



О.Д. Бербасов, И.В. Лёзина

## АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ РАДИАЛЬНО-БАЗИСНОЙ СЕТЬЮ С РАЗЛИЧНЫМИ ФУНКЦИЯМИ АКТИВАЦИИ

(Самарский национальный исследовательский университет  
имени академика С.П. Королева)

Каждый человек ежедневно сталкивается с проблемой прогнозирования каких-либо событий на ближайшее будущее. Особенно остро эта проблема встает в сфере экономики и исследовательской деятельности. По огромным массивам данных, полученных за некоторый интервал времени, необходимо определить закономерность возникновения тех или иных событий, то есть получить прогноз их появления. Так как эти зависимости имеют сложный и неоднородный характер, то при их обработке рационально использовать нейронные сети.

Нейронная сеть – это система соединенных между собой особым образом искусственных нейронов, каждый из которых представляет собой математическую модель нейрона головного мозга человека. Он реализует некоторую нелинейную функцию, которая преобразует входной сигнал и распространяет в сети выходной сигнал.

Прогнозирующая нейронная сеть реализует функцию  $y = f(x)$ , где  $x$  – входной вектор, координатами которого являются последние  $n$  членов временного ряда, а значение  $y$  – прогнозируемое значение  $n + 1$  члена ряда.

Одной из таких сетей является радиально-базисная сеть (RBF) [1]. Сеть состоит из одного скрытого слоя, выполняющего нелинейное преобразование входной последовательности, и выходного нейрона, суммирующего выходные значения нейронов скрытого слоя [2]. Решение задачи прогнозирования сводится к нахождению функции  $F$ , имеющей следующий вид:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N \omega_i \varphi(\|x - x_i\|), \quad (1)$$

где  $\{\varphi(\|x - x_i\|) | i = 1, 2, \dots, N\}$  – множество из  $N$  произвольных радиальных базисных функций [3].

Особенностью радиальных базисных функций является то, что они преобразуют расстояние от входного вектора до заданного центра по некоторому закону, причем с увеличением расстояния значение функции монотонно убывает.

В качестве таких функций выбирают функцию Гаусса (2), ядро Епанечникова (3) или квадратичную ядерную функцию (4)

$$K(x) = (2\pi)^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{x^2}{2}}, \quad (2)$$

$$K(x) = 0,75 \left(1 - \frac{x - c}{2\sigma^2}\right), \quad (3)$$



$$K(x) = \frac{15}{16} \left(1 - \frac{x - c}{2\sigma^2}\right)^2, \quad (4)$$

где  $x$  – координата входного вектора,  $c$  – координата центра,  $\sigma$  – ширина окна радиальной функции.

Процесс обучения сети сводится:

- К подбору центров формы базисных функций;
- К подбору весов нейронов выходного слоя.

Веса нейронов и центры инициализируются случайным образом на основе равномерного распределения в интервале  $[0;1]$ .

Обучение сети проводится по методу обратного распространения ошибки, который определяет стратегию подбора весов многослойной нейронной сети с применением градиентных методов оптимизации. Перед началом обучения временной ряд разбивается на две части. Первая часть используется в процессе обучения, вторая – при тестировании. Обучение проводится в два этапа. На первом этапе предъявляется обучающий пример и рассчитывается значение целевой функции:

$$E = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^K \omega_i \varphi_i(x) - d\right)^2 \quad (5)$$

На втором этапе значение этой функции минимизируется, при этом значения весов, координат центров и ширины окон изменяются в соответствии с формулами:

$$w_i(t+1) = w_i(t) - \eta_w \frac{\partial E(t)}{\partial w_i(t)}, \quad (6)$$

$$c_{ij}(t+1) = c_{ij}(t) - \eta_c \frac{\partial E(t)}{\partial c_{ij}(t)}, \quad (7)$$

$$\sigma_{ij}(t+1) = \sigma_{ij}(t) - \eta_r \frac{\partial E(t)}{\partial \sigma_{ij}(t)}. \quad (8)$$

В процессе тестирования на входы нейронной сети подается  $n$  членов второго ряда, где  $n$  – ширина окна прогнозирования, и вычисляется значение выходного сигнала, которое является спрогнозированным значением  $n+1$  члена ряда, которое помещается в новый ряд спрогнозированных значений. Далее окно смещается и вычисляется следующее значение. Алгоритм заканчивается при получении прогнозируемого значения последнего члена временного ряда, после чего вычисляется СКО полученного прогнозируемого временного ряда от второй части исходного ряда.

Цель данной работы – реализовать автоматизированную систему прогнозирования временных рядов с использованием радиально-базисной нейронной сети и сравнить между собой результаты её работы при использовании различных функций активации. В системе реализована возможность загрузки временных рядов, из которых формируется обучающая выборка и набор данных, на котором проводится тестирование. Также имеется возможность сохранить состояние нейронов сети на внешний носитель для последующей загрузки в систему и использования.



В качестве тестовой выборки использовался курс акций Apple Inc (AAPL) за период с 31 декабря 2004 года по 7 апреля 2017 года [4].

Исследование работы сети с разными функциями активации показало, что использование ядра Епанечникова СКО прогноза равняется 0,015, при использовании квадратичной ядерной функции – 0,016. При использовании функция Гаусса СКО составляет 0,019.

В результате проведенного эксперимента было установлено, что при использовании ядро Епанечникова показывает результаты лучше, чем функция Гаусса и квадратичная ядерная функция.

### Литература

1. Латыш, С.К., Исследование аппроксимативных возможностей радиально-базисной сети с различными функциями активации [Текст] / С. А. Прохоров, И. А. Лёзин, И. В. Лёзина, С. К. Латыш, С. А. Саиян – Известия Самарского научного центра Российской академии наук, Механика, т.15, №4, 2013. – с. 271–274. – ISSN 1990-5378.
2. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] / Пер. с польского И. Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.: ил.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. 2-е издание.: [пер. С англ]. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
4. Apple Inc. (AAPL) [Электронный ресурс]/Yahoo URL: <https://finance.yahoo.com/quote/AAPL/history?ltr=1> (дата обращения: 01.20.2018).

С.С. Бекназарова

## ОПИСАНИЕ ПОТОКОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ С ПОМОЩЬЮ ПОЛИНОМОВ

(Ташкентский университет информационных технологий  
им. Мухаммада Ал-Хорезми)

Аннотация: Алгоритм цифровой обработки позволяют преобразовывать изображения для улучшения их визуального восприятия, обеспечения их хранения, передачи, визуализации в электронном виде и дальнейшего анализа заложенной в них информации.

Abstract: digital processing algorithm capable of converting images to improve their visual perception, ensuring their storage, transfer, visualization in electronic form and further analysis laid down in them.

Ключевые слова: управление, яркость изображения, полиномы.

Keywords: control, the brightness of the image, polynomials.

Цифровая обработка изображений является бурно развивающейся областью науки. Исследование и разработка методов и алгоритмов обработки и анализа информации представленной в виде цифровых изображений является