



личины изменений весового коэффициента Δw_i , ширины элемента $\Delta \sigma_i$ и координат центра элемента Δc_{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
0,2	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
0,03	0,22336
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



модели. Виды будут отличаться структурой сети (количеством и составом скрытых слоев) и методом обучения.

Для решения поставленной задачи создана автоматизированная система, предоставляющая пользователю возможность определить структуру нейронной сети, обучающую выборку и метод обучения. После обучения сети система сможет представить отчет о ходе обучения. В этом отчете будет содержаться информация о количестве и длительности циклов обучения, а также итоговые СКО и PNSR [1]. Последние отражают среднеквадратичное отклонение и Пиковое отношение сигнала к шуму соответственно. PNSR определяется следующим образом:

$$PNSR = 10 \lg \left(\frac{MAX_I^2}{CKO} \right) = 20 \lg \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{CKO}} \right),$$

где MAX_I – это максимальное значение, принимаемое пикселем изображения. Когда пиксели имеют разрядность 8 бит, $MAX_I = 255$.

Для обучения сети в системе реализованы три способа: алгоритм обратного распространения ошибки [2], алгоритм имитации отжига [3] и метод наискорейшего спуска [4].

На рисунке 1 представлена диаграмма вариантов использования (UML – Use Case Diagram [5]) разработанной автоматизированной системы.

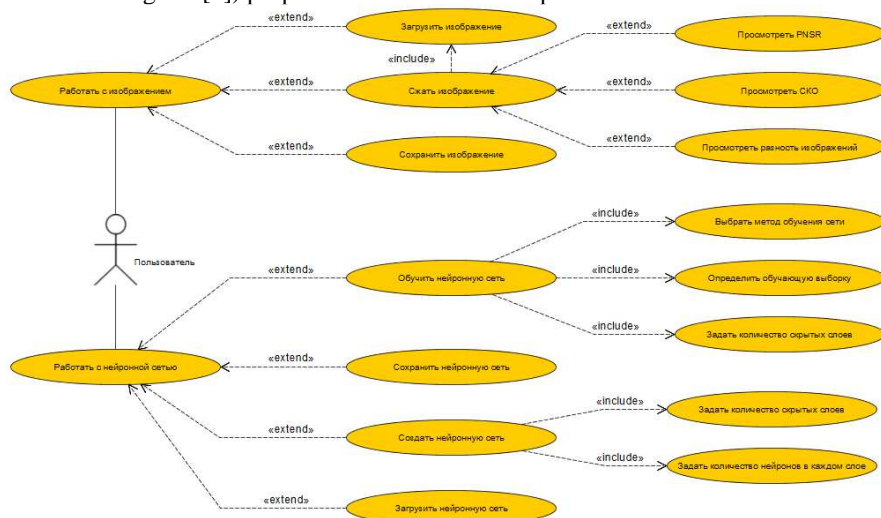


Рисунок 1 – Диаграмма вариантов использования

Литература

1. Пиковое отношение сигнала к шуму [Электронный ресурс].– URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Пиковое_отношение_сигнала_к_шуму(дата обращения 25.02.2016).



2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации [пер. с польского И.Д. Рудинского]. М.: Финансы и статистика, 2002. 344с.

3. Алгоритм имитации отжига [Электронный ресурс].– URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Алгоритм_имитации_отжига (дата обращения 15.02.2016).

4. Хайкин С. «Нейронные сети. Полный курс.» – Москва Издательство «Дом Вильямс», 2006. – 1102 с.:

5. Диаграмма вариантов использования (Use Case Diagram) [Электронный ресурс]. <http://www.info-system.ru>(дата обращения 10.02.2016).

И.В. Лёзина, Б.Н. Дубинин

АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА «СЕМАНТИЧЕСКАЯ КАПЧА»

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

Благодаря развитию всех областей информатики и машинного обучения, отличить честных пользователей сети «интернет» от зловредных, рассылающих спам программ-ботов становится сложнее с каждым днем. Для борьбы с ботами используются капчи.

Существуют различные виды капч. В работе[1] был описан наиболее часто применяемый вариант – ввод символов с изображения. Но у данного варианта имеется существенный недостаток – сложность ввода искаженных символов в составе тестового изображения.

Для решения данной проблемы была разработана система генерации семантической капчи, в основе которой лежит исследование университета Ноттинггема[2].

Основным элементом теста, генерируемого системой, является слово, имеющее смысл для языка пользователя. В слове зафиксирована первая, последняя и некоторые промежуточные буквы. Остальные буквы случайным образом перемешаны. Пользователь системы, путем перемещения букв должен составить верное слово.



Рисунок 1 – Семантическая капча

На рисунке 1 отображен сгенерированный автоматизированной системой тест. Для людей составление верного слова не займет много времени, но для компьютера это почти невыполнимая задача.

Система реализована в виде веб-сервиса. Поддерживается встраивание на сайты пользователей. Ведётся статистика по количеству добросовестных