



2. Ляшева, С.А. Нейросетевое прогнозирование параметров быстропротекающих процессов / С.А. Ляшева, О.Д. Гришина // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2015). [Электронный ресурс]: материалы Международной конференции и молодежной школы. - Электрон. текстовые и граф. дан. (4,2 Мбайт). - Самара, Изд-во СамНЦ РАН, 2015. - 1 эл. опт. диск (CD-ROM). 2015. – С.179-182.

3. Спицин, А.Н. Автоматизированная система прогнозирования параметров быстропротекающих процессов с использованием искусственной нейронной сети / А.Н. Спицин, С.А. Ляшева // Прогрессивные технологии и процессы [Текст]: Сборник научных статей 2-й Международной молодежной научно-практической конференции (24-25 сентября 2015 года), в 3-х томах, Том 3, Юго-Зап. гос. ун-т., ЗАО «Университетская книга», Курск, 2015.- С.55-57.

4. Ляшева, С.А. Прогнозирование скорости детонации индивидуальных взрывчатых веществ с использованием нейронной сети / С.А. Ляшева, М.П. Шлеймович, А.П. Кирпичников, А.Н. Спицин // Вестник Казанского технологического университета: Т. 18 №15; М-во образ. и науки Рос, Казан.нац.исслед.технолог.ун-т. – Казань: Изд-во КНИТУ, 2015. – С.226-230.

5. Ляшева, С.А. Нейросетевое прогнозирование fugасности индивидуальных взрывчатых веществ / С.А. Ляшева, М.П. Шлеймович, А.П. Кирпичников, О.Д. Гришина // Вестник Казанского технологического университета: Т. 18 №17; М-во образ. и науки Рос, Казан.нац.исслед.технолог.ун-т. – Казань: Изд-во КНИТУ, 2015. – С.171-174.

И.А. Лёзин, Р.П. Селянко

### АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ФИНАНСОВЫХ КОТИРОВОК РАДИАЛЬНО-БАЗИСНОЙ СЕТЬЮ

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

Целью данной работы является изучение возможностей нейронных сетей для прогнозирования финансовых котировок, проектирование и реализация системы данных на основе модели радиально-базисной сети с одним скрытым слоем для исследования работы данного вида сети, сравнение полученных результатов при различных настройках параметров сети.

Применительно к задачам прогнозирования в качестве исходной информации выступает набор данных (векторов), которые нужно распознать. Назовем этот набор  $\mathbf{X}=\{x_1, x_2, \dots, x_{N_p}\}$ . Каждый вектор  $x_i, i=1, \dots, N_p$  состоит из  $p$  элементов. Где элементами вектора являются некие переменные. Таким образом, каждый вектор  $x_i$  представляет собой точку в  $p$ -мерном пространстве [1].

Для упрощения задачи будем рассматривать двухмерное пространство: плоскость, представленную осями  $x$  и  $y$ . Ось  $x$  представляет набор временных промежутков наблюдаемого объекта. Ось  $y$  – ось значений, которые принимает



наблюдаемый объект. Значит, нейронная сеть математически может быть представлена в виде графа, причем необязательно полносвязного, который состоит из множества узлов и множества взвешенных ребер, означающих связи между узлами. Под весом будем понимать скалярную величину, определяемую разностью значений наблюдаемого объекта в соседних временных промежутках. Значение веса ребра соответствует значению некоторой определенной величины. Тогда целевая функция будет выглядеть как  $f(\mathbf{X})=f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , которая способна не только интерполировать, но и экстраполировать данные. Целевая функция будет представлять собой прямую, аналогичную аппроксимирующей прямой, вычисляемой методом наименьших квадратов. Задача прогнозирования в данном случае будет сводиться к вычислению критерия зависимости между исследуемыми величинами: поданными на вход и ожидаемым известным значением.

Структура радиально-базисной сети представлена на рисунке 1 [2].

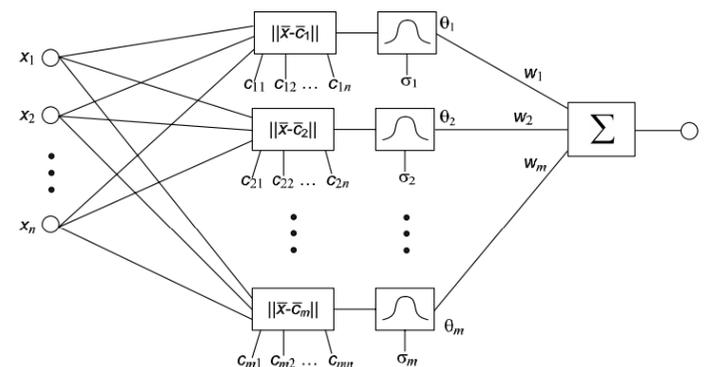


Рисунок 1 – Обобщенная структура радиально-базисной сети

Сеть состоит из двух слоев. Входные сигналы поступают на элементы первого слоя без изменений. На нём использованы обозначения:  $p$  – количество элементов в первом слое;  $x_1, x_2, \dots, x_n$  – входные сигналы;  $m$  – количество элементов во втором слое;  $c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{in}$  – координаты центра  $i$ -го элемента;  $\sigma_i$  – ширина радиальной функции  $i$ -го элемента;  $\theta_i$  – выходной сигнал  $i$ -го элемента;  $w_i$  –весовой коэффициент выходной связи  $i$ -го элемента;  $y$  – выходной сигнал сети.

Выходной сигнал каждого элемента определяется функцией Гаусса:

$$\theta = \exp\left(-\frac{\sum_{j=1}^n (x_j - c_{ij})^2}{2\sigma_i^2}\right)$$

Выходной сигнал нейронной сети вычисляется как

$$y = \sum_{i=1}^m w_i \theta_i$$

взвешенная сумма сигналов элементов:

Для обучения нейронной сети используется алгоритм обратного распространения ошибки, основанный на минимизации целевой функции ошибки сети. В соответствии с этим алгоритмом для каждого элемента вычисляются ве-



личины изменений весового коэффициента  $\Delta w_i$ , ширины элемента  $\Delta \sigma_i$  и координат центра элемента  $\Delta c_{ij}$ .

Обучение сети проводится в два этапа: На первом этапе предъявляется обучающий пример, а затем рассчитываются значения сигналов выходных нейронов сети и значение целевой функции. На втором этапе минимизируется значение этой функции.

Подбор значений параметров можно осуществлять, используя градиентные методы оптимизации независимо от объекта обучения – будь то вес или центр.

В рамках работы была исследована зависимость СКО от постоянной обучения (при следующих параметрах обучения):

- тестовая выборка – 365 значений котировок золота за 2012 год; число итераций обучения 1000;
- момент  $m = 0,1$ ;
- скрытый слой – 10 нейронов.

Исследования проводились на финансовых котировках, взятых из открытых источников, таких как мировые биржи и Центробанк РФ.

Таблица 1 – Зависимость ошибки от коэффициента обучения

Коэффициент обучения	СКО
0,005	1,7562
0,01	1,3489
0,02	0,8141
0,03	0,6601
0,04	0,4248
0,05	0,4538
0,06	0,3516
0,08	0,2913
0,1	0,2873
<b>0,2</b>	0,1420
0,3	0,3860
0,4	0,2457
0,6	0,1918
0,8	0,5772

Исследуем зависимость СКО тестирования от значения момента при следующих параметрах обучения:

- тестовая выборка – 365 индексов; число итераций обучения 1000;
- постоянная обучения  $\eta = 0,3$ ;
- нейронов в скрытом слое – 10.

Результат изменения значения момента представлен в таблице 2.

Оптимальная конфигурация сети для поставленной задачи прогнозирования оказалась следующая: число нейронов в скрытом слое – 18, коэффициент обучения – 0,3, а момент – 0,03. Проведённые исследования показали, что радиально базисная нейронная сеть эффективно решает задачу прогнозирования финансовых котировок.



Таблица 2 – Зависимость ошибки от значения момента

Значение момента	СКО
0,01	0,27450
<b>0,03</b>	<b>0,22336</b>
0,05	0,38732
0,1	0,25634
0,3	0,48815
0,5	0,59241
0,7	0,85631
0,9	0,96661

### Литература

1. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст]/ С.Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002 – 344 с.
2. Солдатова, О.П. Курс лекций по дисциплине «Интеллектуальные системы» [Электронный ресурс]/О.П.Солдатова.– СГАУ, 2014. – 164 с.

И.А. Лёзин, А.В. Соловьев

### СЖАТИЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА

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

Сжатие изображений является одной из актуальных задач, решаемых информационно-вычислительными системами. Сжатие способствует экономии ресурсов памяти, требуемых для хранения изображений, или сокращению трафика при их передаче.

Существует немало детерминированных алгоритмов, в той или иной степени отвечающих различным требованиям области, в которой они применяются. Например, JPEG хорошо подходит для сжатия фотографий, реалистичных картин; RLE эффективен при сжатии схематичных рисунков, содержащих блоки пикселей одного и того же цвета; для сжатия изображений "в векторе" обычно используется алгоритм Хаффмана. Все эти алгоритмы не универсальны, так как разработаны для работы с изображениями определенного рода. Качество алгоритма сжатия можно определить как степень достижения компромисса между противоречивыми требованиями к нему: быстродействие (в т. ч. возможность "распараллеливания" процесса), минимальные потери значимой информации, степень сжатия изображения, универсальность (применимость к различным типам изображений).

Таким образом, поиск новых технологий и средств сжатия изображений по сей день является актуальной задачей. В данной работе рассмотрена искусственная нейронная сеть многослойный персептрон [2]. Целью работы является сравнение способностей к сжатию различных видов нейронной сети выбранной