

УДК 519.711: 004.85

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ НА ВАЛЮТНОМ РЫНКЕ

В.А. РЫБАК, Х.М. СУЛАЙМАН

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
П. Бровки, 6, Минск, 220013, Беларусь

Поступила в редакцию 9 декабря 2013

Выполнен анализ существующих научных подходов и средств для поддержки принятия решений на фондовом и валютном рынках. Обосновано применение элементов искусственного интеллекта – нейронных сетей.

Ключевые слова: валютный рынок, нейронные сети, системы поддержки принятия решений.

Введение

Стабильность роста доходности ценных бумаг фондового рынка за период 2000–2007 гг. позволяла инвесторам получать прибыль, используя традиционный инструментарий технического анализа статистических данных, адекватный закономерностям изменений финансовых показателей в условиях растущей экономики. При нестабильности финансовых рынков в период кризиса данный инструментарий оказался недостаточно эффективным, что вызвало необходимость модификации торговых стратегий, обеспечивающих приемлемый уровень прибыли для участников фондового рынка при увеличении волатильности и рисков вложений в активы. Необходимость учета этих сценариев в ходе работы на фондовом рынке требует дальнейшего совершенствования методов и инструментальных средств поддержки принятия инвестиционных решений, что и определяет актуальность темы диссертационного исследования [1].

Большинство авторов рассматривали финансовые рынки в период их стабильного развития. Вопросы принятия решений на фондовых рынках в условиях значительной волатильности доходностей и рисков ценных бумаг, свойственных периодам нестабильности, не получили должного освещения в научных трудах. Вместе с тем, в условиях нестабильности финансового рынка инструментальные средства поддержки принятия решений могут давать ложные сигналы о покупке или продаже актива, а ранее прибыльные алгоритмы торговли приводить к значительным убыткам. Недостаточная разработанность проблематики построения универсальных формализованных торговых стратегий и соответствующих им торговых систем, применимых в условиях стабильного и нестабильного поведения фондового рынка, определила тематику данных исследований [1].

Теоретический анализ

В рамках проведенных исследований [1] автором описана общая блок-схема алгоритма разработки торговых систем (ТС). В соответствии с ней после сбора данных и построения торговой системы происходит ее внедрение в программу технического анализа и тестирование ТС. Далее производится анализ эффективности, и в случае положительного результата ТС вводится в эксплуатацию.

В качестве основных инструментальных средств технического анализа в работе применяются технические индикаторы и японские свечи. В настоящее время известны сотни

технических индикаторов (ТИ), которые общепринято делить на две основные группы: «трендовые» и осцилляторы. К первой группе относят ТИ, которые сигнализируют о зарождении, продолжении или угасании трендовой направленности движения рынка.

Вторая группа индикаторов выявляет небольшие краткосрочные колебания цены. Кроме технических индикаторов для анализа тенденций фондового рынка применяются комбинации японских свечей, называемые свечными моделями. Большинство из применявшихся ранее ТИ и моделей японских свечей использовались для разработки торговых стратегий, ориентированных на стабильные условия фондового (валютного) рынка, без учета специфики скачкообразных колебаний цены во время кризиса.

В дополнение к имеющимся инструментальным средствам технического анализа в работе [1] предложены новые ТИ, позволяющие на их основе разрабатывать универсальные торговые системы, которые эффективно работают в условиях неопределенного поведения рынка, характерного для послекризисного периода. Одним из них является индикатор *POnew*, разработанный на основе модификации классического индикатора *Price Oscillators (PO)*, представляющего собой выраженную в процентах разницу между короткой и более длинной скользящими средними. С помощью *PO* можно отсеять хаотичные краткосрочные флуктуации цен, которые могут служить ошибочными сигналами при принятии решений. Технический индикатор *PO* может проявлять эффект проскальзывания цены (заклучение сделки по цене худшей, чем цена, рекомендованная ТС из-за задержки обработки заявки пользователем). С целью устранения этого недостатка индикатор *POnew* строится не по цене закрытия, а по усредненной цене. Технический индикатор *POnew* определяется следующим выражением:

$$POnew = \left(\frac{\frac{1}{n_1} \sum_{i_1=k_1-n_1+1}^{k_1} \frac{(h_{i_1} + l_{i_1} + c_{i_1})}{3}}{\frac{1}{n_2} \sum_{i_2=k_2-n_2+1}^{k_2} \frac{(h_{i_2} + l_{i_2} + c_{i_2})}{3}} - 1 \right) \cdot 100,$$

где h_{i_1} , h_{i_2} – максимальная цена периода i_1 и i_2 для первой и второй скользящих средних соответственно, l_{i_1} , l_{i_2} – минимальная цена периода i_1 и i_2 для первой и второй скользящих средних соответственно, c_{i_1} , c_{i_2} – цена закрытия периода i_1 и i_2 для первой и второй скользящих средних соответственно, n_1 , n_2 – полное число периодов, используемое для вычисления первой и второй скользящей средней, k_1 – номер позиции периода, для которого вычисляется первая скользящая средняя длиной n_1 , в полной базе данных всех периодов, k_2 – номер позиции периода, для которого вычисляется вторая скользящая средняя длиной n_2 , в полной базе данных всех периодов. Также автором предложена новая расчетные формула для вычисления стохастического осциллятора RSI_p .

Анализ доходности разработанных ТС как во внекризисном, так и в кризисном периодах показывает, что наилучшие результаты достигаются торговыми системами: «Stochastic ot RSI», «RSI & Bollinger», «2LRI&POnew», «Moving & Stochastic» [1]. Необходимо отметить, что хотя автор в целом решил поставленные в указанном исследовании задачи, предложенные ТС базируются на простых, зачастую линейных, индикаторах, применение которых, на наш взгляд, не может обеспечить достаточную стабильность и доходность на высоко волатильных рынках.

Схожую цель ставит перед собой и Ю.Н. Журавлева, которая предлагает модели и алгоритмы поддержки принятия решений по управлению краткосрочным инвестиционным портфелем [2].

Самыми распространенными и известными на сегодняшний день моделями управления портфелем ценных бумаг, по мнению автора, являются: модель Марковица, модель Шарпа (Capital asset pricing model, CAMP), модель Росса (Arbitrage Pricing Theory, APT). Установлено, что построение структуры оптимального портфеля с помощью рассматриваемых моделей не позволяет построить краткосрочный инвестиционный портфель.

Наиболее эффективной моделью оценки рыночного риска в финансовых задачах является модель VAR (Value – at-Risk стоимость под риском).

Проведенные автором исследования позволили выделить и ранжировать ряд независимых переменных, которые оказывают непосредственное влияние на доходность финансового инструмента и поэтому должны учитываться при оценке риска инвестирования. Указанные переменные сгруппированы в четыре блока: валютный, фондовый, процентный и товарный, влияние которых составляет соответственно 30,29, 26,18, 25,68 и 25,12 %.

Вторая модель прогнозирования доходности финансового инструмента строится на основе многослойной нейронной сети. В задачах прогнозирования финансовых рядов с помощью нейронных сетей выделяют следующие подзадачи: погружение, выделение признаков, обучение нейронных сетей, построение моделей, реализующих решение задачи.

Очевидно, что целью задач прогнозирования является поиск нейронной сети, которая бы наилучшим образом строила отображение $F: X \rightarrow Y$, обобщающее сформированный на основе ценовой динамики набор примеров $\{x_k, y_k\}$. В качестве входной информации использовали параметры $x_1, \dots, x_k$, полученные методом пошагового отбора зависимых переменных для регрессионной модели и доходности финансовых переменных Y .

Для построения прогнозов доходности финансовых инструментов выбрана многослойная сеть обратного распространения, обученная с помощью алгоритма обратного распространения, для которого требуется выполнить следующее:

- выбрать очередную обучающую пару из обучающего множества $\{x_k, y_k\}$; подать входной вектор на вход сети;
- вычислить выход сети OUT;
- вычислить разность между выходом сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары Target);
- подкорректировать веса сети так, чтобы минимизировать ошибку;
- повторить шаги с 1 по 4 для каждого вектора обучающего множества до тех пор, пока ошибка на всем множестве не достигнет приемлемого уровня.

В результате обучения многослойной сети для десяти финансовых инструментов были получены прогнозные значения доходности. При этом качество краткосрочного прогноза доходности, зависящего от множества показателей финансовой системы на основе нейронной сети, оказалось выше прогноза доходности на основе линейной многофакторной регрессии.

Заслуживающей особого внимания представляется изложенная автором идея идентификации характера движения на финансовом рынке при помощи фрактального анализа. На основании индекса фрактальности движение может быть четко отнесено к: тренду, флэту, или к случайному блужданию. Использование коэффициента наклона линии линейной регрессии, рассчитываемый по 16-ти предыдущим точкам, позволило автору выделить условия «устойчивого растущего и падающего тренда».

В целом, на наш взгляд, представленные в [2] модели и алгоритмы поддержки принятия решений по управлению краткосрочным инвестиционным портфелем могут быть улучшены применением элементов искусственного интеллекта для всей цепочки процесса, а не только в качестве инструмента для прогнозирования доходности.

Очевидно, что наличие исследований в области поддержки принимаемых решений по управлению инвестициями отражает реальный интерес к данной проблеме, а также ее неразработанность. Продолжая тему управления портфелем ценных бумаг необходимо рассмотреть работу А.В. Яремчука. По мнению автора, на протяжении двух последних десятилетий широкое распространение получили подходы, модели и методы, позволяющие в той или иной степени учитывать влияние сопутствующих рисков через их количественную оценку и прогнозировать изменение цен активов. Такие возможности предоставляют: методы стохастической финансовой математики, нейронные сети, регрессионный анализ, технический анализ, методы сценарного прогнозирования и другие.

Методы стохастической финансовой математики позволяют решать задачи, связанные с оценкой и вычислением рисков инвестиционного портфеля. Стохастический подход предполагает построение модели, описывающей динамику изменения рыночных цен активов, дает набор инструментов для оценки параметров и позволяет описывать цены и риски срочных контрактов. Основные недостатки методов, разрабатываемых в рамках данного подхода – в их

математической сложности и недостаточной адекватности описания инструментов инвестирования, относящихся к разным сегментам рынка, совместного поведения цен инструментов.

К основным достоинствам подхода, основанного на нейронных сетях, следует отнести возможность самообучения, позволяющую учитывать нелинейные зависимости между переменными, давать на выходе конкретный прогноз при неизвестных базовых закономерностях между входными и выходными данными. Основным недостатком методов, основанных на нейронных сетях, является невозможность учитывать ситуации, не предусмотренные разработчиком.

Методы, основанные на регрессионном анализе, дают возможность получить прогноз и оценить его качество. Кроме этого можно установить форму и характер зависимости между входными данными и результатом. Основными недостатками данных методов прогноза цен на активы следует считать недостаточную устойчивость к изменениям входной информации, сложности, связанные с построением регрессионной модели, а также высокую чувствительность к модели распределения шума.

Основным достоинством методов технического анализа является простота интерпретации полученных результатов. К основным недостаткам можно отнести их эвристический характер и отсутствие возможности количественной оценки рисков. Предполагается, что эти методы работают хорошо потому, что их использует большое количество участников торгов.

Наиболее предпочтительным, по мнению автора, является метод сценарного прогнозирования (сценарный анализ) – метод мониторинга и управления рисками, основанный на моделировании возможных ситуаций и построении вероятностного прогноза при помощи определенного математического аппарата с последующей количественной оценкой рисков [3].

Данные исследования еще раз подтвердили актуальность выбранной нами темы и эффективность применения нейронных сетей для создания системы поддержки принятия решений на фондовом (валютном) рынке.

Исходя из проведенного анализа, авторы сформулировали следующую цель исследования: разработать и реализовать методы и средства интеллектуальной поддержки принятия решений на валютном рынке.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие основные задачи:

1. Осуществить анализ существующих параметров и индикаторов валютного рынка, выделить наиболее репрезентативные.
2. Разработать процедуру формирования обучающей выборки с учетом выбранных параметров и индикаторов.
3. Выбрать оптимальную модель нейронной сети для осуществления ее обучения и использования в качестве инструмента поддержки принятия решений на валютном рынке.
4. Сравнить эффективность разработанной системы с существующими аналогами.

Результаты и их обсуждение

Далее описывается программа исследований для формирования обучающей выборки для нейронной сети, которая будет использоваться в качестве инструмента поддержки принятия решений на валютном рынке.

Формирование обучающей выборки может быть выполнено, в общем случае, двумя путями – либо экспертом, либо автоматически. Первый путь, очевидно, не смотря на возможную предпочтительность с точки зрения простоты, обладает высоким уровнем субъективизма. Поэтому был выбран второй вариант.

Для получения реальных хронологических данных об уровне цен на валютном рынке была использована наиболее распространенная торговая платформа MetaTrader версии 4. В качестве валютной пары на основании наибольшего объема осуществляемых сделок была выбрана пара доллар США / Евро. Временной интервал графиков торговли может быть выбран различным, но с учетом волатильности предпочтительнее выглядит среднесрочная стратегия на четырехчасовых графиках.

Используя встроенные функции программы MetaTrader сформируем историю котировок за прошедший год в виде отдельного файла (меню «Сервис – Архив котировок – Экспорт», рис. 1). Записями в нем будут строки, состоящие из даты и времени котировки, значений открытия, максимума, минимума и закрытия интервала, а также объема торгов.

Время	Открытие	Максимум	Минимум	Закрытие	Объем
2013.07.29 16:00	1.32585	1.32637	1.32424	1.32433	2850
2013.07.29 12:00	1.32851	1.32948	1.32490	1.32584	10891
2013.07.29 08:00	1.32785	1.32917	1.32609	1.32850	9448
2013.07.29 04:00	1.32889	1.32925	1.32748	1.32790	3690
2013.07.29 00:00	1.32856	1.32934	1.32753	1.32888	3167
2013.07.26 20:00	1.32798	1.32895	1.32726	1.32768	4892
2013.07.26 16:00	1.32613	1.32940	1.32548	1.32797	12854
2013.07.26 12:00	1.32869	1.32937	1.32524	1.32613	10612
2013.07.26 08:00	1.32791	1.32966	1.32723	1.32868	9170
2013.07.26 04:00	1.32746	1.32883	1.32702	1.32790	4474
2013.07.26 00:00	1.32767	1.32819	1.32684	1.32743	3284
2013.07.25 20:00	1.32283	1.32953	1.32262	1.32765	8720
2013.07.25 16:00	1.32246	1.32396	1.32098	1.32280	12435
2013.07.25 12:00	1.31854	1.32384	1.31656	1.32241	12880
2013.07.25 08:00	1.32109	1.32364	1.31802	1.31854	10079
2013.07.25 04:00	1.31937	1.32109	1.31936	1.32109	2787
2013.07.25 00:00	1.32002	1.32008	1.31876	1.31938	3006
2013.07.24 20:00	1.32054	1.32193	1.31774	1.32003	6562

Рис. 1. Окно архива котировок программы MetaTrader 4

Для обработки полученной информации необходимо разработать алгоритм, который позволит выделить точки входа в рынок – сигналы на покупку либо продажу.

К основным параметрам алгоритма относятся: временной шаг обработки t , максимальная продолжительность сделки $T_{\max}$, величина приемлемого убытка Z , величина желаемой прибыли P . При этом для каждого шага алгоритм после обработки архива котировок должен предложить одно из трех действий: покупать, продавать либо находиться вне рынка.

Блок-схема разработанного алгоритма представлена на рис. 2. После обработки котировок получается массив B , элементы которого являются торговыми сигналами.

Очевидно, что сигналы получены в ситуации, когда известны котировки валютной пары на перспективу. Однако в реальной жизни необходимо принимать решения, не имея подобной информации. Поэтому представляет научный интерес выделить ряд индикаторов, изменения значений которых были бы тесно связаны с сигналами.

В настоящее время имеется более сотни различных индикаторов, которые могут применяться на валютном рынке, и процесс их разработки пользователями продолжается. Использование встроенных в программу MetaTrader индикаторов показало, что корреляционная связь между ними и числовым рядом торговых сигналов практически отсутствует. Так для часто используемого для анализа ситуации на рынке индикатора двух средних (АРО) с периодами 90 и 13 коэффициент корреляции составил 0,04.

Для повышения зависимости между исследуемыми числовыми рядами было принято решение модифицировать первоначальный алгоритм, в результате работы которого торговые сигналы представляют собой наибольшее положительное число в пунктах, на которое можно открыть покупку валюты, либо отрицательное число, на которое можно открыть продажу валюты, либо ноль – если за расчетный промежуток времени $T_{\max}$ величина риска превысила Z . В результате коэффициент корреляции между указанными выше величинами увеличился до 0,3. Важно отметить, что при отказе от ограничения риска коэффициент корреляции увеличивается до 0,4.

Для выделения наиболее репрезентативных индикаторов авторами был проведен регрессионный анализ, в результате которого из представленных в таблице индикаторов были выбраны пять с наибольшими коэффициентами корреляции.

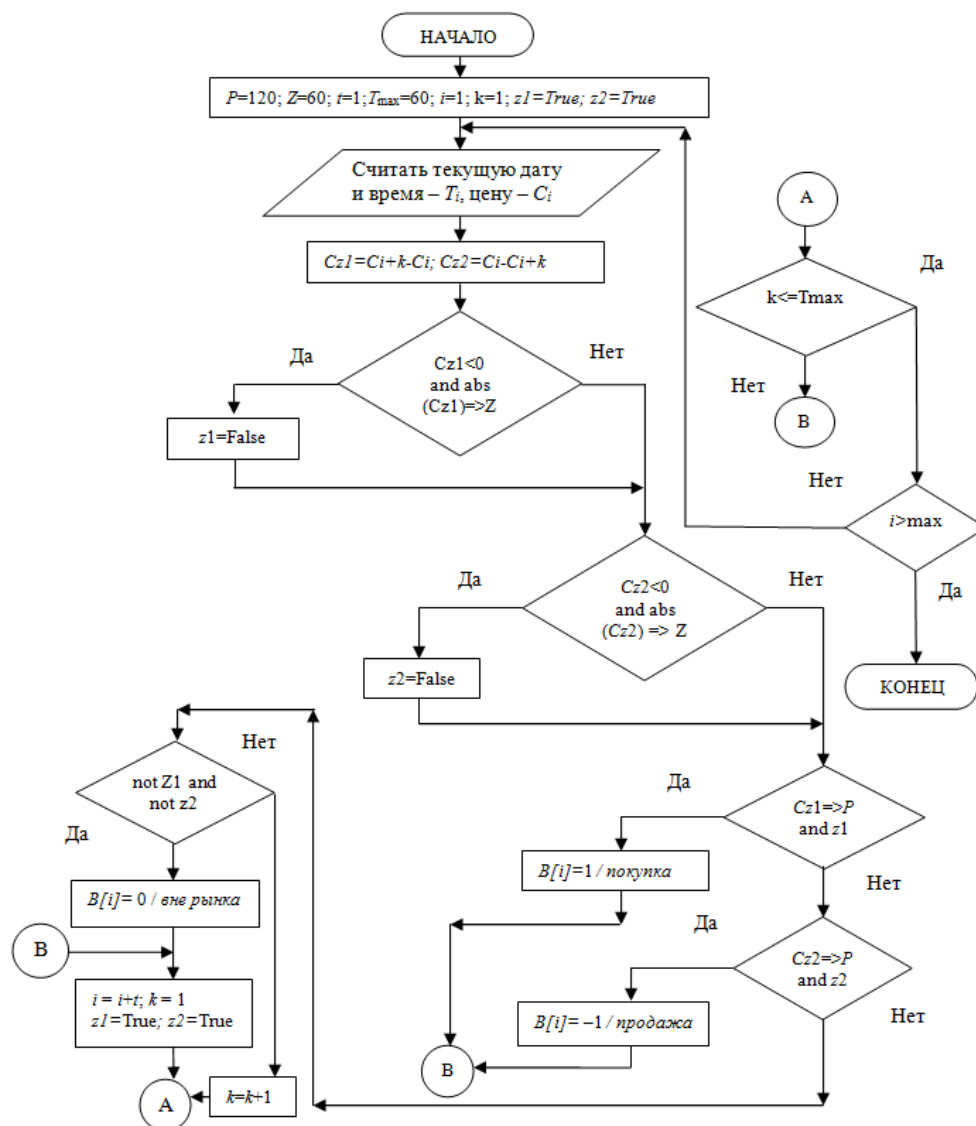


Рис. 2. Блок-схема алгоритма формирования торговых сигналов

Перечень исследованных индикаторов

Имя индикатора	Описание	Коэффициент корреляции
APO (absolute price oscillator)	Разность между значениями средней цены, например, за 90 и 13 предыдущих интервалов	0,4
Stochastic Oscillator	Стохастический осциллятор	0,014
Relative Strength Index (RSI)	Индекс относительной силы	
Standard Deviation	Среднеквадратическое отклонение	-0,07
Moving Average Convergence-Divergence (MACD)	Схождение-расхождение скользящих средних	0,38
MADiff (OsMA)	Разность между сглаженным и не сглаженным осцилляторами	0,27
Accumulation / Distribution	Индикатор изменения объемов	0,14
Parabolic	Трендовый индикатор	0,21
Ichimoku (индикатор Ишимоку Кинко Хайо)	Позволяет определить рыночный тренд, а также уровни поддержки/ сопротивления	0,31

Таким образом, обучающую выборку будут составлять значения выбранных индикаторов (в роли входных параметров) и значения торговых сигналов, полученные в результате обработки модифицированным алгоритмом реальных котировок (выходной параметр).

Заключение

В результате проведенного анализа подтвердилось актуальность применения нейронных сетей для поддержки принятия решений на валютном рынке. Разработанный алгоритм создания торговых сигналов и выделенные индикаторы позволили определить методику формирования обучающей выборки. Этап выбора структуры нейронной сети и ее обучение будет описано в последующих публикациях.

NEURAL NETWORK TRAINING TO SUPPORT DECISION MAKING ON FOREX MARKET

V.A. RYBAK, H.M. SULAIMAN

Abstract

The analysis confirmed the relevance of the application of neural networks for decision support in the Forex. Designed algorithm for creating trading signals and selected indicators will determine how the formation of the training sample. The step of selecting the neural network structure and its training will be described in subsequent publications.

Список литературы

1. *Емельянова Э.С.* Методы и инструментальные средства поддержки принятия решений на фондовом рынке: Автореф. дис. ... канд. экон. наук. Москва, 2005.
2. *Журавлева Ю.Н.* Модели и алгоритмы поддержки принятия решений по управлению краткосрочным инвестиционным портфелем: Автореф. дис. ... канд. техн. наук. Сургут, 2012.
3. *Яремчук А.В.* Информационно-аналитические методы и алгоритмы поддержки принятия решений при управлении портфелем ценных бумаг на основе сценарного подхода к прогнозированию: Автореф. дис. ... канд. экон. наук : Санкт-Петербург, 2011.