

## МЕТОДЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО И ФРАКТАЛЬНОГО КОМПЬЮТЕРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА И ПРОГНОЗА ДИНАМИКИ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ПРОИЗВОДНЫХ ФИНАНСОВЫХ ИНСТРУМЕНТОВ НА ЗЕРНОВОМ РЫНКЕ

А.М. Лопухин

Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина  
(Елец, Россия)

**Аннотация.** *Основопологающим элементом рынка продовольствия в Липецкой области является зерновое хозяйство, от развития которого зависит производственная безопасность страны и области, биобезопасность и здоровье нации. Установлено, что сельское хозяйство относится к высокорисковым отраслям (колебание цен, вариация уровня урожайности, частичная или полная потеря ресурсов, изменение государственной политики и др.). Очевидно, что управление этим видом риска является одной из важнейших задач сельскохозяйственного товаропроизводителя. В зависимости от ожиданий цены можно строить стратегию торговли акциями производителей зерна. В статье анализируются традиционные методы анализа и прогноза (методы прогнозной экстраполяции, регрессионный анализ, марковский подход, нечеткая логика), основанные на классической, бинарной логике и встроенные в финансовые рынки для упрощения взаимодействия трейдеров с биржей, и инновационные методы (фрактальные методы, нейросетевые алгоритмы) с возможностью эффективного их применения на рынке производных финансовых инструментов. Предложено новое инструментальное средство с нейронной сетью в своей основе, позволяющее решать задачу прогнозирования на зерновом рынке производных финансовых инструментов, и обеспечивающее повышение качества и точности идентификации и оценки, мониторинга и коррекции рисков с целью принятия верных управленческих решений сельскохозяйственными товаропроизводителями.*

**Ключевые слова:** рынок зерна, зерновой фьючерс, эконометрическое прогнозирование, математические и технические инструменты.

## METHODS OF NEURAL NETWORK AND FRACTAL COMPUTER MODELING FOR ANALYSIS AND FORECASTING THE DYNAMICS OF INDICATORS OF DERIVATIVE FINANCIAL INSTRUMENTS ON THE GRAIN MARKET MARKET

A.M. Lopuchin

Bunin Yelets State University  
(Yelets, Russia)

**Abstract.** *The fundamental element of the food market in the Lipetsk region is grain farming, on the development of which depends the industrial safety of the country and the region, biosafety and the health of the nation. It has been established that agriculture belongs to high-risk industries (price fluctuations, variations in yield levels, partial or complete loss of resources, changes in government policy, etc.). It is obvious that managing this type of risk is one of the most important tasks of an agricultural producer. Depending on price expectations, you can build a strategy for trading shares of grain producers. The article analyzes traditional methods of analysis and forecasting (methods of predictive extrapolation, regression analysis, Markov approach, fuzzy*

*logic) based on classical, binary logic and embedded in financial markets to simplify the interaction of traders with the exchange, and innovative methods (fractal methods, neural network algorithms) with the possibility of their effective application in the derivatives market tools. A new tool with a neural network at its core is proposed, which allows solving the problem of forecasting in the grain market of derivative financial instruments, and ensuring an increase in the quality and accuracy of identification and assessment, monitoring and correction of risks in order to make the right management decisions by agricultural producers.*

**Keywords:** *grain market, grain futures, econometric forecasting, mathematical and technical tools.*

Мировой производственный рынок представляет собой динамично развивающуюся структуру, где каждая страна занимает определенную нишу в рамках системы международного разделения труда. Следует отметить, что в 2022 году по величине добавленной стоимости, которая произведена в российском агросекторе, Российская федерация занимает пятую позицию в мировом рейтинге (4,4 трлн. руб.). Среди приоритетных секторов экономики Липецкой области следует выделить инновационное развитие агропромышленного сектора. Среди регионов России Липецкая область находится в первом квартиле по объему продукции сельского хозяйства. Внедряемые передовые технологии производства, развитая инфраструктура, уникальное сочетание выгодного географического положения в разрезе рынков сбыта, природно-климатических и почвенных ресурсов способствуют АПК области поддерживать относительно высокие темпы развития. Расположение области в умеренно теплом климате черноземной лесостепной зоны предопределило формирование на протяжении нескольких столетий агропромышленной специализации региона – товарное производство сельскохозяйственной продукции. Основополагающим элементом рынка продовольствия в Липецкой области является зерновое хозяйство, от состояния которого зависит производственная безопасность страны и области, биобезопасность и здоровье нации.

Фундаментальной основой исторически выступает рынок зерна как для российского, так и для мирового агропродовольственного рынка. Именно состояние зернового рынка страны является своеобразным индикатором качества проводимых в стране экономических реформ и реализации программ, направленных на дальнейшее развитие национального агропродовольственного комплекса. В тоже время, следует отметить, что сельское хозяйство сопряжено с высокими рисками. Финансовые инструменты являются одним из путей страхования данных рисков агентами, действующими на зерновом рынке. Однако в реальной жизни фактически отсутствуют статические формы и ряд параметров имеет достаточно широкие границы релаксации коррелирующих значений. В качестве примера, как лишь некоторые причины, дестабилизирующие финансовое положение зернопроизводящих предприятий можно назвать следующие: повышенная волатильность как курса валют, так и биржевой стоимости товара; негативная динамика рынка труда; понижение стабильности исполнения обязательств контрагентами. Подобная ситуация в условиях формирования структуры зернового хозяйства приводит к необходимости актуализации риск-менеджмента и совершенствования инструментов управления финансовыми рисками структуры зернопроизводства. В аспекте финансовой стабильности и прогнозируемости реализации конечной продукции для производителя важнейшую роль играют механизмы, используемые на срочных рынках. Тем самым мы акцентируем внимание на минимизации рисков изменения цены при помощи производных финансовых инструментов (ПФИ).

В настоящий момент на рынке зерна обращаются ПФИ, базисными активами которых являются пшеница (3, 4, 5 классы), кукуруза фуражная и ячмень фуражный.

Тем самым, одним из производных финансовых инструментов, торгующимся на бирже, является поставочный фьючерс на зерно (в отличие от разового внебиржевого форвардного контракта). Если рассматривать упрощенно, то фьючерс представляет собой биржевой контракт на отсроченную до фиксированного момента поставку продукции с оговоренной заранее спецификацией, заключаемый между продавцом и потенциальным покупателем, с несением обязательств перед биржей, выступающей в роли гаранта.

Резюмируя, можно утверждать, что в мировой практике обеспечение полноты анализа и точности прогнозирования динамики рынка деривативов, а также минимизация рисков связанных с использованием ПФИ на примере фьючерсных контрактов зернового рынка, является актуальной и важнейшей задачей экономической и финансовой сферы. Поэтому исследователи постоянно осуществляют поиск эффективных методов и технического инструментария анализа и оценки рисков в прогнозировании рынка производных финансовых инструментов в условиях неопределенности.

Новизна исследования состоит в совершенствовании цифрового инструментария математико-экономического моделирования процессов прогнозирования рынка производных финансовых инструментов (фьючерс на зерно) в целях повышения конкурентоспособности на производственном рынке в аграрном секторе региональной экономики.

Построение модели, посредством которой осуществляется прогнозирование средней цены на зерновом рынке, неразрывно связано с выбором математического аппарата моделирования. К классическим методам прогноза можно отнести следующие:

– *методы прогнозной экстраполяции* для изучения стохастической динамики изменения в предпрогнозном периоде и перенесения выявленных закономерностей на последующий период (метод скользящих средних; экспоненциального сглаживания (применение кривых временного роста — полиномы первого, второго, третьего порядка, экспоненты, кривая Гомперца, логистическая кривая); метод наименьших квадратов и др.) ;

– *регрессионный анализ* – описательный метод, позволяющий количественно определить, насколько зависимая переменная имеет тенденцию изменяться с учетом наблюдаемого изменения одной или нескольких независимых переменных (например, как изменение ВВП может повлиять на продажи). Использование метода оправдано для среднесрочного и долгосрочного прогнозирования.

Любые финансово-экономические объекты (объем продаж и инвестиций, прибыль, ВВП, индекс потребительских цен и др.) с точки зрения анализа и прогнозирования – это сложные многофакторные конструкты. Таковыми они являются и по сути, в связи с этим фактом к ним, как правило, применяется регрессионный анализ. Использование простейших прикладных пакетов, таких как «STATISTICA», «SPSS» несколько упрощает задачу реализации прогноза динамики цены фьючерсного контракта методами регрессионного анализа, где за основу берутся данные по биржевой стоимости. В качестве примера можно рассмотреть ход решения подобной задачи. Результатом анализа за выбранные периоды времени является сводная таблица наиболее важных и значимых коэффициентов. Осуществление прогноза по всем возможным коэффициентам привело бы к критическому экспоненциальному росту объемов информации подвергающейся обработке. С этим можно было бы мириться при активизации больших компьютерных мощностей, однако прирост точности прогнозных результатов начинает сильно замедляться после исчерпания веса значимости коэффициентов. Тем самым должен быть подобран и соблюден оптимальный баланс между количеством коэффициентов с наибольшей значимостью и точностью прогноза. Это актуально и в свете облегчения принятия правильных управленческих решений, приводящих в последующих отчетных периодах к достижению наиболее высоких прогнозных результатов.

Базисом эконометрического прогнозирования является построение оптимальной модели, где критериями данной характеристики являются приемлемая точность работы

модели при отсутствии излишней громоздкости, которая обуславливается избыточностью учитываемых параметров, относительная простота и легкость восприятия. Поэтому крайне важно соблюдать баланс между желанием проигрывать моделью всех без исключения совокупностей возможных изменений значений параметров и ее объемностью. Следствием сложности является затрудненность использования. Применение слишком объемной модели оправдано исключительно в том случае, когда невозможно построить менее сложную модель с сохранением ключевых характеристик. Процесс формирования стоимости фьючерса подразумевает влияние множества факторов и их взаимовлияние. Задача построения рассматриваемой модели отчасти решается посредством применения методов факторного анализа для обнаружения группы факторов, оказывающих влияние на измеряемые переменные, а проблема ее оптимизации путем установления и отбора показателей, оказывающих наибольшее воздействие.

Условно, работу с факторным анализом можно разбить на два этапа, где первым будет являться поиск и определение факторов влияния с отсеиванием второстепенных, оказывающих исчезающе малое воздействие на общую ситуацию. Как правило, совокупность факторов после первого этапа аналитической деятельности имеет достаточно хаотичную организацию относительно наглядности интерпретации. Второй этап предназначен для преобразования структуры факторов с целью облегчения интерпретации. Результатом будет являться выделение в общей совокупности ряда групп, содержащих исключительно взаимовлияющие (с той или иной степенью влияния) коэффициенты финансового анализа, что в свою очередь позволяет проектировщикам модели выбрать для ее построения ту целевую группу, в которой будет находиться прогнозируемый коэффициент. Дальнейшая работа по оптимизации связана с нивелировкой состава вошедших в модель элементов целевой группы. Тем самым мы получаем возможность создания оптимальной модели, максимально точно учитывающей значимые влияющие факторы, иными словами исходные данные.

В науке выделяют шесть ключевых этапов математического моделирования, с основой на которые можно прогнозировать данные: *«постановка проблемы* состоит в формировке цели исследования, выбора участвующих в модели экономических переменных; *априорный этап* заключается в анализе экономической сущности изучаемого объекта, в формализации априорной информации, в определении соответствующих факторов: следует установить, какие отношения важны для разрешения проблемы, а какими можно пренебречь; *этап математического описания* состоит в построении модели — математическое выражение обнаруженных связей и соотношений между вовлеченными аспектами в форме уравнения, графика или любого другого подходящего математического описания; *информационный этап* — сбор статистической информации (наблюдаемые значения финансово-экономических переменных); *идентификация модели* заключается в статистическом анализе модели и оценке ее параметров с применением статистических методов (метод точечного и интервального оценивания, метод наименьших квадратов, метод моментов); *верификация модели* состоит в проверке истинности, адекватности модели реальному процессу. Проверка полученных результатов позволяют судить о глубине понимания механизма прогнозирования.» [2].

В условиях становления цифровой экономики к прогнозированию сложных систем (аграрного производства в том числе) существенно повышаются требования, прежде всего, с точки зрения необходимости проведения многовариантных расчетов, повышения научного уровня и точности прогнозных оценок. Данная задача решается посредством применения цифровых технологий в задачах моделирования и прогнозирования, в том числе стоимости фьючерса на зерно.

Одним из передовых направлений развития экспертных систем является их проектирование на основе Fuzzy Logic [4]. Как ранее было отмечено, требование к качеству и объему статистической информации является основополагающим при построении модели.

При ее зависимости от временного параметра и большого количества значимых параметров исследователи зачастую прибегают к применению аппарата нечеткой логики. Финансовые модели, построенные на основе нечетких множеств, например, модели оптимизации рискованного портфеля государственных облигаций с применением функции полезности, позволяют компактно, в терминах предметной области, описать моделируемый объект.

Другим перспективным направлением совершенствования математического аппарата моделирования в условиях информационной неопределенности является методология байесовских интеллектуальных технологий (БИТ) для решения задач управления и прогноза.

Для построения моделей прогнозных сценарных применим также марковский подход [6, 7]. МС-модели или модели на базе марковских цепей при расчете своих показателей требуют меньших ресурсных затрат чем вероятностные. Наряду с этим, последние модели являются еще и более сложными. МС-модели характеризуются достаточно высоким уровнем точности прогнозирования и гибкости. Готовые модели на основе марковских цепей легко адаптировать для прогноза и анализа стоимости фьючерса.

Большинство временных динамических рядов, к которым относятся и ежедневные данные по биржевой стоимости фьючерса, имеют самоподобную структуру. Это особенность позволяет переосмыслить выбор методов прогнозирования. Уже сегодня биржевой терминал имеет в своем составе инструмент анализа, основанный на учете фрактальных конструкторов, формирующихся при движении цены акции. Этот инструмент достаточно точно позволяет определять направление движения котировок, однако работает он с некоторым запаздыванием. Его использование на малых таймфреймах носит весьма ограниченный характер. С высокой степенью достоверности можно утверждать, что динамика развития как макро-, так и микроэкономики имеет циклический характер и сопровождается формированием характерных паттернов. При этом становится доступен аналитический прогноз с высокой вероятностью. Тем самым, фрактальность исходно заложена в динамике финансовых процессов. Фрактальные методы относятся к актуальным методам анализа и прогноза финансово-экономических показателей. Корректно построенные прогнозны модели финансовых временных рядов, в том числе залог стабильной и эффективной деятельности сельскохозяйственного товаропроизводителя.

Однако в отношении данных моделей и методов основателем фрактальной геометрии Б. Мандельбротом было высказано сомнение: «Согласно классическим финансовым моделям, резкие скачки или обвалы никогда не должны происходить. В то время как реальный финансовый рынок иллюстрирует системные «обвалы» и резкие скачки, то есть он характеризуется локальной случайностью и глобальным порядком, т. е. фрактальной структурой» [3]. Выдвинутая гипотеза была дополнена тем, что, во-первых, финансовые временные ряды обладают свойством статистического самоподобия во времени. Во-вторых, по утверждению Б. Мандельброта, «изменение цены заведомо являются негауссовскими» [3; с.157]. По этой причине финансовые ряды находятся не в компетенции классического анализа. Финансовый рынок подобен естественному природному фракталу: каждый природный фрактал отличен в деталях, и в то же время подобен любому другому в общей концепции. Применение методов фрактальной геометрии, которые успешно применяются в естественной и технической науках, представляется мощным инструментом для анализа финансовых показателей, в том числе анализа рынка зерновых.

В эпоху «больших данных» технический инструментальный анализа рынков, основанный на математическом и компьютерном моделировании, больше не является дефицитным. Но даже при его регулярном усложнении и повышении прогнозности он может быть не всегда эффективным. Перед современными трейдерами стоят задачи ценового анализа на основе все большего количества различных индикаторов и показателей для представления о сильных и слабых сторонах рассматриваемых акций, поиска новых торговых возможностей и принятия итогового решения. Существующие инструменты технического анализа и системы поддержки принятия решений в большей степени

обеспечивают трейдера рекомендациями по вхождению в сделку. Они помогают изучить дополнительные возможности для портфеля клиента, предупреждают о технических сигналах по акциям, предоставляют оповещения об открытых позициях, позволяют сканировать акции на основе технических событий или закономерностей и устанавливать оповещения при выполнении новых критериев. Однако данные инструменты не учитывают риск повышения волатильности под влиянием изменений макроэкономических показателей, экономических новостей и событий. В данной ситуации трейдеру сложно выстроить прибыльную торговую стратегию, поскольку велик риск заключения убыточных сделок.

Принципиальная нелинейность функционирования финансовых систем в условиях неопределенности и неполной наблюдаемости данных процессов диктует целесообразность прогнозирования на основе нейронных систем [1; 5; 8]. Поэтому на смену классическим методам прогноза пришли нейросетевые методы глубокого обучения. Нейронные сети способны обнаруживать нелинейные отношения во входных данных, делая их идеальными для моделирования нелинейных динамических систем, таких как фондовый рынок. Впервые построение нейросетевой модели кратковременного прогнозирования было предпринято в начале 90-х годов. Исследователями была доказана эффективность и возможность применения нового инструментария к краткосрочному прогнозированию высоколиквидного рынка ценных бумаг. Одним из самых ранних исследований, показавших эффективность ИНС, было исследование Т. Kimoto [9]. Автор использовал несколько алгоритмов обучения и методов прогнозирования для системы прогнозирования индекса цен Токийской фондовой биржи. В данной системе использовались модульные нейронные сети для изучения взаимодействия между различными факторами. В работе К. Kamijo и Т. Tanigawa [10] впервые применялись рекуррентные нейронные сети для распознавания цен на акции. Однако исследования фьючерсного рынка было затронуто лишь единичными работами, а именно, R. Tripri и D. DeSieno [11], в которой оценивалось изменение фьючерсов на индексе SP 500, и работа L. Duke и J. Long [12], которая предсказывала ежедневные прогнозы фьючерсов на государственные облигации Германии. Несмотря на то, что многие из перечисленных выше работ обладали не высокой точностью, было установлено, что подход ИНС явно превосходит традиционные методы.

Нейронная сеть – компьютерный алгоритм, построенный по принципу функционирования человеческого мозга с возможностью анализа и обработки неограниченного объема информации и обладающий способностью к обучению. Прогнозирование на основе НС включает следующие этапы: создание выборки финансовых показателей входных данных; построение нейронной модели (выбор структуры НС и алгоритма обучения); обучение НС; тестирование НС для определения качества прогнозирования.

Структура НС может быть различной: многослойный персептрон (multilayer perceptrons), сеть радиально-базисной функции (RBF-сеть), сети Кохонена, сети Хопфилда и Элмана. Важной особенностью применения НС в прогнозировании является то, что при их обучении (составлении обучающей выборки) должна быть заложена информация, как о текущем состоянии, так и о прошлых наблюдениях. Авторами, использующие НС для прогнозирования, установлено, что НС в отличие от традиционных моделей, повышают объективность прогноза на основе определения нелинейной зависимости между входами и выходами в процессе обучения сети и учета большого количества переменных различной размерности.

Эффективность инструментов технического анализа для прогнозирования динамики цен на фьючерские контракты ранее нами была предложена на примере кофе. В качестве архитектуры глубокого обучения была применена рекуррентная нейронная сеть типа LSTM. Модели на основе LSTM широко распространены в прогнозировании временных рядов благодаря их способности фиксировать долгосрочные зависимости. Архитектура LSTM способна выявлять долгосрочные зависимости и использовать их для прогнозирования

будущего. Именно поэтому на текущий момент данная архитектура является мощнейшим инструментом в задачах прогнозирования временных рядов. Именно эта причина являлась основным фактором выбора данного типа сети для решения поставленной задачи. Разработка технического инструментария велась на базе языка программирования С#. В качестве математической базы технического анализа послужила дополнительная библиотека TA-Lib, из которой в процессе разработки было задействовано 42 индикатора технического анализа, а для работы с рекуррентной сетью LSTM библиотека Keras.NET.

Предложенная программа обеспечила точный прогноз по отношению к реальным данным, что подтвердило эффективность использования нейросети с долгой кратковременной памятью в качестве основы для прогнозирования рынка производных финансовых инструментов, а набор индикаторов технического анализа как эффективную математическую базу. Разработанный программный продукт в перспективе будет адаптирован для интересующего нас рынка производных финансовых инструментов – фьючерс на зерно, который позволит государственным органам, зернопроизводящим предприятиям и предпринимателям, ведущим свой бизнес в сельскохозяйственной отрасли, осуществить эффективное управление финансовыми рисками, снизить разброс доходов, гарантировать минимальный уровень доходности на вложенные средства.

#### Список источников

1. Карлина, Е.П. Моделирование тенденций развития социально-экономических систем на основе нейронных систем/ Е.П. Карлина, Н.Ш. Елифанова, А.С. Фартушина, В.В. Дергунов // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Экономика. – 2017. – №4. – С. 53-59.
2. Кремер, Н. Ш. Эконометрика / Н.Ш. Кремер, Б.А. Путко. – М.: Изд-во Юрайт, 2017. – 354 с.
3. Мандельброт, Б. Фракталы, случай и финансы / Б. Мандельброт. – Москва-Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2004.
4. Недосекин, А.О. Применение теории нечетких множеств к задачам управления финансами / А.О. Недосекин // Аудит и финансовый анализ. – 2000. – №2. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.cfin.ru/press/afa/2000-2/08.shtml>
5. Пчелинцев, А.В. Моделирование инвестиционного портфеля с использованием нейросетевых технологий / А.В. Пчелинцев, И.А. Зюдина, С.А. Рагочев // Вестник МГУ. – 1999. – №4. – С.75-90.
6. Тимофеев, Н. А. Математическое моделирование динамики кредитного портфеля: монография / Н. А. Тимофеев, Г. А. Тимофеева, Д. С. Завалищин. – Екатеринбург : УрГУПС, 2016. – 99 с.
7. Шкляев, А.О. Прогнозирование финансовых временных рядов методом скрытых марковских моделей / А.О. Шкляев // Научные записки молодых исследователей. – 2015. – №1 – С. 17-21.
8. Яковлев, В.Л. Модели детерминированного хаоса в задаче прогнозирования тенденций финансовых рынков и их нейросетевая реализация / В.Л. Яковлев, Г.Л. Яковлева, Л.А. Лисицкий // Информационные технологии. – 2000. – №2. – С.46-52.
9. Kimoto, T. Stock market predication system with modular neural networks. In Neural Networks / T. Kimoto, K. Asakawa, M. Yoda, M. Takeoka // IJCNN International Joint Conference. – 1990. – Vol. 1. – Pp. 1-6.
10. Kamijo, K.-i. Stock price pattern recognition-a recurrent neural network approach. In Neural Networks / K.-i. Kamijo, T. Tanigawa // IJCNN International Joint Conference. – 1990. – Vol. 1. – Pp. 215-221.
11. Trippi, R.R. Trading equity index futures with a neural network / R.R. Trippi, D. DeSieno // Journal of Portfolio Management. – 1992. – Vol. 27. – Pp. 19-27.

12. Duke, L.S. Neural network futures trading-a feasibility study. In Adaptive Intelligent Systems / L.S. Duke, J.A. Long // In Adaptive Intelligent Systems. – 1993. – Pp. 121-132.

### References

1. Karlina, E.P. Modeling trends in the development of socio-economic systems based on neural systems / E.P. Karlina, N.Sh. Epifanova, A.S. Fartushina, V.V. Dergunov // Bulletin of the Astrakhan State Technical University. Series: Economics. – 2017. – No. 4. – Pp. 53-59.

2. Kremer, N. Sh. Econometrics / N. Sh. Kremer, B.A. Putko. – M.: Yurayt Publishing House, 2017. – 354 p.

3. Mandelbrot, B. Fractals, chance and finance / B. Mandelbrot. – Moscow-Izhevsk: Research Center “Regular and Chaotic Dynamics”, 2004.

4. Nedosekin, A.O. Application of the theory of fuzzy sets to financial management problems / A.O. Nedosekin // Audit and financial analysis. – 2000. – No. 2. [Electronic resource]. URL: <https://www.cfin.ru/press/afa/2000-2/08.shtml>

5. Pchelintsev, A.V. Modeling an investment portfolio using neural network technologies / A.V. Pchelintsev, I.A. Zyudina, S.A. Ragochev // Bulletin of Moscow State University. – 1999. – No. 4. – Pp.75-90.

6. Timofeev, N. A. Mathematical modeling of the dynamics of the loan portfolio: monograph / N. A. Timofeev, G. A. Timofeeva, D. S. Zavalishchin. – Ekaterinburg: UrGUPS, 2016. – 99 p.

7. Shklyayev, A. O. Forecasting financial time series using the hidden Markov model method / A. O. Shklyayev // Scientific notes of young researchers. – 2015. –No. 1. –Pp. 17-21.

8. Yakovlev, V.L. Models of deterministic chaos in the problem of forecasting trends in financial markets and their neural network implementation / V.L. Yakovlev, G.L. Yakovleva, L.A. Lisitsky // Information technologies. – 2000. – No. 2. – Pp.46-52.

9. Kimoto, T. Stock market predication system with modular neural networks. In Neural Networks / T. Kimoto, K. Asakawa, M. Yoda, M. Takeoka // IJCNN International Joint Conference. – 1990. – Vol. 1. – Pp. 1-6.

10. Kamijo, K.-i. Stock price pattern recognition-a recurrent neural network approach. In Neural Networks / K.-i. Kamijo, T. Tanigawa // IJCNN International Joint Conference. – 1990. – Vol. 1. – Pp. 215-221.

11. Trippi, R.R. Trading equity index futures with a neural network / R.R. Trippi, D. DeSieno // Journal of Portfolio Management. – 1992. – Vol. 27. – Pp. 19-27.

12. Duke, L.S. Neural network futures trading-a feasibility study. In Adaptive Intelligent Systems / L.S. Duke, J.A. Long // In Adaptive Intelligent Systems. – 1993. – Pp. 121-132.