

УДК 004.67

UDC 004.67

05.00.00 Технические науки

Technical sciences

**НЕЙРОСЕТЕВОЙ АЛГОРИТМ  
РАСПОЗНАВАНИЯ ПАТТЕРНОВ В  
КОТИРОВКАХ ФОНДОВЫХ БИРЖ**

**NEURAL NETWORK ALGORITHMS OF  
PATTERN RECOGNITION IN THE STOCK  
EXCHANGE RATE**

Частиков Аркадий Петрович  
к.т.н., профессор кафедры информационных  
систем и программирования *ФГБОУ ВО*  
*“Кубанский государственный технологический*  
*университет”*, Краснодар, Россия  
*350020, улица Московская, 2, Краснодар, Россия*

Chastikov Arkadiy Petrovich  
Cand.Tech.Sci., professor in the department of  
information systems and programming  
*FGBOU VO “Kuban State Technological University”*,  
*Krasnodar, Russia*  
*350020, Moscow street, 2, Krasnodar, Russia*

Урвачев Павел Михайлович  
аспирант кафедры информационных систем и  
программирования  
[p.m.urvachev@gmail.com](mailto:p.m.urvachev@gmail.com) *ФГБОУ ВО “Кубанский*  
*государственный технологический университет”*,  
*Краснодар, Россия 350020, улица Московская, 2,*  
*Краснодар, Россия*

Urvachev Pavel Mihaylovich  
[p.m.urvachev@gmail.com](mailto:p.m.urvachev@gmail.com)  
*FGBOU VO “Kuban State Technological University”*,  
*Krasnodar, Russia 350020, Moscow street, 2,*  
*Krasnodar, Russia*

Шевченко Дмитрий Валерьевич  
главный специалист отдела систем  
автоматизированного проектирования  
[shevchenkodv@inbox.ru](mailto:shevchenkodv@inbox.ru)  
*ООО ИК «СИБИНТЕК» филиал «Макрорегион*  
*ЮГ» Краснодарское РПУ*  
*350063, ул. Рашилевская, 21, г. Краснодар, Россия*

Shevchenko Dmitry Valerievich  
Chief Specialist of the computer-aided design systems  
[shevchenkodv@inbox.ru](mailto:shevchenkodv@inbox.ru)  
*IR "Sibintek" LLC branch "Macroregion SOUTH"*  
*Krasnodar RPU, 350063, Rashpilevskaya street, 21,*  
*Krasnodar, Russia*

Последние исследования показывают, что паттерны фондовых индексов могут содержать полезную информацию для предсказания цен на фондовом рынке. В данный момент существуют два базовых алгоритма распознавания паттернов: совпадение по правилу и совпадение по шаблону. Тем не менее, оба алгоритма требуют участия эксперта в предметной области. Для решения данных проблем в работе предлагаются подход распознавания паттернов индексов фондовых бирж на основе искусственных нейронных сетей. Эксперимент показывает, что нейронная сеть способна эффективно обучаться характеристикам паттернов и распознавать их с высокой точностью

Recent research shows that patterns of stock market indices may contain useful information for the prediction of the stock market price. Currently, there are two basic pattern recognition algorithm: Match the rule and pattern matching. However, both algorithms require the participation of experts in the subject area. To solve these problems, the proposed approach is the recognition of patterns stock exchange indexes based on artificial neural networks. The experiment shows that the neural network is able to effectively study the characteristics of patterns and recognize them with high accuracy

Ключевые слова: НЕЙРОННАЯ СЕТЬ, ПАТТЕРН, КОНЦЕПТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ, ОБРАЗ

Keywords: NEURAL NETWORKS, PATTERN CONCEPTUAL MODEL, IMAGE

**Doi: 10.21515/1990-4665-127-020**

**Введение**

В применении к фондовым инвестициям, технический анализ был широко изучен исследовательскими сообществами и паттерны считаются

одним из наиболее значимых подходов в этой области. Поиск решения задачи прогнозирования фондового рынка стимулирует развитие компьютерных алгоритмов анализа и распознавания паттернов [1-2, 5].

На протяжении долгого времени проводились исследования поведения фондовых индексов, в ходе которых испытатели суммировали многие технические паттерны и их пользу в принятии инвесторских решений, и в результате паттерны были разбиты на две категории: продолжающийся и реверсивный паттерн. Продолжающийся паттерн показывает, что фондовая цена будет продолжать выбранный тренд движения, тогда как реверсивный паттерн указывает, что цена будет двигаться к обратному тренду.

На рисунке 1 изображены типичные примеры продолжающегося (а) и реверсивного (б) паттернов.

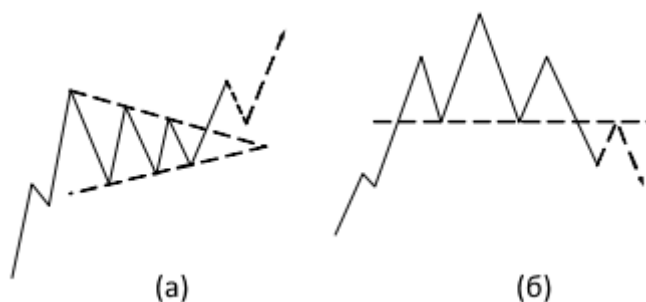


Рисунок 1 – Типовые примеры продолжающегося (а) и реверсивного (б) паттернов.

Как уже было сказано ранее, для финансистов-практиков не представляется возможным проанализировать паттерны сотен тысяч биржевых индексов без профессиональной помощи. Здесь поддержку оказывают учёные, разрабатывающие компьютерные алгоритмы распознавания паттернов. В последние годы нейронные сети (НС) стремительно набирают популярность среди биржевых аналитиков. Например, в работе [3] показано применение НС для распознавания триангулярных паттернов. Недостатком показанного метода является необходимость манипулировать каждой временной точкой в ряду

отдельно. В настоящей работе предложено как преодолеть данный недостаток путём разбиения входных данных (временного ряда) на последовательности трендовых сегментов с поправкой на величину цены в последней временной точке сегмента. Таким образом, сегменты с поправками, вместо полноценного временного ряда, представлены как компоненты, подаваемые на вход нейронной сети, что в сравнении с работой [3] не только сокращает вычислительную сложность, но и позволяет менять зернистость паттернов анализа индексов биржи путём изменения величины сегментов.

### **Выделение признаков**

Временной ряд изменения фондового индекса может быть представлен в виде кривой на плоскости. Как показано на рисунке 2, ось X представляет торговые дни, а Y – значения цен на закрытии дня.

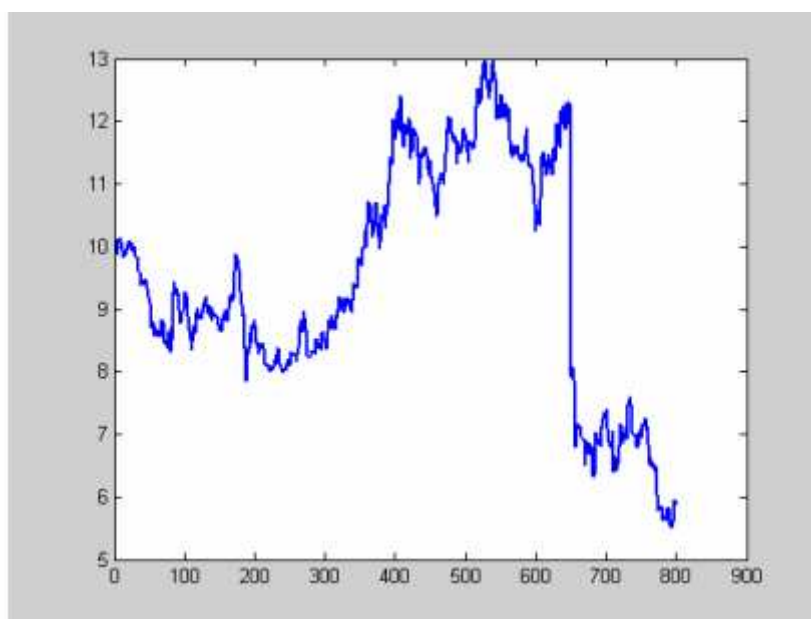


Рисунок 2 – Изменение фондового индекса на 900-дневном промежутке времени.

Поскольку временной ряд фондового индекса содержит большое число точек, анализ паттернов напрямую из исходных данных подобного вида представляет собой сложную задачу с точки зрения временных затрат. Поэтому, должен быть использован упрощенный, но эффективный

метод представления временных рядов. В этой работе применяется метод сегментации временного ряда для упрощения выделения паттернов.

Существуют три метода для реализации сегментации тренда: метод сдвигаемого окна, метод «сверху-вниз» и «снизу-вверх» [4].

Для временного ряда из числа точек, равного  $T$ , вычислительная сложность алгоритмов сдвигаемого окна и «снизу-вверх» равна  $O(T)$ , а для алгоритма «сверху-вниз» -  $O(T^2)$ . Решено сделать выбор в пользу алгоритма «снизу-вверх» и реализовать его в следующем виде:

1. Ввести данные точек  $(2i-1)$  и  $2i$  в один сегмент, так что временной ряд делится на  $T/2$  сегментов.
2. Вычислить стоимость объединения двух смежных сегментов вместе (кратко «стоимость объединения»).
3. Объединить вместе два смежных сегмента, чья стоимость объединения минимальна
4. Если номер текущего сегмента больше  $T/K$ , вернуться к 3, иначе идти к 5.
5. Соединить соседние сегменты по принципу «голова к хвосту», формируя линию типа «зиг-заг».
6. Объединить смежные сегменты, если они образуют одинаковый тренд.
7. Удалить те сегменты, где крайне незначительные колебания цены.
8. Если  $i$ -ый сегмент имеет тренд на подъём, тогда как  $(i+1)$ -ый – на понижение, передвинуть правый край бывшего (т.е. левого конца последнего) к максимальной точке внутри двух сегментов, и наоборот.
9. Если результат сегментации меняется в пределах шага 6,7 или 8, идти к 6, иначе к 10.
10. Вернуть последовательность сегментов тренда.

На рисунке 3(а) показан примерный результат сегментации при  $k=5$ : число сегментов 111, а на рисунке 3(б)  $k=26$ : число сегментов 19.

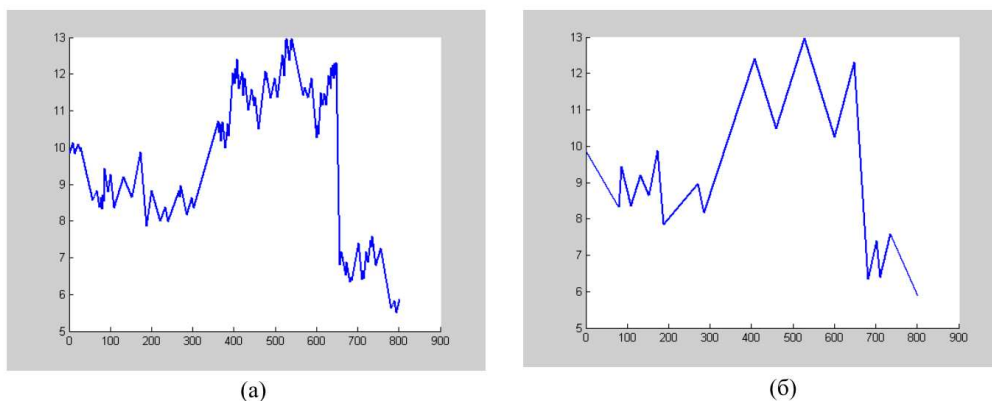


Рисунок 3 – Примеры сегментации при  $k=5$  и  $k=26$ .

Паттерн состоит из нескольких последовательных сегментных трендов. Например, временной ряд длиной  $T$  может быть разделен на  $m$  сегментных трендов, где последовательность сегментов представляет собой  $(s_1, s_2, \dots, s_m)$ . Когда длина временного окна  $w$ , мы можем извлечь  $m-w+1$  частей из последовательности сегментов, т.е.  $(s_1, s_2, \dots, s_w)$ ,  $(s_2, s_3, \dots, s_{w+1})$ ,  $\dots$ ,  $(s_{m-w+1}, s_{m-w+2}, \dots, s_m)$ .

Согласно рисунку 4, при длине окна времени, равной 7, конечные точки сегментов помечаются как 0, 1, 2, ... 7, и эти сегменты переводятся в 8 соответствующих значений цены:  $y_0, y_1, \dots, y_8$ . Чтобы убрать влияния колебаний, следует привести цену к нормальной форме, т.е. к  $[0, 1]$ .

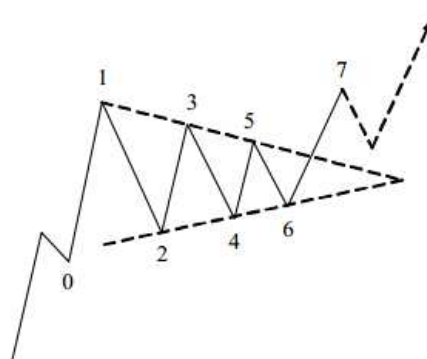


Рисунок 4 – Отметки начальных и конечных точек сегментов.

Эти восемь точек описываются уравнениями (1)-(3).

$$p_1 = \begin{cases} 1 & \text{при } y_1 - y_0 \geq 0 \\ -1 & \text{при } y_1 - y_0 < 0 \end{cases} \quad (1)$$

$$p_i = \frac{y_i - y_{i-1}}{y_{i-1} - y_{i-2}}, i = 2, 3, \dots, 7 \quad (2)$$

$$p_8 = \frac{y_7 - y_1}{|y_2 - y_1|} \quad (3)$$

### Распознавание паттерна нейронной сетью

В данной работе исследуются 18 типовых паттернов. Признаки, выделявшиеся в секции 2, являются входными данными для трёхслойной нейронной сети (НС), которая будет распознавать паттерны.

Трёхслойная НС предполагает, что в первом слое каждый нейрон привязан к признаку, в третьем слое каждый нейрон связан с конкретным паттерном, а средний слой т.н. «скрытый».

Обучение НС следует проводить на группе образцов, про которую известно, что внутри неё есть требуемые выходные значения, причём каждый образец должен характеризовать конкретный паттерн. В идеале, НС должна принимать образец на вход, а на выходе выдавать вектор, где все элементы нулевые кроме одного, идентифицирующего конкретный паттерн. Также необходимо предусмотреть ситуацию, когда паттерн не удалось отнести ни к одному из 18 известных.

Тогда, примем положительные вещественные  $h_1$  и  $h_2$ , близкие к 0 (напр.  $h_1=0.005$ ,  $h_2=0.01$ ), и назовём их уровнями распознавания. Тогда, для каждого входного образца, выходной вектор  $(a_1, a_2, \dots, a_M)$  НС с  $M$  нейронами идентифицирует  $i$ -ый паттерн при  $|a_i - 1| \leq h_1$  ( $1 \leq i \leq M$ ) и  $a_j \leq h_2$  ( $1 \leq j \leq M, j \neq i$ ). В противном случае паттерн не определён.

### Метрика для эксперимента по распознаванию паттернов.

С целью определения классификационной производительности НС, введём ряд метрик:

1) Точность классификации  $pr_c$ . Представляет отношение распознанных паттернов к числу возможных образцов, содержащих паттерны.

2) Точность классификации продолжающихся (реверсивных) паттернов  $spr_c$  ( $grpr_c$ ). Представляет отношение распознанных как продолжающийся (реверсивный) паттерн образцов к общему числу образцов с такими паттернами.

3) Точность изоляции  $pr_i$ . Характеризует отношение числа распознанных образцов к числу протестированных образцов.

4) Отзыв  $rs$ . Определяет отношение распознанных паттернов к размеру выборки.

5) Отзыв для продолжающихся (реверсивных) паттернов  $srs(grc)$ .

### **Эксперимент**

Рассмотрена выборка в 2029 образцов из 508 индексов Shanghai Stock Exchange, которые содержали 593 продолжающихся и 1436 реверсивных паттерна, а также 4937 образцов из 155 индексов Shenzhen Stock Exchange, на том же интервале времени, где было 54 продолжающихся и 270 реверсивных паттерна, а 4613 не принадлежали ни к тому ни к другому.

### **Обучение НС**

Испытуемая нейронная сеть НС\_А допускает 7 сегментов в образце с числом признаков 8. Входные значения должны быть нормализованы по форме  $[-1; 1]$ . Каждый из 18 выходных нейронов идентифицирует отдельный паттерн,  $h_1$  и  $h_2$  без изменений. В таблицах 1 и 2 вторая строка характеризует соответственно архитектуру и результат тестирования НС\_А.

### **Дискретизация признаков**

Таблица 2 фиксирует недостаточную точность классификации и отзыв НС\_А, что вероятно обусловлено большим разбросом признаков в

образцах при ограниченном количестве обучающих образцов. Дальнейшее исследование сущности паттернов позволило предположить, что паттерн обычно определяется относительным количеством позиций стартовых и стоповых точек внутри каждого сегмента. Тогда, например, мы можем использовать 0 для определения того, что последний ниже предыдущего, 1 что последний примерно равен предыдущему, а 2 что последний выше предыдущего. Такую обработку признаков назовём дискретизацией и введём этот подход в новую модифицированную нейронную сеть НС\_Б. Третья строка в таблицах 1 и 2 показывает, что применяющая дискретизацию признаков НС\_Б демонстрирует существенный рост точности классификации и отзыва.

### **Групповое обучение**

Согласно таблице 2, отзыв для продолжающегося паттерна стабильно ниже, независимо от применения дискретизации признака. Причина этого в том, что в обучающей выборке много реверсивных паттернов с малым количеством сегментов, что мешает обучению распознавания продолжающихся паттернов. Для решения этой проблемы, созданы две новые НС (НС\_В и НС\_Г), причём первую обучают образцами продолжающегося, а вторую – реверсивного паттернов. Из доступных 18 паттернов НС\_В распознает 10 (продолжающиеся), а НС\_Г – 8 (реверсивные).

Тогда, каждый образец должен обрабатываться обеими сетями, и если НС\_В определяет, что это продолжающийся паттерн, а НС\_Г, что реверсивный, то образец следует считать продолжающимся паттерном. Если же НС\_В не может определить тип паттерна, конечное решение Должна принять НС\_Г.

В таблице 1 четвёртая и пятая строки определяют архитектуру НС\_В и НС\_Г. В таблице 2 четвёртая строка даёт результаты тестирования НС\_В и НС\_Г.



Согласно таблицам 1 и 2 следует зафиксировать, что групповое обучение позволяет значительно повысить отзыв для продолжающихся паттернов, хотя и немного потерять в точности классификации. Таким образом, именно подход совместного применения НС\_В и НС\_Г представляется наиболее обоснованным.

Таблица 1 – Сети и их архитектуры.

Сеть	Входных нейронов	Скрытых нейронов	Выходных нейронов	$h_1$	$h_2$
НС_А	8	200	18	0.27	0.8
НС_Б	8	200	18	0.08	0.03
НС_В	8	200	10	0.01	0.01
НС_Г	6	200	8	0.01	0.01

Таблица 2 – Результаты тестирования сетей.

Сеть	$prc$	$срс_c$	$грс_c$	$pr_i$	$гс$	$срс$	$ггс$
НС_А	0.524	0.375	0.528	0.887	0.568	0.058	0.676
НС_Б	0.983		1		0.983	0.981	0.840
НС_В + НС_Г	0.963	0.796	0.993	0.995	0.951	0.722	0.996

### **Выводы.**

В связи с необходимостью анализировать большое количество данных о значениях фондовых индексов в режиме реального времени, растёт спрос на развитие нейросетевых технологий, способных решать данную задачу.

В данной работе предложен оригинальный и эффективный метод представления временных рядов, адаптированный к теории паттернов технического анализа. Согласно результатам, полученным эмпирическим путём, подход, предполагающий разделение продолжающегося и

реверсивного паттернов, и их обработка различными нейронными сетями, продемонстрировал рост точности распознавания и отклика. В качестве перспективы дальнейшего развития, целесообразно внедрить в предложенный метод принцип масштабирования паттерна, поскольку он считается наиболее значимым показателем классификации.

### Список литературы

1. Частиков А.П., Урвачев П.М., Тотухов К.Е. Гибридная нейро-экспертная система для идентификации значимых событий на графиках временных рядов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2016. № 124 (16).
2. Частиков А.П., Урвачев П.М., Тотухов К.Е. Распознавание паттернов в диаграммах управления на основе нейронных сетей с подкреплением // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2016. № 124 (10).
3. 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.
4. Малыхина 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.
5. Рыжков А.А. ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ СЕТИ ХОПФИЛДА ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ И КЛАССИФИКАЦИИ ЭЛЕКТРИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ / А. А. Рыжков // Молодой ученый. — 2012. — №5. — С. 62-67.
6. 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
7. Частиков А.П., Дедкова Т.Г., Алешин А.В. Системы искусственного интеллекта. От теории к практике. – Краснодар, 1998.
8. 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
9. Частиков А.П., Тотухов К.Е. Теоретические основы интеллектуальной симуляции промышленных роботов: монография. – LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013 г. - 111 с.: ил.
10. 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](http://www.science-education.ru/108-8976)
11. 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](http://www.science-education.ru/106-7507)

12. 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](http://www.science-education.ru/107-8310)

13. 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>.

14. 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.

15. Частикова В.А., Власов К.А., Картамышев Д.А. Обнаружение DDoS-атак на основе нейронных сетей с применением метода роя частиц в качестве алгоритма обучения // Фундаментальные исследования. 2014. № 8-4. С. 829-832.

16. Частикова В.А., Картамышев Д.А., Власов К.А. Нейросетевой метод защиты информации от DDoS-атак // Современные проблемы науки и образования. 2015. № 1-1. С. 183.

17. Частиков А.П., Малыхина М.П., Урвачев П.М. Анализ распознавания паттернов нейросетевыми методами // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. 2014. № 98. С. 457-467.

18. Частиков А.П., Алешин А.В., Частикова В.А. Выявление аномалий в базах знаний интеллектуальных систем // в сборнике: Пятьдесят лет развития кибернетики Труды международной научно-технической конференции. Посвящается 100-летию Санкт-Петербургского государственного технического университета (Политехнического института). 1999. С. 123-124.

19. Малыхина М.П., Бегман Ю.В. НЕЙРОСЕТЕВАЯ ЭКСПЕРТНАЯ СИСТЕМА НА ОСНОВЕ ПРЕЦЕДЕНТОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМ АБОНЕНТОВ СОТОВОЙ СВЯЗИ // Краснодар, 2011.

### References

1. Chastikov A.P., Urvachev P.M., Totuhov K.E. Gibridnaja nejro-jekspertnaja sistema dlja identifikacii znachimyh sobytij na grafikah vremennyh rjadov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2016. № 124 (16).

2. Chastikov A.P., Urvachev P.M., Totuhov K.E. Raspoznavanie patternov v diagrammah upravlenija na osnove nejronnyh setej s podkrepleniem // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2016. № 124 (10).

3. 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.

4. Malyhina M.P., Shichkin D.A. ASPEKTY PRAKTICHESKOGO PRIMENENIJA CVETOVOGO RAZLICHIA 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. T. 89. № 89-89 (09). S. 676-688.

5. Ryzhkov A.A. PROGRAMMNAJa REALIZACIJa SETI HOPFILDA DLJa RASPOZNAVANIJa I KLASSIFIKACII JeLEKTRICHESKIH SIGNALOV / A. A. Ryzhkov // Molodoy uchenyj. — 2012. — №5. — S. 62-67.
6. 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
7. Chastikov A.P., Dedkova T.G., Aleshin A.V. Sistemy iskusstvennogo intellekta. Ot teorii k praktike. – Krasnodar, 1998.
8. 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
9. Chastikov A.P., Totuhov K.E. Teoreticheskie osnovy intellektual'noj simuljaciji promyshlennyh robotov: monografija. – LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013 g. - 111 s.: il.
10. 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](http://www.science-education.ru/108-8976)
11. 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](http://www.science-education.ru/106-7507)
12. 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](http://www.science-education.ru/107-8310)
13. 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>.
14. 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.
15. Chastikova V.A., Vlasov K.A., Kartamyshev D.A. Obnaruzhenie DDoS-atak na osnove nejronnyh setej s primeneniem metoda roja chastic v kachestve algoritma obuchenija // Fundamental'nye issledovanija. 2014. № 8-4. S. 829-832.
16. Chastikova V.A., Kartamyshev D.A., Vlasov K.A. Nejrosetevoj metod zashhity informacii ot DDoS-atak // Sovremennye problemy nauki i obrazovanija. 2015. № 1-1. S. 183.
17. Chastikov A.P., Malyhina M.P., Urvachev P.M. Analiz raspoznavanija patternov nejrosetevymi metodami // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta. 2014. № 98. S. 457-467.
18. Chastikov A.P., Aleshin A.V., Chastikova V.A. Vyjavlenie anomalij v bazah znaniy intellektual'nyh sistem // v sbornike: Pjat'desjat let razvitija kibernetiki Trudy mezhdunarodnoj nauchno-tehnicheskoi konferencii. Posvjashhaetsja 100-letiju Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo tehniceskogo universiteta (Politehnicheskogo instituta). 1999. S. 123-124.
19. Malyhina M.P., Begman Ju.V. NEJROSETEVAJa JeKSPERTNAJa SISTEMA NA OSNOVE PRECEDENTOV DLJa RESHENIJa PROBLEM ABONENTOV SOTOVOJ SVJaZI // Krasnodar, 2011.