К

Проблемы искусственного интеллекта. 2026. N 3 (42). С. 240-254
Problems of Artificial Intelligence. 2026;3(42):240-254.
Роботы, мехатроника и робототехнические системы
Научная статья

УДК 004.932.2 **DOI** 10.24412/2413-7383-2026-3-42-240-254

А.В. Кизим[1], И.Н. Ломакин[2]
Волгоградский государственный технический университет
400005, г. Волгоград, проспект В.И. Ленина, д. 28.
[1]kizim@mail.ru +79176488196, ORCID: 0000-0003-2013-1297
[2]ivan.grom0boy@yandex.ru, ORCID: 0000-0001-7392-1554

БИРЖЕВОЙ ТОРГОВЫЙ РОБОТ – ГИБРИДНАЯ КИБЕРФИЗИЧЕСКАЯ СИСТЕМА НА ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ, АДАПТИВНАЯ К ИЗМЕНЕНИЯМ РЫНКА

A.V. Kizim[1], I.N. Lomakin[2]
Volgograd State Technical University, 28 V.I. Lenin Avenue, Volgograd, 400005, Russia
[1]kizim@mail.ru +79176488196, ORCID: 0000-0003-2013-1297
[2]ivan.grom0boy@yandex.ru, ORCID: 0000-0001-7392-1554

EXCHANGE TRADING ROBOT - A HYBRID CYBERPHYSICAL SYSTEM BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE, ADAPTIVE TO MARKET CHANGES

В данной работе предлагается метод машинного обучения «Случайный лес» для получения прогнозных значений цены биржевого актива, а также Fuzzy-метод, позволяющий на основе величин трех входных параметров Open_Close (длина тела свечи), BidAskRatio (коэффициент заявок на покупку/продажу в торговом стакане) и Delta (разница между фактической и прогнозной ценой актива), формировать значение выходного параметра By_0_Sell в диапазоне: +1, 0, -1 для выставления ордера на покупку/продажу фьючерсного контракта на доллар SiM6 биржевым торговым ботом, установленном на торговом терминале QUIK. Рассматривалась применимость предлагаемого подхода «Random Forest» (Случайный лес) к задачам повышения точности прогнозирования цены актива на минутном таймфрейме в сравнении с методами «Linear Regression» (Линейной регрессии) и «Decision Tree» (Дерево решений), а также точность решения о выставлении Long/Short – заявок для получения профита при сделках полученных «Fuzzy-method» (Нечетким - методом) и «Logistic regression» (Логистической регрессией). Проведены эксперименты показали, что предложенный подход превосходит качество прогнозирования признаков и получения профита на сделках, подтверждены выдвинутые гипотезы об улучшении точности прогнозирования модели с применением рассматриваемых методов.
Ключевые слова: Метод машинного обучения, Fuzzy-метод, «Случайный лес», Логистическая регрессия, Дерево решений.

In this paper, we propose the Random Forest machine learning method for obtaining forecast values of the exchange asset price, as well as the Fuzzy method, which allows, based on the values of three input parameters Open_Close (candle body length), BidAskRatio (buy/sell order ratio in the trading order book) and Delta (the difference between the actual and forecast price of the asset), to generate the value of the output parameter By_0_Sell in the range: +1, 0, -1 for placing an order to buy/sell a futures contract for the dollar SiM6 by an exchange trading bot installed on the QUIK trading terminal. The applicability of the proposed Random Forest approach to improving asset price forecasting accuracy on a one-minute timeframe was examined in comparison with the Linear Regression and Decision Tree methods. The accuracy of long/short order placement decisions for profit-making on trades generated by the Fuzzy Method and Logistic Regression was also examined. Experiments demonstrated that the proposed approach outperforms both in predicting features and profit-making on trades, confirming the hypotheses regarding improved model forecasting accuracy using the methods under consideration.
Key words: Machine learning, Fuzzy Method, Random Forest, Logistic Regression, Decision Tree.

Введение

Адаптация торгового робота представляет собой способность изменять свои параметры или логику в ответ на изменения рыночных условий: волатильности, ликвидности, трендов. Это вектор движения, направленный на выживание стратегии при разных условиях поведения рынка. Адаптивность киберфизических систем является одним из ключевых параметров торговых биржевых систем. Применение искусственного интеллекта обеспечивает адаптацию к внешним изменениям, что позволяет обеспечить высокую точность прогнозных значений в условиях волатильности параметров внешней среды в работе биржевых торговых ботов, на чем настаивают, например, Н. В. Корнеев, И. В. Осипов [1, с. 163-169], а также Борисоглебская Л.Н. с соавторами [2]. Классические методы показывают себя менее надежными в условиях сценариев ухудшения или появления критических значений в поведении рынка, что негативно влияет на результативность работы торговых алгоритмических систем. Это стимулирует развитие альтернативных подходов, опирающихся на данных специальных функций, собираемых ботом внутри торговой платформы QUIK.

В частности Н. В. Корнеев, И. В. Осипов отмечают тот факт, что для ускорения оптимизации, в MetaTrader 5-й версии была применена принципиально новая революционная концепция - распределение задач по агентам тестирования [3]. По мнению разработчиков, главным критерием применимости программы выступит прибыльность торговли пользователя, ее использующего, а также ее стабильность. Борисоглебская Л.Н. с соавторами сделали ставку на применение технологии цифрового двойника в коммерческих сетях. Придерживаясь концепции цифровизации, которая основана на доминировании цифровых экосистем и на широкомасштабном использовании систем искусственного интеллекта, авторы предлагают использовать компьютерные программы, которые реализуют такие алгоритмы.

Автор Лыков А. В., исследуя современные финансовые технологии, которые стремительно развиваются, интегрируя в себя сложные математические модели и вычислительные алгоритмы, подчеркивают роль теории вероятностей в финансовых технологиях и алгоритмической торговле [4, с. 319-327]. Перспективы применения искусственного интеллекта в алгоритмической торговле исследовались в работах [5], [6-8].

Зарубежные ученые сфокусированы на исследовании финансовых инноваций, основанных на искусственном интеллекте. В частности, коллективом авторов во главе с Зху К. (Qing Zhu) предложена система робо-консультантов для высокой доходности на диверсифицированных рынках [9].

Бруно Миранда Энрике (Bruno Miranda Henrique) с коллегами представила результаты исследования в области практического машинного обучения, фокусируясь на прогнозировании ежедневных направлений на финансовых рынках [10].

Согласно гипотезе эффективного рынка (EMH) невозможно предсказывать цены акций и угадывать поведение рынка, как это утверждали Малкиель и Фама. Текст классической гипотезы гласит, что в равновесном состоянии цены отражают действие всех факторов и всю информацию, реагируя на любые новые данные. Вот эти последние данные, в конечном итоге, могут быть использованы для предсказания цен. Эта тема является привлекательной для представителей большинства из академической и профессиональной среды, поскольку сулит высокую доходность и защиту от финансовых рисков [11].

Применением искусственного интеллекта в сфере гибридных киберфизических систем на биржевом рынке занималось множество ученых, в том числе группа во главе с Ломакиным Н.И. [12]. Прогнозирование финансовых циклов с помощью динамических ансамблевых моделей с использованием ведущих, совпадающих и отстающих индикаторов, осуществлял коллектив авторов во главе с Индранил Гош (Indranil Ghosh) [13].

Целью исследования являлся поиск закономерностей в данных, представленных датасете для формирования модели машинного обучения «Random Forest» (Случайный лес) для повышения точности прогнозирования цены актива на минутном таймфрейме с последующим сравнением с результатами прогнозирования методами «Linear Regression» (Линейной регрессии) и «Decision Tree» (Дерево решений). Кроме того, целью является повышение точности решения при выставлении Long/Short (на покупку/продажу) заявок для получения профита при проведении сделок, на основании прогнозов, получаемых «Fuzzy-method» (Нечетким - методом) и «Logistic regression» (Логистической регрессией).

Наборы данных

В ходе исследования была разработана гибридная киберфизическая система, в этих целях были сформированы и обучены две модели на основе искусственного интеллекта: ML-модель случайного леса и Fuzzy-модель, которые позволили сформировать уравнения на основе выявленных закономерностей. Размер датасета составил 6x1000 свечей, в который были загружены параметры: Open, Close, High, Low, Volume.

При этом, уравнение ML-модель случайного леса формировала прогнозное значение цены финансового инструмента – фьючерсного контракта SiM6, который торгуется на Московской бирже на срочном рынке.

Кроме того, сформированная трехфакторная Fuzzy-модель, выступала в роли нечеткого триггера. Для создания нечеткой модели были выявлены диапазоны изменения входных параметров модели: 1) диапазон Open_Close: [-70, 87]; 2) диапазон BidAskRatio: [-0.1, 1.0190000000000001]; 3) диапазон Delta: [11, 39]. Размер датасета составил 4x268 параметров. Обученная модель позволила использовать уравнение зависимости для поддержки принятия управленческого решения на покупку/продажу актива.

Таким образом, в теле скрипта торгового бота на основе сигналов от обеих моделей формировался ордер на покупку/продажу актива с последующим выставлением стоп-лосса.

Методология

Торговля на Московской бирже фьючерсным контрактом SiM6 в проведенном исследовании осуществляется на минутных таймфреймах на платформе QUIK на срочном рынке (в соответствии с рисунком 1).



Рисунок 1 – Торговля фьючерсным контрактом SiM6 на платформе QUIK

Как показали исследования, многие ученые посвятили свои работы прогнозированию биржевых рынков. Так, группа авторов, включая Ахила Раджа Ажикодана (Akhil Raj Azhikodan), провела экспериментальную работу, демонстрирующую возможность использования обучения с подкреплением для торговли акциями [14]. Созданная в исследовании система работает с акциями одной компании; однако ее архитектура сверточной нейронной сети может быть масштабирована для использования акций нескольких компаний. В процессе масштабирования этого проекта потребуется координация между несколькими сетями. Основная нейронная сеть будет анализировать действия, предсказанные сетями, и выбирать лучшее из них. Метод торговли, используемый авторами, был смоделирован как Марковский процесс принятия решений (MDP).

Fuzzy-алгоритм выступают довольно эффективным инструментом принятия решения в условиях неопределенности. Как известно, нечеткая логика представляет собой форму многозначной логики, в которой истинность переменных может быть любым вещественным числом от 0 до 1. Она используется для обработки понятия частичной истины, где значение истинности может варьироваться от полностью истинной до полностью ложной. Самая известная система — это система, основанная на правилах мамдани [13] (в соответствии с рисунком 2).

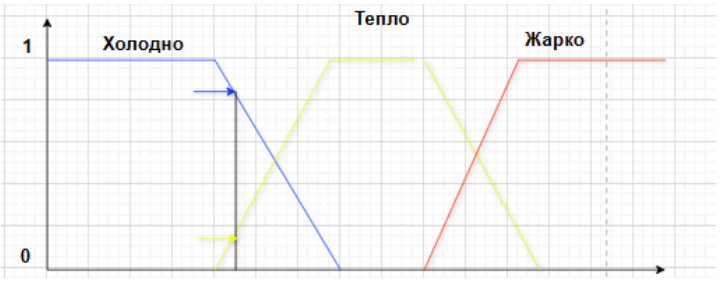


Рисунок 2 – Принцип работы Fuzzy-алгоритма

Представляется целесообразным состояния рынка обозначить следующим образом. $st \in Sat \in Ari \in Rt \in \{0,1,2,3\ldots\}$ (см. уравнение 1).

$$P_{ss'}^{a} = \mathrm{P_r}\{S_{t+1} = s' | S_t = s, a_t = a\}, \quad (1)$$

Результат (уравнение 2):

$$P_{ss'}^{a} = \mathrm{P_r}\{S_{t+1} = s' | S_t = s, a_t = a\}, \quad (2)$$

Решения торгового робота соответствуют политике π (см. уравнение 3):

$$\pi(s,a,\theta) = Pr\{a_t = a | s_t = s, \theta\}, \quad (3)$$

где: γ - коэффициент дисконтирования, принимающий значения от 0 до 1 и называемый коэффициентом дисконтирования.

Архитектура

Разработанная гибридная киберфизическая система представлена трейдером, открывшим брокерский счет на Московской бирже, торговым терминалом QUIK, имеющим интернет-соединение с биржей, Модуль торгового бота, который имеет сокет-соединение с терминалом QUIK, Модуль случайного леса ML и Fuzzy-модуль, дислоцируемые в облаке Yandex. Общая архитектура представлена ниже (в соответствии с рисунком 3). Бизнес-процессы протекают следующим образом: трейдер скачивает exe.файл терминала, устанавливает, на персональном компьютере (можно установить и в облако, развернув на виртуальной машине), генерирует публичный и закрытый ключи, причем публичный регистрирует у брокера, в нашем случае - банк ВТБ. Следующий

процесс: настройка таблиц внутри терминала QUIK (настраиваются элементы, обеспечивающие торговлю на срочной площадке, для торговли фьючерсным контрактом на доллар SiM6), а именно: Таблица текущих параметров, Биржевой стакан котировок, График цены и объемов выбранного биржевого инструмента, и с помощью вкладок «Сервисы» -> «Lua-скрипты», подгружается настроенный соответствующим образом для торговли этим инструментом на минутном таймфрейме скрипт торгового Бота.

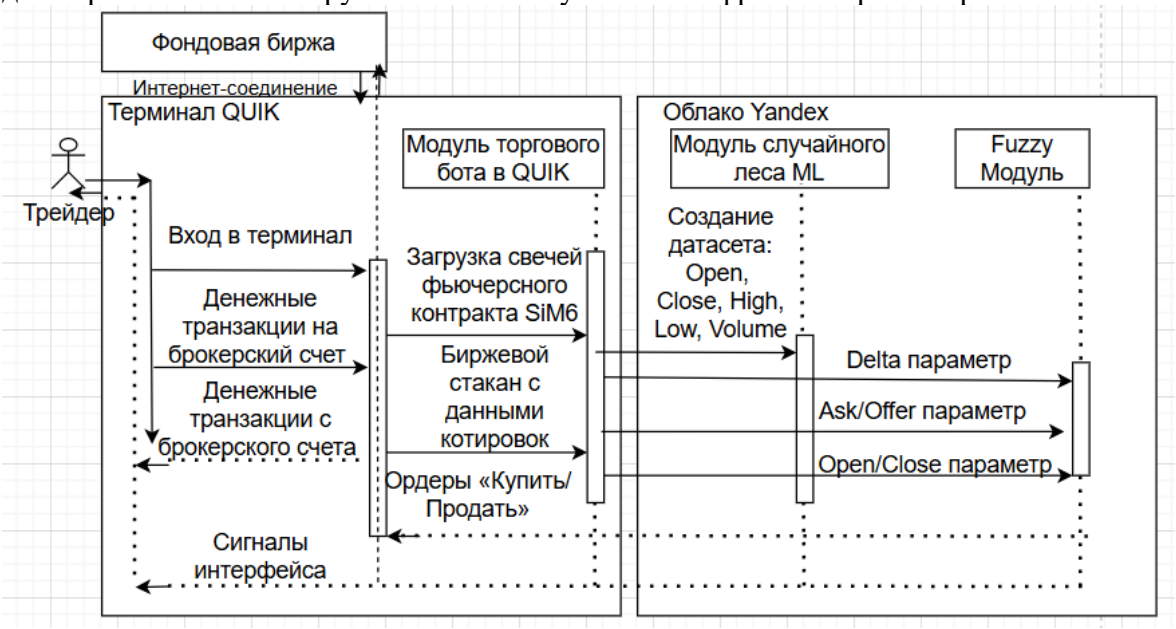


Рисунок 3 – Блок-схема биржевого бота представлена модулями

Следующий бизнес-процесс связан с формированием и обучением ML-модели машинного обучения «Случайный лес», который был разработан в облачном сервисе Google Colab. С этой целью формируется датасет размерностью финального варианта: (1000, 6), фрагмент датасета представлен в таблице 1.

Таблица 1 – Набор данных для обучения нейронной сети RF (фрагмент)

	Номер	Дата	Время	OPEN	HIGH	LOW	CLOSE	VOLUME
0	1	25022026	114600	77408.0000	77410.0000	77400.0000	77400.0000	100
1	2	25022026	114700	77401.0000	77411.0000	77393.0000	77395.0000	82
2	3	25022026	114800	77395.0000	77402.0000	77395.0000	77401.0000	65
3	4	25022026	114900	77401.0000	77408.0000	77395.0000	77408.0000	60
4	5	25022026	115000	77408.0000	77413.0000	77370.0000	77371.0000	72

С целью получения прогнозных значений Pp была создана и обучена модель DecisionTreeRegressor. Точность прогнозирования моделью высокая: Средняя абсолютная ошибка «Mean Absolute Error» (MAE) составила 18.149583333333357; Средняя квадратичная ошибка «Mean Squared Error» (MSE) достигла 648.427951388889; Корень из среднеквадратичной ошибки «Root Mean Squared Error» (RMSE) составила 25.464248494485147. При этом R^2 высокий, 0.9847474291194563, что говорит о том, что динамика результативного признака на 98,4% зависит от факториальных признаков, включенных в модель.

При разработке был использован метод «GRID SEARCH CV» Его результаты обеспечили получение лучших параметров: {'criterion': 'absolute_error', 'max_depth': 5, 'n_estimators': 50}. Лучшая оценка (neg_median_absolute_error): -9.3150. Полученные метрики для лучшей модели RandomForest, значения которых хорошие: MAE 12.542599999999801; RMSE 17.743986079795903. Визуализация лучшего дерева представлена ниже (в соответствии с рисунком 4).

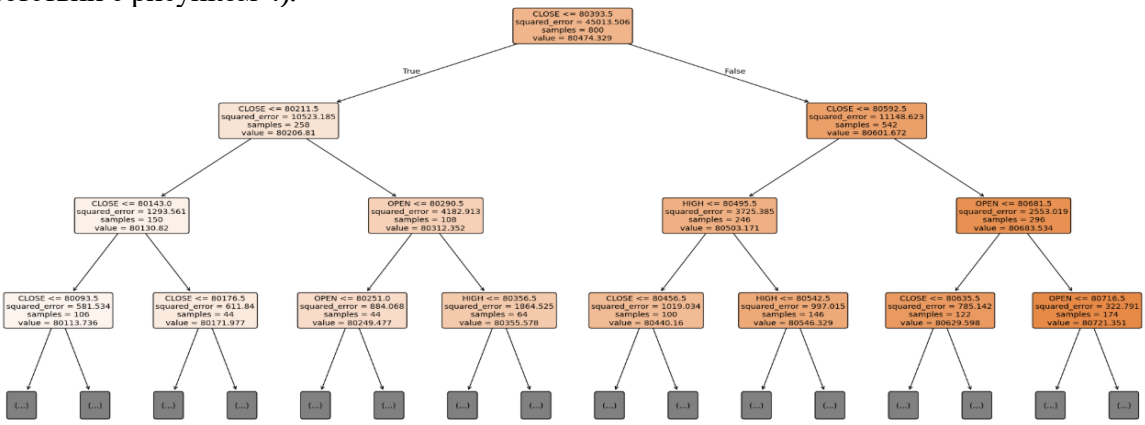


Рисунок 4 – Лучшее дерево решений

Модель линейной регрессии: lin_reg = LinearRegression() была успешно создана и обучена. Прогнозное значение цены может быть получено на основе уравнения (4).

$$Pp = 457.1230499076919 + 0.035964 * O - 0.052014 * H - 0.045592 * L + 1.056308 * C + 0.000192 * V, \quad (4)$$

Для сравнения результативности, в целях повышения точности прогнозирования, в ходе исследования были сформированы модели: Decision Tree, Linear Regression и Random Forest (optimized) у каждого метода была получена разная величина ошибки прогноза (таблица 2).

Таблица 2 – Величина ошибки прогноза у разных методов

Модель	MAE	RMSE	R^2
Decision Tree	18.1496	25.4642	0.9847
Linear Regression	11.7870	16.7924	0.9934
Random Forest (optimized)	12.5426	17.7440	0.9926

Визуализация качества прогноза моделей представлена в соответствии с рисунком 5.



Рисунок 5 – Сравнение методов по величине MAE

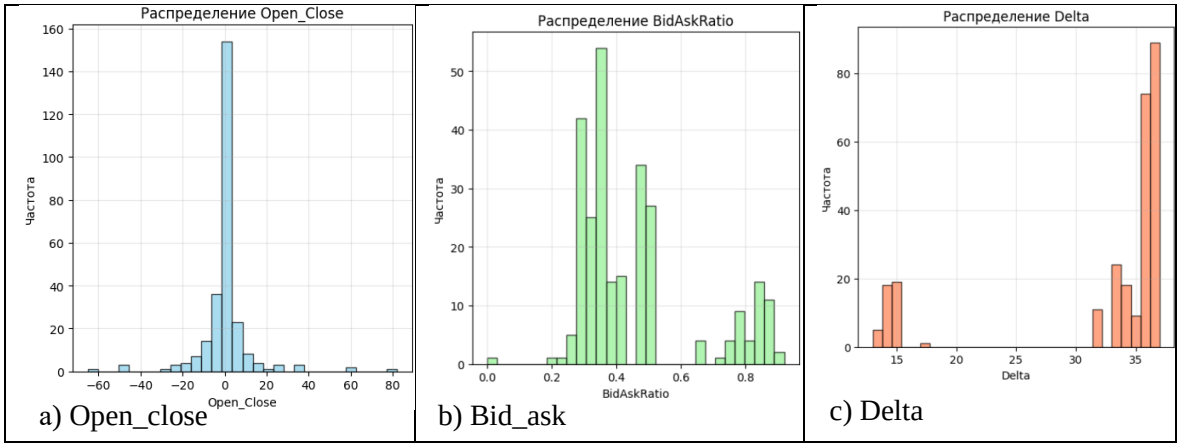
Как показали исследования, наименьшую ошибку имеет метод «Линейной регрессии», 11.7870 рублей, формула которого используется в работе биржевого бота.

На следующем шаге протекает бизнес-процесс, связанный с формированием и загрузкой в QUIK боевого биржевого бота, выполненного на языке Lua (в соответствии с рисунком 6).

```
--[[    БОЕВОЙ ТОРГОВЫЙ БОТ ДЛЯ SiM6
   Версия: 14.0 (С ИСПРАВЛЕНИЕМ ФОРМАТА ЦЕН)
   Дата: 13.03.2026 ]]--
local close_operation = (current_trade_type == "LONG") and "S" or "B"
   local close_order = {
      ACCOUNT = "SPBFUT00255",
      CLIENT_CODE = "SPBFUT",
      TYPE = "M",
      TRANS_ID = tostring(id_counter),
      CLASSCODE = class_code,
      SECCODE = sec_code,
      ACTION = "NEW_ORDER",
      OPERATION = close_operation,
      PRICE = "0",
      QUANTITY = "1"
   }
```

Рисунок 6 – Скрипт боевого биржевого бота (фрагмент)

На следующем шаге выполняются бизнес-процессы формирования и обучения Fuzzy-модели, которая выступает своеобразным нечетким триггером. Представляется целесообразным для выставления ордера о покупке/продаже использовать трехфакторную Fuzzy-модель триггера. Для создания нечеткой модели необходимо выявить диапазоны изменения входных параметров модели: 1) диапазон Open_Close: [-70, 87]; 2) диапазон BidAskRatio: [-0.1, 1.0190000000000001]; 3) диапазон Delta: [11, 39]. Гистограммы распределения входных параметров для Fuzzy-модели представлены ниже (в соответствии с рисунком 7).



a) Open_close b) Bid_ask c) Delta

Рисунок 7 – Гистограммы распределения входных параметров

Анализ распределения входных и результативного факторов в Fuzzy-модели представлен ниже (в соответствии с рисунком 8).

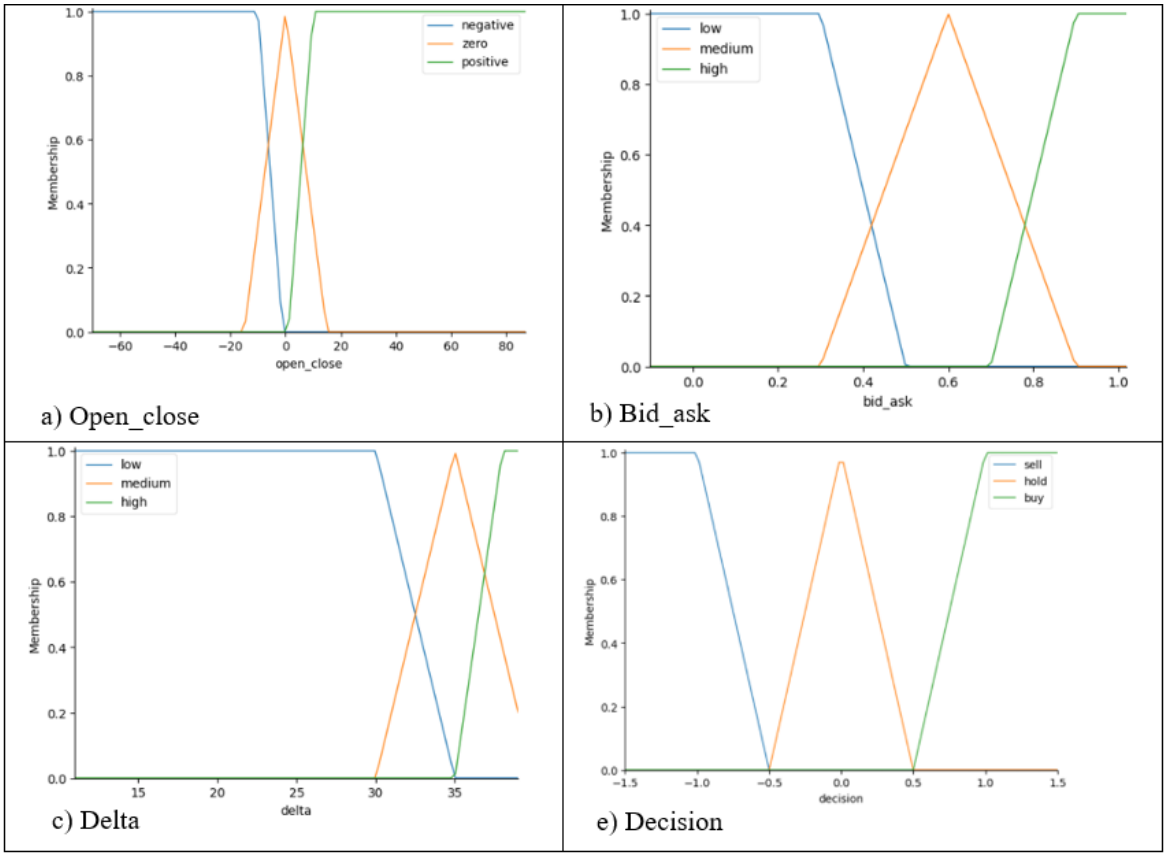


Рисунок 8 – Анализ распределения входных и результативного факторов в Fuzzy-модели

В Fuzzy-методе выделяют следующие этапы:

1. Фаззификация - все входные значения в функции нечеткой принадлежности.
2. Формирование правил в базе правил для вычисления нечетких функций вывода.
3. Дефаззификация функций нечеткого вывода для «чётких» значений выхода.

Нечеткие правила были успешно сформированы (в соответствии с рисунком 9).

```
# Определение правил
rule1 = ctrl.Rule((open_close['negative'] | bid_ask['low'] | delta['low']), decision['sell'])
rule2 = ctrl.Rule((open_close['zero'] & bid_ask['medium'] & delta['medium']), decision['hold'])
rule3 = ctrl.Rule((open_close['positive'] | bid_ask['high'] | delta['high']), decision['buy'])
rule4 = ctrl.Rule((open_close['negative'] & bid_ask['low']), decision['sell'])
rule5 = ctrl.Rule((open_close['positive'] & bid_ask['high']), decision['buy'])
rule6 = ctrl.Rule(((open_close['zero'] & bid_ask['medium']) |
                   (open_close['zero'] & delta['medium']) |
                   (bid_ask['medium'] & delta['medium'])), decision['hold'])
```

Рисунок 9 – Правила нечеткого вывода

Тестирование модели сводилось к подстановке значений входных параметров в модель. Например, вход: Open_Close= -47, BidAskRatio= 0.205, Delta= 37. Выход: -0.180 -> HOLD (0). Еще пример, вход: Open_Close= 0, BidAskRatio=0.5, Delta=37. Выход: 0.592 -> BUY (+1). Третий пример, вход: Open_Close=0, BidAskRatio=0.9, Delta=36. Выход: 0.674 -> BUY (+1). Тестирование на всех данных, показало, что точность модели составила: 36.94% (99/268).

Представляется целесообразным сравнить точность прогнозирования Fuzzy-триггера при принятии решения о выставлении ордера на покупку/продажу, проведенные разными методами: Fuzzy-методом и Логистической регрессией. Расчет TPR и FPR: для различных пороговых значений рассчитываются TPR и FPR. Формулы:

$$TPR = TP / (TP + FN), \quad (5)$$

$$FPR = FP / (FP + TN), \quad (6)$$

где TP – истинно положительные результаты, а FN – ложно отрицательные результаты.

Построение графика: на графике по оси X откладывается FPR, а по оси Y - TPR. Каждая точка на кривой соответствует различному пороговому значению, при котором модель делает предсказания (в соответствии с рисунком 10).

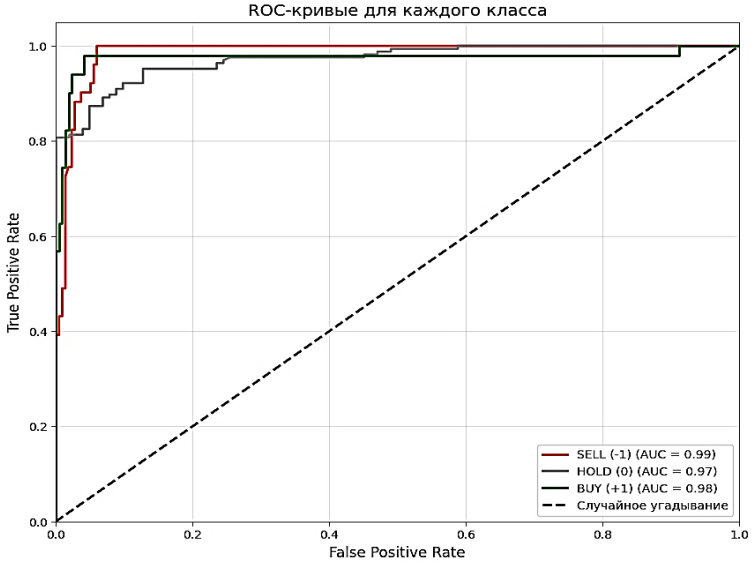


Рисунок 10 – ROC-кривые каждого класса

ROC-кривые (Receiver Operating Characteristic) — это графики, которые иллюстрирую производительность бинарных классификаторов при различных порогах классификации.

ROC-кривая – это график, который показывает соотношение между истинно положительной частотой (TPR) и ложно положительной частотой (FPR) при изменении порога классификации. TPR также известен как чувствительность или recall, а FPR измеряет долю отрицательных случаев, ошибочно классифицированных как положительные.

Чем ближе кривая находится к верхнему левому углу графика, тем лучше производительность модели. Идеальный классификатор будет проходить через верхний левый угол (TPR = 1, FPR = 0), что означает высокую чувствительность и низкую частоту ложных срабатываний. Диагональная линия, проходящая через график, представляет собой классификатор, который не лучше случайного угадывания. Представляется целесообразным использовать множественную линейную регрессию для расчета величины By_0_Sell по формуле:

$$By_0_Sell = -0.043393 + (0.031338 * Open_Close) + (0.281933 * BidAskRatio) + (-0.003073 * Delta), \quad (7)$$

Исследования показали, что метрики качества составили: R^2 на тесте: 0.4251; MSE: 0.2129. Точность классификации: 79.63%.

Обучение

В ходе настоящего исследования проводилось обучение двух моделей: ML-модель «случайный лес» и Fuzzy-модель. Датасеты обеих моделей обучались с использованием Google Colab-сервиса, при этом были использованы типовые настройки. При обучении модели ML-модель «случайный лес», которая имеет целью получение прогнозных значений Pp была создана и обучена модель DecisionTreeRegressor. Точность прогнозирования моделью высокая: Mean Absolute Error (MAE): 18.149583333333357. В процессе разработки был использован метод «GRID SEARCH CV» Его результаты обеспечили получение лучших параметров: {'criterion': 'absolute_error', 'max_depth': 5, 'n_estimators': 50}. То есть в качестве критерия использовался критерий 'absolute_error', максимальная глубина деревьев 'max_depth' составила 5 слоев, количество деревьев 'n_estimators': составило 50. Таким образом, алгоритм рассчитал параметры всех деревьев, сгенерированных случайным образом с использованием метода «grid search». Лучшая оценка (neg_median_absolute_error): -9.3150. Метрики для лучшей модели RandomForest: MAE 12.542599999999801; RMSE 17.743986079795903. Уравнение линейной регрессии переносится в скрипт бота. При необходимости ML-модель может быть переучена.

При обучении Fuzzy-модели, был использован датасет размером 4x268 с полями: Open_Close; BidAskRatio; Delta; By_0_Sell, выявлены диапазоны изменения входных параметров модели: 1) диапазон Open_Close: [-70, 87]; 2) диапазон BidAskRatio: [-0.1, 1.0190000000000001]; 3) диапазон Delta: [11, 39]. Fuzzy-модель с использованием Google Colab-сервиса была успешно обучена. Тестирование на всех данных, показало, что точность модели составила: 36.94% (99/268).

Использованная модель «Логистической регрессии» показала, что метрики качества составили: R^2 на тесте: 0.4251; MSE: 0.2129. Точность классификации: 79.63%, что примерно в 2 раза выше, чем у Fuzzy-модели.

Обсуждение

Известны мнения, что нейронные сети не идеальны при использовании. В частности, модели глубокого обучения, такие как случайный лес, могут быть ненадежными из-за своей сложности и непрозрачности, что может привести к непредвиденным финансовым рискам. Однако, практика показывает, что эти опасения преувеличены. Если с ботом что-то пойдет не так, он, имея ограничения по величине финансовых потерь, автоматически отключиться, благодаря модулю управления рисками, если сумма убытков достигнет заранее определенного значения.

Среди направлений исследований на перспективу следует отметить использование киберфизических систем на основе ИИ. Это направление имеет большой потенциал в финансовом секторе и многих смежных областях. Данный факт подтверждается следующими исследованиями: Чен Д. (Chen J.) [15], ИИ для вычислений следующего поколения, новые тенденции и будущие направления изучал Сукпал Сингх Гилл (Sukhpal Singh Gill) с коллегами [16], Агентный Интернет вещей, сквозь призму современных и исследовательских задач исследовал Клаудио Савальо (Claudio Savaglio) с коллегами [17], слияние блокчейна, IoT и 6G их потенциал, возможности, вызовы и дорожную карту выясняли исследователи под руководством Абу Джахида (Abu Jahid) [18].

Цифровые технологии, инновации и навыки рассматривают ученые под руководством (Tommaso Ciarli) как новые траектории и вызовы современности [19], применение машинного обучения для кибербезопасности в умных сетях всесторонне исследовали ученые во главе с Тареком Бергхаутом (Tarek Berghout) [20], исследуя искусственный интеллект в бизнесе соавторы под руководством Сандры Марии Коррейя Лоурейро (Sandra Maria Correia Loureiro) выявили современные стадии и будущую исследовательскую повестку [21].

Заключение

Адаптация торгового робота представляет собой способность изменять свои параметры или логику в ответ на изменения рыночных условий: волатильности, ликвидности, трендов. Это вектор движения, направленный на выживание стратегии при разных условиях поведения рынка. Адаптивность киберфизических систем является одним из ключевых параметров торговых биржевых систем. Применение искусственного интеллекта обеспечивает адаптацию к внешним изменениям, что позволяет обеспечить высокую точность прогнозных значений в условиях волатильности параметров внешней среды в работе биржевых торговых ботов. Проведены эксперименты показали, что использованный подход позволяет повысить качество прогнозирования и получения положительной маржи на сделках, выдвинутые гипотезы успешно подтверждены благодаря применению рассмотренных методов.

Список источников

1. Корнеев Н. В. Алгоритмические и программные принципы построения и разработки системы расширяемых шаблонов для контроля и оптимизации торговых систем на основе облачной сети распределенных вычислений [Электронный ресурс] / Н.В. Корнеев, И. В. Осипов // Ученые записки Российского государственного социального университета. 2012. № 3(103). С. 163-169. Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=17784634 (дата обращения: 15.03.2026).
2. Применение технологии цифрового двойника в коммерческих сетях / Борисоглебская Л. Н., Сергеев С. М., Бурилич И. Н., Толстова Г. С. // Инновации. 2023. № 2(292). С. 31-38. DOI 10.26310/2071-3010.2023.292.2.004.
3. Торговая платформа MetaTrader 5 [Электронный ресурс]. URL: http://www.metaquotes.net/ru/metatrader5 (дата обращения: 15.03.2026).
4. Лыков А. В. Роль теории вероятностей в финансовых технологиях и алгоритмической торговле / А. В. Лыков, Я. В. Хить // Актуальные аспекты развития науки и общества в эпоху цифровой трансформации (шифр - МКАА): сборник материалов XX Международной научно-практической конференции, Москва, 27 марта 2025 года. Москва: АНО ДПО «Центр развития образования и науки», 2025. С. 319-327. Режим доступа: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=82288808 (дата обращения: 15.03.2026).
5. Багаева А. И. Перспективы применения искусственного интеллекта в алгоритмической торговле на международных финансовых и товарных рынках: экономические эффекты и риски / А. И. Багаева, М. Х. Вахабова // ФГУ Science. 2025. № 4(40). С. 22-28. DOI 10.36684/151-4-40-2025-22-28.
6. Минько Э. В. Методы прогнозирования и исследования операций / А. Э. Минько. Саратов: Ай Пи Эр Медиа, 2017. 316 с. ISBN 978-5-4486-0035-7.
7. Шамраев А. В. Международные подходы к регулированию виртуальных банков, систем алгоритмической торговли и искусственного интеллекта при совершении финансовых сделок / А. В. Шамраев // Банковское право. 2020. № 6. С. 58-72. DOI 10.18572/1812-3945-2020-6-58-72.
8. Вахрушев В. Д. Проблемы и перспективы использования и регулирования систем искусственного интеллекта на фондовом рынке / В. Д. Вахрушев // Устойчивое развитие науки и образования. 2022. № 6(69). С. 29-38.
9. Artificial intelligence-driven financial innovation: A robo-advisor system for robust returns across diversified markets Expert Systems with Applications / Cheng L., Zhang M., Wang K., Yuan M., Liu Z., Wang J., Zhang K. and Huang P. Volume 274, Pp. 126881, 2025. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.126881
10. Henrique B.M. Practical machine learning: Forecasting daily financial markets directions / B.M. Henrique, V.A. Sobreiro and H. Kimura. Expert Systems with Applications, Volume 233, Pp. 120840, 2023. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120840

11. Dirk V. P. Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction [Electronic resource] / V. P. Dirk, N. Hespeels and R. Gryp // Expert systems with applications. 2015. № 42(20). P. 7046-7056. URL: https://biblio.ugent.be/publication/7057635 (дата обращения: 15.03.2026).
12. Hybrid cyber-physical stock exchange robot with artificial intelligence and fuzzy module / Lomakin N., Skhvediani A., Kizim A, Lomakin I., Boriskina T., Kosobokova E., Kuzmina A. & Samsonova E. // International Journal of Technology, 2025, vol. 16, no. 5, pp. 1533-1548. https://doi.org/10.14716/ijtech.v16i5.7495
13. Predicting financial cycles with dynamic ensemble selection frameworks using leading, coincident and lagging indicators / Ghosh I., Chaudhuri D.T., Isskandarani L. and Abedin M.Z. // Research in International Business and Finance. Volume 80. Pp. 103114, 2025. https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2025.103114
14. Azhikodan A.R., Bhat A.G.K & Jadhav M.V. Stock trading bot using deep reinforcement learning, In: H Saini, R Sayal, A Govardhan & R Buyya (eds), Innovations in computer science and engineering, Lecture Notes in Networks and Systems, 2019, vol. 32, pp. 41-49, https://doi.org/10.1007/978-981-10-8201-6_5
15. To be an eco- and tech-friendly society: Impact research of green finance on AI innovation' / Chen J., Meng W., Chen Y. & Zhou W. // Journal of Cleaner Production, 2024, Vol. 466, article 142900, https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.142900
16. AI for next generation computing: Emerging trends and future directions / Gill S.S., Xu M., Ottaviani C., Patros P., Bahsoon R., Shaghaghi A., Golec M., Stankovski V., Wu H., Abraham A., Singh M., Mehta H., Ghosh S.K., Baker T., Parlikad A.K., Lutfiyya H., Kanhere S.S., Sakellariou R., Dustdar S. Rana O., Brandic I., Uhlig S., Internet of Things, Volume 19, Pp. 100514, 2022. https://doi.org/10.1016/j.iot.2022.100514
17. Agent-based Internet of Things: State-of-the-art and research challenges / Savaglio C., Ganzha M., Paprzycki M., Bădică C., Ivanović M. and Fortino G. // Future Generation Computer Systems. Volume 102. Pp. 1038-1053, 2020. https://doi.org/10.1016/j.future.2019.09.016
18. Jahid A. The convergence of blockchain, IoT and 6G: Potential, opportunities, challenges and research roadmap / A. Jahid, M.H. Alsharif and T.J. // Hall Journal of Network and Computer Applications. Volume 217. Pp. 103677, 2023. https://doi.org/10.1016/j.jnca.2023.103677
19. Digital technologies, innovation, and skills: Emerging trajectories and challenges / Ciarli T., Kenney M., Massini S. and Piscitello L. // Research Policy. Volume 50, № 7. Pp.104289, 2021. https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104289
20. Berghout T. Machine learning for cybersecurity in smart grids: A comprehensive review-based study on methods, solutions, and prospects / T. Berghout, M. Benbouzid and S.M. Muyeen // International Journal of Critical Infrastructure Protection. Volume 38. Pp. 100547, 2022. https://doi.org/10.1016/j.ijcip.2022.100547
21. Loureiro S.M. Artificial intelligence in business: State of the art and future research agenda / S.M. Loureiro, C.J. Guerreiro and I. Tussyadiah // Journal of Business Research. Volume 129. Pp. 911-926, 2021. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.001

References

1. Korneev N. V. Algorithmic and software principles of construction and development of a system of extensible templates for control and optimization of trading systems based on a cloud network of distributed computing [Electronic resource] / N. V. Korneev, I. V. Osipov // Scientific Notes of the Russian State Social University. – 2012. – No 3 (103). – P. 163-169. – URL: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=17784634 (date of access: 15.03.2026).
2. Application of digital twin technology in commercial networks / Borisoglebskaya L. N., Sergeev S. M., Burilich I. N., Tolstova G. S. // Innovations. – 2023. – No 2 (292). – P. 31-38. – DOI 10.26310/2071-3010.2023.292.2.004.
3. MetaTrader 5 trading platform [Electronic resource]. – URL: http://www.metaquotes.net/ru/metatrader5 (accessed: 15.03.2026).
4. Lykov A. VThe role of probability theory in financial technologies and algorithmic trading / A. Lykov, Ya. V. Khit // Actual aspects of the development of science and society in the era of digital transformation (code - MKAA): Collection of materials of the XX International scientific and practical conference (Moscow, March 27, 2025). – Moscow: ANO DPO «Center for the Development of Education and Science», 2025. – P. 319-327. – URL: https://www.elibrary.ru/item.asp?id=82288808 (accessed: 15.03.2026).

5. Bagaeva A. I. Prospects for the Application of Artificial Intelligence in Algorithmic Trading on International Financial and Commodity Markets: Economic Effects and Risks / A. I. Bagaeva, M. Kh. Vakhabova // FGU Science. – 2025. – No 4(40). – Pp. 22-28. – DOI 10.36684/151-4-40-2025-22-28.
6. Minko E. V. Forecasting Methods and Operations Research / E. V. Minko, A. E. Minko. – Saratov: IP R Media, 2017. – 316 p. – ISBN 978-5-4486-0035-7.
7. Shamraev A. V. International Approaches to the Regulation of Virtual Banks, Algorithmic Trading Systems and Artificial Intelligence in Financial Transactions / A. V. Shamraev // Banking Law. – 2020. – No. 6. – P. 58-72. – DOI 10.18572/1812-3945-2020-6-58-72.
8. Vakhrushev V. D. Problems and Prospects of Using and Regulating Artificial Intelligence Systems in the Stock Market / V. D. Vakhrushev // Sustainable Development of Science and Education. – 2022. – No. 6(69). – P. 29-38.
9. Artificial intelligence-driven financial innovation: A robo-advisor system for robust returns across diversified markets Expert Systems with Applications / Cheng L., Zhang M., Wang K., Yuan M., Liu Z., Wang J., Zhang K. and Huang P. – 2025. – Volume 274. – Pp. 126881. – https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.126881
10. Henrique B.M. Practical machine learning: Forecasting daily financial markets directions / B.M. Henrique, V.A. Sobreiro and H. Kimura // Expert Systems with Applications. – 2023. – Volume 233. – Pp. 120840. – https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120840
11. Dirk V. P. Evaluating multiple classifiers for stock price direction prediction / V. P. Dirk, N. Hespeels and R. Gryp // Expert systems with applications. – 2015. – № 42(20). – P. 7046-7056. – https://biblio.ugent.be/publication/7057635 (access date: 03/15/2026).
12. Hybrid cyber-physical stock exchange robot with artificial intelligence and fuzzy module / Lomakin N., Skhvediani A., Kizim A, Lomakin I., Boriskina T., Kosobokova E., Kuzmina A. & Samsonova E. // International Journal of Technology. – 2025. – Vol. 16, no. 5. – Pp. 1533-1548. – https://doi.org/10.14716/ijtech.v16i5.7495
13. Predicting financial cycles with dynamic ensemble selection frameworks using leading, coincident and lagging indicators / Ghosh I., Chaudhuri D.T., Isskandarani L. and Abedin M.Z. // Research in International Business and Finance. – 2025. – Volume 80. – Pp. 103114. – https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2025.103114
14. Azhikodan A.R., Bhat A.G.K & Jadhav M.V. Stock trading bot using deep reinforcement learning, In: H Saini, R Sayal, A Govardhan & R Buyya (eds), Innovations in computer science and engineering, Lecture Notes in Networks and Systems, 2019, vol. 32, pp. 41-49, https://doi.org/10.1007/978-981-10-8201-6_5
15. To be an eco- and tech-friendly society: Impact research of green finance on AI innovation'/ Chen J., Meng W., Chen Y. & Zhou W. // Journal of Cleaner Production. – 2024. – Vol. 466, article 142900. – https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.142900
16. AI for next generation computing: Emerging trends and future directions / Gill S.S., Xu M., Ottaviani C., Patros P., Bahsoon R., Shaghaghi A., Golec M., Stankovski V., Wu H., Abraham A., Singh M., Mehta H., Ghosh S.K., Baker T., Parlikad A.K., Lutfiyya H., Kanhere S.S., Sakellariou R., Dustdar S. Rana O., Brandic I., Uhlig S. // Internet of Things. – 2022. – Volume 19. – Pp. 100514. – https://doi.org/10.1016/j.iot.2022.100514
17. Agent-based Internet of Things: State-of-the-art and research challenges / Savaglio S., Ganzha M., Paprzycki M., Bădică C., Ivanović M. and Fortino G. // Future Generation Computer Systems. – 2020. – Volume 102. – Pp. 1038-1053. – https://doi.org/10.1016/j.future.2019.09.016
18. Jahid A. The convergence of blockchain, IoT and 6G: Potential, opportunities, challenges and research roadmap / A. Jahid, M.H. Alsharif and T.J. Hall // Journal of Network and Computer Applications. – 2023. - Volume 217. – Pp. 103677. – https://doi.org/10.1016/j.jnca.2023.103677
19. Digital technologies, innovation, and skills: Emerging trajectories and challenges / Ciarli T., Kenney M., Massini S. and Piscitello L. // Research Policy. – 2021. – Volume 50, No. 7. – Pp. 104289. - https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104289
20. Berghout T. Machine learning for cybersecurity in smart grids: A comprehensive review-based study on methods, solutions, and prospects / T. Berghout, M. Benbouzid and S.M. Muyeen // International Journal of Critical Infrastructure Protection. – 2022. – Volume 38. – Pp. 100547. – https://doi.org/10.1016/j.ijcip.2022.100547
21. Loureiro S.M. Artificial intelligence in business: State of the art and future research agenda / S.M. Loureiro, C. J. Guerreiro and I. Tussyadiah // Journal of Business Research. – 2021. – Volume 129. – Pp. 911-926. - https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.11.001

RESUME

A.V. Kizim, I.N. Lomakin

Stock trading robot - a hybrid cyber-physical system powered by artificial intelligence, adapted to market changes

The adaptability of AI-powered cyber-physical systems to external changes is crucial, enabling them to maintain high forecast accuracy in the face of volatile environmental parameters when operating exchange trading bots. Classical methods prove less reliable in scenarios of deterioration or the emergence of critical market conditions, which negatively impacts the performance of algorithmic trading systems. This stimulates the development of alternative approaches based on specialized functions that operate on data collected by the bot within the QUIK trading platform. The use of additional semantics in the form of metadata allows for improved quantitative and qualitative performance of models.

The study resulted in the creation of a hybrid cyber-physical system consisting of a trader, a trading bot module with a socket connection to the QUIK terminal, a random forest ML model, and a fuzzy choice fuzzy model, all hosted in the Yandex cloud.

Adaptation of a trading robot is the ability to change its parameters or logic in response to changing market conditions, such as volatility, liquidity, and trends. This is a vector of movement aimed at ensuring the survival of a strategy under various market conditions. The adaptability of cyber-physical systems is one of the key parameters of exchange trading systems. The use of artificial intelligence enables adaptation to external changes, which enables highly accurate forecast values in the presence of volatile external parameters in the operation of exchange trading bots.

Experiments have shown that the proposed approach outperforms the quality of feature prediction and profitability on trades, confirming the hypotheses regarding improved forecasting accuracy of the model using the methods under consideration.

РЕЗЮМЕ

А.В. Кизим, И.Н. Ломакин

Биржевой торговый робот - гибридная киберфизическая система на искусственном интеллекте адаптивная к изменениям рынка

Адаптивность киберфизических систем на искусственном интеллекте к внешним изменениям, имеет важное значение, что позволяет поддерживать высокую точность прогнозных значений в условиях волатильности параметров внешней среды в работе биржевых торговых ботов. Классические методы показывают себя менее надежными в условиях сценариев ухудшения или появления критических значений в поведении рынка, что негативно влияет на результативность работы торговых алгоритмических систем. Это стимулирует развитие альтернативных подходов, опирающихся на специальные функции, работающих на данных, собираемых ботом внутри торговой платформы QUIK. Использование дополнительной семантики в виде метаданных позволяет повышать количественные и качественные показатели моделей.

В ходе исследования сформирована гибридная киберфизическая система, которая представлена трейдером, Модулем торгового бота, который имеет сокет-соединение с терминалом QUIK, Модулем ML-модель «случайный лес» и Fuzzy-модель нечеткого выбора, размещенные в облаке Yandex.

Адаптация торгового робота представляет собой способность изменять свои параметры или логику в ответ на изменения рыночных условий: волатильности, ликвидности, трендов. Это вектор движения, направленный на выживание стратегии

при разных условиях поведения рынка. Адаптивность киберфизических систем является одним из ключевых параметров торговых биржевых систем. Применение искусственного интеллекта обеспечивает адаптацию к внешним изменениям, что позволяет обеспечить высокую точность прогнозных значений в условиях волатильности параметров внешней среды в работе биржевых торговых ботов.

Проведенные эксперименты показали, что предложенный подход превосходит качество прогнозирования признаков и получения профита на сделках, подтверждены выдвинутые гипотезы об улучшении точности прогнозирования модели с применением рассматриваемых методов.

Кизим Алексей Владимирович – доктор технических наук, профессор кафедры Системы автоматизированного проектирования и поискового конструирования, Волгоградский государственный технический университет, просп. В.И. Ленина, 28, г. Волгоград, 400005, Россия, e-mail: kizim@mail.ru +79176488196, ORCID: 0000-0003-2013-1297 Russian Science Citation Index ID: 127992
Ломакин Иван Николаевич, аспирант кафедры Системы автоматизированного проектирования и поискового конструирования, Волгоградский государственный технический университет, просп. В.И. Ленина, 28, г. Волгоград, 400005, Россия, ivan.grom0boy@yandex.ru +79616610448, ORCID: 0000-0001-7392-1554

Kizim Aleksey Vladimirovich – Doctor of Technical Sciences, Professor of the Department of Automated Design Systems and Search-based Engineering, Volgograd State Technical University, 28 V.I. Lenin Ave., Volgograd, 400005, Russia, e-mail: kizim@mail.ru, +7 917 648 8196, ORCID: 0000-0003-2013-1297, Russian Science Citation Index ID: 127992
Lomakin Ivan Nikolaevich, postgraduate student of the Department of Automated Design Systems and Search-based Engineering, Volgograd State Technical University, 28 V.I. Lenin Ave., Volgograd, 400005, Russia, ivan.grom0boy@yandex.ru, +7 961 661 0448, ORCID: 0000-0001-7392-1554

Статья поступила в редакцию 25.02.2026;
одобрена после рецензирования 19.03.2026; принята к публикации 02.09.2026
The article was submitted to the editorial office on 25.02.2026;
approved after reviewing on 19.03.2026; accepted for publication on 02.09.2026