

Моделирование динамики финансового рынка с использованием нечеткости

Полехина Ксения Александровна¹

Магистрант

ORCID: 0009-0007-6112-0128, e-mail: Polekhina01@mail.ru

Полехина Галина Евгеньевна^{1,2}

Канд. пед. наук, доц. каф. вычислительной математики и математической физики¹, доц. каф. высшей математики²

ORCID: 0009-0002-9818-8752, e-mail: Polekhina_ge@mail.ru

¹Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана, г. Москва, Россия

²Академия Государственной противопожарной службы Министерства Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий, г. Москва, Россия

Аннотация

В современном мире финансовые рынки играют важную роль в экономике и жизни людей. Они обеспечивают доступ к финансовым ресурсам, а также являются источником прибыли для многих компаний. Однако нестабильность финансовых рынков может привести к серьезным последствиям, таким как финансовые кризисы и потеря доверия инвесторов. В связи с этим моделирование динамики финансового рынка становится все более актуальным. В работе рассмотрено применение нечеткой математики для данной цели. Нечеткая математика – это область математики, которая изучает методы и алгоритмы для работы с нечеткими данными и нечеткими объектами. Она позволяет учитывать неопределенность и неполноту информации, что является особенно важным для финансовых рынков, где данные часто бывают неполными и неточными. Целью настоящего исследования выступает установление взаимосвязи между ценами финансовых активов при использовании поведенческих факторов (настроения инвесторов), основных (рыночная доходность) и микроструктурных (размер компании, отношение балансовой и рыночной стоимости компании). Применение нечеткой математики в финансовом моделировании позволит улучшить точность и надежность прогнозов, а также повысить устойчивость модели к различным источникам неопределенности.

Ключевые слова

Финансовые рынки, динамика финансового рынка, нечеткие данные, поведенческие факторы, микроструктурные факторы, финансовое моделирование, устойчивость модели

Для цитирования: Полехина К.А., Полехина Г.Е. Моделирование динамики финансового рынка с использованием нечеткости // Вестник университета. 2024. № 7. С. 170–180.



Modeling financial market dynamics with the use of fuzzy

Ksenia A. Polekhina¹

Graduate Student

ORCID: 0009-0007-6112-0128, e-mail: Polekhina01@mail.ru

Galina Eu. Polekhina^{1,2}

Cand. Sci. (Ped.), Assoc. Prof. at the Computational Mathematics and Computational Physics Department¹,
Assoc. Prof. at the Higher Mathematics Department²

ORCID: 0009-0002-9818-8752, e-mail: Polekhina_ge@mail.ru

¹Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

²Civil Protection Academy of the Russian Ministry for Civil Defense, Emergencies, and Elimination of Consequences of Natural Disasters, Moscow, Russia

Abstract

In the modern world, financial markets play an important role in the economy and people's lives. They provide access to financial resources and are also a source of profit for many companies. However, instability in the financial markets can lead to serious consequences such as financial crises and loss of investor confidence. In this regard, modelling the financial market dynamics becomes increasingly relevant. This work considered the use of fuzzy mathematics for this purpose. Fuzzy mathematics is a branch of mathematics that studies methods and algorithms for dealing with fuzzy data and fuzzy objects. It allows to consider uncertainty and incompleteness of information, which is especially important in the financial markets where data is often incomplete and inaccurate. The purpose of this research is to establish the relationship between financial asset prices while using behavioural factors (investor sentiment), fundamental (market returns), and microstructural ones (company size, ratio of book and market values of the company). The application of fuzzy mathematics in financial modelling will improve the accuracy and reliability of forecasts as well as increase the stability of the model to various sources of uncertainty.

Keywords

Financial markets, financial market dynamics, fuzzy data, behavioural factors, microstructure factors, financial modelling, model stability

For citation: Polekhina K.A., Polekhina G.Eu. (2024) Modeling financial market dynamics with the use of fuzzy. *Vestnik universiteta*, no. 7, pp. 170–180.



ВВЕДЕНИЕ

В последние годы финансовые рынки все усложняются из-за многочисленных социальных и экономических факторов. Итогом данного явления становится высокая степень неточности при финансовом прогнозировании в отношении как явлений, так и взаимосвязей между ними. Среди различных подходов к изучению динамики цен на финансовом рынке традиционный подход, основанный на гипотезе эффективности рынка, и поведенческий подход, учитывающий психологические аспекты поведения инвесторов, остаются дискуссионными вопросами в литературе. Например, работа А.В. Костиковой, С.Ю. Кузнецова, П.В. Терелянского демонстрирует практическое применение теории нечетких множеств в задаче оценки конкурентоспособности продукции [1]. В статье рассматривается методика определения конкурентоспособности товаров через преобразование показателей полезности с использованием графических функций принадлежности. Авторы предлагают общую модель выбора оптимальных альтернатив на основе пересечения нечетких множеств и подробно анализируют процесс ранжирования альтернатив на базе нечеткого отношения предпочтения. Результаты исследования позволяют принимать обоснованные решения в условиях нечетких данных и слабоформализованных экспертных оценок, подчеркивая эффективность методологии нечетких множеств в контексте решения практических задач оценки конкурентоспособности товаров.

Исследование С.С. Красных направлено на анализ адаптационного потенциала экономического роста Российской Федерации (далее – РФ, Россия) в условиях сокращения прямых иностранных инвестиций [2]. Автор использует метод моделирования VAR (англ. vector autoregression – векторная авторегрессия), чтобы исследовать взаимосвязи между валовым внутренним продуктом России и притоком прямых иностранных инвестиций, обобщая данные с 1996 г. по 2021 г. Результаты данной работы позволяют понять, как экономика РФ может адаптироваться к ограничениям в области иностранных инвестиций в условиях современной геополитической обстановки.

Еще одним интересным исследованием является работа А.А. Швачко, где проведен анализ тенденций изменений в экономике России на основе макроэкономических показателей [3]. Данное исследование выделило низкий уровень безработицы и растущее количество счетов физических лиц на Московской бирже как ключевые факторы, вынуждающие российские предприятия переходить к интенсивному типу экономического роста. Предлагаемые в статье стратегии развития предоставляют ценные рекомендации для отечественных предприятий в условиях изменяющейся экономической среды.

Таким образом, анализ различных моделей и исследований в области финансового рынка и экономического роста помогает лучше понять динамику финансовых рынков и адаптационные возможности стратегий развития предприятий в современных условиях.

Существует два основных противоположных подхода к изучению динамики цен: традиционный и поведенческий. Первое направление поддерживает гипотезу эффективности рынка. Второе направление учитывает изменения в психологии и настроении инвесторов. В литературе нет однозначного превосходства одного подхода над другим. Сторонники эффективности рынка в первую очередь рассматривают факторы, которые выступают в качестве посредника для основного риска. Сторонники поведенческих финансов, с другой стороны, фокусируются на факторах, отражающих несовершенства прогнозов, возникающих в результате той или иной реакции инвесторов.

Модель оценки финансовых активов, основанная на гипотезе об эффективности рынка, предполагает, что систематический риск измеряется влиянием рыночного портфеля. Однако данная модель трудно применима на практике. Недостатки классической модели пытаются объяснить альтернативные спецификации. В работе Э. Фама и К. Френча была предложена модель с добавлением двух дополнительных факторов: отношения балансовой и рыночной стоимости компании и размера фирмы [4]. Она эмпирически исследовалась на различных рынках. К примеру, работа Е.А. Федоровой и А.Р. Сивака рассматривает сравнение модели оценки финансовых активов САРМ (англ. capital asset pricing model – модель оценки финансовых активов) и модели Фама-Френча на российском фондовом рынке [5]. В попытке объяснить доходность активов к показателям рыночной доходности, отношения балансовой и рыночной стоимости компании и рыночной капитализации ряд исследований добавляет фактор ликвидности [6].

Таким образом, теория эффективности была отправным пунктом моделей оценки финансовых активов, включающих различные факторы риска.

В целом существует множество методов прогнозирования поведения финансовых рынков. Например, в работе Е.А. Кусковой и Ю.С. Кана проводится анализ некоторых популярных моделей для прогнозирования поведения российского индекса RTSI (англ. Russian Trade System Index – индекс Российской торговой системы) на основе статистических данных о его прошлом поведении. В качестве основных методов исследования используются метод выборочных моментов, модель AR (англ. autoregression – авторегрессия) и модель ARCH (англ. autoregression with conditional heteroscedasticity – авторегрессия с условной гетероскедастичностью) [7]. Для оценки параметров моделей применяются метод максимального правдоподобия и метод Монте-Карло. В статье П.В. Поляниной, Д.Г. Родионова, Е.А. Конникова основной исследования является разработка и апробация комплексного инструментария моделирования состояний финансового рынка в условиях интеллектуальной экономики на основе нечетко-множественного подхода [8]. В качестве объекта рассматривается финансовый рынок государства в контексте интеллектуальной экономики. Теоретическую значимость представляет сформированная нечетко-множественная модель, позволяющая сформировать интегральный показатель, объединяющий в себе значения частных показателей, отличающихся между собой величиной и мерами обозначений.

Несмотря на перечисленные расширения, на финансовых рынках по-прежнему можно заметить запредельную доходность активов. По этой причине некоторые авторы научных статей пытаются решить данную проблему путем включения в рассмотрение психологических аспектов инвестирования. Предполагается наличие корреляции между доходностью финансовых активов, их волатильностью и настроениями инвесторов. Однако до конца не ясно, как настроения инвесторов воздействуют на доходность активов и волатильность активов. Например, если шумные трейдеры чувствительны к изменениям настроения, то данные изменения определенным образом повлияют на доходность активов. Если же трейдеры торгуют только при наличии экстремальных по сравнению с предыдущими уровнями настроений, то ожидается влияние только такого рода настроений.

В любом случае включение переменных настроения инвесторов представляется оправданным, поскольку люди становятся более оптимистичными, когда их собственное поведение подкрепляется действиями других. Влияние переменных настроения инвестора на доходность активов анализировалось во многих работах. К примеру, в работе К.А. Фишера, М. Статмана была обнаружена причинно-следственная связь между доходностью собственного капитала и настроениями инвесторов [9]. Улучшение объясняющей способности рядов доходностей путем включения показателя чувствительности показано в труде Р. Нила, С. Уитли. Г. Браун и М. Клифф используют большое число индикаторов чувствительности для установления взаимосвязи между доходностями капитала и настроениями. Эмпирические исследования, как правило, различаются по способу определения индикаторов. Это может быть одной из причин смешанного влияния чувствительности, так как разные источники (анкетирование, биржевые операции) дают разные результаты.

В настоящей работе динамика цен финансовых активов объясняется с учетом основных переменных (рыночная доходность), микроструктурных переменных (отношение балансовой и рыночной стоимости компании и размер компании) и поведенческих подходов (настроение, или чувствительность, инвесторов).

Элементы нечеткой логики использовались из-за сильной неопределенности как переменных, так и их влияния на доходность активов. Построение нечетких моделей больших и сложных систем является тяжелой задачей, требующей выявления многих параметров. Поэтому важными шагами в нечетком моделировании являются выбор нечетких правил и построение функций принадлежности. Одним из способов решения данной задачи выступает использование методов оптимизации. Эволюционные алгоритмы принадлежат классу алгоритмов прямого поиска. К ним и относится алгоритм дифференциальной эволюции, шаги которого (мутация, кроссинговер и селекция) аналогичны генетическим алгоритмам. Однако в нем все решения имеют шанс быть выбранными в качестве «родителей», независимо от значения целевой функции. В связи с этим в данной работе нечеткая система, оптимизированная эволюционным методом, используется для моделирования динамики цен активов на российской фондовой бирже на основе как традиционного, так и поведенческого подходов.

АЛГОРИТМ ДИФФЕРЕНЦИАЛЬНОЙ ЭВОЛЮЦИИ

Для оптимизации функций принадлежности и нечетких правил применялся метод дифференциальной эволюции (*DE*-метод, англ. differential evolution), который включает в себя идеи генетических

и стохастических алгоритмов оптимизации. Метод был предложен и развит в работах К. Прайса и Р. Сторна [12]. DE-алгоритм может быть использован как для нахождения глобальных экстремумов простых или точно заданных аналитических функций, так и для функций, имеющих нетипичные экстремумы, или для тех функций, у которых небольшая разница между локальными и глобальными экстремумами.

Метод дифференциальной эволюции состоит из четырех основных этапов: формирование начального поколения, мутация, скрещивание и отбор. Пусть настоящая популяция обозначается как Pc и состоит из D -размерных векторов $X_i^g = \{x_{i1}^g, x_{i2}^g \dots x_{iD}^g\}$. Индекс g указывает на номер поколения, к которому принадлежит вектор, а индекс популяции i меняется от 1 до N_p , где N_p – размер популяции.

Первый этап метода заключается в формировании начального поколения. При оптимизации функций принадлежности данный шаг означает случайный выбор интервалов этих функций. На втором этапе происходит образование мутантного вектора. Формируется новое поколение $V_i^g = \{v_{i1}^g, v_{i2}^g \dots v_{iD}^g\}$ таким образом, что для каждого вектора из старого поколения мутантный вектор имеет вид:

$$v_{ig}^g = x_{ij}^{g-1} + F \cdot rand_{01} \cdot (x_{r3j}^{g-1} - x_{r2j}^{g-1}), \quad (1)$$

где $x_{r1j}^{g-1}, x_{r2j}^{g-1}, x_{r3j}^{g-1}$ – случайные векторы из старого поколения; $F \in [0,2]$ контролирует скорость, с которой развивается популяция; $rand_{01}$ – случайное число между 0 и 1.

На третьем этапе с помощью операции скрещивания генерируется пробный вектор T_i^g :

$$T_i^g = \begin{cases} v_{ij}^g, & \text{если } rand_{01} \leq Cr \\ x_{ij}^{g-1}, & \text{иначе} \end{cases}, \quad (2)$$

где $Cr \in [0,1]$ – вероятность скрещивания, задаваемая пользователем, которая отвечает за те значения параметров, что будут скопированы у мутантного вектора.

На четвертом этапе происходит выбор лучшего вектора, то есть того, у которого значение целевой функции меньше. В данной работе выбор был сделан на основе меньшего значения среднеквадратичной ошибки.

МЕТОДОЛОГИЯ

Модель строилась согласно подходам, предложенным Э. Фамой, К. Френчем, Н. Хачичей, А. Бури [4; 13; 14], одновременно соединяя в себе традиционную методiku и корректировку на поведенческий риск:

$$R_t = r_t^f + \beta_1 (R_t^M - r_t^f) + \beta_2 SMB_t + \beta_3 HML_t + \beta_4 sent_t + \mu_t, \quad (3)$$

где R_t – доходность портфеля или актива на дату t ; r_t^f – безрисковая ставка; R_t^M – доходность рыночного портфеля на дату t ; SMB_t ; – показатель рыночной стоимости компании на дату t , отражающий эффект размера; HML_t – показатель отношения балансовой и рыночной стоимости компании на дату t ; $sent_t$; – мера чувствительности инвестора на дату t .

Компании были разделены на портфели по двум признакам. В соответствии с величиной их рыночной капитализации за год t они распределились на крупные предприятия (B), если их рыночная капитализация в декабре года t была выше средней по всем компаниям, и на малые компании (S) в противном случае. Вторым признаком, используемым для разделения, было значение отношения балансовой стоимости компании к ее рыночной капитализации: если оно в году t было выше 66 % от среднего значения для всех компаний, то данной фирме присваивался индекс H ; если данное отношение составляло от 33 до 66 % от среднего значения по всем компаниям, то фирме присваивался индекс M ; иначе организации в год t присваивался индекс L . Такое распределение компаний привело к формированию следующих 6 портфелей: BH, BM, BL, SH, SM, SL .

Согласно Э. Фаме, К. Френчу, Дж. Дейвису [4; 13; 15], показатель рыночной стоимости компании рассчитывается по следующей формуле:

$$SMB_t = \frac{R_t^{SH} + R_t^{SM} + R_t^{SL}}{3} - \frac{R_t^{BH} + R_t^{BM} + R_t^{BL}}{3}, \quad (4)$$

где R_t^i – доходность i -го портфеля ($i = \{BH, BM, BL, SH, SM, SL\}$).

Показатель отношения балансовой и рыночной стоимости компании определялся согласно Э. Фаме, К. Френчу, Дж. Дейвису [4; 13; 15] как:

$$HML_t = \frac{R_t^{SH} + R_t^{BH}}{2} - \frac{R_t^{SL} + R_t^{BL}}{2}, \quad (5)$$

где R_t^i – доходность i -го портфеля ($i = \{BH, BL, SH, SL\}$).

Обзор литературы по индексам чувствительности инвестора можно разделить на два блока. Первый рассматривает прямые меры, составленные на основе опросов и исследований, к примеру, проводимых Американской ассоциацией частных инвесторов. Вторые меры, так называемые косвенные, рассчитываются на основе финансовых показателей. Одним из общепринятых технических индексов чувствительности, согласно Г. Брауну и М. Клиффу [11], является следующий показатель:

$$sent_t = \frac{ADV_t}{DEC_t}, \quad (6)$$

где ADV_t и DEC_t – соответственно, число повышающихся и понижающихся позиций в стоимостях акций за период t .

Вторым общепринятым косвенным показателем чувствительности инвестора является следующее отношение:

$$sent_t = \frac{HI_t}{LO_t}, \quad (7)$$

где HI_t и LO_t – число новых максимумов и минимумов за период t соответственно.

Расширением показателя (6) является его нормировка на величину соответствующего объема:

$$sent_t = \frac{ADV_t / Vol_t^{ADV}}{DEC_t / Vol_t^{DEC}}, \quad (8)$$

где Vol_t^{ADV} , Vol_t^{DEC} – величины объемов повышающихся и понижающихся позиций соответственно, которые могут быть выражены как с помощью числа сделок, так и в денежной форме.

В настоящей работе использовался косвенный показатель чувствительности, определяемый по формуле (6).

ДАННЫЕ И СООТВЕТСТВУЮЩЕЕ ИМ ВВЕДЕНИЕ НЕЧЕТКОСТИ

Для формирования портфелей применялись акции компаний с возможным вкладыванием пенсионных накоплений за период с 1 января 2015 г. по 31 декабря 2021 г.: «Аэрофлот» (AFLT), «Лукойл» (LKOH), «Магнит» (MGNT), «МТС» (MTSS), «Мечел» (MTLR), «РусГидро» (HYDR), «Интер РАО» (IRAO), «Новатэк» (NVTK), «Ростелеком» (RTKM, RTKMP), «Сбербанк России» (SBER, SBERP), «Мосэнерго» (MSNG), «Уралкалий» (URKA), «Оптовая генерирующая компания № 2» (OGKB), «Энел Россия» (ENRU), группа компаний «ПИК» (PIKK), «Татнефть» имени В.Д. Шашина (TATN, TATNP), «Межрегиональная распределительная сетевая компания Центра и Приволжья» (MRKP). Исследование проводилось на основе данных за месяц. Ставки рынка государственных краткосрочных облигаций и облигаций федерального займа выступали в качестве безрисковых процентных ставок¹.

Введение нечеткости данных включает в себя несколько этапов. На первом шаге числовые данные переводятся в лингвистические, с помощью которых характеризуется уровень переменных, например слабый, средний, сильный. Каждая лингвистическая переменная представляет собой функцию принадлежности для одной входной или выходной переменной. Далее необходимо определить число функций принадлежности. Если выбрать слишком большое число, то модель может быть переопределена. В обратном случае недостаточное число функций может привести к сходимости около субоптимального решения. В эмпирической литературе данное число зачастую колеблется между 3 и 5. В настоящей работе использовались 5 функций принадлежности: очень слабый (VW), слабый (W), средний (A), сильный (S) и очень сильный (VS) уровни. На последнем этапе выбирается форма функций принадлежности. В данной работе использовались треугольные функции принадлежности, изображенные на рис. 1 и задаваемые как:

¹ Финам. Официальный сайт. Режим доступа: finam.ru (дата обращения: 27.03.2024).

$$\mu(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b < x \leq c \\ 0, & x > c \end{cases} \quad (9)$$

Как было уже отмечено, входные данные задаются с помощью 5 функций принадлежности. Дополнительно для упрощения потребовалось условие: каждая функция принадлежности начинается в среднем значении предыдущей функции и заканчивается в среднем значении следующей функции, как это изображено на рис. 2. Следовательно, функция принадлежности для i -й входной переменной может быть задана с помощью $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}\}$ ($i = 1 \dots 4$). Данный вектор оптимизировался посредством алгоритма дифференциальной эволюции при ограничении $x_{i1} \leq x_{i2} \leq x_{i3} \leq x_{i4} \leq x_{i5}$.

МОДЕЛЬ ТАКАГИ-СУГЕНО

Нечеткие правила направлены на соединение входных переменных с выходными, они позволяют вывести знания о состоянии системы в соответствии с принятыми лингвистическими переменными. Обычно нечеткие правила выделяются из опыта, накопленного экспертами. Существует несколько разновидностей правил и операторов. В настоящей работе использовались правила единичной размерности вида «Если ... то ...». Данная форма позволяет точно соотнести входные данные с выходными без включения пересечений между различными переменными. Например, имеет место следующее нечеткое правило: «Если входная переменная имеет слабый уровень, то выходная переменная имеет средний уровень».

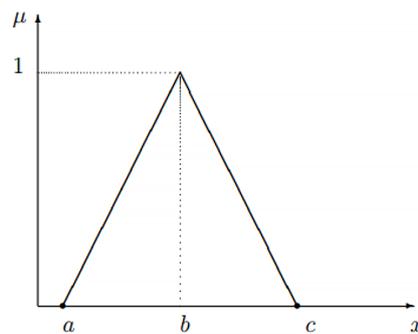
Использование данной формы правил выглядит достаточно привлекательным в силу простоты и возможности изучить и проанализировать влияние каждой переменной на динамику цен активов. В построенную модель включены четыре объясняющие и одна объясняемая переменные, для каждой из которых имеется 5 нечетких правил. Итого получается набор из 20 нечетких правил.

Различают несколько подходов для их оптимизации. К примеру, в некоторых работах авторы применяют нейронные сети, генетические алгоритмы [16]. К. Карр использует метод дифференциальной эволюции для оптимизации нечетких правил. Перед применением метода необходимо перекодировать лингвистические переменные в соответствующие числовые по следующему принципу:

$$VW \rightarrow 1, W \rightarrow 2, A \rightarrow 3, S \rightarrow 4, VS \rightarrow 5. \quad (10)$$

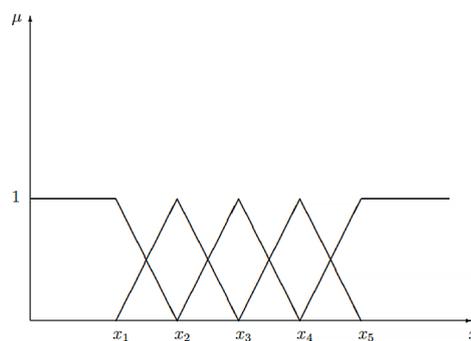
В отличие от оптимизации функций принадлежности оптимизация нечетких правил предусматривает некоторую корректировку алгоритма: необходимо перевести непрерывную область в дискретную. Для этого использовалось округление вниз, то есть полученные значения округлялись до ближайшего из чисел $\{1, 2, 3, 4, 5\}$ путем отбрасывания дробной части и знака. Таким образом, для каждой входной переменной ($i = 1 \dots 4$) получается следующий вектор: $Y_i = \{y_{i1}, y_{i2}, y_{i3}, y_{i4}, y_{i5}\}$. Ради более чувствительной связи между входными и выходными данными требуется, чтобы нечеткие правила следовали в положительном или отрицательном направлении в зависимости от взаимосвязи между переменными. Поэтому если взаимосвязь между i -й объясняющей и объясняемой переменными положительная, то $y_{i1} \leq y_{i2} \leq y_{i3} \leq y_{i4} \leq y_{i5}$. В противном же случае $y_{i1} \geq y_{i2} \geq y_{i3} \geq y_{i4} \geq y_{i5}$.

Каждая функция, относящаяся к части следствия правила при выполнении соответствующего условия, имеет положительную степень. Окончательное выходное значение вычисляется как средневзвешенное всех значений линейных функций, где веса являются степенями истинности соответствующих условий



Составлено авторами по материалам исследования

Рис. 1. Треугольная форма функции принадлежности



Составлено авторами по материалам исследования

Рис. 2. Треугольная форма функций принадлежности входных переменных

правил. Для вычисления итоговых выходных значений применяется модель Такаги-Сугено, выступающая универсальным аппроксиматором непрерывных вещественных функций.

Пусть имеется m отдельных правил: «Если логическое выражение t , то T_i », где $i = 1, \dots, m$. Тогда выход нечеткой системы Такаги-Сугено, согласно Н. Хачичи, Б. Ярбуи, П. Сиарри [17], имеет вид:

$$S_j = \frac{\sum_{i=1}^m \mu_{ij} C_i}{\sum_{i=1}^m \mu_{ij}}, \quad j = 1 \dots T, \quad (11)$$

где m – число нечетких правил; T – размерность выходного вектора системы, в настоящей работе – число исследуемых месяцев; μ_i – степень принадлежности к нечеткому правилу i ; C_i – координата на оси абсцисс вершины треугольника функции принадлежности, соответствующей выходному вектору правила i .

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

Расчеты, связанные с формированием портфелей, оптимизацией функций принадлежности и нечетких правил, осуществлялись с помощью алгоритма, написанного на Groovy. После формирования портфелей для дальнейшего изучения динамики цен активов были выбраны следующие: SH, SL, BL . Другие не рассматривались в силу малочисленности включаемых компаний. Поэтому в качестве объясняемых переменных выступали три возможные доходности портфелей: $R_t^{SH}, R_t^{SL}, R_t^{BL}$ ($t = 1 \dots T, T$ – число исследуемых месяцев).

Для каждого портфеля доходность за месяц вычислялась как:

$$R_t^p = \sum_{i=1}^n w_t^i r_t^i, \quad (12)$$

где p – портфель SH, SL или BL ; r_t^i – доходность включенного i -го актива в портфель p за месяц t ; w_t^i – веса, с которыми i -й актив входит в портфель p за месяц t ; n – число активов в портфеле p .

Были построены следующие модели (см. таблицу):

$$Model_1: R_t^{SH} = r_t^f + \beta_1^{SH} (R_t^M - r_t^f) + \beta_2^{SH} SMB_t + \beta_3^{SH} HML_t + \beta_4^{SH} sent_t + \mu_t, \quad (13)$$

$$Model_2: R_t^{SL} = r_t^f + \beta_1^{SL} (R_t^M - r_t^f) + \beta_2^{SL} SMB_t + \beta_3^{SL} HML_t + \beta_4^{SL} sent_t + \mu_t, \quad (14)$$

$$Model_3: R_t^{BL} = r_t^f + \beta_1^{BL} (R_t^M - r_t^f) + \beta_2^{BL} SMB_t + \beta_3^{BL} HML_t + \beta_4^{BL} sent_t + \mu_t. \quad (15)$$

Для сравнения предложенной методики, использующей нечеткие системы, и классической линейной регрессии применялся показатель среднеквадратичной ошибки:

$$RMSE(y, \hat{y}) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (16)$$

где $RMSE$ – корень квадратный из среднеквадратичной ошибки прогноза (англ. root mean squared error).

Таблица

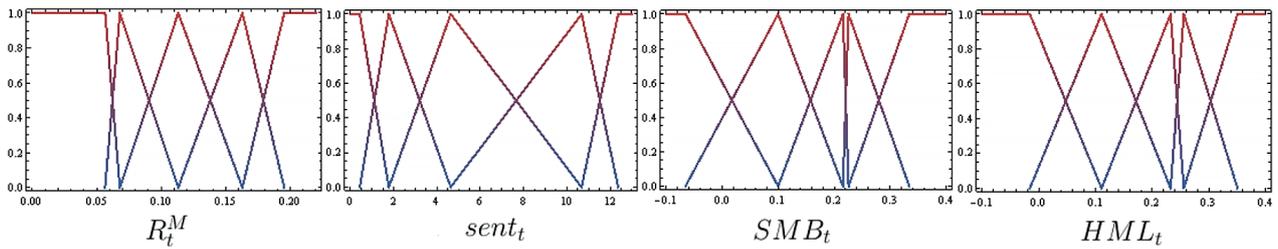
Среднеквадратичная ошибка для обычной линейной регрессии и нечеткой регрессии

RMSE регрессии	Model₁	Model₂	Model₃
RMSE линейной регрессии	0,0878	0,0313	0,0367
RMSE нечеткой регрессии	0,0197	0,087	0,0139

Составлено авторами по материалам исследования

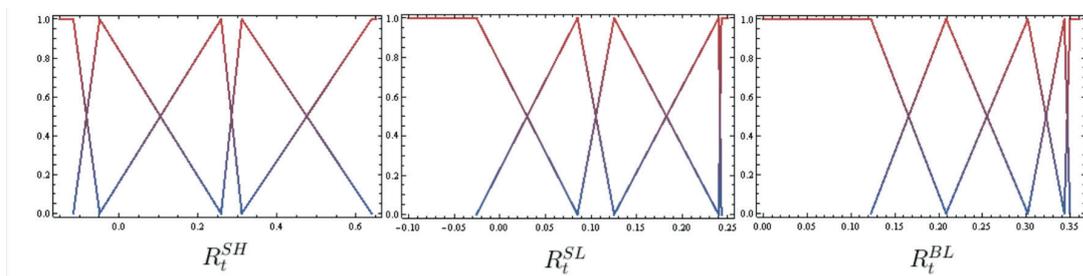
На рис. 3 представлены оптимизированные при помощи алгоритма дифференциальной эволюции графики функций принадлежности для четырех объясняющих переменных: рыночной доходности (R_t^M), чувствительности инвестора ($sent_t$), отношения балансовой и рыночной стоимости компании (HML_t) и рыночной стоимости компании, отражающей эффект размера (SMB_t). Оптимизированные с помощью

DE-метода функции принадлежности для трех возможных доходностей портфелей SH, SL, BL представлены на рис. 4. Оптимизированные нечеткие правила в виде матриц правил можно увидеть на рис. 5.



Составлено авторами по материалам исследования

Рис. 3. Оптимизированные функции принадлежности для объясняющих переменных



Составлено авторами по материалам исследования

Рис. 4. Оптимизированные функции принадлежности для объясняемых переменных

		If R_t^M					If $sent_t$					If SMB_t					If HML_t				
		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Then R_t	5					X					X										
	4									X											
	3				X											X					
	2								X					X	X					X	X
	1	X	X	X			X	X				X	X				X	X	X		

Примечание: if – если; then – тогда

Составлено авторами по материалам исследования

Рис. 5. Матрицы оптимизированных нечетких правил

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе производилось оценивание динамики цен активов российского фондового рынка на основе как традиционного, так и поведенческого подходов с помощью нечетких систем. Функции принадлежности и нечеткие правила оптимизировались согласно алгоритму дифференциальной эволюции. Исходя из размеров среднеквадратичных ошибок моделирование с помощью оптимизированной нечеткой системы показывает улучшение в случае двух портфелей из трех. Согласно оптимизированным нечетким правилам можно сделать вывод о воздействии каждой независимой переменной на доходность портфеля. Доходность рыночного портфеля оказывает стабильное положительное влияние на доходность активов. Показатель чувствительности, или настроений, инвесторов оказывает сильное положительное влияние на доходность портфеля, в то время как воздействие на нее показателей отношения балансовой и рыночной стоимости компании и эффекта размера стабильное, но слабое.

В ходе проделанной работы можно заключить, что результаты, полученные с помощью различных методов нечеткой регрессии, либо не противоречат результатам без использования нечеткости, либо показывают некоторые улучшения. Для того чтобы определить точные преимущества методов нечеткой регрессии, необходимо дальнейшее изучение.

Список литературы

1. Костикова А.В., Кузнецов С.Ю., Терелянский П.В. Применение теории нечетких множеств в задаче оценки конкурентоспособности продукции. E-management. 2023;2(6):37–48. <https://doi.org/10.26425/2658-3445-2023-6-2-37-48>
2. Красных С.С. Адаптационный потенциал экономического роста Российской Федерации в условиях сокращения прямых иностранных инвестиций. E-Management. 2024;1(7):36–47. <https://doi.org/10.26425/2658-3445-2024-7-1-36-47>
3. Швачко А.А. Векторы совершенствования стратегий развития российских предприятий в контексте предпосылок к трансформации российской экономики. E-Management. 2024;1(7):48–60. <https://doi.org/10.26425/2658-3445-2024-7-1-48-60>
4. Fama E., French K. The cross-section of expected stock return. Journal of Finance. 1992;2(47):427–465. <https://doi.org/10.2307/2329112>
5. Федорова Е.А., Сивак А.Р. Сравнение моделей САРМ и Фамы-Френча на российском фондовом рынке. Финансы и кредит. 2012;42(522):42–48.
6. Acharya V.V., Pedersen L.H. Asset pricing with liquidity risk. Journal of Financial Economics. 2005;77:375–410. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.06.007>
7. Кукова Е.А., Кан Ю.С. Моделирование динамики финансового индекса RTSI. Моделирование и анализ данных. 2019;2:39–47.
8. Полянина П.В., Родионов А.Г., Конников Е.А. Моделирование состояний финансового рынка в условиях интеллектуальной экономики на основе нечетко-множественного подхода. π-Economy. 2023;16(5):78–90. <https://doi.org/10.18721/JE.16506>
9. Fisher K.L., Statman M. Investor sentiment and stock returns. Financial Analyst Journal. 2000;2(56):16–23. <http://dx.doi.org/10.2469/faj.v56.n2.2340>
10. Neal R., Wheatley S. Do measures of investor sentiment predict stock returns? Journal of Financial and Quantitative Analysis. 1998;33(4):523–547. <https://doi.org/10.2307/2331130>
11. Brown G., Cliff M. Investor sentiment and the near-term stock market. Journal of Empirical Finance. 2004;11.
12. Price K., Storn R. Differential evolution – a simple evolution strategy for fast optimization. Journal of Global Optimization. 1997;11:341–359. <http://dx.doi.org/10.1023/A:1008202821328>
13. Fama E., French K. Common risk factors in the returns on stocks and bonds. Journal of Financial Economics. 1993;33(1):3–56. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(93\)90023-5](https://doi.org/10.1016/0304-405X(93)90023-5)
14. Hachicha N., Bouri A. Behavioral beta and asset valuation models. International Research Journal of Finance and Economics. 2008;16:175–192. <https://doi.org/10.22051/jfm.2018.16581.1445>
15. Fama E., French K., Davis J. Characteristics, covariances, and average returns: 1929 to 1997. The Journal of Finance. 2000;55(1).
16. Karr C. Applying genetics to fuzzy logic. AI Expert. 1991;3(36):38–43.
17. Hachicha N., Jarboui B., Siarry P. A fuzzy logic control using a differential evolution algorithm aimed at modelling the financial market dynamics. Information Sciences. 2011;1(181):79–91. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2010.09.010>

References

1. Kostikova A.V., Kuznetsov S.Yu., Tereliansky P.V. Application of the fuzzy sets theory in the problem of products competitiveness evaluation. E-management. 2023;2(6):37–48. (In Russian). <https://doi.org/10.26425/2658-3445-2023-6-2-37-48>
2. Krasnykh S.S. Adaptive potential of Russian economic growth in the context of decline in foreign direct investment. E-Management. 2024;1(7):36–47. (In Russian). <https://doi.org/10.26425/2658-3445-2024-7-1-36-47>
3. Shvachko A.A. Vectors for improving development strategies of Russian enterprises in the context of prerequisites for transformation of the Russian economy. E-Management. 2024;1(7):48–60. (In Russian). <https://doi.org/10.26425/2658-3445-2024-7-1-48-60>
4. Fama E., French K. The cross-section of expected stock return. Journal of Finance. 1992;2(47):427–465. <https://doi.org/10.2307/2329112>
5. Fedorova E.A., Sivak A.R. Comparison of the CAPM and Fama-French models on the Russian stock market. Finance and Credit. 2012;42(522):42–48. (In Russian).
6. Acharya V.V., Pedersen L.H. Asset pricing with liquidity risk. Journal of Financial Economics. 2005;77:375–410. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2004.06.007>

7. *Kuskova E.A., Kan Yu.S.* Modelling the dynamics of the RTSI index. Modelling and data analysis. 2019;2:39–47. (In Russian).
8. *Polyanina P.V., Rodionov D.G., Konnikov E.A.* Modeling financial market conditions in an intelligent economy based on a fuzzy set approach. *π-Economy*. 2023;16(5):78–90. (In Russian). <https://doi.org/10.18721/JE.16506>
9. *Fisher K.L., Statman M.* Investor sentiment and stock returns. *Financial Analyst Journal*. 2000;2(56):16–23. <http://dx.doi.org/10.2469/faj.v56.n2.2340>
10. *Neal R., Wheatley S.* Do measures of investor sentiment predict stock returns? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 1998;33(4):523–547. <https://doi.org/10.2307/2331130>
11. *Brown G., Cliff M.* Investor sentiment and the near-term stock market. *Journal of Empirical Finance*. 2004;11.
12. *Price K., Storn R.* Differential evolution – a simple evolution strategy for fast optimization. *Journal of Global Optimization*. 1997;11:341–359. <http://dx.doi.org/10.1023/A:1008202821328>
13. *Fama E., French K.* Common risk factors in the returns on stocks and bonds. *Journal of Financial Economics*. 1993;33(1):3–56. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(93\)90023-5](https://doi.org/10.1016/0304-405X(93)90023-5);
14. *Hachicha N., Bouri A.* Behavioral beta and asset valuation models. *International Research Journal of Finance and Economics*. 2008;16:175–192. <https://doi.org/10.22051/jfm.2018.16581.1445>
15. *Fama E., French K., Davis J.* Characteristics, covariances, and average returns: 1929 to 1997. *The Journal of Finance*. 2000;55(1).
16. *Karr C.* Applying genetics to fuzzy logic. *AI Expert*. 1991;3(36):38–43.
17. *Hachicha N., Jarboui B., Siarry P.* A fuzzy logic control using a differential evolution algorithm aimed at modelling the financial market dynamics. *Information Sciences*. 2011;1(181):79–91. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ins.2010.09.010>