



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2024-30-3-80-88>

Оригинальная статья
Original paper

УДК 004.021+004.023+004.42

ПРАКТИЧЕСКИЙ ПОДХОД К ИЗУЧЕНИЮ ЭВОЛЮЦИОННЫХ МЕТОДОВ НАСТРОЙКИ ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Д. О. ПЕТРОВ

Брестский государственный технический университет (г. Брест, Республика Беларусь)

Поступила в редакцию 16.06.2024

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2024
Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2024

Аннотация. Описана проблематика разработки нейроконтроллеров для управления динамическими объектами, включающая в себя сложность формирования обучающих наборов данных. Указано, что одним из известных способов обучения управляющей объектом искусственной нейронной сети является нейроэволюционный подход, предполагающий использование генетического алгоритма для настройки синаптических весовых коэффициентов искусственной нейронной сети. Предложена идея использования средства демонстрации эволюционного подхода к настройке весовых коэффициентов искусственной нейронной сети для практического обучения студентов основам нейроэволюционного подхода. Разработано программное обеспечение для демонстрации нейроэволюционного подхода на примере эволюции искусственной нейронной сети заданной структуры, предназначенной для управления упрощенной компьютерной моделью автономного транспортного средства. Описан способ разрешения проблемы стагнации при использовании эволюционного подхода к обучению искусственной нейронной сети. Предложены варианты применения разработанного программного обеспечения при обучении студентов основам технологий искусственного интеллекта и эволюционным методам многокритериальной оптимизации.

Ключевые слова: генетический алгоритм, нейроэволюция, нейроконтроллер, искусственная нейронная сеть, многокритериальная оптимизация, стагнация эволюции.

Конфликт интересов. Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Петров, Д. О. Практический подход к изучению эволюционных методов настройки весовых коэффициентов искусственных нейронных сетей / Д. О. Петров // Цифровая трансформация. 2024. Т. 30, № 3. С. 80–88. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2024-30-3-80-88>.

PRACTICAL APPROACH TO STUDYING EVOLUTIONARY METHODS FOR SETTING WEIGHT COEFFICIENTS OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

DMITRIY O. PETROV

Brest State Technical University (Brest, Republic of Belarus)

Submitted 16.06.2024

Abstract. The article describes the problems of developing neurocontrollers for controlling dynamic objects, including the complexity of forming training data sets. It is indicated that one of the known methods for training an artificial neural network controlling an object is the neuroevolutionary approach, which involves using a genetic algorithm to adjust the synaptic weighting coefficients of an artificial neural network. The idea of using a means

of demonstrating the evolutionary approach to adjusting the weighting coefficients of an artificial neural network for practical training of students in the basics of the neuroevolutionary approach is proposed. Software has been developed to demonstrate the neuroevolutionary approach using the example of the evolution of an artificial neural network of a given structure intended to control a simplified computer model of an autonomous vehicle. A method for resolving the problem of stagnation when using the evolutionary approach to training an artificial neural network is described. Options for using the developed software in teaching students the basics of artificial intelligence technologies and evolutionary methods of multicriteria optimization are proposed.

Keywords: genetic algorithm, neuroevolution, neurocontroller, artificial neural network, multicriteria optimization, stagnation of evolution.

Conflict of interests. The author declares no conflict of interests.

For citation. Petrov D. O. (2024) Practical Approach to Studying Evolutionary Methods for Setting Weight Coefficients of Artificial Neural Networks. *Digital Transformation*. 30 (3), 80–88. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2024-30-3-80-88> (in Russian).

Введение

В настоящее время интерес к практическому применению и изучению технологий искусственного интеллекта (ИИ) находится на стабильно высоком уровне. Популярная область применения технологий ИИ – разработка нейроконтроллеров для управления динамическими объектами, к которым можно отнести и автономные транспортные средства. Основной проблемой при обучении управляющей искусственной нейронной сети (ИНС) адаптивной коррекцией весовых коэффициентов синаптических связей на основе эталонных входных и выходных сигналов является сложность формирования адекватного обучающего набора данных [1]. Один из выходов для решения подобной проблемы – использование эволюционного метода для обучения ИНС. В статье рассматриваются особенности применения генетического алгоритма в качестве эволюционного метода обучения нейронной сети для управления упрощенной компьютерной моделью автономного транспортного средства, пригодной для обучения студентов основам технологий ИИ.

Генетический алгоритм как эволюционный метод оптимизации

Генетический алгоритм (ГА) представляет собой адаптивный направленный стохастический метод поиска решения оптимизационных задач на основе использования аналогий механизма естественного отбора и генетического наследования в живой природе [2, 3]. ГА оперирует множеством возможных решений задачи оптимизации как некоторой популяцией особей, подвергаемой моделируемому процессу естественного отбора при смене поколений с использованием механизмов селекции и скрещивания. Потенциальные решения оптимизационной задачи, по терминологии ГА называемые хромосомами, представляются последовательностями значений своих параметров-генов. С каждой хромосомой-решением связана величина приспособленности, соответствующая эвристической оценке близости потенциального решения к ожидаемому оптимуму.

Искусственная нейронная сеть как вычислительная система

ИНС представляет собой вычислительную систему, действующую по аналогии с биологическим головным мозгом и состоящую из следующих конструктивных компонентов: вычислительных узлов (искусственных нейронов) и межузловых соединений (синаптических связей) с назначенными им весовыми (синаптическими) коэффициентами¹ [4]. Множество вычислительных узлов вместе с топологией соединений между ними называют архитектурой ИНС, которую можно разбить на три иерархических уровня [5]:

- микроструктурный – описывает характеристики отдельных вычислительных узлов сети;
- мезоструктурный – описывает топологическую организацию соединений между вычислительными узлами и направление распространения информации по сети;
- макроструктурный – способ соединения отдельных ИНС между собой при создании сети модульной структуры.

¹ Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский, пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2002.

На микроструктурном уровне искусственный нейрон как вычислительное устройство (рис. 1) функционирует следующим образом²:

- по входным синаптическим связям искусственный нейрон получает сигналы x_i и вырабатывает один выходной сигнал y ;
- сигнал, поступающий по конкретной синаптической связи, модифицируется путем умножения на весовой коэффициент w_i ;
- модифицированные входные сигналы суммируются (агрегируются), и результирующая величина называется совокупным возбуждением искусственного нейрона;
- для получения выходного сигнала y величина совокупного возбуждения нейрона преобразуется нелинейной функцией F , которая называется функцией активации искусственного нейрона.

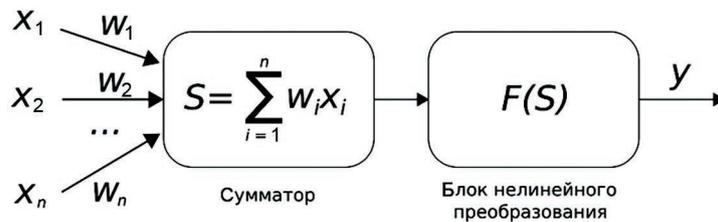


Рис. 1. Искусственный нейрон на микроструктурном уровне
Fig. 1. Artificial neuron at the microstructural level

В качестве функций активации часто используют логистическую, пороговую, гиперболического тангенса и реже – линейную³. На мезоструктурном уровне наиболее известной является многослойная архитектура ИНС с прямым направлением распространения информации (рис. 2)⁴.

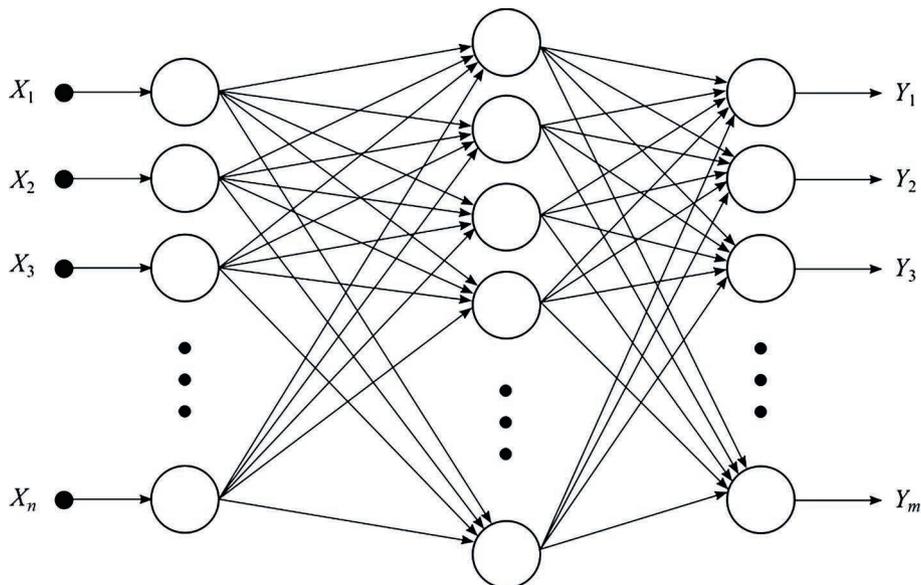


Рис. 2. Многослойная архитектура искусственной нейронной сети
Fig. 2. Multilayer artificial neural network architecture

Многослойные ИНС с прямым направлением распространения информации состоят из последовательно соединенных синаптическими связями слоев искусственных нейронов: слой, принимающий сигналы из внешней среды, называется входным или распределительным, за ним следует произвольное количество так называемых скрытых слоев (на рис. 2 изображен единственный скрытый слой) и самым последним в цепочке расположен выходной слой, который выдает

² Элементарное введение в технологию нейронных сетей с примерами программ / Р. Тадусевич [и др.], пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия – Телеком, 2011.

³ Круглов, В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В. В. Круглов, В. В. Борисов; 2-е изд., стереотип. М.: Горячая линия – Телеком, 2002.

⁴ Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилинский, Л. Рутковский, пер. с польск. И. Д. Рудинского. М.: Горячая линия – Телеком, 2006.

реакцию всей сети на входное воздействие. Функционирование ИНС зависит от величин весовых коэффициентов синаптических связей, поэтому при заданной структуре ИНС, отвечающей какой-либо задаче, необходимо найти оптимальные значения весовых коэффициентов.

Процесс нахождения оптимальных значений весовых коэффициентов синаптических связей называется обучением ИНС, в котором можно выделить два подхода: обучение с учителем и обучение без учителя [4]. В первом случае необходимо наличие конечного набора значений входных сигналов и соответствующего набора ожидаемых значений выходных сигналов (обучающей выборки). Целью обучения становится подбор весовых коэффициентов таким образом, чтобы фактические выходные сигналы сети принимали значения, наиболее близкие к ожидаемым. При невозможности применения такого подхода необходимо использовать обучение без учителя. Подбор весовых коэффициентов синаптических связей сети проводится либо на основании конкуренции нейронов между собой, либо с учетом корреляции обучающих и выходных сигналов.

Для нахождения оптимальной структуры ИНС и значений весовых коэффициентов синаптических связей при затруднительности или невозможности формирования обучающей выборки возможно применять нейроэволюционные методы, в арсенал которых входит ГА [6–8]. В простейшем случае ГА используется для эволюционного подбора значений весовых коэффициентов связей между нейронами ИНС фиксированной структуры, при этом потенциальные решения оптимизационной задачи представлены хромосомами, генами которых являются искомые вещественные значения весов межнейронных связей [9].

Средство демонстрации эволюционного подхода к настройке весовых коэффициентов искусственной нейронной сети

В качестве отправной точки для практического ознакомления учащихся с основами генетического эволюционного алгоритма оптимизации был использован видеокурс «Self-Driving Car with JavaScript Course – Neural Networks and Machine Learning» (https://www.youtube.com/watch?v=Rs_rAxEsAvI) с сопутствующим исходным кодом приложения на языке JavaScript (<https://github.com/gniziemazity/Self-driving-car>), демонстрирующим применение эволюционного метода обучения нейронной сети для управления упрощенной компьютерной моделью автономного транспортного средства (рис. 3), автором которого является Раду Мариеску-Истодор (<https://scholar.google.com/citations?user=rZQYWtcAAAAJ&hl=en>) из Университета Восточной Финляндии (<https://www.uef.fi/ru>).

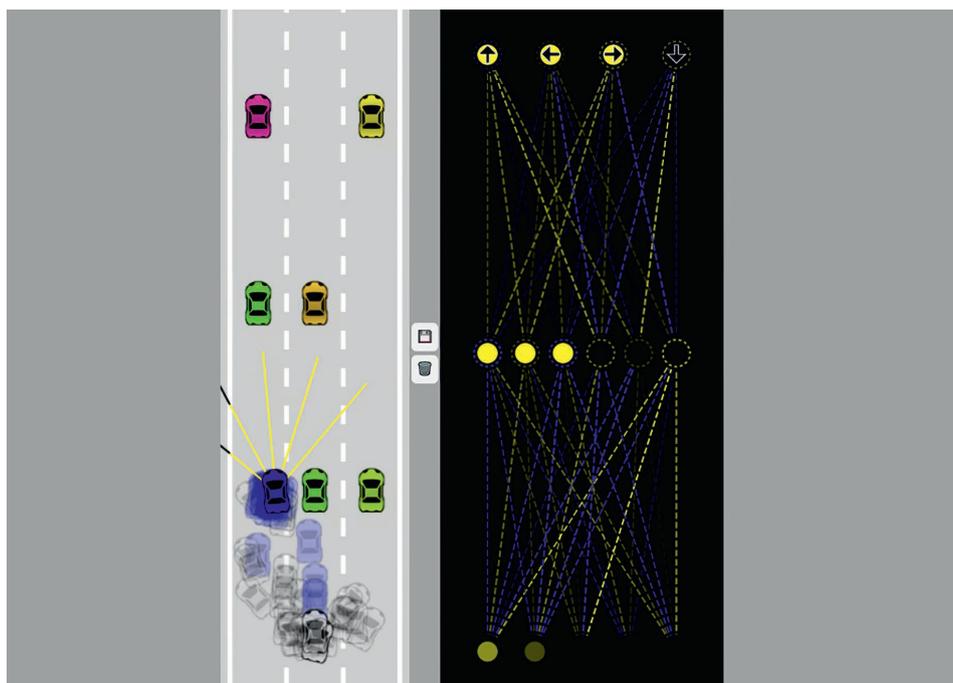


Рис. 3. Демонстрация эволюции искусственной нейронной сети, управляющей моделью автомобиля
Fig. 3. Demonstration of the evolution of an artificial neural network that controls a car model

Модель транспортного средства (автомобиль) в форме прямоугольника, способная под управлением ИНС к ускорению, торможению, поворотам направо и налево относительно своего геометрического центра, движется по прямолинейному участку дороги фиксированной ширины. На участке дороги перед движущимся управляемым автомобилем расположены семь перемещающихся с низкой скоростью неуправляемых автомобилей, играющих роль препятствий. Для возможности обнаружения препятствий при движении вперед модель обладает набором датчиков приближения в виде пяти отрезков прямых фиксированной длины, расходящихся веерообразно из геометрического центра прямоугольника. При пересечении отрезков прямых с границами дороги и прямоугольниками, представляющими собой иные автомобили, формируется вещественное значение, находящееся в промежутке от нуля до единицы пропорционально положению расчетной точки пересечения на отрезке («0» – нет пересечения, «1» – точка пересечения совпадает с началом отрезка в центре прямоугольника модели автомобиля).

Автомобиль управляется ИНС прямого распространения с одним скрытым слоем из шести нейронов – входной слой состоит из пяти нейронов, связанных с датчиками приближения, а выходной непосредственно связан с органами управления. В управляющей ИНС используется пороговая функция активации (функция Хевисайда) – величина порога активации каждого нейрона и величины весовых коэффициентов связей между нейронами подбираются генетическим алгоритмом.

Цель эволюции популяции, состоящей из 100 управляемых автомобилей, – получение особи, успешно обходящей все встречающиеся на пути препятствия при поступательном движении по дороге вперед без пересечения ее боковых границ. Процесс эволюции нейроконтроллера интерактивно отображается в окне браузера, разделенном по горизонтали на две части: слева можно наблюдать движение всей популяции автомобилей, а справа изображается управляющая ИНС наилучшей особи популяции (рис. 3).

Отличительной чертой представленной реализации генетического алгоритма является то, что функция оператора селекции возложена исключительно на пользователя и состоит в своевременном сохранении управляющей ИНС особи, которая опережает в движении все остальные. На пользователя также возложена задача управления началом процесса формирования новой популяции и запуска очередной итерации алгоритма, причем новая популяция состоит из сохраненной на предыдущей итерации особи, а остальные 99 членов представлены ее случайными мутациями.

Развитие средства демонстрации эволюционного подхода к настройке весовых коэффициентов искусственной нейронной сети

Старая реализация генетического алгоритма была подвергнута значительному пересмотру в сторону наглядной демонстрации различных операторов селекции и применения одного из возможных операторов скрещивания. Так как структуру ИНС было решено оставить неизменной, то объектом нейроэволюции являлись величины порога активации каждого нейрона и весовых коэффициентов межнейронных связей, представляющие собой в этом случае отдельные гены-хромосомы. В качестве оператора скрещивания была выбрана промежуточная рекомбинация (whole arithmetic recombination), подходящая к хромосомам, состоящим из вещественных значений [10]. Промежуточная рекомбинация формирует гены-хромосомы-потомка на основе генов-хромосом-родителей следующим образом⁵:

$$C_i = A_i + \alpha(B_i - A_i); \quad (1)$$

$$\alpha \in [d, 1 + d], \quad (2)$$

где A_i , B_i – вещественные значения генов-хромосом-родителей; C_i – значение гена-хромосомы-потомка, полученное в результате вычислений по формуле (1); d – рекомендуется принять равным 0,25.

Операторы скрещивания, основанные на перекрестном обмене генами между парой хромосом-родителей, были исключены из рассмотрения по следующей причине: исследованиями уста-

⁵ Скобцов, В. Ю. Интеллектуальный анализ данных: генетические алгоритмы / В. Ю. Скобцов, Н. В. Лапицкая, С. Н. Нестеренков. Минск: Белор. гос. ун-т информ. и радиоэлек., 2018.

новлено, что перестановка значений весовых коэффициентов межнейронных связей в промежутке между двумя последовательными слоями и даже перестановка самих нейронов в пределах скрытых слоев могут не оказать значительного влияния на функционирование ИНС [11, 12]. Более того, исследования показывают, что в процессе нейроэволюции скрещивание между особями со сравнимыми значениями приспособленности чаще всего ведет к ухудшению приспособленности потомков, на основании чего делается вывод о деструктивности оператора скрещивания и приемлемости лишь оператора мутации при использовании генетического алгоритма для эволюции ИНС [13].

Для возможности применения операторов селекции необходимо определить эвристическую функцию, результат вычисления которой будет определять приспособленность управляющей ИНС в популяции. Поэтому, учитывая, что целью нейроэволюции в данном случае является получение особи, успешно обходящей все встречающиеся на пути препятствия, мерой приспособленности нужно считать расстояние со знаком, показывающее положение относительно последнего движущегося неуправляемого автомобиля-препятствия. Признак остановки итераций ГА – опережение последнего препятствия лучшей особью текущего поколения на 800 пикселей экранного пространства.

Для наглядной оценки эффективности применяемых операторов селекции созданы две версии программного обеспечения (ПО): в одной из них используется селекция методом рулетки, а в другой – турнирная селекция. Обе версии ПО расположены в общедоступном репозитории в сети интернет: селекция методом рулетки – <https://github.com/polegdo/JavaScript-Car-Neuroevolution/tree/main/roulette-wheel-selection>, турнирная селекция – <https://github.com/polegdo/JavaScript-Car-Neuroevolution/tree/main/tournament-selection>.

При отборе хромосом-родителей методом рулетки (пропорциональный отбор) каждому потенциальному родителю ставится сектор воображаемого колеса рулетки, площадь которого пропорциональна мере приспособленности особи – чем выше приспособленность, тем больше площадь соответствующего сектора и выше вероятность отбора особи в качестве родителя. Турнирная селекция состоит в случайном отборе из текущей популяции фиксированного количества особей (в описываемом случае отбирается 80 особей из 100) и в выборе в качестве родителя экземпляра с наивысшим значением функции приспособленности.

Как и любой метод многокритериальной оптимизации, ГА при проведении нейроэволюции способен попасть в локальный экстремум оптимизируемой функции – индикатором такой ситуации является отсутствие повышения приспособленности особей в популяции при проведении серии очередных итераций алгоритма на пути к требуемому условиям оптимизационной задачи результату функционирования ИНС. Один из выходов при стагнации ГА – формирование нового поколения на основе переноса в неизменном виде наилучшей особи из предыдущего поколения и формирование остальных членов популяции на основе проведения над ней случайных мутаций [14, 15]. Такой подход и был реализован в разработанном ПО при обнаружении отсутствия улучшения приспособленности членов популяции на протяжении пяти последовательных итераций ГА.

Работа ПО организована в виде проведения экспериментов – серии итераций ГА, приводящих к подбору оптимальных значений весовых коэффициентов межнейронных связей управляющей ИНС и позволяющих модели автомобиля преодолеть все препятствия в процессе движения. В целях повышения информативности наблюдения за ходом нейроэволюции в консоли разработчика браузера отображаются нумерация проходящих экспериментов, информация об обнаружении ситуации стагнации в эволюции ИНС, выводится итоговая статистика проведения эксперимента, а именно – количество выполненных итераций и обнаруженных стагнаций (рис. 4).

Результаты исследований и их обсуждение

Разработанное средство демонстрации эволюционного подхода к настройке весовых коэффициентов ИНС, размещенное в общедоступном репозитории в сети интернет (<https://github.com/polegdo/JavaScript-Car-Neuroevolution>), возможно творчески применять при чтении лекций и проведении практических занятий по соответствующим предметам у студентов специальностей «Компьютерная инженерия», «Программная инженерия», «Искусственный интеллект», «Системы управления информацией».

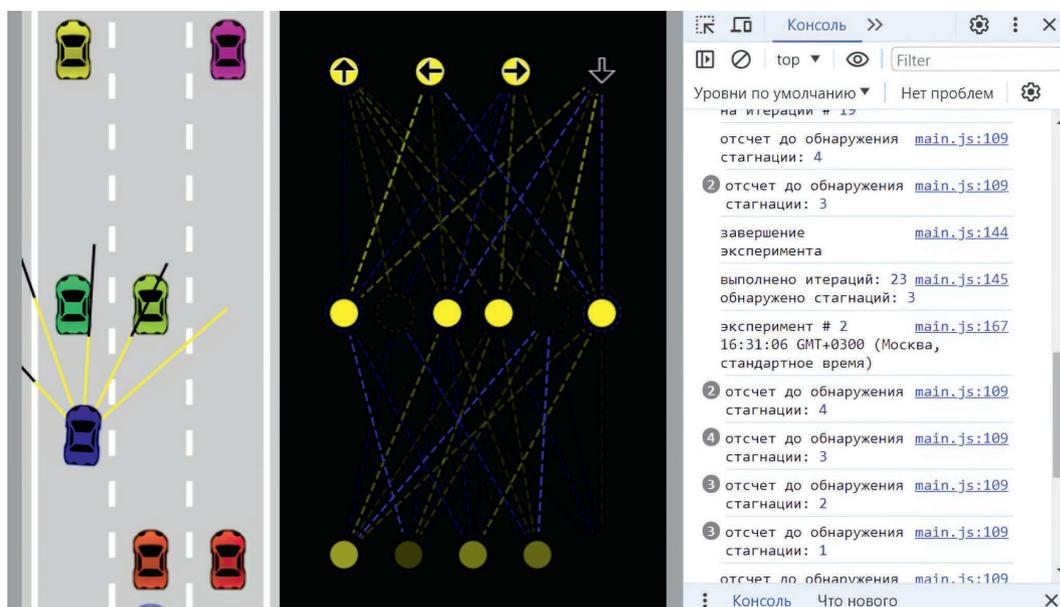


Рис. 4. Отображение дополнительной информации в консоли браузера (Google Chrome)
Fig. 4. Displaying additional information in the browser console (Google Chrome)

При изучении основ ГА как метода многокритериальной оптимизации представленное в статье ПО может наглядно служить примером необходимости эмпирического подбора оператора селекции для эффективного решения поставленной задачи. В данном случае селекция особей на основе пропорционального отбора показала неспособность к решению задачи при сравнении с использованием турнирной селекции, которая показала многократно повторяющийся успешный результат: при проведении серии из 100 экспериментов ГА эволюции управляющей ИНС добивался поставленной перед ним цели в среднем за 30 итераций, причем среднее количество обнаруженных стагнаций достигало значения, равного 4.

Заключение

1. Предлагаемый практический подход к ознакомлению студентов с основами технологий искусственного интеллекта на базе изучения нейроэволюционного алгоритма является перспективным по следующим причинам:

- наличие стабильного интереса к технологиям беспилотного управления наземными транспортными средствами;
- возможность ознакомления с основами функционирования искусственных нейронных сетей;
- изучение основ генетического алгоритма как метода многокритериальной оптимизации;
- наглядность процесса эволюции искусственной нейронной сети;
- отсутствие необходимости в использовании сложных средств разработки и тестирования программ на языке JavaScript – единственным минимальным требованием является наличие текстового редактора и современного веб-браузера;
- возможность изучения основ языка программирования JavaScript для написания веб-приложений;
- реализация искусственной нейронной сети на JavaScript без использования сторонних библиотек и сложного математического аппарата.

2. Исходный код разработанного программного обеспечения может послужить основой для управляемой самостоятельной работы студентов при изучении искусственных нейронных сетей и методов оптимизации на основе генетического алгоритма. Реализация искусственной нейронной сети представляет собой класс `NeuralNetwork`, размещенный в файле `network.js`, а функции, реализующие операторы селекции, расположены в файле `main.js` под именами `selectCarFromRouletteWheel()` и `getTournamentWinner()`.

3. Для дальнейшего развития изложенной проблематики имеет смысл использовать платформу Node.js совместно с библиотекой TensorFlow.js, что даст возможность сэкономить время и усилия при реализации более сложных структур искусственной нейронной сети.

Список литературы

1. Чернодуб, А. Н. Обзор методов нейроуправления / А. Н. Чернодуб, Д. А. Дзюба // Проблемы программирования. 2011. № 2. С. 79–94.
2. Katoch, S. A Review on Genetic Algorithm: Past, Present, and Future / S. Katoch, S. S. Chauhan, V. Kumar // *Multimed Tools Appl.* 2021. Vol. 80. P. 8091–8126.
3. McCall, J. Genetic Algorithms for Modelling and Optimisations / J. McCall // *Journal of Computational and Applied Mathematics.* 2020. Vol. 184, No 1. P. 205–222.
4. Васенков, Д. В. Методы обучения искусственных нейронных сетей / Д. В. Васенков // Компьютерные инструменты в образовании. 2007. № 1. С. 20–29.
5. Maren, A. J. A Logical Topology of Neural Networks / A. J. Maren // *Proceedings of the Second Workshop on Neural Networks, Auburn, USA, February 11–13, 1991.* Auburn: Auburn University, 1991. P. 17–44.
6. Мищенко, В. А. Использование генетических алгоритмов в обучении нейронных сетей / В. А. Мищенко, А. А. Коробкин // *Современные проблемы науки и образования.* 2011. № 6.
7. Шумков, Е. А. Использование генетических алгоритмов для обучения нейронных сетей / Е. А. Шумков // *Научный журнал КубГАУ.* 2013. № 91.
8. Montana, D. J. Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms / D. J. Montana, L. Davis // *IJCAI'89: Proceedings of the 11th International Joint Conference on Artificial Intelligence.* 1989. Vol. 1. P. 762–767.
9. Yao, Xin. Evolving Artificial Neural Networks / Xin Yao // *Proceedings of the IEEE.* 1999. Vol. 87, No 9. P. 1423–1447.
10. Picek, S. On the Recombination Operator in the Real-Coded Genetic Algorithms / S. Picek, D. Jakobovic, M. Golub // *2013 IEEE Congress On Evolutionary Computation, June 20–23, Cancun, Mexico, 2013.* P. 3103–3110.
11. Zankinski, I. Effects of the Neuron Permutation Problem on Training Artificial Neural Networks with Genetic Algorithms / I. Zankinski // *International Conference on Numerical Analysis and Its Applications, June 15–22, Lozenetz, Bulgaria, 2016.* P. 777–782.
12. Haflidason, S. On the Significance of the Permutation Problem in Neuroevolution / S. Haflidason, R. Neville // *GECCO'09: Proceedings of the 11th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, June 8, 2009.* P. 787–794.
13. Pretorius, K. Neural Network Crossover in Genetic Algorithms Using Genetic Programming / K. Pretorius, N. Pillay // *Genetic Programming and Evolvable Machines.* 2024. Vol. 25. No 7.
14. Gomez, F. J. Active Guidance for a Finless Rocket Using Neuroevolution / F. J. Gomez, R. Miikkulainen // *Proceedings of the 2003 International Conference on Genetic and Evolutionary Computation: Part II, July 12, San Francisco, California, USA, 2003.* P. 2084–2095.
15. Gomez, F. J. Co-Evolving Recurrent Neurons Learn Deep Memory POMDPs // F. J. Gomez, J. Schmidhuber // *GECCO'05: Proceedings of the 7th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, June 25–29, Washington DC, USA, 2005.* P. 491–498.

References

1. Chernodub A. N., Dzyuba D. A. (2011) Review of Neurocontrol Methods. *Programming Problems.* (2), 79–94 (in Russian).
2. Katoch S., Chauhan S. S., Kumar V. (2021) A Review on Genetic Algorithm: Past, Present, and Future. *Multimed Tools Appl.* 80, 8091–8126.
3. McCall J. (2020) Genetic Algorithms for Modelling and Optimisations. *Journal of Computational and Applied Mathematics.* 184 (1), 205–222.
4. Vasenkov D. V. (2007) Methods for Training Artificial Neural Networks. *Computer Tools in Education.* (1), 20–29 (in Russian).
5. Maren A. J. (1991) A Logical Topology of Neural Networks. *Proceedings of the Second Workshop on Neural Networks, Auburn, USA, Febr. 11–13.* Auburn, Auburn University. 17–44.
6. Mishchenko V. A., Korobkin A. A. (2011) Using Genetic Algorithms in Training of Neural Networks. *Modern Problems of Science and Education.* (6) (in Russian).
7. Shumkov E. A. (2013) Using Genetic Algorithms for Training of Neural Networks. *Science Magazine of KubGAU.* (91) (in Russian).

8. Montana D. J., Davis L. (1989) Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms. *IJCAI'89: Proceedings of the 11th International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 1, 762–767.
9. Yao Xin (1999) Evolving Artificial Neural Networks. *Proceedings of the IEEE*. 87 (9), 1423–1447.
10. Picek S., Jakobovic D., Golub M. (2013) On the Recombination Operator in the Real-Coded Genetic Algorithms. *IEEE Congress On Evolutionary Computation, June 20–23, Cancun, Mexico*. 3103–3110.
11. Zankinski I. (2016) Effects of the Neuron Permutation Problem on Training Artificial Neural Networks with Genetic Algorithms. *International Conference on Numerical Analysis and Its Applications, June 15–22, Lozenetz, Bulgaria*. 777–782.
12. Haffidason S., Neville R. (2009) On the Significance of the Permutation Problem in Neuroevolution. *GECCO'09: Proceedings of the 11th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, June 8. 787–794*.
13. Pretorius K., Pillay N. (2024) Neural Network Crossover in Genetic Algorithms Using Genetic Programming. *Genetic Programming and Evolvable Machines*. 25 (7).
14. Gomez F. J., Miikkulainen R. (2003) Active Guidance for a Finless Rocket Using Neuroevolution. *Proceedings of the 2003 International Conference on Genetic and Evolutionary Computation: Part II, July 12, San Francisco, California, USA*. 2084–2095.
15. Gomez F. J., Schmidhuber J. (2005) Co-Evolving Recurrent Neurons Learn Deep Memory POMDPs. *GECCO'05: Proceedings of the 7th Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation, June 25–29, Washington DC, USA*. 491–498.

Сведения об авторе

Петров Д. О., канд. техн. наук, доц. каф. «ЭВМ и системы», Брестский государственный технический университет

Адрес для корреспонденции

224017, Республика Беларусь,
г. Брест, ул. Московская, 267
Брестский государственный
технический университет
Тел.: +375 29 523-87-23
E-mail: polegdo@gmail.com
Петров Дмитрий Олегович

Information about the author

Petrov D. O., Cand. of Sci., Associate Professor at the Department of Computer and Computer Sciences, Brest State Technical University

Address for correspondence

224017, Republic of Belarus,
Brest, Moskovskaya St., 267
Brest State
Technical University
Tel.: +375 29 523-87-23
E-mail: polegdo@gmail.com
Petrov Dmitriy Olegovich