УДК 004.89

EDN TZLVQB

Концепция применения комбинации генетического программирования и дифференциальной эволюции при проектировании искусственных нейронных сетей

М.А. Кошин*, Е.А. Попов

Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М.Ф. Решетнева, просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31, Красноярск, 660037, Россия

*E-mail: mkosh0@yandex.ru

Аннотация. Рассматривается применение генетического программирования для формирования топологии искусственной нейронной сети и дифференциальной эволюции для последующей оптимизации значений весов в связях между нейронами, а также представление кандидата-решения, правила реализации операторов, меняющих структуру индивида. Данный подход может быть использован для формирования неполносвязных, компактных, и неоднородных искусственных нейронных сетей, что позволяет получить более простую модель машинного обучения с нетривиальными связями и различными функциями активации в нейронах. Рассматриваемый подход является одним из вариантов нейроэволюции – метода обучения искусственной нейронной сети с использованием эволюционных алгоритмов, особенностью данного варианта является делегирование подзадач реализации различных частей нейронной сети разным эволюционным подходам, эффективным при решении рассматриваемых задач. Особенностью конечной структуры индивида генетического программирования является возможность исключать несущественные переменные при определенных условиях, гибкость структуры индивида с точки зрения топологии нейронной сети, а также использование мощного метода многомерной оптимизации для получения оптимальных значений весов. Также предлагается в рамках рассматриваемой концепции для реализации неполносвязности контрастирование весов реализованной архитектуры искусственной нейронной сети.

Ключевые слова: генетическое программирование, дифференциальная эволюция, искусственная нейронная сеть, оптимизация.

The concept of applying a combination of genetic programming and differential evolution in the artificial neural network design

M.A. Koshin*, E.A. Popov

Reshetnev Siberian State University of Science and Technology, 31, Krasnoyarskii rabochii prospekt, Krasnoyarsk, 660037, Russia

*E-mail: mkosh0@yandex.ru

Abstract. This paper considers the application of genetic programming for shaping the topology of an artificial neural network, alongside the use of differential evolution for the subsequent optimization of weight values in the connections between neurons. The representation of a candidate solution and the implementation rules for operators that modify an individual's structure are also presented. This approach can be utilized to form sparsely connected, compact, and heterogeneous artificial neural networks, enabling the creation of a simpler machine learning model with non-trivial connections and diverse activation functions across neurons. The considered approach represents one variant of neuroevolution – a method for training artificial neural networks using evolutionary algorithms. A distinctive feature of this variant is the delegation of subtasks, responsible for implementing different parts of the neural network, to distinct evolutionary approaches that are effective for the specific problems at hand. A key characteristic of the final individual structure in genetic programming is its capacity to exclude non-essential variables under certain conditions, its flexibility in terms of neural network topology, and the application of a powerful multidimensional optimization method for obtaining optimal weight values. Weight contrasting is proposed to include sparsity.

Keywords: genetic programming, differential evolution, artificial neural network, optimization.

1. Введение

Проектирование архитектур искусственных нейронных сетей (ИНС) продолжает оставаться одной из ключевых проблем в машинном обучении. Несмотря на то, что градиентные методы, такие как метод обратного распространения ошибки, успешно решают задачу оптимизации весовых коэффициентов, они принципиально ограниченны работой с заранее заданными топологиями нейронных сетей. Это часто приводит к созданию избыточно сложных полносвязных моделей, склонных к переобучению и требующих значительных вычислительных ресурсов. В связи с этим поиск более эффективных, компактных и мощных моделей стимулирует интерес к автоматизированным методам поиска и оптимизации нейросетевых архитектур [1].

Нейроэволюция – применение эволюционных алгоритмов для проектирования и обучения ИНС – сформировалась как мощная альтернативная парадигма [2-4]. В данной статье представлен один из подходов нейроэволюции, использующий синергетический потенциал двух различных эволюционных алгоритмов – генетического программирования (ГП) и дифференциальной эволюции (ДЭ).

2. Представление индивида в генетическом программирования

При использовании генетического первой проблемой является адаптация древовидной структуры индивида под рассматриваемую задачу. Пусть имеется набор операторов, изменяющих топологию нейронной сети: добавить слой в нейронную сеть (L), добавить нейрон в слой (N), задать функцию активации для нейрона (F), а также прекратить разрастание (S). Данные операторы могут быть интегрированы в древовидную структуру так, как показано в примере на рисунке 1.

Показанный на данном рисунке индивид взращивается в следующую топологию нейронной сети: два слоя, в первом слое два нейрона, во втором – три, каждому нейрону задана функция активации из заданного множества, после взращивания второго слоя разрастание прекращается, аналогично и с разрастанием нейронов в слоях. Такой подход к представлению позволяет формировать топологию как скрытого слоя нейронной сети (если во входном слое нейроны только передают входы), так и скрытого совместно с входным. Во втором случае,

если переменные проранжировать по какому-то критерию важности, менее важные могут отключаться, что позволяет сокращать размерность задачи.

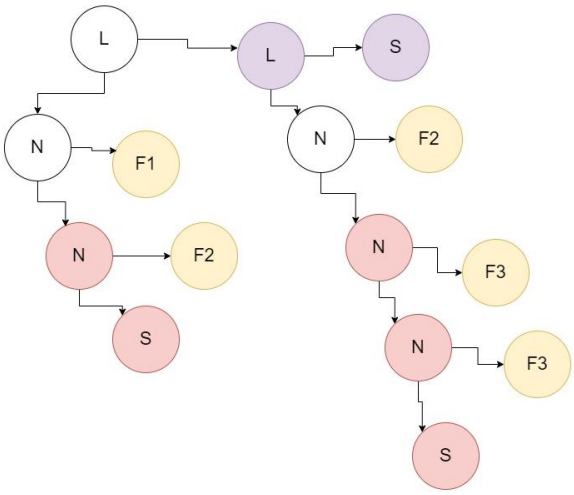

Рисунок 1. Пример индивида в генетическом программировании.

После взращивания топологии веса расставляются полносвязно и оптимизируются дифференциальной эволюцией. Подробное описание оптимизации весов и принцип реализации неполносвязности представлены в пункте 4.

3. Операторы мутации и скрещивания

Для реализации скрещивания необходимо придерживаться ограничений, наложенных на структуру индивида:

1. Корень дерева не может быть операцией S.
2. Первый нейрон слоя добавляется обязательно. Слоев без нейронов быть не может.
3. Если узел-реципиент и узел-донор являются левыми по отношению к родительскому узлу, то они могут заменить друг друга.
4. Если узел-реципиент и узел-донор не являются одновременно левыми или правыми по отношению к родительскому узлу, то узел-донор может заменить узел-реципиент, если он является операцией S. При этом должно соблюдаться первое правило.
5. Заменять узел, представляющий собой операцию F, может только узел с такой же операцией (при этом это должны быть разные функции активации).

6. Если оба узла правые, и при этом не нарушается предыдущее правило, то они могут скрещиваться без ограничений.

Такие ограничения гарантируют, что конечная структура индивида будет корректно взращена в топологию нейронной сети. Аналогичные правила накладываются и на оператор мутации. На рисунке 2 представлен пример одноточечного скрещивания двух индивидов и топология, в которую взращивается потомок на примере задачи с одним входом и одним выходом.

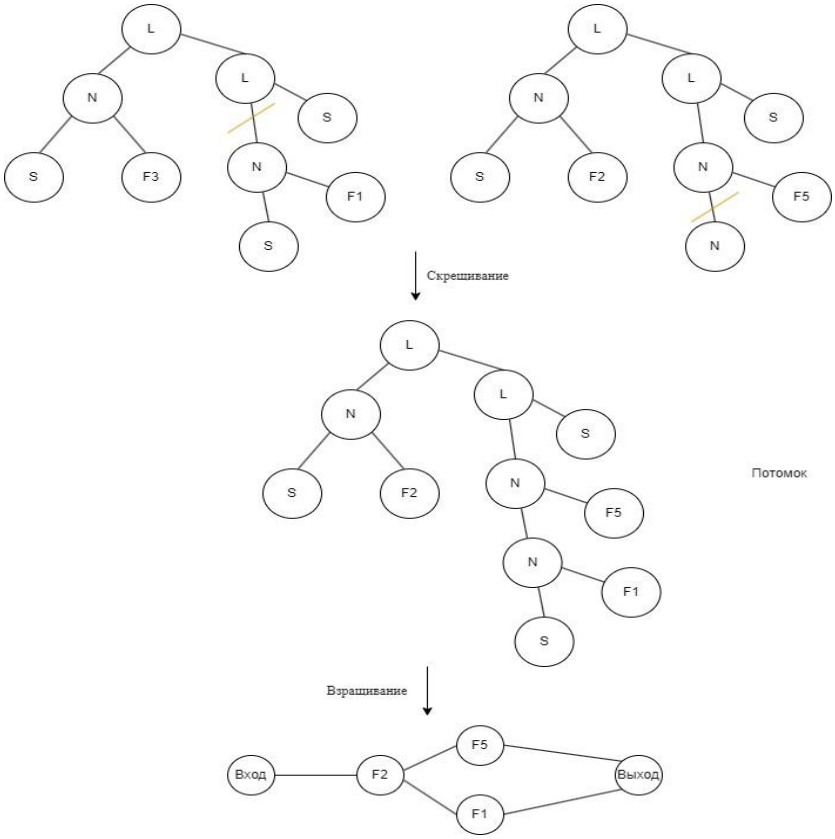

Рисунок 2. Одноточечное скрещивание индивидов и взращивание потомка.

Таким образом, рассмотренная структура индивида позволяет достаточно гибко реализовывать структуру индивида

4. Оптимизация весов нейронной сети

Для оптимизации весов нейронной сети используется дифференциальная эволюция: размерность задачи определяется количеством связей в нейронной сети, при этом классическая структура индивида в дифференциальной эволюции не изменяется. Критерий

оценивания зависит от рассматриваемой задачи, в случае задачи регрессии, например, критерием может быть среднеквадратичное отклонение истинных выходов и выходов модели. После оптимизации, в случае если веса некоторых связей достаточно малы, то они «обрезаются» и производится повторная коррекция оставшихся весов. Таким образом получается неполносвязная нейронная сеть с неоднородной структурой, которая соответствует наилучшему значению критерия, полученному за заранее заданное количество итераций.

5. Выводы

Рассматриваемый в рамках статьи метод предлагается как один из вариантов реализации нейроэволюции, ключевым недостатком метода является его затратность с точки зрения выделяемых ресурсов ввиду использования комбинации эволюционных алгоритмов, с другой стороны – можно получить такую архитектуру нейронной сети, которая будет работать быстро и эффективно.

Список литературы

1. Михайловский М.А. Метод гибридной регуляризации для борьбы с переобучением в глубоких НС: подход на основе нейроэволюции и случайных регуляризационных шумов / М.А. Михайловский // Нейрокомпьютеры и их применение. Аннотации докладов XXII Всероссийской научной конференции. – Москва, 2024. – С. 149–150.
2. Березина В.А. Гибридная нейроэволюция как способ обучения нейронных сетей на примере решения задачи поиска пути в лабиринте / В.А. Березина, О.С. Мезенцева, К.Ю. Ганьшин // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2021. – Т. 9. – № 3 (34).
3. Панилов П.А. Использование методов нейроэволюции для автоматизации оптимизации алгоритмов киберзащиты в когнитивных информационных центрах / П.А. Панилов // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2024. – № 11. – С. 16–25.
4. Давидюк Ю.И. Методы нейроэволюции сетей прямого распространения / Ю.И. Давидюк // Вестник Брестского государственного технического университета. – 2021. – № 2 (125). – С. 49–53.