



Электронное научное издание
«Ученые заметки ТОГУ»
2016, Том 7, № 4, С. 87 – 92

Свидетельство
Эл № ФС 77-39676 от 05.05.2010
[http://pnu.edu.ru/ru/ejournal/about/
ejournal@pnu.edu.ru](http://pnu.edu.ru/ru/ejournal/about/ejournal@pnu.edu.ru)

УДК 684.511

© 2016 г. В. С. Тормозов

(Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск)

ОПТИМИЗАЦИЯ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРЯМОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СРЕДНЕСУТОЧНОЙ ТЕМПЕРАТУРЫ ВОЗДУХА

Статья посвящена алгоритму оптимизации нейронной сети прямого распространения с помощью генетического алгоритма. Исследуемая нейронная сеть предназначена для краткосрочного прогноза среднесуточной температуры воздуха в городе Хабаровск. Дано исследование применимости данного подхода для решения поставленной задачи.

Ключевые слова: нейронная сеть, генетический алгоритм, прогнозирование, временной ряд.

V. S. Tormozov

FEEDFORWARD NEURAL NETWORK OPTIMIZATION BY GENETIC ALGORITHM FOR THE AVERAGE DAILY AIR TEMPERATURE FORECASTING TASK

The article is devoted to a feedforward neural network optimization by genetic algorithm. The researched neural network is intended for the short-term average daily air temperature forecast in the Khabarovsk city. There is research of this approach applicability for solving this task.

Keywords: neural network, genetic algorithm, forecasting, time row.

Постановка задачи

По имеющимся данным о среднесуточной температуре воздуха в городе Хабаровск за последние семь дней, требуется предсказать параметры погоды на последующий день. Прогнозирование использует данные за предыдущие 35 дней.

Целью данной работы является исследование возможности генетического алгоритма (ГА) эффективно оптимизировать нейронную сеть (НС) прямого распространения для задачи прогнозирования временного ряда. В качестве НС прямого распространения выбран перцептрон с сигмоидальной функцией активации. В качестве алгоритма обучения будем использовать алгоритм обратного распространения ошибки, а в качестве временного ряда - архивные данные по среднесуточной температуре в городе Хабаровск [1].

В результате работы должна быть получена минимальная ошибка, с которой нейронная сеть производит прогнозирование. Также предполагается, что будет произведено исследование возможности ГА эффективно оптимизировать НС путем подстройки ее структуры и параметров.

Будут рассмотрены НС с различным числом слоев и различным числом нейронов в каждом слое.

Методика исследования

Среднесуточная температура воздуха в Хабаровске измеряется в градусах Цельсия и находится в диапазоне от -37° до $+40^{\circ}$. Перед вводом подобных значений на вход НС требуется их нормализация по формуле:

$$t_{\text{норм}} = \frac{t_{\text{среднесут}} + t_{\text{min}}}{t_{\text{min}} + t_{\text{max}}}, \quad (1)$$

где $t_{\text{среднесут}}$ - среднесуточная температура; t_{min} и t_{max} - минимальная и максимальная среднесуточные температуры в рассматриваемом временном ряду (в данной работе -37 и 40 соответственно); $t_{\text{норм}}$ - нормализованная среднесуточная температура.

В рамках данной работы будет реализован генетический алгоритм на нейронных сетях, который позволяет среди всех допустимых структур и параметров НС выбрать такие структуру и параметры, при которых НС для конкретной задачи обучается эффективнее. Оценкой эффективности обучения НС будет являться ошибка тестирования НС либо после 100 итераций обучения НС, либо сразу же после возникновения переобучения, если этот момент наступит раньше, чем произойдет 100 итераций. Индикатором момента переобучения НС является начало роста ошибки обучения.

Таким образом, целевой функцией ГА будет являться обратное значение от достигнутой ошибки тестирования НС [2]:

$$f(X) = \frac{1}{e_{\text{тест}}}, \quad (2)$$

где $f(X)$ - целевая функция ГА; X - вектор параметров и структуры НС (генотип ГА); $e_{\text{тест}}$ - достигнутая минимальная ошибка тестирования НС.

В свою очередь вектор параметров и структуры НС включает в себя

Архитектура НС

Для решения поставленной задачи использованы нейронные сети следующей архитектуры:

- входной слой;
- выходной слой;
- скрытые слои (один, два, три или четыре).

Во входном слое - 35 нейронов. На каждый нейрон этого слоя поступает нормализованное значение среднесуточной температуры в соответствующий день из 35 используемых для прогнозирования.

В выходном слое - 1 нейрон. Значение этого нейрона подвергается линейной денормализации и выдается как прогнозируемая среднесуточная температура на следующий день.

Общая схема многослойной НС прямого распространения представлена на рис. 1.

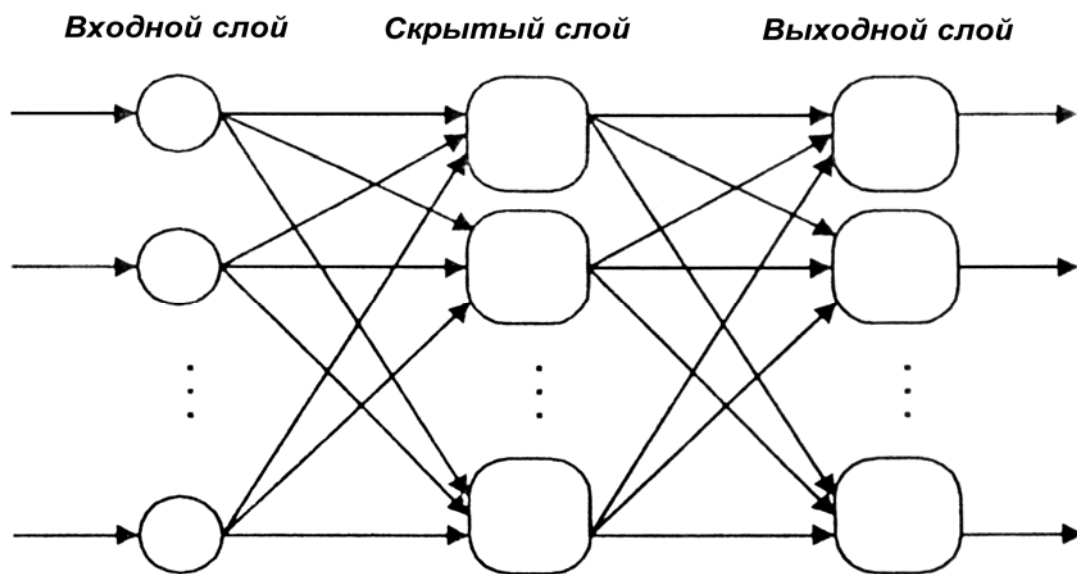


Рис. 1. Общая схема многослойной НС прямого распространения

В качестве функции активации нейронов используется сигмоидальная функция [3]:

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-\alpha S}}, \quad (3)$$

где OUT - выходной сигнал нейрона; S - состояние нейрона; α - параметр наклона сигмоидальной функции.

Использование ГА для оптимизации НС

Для оптимизации НС использовался ГА, в котором в качестве особи выступала структура и набор параметров НС. Хромосома каждой особи генетического алгоритма состоит из следующих элементов:

- количества нейронов в каждом скрытом слое;
- норма скорости обучения η , используемая в алгоритме обратного распространения ошибки НС;
- коэффициент функции активации нейронов α .

Если число нейронов слоя равно нулю, то у НС отсутствует данный слой. При этом количество нейронов в последующих слоев должно быть равно нулю. Если это не так, то хромосома считается нежизнеспособной и исключается из всех процессов популяции. Количество нейронов принимает целые значения в диапазоне от 0 до 150.

Норма скорости обучения принимает различные значения с шагом 0.1 из диапазона от 0 до 10.

Десятичная степень коэффициента функции активации α принимает целые значения в диапазоне от 0 до 10. Таким образом, сам коэффициент α принимает значения от 10^0 до 10^{10} [4].

В эксперименте популяция сменила 10 жизненных циклов. Во время каждого жизненного цикла происходят последовательно процессы размножения, мутации и отбора.

Размножение. В процессе размножения популяция делилась на группы по пять особей. Затем внутри каждой группы рулеточным методом выбиралась одна особь для размножения.

Рулеточный метод заключается в том, что каждой особи в группе ставится в соответствие определенный диапазон натуральных чисел. Длина этого диапазона обратно пропорциональна ошибке обучения НС этой особи. Все диапазоны особей в группе расположены последовательно, один за другим. Затем генерируется псевдослучайное натуральное число из диапазона, получающегося путем объединения диапазонов всех особей в группе. Побеждает та особь в группе, в диапазон которой попадает это число. Затем особи-победители из двух соседних групп скрещиваются с помощью одноточечного кроссовера.

Мутация. Затем происходила мутация случайной особи.

Мутация заключается в том, что каждая переменная хромосомы вычитается из максимального значения этой переменной:

$$P'_i = P_{imax} - P_i, \quad (4)$$

где P'_i - измененное значение i -ой переменной хромосомы; P_{imax} - максимально допустимое значение i -ой переменной; P_i - текущее значение i -ой переменной.

Отбор. Во время отбора происходило отмирание всех нежизнеспособных особей. Затем отмирали все неприспособленные особи, чье место занимали особи, рожденные в текущем жизненном цикле.

Блок-схема генетического алгоритма представлена на рис. 2.

Результаты экспериментальных исследований

Определение оптимальных параметров НС при помощи ГА требует больших вычислительных ресурсов, поэтому было произведено тестирование системы с популяцией численностью 100, числом поколений - 10 и числом итераций для определения ошибки обучения НС - 100. Объем обучающей выборки составил 2000 примеров, объем тестовой — 500 примеров. В результате система нашла структуру НС с 84 нейронами на первом скрытом слое НС, 80 нейронами — на втором, 86 нейронами — на третьем, 109 нейронами — на четвертом. При этом норма скорости обучения η равнялась 3.1, а коэффициент функции активации $\alpha=10$. В результате обучения такой НС в течение 4000 итераций ошибка тестирования составила 3%.

График обучения НС представлен на рис. 3.



Рис. 2. Блок-схема генетического алгоритма

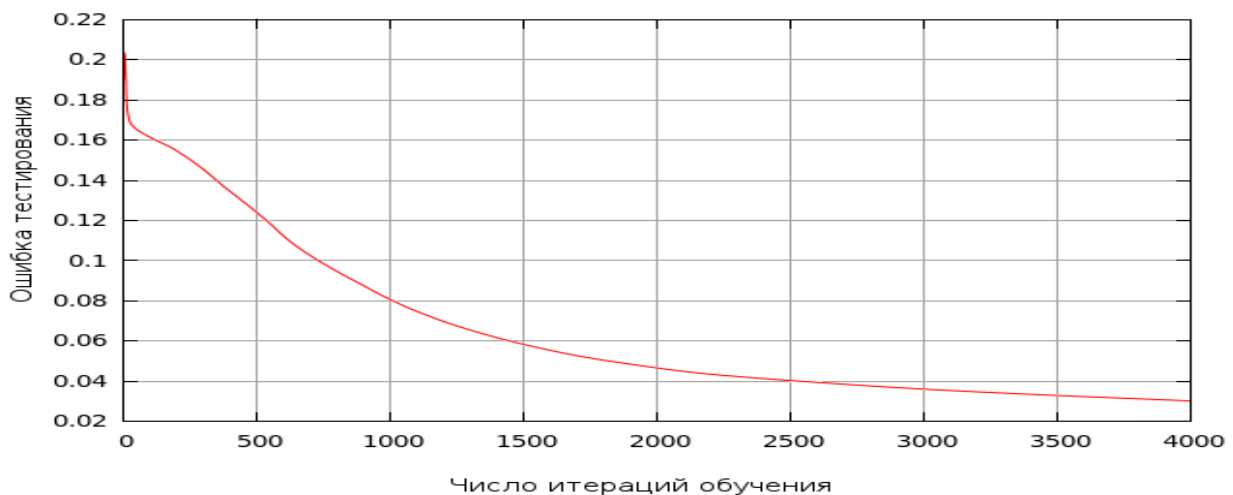


Рис. 3. График обучения НС прямого распространения с числом нейронов в первом, втором, третьем и четвертом слоях - 84, 80, 86, 109, соответственно, $\eta=3.1$, $\alpha=10$

Заключение

ГА может быть использован для эффективной оптимизации НС прямого распространения для задачи прогнозирования временного ряда.

Минимальная ошибка тестирования при заданных условиях исследования составила 3%.

Разработана программа, реализующую генетический алгоритм для нахождения оптимальных структуры и параметров перцептрона, при которых достигается минимальная ошибка обучения.

Построена и обучена НС, которая делает краткосрочный прогноз на один день на основе данных о среднесуточной температуре воздуха в городе Хабаровск за предыдущие 35 дней.

Список литературы

- [1] Расписание Погоды [Электронный ресурс]: сайт-расписание погоды - Режим доступа: www. URL: <http://rp5.ru> — 06.05.2016.
- [2] Koehn P. Combining Genetic Algorithms and Neural Networks: The Encoding Problem // Master of Science Degree The University of Tennessee, Knoxville. - 1994.
- [3] Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. - М.: «Финансы и статистика», 2004. 170 с.
- [4] Callan R. The essence of neural networks. - London: Prentence Hall Europe, 2000. - 284p.

E-mail:

Тормозов В. С. - knight_vova@mail.ru