

Управление объектами реального мира на основе нейросетевых технологий

Н. А. Ефанов

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации (Финуниверситет), Financial University
naefanoff@yandex.ru

Аннотация. Интеллектуальные измерительные системы (ИИС) являются обширным классом информационно-измерительной техники. ИИС представляют собой некую группу технических средств, которые функционально объединены, и предназначены для получения измерительной информации, а также для ее преобразования, обработки в целях представления потребителю в требуемом виде, либо для автоматического осуществления логических функций контроля, диагностики, идентификации.

Ключевые слова: алгоритм; интерфейс; связи; измерения; данные; модель; построение

Одной из задач, стоящих перед исследователями, работающими в данной области, является создание устройств, которые позволят людям с утраченными способностями организма полноценно взаимодействовать с окружающим миром. В последние годы ведётся активная разработка различных практических приложений с использованием интерфейса «мозг-компьютер». Многие исследовательские группы по всему миру занимаются тематикой BCI, и в разработке многих направлений тематики имеются заметные успехи, однако до сих пор существует масса сложностей в практическом применении нейрокомпьютерного интерфейса. Управление объектами реального мира может быть использовано в широком спектре областей, в частности, в медицине, развлекательной индустрии и пр.

Нейрокомпьютерные сети (англ. brain-computer interface, mind-machine interface, brain-machine interface, интерфейс «мозг-компьютер», зачастую используется сокращение BCI) — специальный вид интерфейса, созданный для обмена информацией между мозгом и средствами вычислительной техники.

I. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ И ТЕХНОЛОГИЙ

Данное направление нейротехнологий условно можно разделить на две группы:

1. Создание «Мозг-компьютерных» интерфейсов, базирующихся на прямой имплантации чипов в человеческий мозг. «Мозг-компьютерные» интерфейсы — системы коммуникации человека с машиной, основанные на непосредственном преобразовании намерений человека, отраженных в регистрируемых сигналах мозга, в управляющие команды, — дают надежду людям с ограниченными возможностями на восстановление

утраченных функций или получение устройств, обеспечивающих их возвращение к нормальной жизни.

Сегодня ученые приблизились к созданию и успешному использованию нейропротезов, которые могут по своим характеристикам превзойти человеческие органы. Современные исследования функционирования мозга дают основания полагать, что в ближайшее время будут разработаны технологии, позволяющие эффективно и безопасно выявлять неблагоприятные функциональные состояния мозга человека, облегчать болевой синдром, проводить коррекцию неблагоприятных психологических состояний. В результате развития данных технологий будут созданы новые мозг-машинные интерфейсы, нейрогибридные управляющие устройства и имплантаты, технологии восстановления специфических функций мозга, новые диагностические протоколы. Реализация данного научного направления позволит существенно расширить понимание механизмов функционирования мозга, даст ключ к лечению его повреждений, приведет к созданию устройств, повышающих качество жизни людей с ограниченными возможностями.

2. Создание интерфейсов, построенных на биологических связях.

Большое внимание уделяется не только созданию нейропроцессоров, но и построению нейросетей на основе компьютеров. Так, в июне 2012 года исследователи компании Google запустили нейросеть на кластере 1000 серверов (16 тыс. процессорных ядер; 1,7 млрд. связей между нейронами). Эксперимент стал одним из самых масштабных, при этом система изначально имела практическую направленность. После успеха компании Google нейронную сеть решила создать компания NVIDIA на основе собственных GPU совместно с командой ученых из Стэнфордского Университета. Крупнейшая в мире искусственная нейронная сеть предназначена для изучения процесса обучения человеческого мозга. Данная сеть получилась в 6,5 раз больше аналога, созданного командой Google, для ее создания были использованы 16 серверов на базе графических процессоров NVIDIA (11,2 млрд. параметров). В целом, самообучаемая нейросеть — это универсальный инструмент, который можно использовать для различных массивов данных. Основой функционирования подобных систем является моделирование способов переработки информации головным мозгом живых организмов. Данный термин используется для описания архитектуры сети или

компьютера, которые имитируют биологические функции мозга. Нейронная обработка программного обеспечения дает возможность адаптироваться к изменяющимся ситуациям и улучшает свою производительность, как только становится доступно больше информации. В целом многолетние усилия большого числа исследователей привели к накоплению огромного числа различных архитектур, правил обучения, аппаратных реализаций и приемов использования нейронных сетей для решения прикладных задач. В последнее десятилетие прилагаются серьезные усилия для стандартизации структурных элементов существующих нейронных сетей.

Актуальные задачи, которые решаются с использованием нейрокомпьютерных технологий:

1. Разработка нейрокогнитивных устройств и роботизированных систем, управляемых с помощью интерфейса «мозг-компьютер», для улучшения качества жизни людей с ограниченными возможностями.
2. Разработка технологий восстановления утраченных функций у людей с черепно-мозговыми травмами, локализованными болезнями мозга, болезнями, связанным с нарушениями передачи импульсов от нейронов к нейронам.
3. Выявление ключевых элементов в системах сигналов и управления активностью сетей живых нейронов, выполняющих адаптивные задачи управления.
4. Создание нейросетевых экспертных систем.
5. Создание и управление базами данных с включением нейросетевых алгоритмов.
6. Управление различными динамическими системами.
7. Создание систем искусственного интеллекта и виртуальной реальности.

II. ОСОБЕННОСТИ СОЗДАНИЯ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНЫХ СЕТЕЙ

Выделим основные задачи, которые решаются в процессе создания и функционирования нейрокомпьютерных сетей.

1. Исследование, разработка и создание гибридных, биоподобных и искусственных биологических, структур и систем, а также интеллектуальных технических нейросистем, устройств и их компонентов.

Необходимо моделирование когнитивных функций в системах искусственного интеллекта, а также в технических системах: адаптивных человеко-машинных интерфейсах, интерфейсах мозг-компьютер и глаз-мозг-компьютер, антропоморфных и нейроморфных роботах.

2. Разработка подходов к интеллектуализации вычислительных систем, придание им свойств человеческого мышления и восприятия на основе нейронных сетей для минимизации ошибок. Необходима разработка технологий фармакологической, физической и когнитивной модуляции функций мозга человека и животных, включая восприятие, память и обучение.

Необходимо изучение эволюции когнитивных функций, связанных со специализированными отделами коры и раскрыт характер взаимосвязи структурно-функциональной организации этих отделов с различными способностями человека; на основе генетических, нейрофизиологических и когнитивных исследований мозга будут подготовлены рекомендации по оценке профессиональной пригодности.

3. Разработка и создание мозг-компьютерных интерфейсов, нейрогибридных управляющих устройств и имплантов, направленных на восстановление специфических функций мозга, включая новые диагностические протоколы. Необходимо разработать и апробировать в клинических условиях технологии мозго-машинных интерфейсов на основе биометрических каналов управления (ЭЭГ, ЭМГ, движений глаз и др.) и мультимодальной обратной связи для обеспечения пациентов после инсульта и черепно-мозговых травм, а также при нейродегенеративных заболеваниях, нейроэлектронными системами и экзоскелетными конструкциями, восполняющими коммуникативную и двигательные функции.

4. Разработка экзоскелета для восстановления двигательной активности людей с повреждениями спинного и головного мозга. Основные направления исследований с использованием нейротехнологий сфокусированы на клиническом применении нейрональных протезов для парализованных пациентов после инсульта, травм, нейродегенеративных заболеваний и т.д. Комплексные исследования и разработки новых приборов позволят создать уникальные интерфейсы для активации определенных нейрональных сетей участвующих в когнитивной деятельности человека.

Для достижения намеченных целей необходимо развитие и усовершенствование следующих направлений и технологий. 1) дальнейшее развитие новых технологий интерфейс мозг-компьютер с конечной целью получения простого, имплантируемого, с низким уровнем риска, с долгим сроком жизни интерфейсом ввода/вывода информации. 2) улучшение обработки сигнала и разрешения (до уровня единичного нейрона) интерфейсов мозг-компьютер. 3) использование интерфейса мозг-компьютер для регистрации, декодирования и понимания сигналов мозга и их связи на функциональном и структурном уровнях того, как информация передается, обрабатывается и хранится в мозге. 4) дальнейшее развитие технологий интерфейс мозг-компьютер для протезирования и восстановления утраченных функций после травмы или патологии. 5) переход клинически апробированных устройств к возможному применению в повседневной жизни.

III. ГЕНЕТИЧЕСКИЕ АЛГОРИТМЫ И ОСОБЕННОСТИ ИХ ПРИМЕНЕНИЯ

Одной из задач интеллектуальных систем является поиск оптимального решения: когда на систему влияет множество внешних и внутренних факторов, интеллектуальное устройство должно учесть их все и выбрать оптимальное поведение с точки зрения своей

выгоды. *Генетические алгоритмы* – адаптивные методы поиска, которые используются для решения задач функциональной оптимизации. Они основаны на механизмах и моделях эволюции, и генетических процессов биологических алгоритмов. По сути, генетический алгоритм — это метод перебора решений для тех задач, в которых невозможно найти решение с помощью математических формул. Однако простой перебор решений в сложной многомерной задаче – это бесконечно долго. Поэтому генетический алгоритм перебирает не все решения, а только лучшие. Алгоритм берёт группу решений и ищет среди них наиболее подходящие. Затем немного изменяет их – получает новые решения, среди которых снова отбирает лучшие, а худшие отбрасывает. Таким образом, на каждом шаге работы алгоритм отбирает наиболее подходящие решения (проводит селекцию), считая, что они на следующем шаге дадут ещё более лучшие решения (эволюционируют), как это представлено на рис. 1.

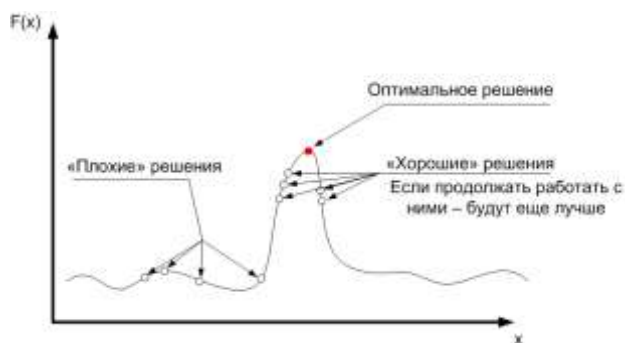


Рис. 1. Подбор решения при использовании генетического алгоритма

В теории генетических алгоритмов проводится аналогия между задачей и биологическим процессом. Это позволяет использовать терминологию биологии.

Особь – одно решение задачи.

Популяция — набор решений задачи. В начале алгоритма случайным образом генерируется набор решений (начальная популяция). Эти решения будут становиться лучше (эволюционировать) в процессе работы алгоритма до тех пор, пока не удовлетворят условиям задачи. Рассмотрим особенности применения генетического алгоритма в процессе решения задачи. Допустим, роботу необходимо объехать шесть контрольных точек за наименьшее время. Расстояние от каждой точки до каждой задано в виде матрицы расстояний (рис. 2).

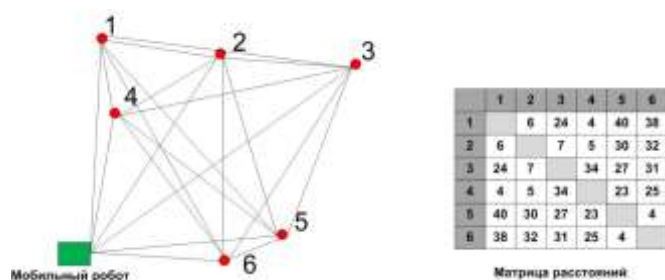


Рис. 2. Матрица расстояний мобильного робота

Данная задача является NP-полной, поэтому не может быть решена с помощью математических формул. Решение задачи – это последовательность прохождения контрольных точек. Возьмём несколько возможных решений (особей) – это и есть начальная популяция.

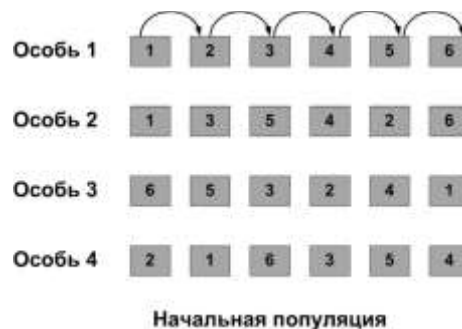


Рис. 3. Представление начальной популяции для решения задачи

Необходимо осуществить определения качества решений.

Функция пригодности – функция определяющая качество особей популяции. В нашем примере это будет сумма расстояний от точки до точки в выбранном маршруте.

$$ФП = P(1) + P(2) + P(3) + P(4) + P(5) + P(6),$$

где $P(1) \dots P(6)$ – расстояние между точками в соответствующем переходе из матрицы расстояний.

Нам необходимо найти минимальное расстояние, поэтому, чем меньше значение ФП для особи, тем лучше. Далее необходимо рассчитать функции пригодности. Для первой особи это представлено на рис. 4.

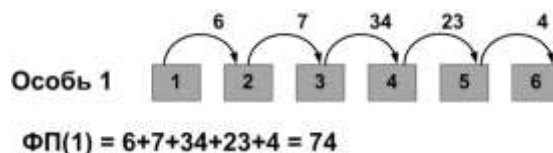


Рис. 4. Расчет функции пригодности для первой особи.

Для остальных особей таким же образом получаем:

$$ФП(2) = 111; ФП(3) = 47; ФП(4) = 125$$

Таким образом, особь №3 выступает в качестве лучшей, а №4 – в качестве худшей. Далее согласно алгоритму необходимо слегка изменить исходных особей, так чтобы они были похожи на своих родителей, но немного отличались. Так реализуется биологическое понятие «изменчивость».

Генетические операторы – определённые правила, по которым изменяются особи в следующей популяции. Среди них выделяют операторы скрещивания и мутации. После их применения мы получим ещё несколько особей – потомков. Допустим, таких, как представлены на рис. 5.

Потомок 1	1	3	2	4	5	6	ФП(1) = 63
Потомок 2	1	4	5	3	2	6	ФП(2) = 93
Потомок 3	6	3	2	5	4	1	ФП(3) = 95
Потомок 4	2	1	6	5	3	4	ФП(4) = 109

Рис. 5. Определение потомков

Для потомков тоже посчитаны функции пригодности.

Далее необходимо провести искусственный отбор. На этом шаге алгоритм выберет лучших особей и отбросит худших (наименее приспособленных), подобно тому, как делает селекционер, создавая новый вид растений. Алгоритмы селекции тоже могут быть различны. Выберем из первой популяции (родители + потомки) четыре худших особи. Останутся родители 1 и 3, и потомки 1 и 2. Эти особи сформируют новую популяцию. Далее алгоритм будет повторяться. Для наглядности посмотрим на блок-схему классического генетического алгоритма (рисунок 6). Таким образом, мы искали кратчайший путь прохождения робота через все контрольные точки. Абсолютно правильный ответ будет получен, только если перебрать все варианты, а их очень много даже для шести точек (а если точек будет больше?). Поэтому генетический алгоритм ищет не правильное решение, а *оптимальное*, исходя из условий, которые задаёт пользователь.

Критерий останова – условие, по которому генетический алгоритм останавливает свою работу.

В начале речь шла о компьютерной игре, в которой можно сохраниться и переигрывать какой-то эпизод, до тех пор, пока результат вас не удовлетворит. Ну, например, вы поставили себе цель пройти уровень без единой потерянной жизни, или за рекордное время, или убив всех врагов или не разбив машину и т.д. С генетическим алгоритмом та же история: мы ищем не самое лучшее решение, а то решение, которое нас устроит. В нашем случае мы можем указать, например, один из следующих критериев останова: суммарный путь меньше 50; время работы алгоритма 1 час; число циклов алгоритма 10; в течение 3 поколений не появляются особи лучше тех, которые были.

Генетические алгоритмы активно применяются в робототехнике, компьютерных играх, обучении нейронных сетей, создании моделей искусственной жизни, составлении расписаний, оптимизации запросов к базам данных, поиске оптимальных маршрутов и т.д. Такие алгоритмы могут стать хорошим помощником в бизнесе, сократить убытки и увеличить прибыль за счёт выбора оптимальных стратегий. На практике далеко не всегда получается составить функцию пригодности так же просто, как в нашем примере. Поэтому в данном случае для подсчёта функции пригодности

необходима *имитационная модель* – это модель, имитирующая работу завода, все его бизнес-процессы.



Рис. 6. Блок-схема классического генетического алгоритма

IV. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

На сегодняшний день нейрокомпьютерная технология, реализующаяся в нейрокомпьютерных сетях, – одно из наиболее перспективных направлений в развитии вычислительной техники, основа которой – искусственные нейронные сети, которые представляют из себя устройство параллельных вычислений, функционирующих как множество простых процессоров. Представление и обработка данных в нейрокомпьютерных сетях могут использоваться как позиционные и непозиционные системы в области счисления. Позиционные системы – традиционные, и для согласования их с нейрокомпьютерными сетями должны быть использованы искусственные приемы, снижающие положительные свойства нейронных сетей, которые связаны с параллельными вычислениями. Непозиционными системами счисления, в частности, системой остаточных классов, представляется параллельная система, которая обеспечивает параллелизм в области выполнения элементарных операций, то есть система остаточных классов – естественная основа представления данных в нейрокомпьютерных сетях, при обеспечении их новыми свойствами.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Ежов А.А., Шумский С.А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе. М.: МИФИ, 1998. 224с.
- [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. Процесс обработки информации при реализации концепции "мягких" измерений// Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. 2017. Т. 1. С. 104-109.
- [4] Звягин Л.С. Применение экспертного прогнозирования в системно-аналитических задачах// Экономика и управление: проблемы, решения. 2017. Т. 4. № 1. С. 86-93.