

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЁТКИХ МНОЖЕСТВ В ЗАДАЧЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДИНАМИКИ ПОВЕДЕНИЯ ЦЕННЫХ БУМАГ

APPLICATION OF FUZZY SETS IN THE PROBLEM OF PREDICTING THE DYNAMICS OF SECURITIES BEHAVIOR

A. Solobuto
V. Pavlov

Summary. This paper explores the application of fuzzy set theory as a tool for predicting the behavior of stock prices on the exchange. Fuzzy set theory is used to account for the uncertainty, incompleteness, and subjectivity of information inherent to the stock market, where price movements are often determined by numerous factors that cannot be precisely formalized.

To implement this approach, informative features influencing stock prices were selected. Each of these features was associated with fuzzy terms (such as «low volume,» «high price,» «overbought,» etc.), after which fuzzy inference rules were formulated to reflect expert-based or empirically identified relationships between the features and the expected price movement direction.

Thus, fuzzy set theory represents a flexible and interpretable approach, especially useful in situations of high uncertainty and the need to incorporate expert intuition, which are typical in stock market analysis.

Keywords: stocks, fuzzy sets, membership function, classification task, indicators, fuzzy inference.

Солобута Алексей Викторович

аспирант, Московский финансово-юридический университет МФЮА
29352138@s.mfua.ru

Павлов Валерий Анатольевич

к.э.н., доцент, Московский финансово-юридический университет МФЮА
29359332@s.mfua.ru

Аннотация. В данной работе рассматривается применение теории нечётких множеств как инструмента для прогнозирования поведения стоимости ценных бумаг на бирже. Теория нечётких множеств используется для учета неопределённости, неполноты и субъективности информации, характерных для фондового рынка, где поведение цен часто определяется множеством факторов, не поддающихся точной формализации.

Для реализации подхода были подобраны информативные признаки, влияющие на стоимость ценных бумаг. Каждому из этих признаков были сопоставлены нечёткие термины (например, «низкий объём», «высокая цена», «перекупленность» и т.д.), после чего были сформированы нечёткие правила вывода, отражающие экспертные или эмпирически выявленные зависимости между признаками и предполагаемым направлением движения цены.

Таким образом, теория нечётких множеств представляет собой гибкий и интерпретируемый подход, особенно полезный в условиях высокой неопределённости и необходимости включения экспертной интуиции, характерной для анализа фондового рынка.

Ключевые слова: ценные бумаги, нечёткие множества, функция принадлежности, задача классификации, индикаторы, нечёткий вывод.

Введение

В настоящее время, в связи с ростом вычислительных мощностей, увеличением доступности больших объёмов данных и активным развитием моделей искусственного интеллекта, наблюдается повсеместное внедрение интеллектуальных систем прогнозирования в различных отраслях экономики. Одной из таких сфер, активно воспринимающей новейшие технологические решения, является фондовый рынок. Высокая волатильность, большое количество факторов, влияющих на стоимость активов, и необходимость оперативного реагирования на малейшие изменения рыночной конъюнктуры делают эту область особенно чувствительной к качеству и скорости аналитических процессов.

В ответ на эти вызовы, хедж-фонды и другие институциональные инвесторы активно внедряют системы автоматизированной торговли (алготрейдинга), позво-

ляющие значительно сократить время принятия решений и минимизировать влияние человеческого фактора. Современные алгоритмы способны обрабатывать колоссальные массивы данных, выявлять скрытые закономерности и формировать торговые сигналы с высокой точностью.

Одним из перспективных подходов к созданию таких систем является использование теории нечётких множеств (fuzzy logic). В отличие от традиционных логических моделей, основанных на бинарных «да/нет» решениях, нечёткая логика позволяет работать с неопределённостью, неполными или расплывчатыми данными [1], что особенно важно в условиях нестабильности и отсутствия чётко выраженных границ между рыночными состояниями. Такой подход позволяет более гибко моделировать поведение рынка, учитывать множество факторов, влияющих на движение цен, и тем самым повышать адаптивность и устойчивость торговой стратегии.

Таким образом, разработка и внедрение системы автоматизированной торговли на основе нечёткой логики представляет собой актуальное и практически значимое направление, сочетающее в себе элементы искусственного интеллекта, математического моделирования и экономического анализа.

Система полностью поддаётся интерпретации — все параметры, используемые в системе основаны на экспертных оценках, что позволяет эффективно оценивать результаты работы модели.

- Данные системы адаптивны к любым условиям — при правильной калибровке параметров и их функций принадлежности можно добиться удовлетворительного результата как на падающем, так и на растущем рынке.
- Выход нечёткой системы можно использовать как один из параметров моделей машинного обучения, что позволяет значительно сократить количество признаков и ускорить обучение в других моделях [2].
- Устойчивость к выбросам — система работает с признаками, которые игнорируют экстремальные значения.

Данные преимущества демонстрируют универсальность и адаптивность нечётких систем в качестве прогнозирующих систем.

Анализ актуальных исследований в области

Применение теории нечётких множеств в финансовых системах была рассмотрено в нескольких научных работах. В статье «Применение теории нечётких множеств к задаче формирования портфеля проектов», где авторы рассматривают схожую проблему — ранжирование проектов предприятия, а также распределение ресурсов по этим проектам [3].

Также в работе «Построение торговой стратегии на основе методов нечёткой логики» [4] была рассмотрена работа алгоритма на акциях компании Microsoft, где модель себя эффективно показала на всём диапазоне, кроме одного месяца.

На основе данных работ была сформулирована модель, которая позволяет ранжировать ценные бумаги, а также формулировать нечёткий вывод — какое действие следует предпринять с данной бумагой при текущих состояниях параметров [5].

Анализ признаков, применяемых в модели

В качестве признаков для применения в модели были выбраны следующие:

1. Индекс относительной силы (RSI) — индикатор технического анализа, определяющий силу тренда и вероятность его смены [6]. Данный индикатор может принимать значения от 0 до 100. Для задачи классификации используется строгая версия индикатора, в которой значение 80 означает перекупленность бумаги, а значение 20 недокупленность. График функции принадлежности изображен на рис. 1.

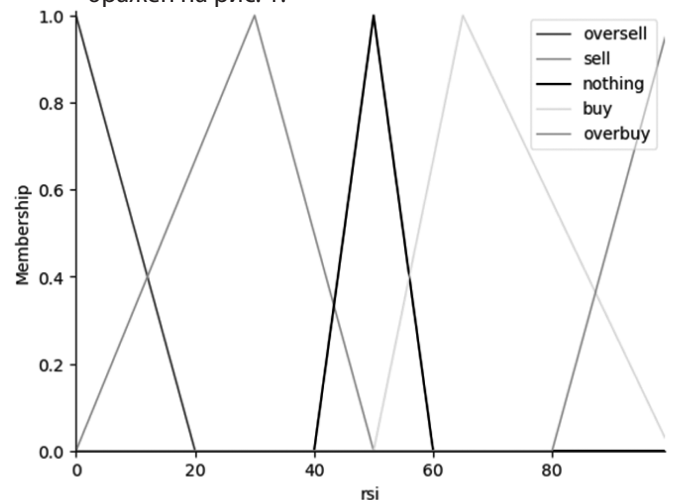


Рис. 1 Функция принадлежности индикатора rsi

2. Индикатор ADX (Average Directional Index, средний индекс направленного движения) — технический индикатор, используемый в анализе финансовых рынков для оценки силы тренда, независимо от его направления (восходящего или нисходящего) [7]. Варьируется в значениях от 0 до 100 — чем выше значение, тем сильнее тренд. График функции принадлежности изображен на рис. 2.

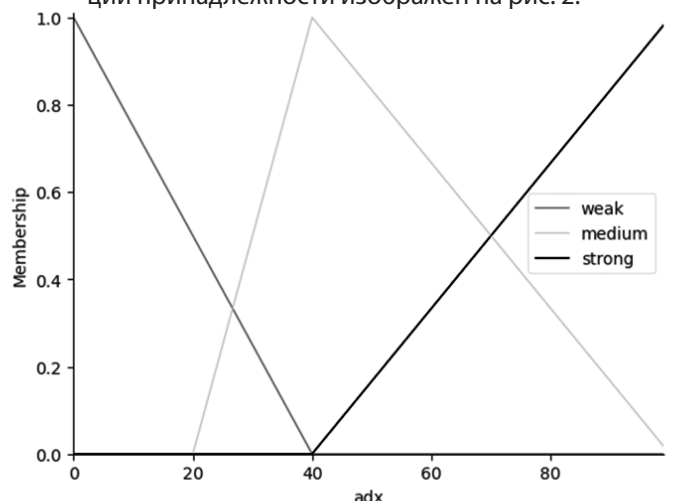


Рис. 2. Функция принадлежности индикатора adx

3. Williams %R — технический индикатор, определяющий состояние перекупленности/перепроданности по положению текущей цены закрытия в диапазоне между минимумом и максимумом

цен за предыдущие периоды [8]. Максимальное значение, которое может принимать индикатор, является 0; минимальное -100. При значениях от -20 до 0 прогнозируется рост, при значениях от -100 до -80 прогнозируется падение, иначе слабое колебание цены. График функции принадлежности изображен на рис. 3.

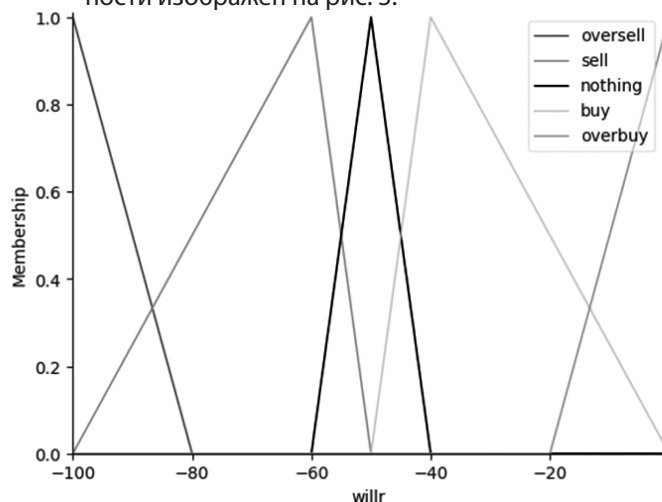


Рис. 3. График функции принадлежности индикатора Williams %R

4. Индекс товарного канала (CCI) — технический индикатор, основанный на анализе текущего изменения отклонения цены от её среднего значения за определённый период и среднестатистического абсолютного значения этого параметра [9]. При значении CCI ниже -100 прогнозируется рост; выше 100 — прогнозируется падение. График функции принадлежности изображен на рис. 4.

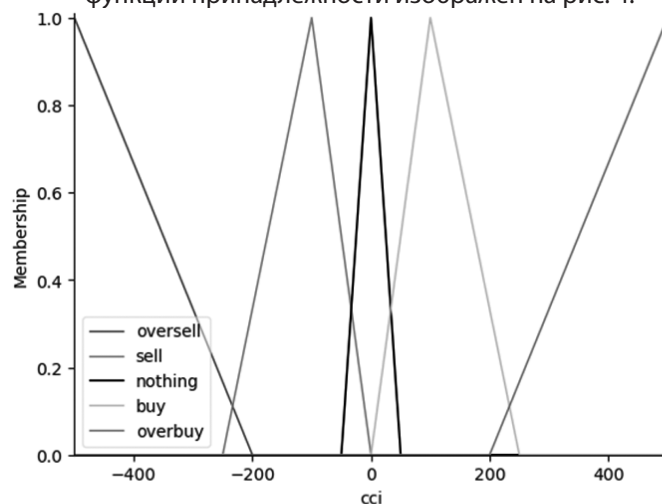


Рис. 4. Функция принадлежности индикатора cci

5. Aroon-осциллятор — это технический индикатор, используемый в анализе финансовых рынков для оценки силы и направления тренда, а также для определения возможных точек разворота, основан на двух линиях: Aroon Up и Aroon Down.

Aroon-осциллятор представляет собой разницу между этими двумя линиями [10]. График функции принадлежности изображен на рис. 5.

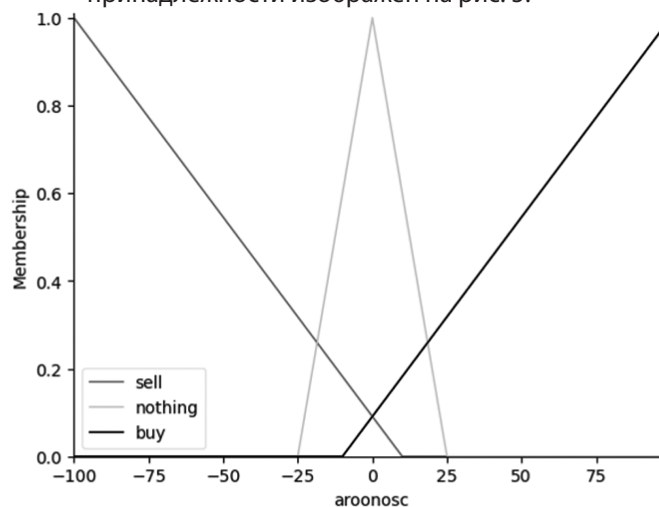


Рис. 5. Функция принадлежности индикатора aroon oscillator

6. Индикатор MFI (Money Flow Index, Индекс денежного потока) — это технический индикатор, который измеряет силу притока и оттока денег в актив, основываясь на изменениях цены и объема торгов. Он позволяет определять перекупленность или перепроданность актива, а также выявлять потенциальные развороты тренда. MFI учитывает не только цену, но и объем [11]. График функции принадлежности изображен на рис. 6.

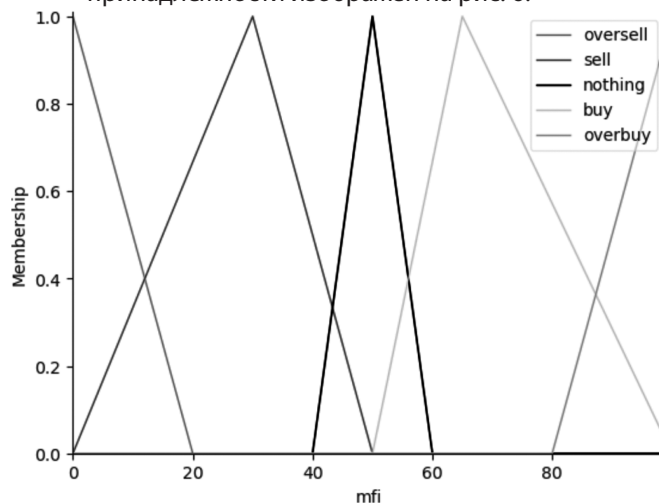


Рис. 6 Функция принадлежности индикатора mfi

7. Ultimate Oscillator — индикатор, который комбинирует данные за короткий, средний и длинный периоды — это позволяет сгладить ложные сигналы, которые могут возникать при использовании одного таймфрейма. Индикатор учитывает три ключевых компонента: покупательное давление (Buying Pressure), истинный диапазон (True Range)

и взвешенные средние этих значений [12]. График функции принадлежности изображен на рис. 7.

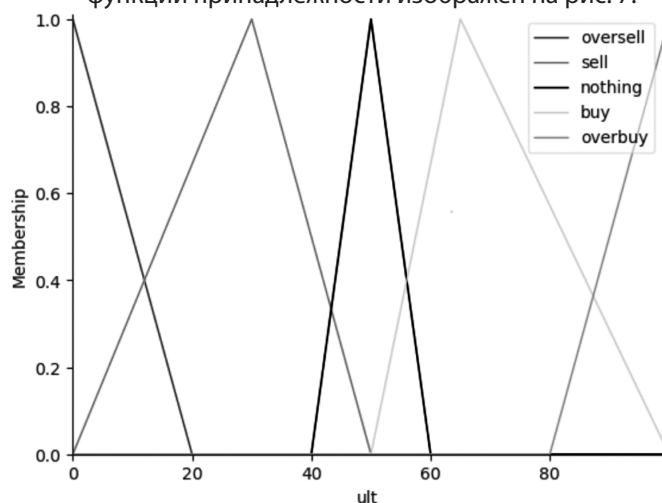


Рис. 7. Функция принадлежности индикатора ultimate oscillator

Реализация

Было сформировано правило вывода, состоящее из трёх значений: «Продавать», «Ничего не делать», «Покупать» — данным выводам соответствует оценка от 0 до 10. График изображен на рис. 8.

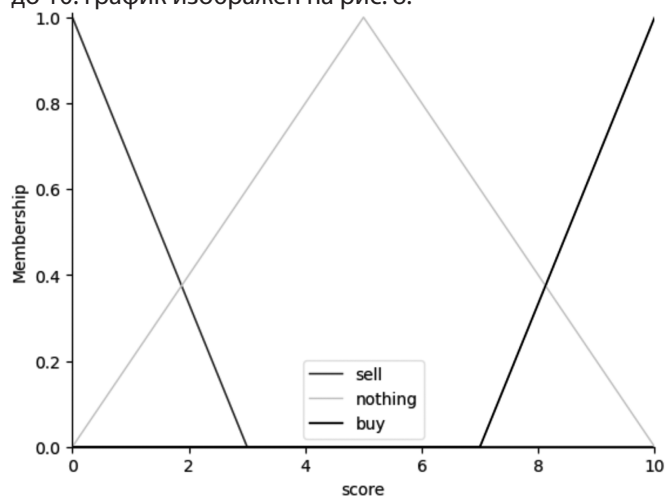


Рис. 8. Правило вывода

Для правила «Продавать» сформировано следующие условия:

- 1) adx — сильный тренд & большинство остальных индикаторов соответствуют значению «продавать»
- 2) adx — слабый тренд & большинство остальных индикаторов соответствуют значению «перекупленность»

Для правила «Покупать» сформировано следующие условия:

- 1) adx — сильный тренд & большинство остальных индикаторов соответствуют значению «покупать».
- 2) adx — слабый тренд & большинство остальных индикаторов соответствуют значению «перепроданность».

Для всех остальных условий соответствует правило «Ничего не делать» — это означает, что модель не увидела какой-то активный тренд.

Анализ результатов

Для проверки результатов был сформировано два набора данных: в первом содержатся исторические данные по акциям из индекса Мосбиржи, во втором данные по криптовалютам. Оба набора данных были выбраны за период с 01.01.2014 по 31.12.2023. По итогу для акций Мосбиржи сбалансированная точность получилась равна 67.3 %, для криптовалют сбалансированная точность получилась равна 65.1 %. Для оценки идеальной доходности: было выбрано среднее значение доходности за неделю, при идеальном закрытии сделок. Для прогнозируемой доходности было рассчитано мат. ожидание доходности на основе полученных результатов. Подробнее результаты описаны в таблице 1.

Таблица 1.

Результаты работы модели

Тип ценных бумаг	Точность	Идеальная доходность	Прогнозируемая доходность
Акции Мосбиржи	67.3 %	3.75 %	2.52 %
Криптовалюты	65.1 %	5.16 %	3.35 %

Заключение

В данной работе была сформулирована модель, позволяющая прогнозировать поведение акций, которая дает верный прогноз в двух из трёх случаев, что позволяет на основе неё создать систему автоматического управления инвестиционным портфелем и на дистанции стабильно получать доход. Система себя показала одинаково качественно на акциях и на криптовалютах. Из недостатков системы стоит выделить:

- Отсутствие масштабируемости: при вводе новых параметров, необходимо заново строить правила вывода
- Медленная работа на больших данных

ЛИТЕРАТУРА

1. Лотфи Заде. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений — М.: букинистика, 2021.
2. Ang, K.K., & Quek, C. (2005). «RSPOP: Rough Set-Based Pseudo Outer-Product Fuzzy Rule Identification Algorithm» *Neural Computation*, 17(1), pp. 205–243.
3. В.М. Аньшин, И.В. Демкин, И.Н. Царьков, И.М. Никонов. Применение теории нечётких множеств к задаче формирования портфеля проектов, сс. 3–24.
4. Решетников А.А. Построение торговой стратегии на основе методов нечёткой логики, сс. 2–6.
5. Павлов В.А., Солобута А.В. Предобработка данных в задаче прогнозирования динамики ценных бумаг // *Современные и информационные технологии в социальной сфере*. — Чебоксары: Волжский филиал МАДИ, 2024. — С. 42–45.
6. Стивен Б. Акелис. *Technical Analysis from A to Z*. — 2 изд. McGraw Hill, 2013. — 400 с.
7. Донна Л. МакКормик, Джеффри Оуэн Кац. *Энциклопедия торговых стратегий*. — М.: Альпина Паблишер, 2012. — 394 с.
8. ЛеБо Ч., Лукас Д.В. *Компьютерный анализ фьючерсных рынков*. — 6 изд. — М.: Альпина Паблишер, 2011. — 304 с.
9. J. Welles Wilder, Jr. *New Concepts in Technical Trading Systems* — М.: ПРИЗМА-15, pp 40–41.
10. Колби Роберт. *Энциклопедия технических индикаторов рынка*. — 2-е изд. — М.: «Альпина Бизнес Букс», 2004. — 837 с.
11. Newsome, Jeremy. «One of my favorite technical indicators. . .» // *Trade Smart University conference*. 2014. — С. 113 (дата обращения: 21.04.2025)
12. Larry Williams. *Trading Indicators* // *Larry Williams Trading Indicators* URL: <https://williamspercentr.com/newsletters/ULTI.pdf> (дата обращения: 21.04.2025).

© Солобута Алексей Викторович (29352138@s.mfua.ru); Павлов Валерий Анатольевич (29359332@s.mfua.ru)
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»