



П.А. Глотова, И.В. Лёзина

## ИССЛЕДОВАНИЕ ПРИМЕНЕНИЯ РАДИАЛЬНО-БАЗИСНОЙ И ГИПЕР РАДИАЛЬНО-БАЗИСНОЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КУРСА ВАЛЮТ

(Самарский университет)

Задача прогнозирования курсов валют с каждым годом приобретает все большую актуальность. Данную задачу можно решить несколькими способами. Первый из них – использование экспертной оценки. Однако прогнозирование таким способом не только занимает большое количество времени, является сложным и дорогостоящим процессом, но и с большим трудом подвергается автоматизации. В таком случае стоит обратить внимание на решение данной задачи при помощи нейронных сетей. Прогнозирование при помощи нейронных сетей позволяет сократить длительность процесса получения прогноза, избежать необходимости выявления сложных тенденций и зависимостей.

Для решения поставленной задачи прогнозирования курса валют представим курс в виде временного ряда, состоящего из значений курса, измеренных через равные промежутки времени. Тогда при поступлении  $n$  отсчетов курса задачей сети будет вычисление  $(n+1)$ -го значения.

Среди различных нейронных сетей, используемых для прогнозирования, выгодно выделяются радиально-базисные нейронные сети [1]. Среди достоинств радиально-базисных сетей можно выделить ее простую структуру: радиально-базисная нейронная сеть состоит из одного скрытого слоя нейронов с радиальными функциями активации и одного суммирующего нейрона в выходном слое [2]. Это позволяет упростить задачу подбора оптимальной структуры сети, отбросив задачу подбора оптимального количества скрытых слоев. В случае, когда входные данные подвергаются масштабированию при помощи масштабировочной матрицы  $Q$ , такая сеть называется гипер радиально-базисной.

Отличительной особенностью радиально-базисных нейронных сетей является использование в качестве функции активации радиальных функций, значение которых монотонно изменяется с увеличением расстояния от входного вектора до заданного центра функции. В гипер радиально-базисных сетях масштабировочная матрица  $Q$  заменяет радиус изменения значения функции.

В данной работе было проведено исследование применения нескольких различных радиальных функций.

Были выбраны функции Гаусса (1), мультиквадратичная (2), обратная квадратичная (3), обратная мультиквадратичная (4), которые для классической радиально-базисной сети принимают вид:

$$\varphi(x) = \exp\left(-\frac{\|x - c_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right), \quad (1)$$



$$\varphi(x) = \sqrt{1 + \frac{(x - c_j)^2}{\sigma_j^2}} \quad (2)$$

$$\varphi(x) = \frac{1}{1 + \frac{(x - c_j)^2}{\sigma_j^2}} \quad (3)$$

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{1 + \frac{(x - c_j)^2}{\sigma_j^2}}} \quad (4)$$

где  $x$  – входной вектор,  $c$  – центр,  $\sigma$  – радиус.

Для обучения сети были выбраны следующие методы:

- метод наискорейшего спуска онлайн;
- метод наискорейшего спуска оффлайн;
- гибридный метод, состоящий из двух этапов [3].

В процессе обучения методом наискорейшего спуска минимизируется функция ошибки, для метода наискорейшего спуска онлайн она имеет вид (5), для метода наискорейшего спуска оффлайн и гибридного метода (6):

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

$$E(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \left[ \sum_{j=1}^K w_j \varphi_j(x_i) - d_i \right]^2, \quad (6)$$

где  $k$  – количество нейронов скрытого слоя,  $p$  – количество обучающих пар.

Во всех методах значения центров и радиусов уточняются с применением метода наискорейшего спуска по формулам:

$$c_i(t+1) = c_i(t) - \eta \frac{\partial E(t)}{\partial c_i(t)}, \quad (7)$$

$$\sigma_i(t+1) = \sigma_i(t) - \eta \frac{\partial E(t)}{\partial \sigma_i(t)}. \quad (8)$$

При использовании методов наискорейшего спуска веса выходного слоя уточняются по формуле:

$$w_i(k+1) = w_i(k) - \eta \frac{dE}{dw_i}. \quad (9)$$

При использовании гибридного метода, веса вычисляются по формуле:

$$\mathbf{G} = \mathbf{USV}^T, \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\omega} = \mathbf{V}_r \mathbf{S}_r^{-1} \mathbf{U}_r^T \mathbf{d}, \quad (11)$$

где  $\mathbf{G}$  – матрица, которая имеет  $p$  строк и  $K$  столбцов и отражает реакцию нейронов скрытого слоя на возбуждения векторами  $x_i$  ( $i=1,2,\dots,p$ );

$\mathbf{U}$  и  $\mathbf{V}$  – ортогональные матрицы, имеют размерности  $(p \times p)$  и  $(K \times K)$ ;



$S$  – псевдодиагональная матрица, имеет размерность  $(p \times K)$ , при этом  $K \ll p$ , диагональные элементы  $s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_K \geq 0$ ,

$\omega$  – вектор весов;

$V_r$ ,  $S_r$  и  $U_r$  - редуцированные матрицы  $V$ ,  $S$  и  $U$  соответственно;

$d$  - вектор ожидаемых значений.

После обучения, сеть проходит тестирование, в ходе которого вычисляются следующие оценки: СКО и коэффициент Тейла. На экран выводится график результатов тестирования сети (рисунок 1).

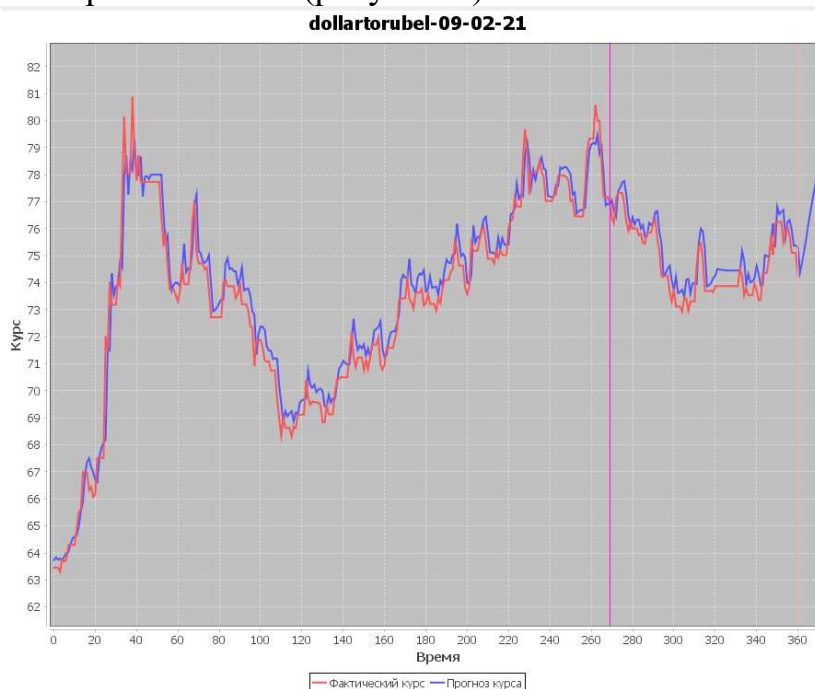


Рисунок 1 – График результатов тестирования радиально-базисной нейронной сети, обученной с применением метода наискорейшего спуска онлайн

Цель данной работы – реализовать автоматизированную систему прогнозирования курса валют радиально-базисной и гипер радиально-базисной нейронными сетями и исследовать их применение.

В качестве тестовой выборки были использованы значения курса Российского рубля к Доллару США за период с 09.02.2020 по 09.02.2021 [4]. Исследование работы различных структур сетей показало следующие наилучшие результаты:

- СКО равное 0,033 и значение коэффициента несовпадения Тейла равное 0,02456 для радиально-базисной сети с обратной мультикватричной функцией активации, обученной методом наискорейшего спуска онлайн;
- СКО равное 0,03717 и значение коэффициента несовпадения Тейла равное 0,02806 для гипер радиально-базисной сети с функцией активации Гаусса, обученной методом наискорейшего спуска оффлайн.

Исходя из результатов проведенного исследования, можно сделать вывод, что применение классической радиально-базисной нейронной сети (график те-



стирования приведен на рисунке 1) дает результаты лучше, чем использование гипер радиально-базисной нейронной сети.

### Литература

1. Солдатова, О.П. Применение нейронных сетей для решения задач прогнозирования [Текст]/ О.П. Солдатова, В.В. Семенов // Исследовано в России: электрон, журн. - 136/060201. - С. 1269-1276. - Режим доступа к журн.: <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2006/136.pdf>.

2. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс [Текст]/ С. Хайкин; пер. с англ. Н.Н. Куссуль и А.Ю. Шелестовой, ред. Н.Н. Куссуль. – М. : Издательский дом “Вильямс”, 2006. – 1104 с. :ил. – Парал. тит. англ.

3. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст]/ С. Осовский; пер. с польск. И.Д. Рудинского, рец. И.Б. Фоминых. – М. : Финансы и статистика, 2002. – 344 с. :ил.

4. Конвертер валют, курсы обмена валют [Электронный ресурс]/. – Электрон. текстовые дан. –, – Режим доступа: <https://ru.moneyraterstoday.com/>, свободный.

О.К. Головнин, А.А. Альгашева

## СИСТЕМА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ВИДЕОМОНИТОРИНГА НА ОСНОВЕ АНСАМБЛЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

(Университет ИТМО)

В условиях 2019–2021 гг. с введением ограничений, связанных с COVID-19, традиционный способ контроля товаров на полках магазинов розничной торговли исчерпывает свою эффективность, поскольку отмечается сокращение количества работающего персонала и увеличивается спрос на определенные категории товаров [1, 2]. В работе представлена разработанная система интеллектуального видеомониторинга, предназначенная для автоматизации контроля за состоянием товаров на полках в магазинах розничной торговли. Система функционирует на основе ансамбля сверточных нейронных сетей. Использование сверточных нейронных сетей обусловлено тем, что такой класс нейросетей показывает наилучшее качество классификации объектов на видеокadre [3–5].

Детектирование товаров на полке магазина осуществляется в системе в два этапа. Первый этап – обнаружение товаров на полке магазина. На этом этапе с помощью сверточной нейронной сети осуществляется выделение объектов на кадрах видеопотока с камеры наблюдения. В системе используется нейросеть, построенная на основе метода Single Shot Detector, а именно ResNet50 V1 FPN. Указанная нейросеть имеет предобученную на наборе данных COCO модель, что позволяет уменьшить время дообучения для конкретного магазина. Второй этап – классификация найденных объектов: