

# Символьная модель простого генетического алгоритма и нейрокомпьютерные сети

С. Н. Мищенко

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации (Финуниверситет), Financial University  
mishenko@inbox.ru

**Аннотация.** В настоящее время нейрокомпьютеры и генетические алгоритмы считаются перспективным направлением формирования нынешней высокопроизводительной вычислительной техники. Сама концепция нейрокомпьютерных сетей предполагает приоритетное направление науки, так как реализации нейрокомпьютеров и генетических алгоритмов стремительно увеличивается, как и растут возможности самих нейрокомпьютеров и генетических алгоритмов.

**Ключевые слова:** алгоритм; нейрокомпьютинг; нейросети; моделирование; построение

Наряду с развитием научно-технического прогресса (НТП) и информатизацией общества, в настоящее время значительно увеличилась потребность в разработке и формировании компьютеров нестандартного вида и, в первую очередь, нейрокомпьютеров. Они требуются для глобального моделирования процессов, происходящих в экосистемах, для решения задач нейрофизиологии, искусственного интеллекта, метеорологии, сейсмологии, а также для разрешения других, не менее важных вопросов различных областей наук.

Согласно современным представлениям, нейрокомпьютер – это система, которая специализированна для организации нейровычислений посредством воспроизведения информационных процессов, происходящих в нейронных сетях мозга. Структурной единицей нейрокомпьютера является особый микропроцессор – нейропроцессор, изображающий информационное функционирование нервных клеток – нейронов. Нейропроцессоры тесно соединяются друг с другом в нейроподобные структуры с целью имитации нейронной сети мозга.

Любой нейропроцессор – специальное процессорное приспособление, реализуемое программным, аппаратным либо совокупным программно-аппаратным методом. Нейропроцессор обладает особыми отличительными чертами:

- он отражает только биологически обусловленные операции, которые нужны с целью отображения действий обработки данных в нервных клетках;
- при аппаратной реализации нейропроцессоров они переплетаются друг с другом, как нейроны мозга, индивидуальными линиями передач последовательных кодов. При большом количестве

процессорных элементов подобная связь более эффективна, нежели связь нейропроцессоров по общей шине либо посредством индивидуальных параллельных шин.

Так же, как мозг человека, нейрокомпьютеры обладают глобальным параллелизмом, самооптимизацией, самопрограммированием, самообучением и иными полезными свойствами биологических систем. Предполагается, что нейрокомпьютеры смогут разрешить большинство многочисленных трудностей, ограничивающих развитие НТП.

## I. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ

Нейрокомпьютинг или обрабатывание сведений посредством нейроподобных сетей, реализованных в компьютерах или отдельных программах, наиболее обширно применяется с целью решения многочисленных плохо формализуемых задач.

К плохо формализуемым, но в то же время практически важным задачам относятся: распознавание образов, систематизация, анализ многомерных сигналов, анализ поведения временных рядов, моделирование, многочисленные проблемы экономики.

Единым в разнообразных методах и способах решения подобного рода задач считается наличие итерационного процесса поиска характеристик той или иной функции, применяемой с целью решения определенных задач либо с целью доставления искомого решения. В качестве исходных сведений для организации повторных действий обычно применяют узкое количество комплектов заранее известных сведений.

Комплекты предварительно известных сведений в большинстве случаев называют обучающей последовательностью. Повторная процедура получения искомой функции называется процессом обучения. Известные результаты решения задачи, сопряженные с данными сведениями, называют в различных задачах неодинаково: функцией качества, оценкой важности, известными результатами мониторинга. В генетических алгоритмах генерируемые популяции также возможно назвать обучающими последовательностями.

Несмотря на это, данная схема способа решения задач является единой: формирование алгоритма, который на основе сравнения большого количества элементов

обучающей последовательности и элементов большого количества известных результатов создаст алгоритм, позволяющий решать задачу для любых начальных сведений, ранее не принадлежащих обучающей последовательности.

Нужную решающую функцию находят тем способом, который позволит ей принести ожидаемые (либо приемлемые), заранее известные из опыта либо предыстории значения при подстановке распространенных элементов обучающей последовательности. Создать функцию, удовлетворяющую только лишь данному запросу, несложно: ее возможно задать таблицей соответствий известных результатов, которые уже известны начальным сведениям. Но, если необходимо добиться точного ответа при подстановке ранее неизвестных сведений, такой примитивный метод исключается. Нужно создать подобную функцию, которая при подстановке в нее неизвестных сведений будет давать результаты, близкие к ранее известным.

Едиными практически для всех методов обучения компьютеров считаются объекты, с которыми сталкиваются задачи обрабатывания сведений. Данные сведения представляют собой закодированный список данных реальных сущностей, и эти характеристики обычно не являются изначально числами, хотя в дальнейшем, в процессе кодирования им присваиваются числовые значения. Обычные определения евклидовой метрики в таких случаях часто не работают, потому что не могут адекватно отображать реальные взаимоотношения сущностей.

## II. СУЩНОСТЬ И СТРУКТУРА ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ

Как нейронные сети сформировались вследствие наблюдения за регулярно происходящими процессами в нервной системе живых организмов, и усилиями воспроизведения данных процессов, так и генетические алгоритмы появились вследствие наблюдения и попыток воспроизводства природных процессов, протекающих в природе, в том числе, эволюции и сопряженного с ней естественного отбора популяций живых организмов. При подобном сравнении нейронных сетей и генетических алгоритмов нужно концентрировать внимание на разную продолжительность протекания упоминаемых природных процессов, то есть на весьма скорую обработку данных в нервной системе и весьма медлительный процесс естественной эволюции. Но при использовании компьютерного моделирования эти отличия становятся незначительными.

Генетический алгоритм – это алгоритм поиска, применяемый с целью решения задач оптимизации и прогнозирования посредством случайного выбора, комбинирования и разновидности искомых параметров с применением элементов, подобных естественному отбору в природе.

В генетических алгоритмах используется часть определений, взятых из генетики: гены, популяции, особи, хромосомы, аллели, генотипы и фенотипы.

Генетические алгоритмы работают с совокупностью «особей» – популяцией, каждая из которых предполагает допустимое решение данной проблемы. Любая особь оценивается мерой ее «приспособленности» в соответствии с тем, подходит ли ей данное решение задачи или нет.

Одной из наиболее значимых положительных сторон генетических алгоритмов считается отсутствие необходимости данных о поведении функции и небольшое воздействие вероятных разрывов на процессы оптимизации. Так же, как и в случае нейронных сетей, происходит уход от необходимости анализа причинно-следственных взаимосвязей, посредством построения «итогового» образа — целевой функции.

Существует множество разработанных и еще создаваемых моделей генетических алгоритмов. Рассмотрим одну из них.

## III. СИМВОЛЬНАЯ МОДЕЛЬ ПРОСТОГО ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Задача оптимизации – отыскать наилучшее допустимое решение либо решение задачи, соответствующее одному или нескольким аспектам посредством генетического алгоритма. Для успешного осуществления генетического алгоритма, сначала нужно подобрать оптимальную структуру для представления таких решений.

Структура информации генетического алгоритма складывается из одной хромосомы. Обычно считают, что хромосома – это битовая строка (термин «строка» зачастую заменяет термин «хромосома»). Генетические алгоритмы не ограничены двоичным представлением. Существуют и иные реализации, выстроенные только на векторах материальных чисел. Невзирая на то, что для многочисленных реальных задач наиболее подходят строки переменной длины, в настоящий период структуры фиксированной длины более распространены и исследованы. Любая хромосома (строка) является конкатенацией ряда подкомпонентов, которые именуются генами. Гены располагаются в разных позициях либо локусах хромосомы и принимают значения, которые именуются аллелями. В представлениях с двоичными строками, ген – бит, локус – его позиция в строке, и аллель – его значение (0 либо 1). Биологический термин «генотип» относится к абсолютной генетической модели особи и соответствует определенной структуре генетического алгоритма. Определение «фенотип» относится к внешним наблюдаемым признакам и соответствует вектору в параметрическом пространстве. Образец цели максимизации последующей функции двух переменных:

$$f(x_1, x_2) = \exp(x_1 x_2), \text{ где } 0 < x_1 < 1 \text{ и } 0 < x_2 < 1$$

Метод кодирования реальных переменных  $x_1$  и  $x_2$  заключается в их преобразовании в бинарные целочисленные строки необходимой длины, которой будет достаточно для гарантии желаемой точности.

Чтобы оптимизировать структуру с помощью использования генетического алгоритма, необходимо установить конкретную границу качества для каждой структуры в поисковом пространстве. Для этого применяется функция приспособленности. В многофункциональной максимизации целевая функция зачастую сама выступает функцией приспособленности. Для задач минимизации необходимо инвертировать целевую функцию и сместить далее в сферу положительных значений.

#### IV. РАБОТА ПРОСТОГО ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Обычный генетический алгоритм случайным способом генерирует исходную популяцию структур. Работа простого генетического алгоритма является повторной процедурой, которая не прекращается вплоть до того, пока не осуществится установленное число поколений либо тот или иной аспект остановки. В любом поколении генетического алгоритма отбор происходит пропорционально приспособленности, одноточечный кроссовер и мутация. Сперва пропорциональный отбор определяет любой структуре вероятность  $P_s(i)$ , которая должна быть равна отношению ее приспособленности к суммарной приспособленности популяции. Далее совершается отбор (с замещением) абсолютно всех особей с целью последующей генетической обработки, в соответствии с величиной  $P_s(i)$ . Простой пропорциональный отбор (рулетка) отбирает особей посредством  $n$  «запусков» рулетки. Колесо рулетки включает по одному сектору для любого члена популяции. Размер  $i$ -ого сектора соразмерен надлежащей величине  $P_s(i)$ . При этом отборе члены популяции с наиболее значительной приспособленностью с большей вероятностью станут чаще выбираться, нежели особи с уровнем низкой приспособленности. Затем, после отбора,  $n$ -выбранных особей подвергаются кроссоверу (в некоторых случаях именуемому рекомбинацией) с установленной возможностью  $P_c$ .  $N$ -строк беспорядочным образом разбиваются в  $n/2$  пары. С вероятностью  $P_c$  для каждой пары может использоваться кроссовер. В соответствии с этим с возможностью  $1-P_c$  кроссовер не происходит, и не модифицированные особи передаются на стадию мутации. В случае, если кроссовер происходит, приобретенные потомки замещают собой отца с матерью и переходят к мутации.

Функционирование одноточечного кроссовера заключается в следующем: сперва беспорядочным образом выбирается одна из  $l-1$  точек разрыва (места между соседними битами в строке). Эти две материнские структуры разрываются на два сектора согласно данной точке. Далее надлежащие разделы разных родителей склеиваются, и получается 2 генотипа потомков.

Уже после этого производятся мутации. В любой строке, подверженной мутации, с вероятностью  $P_m$  каждый бит изменяется на противоположный. Популяция, которая была приобретена уже после мутации, записывается сверху прежней, и этим цикл одного поколения заканчивается. Дальнейшие поколения

проходят обработку этим же образом: отбор, кроссовер и мутация.

#### V. ШИМА (SCHEMA)

Генетический алгоритм обрабатывает строки. При данной обработке совершается и обрабатывание шим, представляющих собой шаблоны подобия между строками. Генетический алгоритм не может заниматься полным перебором абсолютно всех точек в месте поиска. Но он может осуществлять выборку значительного количества гиперплоскостей в сферах поиска с высокой приспособленностью. Любая подобная гиперплоскость соответствует большому количеству схожих строк с уровнем высокой приспособленности. Шима – это строка длины, которая состоит из знаков алфавита  $\{0; 1; *\}$ , где  $\{*\}$  – неопределенный знак. Любая шима устанавливает большое число всех двоичных строк длины  $l$ , обладающих в определенных позициях или 0, или 1, в зависимости от того, какой бит располагается в соответствующей позиции самой шимы. К примеру, шима,  $10^{**}1$ , устанавливает собой большое число из четырех пятибитовых строк  $\{10001; 10011; 10101; 10111\}$ . У шим выделяют две особенности – порядок и определенная длина. Порядок шимы – это число определенных битов ("0" либо "1") в шиме. Определенная длина – расстояние между крайними установленными битами в шиме. К примеру, вышеупомянутая шима имеет порядок  $o(10^{**}1) = 3$ , а конкретная длина  $d(10^{**}1) = 4$ . Любая строка в популяции считается образцом шим.

Приспособленность шимы обуславливается как среднее приспособленностей образцов, которые ее включают. Далее, уже после процедуры отбора, остаются только лишь строки с наиболее высокой приспособленностью. Поэтому строки, являющиеся образцами шим, обладающих уровнем высокой приспособленности, выбираются чаще. Кроссовер реже уничтожает шимы с наиболее краткой длиной, а мутация реже разрушает шимы с низким порядком. По этой причине подобные шимы обладают хорошими шансами переходить из поколения в поколение.

#### VI. ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ И НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ

Генетические алгоритмы в разных формах активно используются в многочисленных научных и технических вопросах. Генетические алгоритмы достаточно широко применяются в медицине. Большинство медицинских заключений может быть сформулировано как поиск в определенном пространстве потенциальных решений рассматриваемой задачи. Генетические алгоритмы применяются в медицине для выполнения задач, которые могут быть разделены на три группы: изучение данных с целью диагностирования и прогнозирования; генерирование и преобразование тех или иных сигналов; планирование и создание различных графиков лечения.

Генетические алгоритмы применяются и при формировании иных вычислительных структур, к примеру, сетей сортировки. В машинном обучении они

применялись при конструировании нейронных сетей либо управлении роботами.

Допустимо более известное приложение генетических алгоритмов – оптимизация многопараметрических функций. Многочисленные реальные проблемы могут быть сформулированы точным отбором оптимального значения, где значение – непростая функция, зависящая от отдельных входных характеристик. В определенных случаях нужно найти эти значения характеристик, при которых достигается точное значение функции. В иных вариантах, четкий оптимум не является необходимым: заключением может расцениваться каждое значение, которое является предпочтительным определенной установленной величине. В данном случае, генетические методы являются более подходящими способами с целью поиска необходимых значений. Преимущество генетического метода – возможность манипулировать одновременно многочисленными параметрами. Данная отличительная черта генетического метода применялась во многих практических программах, в том числе, в проектировании аэропланов, настройке характеристик алгоритмов, поиске стабильных состояний концепций нелинейных дифференциальных уравнений.

*1) Генетические алгоритмы используются при разработке программного обеспечения, в системах искусственного интеллекта, оптимизации, искусственных нейронных сетях и в иных отраслях знаний. Необходимо выделить, что с их поддержкой находят решение проблемы, для которых прежде применялись только лишь нейронные сети. В данном случае генетические методы обозначают в роли самостоятельного от нейронных сетей другого способа, специализированного с целью постановки этой же самой задачи. Но генетические алгоритмы зачастую применяются в совокупности с нейронными сетями. Они поддерживают нейронные сети либо напротив, противостоят друг другу, либо тот и другой способы взаимодействуют в рамках смешанной системы, специализированной с целью решения определенной проблемы.*

Нейрокомпьютерные сети способны автоматически считывать чеки и финансовые документы, контролировать подлинность подписей, автоматически различать штриховые коды, подвергать обработке голосовые сигналы (разделение, идентификация, локализация), подвергать обработке радарные сигналы (распознавание целей, идентификация и локализация источников), подвергать обработке инфракрасные сигналы (местоположение), а также существует возможность автоматического пилотирования, распознавания голоса и отпечатков пальцев.

Кроме того, генетические алгоритмы могут продолжать решения тех или иных вопросов, если те надлежащим образом закодированы. К примеру, генетические

алгоритмы могут быть использованы для проектирования структуры моста, для поиска наибольшего взаимоотношения прочности/веса, либо устанавливать более экономное размещение для нарезки форм из ткани. Они также часто применяются и с целью диалогового управления процессом, к примеру, на химическом заводе, либо балансировании загрузки в многопроцессорном компьютере. Генетические алгоритмы могут с успехом использоваться для решения обширного класса практических задач, в том числе тех, которые сложно, а в некоторых случаях и совсем неосуществимо, решить иным способом. Но генетические алгоритмы, равно как и прочие способы эволюционных вычислений, никак не обеспечивают выявления всемирного решения за полиномиальный период. Генетические алгоритмы не обеспечивают и того, что всемирное решение будет обнаружено, однако они превосходны для качественного и быстрого решения проблемы. Основным же превосходством генетических алгоритмов и нейрокомпьютерных сетей считается то, что их можно использовать даже в сложных задачах, там, где не существует практически никаких специализированных методов.

На сегодняшний широкий масштаб применения генетических алгоритмов, чаще всего их продолжают использовать в медицине, так как генетические алгоритмы наиболее приспособлены для иммунологических и генетических исследований. И, невзирая на то, что нейрокомпьютеры овладевают все более и более крепкими позициями в нашей обыденной жизни, нельзя утверждать, что в ближайшей перспективе нейрокомпьютеры сменят собою типичные компьютеры. Скорее всего, этого никак не случится, ведь «нейроподход» результативен не для всех задач. Но там, где нейротехнологии имеют неопровержимые достоинства перед иными алгоритмическими методами, со временем произойдет смена имеющихся аппаратных средств и программ на нейрокомпьютеры и нейросетевое программное обеспечение.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Комарцова Л.Г., Максимов А.В. Нейрокомпьютеры: Учеб. пособие для вузов. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. 400 с.
  - [2] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д. Рудинского. М.: Горячая линия -Телеком, 2006. 452 с.
  - [3] Звягин Л.С. Инновационные математические и системно-аналитические исследования: наука и практика в XXI веке// Экономика и управление: проблемы, решения. 2017. Т. 4. № 3. С. 89-95.
  - [4] Звягин Л.С. Комплексная оценка безопасности функционирования моделей экономических систем// Экономика и управление: проблемы, решения. 2017. Т. 4. № 1. С. 18-25.
- Фролов А.А., Муравьев И.П. Информационные характеристики нейронных сетей. М.: Наука, 2005, 160 с.