

ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Предложен генетический алгоритм для автоматической генерации топологии искусственной нейронной сети и поиска оптимального решения на ней. Нейроэволюционные алгоритмы позволяют одновременно настраивать веса и топологию сети.

ВВЕДЕНИЕ

Работа посвящена идентификации объектов, которая выполняется в результате классификации и локализации образов на изображениях. Теоретические и практические исследования показали, что искусственные нейронные сети (ИНС), особенно сверточные, являются предпочтительной моделью для решения поставленной задачи. Они способны комбинировать в себе сразу две задачи: классификацию и локализацию образов. Выбор архитектуры ИНС является нетривиальной задачей, связанной с анализом большого объема данных. Часто параметры и архитектура сети подбираются экспериментально, что является трудоемким процессом. Это обусловлено тем, что каждая задача имеет уникальные особенности: данные, ожидаемый результат, обобщающую способность. Для автоматизации построения сети и поиска оптимального решения на ней могут применяться генетические алгоритмы. Их цель – определить в ходе эволюции архитектуру и параметры ИНС, обеспечивающие успешное решение поставленной задачи.

1. ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ИНС

В основе генетических алгоритмов лежит идея использования аналогии эволюционного развития для поиска оптимального решения. Генетический алгоритм использует исходную выборку (популяцию), где гены каждой отдельной особи являются частным решением задачи отбора. Каждой особи на основе генов ставится в соответствие какая-то оценочная величина, которая показывает, насколько успешно данная особь решает поставленную задачу. Далее более приспособленные особи скрещиваются, полученные потомки формируют новые популяции, которые впоследствии оцениваются так же, как и предыдущие. Наиболее привлекательными для поставленной задачи являются нейроэволюционные алгоритмы. Они позволяют одновременно настраивать веса и топологию нейронной сети [1]. К основным особенностям таких алгоритмов можно отнести: возможность создания самообучающейся и самоорганизующейся системы, которая способна решать достаточно большой круг задач; более широкие возможности адаптивного поведения в задачах классификации; опти-

мальная настройка топологии и экономия ресурсов. Путем применения генетических алгоритмов можно получить готовые нейросетевые решения, зная только обучающую выборку. Наибольший эффект от генетического алгоритма можно получить в случае рассмотрения ИНС с большим числом связей. При этом для имеющегося набора входных данных требуемые значения выходов сети, как правило, заранее неизвестны, и работа сети оценивается по внешнему количественному критерию (целевая функция), отражающему качество ее функционирования. «Угадать» структуру ИНС в этом случае довольно сложно. Поэтому эволюционный поиск подходящего решения выглядит достаточно перспективным вариантом. К преимуществам нейроэволюционных алгоритмов можно отнести: разнообразие получаемых топологий, адаптивность, универсальность. К недостаткам этих алгоритмов относятся более высокие требования к ресурсам (объем памяти) по сравнению с градиентными методами и наличие проблемы конкурирующих решений. Еще одной существенной сложностью в применении генетических алгоритмов для построения топологии ИНС является задача кодирования ее структуры. Различают два основных подхода к кодированию структуры и весов связей нейронов: прямое и косвенное. В случае прямого кодирования информация о нейронах и связях указывается в геноме особи в прямом виде. При косвенном кодировании строятся определенные грамматики топологических структур или кодируются отдельные блоки (слои, группы нейронов и так далее) [2]. В случае прямого кодирования при возрастании количества нейронов увеличивается и объем требуемой памяти. Косвенное кодирование частично или полностью лишено такого недостатка. С целью исследования приемлемости генетического алгоритма для генерации топологии ИНС был разработан прототип. Это задача автоматического построения сети для вычисления логической функции XOR. Для кодирования топологии выбран способ кодирования связей. Пример кодирования топологии приведен на рисунке 1. Каждый ген содержит информацию об индексах начального и конечного нейрона в связи, а также вес связи. В результате применение генетического алгоритма была получена топология сети, изображенная на рисунке 2. Минимальная сеть, способная решать

задачу XOR, состоит из 4-х нейронов и 6-и связей, однако полученная сеть была сгенерирована автоматически, что является неплохим результатом.

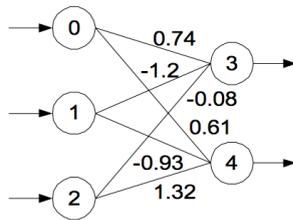


Рис. 1 – Исходная топология сети

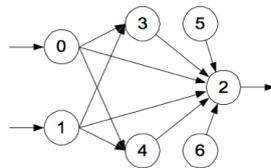


Рис. 2 – Автоматически сгенерированная топология сети

II. АЛГОРИТМ ПОСТРОЕНИЯ ИНС

Рассмотрим генетический алгоритм построения ИНС. Для формирования новых и удаления имеющихся нейронов были введены следующие правила: удаление входного или выходного нейрона не допускается; новые нейроны получают минимальные из возможных индексы; при удалении нейрона индексы остальных нейронов корректируются с учетом удаленного для предотвращения появления пробелов в индексах. Для скрещивания используются две особи, производящие двух потомков при помощи двухточечного кроссовера. Общие нейроны и связи наследуются потомками, а различающиеся элементы разыгрываются между ними. На рисунке 3 показан процесс формирования потомков.

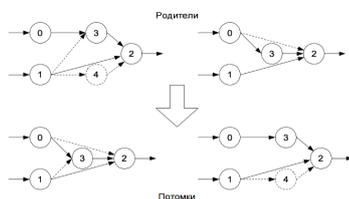


Рис. 3 – Процесс скрещивания (сплошная линия – общие связи и нейроны, пунктирная – различные)

Для мутации было введено несколько операторов: добавление нейрона в скрытый слой; удаление случайно выбранного нейрона вместе с его связями; добавление связи между нейронами; удаление связи между нейронами; изменение веса случайно выбранной связи. Эксперименты показали, что основной проблемой в ходе применения оператора мутации являются случаи, когда добавляется очень большое число нейронов, но при этом мало связей, или наоборот. Обе ситуации негативно сказывались на обучении подобной сети. Чтобы избавиться от негативных воздействий при мутации, достаточно контролировать процесс мутации сети на основе ее состояния в этот момент. Для этого были введены два коэффициента: первый характеризует степень связности нейронов в сети, второй – плотность сети (степень насыщенности нейронами). Полученные в результате скрещивания и мутации потомки оцениваются при помощи фитнес-функции. В качестве нее выбрано значение среднеквадратичной ошибки в ходе обучения сети [3]. По результатам фитнес-функции можно определить именно те топологии сетей, которые наиболее приспособлены к обучающим данным. Для дальнейшего улучшения результатов автоматического построения сети можно применить косвенный способ кодирования. Эксперименты показали, что для сверточных ИНС хорошо подойдет способ кодирования числа слоев и количества нейронов в каждом слое. Такое кодирование не нарушит логику формирования связей между нейронами, а лишь поможет выбрать оптимальное количество слоев и нейронов на каждом слое.

1. Eigen, D.E. Understanding deep architectures using a recursive convolutional network / D.E. Eigen – New York: New York University, Dept. of Computer Science, – 2014. – 9p.
2. Brown T.H., E.W. Kairiss, C.L. Keenan. Hebbian synapses: Biophysical mechanisms and algorithms / Annual Review of Neuroscience, – 1990. – p. 475-511.
3. Montana D.J., Davis L. Training feedforward neural networks using genetic algorithms. // Proceedings of the 11-th International Joint Conference on Artificial Intelligence. – Morgan Kaufmann, San Francisco, California, 1989. – P.762–767.

Бочкарёв Кирилл Юрьевич, магистрант кафедры информационных технологий автоматизированных систем БГУИР, kbochkarev2009@gmail.com.

Научный руководитель: Ревотюк Михаил Павлович, кандидат технических наук, доцент, rmp@bsuir.by.