

ЭВОЛЮЦИОННЫЕ СТРАТЕГИИ С АДАПТИВНЫМ ПАРАМЕТРОМ НА ОСНОВЕ СВОЙСТВ ЛАНДШАФТА ФУНКЦИИ ПРИСПОСОБЛЕННОСТИ

Чивилихин Д.С.

*магистрант кафедры компьютерных технологий НИУ ИТМО,
chivilikhin.daniil@gmail.com*

Аннотация: Предлагается метод адаптивного выбора параметра $(1, \lambda)$ -эволюционных стратегий, основанный на свойствах ландшафта функции приспособленности. Метод базируется на запоминании информации о совершившихся в процессе работы эволюционного алгоритма мутациях. Эта информация используется для выбора значения параметра стратегии. Приводится экспериментальное сравнение адаптивной стратегии с традиционными стратегиями на задаче с сильно неровным ландшафтом функции приспособленности.

Введение

В области эволюционных вычислений вводится понятие *ландшафта функции приспособленности* (fitness landscape). В простейшем случае двухпараметрического пространства поиска ландшафт функции приспособленности (ФП) можно представить как поверхность, задающую график ФП, где абсцисса и ордината обозначают значения параметров особи, а аппликата соответствует значению ФП этой особи. Изучение свойств ландшафта ФП может проводиться как для оценки сложности решения задачи эволюционным алгоритмом, так и для настройки параметров эволюционных алгоритмов.

Эволюционные стратегии (ЭС) являются простейшим видом эволюционных алгоритмов. Адаптивные эволюционные алгоритмы используют информацию о текущем состоянии поиска для выбора значений одного или нескольких своих параметров. Примером такой информации может быть информация о ландшафте ФП. В существующих адаптивных эволюционных алгоритмах [1, 2] обычно адаптивно выбирается параметр p_m — вероятность мутировать ген особи эволюционного алгоритма. При этом, в том числе, используются свойства ландшафта ФП.

В данной работе предложен новый способ представления ландшафта ФП в процессе работы эволюционных алгоритмов и новый метод настройки $(1, \lambda)$ -эволюционных стратегий. Предлагается настраивать параметр λ , оставляя параметр p_m неизменным.

Новая адаптивная $(1, \lambda)$ -ЭС сравнивается с ЭС с фиксированным λ на примере построения конечных автоматов для задачи об «Умном муравье». Ландшафт ФП в этой задаче является сильно неровным, то есть решения с малыми значениями ФП зачастую находятся в непосредственной близости

сти от решений с большими значениями ФП. Эксперименты показали, что в большинстве случаев новая адаптивная стратегия эффективнее стратегий с фиксированным значением λ при небольших размерах целевых автоматов. Сравнение нового алгоритма с другими адаптивными эволюционными алгоритмами выходит за рамки данной работы, и будет являться частью дальнейших исследований.

(1, λ)-эволюционная стратегия

(1, λ)-эволюционная стратегия является одним из простейших видов эволюционных стратегий. Популяция (текущее множество решений) в этом алгоритме состоит из единственного решения. На каждой итерации производится λ случайных мутаций — небольших изменений — текущего решения. Далее вычисляется значение ФП всех λ измененных решений и решение с наибольшим (в случае задачи максимизации) значением ФП становится новым текущим решением.

Построение конечных автоматов для задачи об «Умном муравье»

Конечный автомат — это шестерка $\langle S, s_0 \in S, \Sigma, \Delta, \delta, \lambda \rangle$, где S — множество состояний, $s_0 \in S$ — начальное состояние, Σ — множество входных событий, Δ — множество выходных воздействий. Функция $\delta: S \times \Sigma \rightarrow S$ называется функцией переходов, а функция $\lambda: S \times \Sigma \rightarrow \Delta$ — функцией выходов.

В парадигме автоматного программирования [3] предлагается использовать конечные автоматы в качестве ключевых компонентов программных систем, задающих логику работы программы при поступлении внешних входных событий. В таких системах выделяют систему управления, представленную в виде конечного автомата, и объект управления. Одним из простейших примеров применения автоматного программирования является задача об «Умном муравье» [4]. В этой задаче требуется построить автомат, который оптимальным образом управляет некоторым агентом в игре. Игра происходит на поле, которое представляет собой тор размера 32×32 клетки. На поле вдоль некоторой строго заданной ломаной расположены «яблоки». Примеры полей изображены на рис. 1.

Агентом в игре является «муравей», который в начале игры расположен в левой верхней клетке поля и «смотрит» на восток. Муравей видит на одну клетку вперед — он может определить, есть в следующей клетке еда (событие F) или нет (событие $!F$). На каждом шаге муравей может повернуть налево (действие L), повернуть направо (действие R) или перейти на одну клетку вперед (действие M). Если в клетке, в которую перешел муравей, находилось яблоко, муравей его съедает. Целью игры является построение

конечного автомата, управляющий муравьем так, чтобы он мог съесть всю еду не более, чем за s_{max} шагов. Функция приспособленности в этой задаче учитывает как число съеденных яблок n_{food} , так и номер шага s_{last} , на котором было съедено последнее яблоко:

$$f = n_{food} + \frac{s_{max} - s_{last} - 1}{s_{max}},$$

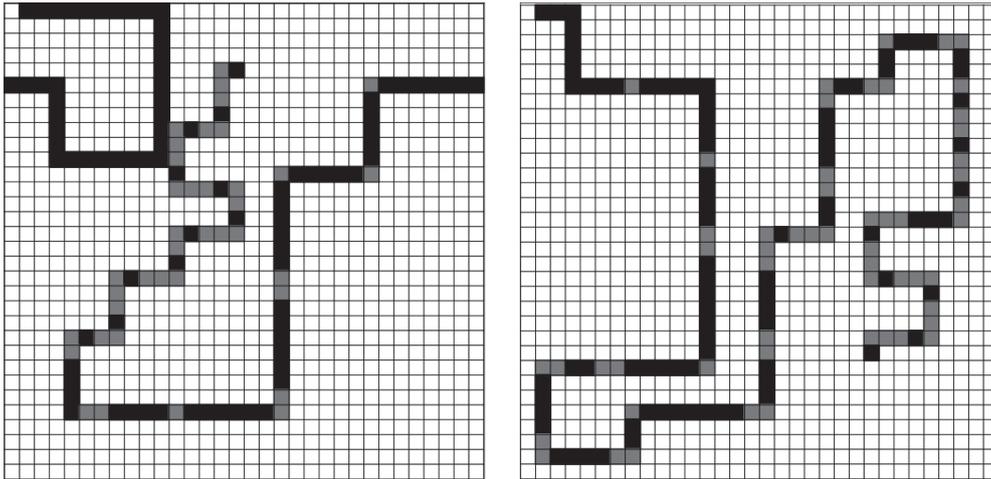


Рис. 1. Поле Джона Мура (слева) и поле Санта Фе (справа). Черные клетки обозначают яблоки, белые клетки пусты, а серые клетки изображают ломаную

Пример автомата из пяти состояний, позволяющего муравью съесть все яблоки за 394 ходов, приведен на рис. 2.

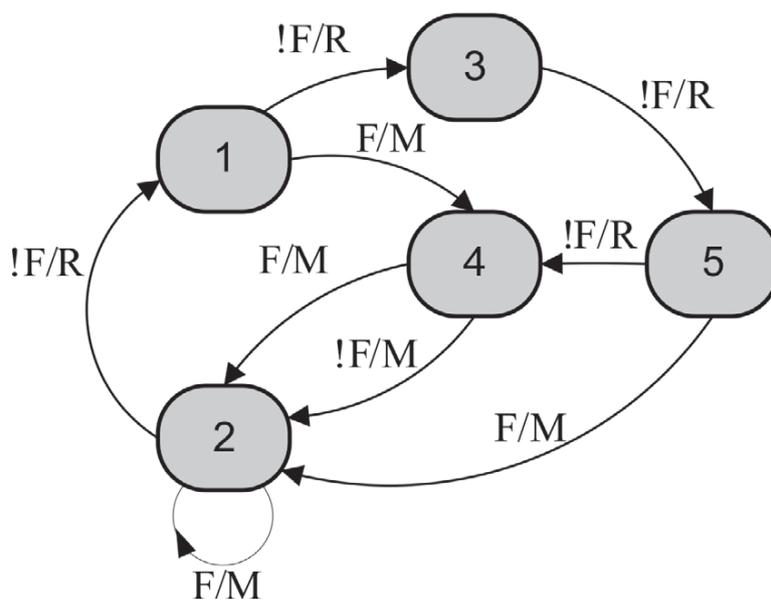


Рис. 2. Диаграмма состояний автомата из пяти состояний, позволяющего муравью съесть всю еду на поле Санта Фе за 394 шага

Мотивация: ландшафт функции приспособленности в задаче об «Умном муравье»

Мотивацией к данной работе послужил анализ ландшафта ФП для задачи об «Умном муравье». Сначала рассматривается оптимальный конечный автомат из семи состояний, решающий задачу для поля Джона Мура за 189 шагов. Значение ФП этого автомата равно 89,05. Были рассмотрены все соседи этого автомата, то есть все автоматы, полученные из него применением одной операции мутации. Гистограмма значений ФП этих автоматов изображена на рис. 3.

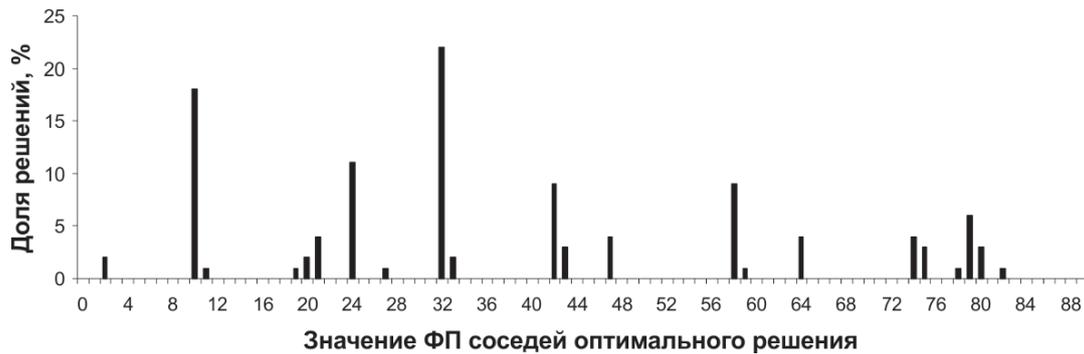


Рис. 3. Гистограмма значений ФП соседей оптимального решения задачи об «Умном муравье» для поля Джона Мура при $s_{\max} = 200$

Из гистограммы на рис. 3. видно, что ни один из соседей оптимального решения не имеет значения ФП выше, чем 82. Фактически это означает, что эволюционные алгоритмы, старающиеся максимизировать значения ФП своих особей, могут найти оптимальное решение лишь случайно.

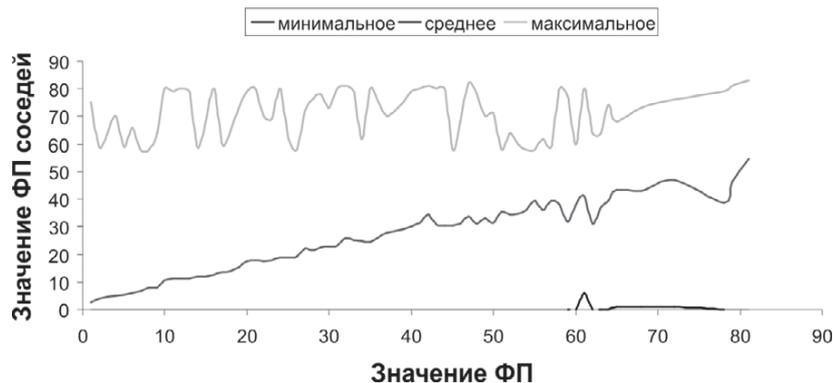


Рис. 4. Минимальное, среднее и максимальное значения ФП соседей в зависимости от значения ФП автоматов из семи состояний

Во втором эксперименте было рассмотрено 10^4 случайных автоматов из семи состояний. Для каждого из них были построены все соседние автоматы и записано значение ФП исходного автомата, а также минимальное, среднее и максимальное значение ФП соседей. График зависимости среднего,

минимального и максимального значения ФП соседей от значения ФП исходного автомата приведен на рис. 4. Эти графики показывают, что с ростом значения ФП автомата значения ФП его соседей в среднем также возрастают. Однако вместе с тем видно, что разброс значений ФП соседей для всех значений ФП автоматов велик, что негативно влияет на производительность эволюционных алгоритмов при решении данной задачи.

Предлагаемый алгоритм

Основой предлагаемого алгоритма является построение двух распределений: распределения $M_s(f_0)$ числа успешных мутаций особей по значениям ФП и распределения $M(f_0)$ числа мутаций особей по их значениям ФП. Рассмотрим состояние эволюционного алгоритма, в котором значение ФП текущего решения равно f_c , а значение ФП решения, полученного из текущего с помощью одной операции мутации, равно f_m . Если $f_m > f_c$, то значения $M_s(f_c)$ и $M(f_c)$ увеличиваются на единицу, в противном случае увеличивается только значение $M(f_c)$.

В предлагаемой адаптивной модификации $(1, \lambda)$ -ЭС значения параметра λ выбираются пропорционально отношению $M_s(f_c)$ и $M(f_c)$, где f_c — значение ФП текущего решения. На каждой итерации значение λ выбирается по формуле:

$$\lambda(M_s(f_c), M(f_c)) = \begin{cases} \frac{M_s(f_c)}{M(f_c)} \cdot N_{\text{size}}, & \text{если } M(f_c) \geq M_{\text{min}} \\ \lambda_{\text{default}}, & \text{иначе} \end{cases},$$

где N_{size} — число соседей текущего решения, M_{min} — минимальное число мутаций решения, при котором значение λ вычисляется по распределениям и λ_{default} — значение λ по умолчанию. Выбор такого правила обусловлен тем, что в случае недостатка статистической информации о мутациях решений с определенным значением ФП, использование этой статистической информации для выбора значения λ ничем не обосновано.

Результаты

Тестирование предложенного алгоритма проводилось на примере построения конечных автоматов для задачи об «Умном муравье» с полем Санта Фе. Результаты запусков адаптивной ЭС сравнивались с результатами запусков ЭС с фиксированными значениями $\lambda \in [1, 10]$. Выбор значений параметров M_{min} и λ_{default} был осуществлен перебором для задачи построения автоматов из пяти состояний с полем Санта Фе при $s_{\text{max}} = 600$. Выбранные значения параметров затем использовались во всех экспериментах.

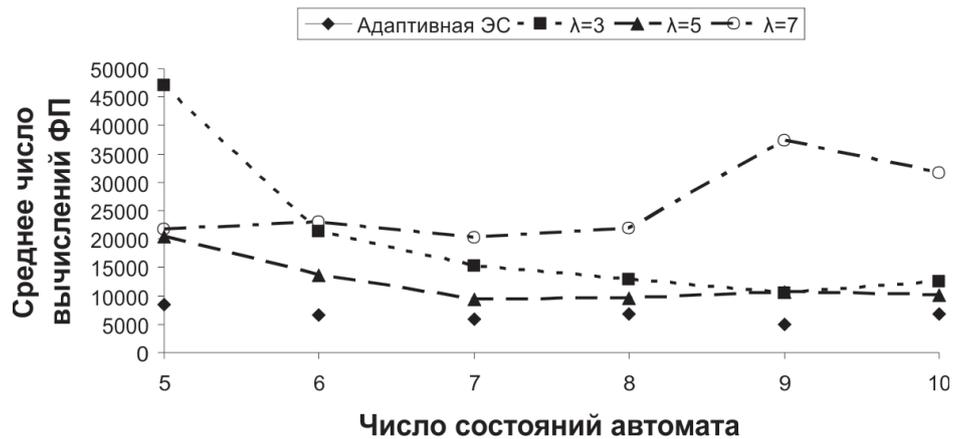


Рис. 5. Зависимость среднего числа вычислений ФП от числа состояний автомата для поля Санта Фе при $s_{\max} = 600$

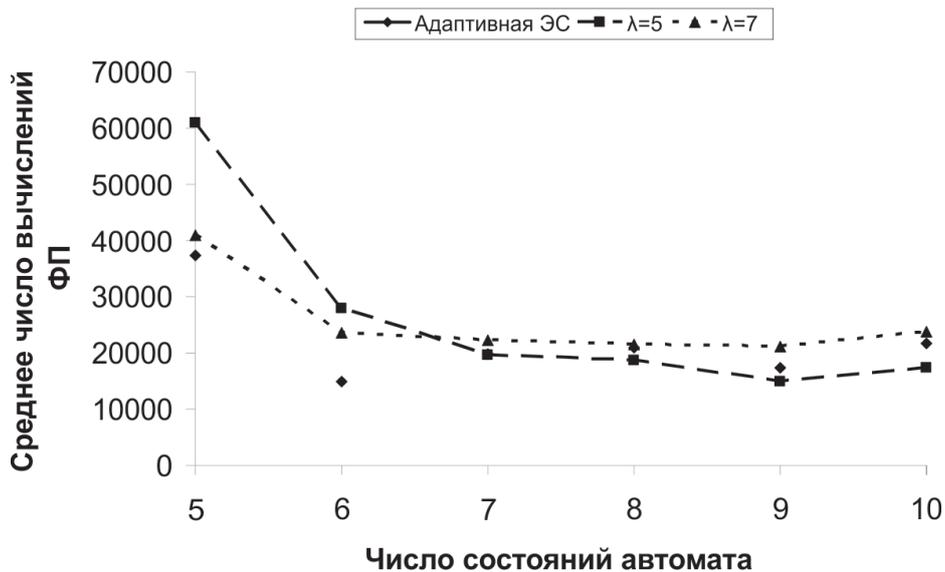


Рис. 6. Зависимость среднего числа вычислений ФП от числа состояний автомата для поля Санта Фе при $s_{\max} = 400$

В каждом из экспериментов строились автоматы с фиксированным числом состояний. Эксперимент для каждого числа состояний автомата $N \in [5, 10]$ был повторен 100 раз. Каждый эксперимент продолжался вплоть до получения идеального решения. На рис. 5 и рис. 6. представлены графики зависимости среднего числа вычислений ФП от числа состояний автомата для адаптивной ЭС и ЭС с некоторыми значениями λ . Графики для остальных значений λ не приведены, так как результаты для этих значений либо слабо отличаются от приведенных, либо существенно хуже них. Из рис. 5. видно, что в случае $s_{\max} = 600$ ЭС с адаптивным параметром позволяет найти решение в среднем быстрее, чем ЭС с фиксированным параметром. Графики на рис. 6. показывают, что при $s_{\max} = 400$ адаптивная стратегия не-

сколько эффективнее для небольших автоматов из пяти и шести состояний, а в других случаях более эффективной оказалась ЭС с $\lambda=5$.

Заключение

Предложен подход к адаптивной настройке эволюционных стратегий, основанный на основе свойств ландшафта функции приспособленности. Подход апробирован на примере адаптивной $(1, \lambda)$ -ЭС для построения автоматов в задаче об «Умном муравье». Предложенный алгоритм в большинстве случаев является более эффективным, чем ЭС с фиксированным параметром λ .

В качестве развития данной работы предполагается проведение сравнения предложенного подхода с другими методами адаптивной настройки эволюционных алгоритмов. Также будет изучена возможность оптимального выбора параметров предложенного адаптивного алгоритма.

Литература

1. *Beyer H-G, Schwefel H-P.* Evolution strategies — A comprehensive introduction // *Natural Computing: an international journal.* — 2002. — Vol. 1(1). — P. 3–52.
 2. *Govêa M.M. Jr., Araújo A.F. R.* Diversity-Based Adaptive Evolutionary Algorithms // *New Achievements in Evolutionary Computation.* — 2010. InTech. [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.intechopen.com/books/new-achievements-in-evolutionary-computation/diversity-based-adaptive-evolutionary-algorithms>, свободный. Яз. англ. (дата обращения 22.04.2013)
 3. *Поликарпова Н.И., Шалыто А.А.* Автоматное программирование. — 2011. — СПб: Питер. — 176 с.
 4. *Jefferson D., Collins R., Cooper C., Dyer M., Flowers M., Korf R., Taylor C., Wang A.* Evolution as a theme in artificial life: The Genesys/Tracker system. Technical report. — 1990.
-