

УДК 004.8

П.А. Шагалова

РЕАЛИЗАЦИЯ СИСТЕМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ НА БАЗЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ПОДХОДА ДЛЯ АНАЛИЗА ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева

Цель: Исследование нейросетевых методов и их использование для разработки системы анализа временных рядов.

Методология / подход: Применение аппарата искусственных нейронных сетей.

Результаты: Разработано программное приложение, позволяющее выполнять поиск и распознавание фигур технического анализа на графиках финансовых временных рядов.

Применение: Решение может быть использовано в качестве инструмента для анализа фондовых рынков.

Оригинальность / значение: Предложенный подход позволяет решать задачу распознавания фигур технического анализа с высокой степенью точности.

Ключевые слова: распознавание образов, искусственная нейронная сеть, фигура технического анализа.

Введение

Применение методов распознавания образов для решения задач машинного зрения, прогнозирования, диагностики, управления и принятия решений в различных сферах человеческой деятельности позволяет говорить об актуальности и перспективности исследований в данной области. Анализ временных рядов с целью прогнозирования их дальнейшего развития является одним из направлений применения алгоритмов распознавания [1], [2], [3]. Примером задачи, основывающейся на визуальном анализе графика, является задача распознавания фигур технического анализа финансовых временных рядов. Поиск фигур технического анализа – аналитический метод, зарекомендовавший себя временем, автоматизация которого позволит увеличить производительность, исключить человеческий фактор и может быть использована как в качестве инструмента анализа фондового рынка, так и при полной автоматизации принятия решения, например в торговых роботах. Целью данной работы является исследование нейросетевых подходов обработки и анализа изображений и их применение к задаче идентификации поведенческих шаблонов на графиках временных рядов.

Обоснование использования нейросетевых технологий для поиска фигур технического анализа

Одним из перспективных и успешно зарекомендовавших себя алгоритмов распознавания является аппарат искусственных нейронных сетей [4], [5], [7]. Преимущества использования искусственных нейронных сетей:

- способность сети самостоятельно настраивать свои параметры для решения конкретной задачи с учетом её особенностей;
- нелинейная структура нейронных сетей, позволяющая анализировать сложные, зашумленные данные;
- способность анализировать и выявлять внутренние, неочевидные закономерности данных;
- способность создать идеальный образ на основе множества предъявляемых реальных образов;

Помимо перечисленных обоснований, выбор нейросетевого метода обусловлен способностью нейронных сетей решать сложные, плохоформализуемые задачи, определять и

разрешать неоднозначные примеры. К таким задачам относятся задачи анализа фондовых рынков, в частности, задача распознавания фигур технического анализа. Существует большое количество архитектур нейронных сетей, отличающихся друг от друга организацией нейронной структуры и алгоритмом подстройки весовых коэффициентов. В данной работе проводится анализ различных нейросетевых архитектур с целью определения сети, наиболее подходящей для распознавания шаблонов на графиках временных рядов и для ее использования при разработке системы распознавания.

Анализ нейросетевых архитектур для решения задач распознавания фигур технического анализа

В результате проведенного обзора и анализа основных существующих архитектур с целью определения наиболее подходящих для решения задачи распознавания поведенческих шаблонов на графиках финансовых временных рядов к рассмотрению были выбраны сеть Хопфилда [6], сеть Кохонена [6], многослойный персептрон [6].

Выбор сетей Хопфилда и Кохонена продиктован их архитектурными особенностями. Так, структура сети Хопфилда представляет собой однослойную рекуррентную сеть, замкнутую обратными связями.

Обучение сети Хопфилда реализуется двумя способами: в соответствии с правилом Хебба [7] и по методу проекций [7] (формулы (1)-(2)).

$$w_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^s x_i^k x_j^k, \quad (1)$$

где x_i^k, x_j^k – элементы эталонного вектора k , $k = [1, s]$ – количество эталонных векторов; N – количество нейронов сети; w_{ij} – весовой коэффициент между нейронами i и j .

$$W^k = W^{k-1} + \frac{1}{[x^k]^T x^k - [x^k]^T W^{k-1} x^k} [W^{k-1} x^k - x^k][W^{k-1} x^k - x^k]^T, \quad (2)$$

где $k, k=[1, s]$ – количество эталонных векторов; W^k – матрица весовых коэффициентов k -го вектора; x^k – эталонный вектор.

Такая внутренняя организация сети Хопфилда (рис. 1), обрабатывая зашумленный и искаженный образ, подстраивает собственные параметры до тех пор, пока не приходит к некоторому стационарному состоянию (одному из эталонов) и, следовательно, позволяет решать задачи классификации, фильтрации и восстановления образов.

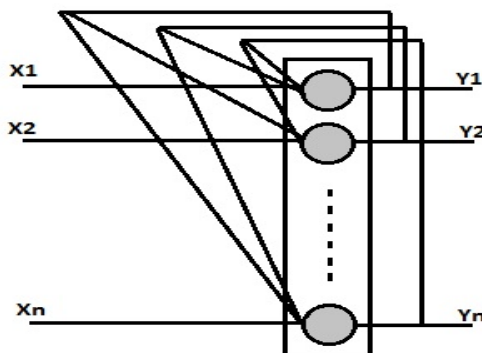


Рис. 1. Структура сети Хопфилда

Сеть Кохонена (рис. 3) состоит из двух слоев, причем работа сети организована таким образом, что для каждого входного образа только один из нейронов выходного слоя примет единичное значение.

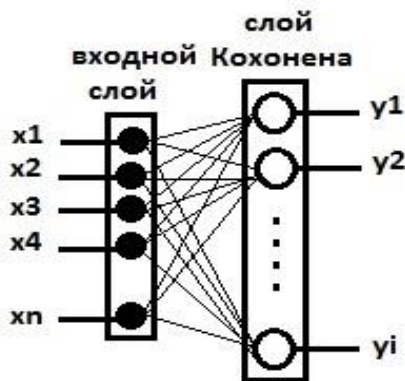


Рис. 2. Структура сети Кохонена

Алгоритм обучения сети основывается на вычислении разностей между вектором синаптических связей и входным вектором и на пересчете весовых коэффициентов для нейрона, соответствующего наименьшей их вычисленных разностей (3-4):

$$|X - W_i| = \sqrt{\sum_{n=1}^N (x_n - w_{in})^2}, \quad (3)$$

где X – входной вектор; W_i – вектор синаптических связей; w_{in} , x_n – элементы вектора синаптических связей и входного вектора соответственно.

$$W_i(t + 1) = W_i(t) + \gamma_i(t)G(i, w)(X - W_i(t)), \quad (4)$$

где W_i – вектор синаптических связей; $\gamma_i(t)$ – скорость обучения; G – коэффициент, определяющий удаленность нейрона-победителя и нейрона i .

Из этого следует, что сеть Кохонена позволяет разделить множество входных образов на несколько групп в соответствии с характерными признаками.

Выбор модели персептрона (рис. 3) в качестве кандидата для дальнейшего исследования основывается на том, что многослойный персептрон является одной из базовых и самых распространенных моделей нейронных сетей, позволяющих решать широкий спектр задач, в том числе, и задачи распознавания.

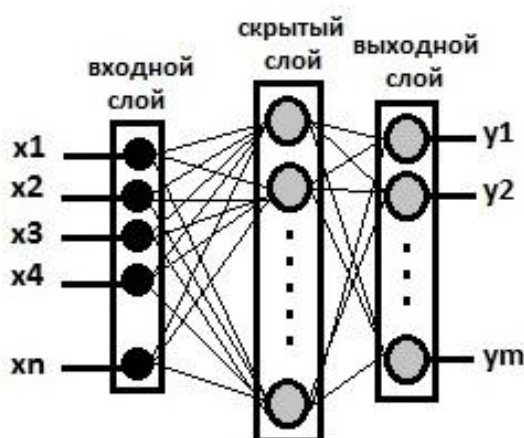


Рис. 3. Структура многослойного персептрона

Многослойный персептрон относится к сетям, обучающимся на основе алгоритма обратного распространения ошибки[8], весовые коэффициенты подстраиваются итерационно (5, 6).

$$OUT_r = f_a(\sum_{p=1}^N OUT_p w_{pr}), \quad (5)$$

где OUT_r , OUT_p – выходные значения нейронов r и p соответственно; f_a – функция активации; w_{pr} – весовой коэффициент связи между нейронами p и q .

$$w_{pr}(i + 1) = w_{pr}(i) + n\delta_r OUT_r, \quad (6)$$

где $w_{pr}(i + 1)$ – новое значение весового коэффициента связи между нейронами p и r ; w_{pr} – старое значение весового коэффициента pr -связи; n – скорость обучения; δ_r – дельта-коэффициент нейрона r ; OUT_p – выходное значение нейрона p .

Экспериментальная часть

Разработка системы распознавания фигур технического анализа включает в себя подготовку исходных данных и разработку архитектуры сети. Графическая фигура технического анализа – это шаблон поведения кривой зависимости цены от времени, на основании которого можно делать выводы о сохранении или изменении тренда. В качестве примера рассмотрим фигуру «голова-плечи». На рис. 4 представлен шаблон этой фигуры, представляющей три последовательных максимума, первый и последний из которых располагаются примерно на одинаковом уровне. Появление такого шаблона на графике, как правило, предшествует развороту рынка (рис. 5).

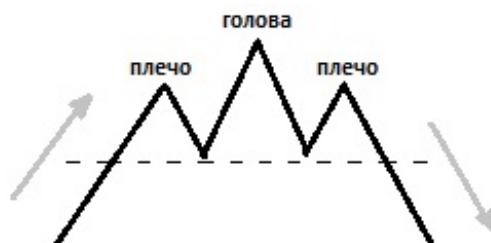


Рис. 4. Шаблон фигуры «голова-плечи»

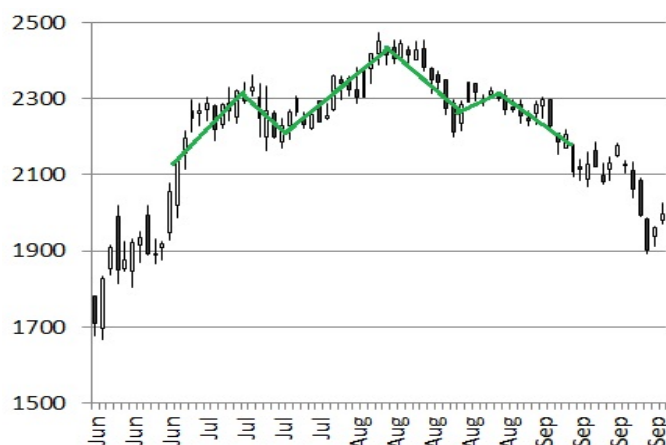


Рис. 5. Фигура технического анализа «голова-плечи» на графике финансового временного ряда

Разрабатываемая система будет основываться на нейронной сети и распознавать базовые фигуры, к которым относятся фигуры «голова-плечи», «двойная вершина-дно» [6], «тройная вершина-дно» [6], «флаг» [6].

Реализация подготовки исходных данных заключается в построении графиков по заданным ценовым значениям и их обработке. В каждом случае строится несколько графиков с различными временными окнами. Полученное изображение масштабируется, уменьшается в размерах до формата 56x24 пикселей и преобразуется к бинарному виду.

Для определения модели сети, которая должна быть использована в разрабатываемой

системе анализа графиков, было выполнено моделирование, обучение и тестирование каждой из трех описанных выше архитектур. Моделирование выполнено с использованием нейросетевого пакета, входящего в состав Matlab, тестирование произведено на множестве из 300 образов. В результате произведенных экспериментов точность сети Хопфилда составила 76%, сети Кохонена - 78%, трехслойного персептрона - 69%. Наиболее высокую скорость обучения показала сеть Хопфилда, наиболее низкую – многослойный персептрон. Это в значительной степени связано с процессом обучения этих сетей и объемами входных данных, необходимых для обучения. В случае персептрона требуется обучающая выборка значительного объема, содержащая множество образцов каждого типа, причем эти образцы должны быть разнообразны и репрезентативны. Для каждого из обучающих примеров в процессе обучения многократно происходит пересчет значений всех нейронов сети и связей между ними. В отличие от персептрона, для обучения сети Хопфилда нужны только эталонные значения, на основе которых однократно подбирается матрица весовых коэффициентов.

Исходя из анализа полученных результатов в разрабатываемом модуле распознавания фигур технического анализа была реализована сеть Хопфилда. Такой выбор был обусловлен высокой скоростью её работы, достаточно высокой точностью и отсутствием необходимости в обучающей выборке. При разработке программы расчет весовых коэффициентов сети Хопфилда был реализован двумя разными способами: в соответствии с правилом Хебба и по методу проекций. Выбор любого из двух методов обучения указывается пользователем в настройках системы (по умолчанию используется правило Хебба). Входные данные программе предоставляются в формате xls. Количество нейронов сети определяется размерностью изображения и вычисляется автоматически. Программная реализация выполнена на языке C++. Данные финансовых временных рядов для тестирования сетей получены с сайта компании «Финам».

Результаты

В ходе выполнения работы было исследовано и проанализировано использование нейросетевого подхода при прогнозировании финансовых рядов на основе фигур технического анализа. Разработан модуль, позволяющий выполнить поиск и распознавание фигур с высокой степенью точности. Следует отметить, что наличие фигуры на графике не всегда приводит к ожидаемому результату и для выполнения прогноза необходимо учитывать и другие технические показатели. В дальнейшем планируется разработка системы прогнозирования, в которой для выполнения прогноза будет использован написанный модуль распознавания фигур, а также анализатор финансовых индикаторов [6] и объемов продаж.

Библиографический список

1. **Дмитриев, Д.В.** Разработка и апробация эмулятора нейросетевого моделирования для целей прогнозирования временных рядов / Д.В.Дмитриев, Д.А. Ляхманов, Э.С. Соколова // Современные проблемы науки и образования. 2012. №6.
2. **Соколова, Э.С.** Выделение детерминированной компоненты временных рядов методом спектрального анализа / Э.С. Соколова, Д.А. Ляхманов // Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. 2011. №5. Ч. 1. С. 181–184.
3. **Ляхманов, Д.А.** Оптимизация метода прогнозирования анализом спектральных составляющих временных рядов / Д.А. Ляхманов, Ю.В. Соколова, В.П. Хранилов // Научно-технический вестник Поволжья. 2012, №6. С. 425–429.
4. **Бухнин, А. В.** Оптимизация баз знаний экспертных систем с применением нейронных нечетких сетей / А. В. Бухнин, Ю. С. Бажанов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2007. №11.
5. **Дмитриев, Д.В.** Адаптация генетических алгоритмов к решению задач назначения точек контроля в объектах с большим числом состояний / Д.В. Дмитриев, Э.С. Соколова, С.Н. Капранов // Нейрокомпьютеры. 2007. № 11.

6. **Найман, Э.** Малая энциклопедия трейдера / Э. Найман. – М.: Альпина Паблишер, 2003. – 378 с.
7. **Хайкин, С.** Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. –104 с.
8. **Ясницкий, Л.Н.** Введение в искусственный интеллект: учеб. пособие для студ. вузов / Л.Н. Ясницкий. – М.: Академия, 2008. –176 с.

*Дата поступления
в редакции 02.07.2015*

P.A. Shagalova

**IMPLEMENTATION OF THE PATTERN RECOGNITION SYSTEM
FOR TIME SERIES ANALYSIS BASED ON THE ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

Nizhny Novgorod state technical university n.a. R.E. Alexeev

Purpose: Researching of neural-network methods for design of the system of time series analysis.

Design / methodology / approach: Application of artificial neural networks.

Findings: The system of finding and recognition of technical analysis figures was implemented.

Research limitations / implications: The solution may be used for financial time series analysis.

Originality / value: The offered approach allows solving of the problem of recognition of technical analysis figures with high precision.

Key words: pattern recognition, artificial neural network, figure of technical analysis.