

МЕТОД ГЕНЕТИЧЕСКОГО ПРОГРАММИРОВАНИЯ ДЛЯ ФОРМИРОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРОИЗВОЛЬНОЙ АРХИТЕКТУРЫ

Федотов Д.В.

научный руководитель д-р техн. наук Семёнкин Е. С.

***Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф.
Решетнева***

Интеллектуальные информационные технологии широко применяются для решения практических задач. Однако реализация подобных систем является трудоемким процессом, требующим значительных временных и денежных затрат. В случае применения нейронной сети для решения определенной прикладной задачи, перед исследователем возникает проблема выбора архитектуры нейронной сети, которая освещена не так подробно, как, например, настройка коэффициентов. При выборе архитектуры нейронной сети важно найти «золотую середину». Недостаточная сложность ведет к большой, недопустимой ошибке, в то время, как избыточная сложность ведет к восприятию шума за сигнал, что лишает нейронную сеть свойства обобщения.

Для устранения проблем, вызываемых выбором неправильной архитектуры нейронной сети, применительно к определенной прикладной задаче, предлагается создать систему, позволяющую автоматически проектировать нейронные сети. Для реализации данной системы может использоваться метод генетического программирования, который позволяет закодировать архитектуру нейронной сети, включающую в себя структурные связи между нейронами и слоями, а также активационные функции нейронов. Метод генетического программирования позволяет отыскать архитектуру нейронной сети, которая обеспечивает относительно небольшую ошибку, по сравнению со средней ошибкой, получаемой в результате выбора произвольной архитектуры.

При выборе элементов функционального и терминального множеств необходимо руководствоваться тем, что дерево должно удовлетворять условиям достаточности и замкнутости. Для обеспечения достаточности необходимо, чтобы набор элементов терминального и функционального множеств позволял кодировать любое решение из поискового пространства. Для обеспечения замкнутости необходимо, чтобы набор элементов терминального и функционального множеств позволял кодировать только допустимые решения. Пример недопустимого решения можно привести, включив в функциональное множество операцию деления, а в терминальное – число 0. Такая комбинация может привести к делению на 0, что является недопустимым. При рассмотрении метода генетического программирования для создания нейронных сетей недопустимыми решениями являются: подача на входной нейрон сигнала с межслойного (или другого входного) нейрона; объединение в один слой входного и межслойного нейрона. В таких случаях предлагается адаптировать дерево, заменив один из элементов другим из этого же множества, который приведет к допустимому решению.

Для обеспечения гибкости решений, предоставляемых методом генетического программирования, требуется возможность создания неполносвязных сетей с произвольной связью между нейронами и слоями. Для таких сетей применение стандартных алгоритмов обучения, таких как обратное распространение ошибки, недопустимо, поэтому существует необходимость выбрать иной алгоритм. Поскольку

задача обучения нейронной сети сводится к задаче многомерной оптимизации, минимизирующей критерий:

$$E(w) = \frac{1}{2} * \sum_i (y_i^{(N)} - output_i)^2,$$

допустимо использовать любые методы оптимизации, которые применимы к подобным задачам. Одним из примеров такого метода может служить генетический алгоритм. Генетические алгоритмы относятся к так называемым эволюционным методам поиска, моделирующим процессы природной эволюции. Генетические и эволюционные алгоритмы являются алгоритмами глобального поиска и используются для решения различных задач оптимизации, в том числе и для задачи оптимизации сложных систем. Независимыми переменными в данном случае являются набор весов нейронной сети, а оптимизируемым критерием – ошибка нейронной сети с предоставленными параметрами (формула вычисления ошибки приведена выше).

В свою очередь генетический алгоритм также имеет параметры, влияющие на его работу, например, тип селекции, скрещивания, вероятность мутации, размер популяции, точность и т.д. Выбор лучшей структуры является еще одной оптимизационной задачей, которую также можно решить с помощью генетического алгоритма. Таким образом, получается самонастраивающийся генетический алгоритм, который осуществляет настройку весов нейронных сетей, формируемых с помощью генетического программирования. В качестве алгоритма самонастройки предлагается использовать SelfCGA [1] ввиду его высокой работоспособности. Также для улучшения работы системы в целом предлагается использовать модифицированный оператор равномерного скрещивания в методе генетического программирования [2]. Ниже приведена схема комбинирования интеллектуальных информационных технологий, предлагаемая в данной работе.

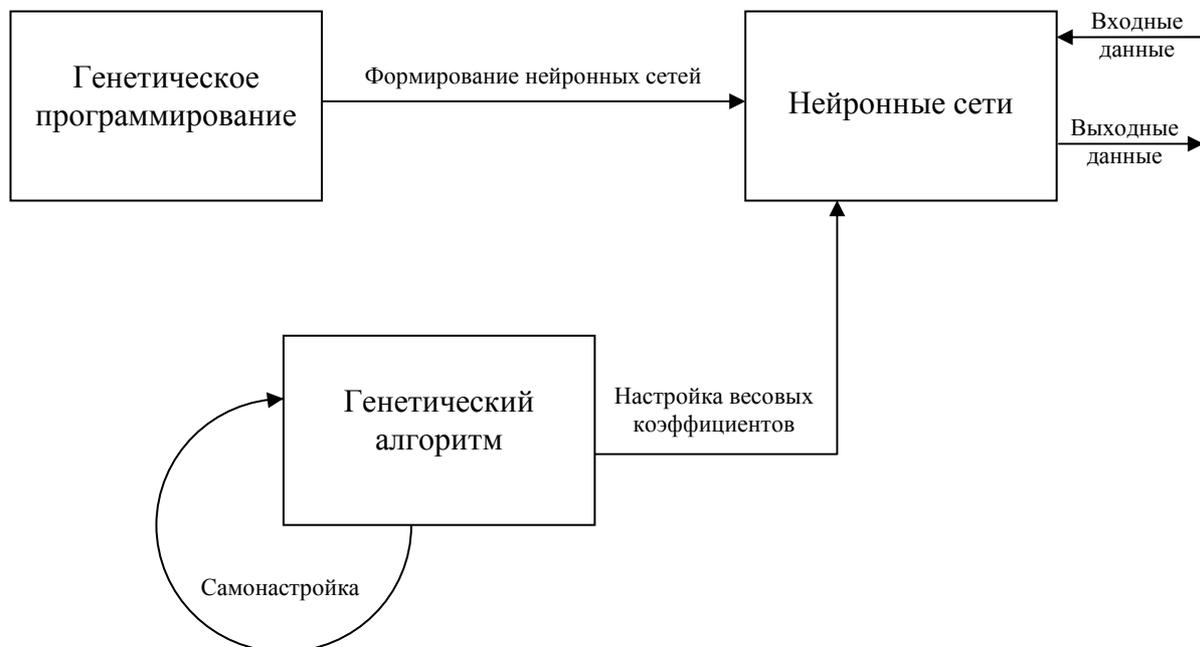


Рис. 1. Схема использования ИИТ в данной работе

Подобное комбинирование интеллектуальных информационных технологий позволяет создавать неполносвязные нейронные сети произвольной структуры, с межслойными связями и различными активационными функциями в пределах одного слоя. Использование метода генетического программирования позволяет выбирать лучшее решение, чем при выборе произвольной структуры, к тому же, данный метод требует меньше временных ресурсов, чем метод проб и ошибок, а также практически исключает необходимость вмешательства человека (исследователя) в процесс формирования нейронных сетей. Применение генетического алгоритма для настройки весовых коэффициентов обеспечивает нейронную сеть приемлемым значением ошибки, а также, что немаловажно, не накладывает никаких ограничений на структуру нейронной сети, ее параметры и активационные функции нейронов. Кроме того, самонастройка генетического алгоритма позволяет повысить автоматизацию всего процесса в целом, что несомненно является положительным качеством. Вмешательство исследователя сводится к минимуму, что при грамотной реализации и гибкости обработки входных данных делает представленную систему простой и эффективной в применении.

Список литературы

1. Semenkin, E., Semenkina, M. Self-configuring genetic algorithm with modified uniform crossover operator // 2012 Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 7331 LNCS (PART 1), pp. 414-421.
2. Semenkin, E., Semenkina, M. Self-configuring genetic programming algorithm with modified uniform crossover // 2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2012.