

УДК 004.42

НЕЙРОЭВОЛЮЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ NEAT

Заболотин А.А., магистрант гр. ПИМ-191, II курс
Асанова А.Э., магистрант гр. ПИМ-191, II курс
Научный руководитель: Пимонов А.Г., д.т.н., профессор
Кузбасский государственный технический университет
имени Т.Ф. Горбачева
г. Кемерово

Благодаря развитию компьютерных технологий многие задачи человек переложил на компьютеры, пусть и частично. С помощью этого время на решение таких задач значительно уменьшилось в связи с возможностью компьютеров обрабатывать большие объемы информации, неподвластные человеку. Особое применение они нашли в медицине. Компьютерные технологии помогают врачам не только диагностировать заболевания [1], но и следить за их течением

В настоящее время искусственный интеллект и, в частности, искусственные нейронные сети являются одним из самых перспективных направлений в разработке компьютерных программ. Главное отличие искусственного интеллекта от обычной компьютерной программы – это возможность обучения. Оно позволяет решать задачи [2], связанные с классификацией изображений, кластеризации баз данных и многие другие.

Построение искусственной нейронной сети зачастую связано с определенными трудностями. Такими, как выбор топологии сети и настройкой весов связей нейронов. А от этих параметров зависит эффективность работы нейросетевой модели. В самом простом варианте разработчик задает количество слоев, нейронов и связи между ними, затем модель обучается с использованием выбранного метода обучения и после тестирования на тестовой выборке определяется – удовлетворяет ли модель заданным критериям точности прогноза. В случае если модель им не удовлетворяет процесс повторяется снова [3] с изменением исходных параметров.

Упрощения решения данной проблемы можно добиться благодаря использованию нейроэволюционных алгоритмов [4]. Благодаря использованию генетического алгоритма [5] они позволяют структуре нейронной сети меняться для достижения оптимальных результатов.

В данной статье мы рассмотрим один из таких алгоритмов, и это – нейроэволюционный алгоритм NEAT.

Алгоритм был создан в 2002 году Кеннетом Стенли [6] из университета Техаса. Он использует методологию прямого кодирования, что означает то, что каждый ген будет напрямую связан с каким-то узлом или соединением сети.

Данный метод имеет свои недостатки, например, чрезмерное увеличение генотипа при увеличении количества связей и нейронов искусственной нейронной сети, а также в связи с увеличением размерности поиска пониженную эффективность. Алгоритм NEAT является одним из наиболее успешных вариантов реализации прямого кодирования [5] с практически полным избавлением от его недостатков и сохранением достоинств.

Рассмотрим алгоритм поподробней.

В данном алгоритме нейронная сеть представляет собой граф. Нейроны возможны трех видов: входные или сенсоры, скрытые и выходные. Связи состоят из номеров нейронов, с которыми связаны, а также веса и порядковых номеров. У связи есть два состояния: активное или неактивное.

Алгоритм оперирует генами – это набор нейронов (векторов).

Связи обладают уникальными маркерами. Маркер создается исключительно при мутации и позволяет узнать, какие мутации происходили, а также их количество.

Мутации могут добавить связь к уже существующим нейронам, либо создать новый нейрон на месте связи уже существующих нейронов, в таком случае создаются две новые связи, а старая становится неактивной.

Уникальные маркеры используются при скрещивании за счет анализа связей генов родителей. Ген потомка может получить неактивную связь в случае, если связь неактивна у одного из родителей, либо в случае, если связь неактивна у обоих родителей, есть определенный шанс того, что она станет активной у потомка [6].

Далее происходит создание начальной популяции. В самом начале особи состоят только из входных и выходных нейронов, каждый из входных связан с одним из выходных.

На следующем этапе к особям применяется фитнес-функция. Она показывает, насколько каждая из особей подходит для выполнения задачи. На входные нейроны передаются данные, и они сравниваются с ожидаемыми выходами. Функция составляет своего рода рейтинг всех особей. Особи, показавшие себя более успешными, получают более высокую вероятность скрещивания.

Затем происходит скрещивание выбранных алгоритмом особей, генерируется новая популяция и случайным образом мутируется за счет добавления новых нейронов или связей. После этого цикл повторяется.

Для каждой задачи количество циклов и особей может быть разным в зависимости от сложности задачи. Созданная таким алгоритмом сеть будет сложнее, чем та, которую разработчик задал сам, но будет ориентирована на решение определенной задачи.

Использование нейроэволюционных алгоритмов в комбинации с искусственными нейронными сетями [5] позволяет решать разнообразные задачи аппроксимации, моделирования, классификации и управления.

Список литературы:

1. Заболотин, А.А. Нейросетевые технологии в кардиологии / А.А. Заболотин // Студенческий: электрон. научн. журн. – 2020. – № 2(88) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://sibac.info/journal/student/88/167409>, свободный (дата обращения: 28.03.2021).
2. Асанова, А.Э. Искусственные нейронные сети в диагностике и лечении сердечно-сосудистых заболеваний / А.Э. Асанова, А.А. Заболотин // Сборник материалов XI Всерос. научно-практической конференции с международным участием «Россия молодая», 16-19 апр. 2019 г., Кемерово [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://science.kuzstu.ru/wp-content/Events/Conference/RM/2019/RM19/pages/Articles/30204.pdf>, свободный (дата обращения: 28.03.2021).
3. Трапезников, М.В. Искусственный интеллект / М.В. Трапезников, М.Г. Брынза, М.А. Матасова // Молодежный научный вестник. – 2017. – № 10(23). – С. 97-101.
4. Загинайло, М. В. Нейроэволюционные методы поддержки принятия решений / М.В. Загинайло, В.А. Фатхи // Инновации и инвестиции. – 2020. – № 11. – С. 107-110.
5. Дороганов, В.С. Модифицированная сеть Ворда и гибридный метод обучения для прогноза показателей качества металлургического кокса / В.С. Дороганов, А.Г. Пимонов // Вестник Кузбасского государственного технического университета. – 2015. – № 3. – С. 141-148.
6. Stanley, K.O. Evolving Neural Networks through Augmenting Topologies / K.O. Stanley, R. Miikkulainen // Evolutionary Computation. – 2002. – № 10. – С. 99-127.