

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ – ОСНОВНЫЕ КОМПОНЕНТЫ

Скобцов Ю.А.

Донецкий национальный технический университет
Кафедра автоматизированных систем управления

Аннотация

Скобцов Ю.А. Вычислительный интеллект – основные компоненты.

Рассматриваются основные компоненты вычислительного интеллекта: искусственные нейронные сети, эволюционные вычисления, роевой интеллект, искусственные иммунные системы, нечеткие системы.

Введение. Основой развития вычислительных алгоритмов является разработка алгоритмических моделей для решения сложных задач высокой размерности. Огромные успехи в этой области достигнуты на основе моделирования биологических интеллектуальных естественных систем, что привело к формированию нового направления, которое в последнее время получило название «Вычислительный интеллект» (Computational intelligence)[1] или «Интеллектуальные алгоритмы» (intelligence algorithms). Это направление включает следующие основные парадигмы: искусственные нейронные сети (artificial neural networks), эволюционные вычисления (evolutionary computation), роевой интеллект (swarm intelligence), нечеткие системы (fuzzy systems) и искусственные иммунные системы (artificial immune systems). Вместе с логикой и дедуктивным выводом, экспертными системами, машинным обучением интеллектуальные алгоритмы формируют направление «Искусственный интеллект». Таким образом методы искусственного интеллекта чрезвычайно разнообразны и много заимствовывали у биологии, нейрофизиологии, генетики, философии и социологии.

Но что такое «Искусственный интеллект»? Начиная с шестидесятых годов и до сих пор этот вопрос вызывает бурные дебаты практически на любой конференции, которая связана с искусственным интеллектом. В некоторых словарях интеллект определяется как способность мыслить, понимать, извлекать пользу из опыта. Другие описывают основные аспекты интеллекта, включая творчество, искусство, сознание, эмоции и интуиции.

Вопрос «Может ли компьютер иметь интеллект?» вызывает еще более бурные дебаты. Интересно, что один из основателей теории алгоритмов Алан Тьюринг в середине XX века считал, что возможно создание машины, которая моделирует процессы головного мозга. Он был уверен в том, что хорошо спроектированная машина сможет делать все, что умеет головной мозг. Спустя полвека это утверждение остается по-прежнему иллюзорным. В то время как достигнуты определенные успехи в моделировании отдельных относительно небольших частей естественной нервной системы, до сих пор нет решения проблемы комплексного моделирования сознания, интуиции и эмоции, которые являются важнейшей компонентой человеческого интеллекта. Хотя несомненно и то, что компьютерные системы стали намного интеллектуальней. Тот факт, например, что компьютер одержал победу над чемпионом мира по шахматам, говорит о многом. Но в данном докладе мы рассмотрим более скромную задачу – основные компоненты вычислительного интеллекта: искусственные нейронные сети, эволюционные вычисления, нечеткие системы, роевой интеллект и искусственные иммунные системы.

Каждая из парадигм вычислительного интеллекта основана на моделировании свойств естественных биологических систем. В искусственных нейронных сетях предпринята попытка моделирования фрагментов биологической нервной системы; эволюционные вычисления моделируют естественную эволюцию и формализуют основные законы

генетики; роевый интеллект моделирует социальное поведение организмов, которые живут колонией (роем, стаей и т.п.). искусственные иммунные системы моделируют основные принципы биологических иммунных систем; нечеткие системы основаны исследованиях взаимодействия организмов с окружающей средой.

Искусственные нейронные сети - являются первой попыткой моделирования интеллектуальных свойств биологических систем[1]. До этого в науке и технике моделировались и использовались, в основном, механические свойства естественных систем. Такие исследования выполнялись, например, в бионике и помогли решить много сложных проблем (флаттер и т.п.).

Парадигма искусственных нейронных сетей основана на модели искусственного нейрона, в которой предпринята попытка моделирования свойств естественного нейрона – биологической нервной клетки. Биологический (естественный) нейрон состоит из тела (сомы) и отростков нервных волокон 2-х типов: дендритов, по которым принимаются входные импульсы и единственного аксона, благодаря которому нейрон может передавать импульс другим нейронам. Нейрон получает сигналы (импульсы) от аксонов других нейронов через дендриты (приемники) и передает сигналы, генерированные телом клетки по аксону, который в конце разветвляется на волокна, что показано на рис.1. На окончании волокон находятся специальные образования – синапсы, которые влияют на величину передаваемого импульса.

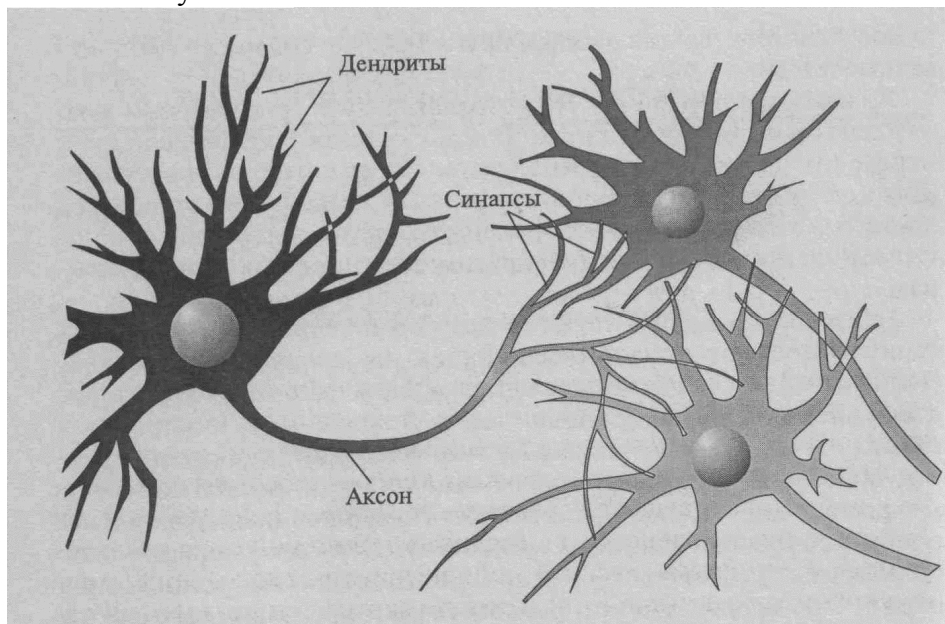


Рис.1. Естественный нейрон

Искусственным или формальным нейроном называется элементарный процессор, используемый в узлах нейронной сети. Математическую модель искусственного нейрона можно представить выражением

$$y = f(s) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0\right),$$

где y - выходной сигнал нейрона; $f(s)$ - функция выходного блока нейрона; w_i - синаптический коэффициент - вес i -го входа; x_i - i -й входной сигнал; w_0 - начальное возбуждение или смещение нейрона, $i = \overline{1, n}$ - номер входа нейрона и n - число входов. Приведенному выражению может быть поставлена в соответствие структурная схема искусственного нейрона, представленная на рис.2.

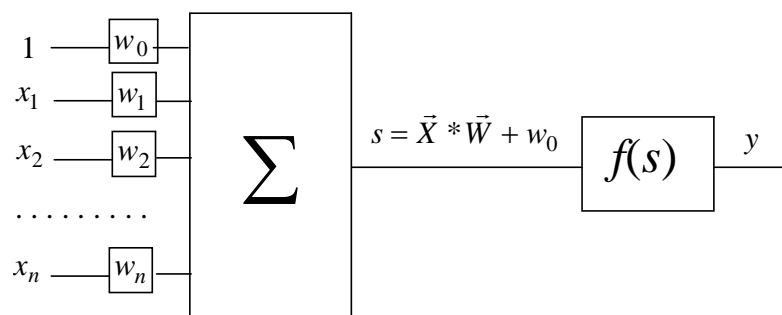


Рис.2 Искусственный нейрон

Нейросети представляют собой совокупность искусственных нейронов, определенным образом соединенных между собой и с внешней средой с помощью связей, определяемых весовыми коэффициентами w_{ij} . Множество параллельно работающих процессоров обеспечивают высокое быстродействие НС. В целом вид выполняемого сетью преобразования обусловлен не только характеристиками составляющих ее нейронов, но и особенностями архитектуры сети, а именно топологией межнейронных связей, способами обучения этой сети, наличием или отсутствием конкуренции между нейронами, направлением и способом управления и синхронизации, способом передачи информации между нейронами. С точки зрения топологии можно выделить следующие основные типы искусственных нейронных сетей.

1) *Сети с прямыми связями.* Простейшими из них являются однослойные НС (однослойный перцептрон - рис.3.а). На рис.4 для простоты каждый искусственный нейрон представлен кружком. Более сложными и мощными по своим функциональным возможностям являются многослойные НС прямого распространения, наиболее широко в настоящее время используемые на практике. Двухслойный вариант сети показан на рис.4 б. В многослойных нейронных сетях нейроны объединяются в слои. Слой содержит совокупность нейронов с едиными входными сигналами. Число нейронов в слое может быть любым и не зависит от количества нейронов в других слоях.

2) *Сети с обратными связями,* в которых информация с последующих слоев передается на предыдущий (рис.4 с), d). Введение обратных связей в НС, с одной стороны, расширяет ее функциональные возможности, с другой стороны, может создать дополнительные проблемы (например, с устойчивостью ее функционирования). Обратными связями могут охватываться как отдельные слои, так и несколько слоев и даже вся сеть. Наиболее часто используются сети Хопфилда, представленные на рис.4 с).

3) *Регулярные (конкурирующие) сети* представлены на рис.4.е), f). Регулярность сети состоит в том, что каждый нейрон связан определенным образом со своими соседями. Как правило, нейроны располагаются в узлах некоторой регулярной решетки (сетки), и кроме внешних входных сигналов на каждый нейрон поступают выходные сигналы в некотором смысле соседних нейронов. Понятие соседства зависит от типа используемой решетки.

Искусственные нейронные сети нашли очень широкое применение в решении широкого класса научно-технических задач: распознавание речи и изображений; data mining, прогнозирование, классификация, кластеризация данных, управление роботов, сжатие данных и т.д.

Эволюционные вычисления представляют класс вычислительных методов алгоритмов поиска, оптимизации или обучения, основанных на некоторых формализованных принципах естественного эволюционного отбора[2]. Особенности идей эволюции и самоорганизации заключаются в том, что они находят подтверждение не только для биологических систем развивающихся много миллиардов лет. Эти идеи в настоящее время с успехом используются при разработке многих технических и, в особенности, программных систем. Эволюционные вычисления используют различные модели эволюционного процесса. Среди них можно выделить следующие основные парадигмы:

1. Генетические алгоритмы (ГА);
2. Эволюционные стратегии (ЭС);
3. Эволюционное программирование (ЭП);
4. Генетическое программирование (ГП).

Отличаются они, в основном, способом представления искомых решений и различным набором используемых в процессе моделирования эволюции операторов. Отметим, что в настоящее время все парадигмы используются при решении прикладных технических задач, но наиболее широко применяются генетические алгоритмы.

ЭВ основаны на моделировании следующих механизмов естественной эволюции:

1) Первый принцип основан на концепции выживания сильнейших и естественного отбора по Дарвину, который был сформулирован им в 1859 году в книге «Происхождение видов путем естественного отбора». Согласно Дарвину особи, которые лучше способны решать задачи в своей среде, выживают и больше размножаются (репродуцируют). В генетических алгоритмах каждая особь представляет собой решение некоторой проблемы. По аналогии с этим принципом особи с лучшими значениями целевой (фитнесс) функции имеют большие шансы выжить и репродуцировать. Формализация этого принципа, как мы увидим далее, дает оператор репродукции.

2) Второй принцип обусловлен тем фактом, что хромосома потомка состоит из частей полученных из хромосом родителей. Этот принцип был открыт в 1865 году Менделем. Его формализация дает основу для оператора скрещивания (кроссинговера).

3) Третий принцип основан на концепции мутации, открытой в 1900 году де Вре. Первоначально этот термин использовался для описания существенных (резких) изменений свойств потомков и приобретение ими свойств, отсутствующих у родителей. По аналогии с этим принципом генетические алгоритмы используют подобный механизм для резкого изменения свойств потомков и тем самым, повышают разнообразие (изменчивость) особей в популяции (множестве решений).

Эти три принципа составляют ядро ЭВ. Используя их, популяция (множество решений данной проблемы) эволюционирует от поколения к поколению. Эволюцию искусственной популяции – поиска множества решений некоторой проблемы формально можно описать алгоритмом, который представлен на рис.3.

ГА берет множество параметров оптимизационной проблемы и кодирует их последовательностями конечной длины в некотором конечном алфавите (в простейшем случае двоичный алфавит «0» и «1»). Предварительно простой ГА случайным образом генерирует начальную популяцию стрингов (хромосом). Затем алгоритм генерирует следующее поколение (популяцию), с помощью трех основных генетических операторов:

- 1) Оператор репродукции, который отбирает лучших особей для дальнейшей эволюции;
- 2) Оператор скрещивания (кроссинговера), производящий обмен фрагментами особей – потенциальных решений проблемы;
- 3) Оператор мутации, позволяющий с малой вероятностью случайно вносить изменения в особи, что дает возможность им приобрести новые свойства.



Рис.3. Простой генетический алгоритм

Генетические операторы являются математической формализацией приведенных выше трех основополагающих принципов Дарвина, Менделя и де Вре естественной эволюции. Кроме указанных, ЭВ моделируют некоторые другие аспекты эволюции, например распределенные ГА основаны на параллельной эволюции нескольких популяции и миграции особей между ними. ЭВ широко применяются для решения задач большой размерности вещественной и комбинаторной оптимизации, data mining, диагностике, классификации, кластеризации, обработке изображений, прогнозировании и т.д.

Роевый интеллект. В последнее десятилетие при решении задач оптимизации все шире используются новые методы, которые фактически примыкают к эволюционным вычислениям по своей идеологии и основаны на моделировании социального поведения живых организмов. К ним относятся, прежде всего, роевые алгоритмы (PSO -particle swarm optimization[1]), которые, в основном, используются в численной оптимизации; и муравьиные алгоритмы (ACO – ant colony optimization [1]), применяемые, как правило, при решении задач комбинаторной оптимизации (прежде всего на графах).

РА также как и эволюционные используют популяцию особей – потенциальных решений проблемы и метод стохастической оптимизации, который навеян (моделирует) социальным поведением птиц или рыб в стае или насекомых в рое (рис.5). Аналогично эволюционным алгоритмам здесь также начальная популяция потенциальных решений генерируется случайным образом и далее ищет (суб)оптимальное решение проблемы в процессе своего развития. Первоначально в РА предпринята попытка моделировать поведение стаи птиц, которая обладает способностью порой внезапно и синхронно перегруппироваться и изменять направление полета при выполнении некоторой задачи. В отличие от ЭА здесь не используются генетические операторы, в РА особи (называемые частицами- particle) летают в процессе поиска в гиперпространстве поиска решений и учитывают успехи своих соседей. Если одна частица видит хороший (перспективный) путь (в поисках пищи или защиты от хищников), то остальные частицы способны быстро последовать за ней, даже если они находились в другом конце роя. С другой стороны в рое, для сохранения достаточно большого пространства поиска должны быть частицы с долей «сумасшествия» или случайности в своем поведении (движении)



Рис. 5. Стаи птиц, рыб и рой насекомых.

Муравьиные алгоритмы (МА), как и большинство ранее рассмотренных видов эволюционных алгоритмов основаны на использовании популяции потенциальных решений и разработаны для решения задач комбинаторной оптимизации, прежде всего, поиска различных путей на графах[1]. Кооперация между особями – потенциальными решениями (искусственными муравьями) здесь реализуется на основе моделирования «stigmergy». При этом каждый агент, называемый искусственным муравьем, ищет решение поставленной задачи. Искусственные муравьи последовательно строят решение задачи, передвигаясь по графу, откладывают феромон и при выборе дальнейшего участка пути учитывают концентрацию этого фермента. Чем больше концентрация феромона в последующем участке, тем больше вероятность его выбора.

Искусственные иммунные системы основаны на моделировании естественных биологических иммунных систем, которые хорошо умеют различать свои клетки (принадлежащие данному организму) от чужих клеток (антигенов), вторгшихся в организм [1]. При обнаружении антигена проявляется адаптивная природа иммунных систем, которые запоминают структуру встречающихся антигенов для их эффективного распознавания в будущем. В настоящее время для естественных иммунных систем разработаны следующие основные модели:

1) Классическая теория иммунной системы, согласно которой иммунная система различает свои и чужие клетки с помощью лимфоцитов, производимых в лимфоидных органах. Эти лимфоциты учатся связывать чужеродные гены.

2) Клональная теория отбора, где активные В-клетки производят антитела с помощью процесса клонирования. При этом производимые клоны могут также мутировать.

3) Теория опасности основана на том, что иммунная система обладает способностью различать опасные и не опасные антигены.

4) Теория сетей предполагает, что В-клетки образуют сеть. Когда В-клетка реагирует на антиген, то она становится активной и стимулирует остальные В-клетки, которые соединены с ней в сети.

Искусственные иммунные системы моделируют некоторые аспекты естественных иммунных систем. Это касается, прежде всего процесса распознавания чужих клеток. При этом, как правило, используются приведенные выше основные модели естественных систем. Одним из главных приложений искусственных иммунных систем является распознавание различных аномалий в данных, включая обнаружение случаев мошенничества и компьютерных вирусов.

Нечеткие системы моделируют нечеткий вывод, который присущ естественным системам. Классическая теория множеств и логика основаны на двоичной системе $\{0,1\}$, которая накладывает ограничения на логический вывод. Однако человеческое мышление по своей природе нечетко.

Введение нечетких множеств и нечеткой логики позволяют моделировать нечеткие рассуждения (вывод). В нечетком множестве элемент принадлежит данному множеству с некоторой степенью достоверности. Нечеткая логика позволяет из нечетких фактов произвести нечеткий вывод новых нечетких фактов, где каждому факту соответствует своя степень достоверности. Неопределенность в нечетких системах относится к *нестатистической* неопределенности, которую не следует путать со статистической неопределенностью. Статистической неопределенностью основана на вероятностных законах, в то время как нестатистической неопределенностью базируется на неясности, неточности или двусмысленности. Статистическая неопределенность может быть разрешена путем наблюдений. Нестатистической неопределенностью является внутренним свойством системы и не может быть изменена или разрешена посредством наблюдений.

Литература

1. Скобцов Ю.А. Основы эволюционных вычислений. Донецк: ДонНТУ, 2008. – 326с.
2. Engelbrecht A.P. Computational intelligence: introduction. John Wiley & Sons Ltd. 2007. - 597p.