

Ю. И. Давидюк, Ю. В. Савицкий

(БрГТУ, Брест)

АДАПТИВНЫЙ АЛГОРИТМ ГЕНЕРАЦИИ ГЕТЕРОГЕННОЙ МНОГОСЛОЙНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

В настоящее время в мире накоплено значительное количество теоретических результатов и большой практический опыт в применении аппарата искусственных нейронных сетей для обработки информации в различных сферах. Предложен ряд высокоэффективных алгоритмов обучения, позволяющие улучшить адаптивные свойства нейросетевых моделей. Однако одной из наиболее серьезных до сих пор остается проблема выбора количества скрытых нейроэлементов в архитектурах нейронных сетей [1-4]. Решения подобных проблем в нейросетевых задачах требуют индивидуального подхода, а какие-либо универсальные методы архитектурного синтеза нейронных сетей в настоящее время отсутствуют.

Предлагаемый в работе алгоритм структурного синтеза нейронной сети заключается в сочетании методов адаптивного обучения и метода последовательного добавления нейроэлемента в слой сети с независимым обучением добавленных синаптических связей. Такой способ реконфигурации нейронной сети позволяет на каждом этапе синтеза внедрять нейроэлементы и соответствующие связи в скрытый слой сети и адаптировать их параметры так, чтобы уменьшить общую ошибку обучения сети и избежать повторного обучения уже синтезированного фрагмента сети. Тем самым применение данного алгоритма позволит значительно уменьшить временную и вычислительную сложность процесса проектирования нейросетевой модели прогноза.

Предложенная методика была опробована в вычислительных экспериментах по прогнозированию модельных временных процессов энона и лоренца. в результате были сформированы более компактные нейросетевые модели, содержащие в среднем на 40% – 50% меньшее количество скрытых нейронов по сравнению с наиболее удачными моделями, в которых количество скрытых нейронов было подобрано опытным путем (при приблизительно одинаковых результатах обучения и прогнозирования). При этом пропорционально снизилась временная сложность процесса обучения. Следует, однако, отметить более высокую чувствительность генерируемой модели к начальной инициализации весов и параметрам обучения.

Предложенная методика была опробована в вычислительных экспериментах по прогнозированию модельных временных процессов энона и лоренца. В результате были сформированы более компактные нейросетевые модели, содержащие в среднем на 40% – 50% меньшее количество скрытых нейронов по сравнению с наиболее удачными моделями, в которых количество скрытых нейронов было подобрано опытным путем (при приблизительно одинаковых результатах обучения и прогнозирования). При этом пропорционально снизилась временная сложность процесса обучения. Следует, однако, отметить более высокую чувствительность генерируемой модели к начальной инициализации весов и параметрам обучения.

Литература

1. Choi c.h., choi j. y. construction of neural networks to approximate arbitrary continuous functions of one variable // *electron. lett.* – 1992. – №2. – p. 151–153.
2. Fahlman scott e., lebiere c. the cascade–correlation learning architecture. // *neural information processing system.* – 1990. – №2. – p. 524–532.
3. Fahlman scott e., lebiere c. the cascade–correlation learning architecture. // *neural information processing system.* – 1990. – №2. – p. 524–532.
4. Wynne–jones m. node splitting: a constructive algorithm for feed–forward neural networks // *neural computing and applications.* – 1993. – vol. 1, №1. – p. 17–22.