

Сибирский государственный аэрокосмический университет  
им. акад. М. Ф. Решетнева  
просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31, Красноярск, 660014, Россия  
E-mail: <sup>1</sup> vadimzhukov@mail.ru; <sup>2</sup> u-571\_sos@mail.ru

## ДИФФЕРЕНЦИРОВАННЫЙ АДАПТИВНЫЙ ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ

В статье рассматривается применение модели эволюции на базе эволюционной теории пола, для создания адаптивного генетического алгоритма для решения сложных задач оптимизации.

*Ключевые слова:* генетический алгоритм, модель эволюции, эволюционная теория пола, оптимизация.

### Введение

Основные принципы генетического алгоритма были сформулированы Холландом [1]. Но, в отличие от эволюции, происходящей в природе, генетический алгоритм, в процессе решения задачи оптимизации, только моделирует те процессы в популяции, которые являются существенными для развития. В настоящее время существует множество моделей эволюции для реализации в рамках генетического алгоритма, например, модели Ч. Дарвина, Ж. Ламарка, Г. де Фриза, Гулда-Элдриджа и др. Генетический алгоритм работает с совокупностью индивидов – популяцией, каждый из которых представляет возможное решение проблемы. В процессе работы генетический алгоритм, в рамках выделенного ресурса, исследует пространство поиска путем информационного обмена с внешней средой, т. е. популяция эволюционирует в соответствующей среде.

В целом же эволюция подразумевает наличие двух главных аспектов: сохранение и изменение. Для эффективной реализации первого аспекта популяция должна быть устойчивой, стабильной, неизменяемой, т. е. информационно дистанцироваться от среды. С другой стороны (второй аспект), без тесного информационного контакта со средой невозможен поиск решения. Популяция должна эволюционировать, быть информационно чувствительной к изменению среды. Таким образом, требования эволюции с точки зрения информационного обмена популяции со средой являются противоречивыми.

В качестве решения данной проблемы генетический алгоритм, как эволюционирующая система, удерживает популяцию на некотором оптимальном информационном расстоянии от среды. Для реализации первого аспекта используется оператор селекции совместно с принципом элитизма, а для второго аспекта применяются операторы рекомбинации и мутации. Однако такой подход порождает дополнительные трудности – выбор оптимальных значений параметров генетического алгоритма для решаемой задачи, а также, в зависимости от стратегии поиска, остаются проблемы преждевременной сходимости и стагнации.

Одним из перспективных направлений для решения данных проблем является применение коэволюционной стратегии [2], но сам коэволюционный алгоритм также обладает параметрами, от значения которых зависит эффективность поиска. К тому же усложняется структура эволюционирующей системы, так как при таком подходе для эффективного решения задачи оптимизации необходима согласованная работа двух разных алгоритмов.

### Модель дифференцированного адаптивного генетического алгоритма

В качестве решения предлагается дифференцировать популяцию генетического алгоритма на две сопряженные подсистемы (рис. 1) (консервативную и оперативную) в соответствии с принципом сопряженных подсистем: «Дифференциация адаптивных, следящих систем, эво-

люционирующих в изменчивой среде, на две сопряженные подсистемы с консервативной и оперативной специализацией, повышает их устойчивость» [3].

До появления сопряженных подсистем главный управляющий эволюцией информационный поток шел непосредственно от среды к популяции:  $E \rightarrow S$ . После появления оперативной подсистемы она первая получает информацию от среды: среда  $\rightarrow$  оперативная  $\rightarrow$  консервативная подсистемы,  $E \rightarrow S_o \rightarrow S_k$ . Поэтому при адаптивной эволюции новая подсистема всегда является оперативной и возникает между консервативной подсистемой и средой.

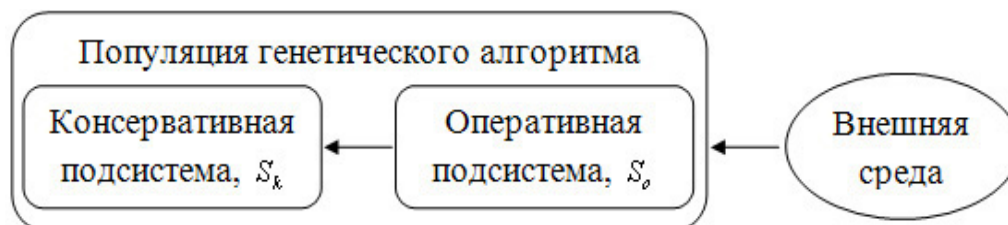


Рис. 1. Взаимоотношение дифференцированной популяции с внешней средой

Такая консервативно-оперативная специализация субпопуляций достигается их последовательной (каскадной), дихронной (для бинарных систем) эволюцией: все новые признаки появляются сначала в оперативной подсистеме, проходят там проверку, после чего передаются в консервативную. Дифференциация популяции генетического алгоритма по альтернативным задачам сохранения и изменения обеспечивает оптимальные условия для решения задачи оптимизации, с сосредоточением проб в оперативной памяти, там же локализуются и ошибки и находки. Это дает возможность системе пробовать различные варианты решения эволюционных задач без риска закрепления неудачных решений.

Наличие консервативной ( $S_k$ ) и оперативной ( $S_o$ ) подсистем – два главных условия эволюции, соотношение которых характеризует эволюционную пластичность системы. Если одно из них отсутствует, то нет эволюции: система либо исчезает, либо стабильна. Эти условия альтернативны: чем больше  $S_o$ , тем меньше  $S_k$ , и наоборот, так как они дополняют друг друга:  $S_k + S_o = 100\%$ . Поэтому без специализации подсистем системе приходится выбирать некий компромиссный оптимум – отношение  $S_k/S_o$ , в то время как при их дополняющей друг друга специализации возможно увеличить одновременно и то и другое. В этом заключается эволюционное преимущество дифференциации популяции генетического алгоритма.

Информация от внешней среды попадает сначала в оперативную подсистему, оттуда – в консервативную. Это приводит к тому, что эволюция любого признака происходит в них дихронно (асинхронно): у оперативной она начинается и заканчивается раньше, чем у консервативной.

Таким образом, если характер поиска в пространстве решений глобальный, то преобладает  $S_o$ , а если характер поиска локальный, то преобладает  $S_k$ . Таким образом, в начале работы алгоритма преобладает  $S_o$ , а к концу, когда определены зоны притяжения, –  $S_k$ .

### Особенности практической реализации дифференцированного адаптивного генетического алгоритма

Дифференциация популяции на постоянную и оперативную память согласно эволюционной теории В. А. Геодакяна создает структуру «стабильного ядра» и «лабильной оболочки» в информационных взаимоотношениях с внешней средой (рис. 2). Если рассматривать потоки, передающие генетическую информацию от поколения к поколению, то емкости постоянной памяти образуют осевую (генетическую) линию, тогда как емкости оперативной памяти составляют боковую (экологическую) линию – «вынос» части информации на встречу среде [4].



Рис. 2. Дифференциация популяции по оси «эволюционирующая система-среда»

Информационный поток, поступающий от среды, попадает сначала в оперативную память системы, преобразуется там, подвергается отбору, и только после этого часть информации попадает в постоянную память. Такая структура предполагает существование каких-то барьеров между подсистемами, препятствующих смешению всей информации. Поэтому для каждого решения (хромосомы) вводится параметр, отражающий время его жизни – сколько поколений данный генотип существует в оперативной подсистеме (субпопуляции). Значение данного параметра является определяющим при принятии решения о переходе информации, закодированной в генотипе решения, из оперативной в консервативную подсистему. Описанный способ хранения генетической информации в двух информационных объемах, сообщающихся между собой каналом связи контролируемого сечения, повышает устойчивость эволюционирующей системы.

Однако следует отметить, что при дифференциации популяции генетического алгоритма соотношение количества решений в оперативной и консервативной подсистемах является не константой (например, 1:1), а переменной величиной, тесно связанной с условиями среды, и оптимум вовсе не обязательно должен быть 0,5. Чем стабильнее среда, тем меньше значение оптимума, и наоборот. Поэтому в процессе работы алгоритма это соотношение должно меняться по некоторому периодическому закону аналогично изменению окружающей среды, если проводить аналогии с биологией.

Для обеспечения информационного контакта системы со средой в основном через оперативную память необходимо, чтобы элементы оперативной памяти обладали большей дисперсией признаков по сравнению с элементами постоянной памяти, т. е. первые должны быть разнообразнее вторых. В рамках генетического алгоритма это можно решить путем дифференциации значения оператора мутации для каждой из подсистем, по аналогии с природными процессами мутация решений оперативной и консервативной подсистем находится в соотношении примерно 2,2 : 2/3 [5].

При практической реализации модели эволюции, согласно эволюционной теории пола в рамках генетического алгоритма, в первом приближении требуется дополнительно ввести следующие модификации.

Во-первых, так как генетический алгоритм оперирует в процессе поиска решения битовыми строками (генотип – хромосома определенной длины, достаточной для представления всех возможных значений данного признака), а при оценке пригодности полученных решений используется их декодированные значения (фенотип), то желательно, чтобы соседние значения фенотипов в закодированном представлении также были соседними. Иначе неизбежно увеличение исходного пространства поиска в бинарном представлении и, как следствие, искусственное затруднение функционирования генетического алгоритма и увеличение времени, необходимого для его сходимости. Решением данной проблемы является использование системы кодирования, при которой соседние значения фенотипа отличаются меньшим количеством позиций в генотипе, в идеале значением одного бита, например коды Грея или Джонсона.

Во-вторых, учитывая тот факт, что генетический алгоритм является стохастической процедурой, то при его практической реализации особое внимание следует уделить вопросу качества генерации случайных последовательностей чисел. В рамках данной работы предлага-

ется использовать генератор псевдослучайных чисел, на базе алгоритма Блюма – Блюма – Шуба (BBS), обладающего хорошими статистическими характеристиками.

В-третьих, шаг сетки в пространстве поиска определяется не пользователем, а длиной хромосомы, так как при решении большинства практических задач идет поиск аргументов целевой функции, а не ее значений. К тому же при таком определении шага всегда осуществляется поиск не конкретного значения точки решения, а ее окрестности с некоторым малым радиусом  $\Delta x$ .

В-четвертых, в качестве критерия остановки работы генетического алгоритма при решении практических задач использовать комплексный показатель, который учитывает динамику следующих параметров: дисперсия генотипов и фенотипов оперативной и консервативной субпопуляций, соотношение  $S_k/S_o$ .

### Алгоритм дифференцированного адаптивного генетического алгоритма и оценка его эффективности

На основе предложенной эволюционной теории и обозначенных особенностей практической реализации был разработан дифференцированный адаптивный генетический алгоритм, обобщенная блок-схема которого представлена на рис. 3.

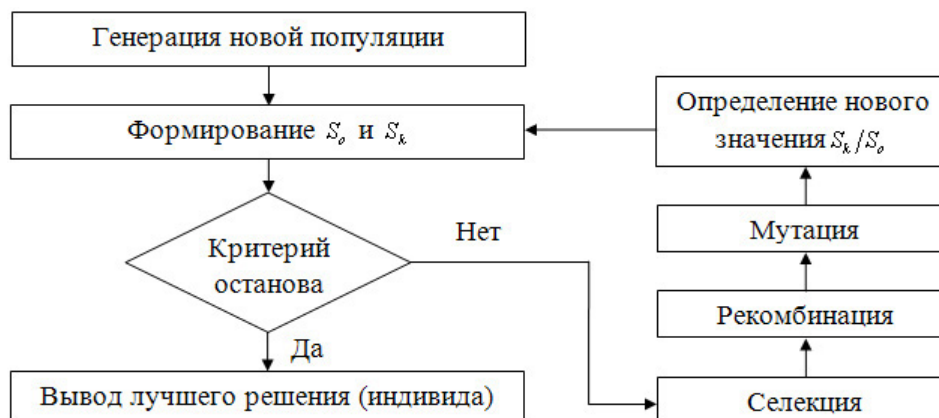


Рис. 3. Обобщенная блок-схема дифференцированного адаптивного генетического алгоритма

На первом этапе с помощью BBS-генератора (равномерный закон распределения) случайным образом генерируется популяция, полученные значения хромосом преобразуются в код Грея. Далее, на основании значений целевой функции происходит дифференциация популяции. Первоначальное соотношение  $S_k/S_o$  является параметром алгоритма и задается пользователем.

На следующем шаге алгоритма применяются операторы селекции и рекомбинации. Для рекомбинации выбираются только пары  $(s_k^j; s_o^j)$ , при этом индивид  $s_k^j$  выбирается случайным образом из  $S_k$ , а индивид  $s_o^j$  по турнирной схеме из  $S_o$ . Если значения пригодности индивидов  $s_o^j$ , участвующих в турнире, примерно равны, то выбирается тот, у которого время жизни больше. При определении пар  $(s_k^j; s_o^j)$  необходимо обязательно использовать генератор случайных чисел с равномерным законом распределения, для того чтобы все представители популяции имели одинаковые шансы передать генетическую информацию в следующее поколение.

После определения пары  $(s_k^j; s_o^j)$  путем скрещивания формируются потомки. По завершению процедуры формирования потомков применяется оператор мутации, и происходит изменение соотношения количества индивидов  $S_k/S_o$  по периодическому закону.

Далее осуществляется поиск индивидов для сохранения их генетической информации в  $S_k$  нового поколения. Для этого просматриваются все индивиды  $s_k^j$  и отбираются те, чье

время жизни больше значения параметра «время жизни», установленного пользователем, и имеют наихудшее значение целевой функции. После этого сравниваются значение пригодности найденного  $s_k^j$  индивида со значением  $s_o^j$  индивида. Если у  $s_o^j$  индивида лучшее значение, то заменяем им  $s_k^j$  индивида, при этом обнуляем у него время жизни. После проверки всех  $s_o^j$  индивидов увеличиваем время жизни у всех  $s_k^j$  индивидов на 1. При недостатке в  $S_k$  индивидов они добавляются из  $S_o$  только по критерию пригодности.

Для формирования  $S_o$  нового поколения из потомков от каждой пары  $(s_k^j; s_o^j)$  выбирается лучший по значению пригодности. Далее происходит сравнение лучшего потомка от пары  $(s_k^j; s_o^j)$  с  $s_o^j$  родителем. Если потомок лучше, то он замещает  $s_o^j$  родителя в  $S_o$  и его время жизни обнуляется. Если  $s_o^j$  родитель лучше, то потомок отбрасывается, а время жизни  $s_o^j$  родителя увеличивается на 1. Лучшее найденное решение сохраняется отдельно.

Представленный алгоритм был реализован в рамках программного средства, с помощью которого была проведена оценка его эффективности. Для оценки эффективности использовались критерии: надежность (количество успешных запусков от общего числа запусков) и скорость (среднее число поколений, необходимое для нахождения решения с заданной точностью).

Представительное множество тестовых функций включает в себя следующие функции: De Jong 2, «Сомбреро», «Лисьи норы» Шекеля и Растригина овражная с поворотом осей.

При этом накладывались следующие ограничения: количество повторных запусков для сбора статистики – 100; количество поколений – 100; количество индивидов – 100; параметр «время жизни» – 5; соотношение  $S_k/S_o$  – 0,2. Для оценки эффективности было проведено два вида тестирования (табл. 1, 2):

- 1) поиск глобального экстремума функции с точностью  $\pm\epsilon$ ;
- 2) поиск значений аргументов функции с точностью  $\Delta x$ , при которых она принимает значение глобального экстремума.

Таблица 1

Результаты исследования для тестов  $\pm\epsilon = 0,01$  и  $\Delta x = 0,01$

Функция	Интервал поиска	Шаг сетки	Тест $\pm\epsilon = 0,01$		Тест $\Delta x = 0,01$	
			Надежность	Скорость	Надежность	Скорость
DeJong2	[-10; 20]	0,0000571	100	4,45	100	18,22
Сомбреро	[-10; 3]	0,0000991	100	3,06	100	17,17
Лисьи норы	[-65,536; 40]	0,00005	100	3,27	47	16,66
Растригин с поворотом	[-10;16]	0,0000992	100	4,11	98	13,44

Таблица 2

Результаты исследования для тестов  $\pm\epsilon = 0,001$  и  $\Delta x = 0,001$

Функция	Интервал поиска	Шаг сетки	Тест $\pm\epsilon = 0,001$		Тест $\Delta x = 0,001$	
			Надежность	Скорость	Надежность	Скорость
DeJong2	[-10; 20]	0,0000571	100	10,96	97	41,77
Сомбреро	[-10; 3]	0,0000991	100	14,15	100	38,88
Лисьи норы	[-65,536; 40]	0,00005	56	7,14	7	14,43
Растригин с поворотом	[-10;16]	0,0000992	100	7,47	94	32,60

Как видно из данных, представленных в таблицах, дифференцированный адаптивный генетический алгоритм позволяет эффективно решать сложные задачи оптимизации на представительном множестве тестовых функций. Следующим этапом в исследовании разработанного алгоритма является проведение экспериментов с целью изучения влияния значений параметров алгоритма на его эффективность и сравнительного анализа с коэволюционным алгоритмом оптимизации, как одного из эффективных подходов к решению сложных задач оптимизации. Апробация разработанного алгоритма была проведена при решении практических задач [6; 7].

### Заключение

В работе предложен и обоснован новый подход к проектированию генетических алгоритмов, основная идея которого заключается в дифференциации и специализации субпопуляций с целью повышения эффективности (устойчивости) генетического алгоритма, как эволюционирующей системы, при решении сложных задач оптимизации.

Данный подход является, в определенном смысле, промежуточным и требует уточнения и проведения дополнительных исследований, тем не менее он достаточно точно определяет направление дальнейшей работы – адаптация накопленного опыта в проектировании генетических алгоритмов к новому подходу – дифференцированному адаптивному генетическому алгоритму – и применение построенной схемы для решения практических задач.

### Список литературы

1. *Holland J. H.* Adaptation in Natural and Artificial Systems: 2nd ed. Cambridge, MA: MIT Press, 1992.
2. *Жуков В. Г., Жукова М. Н.* Коэволюционный алгоритм решения нестационарных задач оптимизации // Вестн. Сиб. гос. аэрокосмич. ун-та им. ак. М. Ф. Решетнева. 2006. № 1 (8). С. 27–30.
3. *Геодакян В. А.* О дифференциации систем на две сопряженные подсистемы // Проблемы биокibernетики. Управление и информационные процессы в живой природе. М.: Наука, 1971. С. 26.
4. *Геодакян В. А.* О структуре эволюционирующих систем // Проблемы кибернетики. М.: Наука, 1972. Вып. 25. С. 81–91.
5. *Miyata T., Hayashida H., Kuma K., Mitsuyasu K., Yasunaga T.* Male-driven Molecular Evolution: A Model and Nucleotide Sequence Analysis // Cold Spring Harbor Symposia on Quantitative Biology. 1987. Vol. 52. P. 863–867.
6. *Жуков В. Г., Золотарев В. В., Заблoцкая Н. С., Паротькин Н. Ю., Ширкова Е. А.* Применение факторного анализа и эволюционного алгоритма оптимизации для решения задачи управления информационными рисками систем электронного документооборота // Системы управления и информационные технологии. Воронеж, 2009. Вып. 3(37). С. 51–55.
7. *Жуков В. Г., Паротькин Н. Ю.* О применении генетического алгоритма для решения задачи оптимизации беспроводной локальной сети // Сб. тр. I Всерос. науч. конф. молодых ученых. Рыбинск: РГАТА им. П. А. Соловьева, 2010. Т. 2. С. 136–143.

*Материал поступил в редколлегию 14.10.2010*

V. G. Zhukov, N. Yu. Parot'kin

### DIFFERENTIAL ADAPTIVE GENETIC ALGORITHM

The article discussed the application of the evolution model based on evolutionary theory of sex, to create an adaptive genetic algorithm for solving complex optimization problems.

*Keywords:* genetic algorithm, evolution model, evolutionary sex theory, optimization.