}{1 + \sqrt[3]{(1/\bar{p} - 2)^2}},$$

где \bar{p} – средняя вероятность правильной классификации элементов структуры МАК 2.

Теоретический анализ сходимости типа 2 и 3 многорядных однородных алгоритмов классификации сталкивается с серьезными трудностями. Так для класса алгоритмов со структурной адаптацией, использующих МГУА, сходимость к решению и по структурам доказана только для единственного итерационного алгоритма МГУА – многорядного алгоритма с линейными частными описаниями [94].

Заметим, что определение сходимости по структурам плохо приспособлено для использования его в многорядных алгоритмах классификации с применением эволюционных механизмов. Во-первых, если представить

входную классифицируемую функцию в виде булевой функции, то построенная функция алгебры логики всегда будет частично определенной, так как обучающая выборка содержит лишь часть классифицируемых объектов, притом существенно меньшую. Следовательно, ни о какой единственной функции $\mathcal{F}(\bar{X})$ говорить не приходится. И, во-вторых, эволюционные механизмы обучения не гарантируют синтеза оптимальной решающей функции F , а лишь сходимость с вероятностью во множестве локально-эффективных ϵ -приближений, среди которых с вероятностью синтезируется удовлетворительная, адекватная обучающей выборке, решающая функция.

ГЛАВА 8

ПРОГРАММО-АППАРАТНЫЕ ЭВОЛЮЦИОННЫЕ СРЕДСТВА

В реальных условиях обработка информации нередко проводится при жестких ограничениях на время принятия решения, с другой стороны, адаптация и идентификация, как известно, требуют дополнительных временных затрат, которые в конечном счете сказываются на эффективности обработки. В связи с этим особый интерес представляют предельные возможности эволюционных программных средств обработки сигналов, а также теоретическая разработка соответствующих специализированных средств, ориентированных на современную перспективную интегральную технологию.

8.1. ПРОБЛЕМЫ ПРОГРАММНОЙ И СПЕЦПРОЦЕССОРНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ

Основные характеристики программных средств. Оценки затрат оперативной памяти и расчет быстродействия эволюционных программных средств проведем на ППМО, программной реализации ЭРА и ППМО. Основное отличие реализуемых в них алгоритмов заключается в используемых классах С-моделей, в то же время процесс синтеза осуществляется однотипно и включает основные блоки, отраженные далее на рис. 8.1. Для работы эволюционного алгоритма резервируется память под хранение обучающей выборки и совокупности С-моделей, а также для рабочего массива под модель, на которой реализуется структурное изменение.

В табл. 8.1 отражены размеры памяти ЭВМ, требуемой для запоминания и хранения этих массивов. Нетрудно заметить, что в случае программной реализации ЭРА и ППМО объем памяти, требуемой под обучающую выборку, намного превосходит иные затраты оперативной памяти. С другой стороны, для ППМО справедливо следующее экспериментально установленное соотношение объема оперативной памяти:

$$V \approx 10KN(p+q) + 4L. \quad (8.1)$$

Отсюда следует, что с усложнением синтезируемого конечно-автоматного

Таблица 8.1. Размеры требуемой памяти ЭВМ в эволюционных программных средствах

Основной массив памяти	Пакет программ прогнозной оценки	Программная реализация ЭРА	Пакет программ многоядной обработки
Массив обучающей выборки	L	$Ld + (K+1)N\bar{N}$	Ld
Массив синтезируемой совокупности С-моделей	$N(p+q)(K+1)$	$(K+1)N\bar{N}$	$2NK$

Обозначения: N — максимальное число состояний автомата, вершин дерева, элементов многоядной сети; L — длина обучающей выборки; K — число моделей синтезируемой совокупности; p, q — значения входного и выходного алфавитов автомата; d — число дискрет кривой; \bar{N} — средний объем памяти для запоминания признака.

моделей основные затраты памяти переходят во временные затраты на запись, перезапись и считывание названных выше массивов.

В табл. 8.2 приведены оценки числа арифметических операций, необходимых при реализации указанных блоков синтеза. В случае прогнозной

оценки параметра времени синтеза решения пропорционально $N^{\frac{p+q}{2}}$ оп./с, где $[\cdot]$ — максимальное целое, не большее $(p+q)/2$. При предсказании интенсивности нестационарных помех это приводит к максимальному интервалу 5 с, достаточному на процесс синтеза (переобучения). Аналогичные соотношения для ППМО и ЭРА получить затруднительно из-за значительной зависимости моделей от системы признаков. В частности, в задаче классификации РЛО на этап синтеза решающего дерева требовалось до 2 м, а на классификацию произвольной кривой не более 1 с. Время восстановления одной записи сигнала при использовании ППМО не превышает 5 с.

Анализ приведенных характеристик в целом показывает, что усложнение синтезируемых С-моделей адекватно реальной сигнально-помеховой обстановке может приводить к временным затратам, нарушающим установленные практикой временные ограничения.

Анализ путей преодоления ограничений программных эволюционных средств. Основные пути повышения эффективности средств, использующих ЭВМ, достаточно хорошо известны [114]. Это повышение быстродействия элементов ЭВМ, усовершенствование программного обеспечения, развитие процесса организации и изменение архитектуры машин.

По мнению специалистов [87, 171] возможности увеличения быстродействия электронных элементов в настоящий момент практически исчерпаны, за счет их усовершенствования ожидается повышение эффективности ЭВМ не более чем на один-два порядка. Определенные возможности имеются лишь на пути создания оптических элементов, однако их использование для реализации узлов и устройств традиционных ЭВМ сегодня признается

Таблица 8.2. Число арифметических операций при синтезе моделей в эволюционных программных средствах

Основные блоки синтеза	Пакет программ прогнозной оценки	Программная реализация ЭРА	Пакет программ многорядной обработки
Выбор модели, выбор РИ, реализация РИ из списка	Сложений: $K + N + L + \bar{N}$; умножений: 3	Сложений: $14 + K + N + 4$; умножений: 5	Сложений: $2 + 3(n + 1)$; умножений: $n + 2$
Вычисление параметров структур	Сложений: L	Сложений: $L(\mu + 3)$; умножений: 4	Сложений: $(n - 1)(n + 2)L + 3M$; умножений: $(n - 1)(n + 2)$
Оценка моделей	Сложений: 1	Сложений: $M + 2$	Сложений: $3M$
Формирование решающего коллектива	—	—	Сложений: $M(2L + 1)K$
Общие затраты за I шагов синтеза	Сложений: $I(K + N + L + \bar{N})$; умножений: $I(L + 3)$; $4IF$	Сложений: $IF(L(\mu + 3) + R)$; умножений: $\tilde{N}I(L(n + 2)(n + 1) + 6M + MK(2L + 2))$; умножений: $\tilde{N}In(n + 2)$	Сложений: $\tilde{N}I(L(n + 2)(n + 1) + 6M + MK(2L + 2))$; умножений: $\tilde{N}In(n + 2)$

Обозначения: K – число моделей в совокупности $\pi(F_e)$; N – число состояний автомата, вершин дерева, элементов многорядной сети; L – длина обучающей выборки; \bar{N} – средние затраты на выполнение РИ; n – длина входного слова элемента многорядной структуры; μ – число уровней дерева; \tilde{N} – число элементов; M – число реализаций РИ; F – число изменений порога на РИ; R – число признаков.

неперспективным, поскольку последовательностный характер электронной элементной базы не способствует получению максимального выигрыша от параллелизма выполняемых операций, являющегося основным преимуществом оптики [77, 135].

Усовершенствование программного обеспечения на основе автоматизации программирования, применения инструментальных систем [11], проблемно-ориентированных языков [59] и так далее направлено в основном на более полное использование ресурсов вычислительного комплекса. Тем самым несомненно ускоряется этап подготовки задач, который в свою очередь оплачивается затратами памяти ЭВМ, и затратами машинного времени, и затратами человеческого труда. В результате общий выигрыш нивелируется, а решение задач не ускоряется, в частности, не уменьшается время выработки решения. Наиболее обещающим резервом повышения эффективности программных средств по совокупности накопленных данных является отход от традиционной последовательностной архитектуры ЭВМ на основе использования специфического характера обрабатываемых данных и специальной структуры информации. В связи с этим в последние годы для решения сложных задач разрабатываются специализированные программные и аппаратные средства [77]. При этом быстрое развитие технологии больших, а также сверхбольших интегральных схем

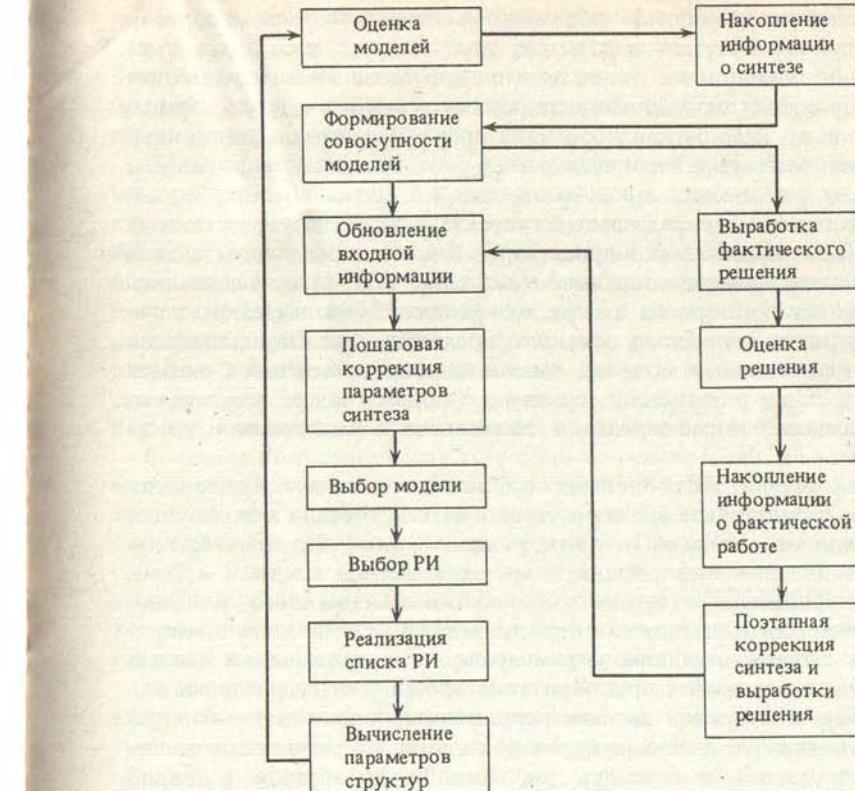


Рис. 8.1. Основные блоки эволюционного синтеза функционального преобразователя

(БИС, СБИС) создало реальные условия усовершенствования архитектуры ЭВМ и привело к созданию многомашинных вычислительных комплексов, микропроцессорных систем, специализированных процессоров [54, 75, 114, 135, 139, 158].

В настоящий момент общепризнано, что основным и радикальным средством повышения быстродействия сложного вычислительного процесса является его распараллеливание [107, 114]. Разработанный в данной работе процесс структурного синтеза функционального преобразователя, реализуемый эволюционными алгоритмами, обладает широкими возможностями распараллеливания, которые целесообразно здесь проанализировать с тем, чтобы выявить пути преодоления отмеченных выше ограничений эволюционных программных средств.

На рис. 8.1 изображены основные блоки эволюционного алгоритма синтеза функционального преобразователя в произвольном (неконкретизированном) классе структурированных моделей.

Анализ вычислительного процесса, реализуемого данными блоками, позволяет выделить разные типы параллелизма, которые можно использовать при отходе от фон-Неймановской (последовательностной) архитектуры вычислительной машины. В частности, процессы синтеза эффек-

тивных моделей и выработки решения (фактического использования моделей) могут выполняться независимо друг от друга, в отдельные моменты времени обмениваясь результатами. При этом обмен происходит в одну сторону совокупностью эффективных моделей, а в другую – решением о проведении конкретной коррекции процесса синтеза. Данные независимые ветви эволюционного вычислительного процесса (параллелизм ветвей) можно реализовать многомашинным комплексом, либо много-процессорной системой с раздельным управлением. Число независимых ветвей (или число машин, микропроцессоров и т. п.) определяется числом вариантов дополнительных коррекций (см. табл. 4.7) относительно оценивающих функций и порогов отбора, относительно используемого алгоритма структурного случайного поиска, относительно уровня детализации класса структурированных моделей, списка базовых изменений С-модели и списка РИ, а также различными стратегиями обновления обучающих выборок (обновления без расширения и обновления с расширением их сужений).

Дальнейший анализ эволюционных алгоритмов выявляет в них наличие блоков, результат выполнения которых не обязательно используется в качестве входного операнда в последующих блоках. Таковых блоков два: блок накопления информации о процессе синтеза моделей и блок накопления информации о процессе выработки фактического решения. Данный параллелизм совмещения операций можно использовать в много-процессорной системе с общим управлением, т. е. выделением данных блоков на отдельные процессоры. При этом общий блок управления выдает раздельные инструкции разным процессорам, а увеличение быстродействия тем больше, чем меньше вероятность того, что результат накопления будет использован на последующем шаге. Таким образом, очевидно противоречие данного факта с требованием аддитивности процессов на основе накопленной информации, что в целом приводит к максиминной (игровой) постановке задачи управления [110].

Наконец, эволюционным алгоритмам присущ так называемый параллелизм множества объектов [105], характеризуемый как обработка информации большого числа одинаковых или почти одинаковых объектов. Подобный тип распараллеливания является естественным для процесса синтеза С-модели и для процесса выработки фактического решения. Действительно, реализуя алгоритмы структурного случайного поиска, различающиеся параметрами, либо процессы формирования С-модели, также отличающиеся своими параметрами, перечисленными в разд. 4.3, можно одновременно синтезировать модели в различных условиях, которые с целью установления адекватности апробируются в программной реализации последовательно. Аналогичная ситуация справедлива для процесса выработки, в то время как распараллеливание позволяет апробировать сразу несколько процессов. Эффективность многопроцессорной системы, состоящей из n процессоров, зависит от отношения M/n , где M – число однотипных объектов, например число моделей совокупности π , либо число РИ в используемом списке РИ, либо число различающихся вероятностных реализаций каждого отдельного РИ. При достаточно больших n (более 100) подобное распараллеливание дает увеличение быстродействия порядка 200 раз.

Нетрудно заметить, что распараллеливание процессов синтеза С-моделей и выработки фактического решения, кроме того, делает ненужным блок выбора модели и режима изменения, блок пошаговой коррекции процесса синтеза и блок поэтапной коррекции. В то же время изменяются операции управления названными процессами.

Даже частичная реализация распараллеливания эволюционных алгоритмов по любому из рассмотренных типов приводит к значительному увеличению эффективности синтеза требуемого преобразователя и к увеличению быстродействия соответствующих эволюционных средств. Как отмечалось в разд. 2.2, при этом возможно использование многомашинных комплексов либо многопроцессорных систем в зависимости от типа распараллеливания. В любом случае, как следует из последующего, расширение возможностей программных средств эволюционных алгоритмов связано с переходом от последовательностной архитектуры ЭВМ к спецпроцессорной реализации с параллельной обработкой информации.

Создание вычислительных устройств на основе СБИС в настоящее время находится на стадии широкого обсуждения [84, 87, 107]. При этом признается, что необходимо учитывать взаимосвязь технологических, системотехнических и алгоритмических аспектов. Предмет исследования данной работы – это алгоритмические и системотехнические проблемы спецпроцессорной реализации эволюционных алгоритмов обработки сигналов. Вопросы технологии и проектирования выходят за рамки работы и затрагиваются лишь частично, в порядке обсуждения перспективы.

Суммируем отмеченные выше тенденции и возможности повышения эффективности эволюционных программных средств в главных архитектурных принципах спецпроцессорной реализации эволюционных систем обработки сигналов: укрупненный функциональный базис; крупнобlockное (мультипроцессорное) конструирование при однородности элементной базы (СБИС); разнотипное распараллеливание вычислительных процессов на уровне системы, процессоров, элементов; переменность функционирования и структуры (состава и связей) синтезируемым моделям (т. е. соответствующих процессоров); иерархическое, распределенное по всем уровням, управление. Анализ алгоритмических аспектов эволюционных спецпроцессоров проведен в работах [26–31, 75], где сформулированы основные требования и проблемы, которые необходимо преодолеть при разработке эволюционных аппаратных средств.

Первую группу составляют алгоритмические проблемы общие для системного, процессорного (блочного) и элементного уровней реализации: максимального распараллеливания, укрупненных базовых операций, максимальной перестраиваемости, распределенного управления.

Вторую группу составляют алгоритмические проблемы, порождаемые крупнобlockной специализированной архитектурой спецпроцессора: синхронизации и диспетчеризации, ввода-вывода информации, отбора.

Останавливаясь вкратце на системотехнических проблемах, необходимо отметить следующее. Обычно под этим понимаются проблемы количественной сложности, межсоединений, отображения сложной объемной структуры связей на фактически двумерную, синхронизации и коммуникационных задержек. Эволюционные спецпроцессоры не порождают новых системотехнических проблем, однако, проблема межсоединений ставится для

них наиболее остро и злободневно. Принципиальное и конструктивное обсуждение данной проблемы под спецпроцессоры эволюционного типа проведено М.И. Елинсоном и А.А. Сухановым в работе [87], оптимистичный вывод которой позволяет сосредоточиться здесь на алгоритмических проблемах эволюционных спецпроцессоров.

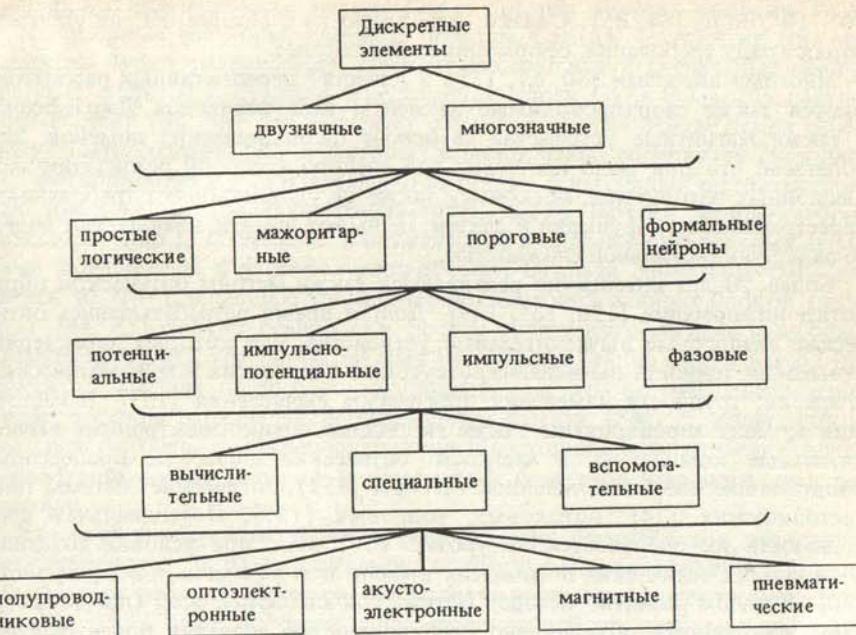
Спецпроцессорная реализация эволюционных алгоритмов в конкретных системах обработки сигналов может осуществляться процессорами, оснащенными разработанными в данной работе программными средствами. Однако наибольшей эффективности эволюционных алгоритмов можно достичь лишь на пути разрешения проблем спецпроцессорной реализации на всех уровнях, включая элементный. Это приводит к целесообразности теоретической проработки аппаратных средств реализации эволюционных алгоритмов, начиная с разработки моделей базовых элементов.

8.2. ЭЛЕМЕНТНАЯ БАЗА ЭВОЛЮЦИОННЫХ СПЕЦПРОЦЕССОРОВ

Требования к элементной базе. Как отмечено в работе [26], элементная база, используемая для аппаратной (спецпроцессорной) реализации алгоритмов, определяет следующие важные свойства систем обработки сигналов: а) потенциальную осуществимость функциональных преобразований, адекватных реальным сигнально-помеховым ситуациям; б) разрешимость, т. е. существование требуемых решений; в) достижимость решения в рамках временных ограничений; г) физическую реализуемость, включающую приемлемые габариты, высокую надежность, доступную технологию. В упомянутой работе проведен детальный анализ функциональных возможностей дискретных логических элементов традиционной элементной базы, а также сетей из этих элементов. Классификационное дерево рассмотренных дискретных элементов приведено на рис. 8.2. Проведенный анализ показал недостаточность функциональных и структурных возможностей этих дискретных элементов для обеспечения перечисленных здесь свойств систем обработки сигналов в условиях непараметрической неопределенности.

Эти свойства систем обработки достигаются на пути разрешения обсуждавшихся выше проблем спецпроцессорной реализации эволюционных алгоритмов, из которых следуют следующие требования к базовым элементам: параллельность выполняемых операций, их переменность, наличие памяти, наличие механизма коррекций, функциональная совместимость и перестраиваемость связей с другими элементами. Как нетрудно заметить, первые четыре требования характеризуют функциональные возможности собственно базового элемента, а последние два — его функциональные и структурные возможности в сети с другими элементами. Следует подчеркнуть также комплексный характер данных требований, невыполнимый на базе известных дискретных логических элементов, приведенных на рис. 8.2. По-видимому, наиболее близки к выполнению отдельных требований пороговые элементы и формальные нейроны, однако отсутствие перестраиваемых связей, памяти, механизма коррекций не позволяет рассматривать их как подходящую элементную базу спецпроцессорной аппаратной реализации эволюционных алгоритмов.

Перспективность оптических сверхбольших интегральных схем. Теоре-



тическую разработку элементной базы, удовлетворяющей сформулированным требованиям, целесообразно далее проводить ориентируясь на конкретные физические средства. В связи с этим обсудим возможности использования хорошо развитого арсенала средств современной микрэлектроники и, в частности, интегральных схем (ИС), главным образом на основе кремния, в том числе сверхбольших и сверхскоростных ИС. Отметим здесь наиболее важные моменты. ИС являются обычно детерминированными устройствами, предназначенными для выполнения определенной функции (сумматоры, регистры, счетчики, элементы сравнения и т. д.). Произвольный доступ к отдельным компонентам схемы при этом невозможен. ИС соединяется с другими ИС посредством малого числа связей, присоединяемых к периферийным контактным площадкам, перестройка связей не предусмотрена, переменность выполняемой функции — тоже, функциональная и структурная избыточности отсутствуют. ИС памяти имеют матричную адресную организацию. Доступ к отдельным битам памяти производится с периферии посредством специальных дешифраторов. За один такт при этом записывается, стирается или извлекается один бит информации.

Современные ИС и СБИС предназначены для последовательного выполнения операций и являются элементной базой для процессоров с фон-неймановской архитектурой. На пути уменьшения размеров ИС, повышения быстродействия их компонент, уменьшения мощностей питания и других усовершенствований ИС ожидается улучшение характеристик, в частности, производительность соответствующих процессоров ЭВМ на уровне

10^8 – 10^9 оп./с [84, 85]. Однако, как видно из описания, ИС не удовлетворяют ряду требований, сформулированных ранее.

Многими авторами [80, 81, 135] в качестве перспективных рассматриваются также сверхпроводимые элементы типа переходов Джозефсона, а также магнитные устройства на основе цилиндрических доменов. Мы полагаем, что они мало пригодны для спецпроцессорной реализации эволюционных алгоритмов, поскольку также не удовлетворяют требованиям перестраиваемости функций и связей, не имеют памяти, не обладают достаточной функциональной сложностью.

Более 20 лет интенсивно развиваются также методы оптической обработки информации [120, 135, 149]. Долгое время разрабатывались оптические аналоговые вычислительные устройства, для которых характерны невысокая точность вычисления, отсутствие логических и арифметических операций, трудности изменения программы вычисления [151]. В настоящий момент апробированы также гибридные оптико-электронные вычислительные комплексы, в частности оптические цифровые процессоры, реализующие операции линейной алгебры [151], оптические системы типа систематических [74], потоковых, волновых [135]. Потенциальная проводимость их оценивается на уровне 10^{14} оп./с при условии создания подходящих оптических логических элементов и запоминающих устройств [80]. В целом развитие методов оптической алгебраической (преимущественно) обработки обусловлено необходимостью создания более быстро действующих процессоров для адаптивных радиолокационных систем с фазированной антенной решеткой, гидроакустических систем, а также систем обработки изображений. При этом используются такие преимущества оптоэлектронных устройств, как параллельность, т. е. одновременная работа с большими массивами информации, гальваническая связь между компонентами схем, помехоустойчивость оптических связей.

В настоящий момент все большее развитие получают работы по созданию оптических сверхбольших интегральных схем (ОИС), в которых достоинствами оптики преодолевается ряд отмеченных выше недостатков ИС [107]. С точки зрения спецпроцессорной реализации эволюционных алгоритмов такой подход представляется наиболее перспективным. В связи с этим представляет несомненный интерес анализ современного состояния элементной базы микроэлектроники, проведенный специалистами в работах [80, 81, 84–86]. Приведем здесь основные аргументы в пользу ОИС.

Наибольшее развитие получили такие оптоэлектронные компоненты, как инжекционные полупроводниковые светодиоды и лазеры, фотоприемники и световолоконные системы. Быстро действие светодиодов 10^{-9} , лазеров – 10^{-10} , фотоприемников – 10^{-10} с. Следовательно, по быстродействию эти компоненты не уступают чисто электронным. Потребляемые мощности – около 10 мВт, что несколько больше, чем в электронике, но здесь имеются неиспользованные резервы.

Основной недостаток оптоэлектронных компонент заключается в малой внешней квантовой эффективности $\eta_{\text{ви}} = I_{\text{ви}}/\mathcal{P}$ ($I_{\text{ви}}$ – интенсивность выходящего излучения, \mathcal{P} – электрическая мощность). Однако разрабатываемые сейчас системы световолоконных связей в интегральном исполнении на основе материалов с высоким показателем преломления [84, 85] несомненно приведут к существенному повышению $\eta_{\text{ви}}$.

Широко применяемым материалом в данный момент является GaAs и его твердые растворы, главным образом GaAlAs. Технология этих материалов бурно развивается, успешно создаются эпитаксиальные многослойные системы с нужным чередованием слоев GaAs и GaAlAs различного состава [84, 85]. Не вызывает сомнения, что на основе таких слоев могут быть созданы ИС, в которых одновременно содержатся светодиоды, фотоприемники и одновременно активные и пассивные чистоэлектронные компоненты (полевые транзисторы, диоды Шоттки, конденсаторы, резисторы и пр.). Такие ОИС с оптическими входами и оптическими выходами предложены и частично исследованы. Важным свойством ОИС является то, что с помощью упорядоченных световолоконных блоков (жгутов) [84, 85] можно реализовать доступ оптического сигнала к любому компоненту ОИС, где бы он ни был расположен, равно как и выход оптического сигнала от любого компонента. На основе ОИС предложены также системы параллельной оперативной памяти [84]. В целом состояние средств опто- и микроэлектроники в настоящий момент способствует удовлетворению требований к элементной базе эволюционного спецпроцессора.

Базовый универсальный логический элемент. Разработка и исследование элементной базы эволюционного спецпроцессора отражены в ряде совместных работ авторов со специалистами по микроэлектронике [26, 27, 30, 31]. С учетом общей направленности работы представлены здесь лишь теоретические аспекты решения проблемы создания аппаратных эволюционных средств.

Предлагаемая элементная база, как и такие широко используемые элементы, как ИС и СБИС, опираются на двоичную логику. Переход на многозначные элементы и структуры, по мнению автора и других исследователей [30, 135], не диктуется их принципиальными преимуществами при решении современных прикладных задач.

Базовый многовходовый универсальный логический элемент состоит из двух крупных блоков: функционального и управляющего элементов (ФЭ и УЭ соответственно).

На рис. 8.3 приведена принципиальная схема ФЭ, вычисляющего произвольную булеву функцию от произвольного числа входных переменных. Здесь удобно выделить четыре основных компонента: преобразователь входных сигналов (ПВ), дешифратор сигналов (Д) и два устройства оперативной памяти параллельного действия – память состояний (ПС), память связей (ПСВ). При работе ФЭ на его входы по световодам от других элементов одновременно приходит m n -разрядных слов (x_1, x_2, \dots, x_n), $i = 1, m$. Поступая в ПВ, они подвергаются тому или иному преобразованию с целью сжатия информации или для согласования числа выходных сигналов соседних ФЭ с числом входов дешифратора данного ФЭ, или с целью весовой обработки выходных сигналов (возможно, отдельных разрядов входных слов ФЭ) соседних ФЭ. В частности, в работе [26] n -разрядное двоичное слово ($x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}$), подающееся на Д, формируется путем взвешивания входных слов. При этом ПВ состоит из n взвешивающих дискретных дефлекторов, n лазеров, двух входных фотоприемных матриц и линейки фотоприемников. Каждый вход ПВ соединен с соответствующими элементами входных фотоприемных матриц. При этом

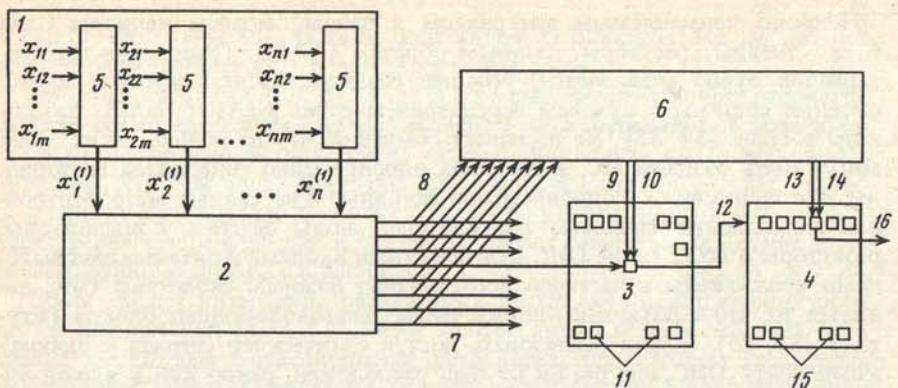


Рис. 8.3. Схема базового универсального логического элемента с переменным функционированием и управляемыми связями

1 – преобразователь входных сигналов (ПВ); 2 – дешифратор сигналов (Д); 3 – память состояний (ПС); 4 – память связей (ПСВ); 5 – взвешивающие дефлекторы; 6 – управляющий элемент (УЭ); 7 – выход дешифратора; 8 – связи на УЭ; 9, 10 – стирающая и записывающая связи от УЭ на ПС; 11 – ячейки ПС; 12 – считающая связь из ПС; 13, 14 – стирающая и записывающая связи от УЭ на ПСВ; 15 – ячейки ПСВ; 16 – выходные связи элемента

все входные оптические сигналы, соответствующие j -м разрядам входных слов (x_{ji} , $i = 1, m$) попадают на входы j -х фотоприемных матриц, а затем на j -й взвешивающий дефлектор. Реакция j -го дефлектора проявляется в том, что отклоненный им луч соответствующего j -го лазера попадает или не попадает на j -й элемент фотоприемной линейки, электрически соединенной с j -м входом дешифратора Д. Такое взвешивание, определяемое порогом, а фактически – углом отклонения дискретного дефлектора, позволяет снять ограничение на число связей ФЭ с соседними, синтезировать замкнутые структуры с перекрестными и обратными связями, а также передавать информацию о входах ФЭ в УЭ и в соседние ФЭ. Так часть света, прошедшего через j -й взвешивающий дефлектор и попавшего на j -й элемент фотоприемной линейки направляется на соответствующие элементы строчной матрицы фотоприемников, входящих в ячейку устройства ПС. В противном случае свет направляется на другие элементы ПС.

Вычислительные возможности дешифратора Д как дискретного дефлектора при различных углах отклонения светового луча обсуждаются в работе [29]. Предположим, что здесь выполняются условия, при которых каждому двоичному слову ($x_1^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}$) соответствует оптический сигнал на одном из 2^n выходах Д. Любой из этих выходов Д связан со своей ячейкой ПС, для которой выходной сигнал Д является считающим.

ПС, реализуемая, например, на основе ОИС [84], имеет простую ячеистую структуру и представляет собою континуальную среду, обладающую реверсивной оптической памятью. Емкость ПС, как следует из изложенного выше, не менее 2^n бит. Внешними сигналами от УЭ по световодам 9 и 10 (см. рис. 8.3) производится запись (настройка) и стирание информации в ПС. В частности, таблица истинности произвольной логической функции от n переменных записывается в ПС параллельным просветлением первоначально непрозрачных 2^n ячеек памяти. В результате каждой

определенной комбинации значений входных переменных ($x_1^{(1)}, \dots, x_n^{(1)}$) на выходе ПС соответствует сигнал 1 или 0. Таким образом, система дешифратор–память состояний–управляющий элемент вычисляет произвольную наперед заданную булеву функцию от n переменных, запоминает ее и перестраивается на вычисление другой булевой функции.

ПСВ по реализации аналогична ПС. Выходной сигнал из ПС через матрицу фотоприемников, матрицу оптических затворов, освещаемую излучением светодиода, попадает по световоду 12 на столбец ячеек ПСВ. Ячейки ПСВ просветляются аналогично ячейкам ПС параллельным внешним сигналом от УЭ по световоду 13. По световоду 14 внешним сигналом от УЭ осуществляется стирание информации в ПСВ. Каждая ячейка ПСВ соединена с выходным каналом связи, т. е. со световодом, соединяющим ФЭ с соседними ФЭ. Среди выходных связей имеется также световод на вход ФЭ (обратная связь). Реакция ФЭ отступает в световод, если связанный с ним ячейка ПСВ просветлена, в противном случае канал связи закрыт, информация не передается. Число ячеек – столбцов ПСВ – определяется связностью сети ФЭ и может достигать сотни бит и более. Нетрудно заметить, что система дешифратор–память состояний–память связей–управляющий элемент по сравнению с ранее описанной приобретает дополнительные свойства настраиваться на определенную структуру связей с запоминанием ее, а также перестраиваться на другую структуру.

Вторым блоком базового элемента является управляющий элемент, принципиальная схема которого совпадает со схемой ФЭ, отсутствует лишь ПСВ, т. е. УЭ связан только с ФЭ. В общем случае УЭ содержит также блок преобразования входных сигналов, если его входные сигналы нуждаются в предварительном анализе (сжатии, взвешивании, сравнении с эталоном и т. п.). Этим блоком также могут осуществляться переходы на различные режимы управления спецпроцессора. Вычисление булевой функции в УЭ осуществляется, как и в ФЭ, существенное значение имеют, в основном, формирование вектора булевых переменных и фактическое содержание логической функции. Исходя из описания ФЭ, вектор булевых переменных включает выходной сигнал ФЭ, выходной сигнал всей сети ФЭ, желаемую реакцию всей сети ФЭ, а также информацию о том, является ли ФЭ выходным элементом сети. Часть этой информации поступает по внешним к элементу сигналам, а часть от ФЭ. Кроме того, по внешним сигналам может поступать информация о желаемом режиме работы ПВ, а от ФЭ информация о фактической работе ПВ. Логическая функция, вычисляемая УЭ на этих булевых переменных, является той или иной системой коррекции, набор которых записан в ПС УЭ, записан набор стратегий по перестройке узора связей ФЭ, в соответствии с двоичным кодом, поступающим по внешним сигналам. Возможно также использование иной информации, на основе которой осуществляются пошаговые и поэтапные коррекции, требуемые с точки зрения реализуемого аппаратно алгоритма. Таким образом, УЭ в значительной мере определяется конкретными системами коррекции и управлением, которые характерны алгоритмам.

В целом описанный базовый элемент обладает свойствами, требуемыми для реализации эволюционного спецпроцессора. Ряд из этих свойств отмечен при описании. Кроме того, все операции реализуются параллельно: ввод входных сигналов на Д, получение выходного сигнала Д, вывод

Таблица 8.3. Варианты реализации блоков базового элемента

Блок взвешивающих ячеек	Дешифратор	Блок памяти состояний	Блок памяти связей
Типы преобразования взвешивание сравнение сжатие пересылки	Группирование вы- ходов с запоминанием без запоминания	Управление числом строк от УЭ по од- ной из сис- тем коррек- ции (табл. 9.1)	Управление числом сосед- них элементов от УЭ по одно- му из алгорит- мов случайно- го поиска
Реализация любого преобра- зования с запоминанием без запоминания			
Наличие связи с УЭ есть связь нет связи			
Наличие запретов на отдель- ные преобразования: есть запреты нет запретов			

выходного сигнала УЭ, запись и стирание информации ПС и ПСВ. Базовый элемент функционально и структурно совмещен с другими элементами, что обеспечивается классом булевых функций и преобразователем входов.

Данный элемент действительно является базовым элементом, поскольку: 1) различные варианты УЭ позволяют реализовать элементы, учитывающие особенности систем коррекции эволюционных алгоритмов распознавания, прогнозной оценки, многорядного восстановления; 2) функциональная и структурная совместимость ФЭ позволяет синтезировать сети из базовых элементов, реализующие известные типы структурированных моделей; 3) порождается целое семейство элементов различающихся функциями ПВ, распределением памяти в ПВ, Д, ПС и ПСВ, а также распределением (наличием) связей с УЭ. В целом возможное семейство описано в табл. 8.3, некоторые из указанных там элементов отражены в работе [71]. Отдельными частными схемами, перечисленными далее, реализуются известные элементы, в частности, пороговые, мажоритарные и формальные нейроны, но все они, кроме того, наделены свойствами перестраиваемости выполняемых функций, памятью и сильной связностью.

Логические элементы с предварительным сжатием входной информации.

Элемент (рис. 8.4), у которого взвешивающиеся элементы являются мажоритарными элементами или пороговыми элементами с перестраиваемыми порогами (от соседних элементов поступают n -разрядные двоичные слова, i -й двоичный разряд на одну из входных позиций взвешивающего элемента).

Взвешивающие элементы (рис. 8.5) являются элементами сравнения, на входы которых приходят два ансамбля входных переменных (осуществляется операция сравнения с эталоном). В этом случае элемент настраивается на определенное значение разности двух поступающих многоразряд-

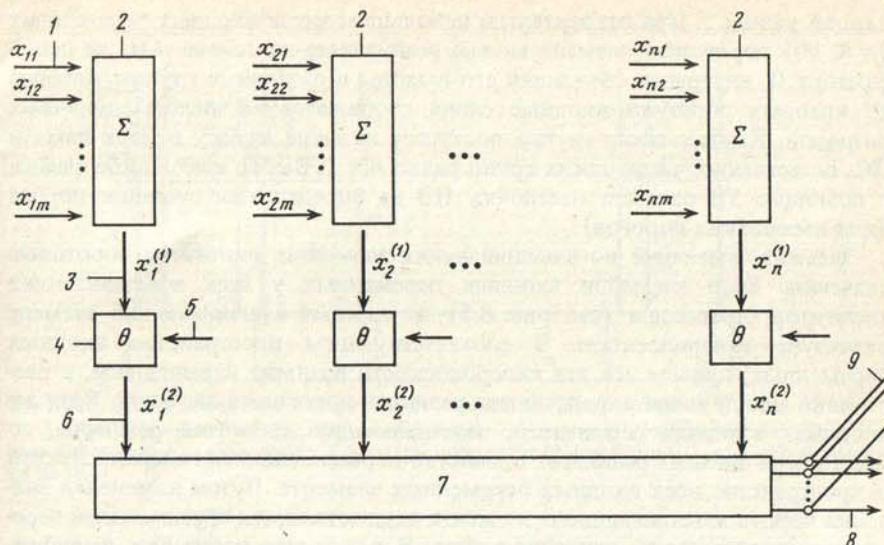


Рис. 8.4. Схема многовходового логического элемента с входными ячейками типа мажоритарных элементов

1 – входные переменные; 2 – сумматор; 3 – выходы сумматора; 4 – сравнение с порогом; 5 – управление порогом; 6 – входы дешифратора; 7 – дешифратор; 8 – выходы дешифратора; 9 – связь на управляющий элемент

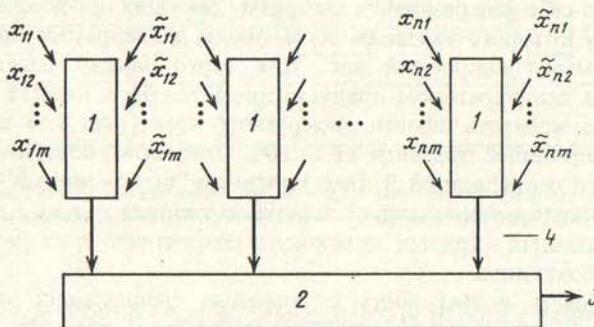


Рис. 8.5. Схема многовходового элемента с входными ячейками типа элементов сравнения

1 – элементы сравнения; 2 – дешифратор; 3 – выходы дешифратора; 4 – промежуточные переменные

ных двоичных чисел, при превышении которой срабатывает вход дешифриатора.

Элемент может быть усложнен, если в блоке ПС предусмотреть не одну строку ячеек памяти, а p строк. Тогда элемент будет одновременно независимо вычислять p логических функций от одного и того же ансамбля n входных переменных.

Элемент порогового типа (см. рис. 8.5) с памятью (у пороговых элементов значительно меньше настраиваемых ячеек памяти в блоке ПС). Веса

входов равны 1. При относительно небольшом числе входных переменных ($n \leq 10$) пороговый элемент можно реализовать на основе того же дешифратора Д, внутренне объединяя его выходы в различные группы, каждую из которых образуют входные слова с одинаковым числом единичных разрядов. Каждая такая группа поступает на свою ячейку в блок памяти ПС. Естественно, число таких групп равно $n + 1$. Выбор какой-либо ячейки с помощью УЭ означает настройку ПЭ на определенное значение порога (или нескольких порогов).

Элемент, имеющий во взвешивающих элементах различные пороговые значения. Если ансамбли входных переменных у всех взвешивающих элементов одинаковы (см. рис. 8.5), то каждый взвешивающий элемент реализует гиперплоскость в соответствующем пространстве входных переменных, причем все эти гиперплоскости взаимно параллельны, а расстояния между ними определяются разницей пороговых значений. Если же ансамбли входных переменных взвешивающих элементов различны, то один такой элемент реализует семейство пересекающихся гиперплоскостей в пространстве всех входных переменных элемента. Путем изменения значения порога взвешивающего элемента осуществляется параллельный перенос соответствующей гиперплоскости. В результате настройки дешифратора каждой из 2^n областей, на которые n гиперплоскостей разбивают пространство входных переменных, ставится в соответствие определенный двоичный код. Здесь целесообразны специальные запрещающие сигналы на выходе взвешивающих элементов, с помощью которых можно устраниить часть гиперплоскостей. Такой элемент — "маленький перцентрон" — сам по себе уже реализует алгоритм "секущих плоскостей" [67, 83].

Элемент, у которого входным переменным дешифратора присваивается перестраиваемый дискретный вес. Для этого между взвешивающими элементами и дешифратором предусматривается блок памяти дискретных весов. Выход элемента памяти дискретного веса (рис. 8.6) представляет собой q -градационный код вида 11 ... 10 ... 0, который поступает на секцию вырожденного дешифратора Д. Под термином "вырожденный" понимается дешифратор, который формирует выходные позиции только в зависимости от числа единичных входных компонент, безразлично к их распределению по входным позициям.

Полезно иметь возможность с помощью специальных запрещающих сигналов отключать тот или иной взвешивающий элемент. Устройство, управляющее этими сигналами, будем называть блоком запретов. Ясно, что этот блок должен обладать памятью о своих состояниях.

Логические элементы без предварительного сжатия входной информации. На рис. 8.7 изображена общая схема подобного элемента.

Здесь каждая из входных переменных x_1, \dots, x_n кодируется m -разрядным двоичным словом, которое подается на соответствующую секцию сумматора. Элемент вычисляет функцию

$$z = \sum_{i=1}^n \alpha_i x_i, \quad \alpha_i = \{0; 1\},$$

т. е. весовые коэффициенты бинарны.

Возможен другой интересный вариант. Сами входные переменные бинар-

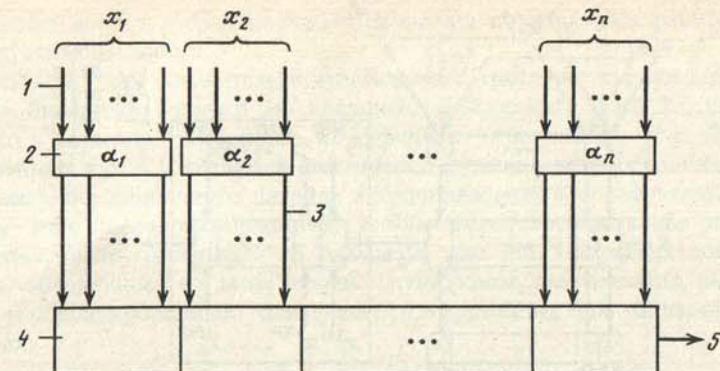


Рис. 8.6. Схема элемента с бинарными весовыми коэффициентами

1 — закодированные входные переменные; 2 — весовые коэффициенты; 3 — входные переменные сумматоров; 4 — секционированный сумматор; 5 — выход сумматора на ПС

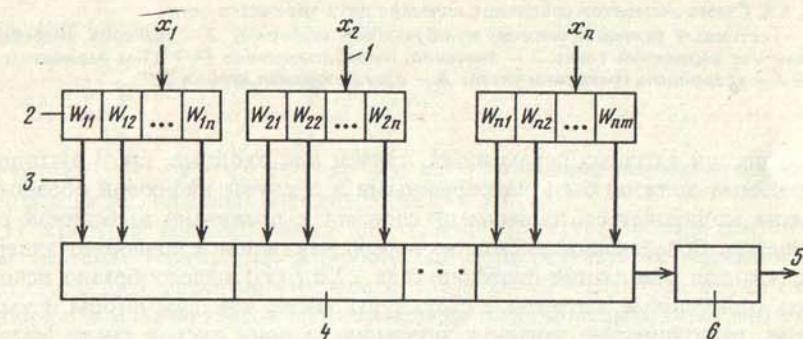


Рис. 8.7. Схема линейного порогового элемента с ограниченным набором весовых коэффициентов

1 — входные бинарные переменные; 2 — весовые коэффициенты; 3 — входы сумматора; 4 — секционированный сумматор; 5 — выход сумматора на ПС; 6 — блок порога

ны, но имеется блок перестраиваемых весов и порога суммирующего элемента. Получается линейный пороговый элемент, вычисляющий функцию

$$z = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta \geq 0, \\ 0, & \text{если } \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta < 0, \end{cases}$$

где w_i — весовые коэффициенты, θ — порог.

Линейный пороговый элемент с фиксированными (естественно, и с настраиваемыми) весами входов может использоваться в качестве маски, например, при распознавании двумерных изображений.

Для синтеза сетей, решающих задачи прогнозирования, идентификации и управления, необходимы элементы, вычисляющие линейные и нелиней-

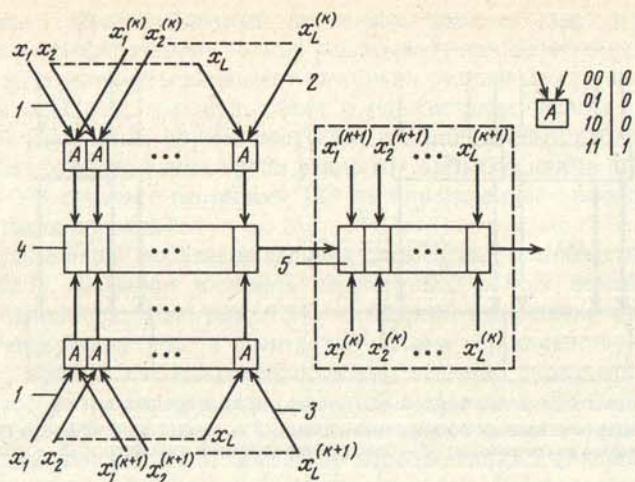


Рис. 8.8. Схема элементов сравнения качества двух вариантов сети

1 – истинные значения величин из обучающей выборки; 2 – значения, вырабатываемые k -м вариантом сети; 3 – значения, вырабатываемые $(k+1)$ -м вариантом сети; 4, 5 – устройства сравнения чисел; А – одноразрядная ячейка "И"

ные функции входных переменных, причем как входные, так и выходные переменные должны быть непрерывными и в случае цифровой обработки должны кодироваться двоичными словами с правильно выбранной разрядностью. Современное состояние микроэлектроники позволяет утверждать, что для реализации функции типа $\sum \alpha_i f_i(x_i)$ целесообразно использовать однородные матричные структуры такие, как сумматоры и умножители, выполняющие заданную операцию за один такт, а также матричные проблемно-ориентированные микропроцессоры, направленные на выполнение специальных операций типа ранжировки чисел и т. д. [171]. При реализации функций на таких элементах временные затраты определяются не столько длительностью собственно выполнения заданной операции, сколько характером ввода в них информации. Наилучшим решением представляется использование оптических методов параллельного ввода массива информации в подобные элементы.

Такой элемент будет вычислять линейные или нелинейные комбинации входных переменных, используемые, например, в качестве опорных функций при синтезе систем самоорганизации [12].

Элементы для оценки качества функционирования. Существенным моментом синтеза является оценивание качества функционирования системы (ошибки, несмещенности и т. д.). На рис. 8.8 приведен элемент, производящий сравнение двух вариантов системы по числу ошибок, допускаемых ими, например, на обучающей выборке. Здесь сравниваемые выходные реакции системы – бинарные величины, т. е. ошибкой является несовпадение бинарных символов, и поэтому она определяется с помощью простейшего одноразрядного элемента сравнения. В случае, если выходом системы является непрерывная величина, элемент сравнения должен иметь столько же разрядов, сколько их имеют сравниваемые выходные реакции,

а значение порога у сравнивающего элемента должно быть равно величине допустимой ошибки.

Поскольку все известные статистические критерии для последовательностей бинарных величин (коэффициенты Джекарда, Рао, Роджерса–Танимото, Хаммана, Смирнова, коэффициент корреляции для бинарных переменных и т. д.) являются фактически функциями двух величин: частоты появления единичного разряда в сравниваемых последовательностях и длины этих последовательностей, то элементы, вычисляющие подобные критерии, мало отличаются от схемы на рис. 8.8. Например, добавление блока, обведенного на этом рисунке пунктиром, дает элемент, вычисляющий модифицированный коэффициент корреляции для бинарных переменных:

$$K_{\alpha\beta} = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n [1 - |x_j^{(\alpha)} - x_j^{(\beta)}|] [1 - |x_k^{(\alpha)} - x_k^{(\beta)}|] [1 - 2|x_j^{(\alpha)} - x_k^{(\beta)}|],$$

или, упрощенно

$$K_{\alpha\beta} = \frac{1}{n} \sum x_i^{(\alpha)} x_i^{(\beta)} - \frac{1}{n} \sum x_i^{(\alpha)} \sum x_i^{(\beta)},$$

где $\alpha = \{x_1^{(\alpha)}, \dots, x_n^{(\alpha)}\}$, $\beta = \{x_1^{(\beta)}, \dots, x_n^{(\beta)}\}$, n – длина последовательности. С помощью аналогичных элементов оцениваются:

1) критерий несмещенности для оценки структуры модели синтезируемой системы (составляющий в оценке близости результатов обучения этой структуры при различных режимах обучения: а) структура обучается по выборке А и оценивается по результатам работы на выборке В; б) система обучается по В и оценивается на А);

2) различные балансовые критерии, сводящиеся к проверке выполнения условий постоянства значений или ограниченности некоторой функции от выходных переменных (этот критерий системный, т. е. применяется только, когда число выходных переменных по крайней мере не менее двух);

3) мало исследован, но очень интересен учет вклада отдельных элементов в функционирование системы в целом, связанный с вычислением так называемых "групповых" критериев. В сильно распределенных системах вычисление групповых критериев желательно производить локально в каждом функциональном элементе.

Введем ряд обозначений: $\delta x_i = 1$ – ошибка элемента на i -й точке обучающей выборки; $\delta x_i = 0$ – отсутствие ошибки элемента на i -й точке; $\delta y_i = 1$ – ошибка системы на i -й точке; $\delta y_i = 0$ – отсутствие ошибки системы на i -й точке обучающей выборки.

Тогда "полезным" вкладом I_1 элемента назовем число правильных реакций элемента:

$$I_1 = \sum_{i=1}^L \left\{ p = 1/\delta x_i = 0 \right\},$$

"оригинальным" вкладом I_2 элемента назовем число его правильных ответов при соответствующих неправильных ответах системы:

$$I_2 = \sum_{i=1}^L \{ p = 1/(\delta x_i = 0) \wedge (\delta y_i = 1) \},$$

наконец, "неустранимым отрицательным" вкладом I_3 назовем число его неправильных ответов при соответствующих неправильных ответах системы:

$$I_3 = \sum_{i=1}^L \{ p = 1/(\delta x_i = 1) \wedge (\delta y_i = 1) \}.$$

Эти три критерия вычисляются элементами типа изображенного на рис. 8.8 и являются групповыми характеристиками "полезности" работы отдельного элемента. Возможны также и комбинированные критерии: $I_1 - I_3$, $I_2 - I_3$, $I_1 + I_2 - I_3$, реализация которых также очевидна.

Описанное семейство можно еще расширить, но и так ясно, что на его базе возможна реализация синтеза моделей с переменной структурой.

ГЛАВА 9

СПЕЦИАЛИЗИРОВАННЫЕ ПРОЦЕССОРЫ (схемотехническое описание)

9.1. ОПТОЭЛЕКТРОННЫЙ ПРЕДСКАЗЫВАЮЩИЙ ПРОЦЕССОР

Предложенная оптоэлектронная элементная база использована в схемной разработке эволюционного предсказывающего спецпроцессора [26, 31]. Опишем здесь архитектурные принципы и основные блоки спецпроцессорной реализации эволюционного процесса структурного синтеза по одной ветви. Фактически при этом идет речь об аппаратной реализации эволюционного предсказывающего алгоритма, описанного в разд. 6.1. Максимальное распараллеливание эволюционного алгоритма, которое достигается при параллельных эволюционных процессах по нескольким ветвям, принципиально не отличается, хотя и дает бесспорный выигрыш, как уже отмечалось.

На рис. 9.1 приведена принципиальная схема эволюционного предсказывающего спецпроцессора. Она включает в себя: сеть функциональных элементов (Φ Э), представляющую собой тороидальную матрицу элементов с перекрестными связями (аналогичную слою в перцептроне Розенблатта); сеть управляющих элементов ($УЭ$), каждый $УЭ$ которой соответствует одному и только одному Φ Э; блок буферной памяти (ББП), связывающий систему с объектом (он же преобразует поступающую информацию к виду, удобному для восприятия ее системой); центральный управляющий блок (ЦУБ), реализующий интегральное управление системой, т.е. одновременное управление всеми управляющими элементами сети.

Сеть Φ Э представляется матрицей элементов (размерность сети для определенности взята 6×8), каждый из которых в процессе работы может

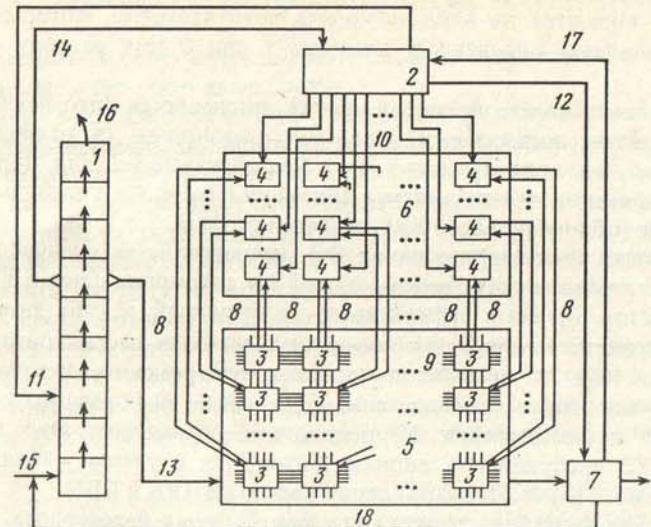


Рис. 9.1. Структурная схема эволюционного предсказывающего спецпроцессора
1 – блок буферной (внешней) памяти, состоящей из секций (ББП); 2 – центральный управляющий блок (ЦУБ); 3 – функциональные элементы (Φ Э); 4 – управляющие элементы ($УЭ$); 5 – сеть Φ Э; 6 – сеть $УЭ$; 7 – блок выходной информации; 8 – связи $УЭ$ с Φ Э; 9 – связи между Φ Э; 10 – управляющие связи от ЦУБ к сети $УЭ$; 11 – управляющая связь от ЦУБ к ББП; 12 – управляющая связь от ЦУБ на выход; 13 – связь ББП с сетью Φ Э; 14 – связь ББП с ЦУБ; 15 – вход внешней информации; 16 –брос информации из ББП; 17 – связь выхода с ЦУБ; 18 – связь блока входной информации с ББП

включаться или отключаться. Все Φ Э являются оптоэлектронными универсальными логическими элементами, вычисляющими булеву функцию от n ($n \leq 8$) двоичных переменных. Любой элемент сети имеет физически реализованные связи (каждая из которых в процессе работы находится во включенном либо выключенном состоянии) на восемь соседних Φ Э, на собственный вход и на ЦУБ. Кроме того, предусмотрена связь от ББП. Исходная функционирующая структура связей элементов сети устанавливается случайным образом, т.е. для каждого элемента и каждой из его 11 связей определяется одно из двух состояний: включено – выключено. Тем самым в сети Φ Э выделяются входные (связь от ББП включена) и выходные (связь ББП выключена) элементы и устанавливается конкретный узор связей всех элементов.

Сеть Φ Э функционирует потактно следующим образом. На первом такте из ББП на входные Φ Э посыпаются первые n двоичных символов предыстории: i -й символ предыстории на i -й вход каждого входного Φ Э. Выходное n -разрядное двоичное слово Φ Э формируется следующим образом: разряды выходного слова с 1-го по $(n-1)$ -й соответствуют разрядам выходного слова данного Φ Э со 2-го по n -й, а 1-й разряд выходного слова – реакции Φ Э на входное слово. На втором и последующих тактах связь с буферной памятью прерывается, а входное слово каждого Φ Э получается в результате мажоритарного "взвешивания" информации, поступающей от соседних Φ Э: i -е разряды двоичных выходных слов со-

следних ФЭ подаются на вход мажоритарного элемента, который по правилу большинства присваивает значение 1 или 0 i -му разряду входного слова ФЭ.

Сеть УЭ состоит из элементов, также являющихся оптоэлектронными универсальными логическими булевыми элементами (в отличие от ФЭ отсутствуют связи на другие УЭ) и предназначенных для перестройки функционирования ФЭ и системы связей ФЭ согласно управляющим интегральным (общим для всех УЭ) сигналам от ЦУБ.

Перестройка функционирования ФЭ осуществляется следующим образом. После каждого такта работы сети ФЭ в связанном с ними УЭ формируется вектор булевых переменных, включающий в себя реакцию ФЭ на данном такте, настройку которой осуществляет рассматриваемый УЭ, реакцию системы на том же такте, желаемую реакцию системы (поступающую с некоторым запаздыванием), а также информацию о том, является ли настраиваемый ФЭ выходным элементом. Это позволяет каждому УЭ воспринимать индивидуально, т.е. с учетом информации от настраиваемого им ФЭ, команду, получаемую от ЦУБ и ББП.

Логическая функция от этого вектора булевых переменных, реализуемая УЭ, является системой коррекции. Блок памяти УЭ содержит целый набор заданных систем коррекций с тем, чтобы в дальнейшем по некоторому дополнительному критерию выбрать из них наиболее адекватную текущему этапу решения конкретной задачи (см. далее). Если реакция УЭ равна 1, то реакция ФЭ признается неудовлетворительной, и соответствующим изменением функционирования ФЭ она заменяется на противоположную с вероятностью p . Такая перестройка функционирования ФЭ производится после пропускания через сеть всей предыстории, причем УЭ запоминает все неудачные реакции настраиваемого ФЭ и затем корректирует их все сразу за один такт работы системы.

Аналогично перестройке функционирования ФЭ через УЭ осуществляется перестройка узора связей ФЭ, при этом с вероятностью реализуется структурное изменение сети, код которого поступает от ЦУБ на все УЭ.

Блок буферной памяти (ББП). Поскольку для обучающихся систем существенно накопление, обновление и многократное использование обучающей последовательности, то входная информация накапливается в блоке буферной памяти, имеющем регистровую организацию, при которой поступление новой информации приводит к сдвигу всей записанной ранее на одну или несколько позиций (предусмотрен также сброс наиболее устаревшей информации).

Объект, для предсказания поведения которого синтезируется сеть ФЭ, представляется различными последовательностями двоичных символов, которые считаются функциями времени $x = f(t_k)$, $t_{k+1} = t_k + \Delta t$. Предполагается, что известны все значения $f(t_k)$ для $t_k < t_0$ (t_0 – момент принятия решения), из которых формируется предыстория для обучения. Требуется предсказать значения $x = f(t_k)$ для моментов времени $t_k \geq t_0$, $t_k = t_0 + k\Delta t$, где $k = 1, 2, \dots$; $k\Delta t$ – время учреждения.

Отметим, что постановка данной задачи определяет емкость одной регистровой ячейки, равную одному биту информации. В иных случаях, например, при решении задач распознавания или управления, в одной ячейке буферной памяти требуется хранить описание распознаваемого

образа или ситуации, т.е. соответствующий им многоразрядный двоичный код.

ЦУБ системы в свою очередь имеет сложную структуру, поэтому описаны входящие в него основные блоки.

1. **Блок выработки структурных изменений.** Каждое структурное изменение, сводящееся к включению и выключению элементов и их связей, характеризуется типом и размерностью (т.е. числом элементов и связей, на которое распространяется выбранное структурное изменение). В соответствии со случайным характером структурных изменений два независимых генератора случайных кодоврабатывают двухразрядный двоичный код структурного изменения и двухразрядный двоичный код его размерности, которые рассыпаются всем УЭ.

2. **Блок выработки решения.** В нем генерируются реакции системы как некоторой функции от реакций выходных элементов сети ФЭ. В качестве такой функции в описываемой системе используется пороговая функция от реакций выходных элементов на каждом такте работы системы.

3. **Блок оценок.** По информации от блока выработки решения и от ББП здесь вычисляются значения различных критерии, используемых в эволюционном предсказывающем алгоритме для оценки синтезируемых в сети ФЭ моделей объекта. Далее осуществляется сравнение каждого из этих значений с заданным порогом либо сравнение между собой двух значений одного критерия, соответствующих различным структурам системы. В качестве критериев, оценивающих функционирование всей системы, используются критерии точности модели объекта (минимум среднеквадратичной ошибки; максимум коэффициента корреляции истинной последовательности символов с последовательностью символов, генерируемых системой); критерии несмещенности модели относительно обучающих выборок; критерии устойчивости прогноза (балансные критерии).

В результате сравнения принимается одно из следующих решений о прерывании этапа использования или этапа обучения (или подбора функционирования на этапе обучения); о предпочтительности одной из сравниваемых структур системы; о предпочтительности одной из систем коррекции, используемых для настройки одной и той же структуры; о считывании той или иной информации из буферной памяти.

4. **Счетчики.** С их помощью реализуется прерывание этапа обучения по достижении заданного числа проведенных структурных изменений сети ФЭ и подбора функционирования сети на этапе обучения, т.е. по достижении заданного числа шагов алгоритма. Запоминание опыта применения того или иного структурного изменения позволяет реализовать в ЦУБ адаптивное изменение значений вероятностей выбора типов структурных изменений.

Кроме того, ЦУБ содержит ряд блоков, выполняющих технические задачи: блоки телеметрирования, контроля и исполнения команд, блок управления считыванием информации из буферной памяти.

Целесообразно также описать детально реализуемую ЦУБ и сетью УЭ систему коррекции при подборе функционирования сети элементов. Она представляется логической функцией от трех булевых переменных: R_1 – реакция ФЭ, R_S – реакция всей сети ФЭ (синтезируемой модели), R_i –

Таблица 9.1. Система коррекции, реализуемая управляемыми элементами в предсказывающем спецпроцессоре

Реакция ФЭ	Реакция модели	Истинный символ	Система коррекции					
			1	2	3	4	5	6
0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	0	1	0	1
0	1	0	1	0	1	0	0	0
0	1	1	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	1	1	0	0	1	0	0
1	1	0	1	1	1	0	1	0
1	1	1	0	0	0	0	0	0

истинный символ, который предсказывается элементом и сетью. Логическая функция осуществляет разбиение восьми возможных троек значений булевых переменных на удовлетворительные и неудовлетворительные. Неудовлетворительная оценка влечет изменение реакции элемента на противоположную с вероятностью p . Имеют смысл системы коррекции, приведенные в табл. 9.1 [31].

Шесть логических функций соответствуют следующим системам коррекции: 1 – если реакция модели неверна, то коррекции подвергаются реакции всех элементов, участвовавших в формировании неверной реакции модели; 2 – если реакция модели неверна, то коррекции подвергаются только те реакции элементов, которые не совпадают с истинным символом; 3, 4 – системе разрешены ошибки соответственно второго и первого рода; 5, 6 – при неправильной реакции модели элементу разрешены ошибки соответственно первого и второго рода.

Ввиду того что для предсказания конкретной двоичной последовательности трудно априори указать наилучшую систему коррекции, в алгоритм был введен подбор оптимальной системы коррекции, который осуществляется следующим образом. Для произвольного варианта структуры, отражающей взаимосвязь элементов модели, с помощью каждой i -й ($i = \overline{1, 6}$) системы коррекции осуществляется подбор безошибочного функционирования по некоторому критерию (т.е. число неудовлетворительных троек $\{R_1, R_S, R_i\}$ по оценке с помощью i -й системы коррекции равно нулю) на подпоследовательности Z_1 обучающей последовательности. Если это невозможно, то происходит переход к следующей ($i + 1$)-й системе коррекции. Когда безошибочное функционирование недостижимо ни при какой системе коррекции, k -й вариант структуры забраковывается.

Результат обучения на Z_1 с помощью i -й системы коррекции оценивается на подпоследовательности Z_2 обучающей последовательности величиной критерия F_{2i} (например, числом любых несовпадений символов-реакций системы с истинными символами). При этом запоминается оценка F_2 – наилучшая из F_{2i} , полученная с помощью некоторой i -й системы коррекции и порядковый номер i этой системы коррекции.

Чтобы избежать полного перебора всех систем коррекции при каждом подборе функционирования, применялся следующий механизм: в "историю" i -й системы коррекции заносится 1 после каждого удачного испытания (т.е. $F_{2i} = F_2$) и 0 – после неудачного. Если число 1 среди r (в экспериментах $r = 12$) последних символов "истории" системы коррекции становится меньше заданного, то система коррекции не испытывается. После M ($M > 100$) подборов функционирования последние символы "Историй" всех систем коррекции полагаются равными 1. Тем самым любая забракованная на каком-либо такте система коррекции вновь (хотя бы на одно испытание) допускается к работе.

Кроме того, в работе [31] описывается модификация ЭПА по реализуемому аппаратурно многокритериальному отбору. Обсуждаются также результаты экспериментального (путем моделирования на ЭВМ) исследования эффективности эволюционного спецпроцессора, которые показали целесообразность аппаратурной реализации ЭПА.

Для основной ячейки сети (пары функциональный элемент–управляющий элемент) необходимо два дешифратора и, при числе входов дешифратора $n = 8$, память общей емкостью около 2,5 Кбит. Таким образом, для обсуждаемой системы из 48 пар ФЭ–УЭ необходима общая емкость памяти ~ 120 Кбит и около 100 дешифраторов на 8 входов и 256 выходов каждый. Остальные блоки системы (блок буферной памяти и центральный управляющий блок) требуют значительно меньших аппаратурных затрат. Существенной составной частью устройства является разветвленная система оптических связей, обеспечивающая его параллельный режим работы. Каждая пара ФЭ–УЭ имеет около 300 входных и выходных световодных волокон.

Быстродействие описанного устройства, в основном, определяется временами записи и стирания в матрицах памяти. Оценки показывают, что решению задач того типа, который рассматривается в работе [31], система обучается в среднем за 1000 пропусканий через нее предыстории (т.е. после генерирования каждым функциональным элементом ~ 20000 выходных реакций). Если принять за время записи (стирания) величину $\sim 10^{-8}$ с, то время обучения устройства в среднем не будет превышать 1 мс. Для сравнения укажем, что затраты машинного времени на обучение при моделировании устройства на ЭВМ М-4030 составили 40–60 мин.

Приведенные оценки рабочих характеристик и моделирование описанного спецпроцессора показывают эффективность предложенной элементной базы при преодолении ограничений программной реализации эволюционного предсказывающего алгоритма. На примере данного спецпроцессора подтверждены целесообразность и принципиальная осуществимость разработки эволюционных аппаратных средств на основе предложенной элементной базы.

9.2. МИКРОЭЛЕКТРОННЫЙ ПРОЦЕССОР-ИДЕНТИФИКАТОР [12]

Рассмотрим еще один пример аппаратной реализации алгоритмов, близких эволюционным, который подтверждает возможности описанной элементной базы при реализации алгоритмов, включающих синтез моделей сложных объектов.

В рассматриваемом случае речь идет о реализации алгоритма CML [12, 94], краткое описание которого приводится в Приложении II.

Принципы выбора элементной базы для цифровой аппаратной реализации. При программной реализации МГУА [12] число входных переменных не может быть более 20: время, затрачиваемое на перебор моделей, становится неприемлемым. Поэтому аппаратная реализация и, соответственно, выбор элементной базы, направлены на максимальное распараллеливание вычислительных процедур алгоритма. Возможности распараллеливания многогрядных алгоритмов велики.

Действительно, в блоке вычисления скалярных произведений все скалярные произведения накапливаются независимо и поэтому их вычисление может быть распараллелено. Учитывая, что наблюдения переменных объекта поступают последовательно, процесс вычисления и накопления скалярных произведений может быть осуществлен в конвейерном режиме.

Оценивание параметров и вычисление критериев для всех моделей осуществляется независимо, поэтому этот процесс также может быть распараллелен.

Отбор лучших моделей в соответствующем блоке может быть осуществлен последовательно. Это допускает организацию конвейерного режима в блоке вычисления коэффициентов лучшей модели, что уменьшает аппаратные затраты.

Вычисление аппроксимаций в соответствующем блоке для каждой модели осуществляется независимо и может быть распараллелено, а вычисление каждой аппроксимации в любой точке представляет собой скалярное произведение, поэтому может выполняться в конвейерном режиме.

Изложенное определяет принципы выбора элементной базы для аппаратной реализации алгоритма.

1. Ввиду наличия ряда последовательно функционирующих вычислительных блоков, целесообразно использовать специально запрограммированный микропроцессор, который формирует тактированные сигналы для управления последовательностью вычислений.

2. Наиболее распространенные операции – умножение и сложение многоразрядных чисел. Целообразно в качестве основы для создания быстрых умножителей и сумматоров выбрать однородные параллельные процессоры на базе итеративных матриц с памятью [171]. Такие процессоры достаточно эффективно реализуют арифметические операции, в том числе операции матричной алгебры.

3. Назначение блока отбора лучших моделей – подсоединить к своим выходам F лучших моделей из известного числа моделей, поступивших на его входы. Для решения этой задачи требуется использование коммутатора.

4. Самым узким местом любого специпроцессора является обеспечение параллельного выполнения всех описанных выше вычислительных процессов, что, в первую очередь, определяется параллельным вводом-выводом данных в блоках памяти и вычислительных блоках.

Принципы построения основных блоков процессора. Структура процессора приведена на рис. 9.2. Опишем ее поблочно.

Блок памяти. В блоке хранится информация о m исходных пере-

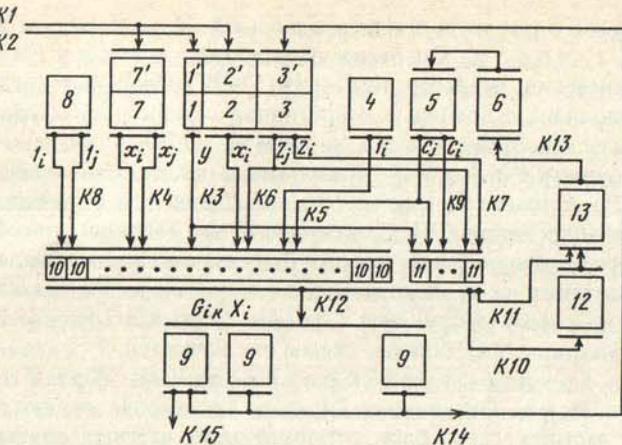


Рис. 9.2. Блок-схема процессора

1–8 – блоки памяти, хранящие данные обучающей и проверочной последовательностей переменных 2, 7 и определяемой ими искомой функции 1, результаты решений лучших частных схем 3–8; 9 – вычислители решений лучших частных схем; 10, 11 – частные схемы; 12 – блок ранжировки лучших частных схем; 13 – коммутатор, K1–K15 – световодные кабели

менных и F последних лучших моделей, а также специально введенная переменная, всюду равная единице. Необходимый объем памяти $S(m + F + 1)(n_A + n_B)$ бит, где S – разрядность входных и выходных переменных, $S(m + F + 1)$ – число столбцов, $n_A + n_B$ – число строк (длина обучающей и проверочной последовательности). Поскольку информация для вычисления частных моделей [12, 94] подается параллельно из всех ячеек первой строки, то в принципе только эта строка может быть сделана на основе оптической интегральной схемы. Число связей от каждой ячейки памяти равно $S(m + F + 1)$. Из алгоритма следует, что информация на частные схемы должна подаваться многократно (циклически) строка за строкой. Следовательно, информация внутри матрицы памяти должна передаваться целыми строками, причем "отработавшая" строка должна переписываться в конечную строку матрицы. Для этого предусматривается резервная строка, имеющая оптический вход (для обучающей последовательности n_A).

Частные схемы для вычисления моделей. Реализуют алгоритмы оценивания параметров a и b в частных моделях вида $y = aX_i + bX_j$, $y = aX_i + bZ_j$, $y = aZ_i + bZ_j$, где y – выходная переменная частной модели, X_i , X_j – исходные переменные, Z_i , Z_j – выходные переменные частных моделей предыдущих рядов [12, 94]. Известны две модификации алгоритма оценивания: регулярная, основанная на вычислении скалярных произведений величин $X_i X_j$, $X_i Z_j$ и $Z_i Z_j$, и поисковая, основанная на алгоритме поиска с пробными шагами в пространстве параметров a и b . Первый из них работает быстрее, но требует для реализации своей арифметики больше аппаратных средств. Выбор модификации определяется требованиями, предъявляемыми к специпроцессору.

Блок выбора лучших моделей (блок ранжировки) с коммутатором. Операция ранжировки и выбора F наименьших чисел CRI значения целевого критерия [12] может быть естественным образом выполнена с помощью итеративной однородной матрицы, ориентированной на операцию поиска минимума [171]. Двумерная матрица имеет размерность $\theta \times S$, где S – разрядность чисел, θ – количество чисел в массиве. За F шагов последовательно выделяются F лучших моделей, т.е. F наименьших чисел CRI. Существенно, что матрица способна фиксировать номера частных схем из массива θ , принадлежащих к выделенным.

Выходы лучших схем последовательно, по мере их выделения, подключаются к коммутатору, тем самым оказываясь подсоединенными к столбцам матрицы 6. Остальные схемы отключаются.

Общая архитектура процессора и функционирование блоков. Основными блоками процессора являются блок памяти, блок частных схем, блок отбора лучших частных описаний с коммутатором, блок развертки лучших моделей, а также блок управления.

Функционирование блока памяти. Блок памяти процессора (не считая элементов памяти в частных схемах) состоит из восьми матриц 1–8. В матрицах 1, 2 хранятся данные обучающей и проверочной последовательностей входных переменных X_i ($i = 1, \dots, m$) и искомой функции Y в k -е моменты времени ($k = 1, \dots, n_A, n_A + 1, \dots, n_A + n_B$), в матрице 3 хранятся лучшие модели, в матрицах 5, 6 – результаты промежуточных вычислений, относящиеся к лучшим частным схемам, в матрицах 4, 8 – данные для вспомогательных вычислений, матрица 7 является полным аналогом матрицы 2 и введена для удобства функционирования процессора (в подматрицах 1, 2 и 7 записывается обучающая последовательность, в подматрицах 1', 2' и 7' – проверочная).

Элементы выходных строк матриц 2, 3, 7 соединены с частными схемами типа 10 и 11 следующим образом. Входы каждой частной схемы типа 10 на первом этапе работы процессора соединены с двумя столбцами матрицы 7. На последующих этапах каждая частная схема 10 соединена с выходами одного из столбцов матрицы 2 и одного из столбцов матрицы 3, а частные схемы 11 – с двумя столбцами матрицы 3. Матрица 1 соединена со всеми частными схемами.

Матрицы 4 и 8 используются для выполнения операции развертки, т.е. вычисления коэффициентов при исходных переменных для лучших моделей (матрица 8 используется на первом этапе работы).

На последующих этапах каждый столбец матрицы 4 подсоединен к F частным схемам типа 10 так, что к каждой частной схеме подсоединяются одинаковые столбцы матриц 4, 2 и 2'.

Матрицы 5 и 6 содержат m строк и F столбцов и используются для записи и хранения коэффициентов A_{lp} развернутых моделей лучших схем [12, 94] (моделей с исходными переменными). Выходы матрицы 5 подсоединенны к тем же частным схемам 10 и 11, что и выходы матрицы 3, причем столбцы с одинаковыми номерами подсоединенны к тем же схемам.

Функционирование блоков частных схем. На первом этапе работают $m(m+1)/2$ схем из группы схем 10 (эти схемы работают от сигналов, получаемых с матрицы 7). На последующих этапах работает полное число схем от переменных X_i, Z_i, Z_l и они получают сигналы

от матриц памяти 2 и 3. В предлагаемом процессоре используется один ряд частных схем, поэтому развернутые лучшие модели данного ряда запоминаются в матрицах 6 и 5, а тот же блок частных схем используется в следующем ряду.

Итак, частные схемы используются для выполнения трех функций: формирование моделей, вычисление коэффициентов при исходных переменных в полиномах лучших моделей (развертка) и вычисление слагаемых типа $A_{lp} X_S$ для определения значения лучших моделей с целью их использования в качестве входных переменных для следующего ряда. Первая функция описана ранее, вторая выполняется на основе информации, находящейся в матрице 8 либо в матрицах 4, 5; третья – на основе информации в матрицах 2, 5.

Выходы частных схем связаны как с блоком выбора лучших моделей (блок 12), так и с блоком вычисления развернутых лучших моделей через коэффициенты A_{lp} (блок 9).

Функционирование блока вычисления развернутых лучших моделей. Эта операция производится блоками типа 9, количество которых равно F . Все эти блоки связаны со всеми схемами 10. Выходы блоков 9 связаны с матрицей памяти 3, при этом блок, вычисляющий наилучшую модель, подсоединен к первому столбцу матрицы и т.д.

Функционирование процессора в целом. Начало и конец работы процессора на каждом этапе, а также его функционирование в пределах данного этапа определяются командами из блока управления. На основании проверочной последовательности $X_i, i = n_A + 1, \dots, n_A + n_B$, каждая частная схема вычисляет параметры a и b и функционал CRI, величины которых поступают на блок лучших моделей 12. Выбранные F лучших моделей подсоединяются к выходам матрицы 6. Этую операцию выполняет коммутатор 13. Следующий шаг первого этапа – вычисление и запись в матрицу 6 коэффициентов A_{lp} разложения лучших моделей по X_i . После заполнения матрицы 6 данные из нее переписываются в матрицу 5 и стираются.

Следующий шаг первого этапа – вычисление последовательности значений лучших моделей Z_f для разных моментов времени и заполнение ими матриц 3, 3'. Для этого с выходов матрицы 5 построчно на входы частных схем 10 подаются значения записанных в ней коэффициентов A_{lp} , а на другие входы – информация первой строки матрицы 2. За m тактов на входы блоков 9 подаются все слагаемые $A_{lp} X_i$, которые суммируются и полученные Z_f заполняют первую строку матрицы 3. Далее та же процедура повторяется для второй строки матрицы 2 и т.д., всего $n_A + n_B$ раз, в результате чего матрица 3, 3' полностью заполняется. Работа первого этапа (ряда) закончена.

Функционирование процессора на втором и последующих этапах отличается от описанного тем, что уже имеется заполненная матрица 3, 3' и комбинации входных переменных, подающиеся на частные схемы, отличаются от комбинаций на первом этапе. Задействованы все частные схемы 10 и 11, и они подключены к матрицам 2 и 3 при формировании Z_k и к матрицам 4 и 5 при вычислении коэффициентов A_{lp} . Лучшими схемами могут оказаться как схемы типа 10, так и типа 11.

Функционирование процессора продолжается до тех пор, пока наилучшая модель последующего ряда станет равной в смысле критерия CRI или хуже наилучшей модели предыдущего ряда. После этого искомая функция Y считается синтезированной. Коэффициенты полинома находятся в первом столбце матрицы 5, а частные схемы 10 работают в режиме вычисления Y , значение которой формируется на выходе левого блока 9, являющегося искомым выходом модели (кабель K15).

Весь процессор может быть создан на основе совершенно идентичных блоков — однородных итеративных матриц с памятью, снабженных оптическими входами и выходами. За счет настройки ячеек матрицы на ней можно реализовать блоки памяти, умножения, суммирования, ранжировки чисел и блоки коммутации.

Важнейшей отличительной чертой процессора является очень сильно развитая система связей между блоками, что требует высокой их помехоустойчивости. Использование ОИС на основе гетероструктур GaGs—GaAlAs решает эту проблему, поскольку все связи можно реализовать на основе упорядоченных световодных блоков, содержащих практически неограниченное число световодов.

Сравнение аппаратной и программной реализаций. Быстродействие в основном определяется временем работы блоков оценивания коэффициентов модели, вычисления значений модели и вычисления критериев. Если считать t — время срабатывания одной ячейки матрицы — равным 10^{-7} – 10^{-8} с, $n_A = n_B = 20$, $m = 10$, то несложный подсчет показывает, что полное время синтеза функции Y будет примерно 10^{-2} – 10^{-1} с. Если считать t тем же самым при программной реализации этой же модификации СМЛ на ЭВМ, то время синтеза составит 1–10 с (для ЭВМ ЕС-1055 порядка 100–300 с).

Регулярная модификация СМЛ при программной реализации выигрывает по быстродействию примерно порядок по сравнению с поисковой модификацией. Однако аппаратная ее реализация более сложна, ибо требует выполнения арифметических операций над числами большей разрядности, чем это имеет место в поисковой модификации. Наиболее перспективной следует признать реализацию с помощью процессоров конвейерного действия — наиболее эффективной реализации операций типа скалярного произведения. Однако это может дать большой выигрыш лишь при больших m и n , так как операция ранжировки приостанавливает работу конвейера, и относительное время его работы в полностью загруженном состоянии при малых m и n будет невелико.

ГЛАВА 10

АВТОМАТИЗАЦИЯ НАУЧНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

10.1. КОНЦЕПЦИЯ СТРУКТУРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ И АВТОМАТИЗАЦИЯ

Основные проблемы автоматизации и эволюционные средства обработки сигналов. Хорошо известно, что необходимость автоматизации научных исследований связана с усложнением исследуемых взаимосвязей в природе, которое выражается в увеличении числа регулируемых и контролируемых параметров и измеряемых величин, в априорном отсутствии адекватных функциональных зависимостей между ними, в остром дефиците информации, необходимой для определения этих зависимостей с целью надлежащего управления сложным и дорогостоящим научным экспериментом [59, 65]. Признавая необходимость комплексного решения всех этапов автоматизации эксперимента, включая оснащенность вычислительными мощностями, эффективными датчиками, терминалльными устройствами и другими техническими средствами (в том числе аппаратурой типа КАМАК), отметим особую роль проблемы обеспечения систем автоматизации алгоритмическими и программными средствами обработки экспериментальных данных, адекватными перечисленным выше условиям исследования. С одной стороны, от успешного решения этой проблемы в значительной мере зависит эффективность создаваемых систем автоматизации: их производительность (скорость сбора и обработки данных, скорость достижения поставленной цели управления и т.п.), сложность решаемых задач, универсальность, проявляющаяся в гибкой перестройке на другие эксперименты без дополнительных капитальных затрат. С другой стороны, лишь на базе применения высокоеффективных алгоритмов обработки, ориентированных на достижение цели системы, можно получить ответ на вопросы: что измерять? и как измерять?, — и тем самым достичь комплексного решения проблемы изменения данных.

По совокупности условий, в которых проводится научный эксперимент, и желаемых свойств создаваемых систем автоматизации нетрудно определить требования к необходимым алгоритмам обработки экспериментальных данных. При дальнейшем обсуждении будем исходить из того, что в общем случае цель любой системы исследования состоит в установлении или уточнении модели исследуемого явления (объекта). Поскольку создание модели (идентификация) происходит в условиях априорной информативной неопределенности, то становится понятным повышенное внимание к методам адаптивной идентификации и к соответствующим алгоритмам обработки, отмеченное на последних конференциях по автоматизации экспериментальных исследований (см., например, [117, с. 37]). Отмечается также [117], что одним из наиболее перспективных направлений в автоматизации эксперимента является одновременная идентификация объекта исследования и управление им. С увеличением числа экспериментов, подлежащих автоматизации, с усложнением экспериментов, сопровождающимся увеличе-

нием сроков проектирования и разработки и уменьшением экономичности, с учетом нередкой смены условий проведения исследования остро встают проблемы унификации и специализации создаваемых систем автоматизации.

Для целей автоматизации эволюционное моделирование как метод адаптивной структурной идентификации, а также описанные выше алгоритмические и программные эволюционные средства представляются исключительно перспективными, поскольку осуществляют комплексное разрешение указанных проблем. Действительно, эволюционные алгоритмы используют минимум априорной информации в виде указания принципиального класса С-моделей и соответствующего ему списка РИ, поэтому они применены к широкому кругу экспериментов. С другой стороны, эволюционные алгоритмы оснащены эффективными механизмами активного извлечения информации из текущей, присущей только этому, конкретному эксперименту, и при этом механизмами, использующими полученную информацию для изменения процесса синтеза моделей. Тем самым в самих алгоритмах реализуется процесс специализации — настройки именно на данный эксперимент. Являясь универсальными по используемым моделям и механизмам, данные алгоритмы специализируются в процессе работы, и таким образом успешно решаются отмеченные выше проблемы.

Детальной разработке эволюционного моделирования под автоматизацию радиофизического эксперимента посвящены работы авторов [5, 6, 23, 24, 25, 34]. Они включают концепцию управления экспериментом на основе одновременной структурной идентификации, общую схему автоматизированной системы эксперимента, оснащенной эволюционными средствами, описание состава библиотеки модулей и ее работы по конечным целям эксперимента.

Концепция адаптивного управления экспериментом на основе структурной идентификации [4, 5, 19]. Пусть исследуемый и управляемый объект описывается самым общим образом через математическую взаимосвязь состояний s объекта и выходных измеряемых величин z :

$$s_{k+1} = f_s(s_k, x_k, \varphi'_k, r_k), \quad z_{k+1} = f_z(s_k, x_k, \varphi''_k), \quad (10.1)$$

где x_k — входные измеряемые воздействия, φ'_k и φ''_k — неизмеряемые воздействия на объект и процесс измерения соответственно, k — дискретный аналог времени $t = t_k = k \cdot \Delta t$, $k = 0, 1, 2, \dots$. Задача управления состоит в выработке на основе известных функций f_s и f_z решений r_k , способствующих достижению заданной цели $Q(s, z, r)$ или $Q(r)$. Например, в случае стабилизации выхода объекта управления на заданном уровне z_* целевая функция имеет вид $Q(z_{k+1}) = \|z_{k+1} - z_*\|^2$, а цель — минимизация $Q(z_{k+1})$.

В случае параметрической неопределенности относительно f_s и f_z , как известно [78], применяется управление с идентификацией параметров объекта на основе параметрической адаптации (адаптивная параметрическая идентификация). При непараметрической неопределенности необходима аппроксимация вида (структур) функциональных зависимостей f_s и f_z , что недостижимо в пределах параметрической идентификации. Однако, этого можно достичь при реализации эволюционного

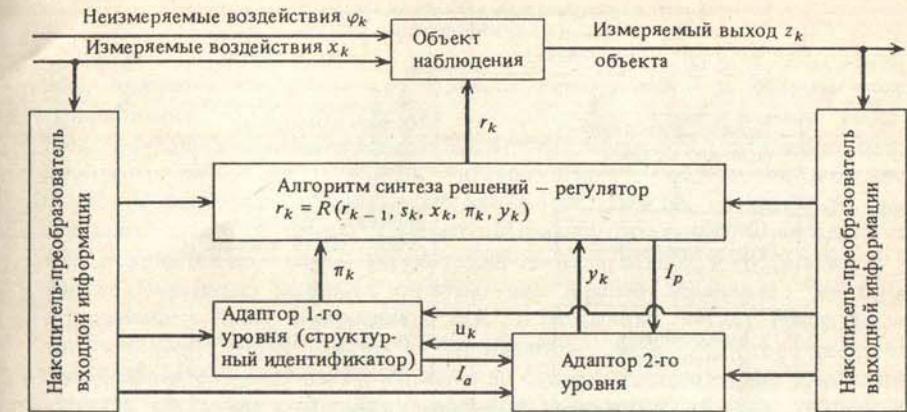


Рис. 10.1. Принципиальная схема управления экспериментом со структурной идентификацией

подхода [25]. Рассмотрим принципиальную схему управления экспериментом в этом случае (рис. 10.1). Здесь решение $r_k = R(r_{k-1}, s_k, x_k, \pi_k, u_k)$ вырабатывается регулятором на основе совокупности π_k моделей, синтезированных структурным идентификатором, с учетом совокупности параметров u , которые задаются адаптором 2-го уровня. Регулятор практически реализует детерминированный алгоритм синтеза совокупности решений r_k на основе совокупности π_k моделей, аппроксимирующих уравнения (10.1) по наблюдаемым последовательностям состояний объекта и его выходов. Из совокупности синтезированных решений регулятор, оценивая их с точки зрения достижения заданной цели, отбирает необходимое единственное (см. рис. 10.1.). Собираемая при этом информация I_p отправляется в адаптор 2-го уровня. Нетрудно заметить, что регулятор реализует этап использования двухуровневой процедуры эволюционного моделирования, а структурный идентификатор, изображенный на рис. 10.2, этап структурной адаптации. Алгоритм работы адаптора 1-го уровня имеет вид $\pi_{k+1} = P(\pi_k, x_k^d, s_k, z_k^d, u_k)$, где x_k^d и z_k^d — последовательности длины d входных и выходных измеряемых величин, u — рекомендации структурному идентификатору от адаптора 2-го уровня. Синтез структуры модели, выбранной совокупности π_k , осуществляется здесь по методикам, описанным в гл. 5. Отметим блок "коррекции параметров идентификатора", который осуществляет процесс пошагового обучения параметров самого алгоритма адаптирования, в частности, вероятностных распределений моделей совокупности π_k , режимов изменений, глубины изменения и т.п. Необходимость их пошаговой коррекции следует из задачи активного извлечения информации об объекте, решаемой структурным идентификатором. Эта же задача на уровнях детализации входной информации, класса моделей и оценивающих функций решается адаптором 2-го уровня, подробная блок-схема которого приведена на рис. 10.3. Им выдаются значения вектора параметров W : $w_{k+1} = W(w_k, x_k, z_k, I_i, I_p)$, обеспечивающие эффективную работу регулятора (u_k) и структурного идентифи-

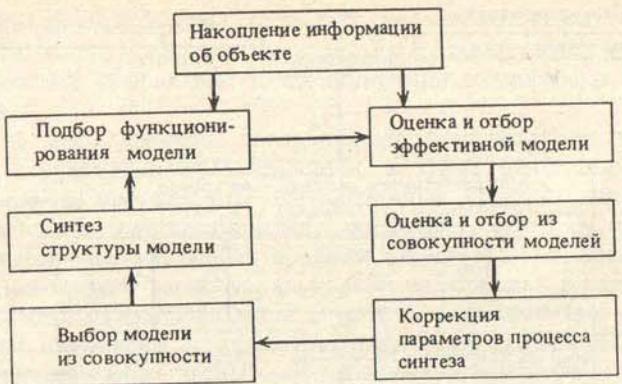


Рис. 10.2. Блок-схема структурного идентификатора

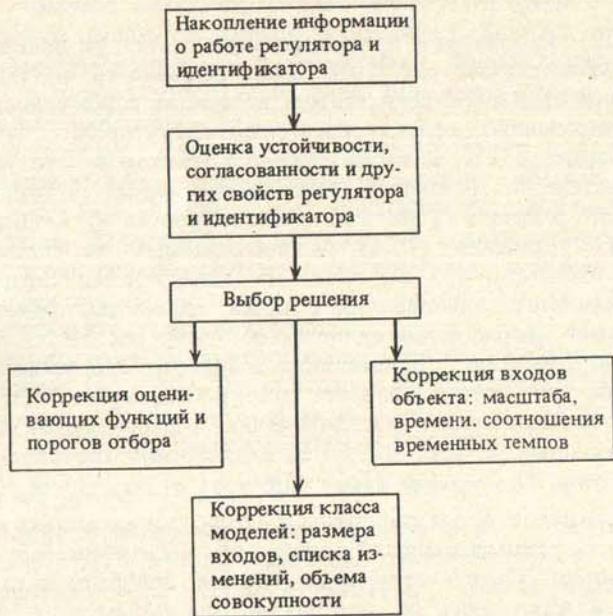


Рис. 10.3. Блок-схема адаптора 2-го уровня

тора (u_k) в достижении цели $Q(w_k = (y_k, u_k))$. Накапливая информацию о работе регулятора I_p и идентификатора I_i , оценивая их работу по критериям их совместной работы (устойчивости, согласованности и т.п.), адаптор 2-го уровня выдает решения о коррекции оценивающих функций, порогов отбора, максимального размера структурных моделей, максимального числа их входов, списка режимов изменений, интервала Δt временной дискретизации входов и выходов объекта.

10.2. ОБЩАЯ СХЕМА АВТОМАТИЗАЦИИ

На рис. 10.4 изображена схема автоматизации N научных экспериментов, принадлежащих близкой области исследований, в данном случае радиофизике. Здесь на стендах проходят экспериментальные испытания, оснащенные соответствующими системами автоматизации традиционного типа. Этот уровень автоматизации (условно назовем первым) реализуется технически на мини-ЭВМ, каждая из которых представляет собою в целом измерительно-вычислительный комплекс, так как осуществляет сбор и регистрацию измерительной информации в заранее описанных режимах работы, по заранее заданным "жестким" программам. Часть полученных при этом данных может сразу же использоваться, другие данные накапливаются и через аналогово-цифровые преобразователи, входящие в каналы связи, передаются на следующий уровень системы, который реализуется технически на базе универсального вычислительного комплекса.

Распределение заявок на обслуживание по эволюционной управляющей программе, поступающих со стендов испытаний, осуществляется программой-монитором, которая при составлении очереди учитывает приоритет, обусловленный временными ограничениями конкретного процесса в каждом эксперименте и соотношениями между реальными темпами различных экспериментов. Программа-монитор выдает номер стендса, который далее обслуживается по эволюционной программе. Вся дальнейшая работа осуществляется на втором уровне системы автоматизации, т.е. универсальным вычислителем. Блоком "центральный вычислитель" на схеме рис. 10.4 выделены работы по вызову в оперативную память управляющего модуля эволюционной программы, по подключению необходимых для данного эксперимента вспомогательных устройств (носителей внешней памяти, специальных устройств ввода-вывода, устройств сопряжения с соответствующей мини-ЭВМ и т.п.).

Для синтеза моделей широкого класса экспериментов и выработки управляющих решений используется библиотека программ модулей, составленная из модулей ПППО, ППМО, ППВ и программной реализации ЭРА. Для каждого конкретного эксперимента составляется набор модулей, участвующих в эволюционном процессе синтеза моделей и в выработке решения регулятором. Составление такого набора осуществляется при непосредственной настройке эволюционной программы управляющим модулем по лицевым счетам модулей, содержащим: 1) качественные характеристики типа задачи, в которой может применяться данная программа (для регулятора задача оптимизации, линейного и квадратичного программирования и т.п., для идентификатора – различные преобразователи, являющиеся операторами структурированных моделей); 2) количественные характеристики (число переменных, число параметров, объем памяти, число ограничений и т.п.); 3) целевые характеристики, отражающие требуемую точность результата, точность задания аргументов, время работы, скорость сходимости; 4) архивные характеристики, включающие сведения об опыте работы.

В автоматизации научных экспериментов на основе эволюционного моделирования особое значение имеет библиотека программных моду-

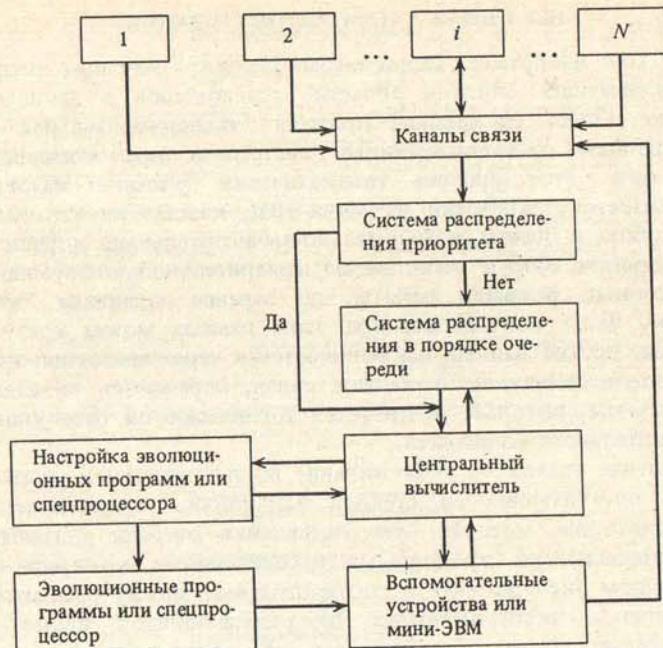


Рис. 10.4. Схема автоматизации номера экспериментов с применением эволюционных средств

лей, в которой осуществляется ориентация на определенную научную область. Понятно, что лишь достаточно полная и разнообразная библиотека позволяет реализовать достаточно широкий класс моделей, который определяется общими характеристиками автоматизируемых экспериментов. Именно эти характеристики, отражающие принципиальный вид входной информации и конечные цели автоматизации, определяют в конечном счете ориентацию и конкретный состав библиотеки модулей. Полное описание научных экспериментов и соответственно библиотеки модулей в системе автоматизации включает описание конкретных технических средств сбора и регистрации измерительной информации, реализуемых первым уровнем системы. Концентрируя внимание на проблеме алгоритмического и программного обеспечения, обсудим здесь состав библиотеки эволюционных модулей по конечным целям автоматизации.

Практически любое управление радиофизическим экспериментом проводится с целью получения новой информации об исследуемом объекте, возникающей при решении следующих задач: оценок параметров, характеризующих объект восстановления неполных данных, обнаружения неизвестных закономерностей, классификации и распознавания возникающих ситуаций и т.п.

Библиотека эволюционных модулей, ориентированная на этот класс задач, включает: 1) модули-операторы, на основе которых синтезируются структурированные модели; 2) управляющие модули, реализующие процессы синтеза С-моделей под задачу обработки экспериментальных дан-

ных; 3) управляющие модули, осуществляющие процессы многократного использования модулей, описанных в п. 2; 4) модули-решатели, реализующие синтез решений на основе синтезированных С-моделей, т.е. модули-регуляторы.

Эффективное использование библиотеки эволюционных модулей допускает также наличие иных программных средств, которые в комплексе с эволюционными более полно отражают специфику эксперимента. Наглядным подтверждением тому служит включение ППВ в комплекс программ статистического анализа атмосферных флуктуаций [7].

Учитывая современную возможность непосредственного оснащения имеющимися эволюционными программными средствами малых ЭВМ и микропроцессоров, целесообразно рассмотреть перспективную схему автоматизации радиофизического эксперимента, которая отражена на рис. 10.4. Она ориентирована на использование многомашинного комплекса или многопроцессорной системы, реализующих эволюционные алгоритмы обработки информации. Теоретическая разработка таких эволюционных спецпроцессоров (см. гл. 9) позволяет преодолеть алгоритмические проблемы и создает условия оснащения систем автоматизации как программными, так и аппаратными эволюционными средствами.

10.3. ИМИТАЦИОННО-ЭВОЛЮЦИОННЫЙ ПОДХОД В МОДЕЛИРОВАНИИ

Средства эвоинформатики в глобальном моделировании [35, 75]. Традиционные подходы к построению глобальной модели, как обсуждалось в гл. 1, сталкиваются с трудностями алгоритмического описания многих социально-экономических, экологических и климатических процессов, так что в результате приходится иметь дело с информационной неопределенностью. Развитые подходы к глобальному моделированию просто игнорируют эту неопределенность, в результате чего структура созданных моделей не охватывает реальные процессы адекватным образом. Метод эволюционного моделирования позволяет устранить этот недостаток путем синтеза комбинированной модели, структура которой подвергается адаптации на предыстории комплекса биосферных и климатических компонентов. При этом реализация модели также может быть комбинированной в разных классах структурированных моделей, с использованием программных средств на традиционных ЭВМ и спецпроцессоров эволюционного типа. Форма такого комбинирования многообразна и зависит от пространственно-временной полноты глобальных архивов данных.

Имеющийся опыт глобального моделирования изобилует примерами непреодолимых трудностей при попытке найти способы описания научно-технического прогресса и человеческой деятельности в различных ее проявлениях. Не меньшие сложности возникают при моделировании климата, характеризующегося суперпозицией процессов с различными временными темпами изменчивости. Что касается полноты описания в глобальной модели, то и здесь невозможно четко очергить пределы информационной обеспеченности и границы необходимой пространственной

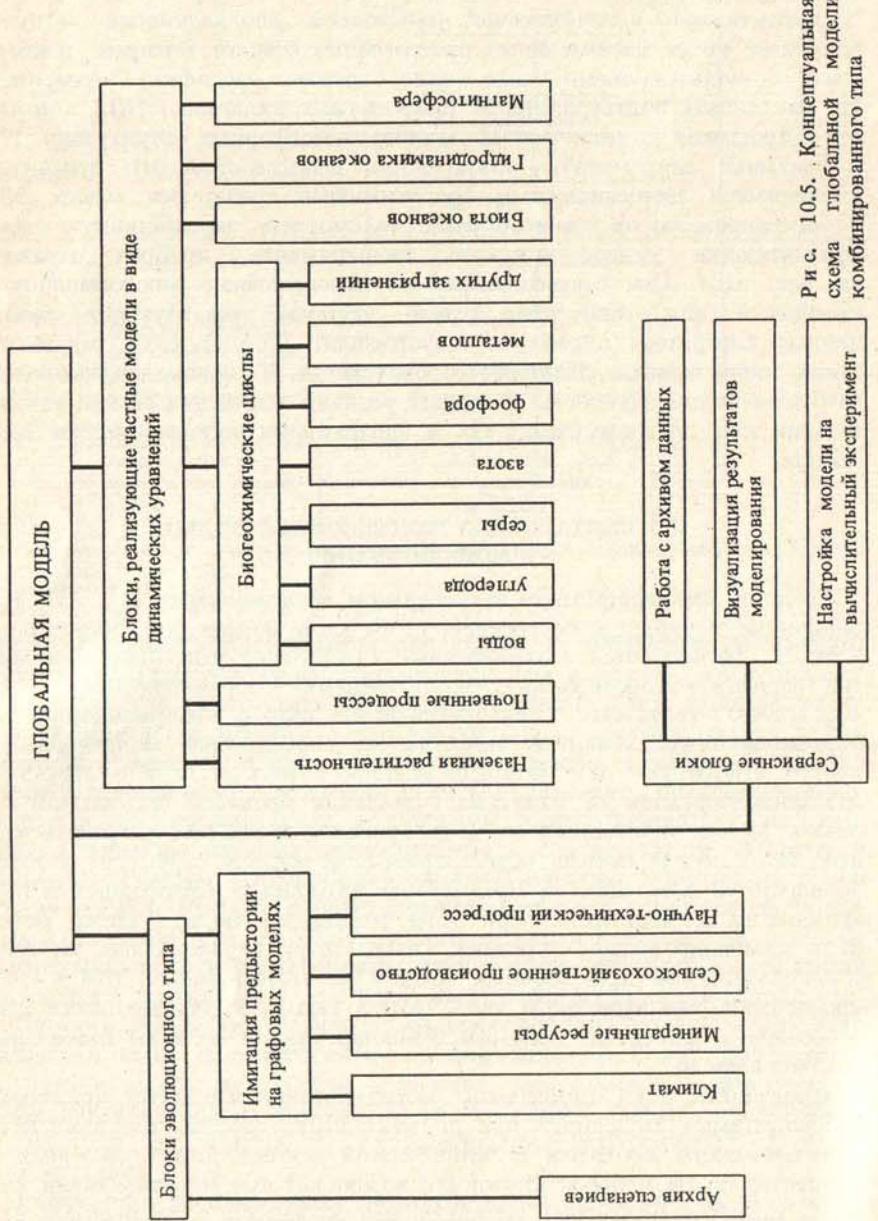


Рис. 10.5. Концептуальная схема глобальной модели комбинированного типа

и структурной детализации. Поэтому, не углубляясь в натурфилософский анализ глобального моделирования, обсудим лишь один из возможных путей, отражающих, каким образом эволюционное моделирование в спецпроцессорной реализации позволяет преодолеть непреодолимые вычислительные, алгоритмические и другие трудности глобального моделирования. Конечно, этим не исключается и не отвергается поиск эффективных моделей традиционного типа, выполняющих функции "частичного знания". В настоящее время не представляется сложным создание глобальных биогеоценотических моделей [110, 130]. Многие из таких моделей созданы, и для них организован сбор необходимой информации. Предыстория взаимодействия биосферы с климатической системой и человеческим обществом известна недостаточно полно, что является одним из препятствий модельного описания, например, климатических ритмов в истории этого взаимодействия. Для создания глобальной модели, учитывающей взаимодействие биосферы, климатической системы, магнитосферы и т.д., необходимо использовать эволюционный подход, который позволяет преодолеть неопределенности в описании этого взаимодействия. В результате настройки такой модели на предысторию заданного ритма получается модель, неявно отслеживающая различные закономерности динамики биосферы в прошлом и дающая возможность прогнозных оценок в том же временном ритме. Спецпроцессорный вариант модели полностью снимает все существующие при этом затруднения алгоритмического характера из-за большой размерности глобальной модели и условий неустранимой непараметрической неопределенности.

На рис. 10.5 дана концептуальная схема глобальной модели нового типа. Здесь архив данных формируется в виде двух структур. Данные для типовых машинных моделей биосферных процессов хранятся в виде картосхем (рис. 10.6) и в форме таблицы коэффициентов уравнений модели. Здесь требуется заполнение всех ячеек картосхем. Данные второго типа имеет характер фрагментов, регистрировавшихся отрывочно (возможно нерегулярно) во времени и в пространстве: концентрация CO_2 , температура, осадки, давление, численность населения и т.п. Данные этого типа используются для настройки эволюционного спецпроцессора в заданном классе графовых, например, конечно-автоматных моделей. В результате этой процедуры модель адаптируется к предыстории заданного временного ритма. При этом, как показано в работе [24], обеспечивается устойчивый прогноз с надежностью 0,75–0,95 на несколько временных тактов. Длительность прогноза определяется глубиной предыстории при наличии эффекта насыщения. При необходимости прогноза в условиях изменения тенденций хозяйственной деятельности человека эволюционный спецпроцессор настраивается на заданный сценарий и тем самым автоматически обеспечивается имитация соответствующей реакции биосферы на это изменение.

Таким образом, предложенная структура глобальной модели обеспечивает гибкое сочетание моделей традиционного [110, 130] и эволюционного [24] типов и создает базу для синтеза глобальной мониторинговой системы, способной в адаптивном режиме отслеживать развитие событий в окружающей среде. Интерпретация результатов – значений параметров на модели-имитаторе нестационарных процессов – в этом

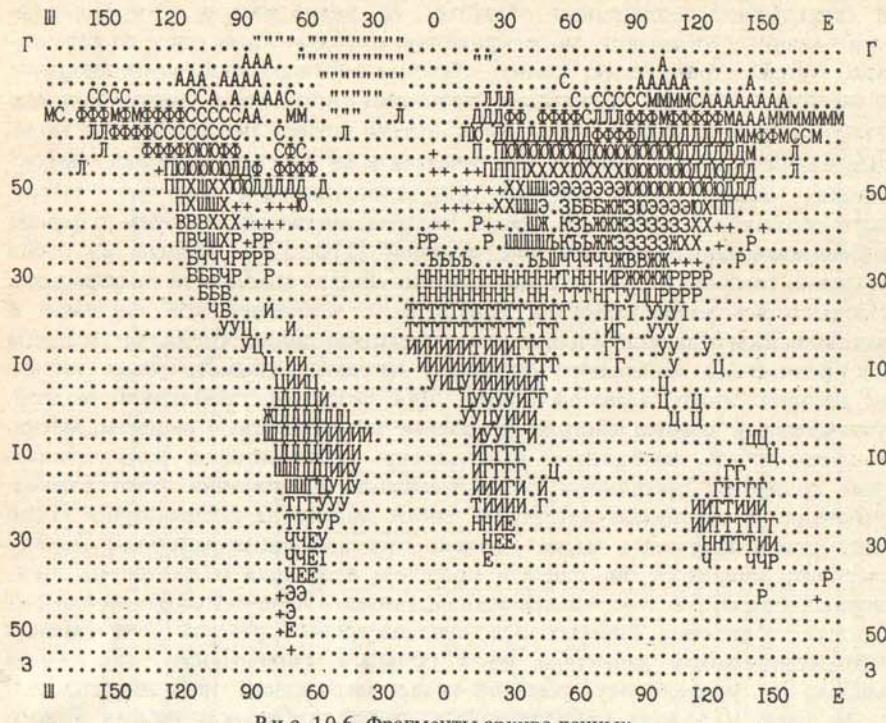


Рис. 10.6. Фрагменты архива данных

случае значительно глубже, ибо эволюционные алгоритмы как бы подключают знания, заключенные в частных моделях, к решению задачи мониторинга – адаптивного слежения за средой. Вот почему построение глобальных моделей на базе эволюционной вычислительной технологии позволяет перейти от учебных экспериментов к практически значимой оценке живущести биосфера с учетом реальных тенденций развития антропогенных стрессов во всех регионах земного шара [110, 111] (см. рис. 10.7).

Эволюционный подход при проектировании [8, 34, 38, 39]. Как известно [139, 140], при проектировании сложных систем в изучении реальных процессов широко используется имитационное моделирование, предполагающее воспроизведение (моделирование) на ЭВМ тех или иных ситуаций, процессов, событий с целью их последующего анализа. Создаваемым при этом имитационным моделям характерны большая размерность, наличие функциональных преобразователей разного временного темпа, их взаимосвязь и взаимовлияние, информативная неопределенность как параметрическая, так и структурная. Разработка и исследование столь сложных моделей сопряжены с материальными и временными затратами, а их упрощение – с опасностью имитации неадекватной реальности. Поэтому единственное компромиссное решение состоит в декомпозиции сложной исходной модели на более простые. Процесс декомпозиции обычно неоднозначен, сопровождается информативной неопределенностью и требует управления на этапе синтеза общей модели,

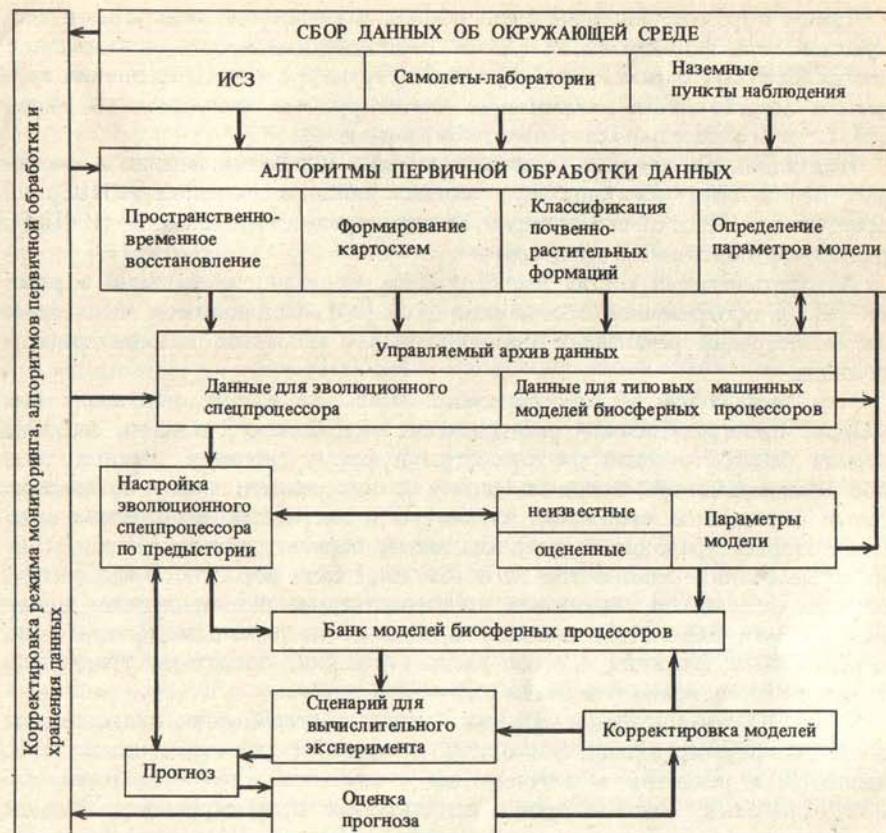


Рис. 10.7. Принципиальная схема функционирования мониторинга

которая не является простым суммированием частных. Именно это приводит к необходимости рассматривать имитационные системы с переменной структурой, реализующие процессы параметрического и структурного синтеза иерархии моделей возрастающей степени сложности.

В связи с этим при проектировании адаптивного многоканального процессора, эффективного в широком диапазоне помехо-сигнальных ситуаций, нами использовался эволюционный подход [8, 34]. Обычно процесс имитации начинается с анализа динамики моделируемых сигнально-помеховых ситуаций и сигналов на приемных элементах антенной решетки (AP), а также процессов обработки сигналов AP, в результате чего формируются модели, лишенные неопределенностей. При эволюционном подходе нами выработана иная общая стратегия: информативная неопределенность помехо-сигнальных ситуаций, напротив, учитывается в виде неопределенных параметров и формы сигналов, что позволяет моделировать ситуации, близкие реальным. Относительно имитации процессов обработки аналогичная стратегия приводит к их максимальной параметрической и структурной перестраиваемости.

Таким образом, эволюционный подход проявляется конкретно в следующем: при формировании класса имитационных моделей в выделении неопределенных параметров и функций (структур) и при управлении процессом многоэтапной оптимизации синтезируемых имитационных моделей, т.е. в процессе вычислительного эксперимента.

Имитационная система многоканальной обработки сигналов включает две модели: имитационную модель входных сигналов (ИМВС) на приемниках АР и имитационную модель процесса обработки (ИМПО), реализуемого искомым процессором.

Алгоритмический состав имитационных моделей описан нами в работе [8], а программное обеспечение – в [34]. Остановимся здесь лишь на иллюстрации реализации принципиальных моментов эволюционного подхода.

При составлении и структуризации ИМВС выделены следующие элементы: пространственное распределение источников сигналов, влияние канала распространения на параметры и форму сигналов, функциональное взаимодействие сигналов, помех и внутреннего шума приемника. Далее определены свободные параметры и операторы, конкретное задание которых приводит к тому или иному варианту модели. Назовем некоторые из них: количество сигналов, плотности вероятностного распределения источников сигналов в пространстве, мощности сигналов в точках приема, параметры влияния канала на частотные характеристики, передаточные функции канала распространения, операторы взаимодействия сигналов, помех и шума на входе АР и другие.

В ИМПО входят линии задержки, пространственные и согласованные фильтры, формирователи суммарных сигналов, квадраторы, интеграторы, адапторы и решатели в соответствии с известной схемой многоканальной обработки. Здесь широко используется параметрическое задание перечисленных функциональных преобразователей. При этом часть параметров отражает информативную неопределенность как следствие отсутствия информации относительно сигнально-помеховых ситуаций, влияния канала распространения и конкретного вида соответствующего процесса обработки. В тех случаях, когда априорную неопределенность невозможно учесть параметрами, задается набор операторов, соответствующих различным условиям. Например, реализуется адаптивное и мультиплексивное формирование суммарного сигнала, несколько видов импульсных характеристик согласованного фильтра, несколько процедур адаптивного подбора весовых коэффициентов суммарного выходного сигнала процессора.

Относительно сформированного семейства имитационных моделей при эволюционном подходе остро стоит проблема их эффективного по глобальной цели последовательного (и/или параллельного) синтеза, сопряженного со значительными временными и материальными затратами. Требуется не просто пошаговая коррекция имитационных моделей, но организация вычислительного процесса с одновременным извлечением недостающей информации.

В работах [34, 38] для этих целей используется концепция адаптации со структурным идентификатором, изложенная ранее. В соответствии с этой концепцией функция лица, принимающего решение, форма-

лизуются и конкретизируются из двухуровневой эволюционной процедуры синтеза в классе сформированных имитационных моделей. При этом на первом уровне процедуры осуществляется и параметрическая идентификация имитационной модели удовлетворительно адекватной исследуемой помехо-сигнальной ситуации. Когда число варьируемых параметров и структур невелико, структурная идентификация осуществляется с применением альтернативной адаптации [144]. В иных случаях применяется эволюционный адаптивный синтез, включающий синтез структур (функций), подбор их оптимальных параметров, оценку и отбор эффективных моделей, а также пошаговое обучение (коррекции) процесса синтеза. На втором уровне процедуры реализуются алгоритмы, повышающие организацию системы в направлении достижения глобальной цели, и осуществляется соответствующая коррекция механизмов структурной идентификации. Фактически здесь устраняется неопределенность относительно целевых функций и их взаимосвязи. При априори заданной векторной функции потерь и преобразования векторного критерия в скалярный на втором уровне адаптивного управления решается задача векторной оптимизации [145].

При ориентации на достаточно широкий спектр задач проектирования реализация такого подхода приводит к созданию и применению имитационно-эволюционной вычислительной технологии (ИЭВТ) [34]. Актуальность обращения к ИЭВТ обусловлена, с одной стороны, повышением требований к многоканальному процессору из-за усложнения входных помехово-сигнальных ситуаций (шумы судоходства, многолучевый характер сигналов, вариации шумов различного происхождения и т.п.), отсутствием сравнимой эффективности алгоритмов адаптивной многоканальной обработки в одинаковых условиях и, с другой стороны, накоплением как теоретических, так и инженерных знаний, воплощенных в методиках, алгоритмах и программах.

ПРИЛОЖЕНИЕ I

Доказательства теорем многорядного синтеза.

Теорема 5.3. Вероятность правильной классификации многорядной структурой с мажоритарным базисом максимальна [47].

Доказательство. Рассмотрим произвольный ряд структуры. На выходе каждого элемента имеем обобщенные признаки, которые с вероятностью $p_1 > 0,5$ правильно распознают входные изображения. Вероятность \mathcal{P} элементами ряда формируется с помощью одного результирующего элемента. Если этот элемент является мажоритарным, то он правильно классифицирует входное изображение с числом n_1 обобщенных признаков, совпадающим с классом, которому принадлежит это изображение, $n_1 \geq \lceil n/2 \rceil$, где n – суммарное число элементов в ряде. Пусть линейный пороговый элемент с настроенными весами правильно классифицирует входное изображение с меньшим числом обобщенных признаков, совпадающих с предъявленным классом, $n_1^* < n_1$. Но при этом, естественно, настроенный элемент будет неправильно распознавать противоположную комбинацию обобщенных признаков, совпадающую по числу с предъявленным классом $n_1^{**} = n - n_1^* > \lceil n/2 \rceil$. Сравним получающиеся при этом вероятности \mathcal{P}_1 для мажоритарного элемента и для элемента с настроенными весами:

$$\mathcal{P}_1 = \mathcal{P}^* + p_1^{n_1^{**}} (1 - p_1)^{n - n_1^{**}},$$

$$\mathcal{P}_2 = \mathcal{P}^* + p_1^{n_1 - n_1^{**}} (1 - p_1)^{n_1^{**}},$$

где \mathcal{P}^* – общая часть \mathcal{P}_1 и \mathcal{P}_2 . Нетрудно заметить, что при $p_1 > 0,5$ и $n - n_1^{**} < n_1^{**}$ $\mathcal{P}_1 < \mathcal{P}_2$. Следовательно, приобретенный выигрыш при настройке порогового элемента не компенсирует потерю качества распознавания. Теорема доказана.

Теорема 5.4. Вероятность ошибочной классификации Q коллективом попарно независимых решающих правил $X = (x_1, \dots, x_n)$, реализованных в мажоритарном базисе, удовлетворяет соотношению

$$Q \leq 4 \left(\sum_{i=1}^n p_i - \sum_{i=1}^n p_i^2 \right) / (2 \sum_{i=1}^n p_i - n)^2,$$

где p_i – вероятность правильной классификации i -м решающим правилом, $i = \overline{1, n}$, n – мощность коллектива.

Доказательство. Рассмотрим случайные величины $m(1)$ – количество единиц (решающих голосов) в коллективе, $m(0)$ – количество нулей: $m(1) + m(0) = n$. То есть $m(1)$ и $m(0)$ – соответственно число

правильно и неправильно классифицирующих решающих элементов коллектива X . Рассмотрим $\Delta m = m(1) - m(0)$, теперь $Q = Q(\Delta m \leq 0)$. Применяя неравенство Чебышева, имеем:

$$Q(|\Delta m - M(\Delta m)| \geq \epsilon) \leq \mathcal{D}(\Delta m) / \epsilon^2,$$

где $\epsilon > 0$, $\mathcal{D}(\Delta m)$ – дисперсия Δm , M – среднее значение Δm . Положим $\epsilon = M(\Delta m)$:

$$Q(|\Delta m - M(\Delta m)| \geq M(\Delta m)) \leq \mathcal{D}(\Delta m) / M^2(\Delta m). \quad (\text{П.1})$$

Заметим, что $M(\Delta m) > 0$ является следствием неравенства $\bar{p} - 0,5 > 0$, где \bar{p} – средняя вероятность правильной классификации решающих правил $x_i \in X$. В случае $\bar{p} < 0,5$ путем переобозначения классов легко перейти к нужному соотношению. Перепишем (П.1) в виде

$$Q(M(\Delta m) - \Delta m \geq M(\Delta m)) \leq \mathcal{D}(\Delta m) / M^2(\Delta m).$$

Следовательно: $Q(\Delta m) \leq 0 \leq \mathcal{D}(\Delta m) / M^2(\Delta m)$,

$$M(\Delta m) = M(m(1) - m(0)) = M(2 \sum_{i=1}^n x_i - n) = 2M(\sum_{i=1}^n x_i) - n.$$

Используя независимость решающих правил x_i , получаем:

$$M(\sum_{i=1}^n x_i) = \sum_{i=1}^n (Mx_i) = \sum_{i=1}^n (1 \cdot p_i + 0 \cdot (1 - p_i)) = \sum_{i=1}^n p_i,$$

$$M(\Delta m) = 2 \sum_{i=1}^n p_i - n,$$

$$\mathcal{D}(\Delta m) = M(\Delta m - M(\Delta m))^2 = M(\Delta m)^2 - M^2(\Delta m),$$

$$M(\Delta m)^2 = M(4(\sum_{i=1}^n x_i)^2 - 4 \sum_{i=1}^n x_i n + n^2) = 4M(\sum_{i=1}^n x_i)^2 - 4n \sum_{i=1}^n p_i + n^2,$$

$$\mathcal{D}(\Delta m) = 4M(\sum_{i=1}^n x_i)^2 - 4(\sum_{i=1}^n p_i)^2,$$

$$M(\sum_{i=1}^n x_i)^2 = \sum_{i=1}^n (Mx_i^2 + M(x_i \sum_{j=1}^n x_j)).$$

Легко показать, что

$$Mx_i^2 = Mx_i = p_i,$$

$$M(x_i \sum_{j=1}^n x_j) = Mx_i M \sum_{j=1}^n x_j = p_i \sum_{j=1}^n p_j$$

(так как случайные величины x_i и $\sum_{j=1}^n x_j$ независимы). Следовательно:

$$M(\sum_{i=1}^n x_i)^2 = \sum_{i=1}^n p_i + \sum_{\substack{i=1 \\ i \neq j}}^n (p_i \sum_{j=1}^n p_j) = \sum_{i=1}^n p_i +$$

$$+ \sum_{i=1}^n (p_i (\sum_{j=1}^n p_j - p_i)) = \sum_{i=1}^n p_i + (\sum_{i=1}^n p_i)^2 - \sum_{j=1}^n p_j^2,$$

теперь

$$\mathcal{D}(\Delta m) = 4 \sum_{i=1}^n p_i - 4 \sum_{i=1}^n p_i^2,$$

$$Q(\Delta m \leq 0) \leq 4(\sum_{i=1}^n p_i - \sum_{i=1}^n p_i^2)/(2 \sum_{i=1}^n p_i - n)^2. \quad (\text{П.2})$$

Теорема доказана.

Теорема 5.5. Вероятность правильной классификации многорядной структурой с мажоритарным базисом возрастает по мере увеличения числа рядов при равновероятности и независимости решающих правил с $p_1 > 0,5$.

Доказательство. Найдем вероятность \mathcal{P} правильной классификации элемента следующего ряда. Элемент имеет n входов, соединенных с выходами элементов предыдущего ряда, каждый из которых принимает правильное решение с одинаковой вероятностью p_1 . Обычно мажоритарный элемент имеет нечетное число входов $n = 2n_1 - 1$. Применяя формулу вероятности суммы независимых событий, получим:

$$\mathcal{P} = \mathcal{P}(p_1) = C_n^n p_1^n + C_n^{n-1} p_1^{n-1} (1-p_1) + \dots + C_n^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n_1-1}. \quad (\text{П.3})$$

Исследуем функцию

$$\frac{\partial \mathcal{P}}{\partial p_1} = C_n^n p_1^{n-1} n + C_n^{n-1} p_1^{n-2} [n(1-p_1)-1] + \dots$$

$$\dots + C_n^{n_1} p_1^{n_1-1} (1-p_1)^{n_1-2} [n(1-p_1)-n_1+1]. \quad (\text{П.4})$$

Раскрывая скобки и приводя подобные члены, получим:

$$\frac{\partial \mathcal{P}}{\partial p_1} = (n-n_1+1) C_n^{n_1} (1-p_1)^{n_1-1} p_1^n.$$

$$\left. \frac{\partial \mathcal{P}}{\partial p_1} \right|_{p_1=0,5} = \frac{(2n_1-1)!}{(n_1-1)! (n_1-1)_! 2^{3n_1-2}} > 1.$$

Из зависимости $\mathcal{P}(p_1)$, следует, что на участке $p_1 \in (0,5; 1)$ справедливо $\mathcal{P} > p_1$. Заметим, что интервал $(0; 0,5)$ также удовлетворяет условиям теоремы, так как путем переобозначения классов он переходит в интервал $(0,5; 1)$. Теорема доказана.

Теорема 5.6 Вероятность правильной классификации многорядной структурой с мажоритарным базисом не возрастает при включении в ряд решающего правила с $p_1 > 0,5$, коррелированного с элементом, имеющимся в этом ряду.

Доказательство. Возможны два случая.

1. Добавляемые элементы $2n_1$ -й и $(2n_1 + 1)$ -й коррелированы с элементами $i_{k_1}, i_{k_2} \in \overline{1, 2n_1 - 1}$. Сравним вероятности \mathcal{P}^* для $2n_1 - 1$ элементов и \mathcal{P}^{**} для $2n_1 + 1$ элементов. Нетрудно заметить, что данные вероятности отличаются лишь двумя группами слагаемых:

$$\Delta \mathcal{P} = \mathcal{P}^{**} - \mathcal{P}^* = C_{2n_1-3}^{n_1-3} p_1^{n_1-1} (1-p_1)^{n_1} -$$

$$- C_{2n_1-3}^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n_1-1} = C_{2n_1-3}^{n_1} p_1^{n_1-1} (1-p_1)^{n_1-1} (1-2p_1).$$

Следовательно, при $p_1 > 0,5$ $\mathcal{P} \leq 0$, причем $\Delta \mathcal{P} = 0$ лишь при $n_1 = 2$.

2. Одним из элементов $2n_1$ -й или $(2n_1 + 1)$ -й коррелирован с i_k -м элементом $i_k \in \overline{1, 2n_1 - 1}$. Подсчитаем вероятность правильной классификации на выходе мажоритарного элемента с $(2n_1 + 1)$ входами:

$$\mathcal{P}^{**} = p_1^{n+1} + C_n^{n-1} p_1^n (1-p_1) + C_n^{n-2} p_1^{n-1} (1-p_1)^2 +$$

$$+ p_1^n (1-p_1) + C_n^{n-3} p_1^{n-2} (1-p_1)^3 + C_n^{n-1} p_1^{n-1} (1-p_1)^2 + \dots$$

$$\dots + C_n^{n_1} p_1^{n_1+1} (1-p_1)^{n-n_1} + C_n^{n_1+2} p_1^{n_1+2} (1-p_1)^{n-n_1-1} +$$

$$+ C_n^{n_1-1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n-n_1+1} + C_n^{n_1+1} p_1^{n_1+1} (1-p_1)^{n-n_1}.$$

Здесь $n = 2n_1 - 1$.

Применяя разложение вероятности \mathcal{P}^* (П.3), получим:

$$\mathcal{P}^{**} = p_1 \mathcal{P}^* + (1-p_1) \mathcal{P}^* + C_{n_1-1}^{n_1-1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n-n_1+1} -$$

$$- C_n^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n-n_1+1} = \mathcal{P}^*.$$

Следовательно, $\Delta \mathcal{P} = \mathcal{P}^{**} - \mathcal{P}^* = 0$. Теорема доказана.

Теорема 5.7. Вероятность правильной классификации многорядной структурой с мажоритарным базисом увеличивается при включении решающего правила с $p_2 > 0,5$, независимого от решающих правил ряда с $p_1 > 0,5$, при выполнении соотношения

$$p_2 > (p_1 - \sqrt{p_1(1-p_1)})/(2p_1 - 1).$$

Доказательство. Пусть на первом этапе синтеза найдены $n = 2n_1 - 1$ элементов с вероятностями правильной классификации p_1 . Результатирующая вероятность ряда элементов \mathcal{P}^* вычисляется по формуле (П.3). Пусть к ряду добавляется еще два элемента с вероятностями p_2 , которые не коррелированы с элементами ряда. Найдем вероятность правильной классификации \mathcal{P}^{**} ряда, составленного из $2n_1 + 1$ элементов:

$$\mathcal{P}^{**} = p_1^n p_2^2 + \{C_n^{n-1} p_1^{n-1} p_2^2 (1-p_1) + 2p_1^n p_2 (1-p_2)\} +$$

$$+ \{C_n^{n-2} p_1^{n-2} p_2^2 (1-p_1)^2 + 2C_n^{n-1} p_1^{n-1} p_2 (1-p_1)(1-p_2) +$$

$$+ p_1^n (1-p_2)^2\} + \{C_n^{n-3} p_1^{n-3} p_2^2 (1-p_1)^3 +$$

$$+ 2C_n^{n-2} p_1^{n-2} p_2 (1-p_1)^2 (1-p_2) + C_n^{n-1} p_1^{n-1} (1-p_1)(1-p_2)^2\} + \dots$$

$$\dots + \{C_n^{n_1-1} p_1^{n_1-1} p_2^2 (1-p_1)^{n-n_1+1} + \\ + 2C_n^{n_1} p_1^{n_1} p_2 (1-p_1)^{n-n_1} (1-p_2) + \\ + C_n^{n_1+1} p_1^{n_1+1} (1-p_1)^{n-n_1-1} (1-p_2)^2\}$$

Преобразуем полученное выражение

$$\begin{aligned} \mathcal{P}^{**} = & p_2 \{ p_1^n + C_n^{n-1} p_1^{n-1} (1-p_1) + C_n^{n-2} (1-p_1)^2 + \dots \\ & \dots + C_n^{n_1} p_1^n (1-p_1)^{n-n_1} \} + 2p_2 (1-p_2) \{ p_1^n + C_n^{n-1} p_1^{n-1} (1-p_1) + \\ & + C_n^{n-2} p_1^{n-2} (1-p_1)^2 + \dots + C_n^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n-n_1} \} + \\ & + (1-p_2)^2 \{ p_1^n + C_n^{n-1} p_1^{n-1} (1-p_1) + C_n^{n-2} p_1^{n-2} (1-p_1)^2 + \dots \\ & \dots + C_n^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n-n_1} \} - C_n^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n-n_1} (1-p_2)^2 + \\ & + C_n^{n_1-1} p_1^{n_1-1} p_2^2 (1-p_1)^{n-n_1+1}. \end{aligned}$$

Заменив выражение в фигурных скобках на \mathcal{P}^* , получим:

$$\begin{aligned} \mathcal{P}^{**} = & \mathcal{P} p_2^2 \mathcal{P}^* + 2p_2 (1-p_1) \mathcal{P}^* + (1-p_2)^2 \mathcal{P}^* + \\ & + C_n^{n_1-1} p_1^{n_1-1} p_2^2 (1-p_1)^{n-n_1+1} - C_n^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n-n_1} (1-p_2^2) = \\ = & \mathcal{P}^* + C_n^{n_1} p_1^{n_1-1} (1-p_1)^{n-n_1} (p_2^2 (1-p_1) - p_1 (1-p_2)^2) = \mathcal{P}^* + \Delta. \end{aligned}$$

Рассмотрим следующие случаи.

$$1. p_1 = p_2.$$

$$\mathcal{P}^{**} = \mathcal{P}^* + C_n^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n-n_1+1} (2p_1 - 1). \quad (\text{П.5})$$

Выражение (П.5) позволяет численно оценить увеличение результирующей вероятности правильной классификации.

2. $p_1 \neq p_2$. Исследуем уравнение

$$p_2^2 (1-p_1) - p_1 (1-p_2)^2 = 0.$$

Корни данного уравнения

$$p_2^{1,2} = \frac{p_1 \pm \sqrt{p_1 (1-p_1)}}{2p_1 - 1}. \quad (\text{П.6})$$

График Δ в зависимости от p_2 имеет вид, изображенный на рис. П.1, из которого следует, что \mathcal{P}^{**} имеет положительное приращение только в случае $p_2 \in [\frac{p_1 - \sqrt{p_1 (1-p_1)}}{2p_1 - 1}, 1]$.

Теорема доказана.

Теорема 5.8. Вероятность правильной классификации многорядной структурой увеличивается при включении решающего правила с p_2 в $i+1$ -й ряд при выполнении соотношения

$$p_2 < \frac{1}{1 + \sqrt[3]{(1/p_1 - 1)^2}},$$

где \bar{p} — средняя вероятность правильной классификации решающими правилами i -го ряда.

Доказательство. При доказательстве число агрегированных элементов полагается равным 3. Группирование с меньшим числом элементов обычно не используется в силу принятого мажоритарного принципа, а при большем числе элементов объединение можно проводить

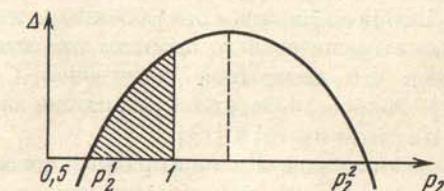


Рис. П.1. Изменение результирующей вероятности правильной классификации от p_2

поэтапно, группируя решающие правила по три. Найдем вероятности правильной классификации \mathcal{P}^{**} и \mathcal{P}^* , применяя формулу вероятности суммы независимых событий:

$$\begin{aligned} \mathcal{P}^{**} = & p_1^n p_2^3 + \{C_n^{n-1} p_1^{n-1} p_2^3 (1-p_1) + C_3^2 p_1^n p_2^2 (1-p_2)\} + \\ & + \{C_n^{n-2} p_1^{n-2} p_2^3 (1-p_1)^2 + C_3^1 C_n^{n-1} p_1^{n-1} p_2^2 (1-p_1)(1-p_2) + \\ & + C_3^2 p_1^n p_2 (1-p_2)^2\} + \dots + \{C_n^{n_1-1} p_1^{n_1-1} p_2^3 (1-p_1)^{n_1+1} + \\ & + C_3^1 C_n^{n_1} p_1^{n_1} p_2^2 (1-p_2) + C_3^2 C_n^{n_1+1} p_1^{n_1+1} p_2 (1-p_1)^{n_1-1} (1-p_2)^2 + \\ & + C_n^{n_1+2} p_1^{n_1+2} (1-p_1)^{n_1-2} (1-p_2)^3\}. \end{aligned}$$

После ряда преобразований получим

$$\mathcal{P}^{**} = \mathcal{P} + C_n^{n_1-1} p_1^{n_1-1} p_2^3 (1-p_1)^{n_1+1} + C_n^{n_1+1} p_1^{n_1+1} (1-p_1)^{n_1-1} \times \\ \times (3 - 2p_2) - C_n^{n_1+1} p_1^{n_1+1} (1-p_1)^{n_1-1} (1-p_2)^3,$$

где

$$\mathcal{P} = p_1^n + C_n^{n-1} p_1^{n-1} (1-p_2) + \dots + C_n^{n_1+1} p_1^{n_1+1} (1-p_1)^{n_1-1}.$$

С помощью аналогичных преобразований найдем выражение

$$\mathcal{P}^* = \mathcal{P} + C_n^{n_1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n_1} (3p_2^2 - 2p_2^3).$$

Сравним полученные вероятности, определяя при этом при каких соотношениях p_1 и p_2 выполняются условия теоремы:

$$\mathcal{P}^* - \mathcal{P}^{**} = C_n^{n_1+1} p_1^{n_1} (1-p_1)^{n_1} \left(\frac{p_1 (1-p_2)^3}{1-p_1} - \frac{(1-p_1)p_2^3}{p_1} \right) = \Delta, \quad \Delta > 0,$$

$$\text{если } \frac{p_1 (1-p_2)^3}{1-p_1} > \frac{(1-p_1)p_2^3}{p_1}, \quad p_2 < \frac{1}{1 + \sqrt[3]{(1/p_1 - 1)^2}}. \quad (\text{П.7})$$

Поскольку $\bar{p} < p_1$, то условие (П.7) вытекает из (П.5), что сужает допустимую область значений p_2 . Теорема доказана.

ПРИЛОЖЕНИЕ II

Краткое описание алгоритма CML

Алгоритм CML предназначен для синтеза моделей в виде линейных комбинаций входных переменных. Входными переменными могут быть как наблюдаемые переменные объекта, так и заданные функции этих переменных. Алгоритм является итерационным и допускает глубокое распараллеливание вычислительного процесса, что позволяет достичь высокой эффективности его аппаратной реализации. Сходимость алгоритма доказана в [94]. Вопросы аппаратной реализации алгоритма на аналоговой элементной базе рассмотрены в [13].

Постановка задачи и многорядный алгоритм. Пусть задан класс G функций, которые мы будем называть структурами моделей. В алгоритме CML

$$G = \left\{ \sum_{l \in L} \alpha_l X_l \right\},$$

где X_1, X_2, \dots, X_m – входные переменные модели, L – множество всевозможных наборов, составленных из чисел $1, 2, \dots, m$. Структуры моделей определяются выбором из L . Пусть также даны матрицы X и Y размерностей $n \times m$ и $n \times 1$ соответственно, элементами которых являются наблюдения m входных и одной выходной переменной модели.

Требуется найти структуру $g \in G$ такую, что $\text{CRI} = \min_{L^* \in L} \frac{\text{CRI}}{L}$, где CRI – некоторый функционал, называемый критерием качества структуры. Требуется также оценить параметры структуры $g^* = \sum \alpha_l X_l$, $l \in L^*$. Если $\hat{\alpha}_l$, $l \in L^*$ – оценки соответствующих параметров α_l , то зависимость $y = \sum \hat{\alpha}_l X_l$, найденная в результате решения указанных задач, есть искомая модель.

В качестве критерия CRI чаще всего используется

$$\text{CRI}(L) = \sum_{k=n_A+1}^n (Y_k - \sum_{l \in L} X_{kl} \hat{\alpha}_l)^2,$$

где X_{kl} , Y_k – элементы матриц X и Y . Число n_A называется длиной обучающей выборки, а число $n_B = n - n_A$ – длиной проверочной выборки. CRI вычисляется на проверочной выборке, обучающая выборка предназначена для оценивания параметров α_l . Почти равнозначен, но более удобен для аппаратурной реализации

$$\text{CRI} = \sum_{k=n_A+1}^n |Y_k - \sum_{l \in L} X_{kl} \hat{\alpha}_l|.$$

Структура предлагаемого алгоритма может быть описана следующим образом. На первой итерации рассматриваются модели вида $y = aX_i + bX_j$, $i = 1, 2, \dots, m-1$; $j = i+1, i+2, \dots, m$, для которых оценки параметров a и b находят на обучающей выборке исходя из требования минимизации остаточной суммы квадратов, т.е. величины

$$\sum_{k=1}^{n_A} (Y_k - aX_{ki} - bX_{kj})^2 \quad \text{либо} \quad \sum_{k=1}^{n_A} |Y_k - aX_{ki} - bX_{kj}|.$$

Алгоритмы МГУА реализуют итерационную процедуру решения описанной задачи.

Для каждой из рассматриваемых моделей вычисляется величина критерия CRI. Затем отбираются F лучших моделей в смысле критерия CRI. Здесь F , называемое свободой выбора, – заданное натуральное число, показывающее, сколько моделей участвует в итерационной процедуре на каждом ее шаге.

На основании отобранных моделей формируются матрицы $A^{(1)}$ и $Z^{(1)}$, называемые матрицами коэффициентов и аппроксимаций размерностей $m \times F$ и $n \times F$ соответственно. Элементы P -го столбца матриц $A^{(1)}$ и $Z^{(1)}$ вычисляются по p -й отобранный модели:

$$A_{lp}^{(1)} = \begin{cases} \hat{a}_p, & \text{если } l = i, \\ \hat{b}_p, & \text{если } l = j, \\ 0, & \text{в остальных случаях,} \end{cases}$$

$$Z_{kp}^{(1)} = \hat{a}_p X_{ki} + \hat{b}_p X_{kj}, \quad k = 1, 2, \dots, n,$$

где \hat{a}_p , \hat{b}_p – оценки параметров a , b p -й модели. Из выписанных формул легко усмотреть смысл названий "матрица коэффициентов" и "матрица аппроксимаций".

На последующих итерациях рассматриваются модели вида

$$y = aX_i + bZ_j, \quad i = 1, 2, \dots, m; \quad j = 1, 2, \dots, F, \quad (\text{П.8а})$$

$$y = aZ_i + bZ_j, \quad i = 1, 2, \dots, F-1; \quad j = 1, 2, \dots, F, \quad (\text{П.8б})$$

где Z_i , $i = 1, 2, \dots, F$ – переменные, наблюдениями которых являются столбцы матрицы Z . Затем отбираются F лучших моделей в смысле критерия CRI, на основании которых уточняются матрицы A и Z по следующим формулам:

$$A_{lp}^{(r)} = \begin{cases} \hat{a}_p + \hat{b}_p A_{lj}^{(r-1)} & \text{для моделей вида (П.8а),} \\ \hat{a}_p A_{li}^{(r-1)} + \hat{b}_p A_{lj}^{(r-1)} & \text{для моделей вида (П.8б),} \end{cases}$$

$$Z_{kp} = \sum_{l=1}^m X_{kl} A_{lp}^{(r)}, \quad k = 1, 2, \dots, n,$$

где r – номер текущей итерации. Итерационная процедура оканчивается, когда матрица Z стабилизируется. Модели, построенные при помощи описанного алгоритма, не содержат свободного члена. Для построения моделей со свободным членом в состав входных переменных X_1, X_2, \dots, X_m достаточно ввести переменную, наблюдениями которой является столбец матрицы X , состоящий полностью из единиц.

Описанный алгоритм может быть использован для построения моделей, нелинейных по наблюдаемым переменным объекта. Для этого в состав входных переменных модели достаточно ввести соответствующие нелинейные функции наблюдаемых переменных объекта.

Алгоритмы МГУА, в частности CML, успешно применялись при решении практических задач идентификации и прогнозирования сложных систем экологии и экономики; предсказания таких случайных процессов, как годовой сток рек, солнечная активность; управления динамическими объектами; восстановления физических закономерностей; распознавания образов [91–94].

ЛИТЕРАТУРА

1. Автоматы // Дж. Маккарти, К.Э. Шенон. М.: Изд-во иностр. лит. 1952. 657 с.
2. Адаптация в информационных оптических системах / Н.Д. Устинов. М.: Радио и связь, 1984. 344 с.
3. Айзerman M.A., Браверман Э.М., Розенэр Л.И. Метод потенциальных функций в теории обучения машин. М.: Наука, 1970. 383 с.
4. Алакоз Г. Пороговые структуры и алгоритмы типа эволюционных // Вопросы эволюционного моделирования. М.: ИРЭ АН СССР, 1982. С. 53–59.
5. Арманд Н.А., Букатова И.Л. Эволюционное моделирование в автоматизации радиофизических исследований // Математическое моделирование в задачах радиотехники и электроники. М.: ИРЭ АН СССР, 1984. С. 9–23.
6. Арманд Н.А., Букатова И.Л., Выставкин А.Н., Крапивин В.Ф. Автоматизация обработки экспериментальных данных на основе эволюционного моделирования // III Всесоюзная школа по методам аэродинамических исследований: (Сб. докл.). Новосибирск: ИТПМ СО АН СССР, 1982. С. 164–166.
7. Арманд Н.А., Букатова И.Л., Князев С.Б., Михаев Ю.И. Комплект программ восстановления эквидистантных радиофизических измерений // Математическое моделирование в задачах радиотехники и электроники. М.: ИРЭ АН СССР, 1984. С. 181–188.
8. Арманд Н.А., Букатова И.Л., Крапивин В.Ф. и др. Имитационная система с переменной структурой для многоканальной обработки сигналов // Всесоюзный семинар "Эволюционное моделирование и обработка данных радиофизического эксперимента": Тез. докл. (Звенигород, дек. 1984). М.: ИРЭ АН СССР, 1984. С. 9–11.
9. Арманд Н.А., Кубардина И.Н., Ломакин А.Н. Распространение радиоволн в анизотропной турбулентной атмосфере // Электромагнитные волны в атмосфере и космическом пространстве. М.: Наука, 1986. С. 5–14.
10. Арманд Н.А., Крапивин В.Ф., Мкртчян Ф.А. Методы обработки данных радиофизического дистанционного исследования окружающей среды. М.: Наука, 1987. 380 с.
11. Бежанова М.М., Москвина Л.А. Инstrumentальные системы для построения пакетов прикладных программ: Препр. ВЦ СО АН СССР № 360. Новосибирск, 1982. 37 с.
12. Белозерский Е.А., Голик Л.П., Елинсон М.И. и др. Элементная база и архитектура микроэлектронной аппаратной реализации алгоритмов МГУА // Микроэлектроника. 1985. Т. 14, № 1. С. 16–29.
13. Белозерский Е.А., Жабеев В.П., Козубовский С.Ф. Схемная реализация элементов самоорганизующейся системы для моделирования и управления сложными объектами // Автоматика. 1982. № 5. С. 78–85.
14. Берж К. Теория графов и ее применения. М.: Изд-во иностр. лит. 1962. 319 с.
15. Бивол Л.Г. О реализациях булевых функций на произвольных элементах // Абстрактная и структурная теория релейных устройств. М.: Наука, 1972. С. 32–38.
16. Брусиловский П.М. Коллективы предикторов в экологическом прогнозировании. Саратов: Изд-во Сарат. ун-та, 1987. 104 с.
17. Букатова И.Л. Глобальный поиск в эволюционном моделировании // Вопросы кибернетики. Модели и методы глобальной оптимизации. М.: Наука, 1986. С. 60–69.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

АР	— антенная решетка
ББП	— блок буферной памяти
Д	— дешифратор
ДСЧ	— датчик случайных чисел
ИС	— интегральная схема
ИСЗ	— искусственный спутник Земли
ИЭВТ	— информационно-эволюционная вычислительная технология
ЛПЭ	— линейный пороговый элемент
МАК	— многорядный алгоритм классификации
МГУА	— метод группового учета аргументов
ММВК	— многомашинный вычислительный комплекс
МПВК	— многопроцессорный вычислительный комплекс
МРС	— многорядная распознавающая система
ОИС	— оптическая интегральная схема
ПВ	— преобразователь входов (входных сигналов)
ППВ	— пакет программ восстановления
ППМО	— пакет программ многорядной обработки
ПППО	— пакет программ прогнозной оценки
ПС	— память состояний
ПСВ	— память связей
ПЭ	— пороговый элемент
РИ	— режим изменения
СБИС	— сверхбольшая интегральная схема
С-модель	— структурированная модель
СП	— случайный поиск
УЭ	— управляющий элемент
ФЭ	— функциональный элемент
ЦУБ	— центральный управляющий блок
ЭПА	— эволюционный предсказывающий алгоритм
ЭРА	— эволюционный распознавающий алгоритм

18. Букатова И.Л. Моделирование механизмов эволюции в сложных системах // Перспективы развития вычислительных систем. Рига: Зинатне, 1985. С. 16–35.
19. Букатова И.Л. Об одном классе адаптивных систем со структурным идентификатором // Всесоюз. конф. "Теория адаптивных систем и ее применения": Тез. докл. и сообщ. М.; Л.: Наука, 1983. С. 4–5.
20. Букатова И.Л. Цифровая обработка дискретных сигналов с помощью алгоритмов эволюционного моделирования // Тр. Тринадцатой Всесоюз. школы-семинара по стат. гидроакустике. М.: АКИН АН СССР, 1984. С. 95–98.
21. Букатова И.Л. Эволюционное моделирование в задачах предсказания // Вопросы автоматизации научных исследований в области радиотехники и электроники. М.: ИРЭ АН СССР, 1975. С. 319–331.
22. Букатова И.Л. Эволюционное моделирование и его приложения. М.: Наука, 1979. 231 с.
23. Букатова И.Л. Эволюционное моделирование и обучающиеся системы // Микроэлектроника. 1978. Т. 7. № 2. С. 113–125.
24. Букатова И.Л. Эволюционное моделирование: идеи, основы теории, приложения. М.: Знание, 1981. 64 с.
25. Букатова И.Л. Эволюционное моделирование как метод структурной адаптации // Структурная адаптация сложных систем управления. Воронеж: ВПИ, 1977. С. 3–18.
26. Букатова И.Л., Голик Л.П., Елинсон М.И. и др. Оптоэлектронная система аппаратной реализации эволюционного предсказывающего алгоритма // Микроэлектроника. 1984. Т. 3. № 4. С. 348–355.
27. А.с. 805815 (СССР). Оптоэлектронное устройство для вычисления логических функций многих переменных / И.Л. Букатова, Л.П. Голик, М.И. Елинсон, П.И. Перов, А.М. Шаров. Заявл. 16.02.79; Опубл. в Б.И. 1985. № 24.
28. Букатова И.Л., Елинсон М.И., Крапивин В.Ф. и др. Некоторые вопросы развития ЭВМ будущих поколений: Препр. ИРЭ АН СССР № 11 (217). М., 1976. 30 с.
29. Букатова И.Л., Елинсон М.И., Морозов Н.А., Шаров А.М. Вычислительные возможности оптического двоичного дискретного дифлектора при выражении углов отклонения // Микроэлектроника. 1978. Т. 7. № 2. С. 178–180.
30. Букатова И.Л., Елинсон М.И., Шаров А.М. Обучающиеся системы. М.: Знание, 1979. 50 с.
31. Букатова И.Л., Елинсон М.И., Шаров А.М. Структура и функционирование сети элементов, реализующей эволюционный предсказывающий алгоритм // Вопросы эволюционного моделирования. М.: МРЭ АН СССР, 1982. С. 36–43.
32. Букатова И.Л., Кипятков В.А. Теоретический анализ эволюционного структурного поиска: Препр. ИРЭ АН СССР № 2 (461). М., 1987. 30 с.
33. Букатова И.Л., Кипятков В.А. Эволюционный структурный синтез с пробными шагами // Тез. докл. Всесоюз. науч.-прикл. семинара "Опыт использования распределенных систем управления технологическими процессами и производством". М.: ЦЭМИ, 1986. С. 179–180.
34. Букатова И.Л., Кипятков В.А., Нищак Ю.Н. и др. Имитационная вычислительная технология для проектирования многоканального процессора // Тр. Всесоюз. семинара "Алгоритмы, модели, решения". Л.: ЛИАП, 1989. С. 11–16.
35. Букатова И.Л., Крапивин В.Ф. Применение методов оптимального программирования для решения задач теории связи и теории управления // Информ. бюл. АН СССР. М., 1972. № 4. С. 50–54.
36. Букатова И.Л., Крапивин В.Ф., Малютин В.И. Модель АСУ в конфликтных процессах и эффективность ее функционирования // Проблемы больших систем. М.: Знание, 1974. С. 139–144.
37. Букатова И.Л., Лопатина С.А. Адаптивное управление имитационной системой: основные принципы и реализация // Всесоюз. семинар "Эволюционное моделирование и обработка данных радиофизического эксперимента: Тез. докл. (Звенигород, дек. 1984)". М.: ИРЭ АН СССР, 1984. С. 12–14.
38. Букатова И.Л., Лопатина С.А. Требования к вычислительной системе как к объекту реализации имитационной системы // Перспективы развития вычислительных систем. (Применение идей адаптации и эволюции). Рига: РПИ, 1985. С. 42–45.
39. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Анализ подходов к синтезу распознающих сетей

- на основе дискретных элементов // Микроэлектроника. 1984. Т. 13, № 3. С. 214–221.
40. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Методы структурного синтеза распознающих систем: Препр. ИРЭ АН СССР, № 9 (312). М., 1981. 40 с.
41. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Многорядные алгоритмы обработки акустических сигналов // Тр. восьмой Всесоюз. конф. по информ. акустике. М.: АКИН АН СССР, 1984. С. 66–68.
42. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Синтез адаптивных сетей с переменной структурой на основе мажоритарных микроэлектронных элементов // Микроэлектроника. 1984. Т. 13, № 5. С. 439–447.
43. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Эволюционный алгоритм формирования существенных признаков для распознавания // Математическое моделирование в задачах радиотехники и электроники. М.: ИРЭ АН СССР, 1984. С. 43–49.
44. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Эволюционный многорядный алгоритм восстановления неполных акустических данных // Тез. пятого семинара "Акустические статистические модели океана". М.: АКИН АН СССР, 1985. С. 59–62.
45. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Эволюционный подход к синтезу многорядных распознающих систем // Всесоюз. конф. "Теория адаптивных систем и ее применения": Тез. докл. и сообщ. М.; Л.: Наука, 1983. С. 187.
46. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Эволюционный синтез однородных распознающих систем: Препр. ИРЭ АН СССР, № 8 (311). М., 1981. 30 с.
47. Букатова И.Л., Михасев Ю.И. Эффективный эволюционный метод синтеза решающих правил // Вопросы эволюционного моделирования. М.: ИРЭ АН СССР, 1982. С. 22–28.
48. Букатова И.Л., Удалов А.В. Программный комплекс эволюционной обработки информации // Принципы и методы экоГИФИ. М.: Ин-т эволюц. морфологии и экологии животных им. А.Н. Северцова АН СССР, 1986. С. 306–307.
49. Букатова И.Л., Удалов А.В. Структура и назначение пакета программ прогнозной оценки двоичных параметров // Всесоюз. семинар "Эволюционное моделирование и обработка данных радиофизического эксперимента": Тез. докл. (Звенигород, дек. 1984). М.: ИРЭ АН СССР, 1984. С. 15–16.
50. Букатова И.Л., Удалов А.В. Функциональное наполнение пакета программ прогнозной оценки параметров // Алгоритмы машинной обработки данных в задачах радиотехники и электроники. М.: ИРЭ АН СССР, 1986. С. 168–172.
51. Букатова И.Л., Шаров А.М. Методы теории распознавания образов и перспективы их применения: Препр. ИРЭ АН СССР, № 2 (116). М., 1973. 56 с.
52. Букатова И.Л., Шаров А.М. Реализация на ЭВМ алгоритмов эволюционного моделирования // Вопросы математического моделирования. М.: ИРЭ АН СССР, 1980. С. 142–165. Ротапринт.
53. Букатова И.Л., Шаров А.М., Шурыгин В.Ф. О возможностях применения некоторых алгоритмов к задачам классификации кривых // Вопросы автоматизации научных исследований в области радиотехники и электроники. М.: ИРЭ АН СССР, 1975. С. 331–343.
54. Бурцев В.С. Тенденции развития высокопроизводительных систем и многопроцессорных вычислительных комплексов. М.: ИТМиВТ АН СССР, 1977. 28 с.
55. Бухареев Р.Г. Основы теории вероятностных автоматов. М.: Наука, 1985. 288 с.
56. Вайнштейн Л.А., Зубаков В.Д. Выделение сигналов на фоне случайных помех. М.: Сов. радио, 1960. 447 с.
57. Вальд А. Статистические решающие функции // Позиционные игры. М.: Наука, 1967. С. 300–522.
58. Васильев В.И. Распознающие системы. Киев: Наук. думка, 1983. 422 с.
59. Велихов Е.П., Выставкин А.Н. Проблемы развития работ по автоматизации научных исследований // Управляющие системы и машины. 1984. № 4. С. 3–12.
60. Виноградов В.И. Информационно-вычислительные системы: Распределенные модульные системы автоматизации. М.: Энергоатомиздат, 1986. 336 с.
61. Воеводин В.В. Математические модели и методы в параллельных процессах. М.: Наука, 1986. 296 с.
62. Вопросы эволюционного моделирования: (Сб. ст.). М.: ИРЭ АН СССР, 1982. 68 с.
63. Вуколиков В.М., Выставкин А.Н., Моренков А.Д. и др. Система автоматизации экспедиционных радиофизических экспериментов // ПТЭ. 1981. № 3. С. 256–257.

64. Высокоскоростные вычисления: Архитектура, производительность, прикладные алгоритмы и программы суперЭВМ / Под ред. Я. Ковалика. М.: Радио и связь, 1988. 431 с.
65. Выставкин А.Н. Вычислительная техника в физических исследованиях // Вестн. АН СССР. 1979. № 1. С. 52–61.
66. Гаврилов М.А., Копыленко В.Н. Метод "переходных таблиц" синтеза многовходовых комбинационных структур на произвольных элементах // Абстрактная и структурная теория релейных устройств. М.: Наука, 1972. С. 7–32.
67. Галушкин А.И. Синтез многослойных систем распознавания образов. М.: Энергия, 1974. 366 с.
68. Гиль А. Введение в теорию конечных автоматов. М.: Наука, 1966. 274 с.
69. Глаз А.Б. Параметрическая и структурная адаптация решающих правил в задачах распознавания. Рига: Зинатне, 1988. 170 с.
70. Глендорф П., Пригожин И. Термодинамическая теория структуры, устойчивости и флюктуации. М.: Мир, 1973. 280 с.
71. Голик Л.Л., Елинсон М.И., Петров П.И., Шаров А.М. Логические элементы для систем с переменной структурой // Микроэлектроника. 1984. Т. 13, № 3. С. 206–213.
72. Грешилов А.А. Некорректные задачи цифровой обработки информации и сигналов. М.: Радио и связь, 1984. 160 с.
73. Гринченко С.Н., Загускин С.Л. Механизмы живой клетки: алгоритмическая модель. М.: Наука, 1989. 230 с.
74. Гудмен Дж.Н., Леонберджер Ф.Дж., Гун Суньгоань, Атхале Р.Л. Оптические связи в СБИС-системах // ТИИЭР. 1984. Т. 73, № 7. С. 114–133.
75. Гулляев Ю.В., Букатова И.П., Голубева Л.Н., Крапивин В.Ф. Эволюционная информатика и "интеллектуальные" специпроцессоры: Препр. ИРЭ АН СССР, № 6 (507). М., 1989. 39 с.
76. Дальнее тропосферное распространение ультракоротких радиоволн / Под ред. Б.А. Введенского и др. М.: Сов. радио, 1965. 415 с.
77. Даҳар К.Дж., Смит К.Л. Основы микропроцессорных вычислительных систем. М.: Выш. шк., 1986. 288 с.
78. Де Гроот. Оптимальные статистические решения. М.: Мир, 1974. 491 с.
79. Деревицкий Д.П., Фрадков А.А. Прикладная теория дискретных адаптивных систем управления. М.: Наука, 1981. 215 с.
80. Дертузос М. Пороговая логика. М.: Мир, 1967. 343 с.
81. Дискретная математика и математические вопросы кибернетики / С.В. Яблонский, О.Б. Лупанов. М.: Наука, 1974. Т. 1. 306 с.
82. Дмитриенко В.Д. К вопросу использования алгебраической формы представления задач в эволюционном моделировании // Перспективы развития вычислительных систем. (Применение идей адаптации и эволюции): Тез. докл. Рига, 1985. С. 62–65.
83. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. М.: Мир, 1976. 343 с.
84. Елинсон М.И. Об элементной базе микроэлектроники для одного класса кибернетических систем // Микроэлектроника. 1983. Т. 12, № 5. С. 403–412.
85. Елинсон М.И. Оптоэлектроника. М.: Знание, 1976. 30 с.
86. Елинсон М.И., Захаров М.Ю., Морозов Н.А., Филиппова О.Н. Низковольтный дискретный электрооптический дефлектор / Микроэлектроника. 1974. Т. 3, № 5. С. 459–460.
87. Елинсон М.И., Суханов А.А. Проблемы межсоединений в современной микроэлектронике // Там же. 1984. Т. 13, № 3. С. 175–195.
88. Загоруйко Н.Г. Методы распознавания и их применение. М.: Сов. радио, 1972. 206 с.
89. Закревский А.Д., Топоров Н.Р. Обучение распознаванию образов в булевом пространстве // Самообучающиеся автоматические системы. М.: Радио и связь, 1966. С. 67–72.
90. Зыков А.А. Теория конечных графов. Новосибирск: Наука, 1969. 543 с.
91. Ивахненко А.Г., Лата В.Г. Предсказание случайных процессов. Киев: Наук. думка, 1971. 416 с.
92. Ивахненко А.Г., Мюллер Й.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей. Киев: Техника; Берлин: ФЕБ Ферлаг Техник, 1984. 223 с.

93. Ивахненко А.Г., Степашко В.С. Помехоустойчивость моделирования. Киев: Наук. думка, 1985. 214 с.
94. Ивахненко А.Г., Юрчиковский Ю.П. Моделирование сложных систем по экспериментальным данным. М.: Радио и связь, 1987. 118 с.
95. Имаев Д.Х., Ковальский З. Синтез структур судовых энергетических систем управления. Л.: Судостроение, 1986. 300 с.
96. Иродов В.Ф. О построении и сходимости эволюционных алгоритмов самоорганизации случайного поиска // Автоматика. 1987. № 4. С. 34–43.
97. Исилмару А. Распространение и рассеяние волн в случайных неоднородных средах. М.: Мир, 1981. Т. 2. 317 с.
98. Казаневская В.В. Философско-методологические основания системного подхода. Томск: Изд-во Том. ун-та, 1987. 234 с.
99. Кейсесент Д. Акустические процессы для операций линейной алгебры // ТИИЭР, 1984. Т. 72, № 7. С. 92–113.
100. Колмогоров А.Н., Фомин С.В. Элементы теории функций и функционального анализа. М.: Изд-во МГУ, 1976. 543 с.
101. Колчин В.Ф. Случайные отображения. М.: Наука, 1984. 208 с.
102. Компьютеры: Справ. руководство: В 3 т. / Под ред. Г. Хелмса. М.: Мир, 1986.
103. Копыленко В.Н. Метод синтеза структур в произвольном базисе при задании логических функций в аналитической форме // Проектирование дискретных управляющих устройств. Фрунзе: Илим, 1972. С. 11–19.
104. Коробков Б.П., Растигин Л.А. Методы структурной адаптации в процессах управления сложным объектом: (Обзор) // Адаптация в системах обработки информации. Рига: Зинатне, 1977. С. 3–21.
105. Коробков Б.П., Растигин Л.А. Рандомизированные методы разрезания графов. I // Изв. АН СССР. Техн. кибернетика. 1982. № 3. С. 163–172.
106. Коршунов А.Д. О перечислении конечных автоматов // Проблемы кибернетики. М.: Наука, 1978. Вып. 34. С. 5–83.
107. Котов В.Е. Перспективы и проблемы создания ЭВМ на СБИС // Теоретические вопросы параллельного программирования и многопроцессорные ЭВМ. Новосибирск: ВЦ СО АН СССР, 1983. С. 6–30.
108. Коуги П.М. Архитектура конвейерных ЭВМ. М.: Радио и связь, 1985. 357 с.
109. Кохонен Т. Ассоциативные запоминающие устройства. М.: Мир, 1982. 383 с.
110. Крапивин В.Ф. Теоретико-игровые методы синтеза сложных систем в конфликтных ситуациях. М.: Сов. радио, 1972. 192 с.
111. Крапивин В.Ф., Свиридов Ю.М., Тарко А.М. Математическое моделирование глобальных биосферных процессов. М.: Наука, 1982. 278 с.
112. Кудрявцев В.Б., Подколзин А.С., Уичумлич Ш. Введение в теорию абстрактных автоматов. М.: Изд-во МГУ, 1984. 174 с.
113. Кузнецова В.Л., Раков М.А. Самоорганизация в технических системах. Киев: Наук. думка, 1987. 200 с.
114. Ларионов А.М. Вычислительные системы: О проблеме быстродействия. М.: Знание, 1987. 63 с.
115. Лбов Г.С. Методы обработки разнотипных экспериментальных данных. Новосибирск: Наука, 1981. 160 с.
116. Ли Р. Оптимальные оценки, определение характеристик и управление. М.: Наука, 1966. 176 с.
117. Лотоцкий В.А. 3-я национальная научно-техническая конференция по организации и автоматизации экспериментальных исследований // Информационные материалы. Кибернетика / Науч. совет по комплексной пробл. "Кибернетика" АН СССР. 1981. Вып. 4 (119). – С. 34–45.
118. Макаров Б.А. Разработка и исследование алгоритмов оценки параметров моделей нестационарных объектов: Дис. ... канд. физ.-мат. наук. М., 1983. 195 с.
119. Мамзин А.С. Проблема взаимосвязи организации и исторического развития в современной биологии // Проблема взаимосвязи организации и эволюции в биологии. М.: Наука, 1978. С. 18–32.
120. Маныкин Э.А., Сурина И.И. Нейронные сети и их оптические реализации: Обзор. М.: Гос. ком. по использ. атом. энергии, 1988. 47 с.
121. Марков В.А. Феномен случайности. Методол. анализ. Рига: Зинатне, 1988. 231 с.

122. Месарович М., Мако Д., Такахара И. Теория иерархических многоуровневых систем. М.: Мир, 1973. 344 с.
123. Мицерис Я.А., Растрогин Л.А. Алгоритм эволюционного синтеза структуры вычислительной системы // Вопросы эволюционного моделирования. М.: ИРЭ АН СССР, 1982. С. 15–21.
124. Минский М., Пейперт С. Персептроны. М.: Мир, 1971. 252 с.
125. Михасев Ю.И. Некоторые оценки эффективности многорядных алгоритмов информации в однородных вычислительных средах // II Всесоюз. семинар "Перспективы развития вычислительных систем (применение идей адаптации и эволюции)" (Рига, май 1985) : Тез. докл. Рига: РПИ, 1985. С. 127–130.
126. Михасев Ю.И. Синтез многорядных алгоритмов обработки информации с использованием идей эволюции в однородных вычислительных средах // Перспективы развития вычислительных систем. Рига: РПИ, 1985. С. 79–84.
127. Мкртчян С.О. Нейроны и нейронные сети. М.: Энергия, 1971. 231 с.
128. Мкртчян Ф.А. Оптимальное различение сигналов и проблемы мониторинга. М.: Наука, 1982. 186 с.
129. Мусеев Н.Н. Алгоритмы развития. М.: Наука, 1987. 303 с.
130. Мусеев Н.Н., Александров В.В., Тарко А.М. Человек и биосфера. М.: Наука, 1985. 271 с.
131. Небабин В.Г., Сергеев В.В. Методы и техника радиолокационного распознавания. М.: Радио и связь, 1984. 152 с.
132. Нечаев В.В. Концептуальное представление целостных объектов в базах знаний интеллектуальных САПР // Математическое и магнитное моделирование: Материалы Всесоюз. науч. конф. Воронеж: Изд-во Воронеж. ун-та, 1988. Ч. 1. С. 4–8.
133. Нечаев В.В. Многоуровневое представление концептуальных моделей структур в базах знаний // Управление в гибких производственных системах и работотехнических системах. М.: МИРЭА, 1988. С. 37–46.
134. Нильсон Н. Принципы искусственного интеллекта. М.: Радио и связь, 1985. 373 с.
135. Оптическая вычислительная техника: Темат. вып. // ТИИЭР. 1984. Т. 72, № 7. С. 1–272.
136. Орлов В.А. Граф-схемы алгоритмов распознавания. М.: Наука, 1982. 120 с.
137. Перцепtron – система распознавания образов / А.Г. Ивахненко. Киев: Наук. думка, 1975. 431 с.
138. Питерсон Дж. Теория сетей Петри и моделирование систем. М.: Мир, 1984. 264 с.
139. Поступов Г.С. Искусственный интеллект – основа новой информационной технологии. М.: Наука, 1988. 279 с.
140. Поступов Д.А. Логико-лингвистические модели в системах управления. М.: Энергоиздат, 1981. 232 с.
141. Построение экспертизы систем / Под ред. Ф. Хейес-Рота. М.: Мир, 1987. 438 с.
142. Ракитов А.И., Андрианова Т.В. Философия компьютерной революции // Вопр. философии. 1986. № 11. С. 72–81.
143. Растрогин Л.А. Адаптация сложных систем. Рига: Зинатне, 1981. 375 с.
144. Растрогин Л.А. Система экстремального управления. М.: Наука, 1974. 630 с.
145. Растрогин Л.А. Современные принципы управления сложными объектами. М.: Сов. радио, 1980. 232 с.
146. Растрогин Л.А. Статистические методы поиска. М.: Наука, 1968. 376 с.
147. Растрогин Л.А., Рина К.К., Тарасенко Г.С. Адаптация случайного поиска. Рига: Зинатне, 1978. 242 с.
148. Ремизов Л.Т. Групповая модель потока импульсов атмосферных радиопомех в диапазоне сверхдлинных волн // ДАН СССР. 1974. Т. 215, № 1. С. 81–84.
149. Ремизов Л.Т. Естественные радиопомехи. М.: Наука, 1985. 200 с.
150. Репин В.Г., Тартаковский Г.П. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем. М.: Сов. радио, 1977. 432 с.
151. Родес У.Т. Акустооптическая обработка сигналов: Свертка и корреляция // ТИИЭР. 1981. Т. 69, № 1. С. 74–91.
152. Розенблatt Ф. Принципы нейродинамики. М.: Мир, 1965. 480 с.
153. Самарский А.А. Математическое моделирование и вычислительный эксперимент // Вестн. АН СССР. 1979. № 5. С. 38–49.
154. Саридис Дж. Самоорганизующиеся стохастические системы управления. М.: Наука, 1980. 400 с.

155. Семенов М.А., Теркель Д.А. О подходе к доказательству сходимости эволюционных методов // Перспективы развития вычислительных систем. Рига: РПИ, 1985. С. 92–102.
156. Сидоров Ю.Е. Оптимальный алгоритм обнаружения радиолокационных объектов // Радиотехника и электроника. 1973. Т. 18, вып. 6. С. 1280–1282.
157. Сидоров Ю.Е. Статистические имитационные машинные эксперименты в задачах обработки акустико-океанологической информации // Акустические статистические модели океана: Тр. IV семинара. М.: Акуст. ин-т им. Н.Н. Андреева АН СССР, 1982. С. 89–100.
158. Симонс Дж. ЭВМ пятого поколения: компьютеры 90-х годов. М.: Финансы и статистика, 1985. 173 с.
159. Системы параллельной обработки / Под ред. Д. Ивенса. М.: Мир, 1985. 413 с.
160. Смирнов В.И. Курс высшей математики. М.: Наука, 1965. Т. 1. 479 с.
161. Современный компьютер / Под ред. В.М. Курочкина. М.: Мир, 1986. 212 с.
162. Сочук А.А., Стренд Т.С. Цифровые оптические вычисления // ТИИЭР. Т. 72, № 7. С. 2–33.
163. Степашко В.С., Кочерга Ю.Л. Классификация и анализ помехоустойчивости внешних критериев селекции моделей // Автоматика. 1984. № 3. С. 38–50.
164. Стрельников В.Н. Разработка и исследование системы автоматизации экспедиционных радиофизических экспериментов: Дис. ... канд. техн. наук. / М., 1983. 201 с.
165. Тихонов А.Н. О методе автоматизации обработки наблюдений // Вестн. АН СССР. 1983. № 1. С. 14–25.
166. Топоров Н.Р. Синтез оптимальных алгоритмов распознавания булевых функций // Проблема синтеза цифровых автоматов. М.: Наука, 1967. С. 119–126.
167. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов. М.: Мир, 1978. 411 с.
168. Тэнк Д.У., Хонфилд Д.Д. Коллективные вычисления в нейроподобных электронных системах // В мире науки. 1989. № 2. С. 23–44.
169. Урик Р.Дж. Основы гидроакустики. Л.: Судостроение, 1978. 448 с.
170. Фалькович С.Е., Хомяков Э.Н. Статистическая теория измерительных радиосистем. М.: Радио и связь, 1981. 286 с.
171. Фет Я.И. Параллельные процессоры для управляющих систем. М.: Энергоиздат, 1981. 160 с.
172. Флейшман Б.С. Основы системологии. М.: Радио и связь, 1982. 368 с.
173. Флейшман Б.С. Элементы теории потенциальной эффективности сложных систем. М.: Связ. радио, 1971. 224 с.
174. Флейшман Б.С., Букатова И.Л. О некоторых аналитических оценках эволюционного моделирования // Автоматика и вычисл. техника. 1973. № 4. С. 34–39.
175. Флейшман Б.С., Букатова И.Л., Кративин В.Ф. О теории живучести и эволюционном моделировании // Вопросы технической диагностики. Таганрог: Таганрог. радиотехн. ин-т, 1973. Вып. 10. С. 17–21.
176. Фогель Л., Оуэнс А., Уолш М. Искусственный интеллект и эволюционное моделирование. М.: Мир, 1969. 230 с.
177. Хант Э. Искусственный интеллект. М.: Мир, 1978. 558 с.
178. Цыпкин Я.З. Основы информационной теории идентификации. М.: Наука, 1984. 320 с.
179. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М.: Наука, 1968. 399 с.
180. Цыпкин Я.З. Адаптивные алгоритмы оптимизации при априорной неопределенности // АиГ. 1979. № 6. С. 94–108.
181. Шаров А.М. Многокритериальный подбор функционирования в эволюционном предсказывающем алгоритме // Вопросы эволюционного моделирования. М.: ИРЭ АН СССР, 1982. С. 44–52.
182. Шмальгаузен И.И. Кибернетические вопросы биологии. Новосибирск: Наука, 1968. 224 с.
183. Экспертные системы. Принципы работы и примеры / Под ред. Р. Форсайта; Пер. с англ. С.И. Рудаковой под ред. В.Л. Стефанюка. М.: Радио и связь, 1987. 224 с.
184. Яблонский С.В. Введение в дискретную математику. М.: Наука, 1979. 272 с.
185. Янко Я. Математико-статистические таблицы. М.: Госстатиздат, 1961. 243 с.
186. Akers S.J. Sos. // Ind. and Appl. Math. 1959. Vol. 7, N 4. P. 85.

187. Brennan L.E., Read J.S. Theory of adaptive radar // IEEE Trans. Aerospace and Electron Syst. 1973. Vol. 9, N 2. P. 237–252.
188. Chang C. The unit proof and the input proof in theorem proving // J. ACM. 1970. Vol. 17. P. 698–707.
189. Farhat N.H., Psaltis D., Prata A., Paek E. Optical implementation of the Hopfield model // Appl. Opt. 1985. Vol. 24, N 10. P. 1469–1475.
190. Giordano A.A., Haber F. Modeling of atmospheric noise // Radio Sci. 1972. Vol. 7, N 11. P. 1011–1023.
191. Hopfield J.J., Tank D.W. Computing with neural circuits: A model // Science. 1986. Vol. 233, N 4764. P. 625–633.
192. Koford I., Groner G. The use of an adaptive threshold element to design a linear optimal pattern classifier // IEEE. 1966. Vol. 12, N 1. P. 42–50.
193. Trellue R.E., Dearholt D.W. The recognition of characters using evolving automa // Milwaukee Sup. Automat. Contr.: Milwaukee, Wise, 1974. N.Y., 1974. P. 97–99.
194. Wagner K., Psaltis D. Multiplayer optical learning networks // Appl. Opt. 1987. Vol. 26, N 23. P. 5061–5076.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ПРЕДИСЛОВИЕ	3
Г л а в а 1. МОДЕЛИ В СЛОЖНЫХ СИСТЕМАХ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ	
1.1. Автоматизированные системы научных исследований	6
1.2. Актуальные задачи обработки измерений	11
1.3. Имитационные модели в глобальном моделировании	16
Г л а в а 2. ПРОБЛЕМА СИНТЕЗА МОДЕЛЕЙ С ПЕРЕМЕННОЙ СТРУКТУРОЙ	
2.1. Программные методы структурной идентификации	18
2.2. Специпроцессорные и аппаратные средства моделирования	26
Г л а в а 3. ЭВОИНФОРМАТИКА КАК ЭЛЕМЕНТ ИНФОРМАТИКИ	
3.1. Новые информационные и вычислительные технологии	29
3.2. Методологические предпосылки эволюционного моделирования	33
3.3. Моделирование механизмов эволюции в сложных системах	39
Г л а в а 4. ЭВОЛЮЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КАК МЕТОД АДАПТИВНОЙ СТРУКТУРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ	
4.1. Основные понятия эволюционного моделирования	42
4.2. Основные задачи и этапы идентификации	48
4.3. Анализ процедур структурного случайного поиска	66
4.4. Теоретическое исследование глобальных характеристик процесса идентификации	75
4.5. Вопросы сходимости и устойчивости	82
Г л а в а 5. МЕТОДИКИ СТРУКТУРНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ В ЗАДАЧАХ ОБРАБОТКИ ИЗМЕРЕНИЙ	
5.1. Классы С-моделей и их формирование при обработке измерений	85
5.2. Методика синтеза конечно-автоматных предсказывающих моделей	85
5.3. Методика синтеза распознающих древовидных моделей	103
5.4. Методика синтеза многорядных однородных решающих моделей	107
Г л а в а 6. ЭВОЛЮЦИОННЫЕ СРЕДСТВА В ЗАДАЧАХ ПРЕДСКАЗАНИЯ И РАСПОЗНАВАНИЯ	
6.1. Эволюционный предсказывающий алгоритм	113
6.2. Предсказание нестационарных радиоломех	117
6.3. Эволюционный распознающий алгоритм	122
6.4. Распознавание объектов по кривым	125
Г л а в а 7. ЭВОЛЮЦИОННЫЕ СРЕДСТВА В ЗАДАЧАХ КЛАССИФИКАЦИИ И ВОССТАНОВЛЕНИЯ	
7.1. Многорядные алгоритмы классификации	130
	130

7.2. Восстановление неполных замеров параметра сигнала	138
7.3. Сходимость многорядных алгоритмов	141
Г л а в а 8. ПРОГРАММНО-АППАРАТНЫЕ ЭВОЛЮЦИОННЫЕ СРЕДСТВА	144
8.1. Проблемы программной и спецпроцессорной реализации эволюционных алгоритмов	144
8.2. Элементная база эволюционных специпроцессоров	150
Г л а в а 9. СПЕЦИАЛИЗИРОВАННЫЕ ПРОЦЕССОРЫ (СХЕМОТЕХНИЧЕСКОЕ ОПИСАНИЕ)	162
9.1. Оптоэлектронный предсказывающий процессор	162
9.2. Микроэлектронный процессор-идентификатор	167
Г л а в а 10. АВТОМАТИЗАЦИЯ НАУЧНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА	173
10.1. Концепция структурной идентификации и автоматизация	173
10.2. Общая схема автоматизации	173
10.3. Имитационно-эволюционный подход в моделировании	177
ПРИЛОЖЕНИЕ I. Доказательства теорем многорядного синтеза	179
ПРИЛОЖЕНИЕ II. Краткое описание алгоритма CML	186
Список сокращений	192
Литература	195

CONTENTS

INTRODUCTION	3
Chapter 1. MODELS IN COMPLEX INFORMATION PROCESSING SYSTEMS	6
1.1. Automatic systems for scientific research	6
1.2. High-priority tasks of measurements processing	11
1.3. Simulation models in global simulation	16
Chapter 2. A PROBLEM OF VARIABLE-STRUCTURE MODELS SYNTHESIS	18
2.1. Program-simulated methods for structural identification of models	18
2.2. Specialized processors and hardware for simulation	26
Chapter 3. EVOINFORMATICS AS THE ELEMENT OF INFORMATICS	29
3.1. New information and computation technologies	29
3.2. Methodological premises for evolutionary simulation	33
3.3. Simulation of evolution mechanisms in complex systems	39
Chapter 4. EVOLUTIONARY SIMULATION AS THE METHOD FOR ADAPTIVE STRUCTURAL IDENTIFICATION	42
4.1. The basic principles of evolutionary simulation	42
4.2. The key problems and steps of identification	48
4.3. Analysis of structural random search procedures	66
4.4. Theoretical research of identification process global characteristics	75
4.5. Convergence problems	82
Chapter 5. TECHNIQUES OF STRUCTURAL IDENTIFICATION IN MEASUREMENTS PROCESSING PROBLEMS	85
5.1. S-Models classes and their forming in measurements processing	85
5.2. A technique for synthesis of finite-automated predictive models	103
5.3. A technique for synthesis of recognizing tree models	107
5.4. A technique for synthesis of multiseries homogeneous decision models	109
Chapter 6. EVOLUTIONARY MEANS IN PREDICTION AND RECOGNITION PROBLEMS	113
6.1. Evolutionary predictive algorithm	113
6.2. Prediction of time-varying jamming	117
6.3. Evolutionary recognitive algorithm	122
6.4. Object recognition from curves	125

Chapter 7. EVOLUTIONARY SOFTWARE IN CLASSIFICATION AND RECOVERY PROBLEMS	130
7.1. Multiseries classification algorithms	130
7.2. Recovery of incomplete measurements of signal parameters	138
7.3. Convergence of multiseries algorithms	141
Chapter 8. EVOLUTIONARY SOFTWARE AND HARDWARE	144
8.1. Problems of implementation of evolutionary algorithms by means of specialized processors	144
8.2. Elemental base of evolutionary specialized processor	150
Chapter 9. SPECIALIZED PROCESSORS (CIRCUITRY DESCRIPTION)	162
9.1. Optoelectronic predictive processor	162
9.2. Microelectronic processor-identificator	167
Chapter 10. SCIENTIFIC EXPERIMENT AUTOMATION	173
10.1. A concept of structural identification and automation	173
10.2. A general scheme of automation	177
10.3. Evolutionary simulation approach in simulation	179
APPENDIX I. Proof of multiseries synthesis theorems	192
APPENDIX II. Brief description of algorithm CML	181
List of abbreviations	192
REFERENCES	195

Научное издание

БУКАТОВА Иннеса Леонидовна
МИХАСЕВ Юрий Иванович
ШАРОВ Александр Михайлович

ЭВОИНФОРМАТИКА:
Теория и практика
эволюционного моделирования

*Утверждено к печати
Институтом радиотехники
и электроники АН СССР*

Редактор издательства Ю.А. Юдина
Художник А.Г. Кобрин
Художественный редактор В.Ю. Яковлев
Технический редактор Г.И. Астахова
Корректор З.Д. Алексеева

Chapter 7. EVOLUTIONARY SOFTWARE IN CLASSIFICATION AND RECOVERY PROBLEMS	130
7.1. Multiseries classification algorithms	130
7.2. Recovery of incomplete measurements of signal parameters	138
7.3. Convergence of multiseries algorithms	141
Chapter 8. EVOLUTIONARY SOFTWARE AND HARDWARE	144
8.1. Problems of implementation of evolutionary algorithms by means of specialized processors	144
8.2. Elemental base of evolutionary specialized processor	150
Chapter 9. SPECIALIZED PROCESSORS (CIRCUITRY DESCRIPTION)	162
9.1. Optoelectronic predictive processor	162
9.2. Microelectronic processor-identificator	167
Chapter 10. SCIENTIFIC EXPERIMENT AUTOMATION	173
10.1. A concept of structural identification and automation	173
10.2. A general scheme of automation	177
10.3. Evolutionary simulation approach in simulation	179
APPENDIX I. Proof of multiseries synthesis theorems	192
APPENDIX II. Brief description of algorithm CML	181
List of abbreviations	192
REFERENCES	195

Научное издание

БУКАТОВА Иннеса Леонидовна
МИХАСЕВ Юрий Иванович
ШАРОВ Александр Михайлович

ЭВОИНФОРМАТИКА:
Теория и практика
эволюционного моделирования

*Утверждено к печати
Институтом радиотехники
и электроники АН СССР*

Редактор издательства Ю.А. Юдина
Художник А.Г. Кобрин
Художественный редактор В.Ю. Яковлев
Технический редактор Г.И. Астахова
Корректор З.Д. Алексеева