

УДК 004.931

UDC 004.931

**АНАЛИЗ РАСПОЗНАВАНИЯ ПАТТЕРНОВ
НЕЙРОСЕТЕВЫМИ МЕТОДАМИ****ANALYSIS OF PATTERN RECOGNITION WITH
NEURAL NETWORK METHOD**

Частиков Аркадий Петрович
к.т.н., профессор

Chastikov Arkadiy Petrovich
Cand.Tech.Sci., professor

Малыхина Мария Петровна
к.т.н., профессор

Malykhina Maria Petrovna
Cand.Tech.Sci., professor

Урвачев Павел Михайлович
ГОУ ВПО «Кубанский государственный
технологический университет», Краснодар,
Россия (350072, Краснодар, ул. Московская, д. 2),
e-mail: adm@kgtu.kuban.ru

Urvachev Pavel Mihaylovich
Kuban State Technical University, Krasnodar, Russia

В статье рассматривается набор основных паттернов технического анализа, обзор методики распознавания их нейросетевыми методами. Рассмотрены существующие подходы, установлены проблемы. Показаны причины актуальности описанной методики

The article deals with a set of basic patterns of technical analysis and reviews their recognition techniques using neural network methods. The existing approaches to the problem have been set. The reasons of relevance of the described technique have been shown

Ключевые слова: НЕЙРОННАЯ СЕТЬ, ФИГУРЫ ТЕХНИЧЕСКОГО АНАЛИЗА, ПАТТЕРН, КОНЦЕПТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ, ОБРАЗ

Keywords: NEURAL NETWORK, FIGURES OF TECHNICAL ANALYSIS, PATTERN, CONCEPTUAL MODEL, IMAGE

Введение

В данной статье рассмотрена проблема распознавания различных типов фигур технического анализа (паттернов) на графиках биржевого курса валютных пар.

Графические фигуры технического анализа применяются при анализе графиков биржевого курса. "Фигуры", как правило, не несут однозначной информации о будущем поведении цен, но их активно используют как вспомогательные индикаторы дополняющие общую картину анализа.

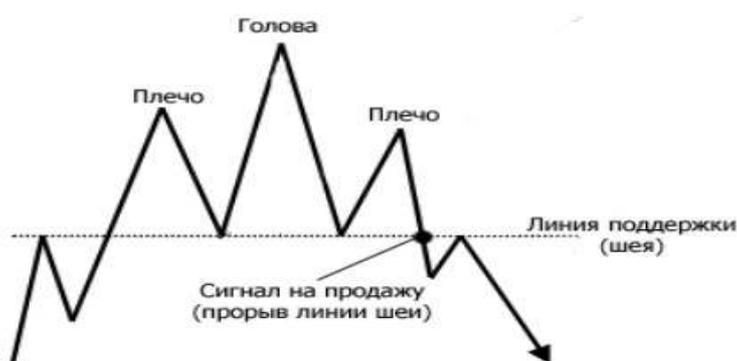
Цель

В данной работе предпринята попытка концептуальной разработки метода распознавания паттернов нейросетевыми методами. Решение данной задачи в аналогичных программных системах других разработчиков пока не получено.

Материалы и методы

Наиболее распространённые паттерны («фигуры» технического анализа):

1. Голова и плечи (перевернутые голова и плечи) — Паттерн разворота тренда. Назван так, поскольку график похож на человеческую голову (пик) и плечи по бокам (меньшие пики) (рис.1). Когда цена прорывает линию, соединяющую впадины, паттерн считается завершённым, а котировки, скорее всего, будут двигаться вниз. «Перевернутые голова и плечи» описанная модель возникает на графике вверх ногами.



.Рисунок 1- Фигура голова и плечи.

2. Двойная вершина (двойное основание) (рис.2).



Рисунок 2- Фигура двойная вершина.

3. Тройная вершина (тройное основание)

4.Флаг — модель консолидации в пределах восходящего тренда (напоминает параллелограмм) (рис.3). Как правило, длится от трех дней до трех недель.



Рисунок 3- Фигура флаг.

5.Вымпел — модель похожа на «флаг», но расположена горизонтально в форме симметричного треугольника. Продолжительность от нескольких дней до нескольких недель.

6.Треугольник — паттерн продолжения (рис.4). Различают восходящие (направлены в сторону, максимумы цен находятся на одном уровне, минимумы повышаются), нисходящие (противоположен восходящему) и симметричные треугольники (формируется как паттерн консолидации, когда широкий диапазон цен постепенно сокращается сверху и снизу под давлением покупателей и продавцов).



Рисунок 4- Фигура треугольник.

7. Чашка с ручкой (и вертикальное отражение) — долгосрочный паттерн продолжения тренда. Фигура на графике напоминает чашку с небольшой ручкой. Формируется паттерн 7-8 недель. Название модели присвоил основатель Investor's Business Daily Уильям О'Нил.

8. Клин (рис.5).



Рисунок 5 - Фигура клин

Для решения проблемы распознавания паттернов в режиме реального времени существует возможным применить нейронные сети, в частности нейронную сеть Хопфилда. Применение Нейронной сети Хопфилда в качестве ассоциативной памяти позволяет точно восстанавливать образы, которым сеть обучена, при подаче на вход искажённого образа. При этом сеть “вспомнит” наиболее близкий (в смысле локального минимума энергии) образ, и таким образом распознает его. Такое функционирование так же можно представить как последовательное применение автоассоциативной памяти.

Нейронная сеть Хопфилда – это пример сети, которую можно определить как динамическую систему с обратной связью, у которой выход одной полностью прямой операции служит входом следующей операции сети (рис.6).

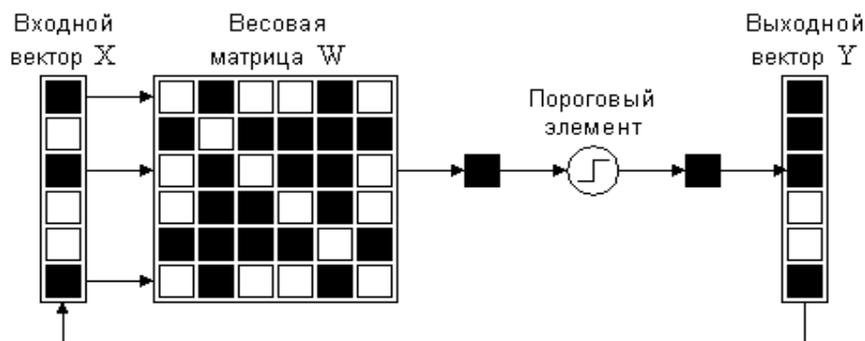


Рисунок 6 - Бинарная сеть Хопфилда.

Отличительным свойством сети Хопфилда является бинарные входы: сеть Хопфилда обрабатывает бинарные входы $\{0,1\}$ или $\{-1,1\}$. В литературе встречаются модели сетей как со значениями входов и выходов 0 и 1, так и -1 .

Результаты и их обсуждение

Рассмотрим параметры реализации сети Хопфилда (рис.7), используемой для нахождения схожих образов между собой.

Сеть состоит из следующих элементов:

Набора исходных шаблонов $s^{(q)}$, где $q = 1, \dots, Q$ – число этих шаблонов.

Данная сеть является полносвязной, то есть выход каждого нейрона связан с входом всех остальных нейронов, кроме самого себя. Также сеть является однослойной, где в качестве входов и выходов используются одновременно одни и те же нейроны. Выходные импульсы нейронов можно обозначить, как $Y_i, i = 1, \dots, N$. N – число нейронов, которое соответствует размерности обучающих векторов [3].

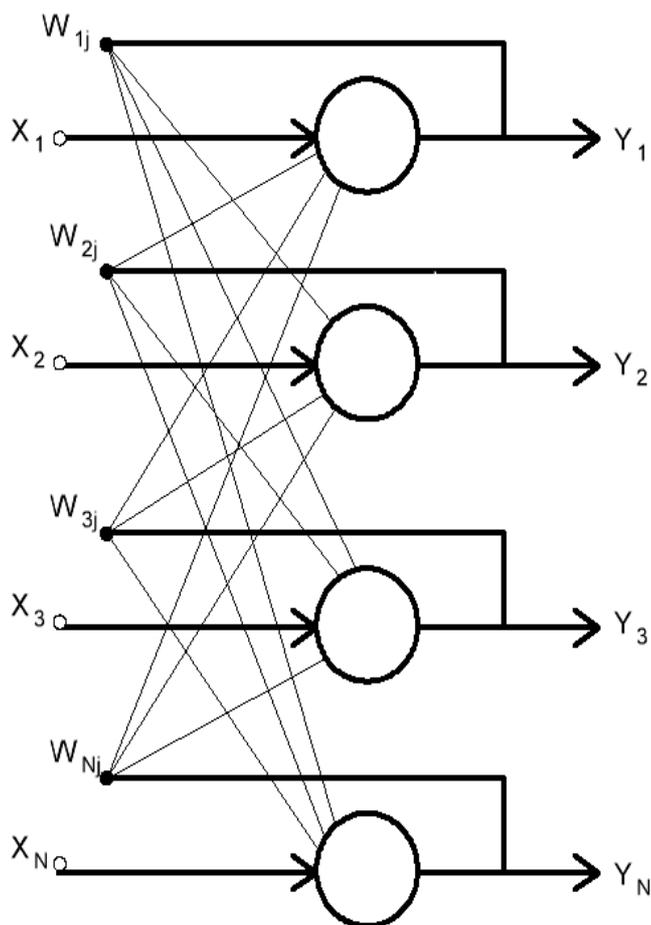


Рисунок 7 - Структура сети Хопфилда

В работе использован вектор длиной 1000 элементов. Обучающие векторы хранятся в обычных текстовых файлах. Они содержат последовательность идеальных значений сигналов. Значения выровнены относительно амплитуды сигнала для того, чтобы она не влияла на процесс принятия решения.

Распознавание неизвестного образа заключается в сведении его к одному из известных. Для того, чтобы это было возможно, сеть необходимо обучить. Обычно сеть Хопфилда обучается при помощи правила Хебба: то есть создается матрица весов W_{ij} , представляющая из себя кортеж (вектор), в нашем случае размерностью 1000×1000 . Особенностью данной матрицы является то, что она симметрична относительно главной диагонали. Это

является одним из необходимых, но не достаточных условий для достижения стабильной работы сети. Также все элементы главной диагонали равны нулю ($W_{ii} = 0$). Это связано с тем, что выход i -го нейрона не поступает на его вход. Перед началом работы сети необходимо задать значения всем элементам вектора W . Для этого можно использовать правило Хэбба для двуполярных векторов[3]:

$$W_{ij} = \begin{cases} \sum_{q=1}^Q s_i^{(q)} \cdot s_j^{(q)}, & \text{если } i \neq j \\ 0, & \text{если } i = j \end{cases}$$

Здесь i, j – элементы из обучающей выборки. Таким образом, W_{ij} формируют соответствующие элементы, последовательно поступающие из матриц известных шаблонов.

После того как матрица W сформирована можно подавать на вход сети искаженный образ. Размерность этого вектора должна соответствовать векторам из обучающей выборки. Вектор X одновременно попадает на выходы всех нейронов. Тут стоит упомянуть о том, что сеть может работать в двух режимах: синхронном и асинхронном.

Более продуктивным является асинхронный режим работы сети. Во время его работы произвольно выбирается нейрон и для него рассчитывается активационная (передаточная) функция:

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{если } Y_i > \Theta_i \\ \mathit{const}, & \text{если } Y_i = \Theta_i \\ -1, & \text{если } Y_i < \Theta_i \end{cases}$$

В качестве функции

активации используется обычная пороговая функция с порогом $\Theta = 0$. В качестве передаточной можно использовать более сложные функции, такие как сигмоидальные и тангенциальные, но изменения будут несущественны.

После расчета активационной функции выходное значение нейрона может измениться. С учетом этого изменения рассчитывается активационная функция для следующего нейрона. Это продолжается до тех пор, пока сеть не достигнет устойчивого состояния - то есть пока выходные значения нейронов не будут изменяться. Если же состояние равновесия не будет достигнуто за заданное число итераций (в нашем случае 2500), то образ считается нераспознанным [3].

Заключение

В результате была разработана концептуальная модель реализации сети Хопфилда которая подлежит алгоритмизации, программированию и дальнейших испытаниях её в режиме реального времени. Предполагается, что данная сеть ляжет в основу распознавания паттернов биржевых курсов. Неисключено что данная методика нуждается в доработке, так как её описание произведено только в концептуальной форме и требует программной реализации.

К достоинствам сети Хопфилда можно отнести:

- относительно простую реализацию;
- быструю скорость обучения;
- большую масштабируемость.

Недостатком сети является малый объем памяти. Максимальное число шаблонов, можно рассчитать по следующей формуле:

$$M = \frac{N}{2 \cdot \log_2 N}, \text{ где } N - \text{число нейронов в сети.}$$

Если не придерживаться этого соотношения, сеть выдаст некий собирательный образ, в состав которого будут входить несколько исходных [3].

Список литературы

1. Малыхина М.П., Бегман Ю.В. ГИБРИДНЫЕ НЕЙРОЭКСПЕРТНЫЕ СИСТЕМЫ В ОБРАЗОВАНИИ // Инновационные процессы в высшей школе / Материалы XIV Всероссийской научно-практической конференции. 2008. С. 193-194.

2. Малыгина М.П., Шичкин Д.А. АСПЕКТЫ ПРАКТИЧЕСКОГО ПРИМЕНЕНИЯ ЦВЕТОВОГО РАЗЛИЧИЯ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ И ВЫДЕЛЕНИЯ ГРАНИЦ ИЗОБРАЖЕНИЙ / Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета = Polythematic online scientific journal of Kuban State Agrarian University. 2013. Т. 89. № 89-89 (09). С. 676-688.

3. Рыжков А.А. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ СЕТИ ХОПФИЛДА ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ И КЛАССИФИКАЦИИ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ / А. А. Рыжков // Молодой ученый. — 2012. — №5. — С. 62-67.

4. Частиков А.П., Глушко С.П., Тотухов К.Е. Система тестирования и отладки управляющих программ для промышленного робота // Журнал «Перспективы науки» № 9(11)2010 – 103 с. С. 47-51

5. Частиков А.П., Дедкова Т.Г., Алешин А.В. Системы искусственного интеллекта. От теории к практике. – Краснодар, 1998.

6. Частиков А.П., Тотухов К.Е. Создание базы знаний для интеллектуального анализа поведения виртуального робота. // Вопросы современной науки и практики. Университет им. В. И. Вернадского (ВАК) / Ассоциация «Объединённый университет им. В. И. Вернадского». – Тамбов, 2013. С.76-81

7. Частиков А.П., Тотухов К.Е. Теоретические основы интеллектуальной симуляции промышленных роботов: монография. – LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013 г. - 111 с.: ил.

8. Частиков А.П., Тотухов К.Е., Урвачев П.М. Дерево логического вывода интеллектуальной системы функционирования виртуального робота // Современные проблемы науки и образования (ВАК). – 2013. – № 2; URL: www.science-education.ru/108-8976

9. Частиков А.П., Тотухов К.Е., Урвачев П.М. Интеллектуальная диагностика состояния виртуального робота с программным управлением // Современные проблемы науки и образования (ВАК). – 2012. - № 6; URL: www.science-education.ru/106-7507

10. Частиков А.П., Тотухов К.Е., Урвачев П.М. Теоретические основы интеллектуальной диагностики виртуального робота // Современные проблемы науки и образования (ВАК). – 2013. – № 1; URL: www.science-education.ru/107-8310

11. Частикова В. А. Исследование основных параметров генетического алгоритма метода генетических схем в интеллектуальных системах, основанных на знаниях/ В. А. Частикова //Научный журнал кубгау [Электронный ресурс]. - Краснодар: кубгау, 2011. -№ 69 (5). - Шифр Информрегистра: 0421100012/0162. - Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/05/pdf/32.pdf>.

12. Частикова В.А. Оптимизация процессов поиска решений в интеллектуальных системах обработки экспертной информации на основе генетических алгоритмов. Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. - Краснодар, 2005.

References

1. Malyhina M.P., Begman Ju.V. GIBRIDNYE NEJROJEKSPERTNYE SISTEMY V OBRAZOVANII // Innovacionnye processy v vysshej shkole / Materialy XIV Vserossijskoj nauchno-prakticheskoy konferencii. 2008. S. 193-194.

2. Malyhina M.P., Shichkin D.A. ASPEKTY PRAKTIChESKOGO PRIMENENIJa CVETOVOGO RAZLICHIJa DLJa RASPOZNAVANIJa I VYDELENIJa GRANIC IZOBRAZhENIJ / Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta = Polythematic online scientific journal of Kuban State Agrarian University. 2013. Т. 89. № 89-89 (09). S. 676-688.

3. Ryzhkov A.A. PROGRAMMNAJa REALIZACIJa SETI HOPFILDA DLJa RASPOZNAVANIJa I KLASSIFIKACII JeLEKTRICHESKIH SIGNALOV / A. A. Ryzhkov // Molodoy uchenyj. — 2012. — №5. — S. 62-67.

4. Chastikov A.P., Glushko S.P., Totuhov K.E. Sistema testirovanija i otladki upravljajushhijh programm dlja promyshlennogo robota // Zhurnal «Perspektivy nauki» № 9(11)2010 – 103 s. S. 47-51

5. Chastikov A.P., Dedkova T.G., Aleshin A.V. Sistemy iskusstvennogo intellekta. Ot teorii k praktike. – Krasnodar, 1998.

6. Chastikov A.P., Totuhov K.E. Sozdanie bazy znaniy dlja intellektual'nogo analiza povedenija virtual'nogo robota. // Voprosy sovremennoj nauki i praktiki. Universitet im. V. I. Vernadskogo (VAK) / Associacija «Ob#edinjonnyj universitet im. V. I. Vernadskogo». – Tambov, 2013. S.76-81

7. Chastikov A.P., Totuhov K.E. Teoreticheskie osnovy intellektual'noj simuljaciji promyshlennyh robotov: monografija. – LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013 g. - 111 s.: il.

8. Chastikov A.P., Totuhov K.E., Urvachev P.M. Derevo logicheskogo vyvoda intellektual'noj sistemy funkcionirovanija virtual'nogo robota // Sovremennye problemy nauki i obrazovanija (VAK). – 2013. – № 2; URL: www.science-education.ru/108-8976

9. Chastikov A.P., Totuhov K.E., Urvachev P.M. Intellektual'naja diagnostika sostojanija virtual'nogo robota s programmnyj upravleniem // Sovremennye problemy nauki i obrazovanija (VAK). – 2012. - № 6; URL: www.science-education.ru/106-7507

10. Chastikov A.P., Totuhov K.E., Urvachev P.M. Teoreticheskie osnovy intellektual'noj diagnostiki virtual'nogo robota // Sovremennye problemy nauki i obrazovanija (VAK). – 2013. – № 1; URL: www.science-education.ru/107-8310

11. Chastikova V. A. Issledovanie osnovnyh parametrov geneticheskogo algoritma metoda geneticheskijh shem v intellektual'nyh sistemah, osnovannyh na znaniyah/ V. A. Chastikova // Nauchnyj zhurnal kubgau [Jelektronnyj resurs]. - Krasnodar: kubgau, 2011. -№ 69 (5). - Shifr Informregistra: 0421100012/0162. - Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/05/pdf/32.pdf>.

12. Chastikova V.A. Optimizacija processov poiska reshenij v intellektual'nyh sistemah obrabotki jekspertnoj informacii na osnove geneticheskijh algoritmov. Dissertacija na soiskanie uchenoj stepeni kandidata tehniceskijh nauk. - Krasnodar, 2005.