

КІБЕРНЕТИКА та КОМП'ЮТЕРНІ ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 004.896:519.87:336.76

DOI:10.34229/2707-451X.25.4.11

Н.Е. КОНДРУК, С.В. ГЕЦКО

РОЗРОБКА СИСТЕМ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ ТА БІНАРНОЇ ЛОГІКИ ДЛЯ ВАЛЮТНОГО РИНКУ FOREX

Вступ. Міжнародний валютний ринок (FOREX) посідає провідне місце серед фінансових ринків за обсягами операцій та рівнем ліквідності, що зумовлює його ключову роль у глобальній фінансовій системі [1]. Це дозволяє покупцям і продавцям торгувати валютою, металами та іншими активами, що робить його незамінним для міжнародної торгівлі та інвестицій.

Методи машинного навчання виявилися потужними інструментами для прогнозування рухів ринку [1]. Однак ці прогнози за своєю суттю ймовірнісні та потребують зовнішніх механізмів та інструментів для того, щоб перевести їх у дієві торгові рішення. Системи підтримки прийняття рішень можуть використовуватись для трансформації прогнозів у торгові рішення.

Прийняття рішень на фінансовому ринку завжди було складним завданням, що вимагало концентрації, знань, адаптивності та швидкої реакції. Незважаючи на можливість застосування технічного й фундаментального аналізу, людська природа – емоційність, обмежений ресурс часу та ймовірність помилок, що створює серйозні обмеження. Тому алгоритмічний трейдинг набув популярності. Алгоритмічна торгівля – це автоматизований процес на основі правил, який зменшує залежність від людського фактору в процесі прийняття рішень [2]. Алгоритмічний трейдинг це частковий випадок систем підтримки прийняття рішень.

Алгоритмічна торгівля використовує потужність мов програмування та формальної логіки [3]. Тому необхідно використовувати пропозиційну логіку для роботи зі зв'язками між висловлюваннями. Але класичної пропозиційної логіки недостатньо для вловлювання нюансів фінансових ринків. Оскільки природі фінансових ринків властиві невизначеність, розпливчастість та нечіткі концепції. Тому необхідно зосередитися на нечіткій логіці [4], яка є розширенням пропозиційної та допускає градації істинності.

Об'єкт дослідження це алгоритмічні торгові системи. Вирішувалась проблема підвищення ефективності прийняття торгових рішень в умовах високої динаміки ринку, варіативності ринкових реакцій на одні й ті самі сигнали та складності прогнозування змін тренду. У результаті розроблена система підтримки прийняття рішень на основі нечіткої логіки продемонструвала перевагу над класичною бінарною моделлю: Win Rate – 60,81 %, річна прибутковість – 58 %, коефіцієнт Шарпа – 1,33. Отримані результати підтверджують, що в однакових умовах СППР на базі нечіткої логіки забезпечує вищу стабільність і надійність прийняття торгових рішень. Прикладне значення роботи полягає у вдосконаленні процесу формування й обґрунтування торгових стратегій.

Ключові слова: алгоритмічна торгівля, FOREX, машинне навчання, нечітка логіка, Мамдані.

© Н.Е. Кондрук, С.В. Гецко, 2025

Нечітка логіка надає спосіб моделювати та аргументувати нечіткі концепції, які поширені у фінансах. Вона пропонує стислий математичний підхід для прийняття рішень у невизначеному середовищі, який добре підходить для динамічних і швидкозмінних фінансових ринків [5, 6]. На відміну від традиційної бінарної логіки, нечітка оперує частковою істинністю та будує системи на основі правил, які імітують людські міркування. Тому нечітка логіка це потужний інструмент для прийняття торгових рішень на основі імовірнісних прогнозів.

При зосередженні на одному таймфреймі, виникає ризик пропустити важливу інформацію, наприклад, більші тренди. Тому, щоб повністю осягнути ринок і прийняти ефективніші рішення, пропонується інтегрувати мультитаймфреймовий (MTF) підхід до торгівлі. Інтегруючи інформацію з кількох таймфреймів, торгові системи зможуть підвищити точність прийняття рішень.

Отже, дана наукова тематика актуальна з огляду на прагнення до прийняття більш ефективніших рішень, розвиток алгоритмічної торгівлі шляхом інтегрування підходів машинного навчання та обмеженість аналізу ринку в межах одного таймфрейму.

Аналіз літературних даних та постановка проблеми

У роботі [7] досліджено автоматизовану систему підтримки прийняття рішень (СППР) для Форекс на основі класичного технічного аналізу та бінарної логіки, реалізовану у середовищі MetaTrader 5 (MT5). Проте [7] використовує лише класичну бінарну логіку, що є недостатнім для прийняття найефективніших рішень. А також використовуються лише класичні індикатори. Причиною цього може бути складність інтеграції нечіткої логіки та більш довершених джерел сигналів (індикаторів) на основі моделей машинного навчання.

У роботі [8] розглянута система з використанням нечіткої логіки і технічного аналізу, яка тестувалася на даних індійського ринку (BSE Sensex), що може обмежувати її застосовність до інших ринків із різними характеристиками волатильності та ліквідності. Показано, що така система здатна генерувати торгові сигнали. Однак у [8] не проведено інтеграції з іншими методами аналізу та автоматизації налаштування параметрів.

У роботі [9] розглянуто застосування нечіткої логіки для скринінгу компаній на фондовому ринку, знову ж таки за допомогою класичних технічних індикаторів. Тут теж використовуються лише класичні індикатори, і не вирішується задача порівняння нечіткої логіки з класичною. Причина, як зазначено в резюме [9], – прагнення авторів створити інструмент для розширення можливостей приватних інвесторів, а не розв'язання фундаментальної наукової проблеми. Також зазначено потребу в подальшій оптимізації системи.

В роботі [10] запропоновано нечітку систему засновану на правилах для побудови інвестиційного портфелю. Однак вона обмежена дослідженням побудови портфелю, а не активного трейдингу.

Робота [11] розглядає прийняття рішень на фінансових ринках, оглядаючи раціональні та ірраціональні підходи. Автори підкреслюють, що у реальному світі рішення часто приймаються під впливом емоцій. При цьому дослідження не розкриває наявності можливості мінімізувати вплив емоцій, використовуючи систему Expert Advisor (EA). Напевно, тому що цілком їх дослідження був огляд наявних способів, а не поради і синтез нових методів.

В роботах [5, 6] вивчалася використання нечіткої логіки для прийняття торгових рішень, робота [5] використовує тільки класичний індикатор RSI як вхідні дані. Також немає жодного порівняння нечіткої логіки з прийняттям рішень бінарної логіки ні в [5], ні в [6]. Окрім цього, огляд літератури свідчить про суттєві обмеження існуючих підходів до побудови СППР у сфері алгоритмічної торгівлі. Зокрема, використання лише класичної бінарної логіки, як у роботі [7], не дозволяє ефективно враховувати невизначеність і динамічність ринку, що значно знижує адаптивність систем. В дослідженнях [8, 9] продемонстровано можливість застосування нечіткої логіки для генерації торгових сигналів, але ці підходи або обмежені специфікою локальних ринків, або не передбачають інтеграції

з більш гнучкими методами аналізу, такими як машинне навчання. Частина робіт, таких як [10, 11], фокусуються на окремих аспектах, зокрема формуванні портфелю чи психології прийняття рішень, але не пропонують цілісного рішення задачі автоматизації торгівлі. Виявлено також, що не проводиться порівняльний аналіз ефективності різних логічних підходів (нечіткої, класичної, імовірнісної логіки), що створює прогалину в науковому обґрунтуванні вибору конкретного методу. Також практично не враховується потенціал мультитаймфреймового аналізу, хоча він здатен підвищити точність та стійкість прийнятих рішень. У сукупності ці фактори свідчать про потребу у комплексному дослідженні, яке б поєднало переваги різних логічних підходів, машинного навчання та мультитаймфреймового аналізу в рамках єдиної гібридної СППР. Це дозволило б також обґрунтовано підходити до вибору конкретного методу.

Мета та задачі дослідження

Мета даної роботи – розробка мультитаймфреймових гібридних СППР для алгоритмічної торгівлі на основі нечіткої та класичної бінарної логіки з імовірнісними елементами. Це дасть можливість підвищити ефективність алгоритмічних торгових систем.

Для досягнення мети дослідження необхідно вирішити наступні задачі:

- спроектувати мультитаймфреймову архітектуру СППР на бінарній логіці та мультитаймфреймову архітектуру гібридної СППР на нечіткій логіці з ймовірнісними елементами;
- реалізувати та протестувати СППР у середовищі алгоритмічної торгівлі;
- провести порівняльний експериментальний аналіз ефективності розроблених систем.

Матеріали та методи досліджень

Об'єкт досліджень – торгові алгоритмічні системи, побудовані на основі різних типів логіки (бінарної та нечіткої) з використанням ML моделей як генераторів сигналів.

Основна гіпотеза дослідження полягає у тому, що застосування мультитаймфреймового підходу до СППР з нечіткою логікою та ймовірнісними елементами дозволяє підвищити ефективність у порівнянні з СППР на бінарній логіці.

У дослідженні прийнято припущення, що валютний ринок не є повністю випадковим процесом, тобто гіпотеза випадкового блукання (random walk hypothesis) не розглядається як абсолютна істина. Таким чином, передбачається можливість виявлення закономірностей у поведінці ринку, які можуть бути зафіксовані моделлю машинного навчання.

Як спрощення прийнято, що оцінювання проводиться на історичних даних у режимі Backtesting.

У формалізованому вигляді задача розробки СППР на основі нечіткої логіки матиме такий вигляд.

Дано часовий ряд $\{x_1, x_2, \dots, x_t\}$, де кожен x_t – це вектор з m вхідними характеристиками, що спостерігаються у момент часу t , завдання полягає у розробці прогнозу моделі, яка використовує історичні дані, представлені у вигляді двовимірного тензора X форми T, m , для прогнозування цільової змінної y_{t+k} у майбутній момент часу $t + k$. Мета полягає у тому, щоб точно передбачити майбутнє цільове значення y_{t+k} за допомогою моделі $f: X \rightarrow y$.

Враховуючи часові ряди для прогнозування майбутніх цільових змінних, завдання полягає у тому, щоб визначити найбільш ефективну модель прогнозування для всіх таймфреймів. Щоб досягти цього, будуть використані різні моделі на основі даних багатовимірного часового ряду зі змінними таймфреймами. MAE і MSE будуть розраховані для прогнозів кожної моделі, щоб оцінити їх точність і визначити найефективнішу модель для певних інтервалів часу на основі їхніх найнижчих значень.

Нехай прогнозована змінна буде $y_{t+k} = \{\text{open, high, low, close, certainty level}\}$ і спостерігається волатильність, яку позначимо σ .

Нехай S – набір таймфреймів $\{s_1, s_2, \dots, s_m\}$. Для кожного таймфрейму система спостерігає вектор ознак $D_i(y_{t+k}, \sigma_t)$.

Задані m векторів ознак як вхідні дані визначають систему нечіткого висновку, яка синтезує ці сигнали у кінцеву дію $A_{t+k} \in \{\text{Long, Short, Hold/Do nothing}\}$.

Як джерело сигналів для подальшого прийняття рішень система використовує прогнози зроблені моделлю Random Forest [1].

Cross-Validation [13] використано, щоб навчити модель прогнозувати не лише значення відкриття, максимуму, мінімуму та закриття позиції (Open, High, Low, Close – OHLC), але й рівень достовірності цих прогнозів.

Система нечіткої логіки Mamdani [13, 14] використана як система нечіткої логіки для СППР.

1. Набори даних.

Бектест проводився на платформі MT5, яка не дозволяє виклики до зовнішнього API під час Бектесту з міркувань безпеки, але передбачає лише читання файлів. Тому сформовано 3 набори даних:

– набір даних Data1 [15] (описано у [1]) попереднього навчання, на якому буде навчена та протестована модель, а потім збережена;

– набір даних Data2 [15] реального використання – набір даних, який фіксує дані за період, протягом якого проводилося тестування;

– набір даних Data3 прогнозів містить прогнози для зчитування MT5. Його отримано шляхом застосування моделі навченої на Data1 до набору даних Data2.

2. Схема експерименту.

Подальше дослідження полягало у порівнянні двох систем підтримки прийняття рішень: перша на основі бінарної логіки, а друга – на основі нечіткої. Для цього проведено бектест обох систем за 1 рік. Бектестинг це важлива техніка, яка використовується у кількісних фінансах і торгівлі для оцінки потенційної ефективності торгової стратегії шляхом застосування її до історичних даних. Основні критерії для порівняння: коефіцієнт Шарпа, прибутковість (прибуток у відсотках за період тестування), win-rate (відсоток прибуткових угод за період тестування).

Експеримент проводився такими етапами:

1. Зібрано початкові набори даних.

2. Навчено модель Random Forest.

3. Створено СППР за допомогою MQL5.

4. Проведено тестування.

5. Проаналізовано результати.

Оскільки MT5 не підтримує виклики до API під час бектестингу, виникла потреба у пошуку альтернативного рішення. Один із можливих варіантів це використання CSV-файлів, читання яких дозволено під час тестування. Отже, попередньо підготовлені прогнозовані значення було імпортовано у форматі CSV. Для цього були сформовані набори даних типу Data2, які містили значення для кожного періоду впродовж року.

Після чого модель Prelearned Random Forest [1] застосовано до наборів даних Data2 (дані EUR/USD, взяті із платформи MT5 (демонстраційний сервер MetaQuotes)), щоб виконати прогнозування часових рядів (TSF) для прогнозів OHLC. Щоб створити набір даних реального використання з прогнозованими значеннями, які будуть враховуватись для прийняття рішень.

Параметри моделі Random Forest становили 250 дерев із глибинами для даних із таймфреймом 15 хвилин (M15) – 22–24, для даних із таймфреймом 1 година (H1) – 19–21, для даних із таймфреймом 4 години (H4) – 16–18, для даних із таймфреймом один день (D) – 11–13.

Кожен із наборів даних містить дані за один рік з 1 січня 2024 року по 31 грудня 2024 року та має 9 стовпців. Стовпці ідентичні набору даних Data1.

Далі було запущено скрипт, що генерував набори версії Data3 з річними прогнозами. Навчену модель Random Forest [1] застосували до наборів даних RealUse та згенерували прогнозні значення. Data3 – це набори даних прогнозів для кожного з чотирьох таймфреймів. Кожен із них містить дані за один рік з 1 січня 2024 року по 31 грудня 2024 року та має 6 стовпців: дата свічки, прогнозовані ціни відкриття, закриття, максимуму, мінімуму, та рівень достовірності прогнозу.

СППР Binary і Fuzzy Logic були реалізовані мовою програмування MQL5 для платформи MT5. Тестування проведено в режимі тестування на історичних даних (Backtesting).

Візуалізація кривих капіталу/балансу забезпечується внутрішніми інструментами MT5 Backtesting.

Результати дослідження ефективності систем прийняття рішень на основі бінарної та нечіткої логіки

1. Результати проєктування архітектури СППР на бінарній логіці та СППР на нечіткій логіці

Для побудови архітектур обох систем було обрано модульну архітектуру. Тому що вона дозволяє чітко розмежовувати функціональні частини системи, а також забезпечує гнучкість та уможливорює повторне використання складових частин системи.

Торгова стратегія це основа для розробки СППР. Загальновідомо, необхідні складові торгової стратегії це сигнали та генерація сетапу (прийняття рішення про вхід на основі сигналів).

Отже у СППР – повинні бути, як мінімум модуль для генерації сигналів та модуль прийняття рішень.

Сигнали не можуть бути взяті нізвідки – для генерації сигналів потрібні вхідні дані. Ці вхідні дані структуровані за внутрішніми стандартами середовища програмування, а тому потрібен модуль, який буде приймати та трансформувати дані у потрібний формат. Це модуль збору та обробки даних.

Як генератор сигналів виступатиме модуль прогнозування. Після отримання сигналів – потрібно прийняти рішення, для чого й слугуватиме модуль прийняття рішень.

Однак, для автоматизації виконання цих рішень – нам потрібен модуль управління позицією.

А також потрібен модуль моніторингу для логування можливих помилок під час відладки.

Отже, архітектура СППР на бінарній логіці включає.

1. Модуль збору та обробки даних (Data Collection & Preprocessing Layer). Отримує історичні дані, формує набір ознак, трансформує їх у формат сумісний з Random Forest моделлю.

2. Модуль прогнозування (Prediction Engine). Видає прогнози.

3. Модуль прийняття рішень (Consensus Layer). Отримавши сигнали з усіх 4 таймфреймів у випадку, якщо вони всі вказують на один напрям – загальний сигнал дається на відкриття позиції (рис. 1, a).

4. Модуль управління позицією (Execution Layer). Перевіряє наявність відкритих позицій, та управляє ними, відкриває нові, задає параметри ризик менеджменту.

5. Модуль моніторингу (Monitoring & Logging Layer). Веде логування помилок.

Коли прогноз для всіх таймфреймів перевищує поточну ціну – відкриваємо довгу позицію, а в протилежному випадку відкриваємо коротку позицію. Коли немає консенсусу (різні таймфрейми вказують на різні напрями відкриття угоди), то не відкриваємо жодних позицій. Для управління ризиками використовується Dynamic TP/SL з ADX і ATR. А для управління грошима – розмір лота розраховується таким чином, що втрата під час запуску SL становитиме рівно x % балансу (у цьому випадку 0,01 %).

Архітектура СППР на нечіткій логіці включає.

1. Модуль збору та обробки даних (Data Collection & Preprocessing Layer). Отримує історичні дані, формує набір ознак, трансформує їх у формат сумісний з Random Forest моделлю.

2. Модуль прогнозування (Prediction Engine). Видає прогнози а також рівень впевненості в них.

3. Модуль прийняття рішень за допомогою нечіткої логіки (Fuzzy Consensus Layer). Аналізує співвідношення сили, напрямку та ваги кожного сигналу, формуючи узагальнене, зважене рішення (рис. 1, *b*).

4. Модуль управління позицією (Execution Layer). Перевіряє наявність відкритих позицій, та управляє ними, відкриває нові, задає параметри ризик менеджменту.

5. Модуль моніторингу (Monitoring & Logging Layer). Веде логування помилок.

Модуль прийняття рішень за допомогою нечіткої логіки реалізовано за допомогою системи нечіткої логіки Мамдані.

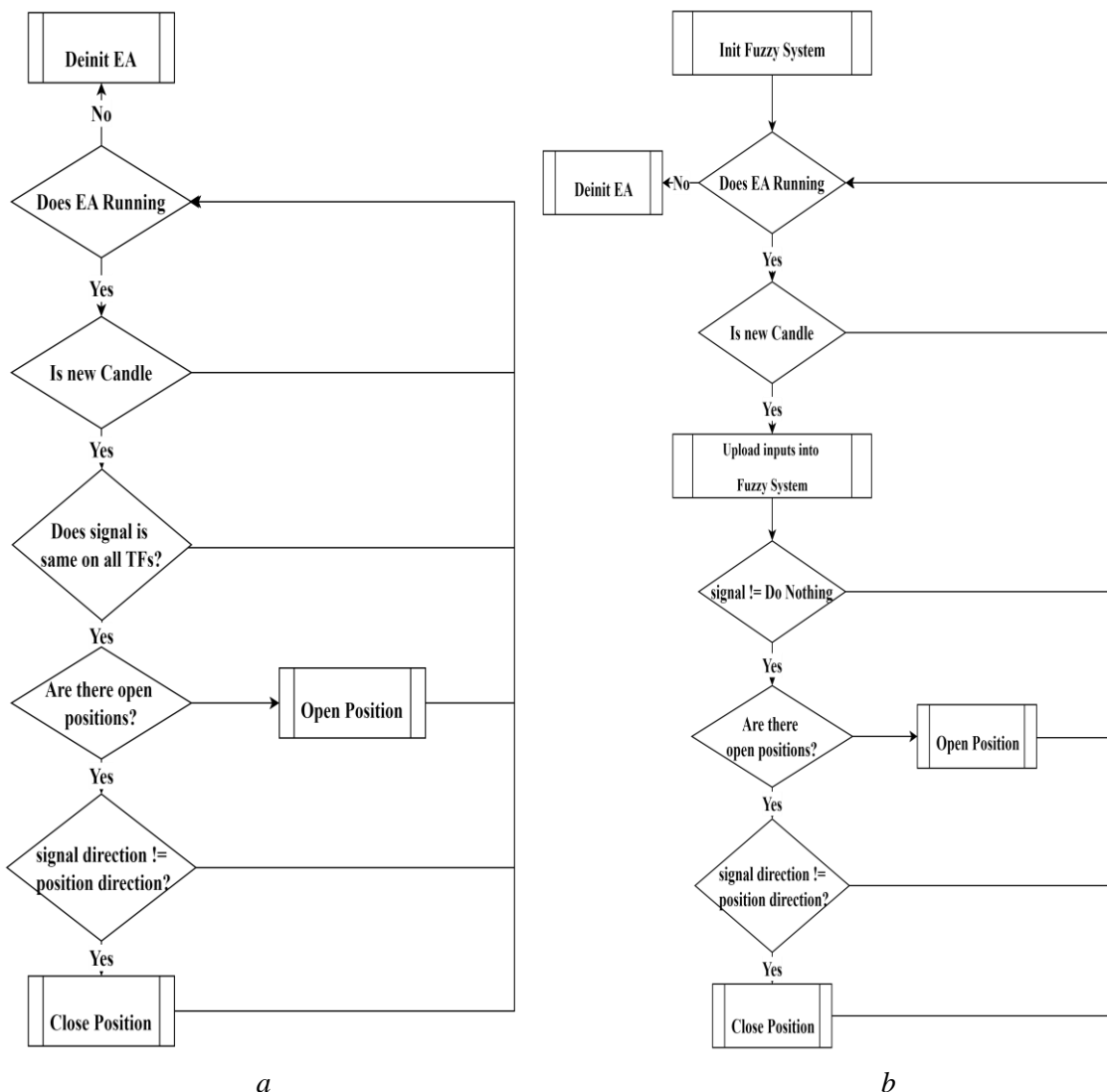


РИС. 1. Схема процедури управління позицією: *a* – СППР на бінарній логіці; *b* – СППР на нечіткій логіці

Функції належності, що використовує система, показані на рис. 2.

Система має три типи функцій належності ($\text{diff}\{x\}$, $\text{cert}\{x\}$ і $\text{volatility}\{x\}$), які були визначені з використанням експертних знань.

Для $\text{diff}\{x\}$ використано функцію належності, яка є комбінацією гауссівської та трикутноподібної функцій. Сигнали купівлі та продажу визначаються також гауссівською функцією, оскільки вона забезпечує плавний перехід між ступенями належності, що має вирішальне значення для моделювання поступових змін. Крім того, цей тип функції найкраще підходить для представлення невизначеності, пов'язаної з фінансовим ринком. Трикутноподібна функція використана для нейтрального сигналу, оскільки вона забезпечує чітке визначення нейтральної зони. Значення $a = [-1; -0,2]$, $b = [-0,2; 0,2]$, $c = [0,2; 1]$ були обрані експертом. Експерт визначив $[-0,2; 0,2]$ як зону невизначеності у прийнятті рішення і, отже, як нейтральну зону. Зони продажу та купівлі розташовані за межами нейтральної зони на протилежних сторонах одна від одної (рис. 2, а).

Для $\text{cert}\{x\}$ і $\text{volatility}\{x\}$ функція належності є комбінацією трьох функцій Гауса, щоб краще передати їх імовірнісний і невизначений характер (рис. 2, б). Значення a, b, c були обрані з використанням експертних знань.

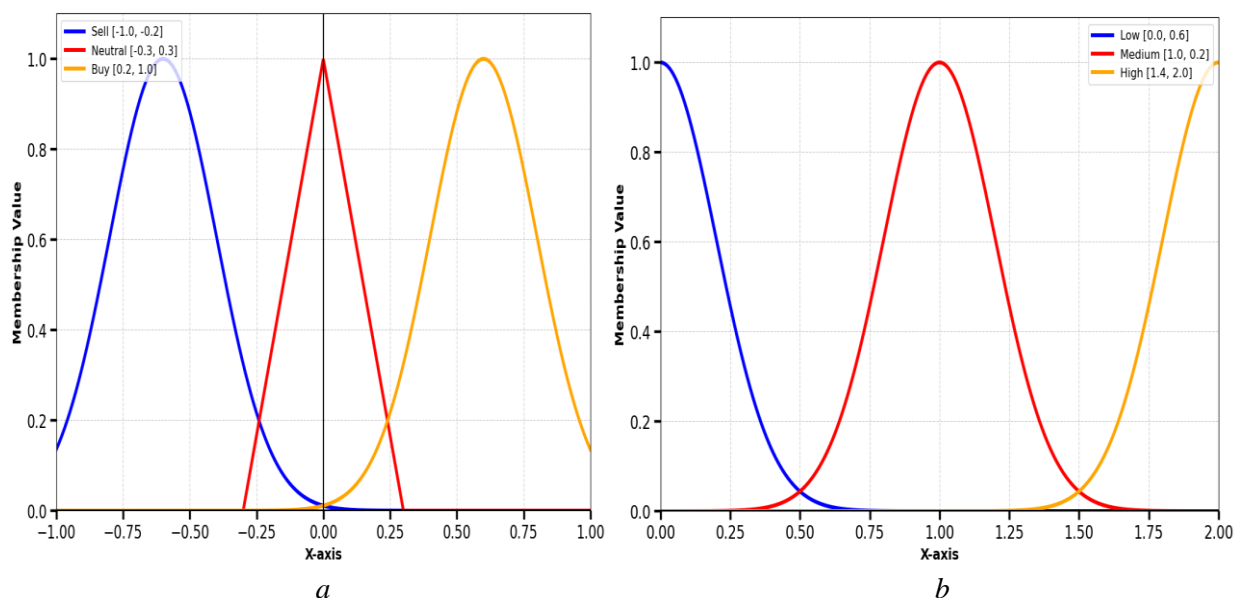


РИС. 2. Функції належності: $a - \text{diff}\{x\}$; $b - \text{volatility}\{x\}$

Було встановлено 12 вхідних змінних і одну вихідну. Отримано наступні вхідні дані: $\text{diff}\{x\}$ – це нормалізована різниця між поточною ціною та прогнозованим закриттям на таймфреймі x , $\text{cert}\{x\}$ – це рівень достовірності прогнозу для таймфрейму x , $\text{volatility}\{x\}$ – волатильність, яка спостерігається на таймфреймі x . Тобто на вхід подаємо наступні змінні: $\{\text{diffD1}, \text{certD1}, \text{diffH4}, \text{certH4}, \text{diffH1}, \text{certH1}, \text{diffM15}, \text{certM15}, \text{volatilityD1}, \text{volatilityH4}, \text{volatilityH1}, \text{volatilityM15}\}$. І на виході отримуємо торговий сигнал – Long, Short, Hold / Do Nothing. TP/SL не застосовувалися. Позиції закриваються лише за рішенням Fuzzy System. Розмір лоту розраховувався на основі потужності сигналу, надійності, ATR та елементів Мартингейла.

Результати розробки та дослідження ефективності систем прийняття рішень на основі бінарної та нечіткої логіки

Код СППР було написано на платформі MT5 [16, 17], яка має свою мову програмування MetaQuotes Language (MQL5). MQL5 – це мова програмування, яка використовується для написання

індикаторів і EA на платформі MT5. MT5 надає вбудований інструмент для ретроспективного тестування під назвою Strategy Tester, що дозволяє трейдерам симулювати, як працювали б автоматизовані торгові системи (експерти), використовуючи попередні ринкові дані. Історичні ринкові дані мають високу якість і включають кожен тик, який був на ринку протягом вибраного періоду. Це дозволяє оцінити продуктивність і передбачити потенційну поведінку, перш ніж ризикувати реальними грошима. Strategy Tester надає широкі показники ефективності в результаті тестування, а також криві капіталу та балансу.

Рис. 3 містить результати бектесту СППР на основі бінарної логіки.

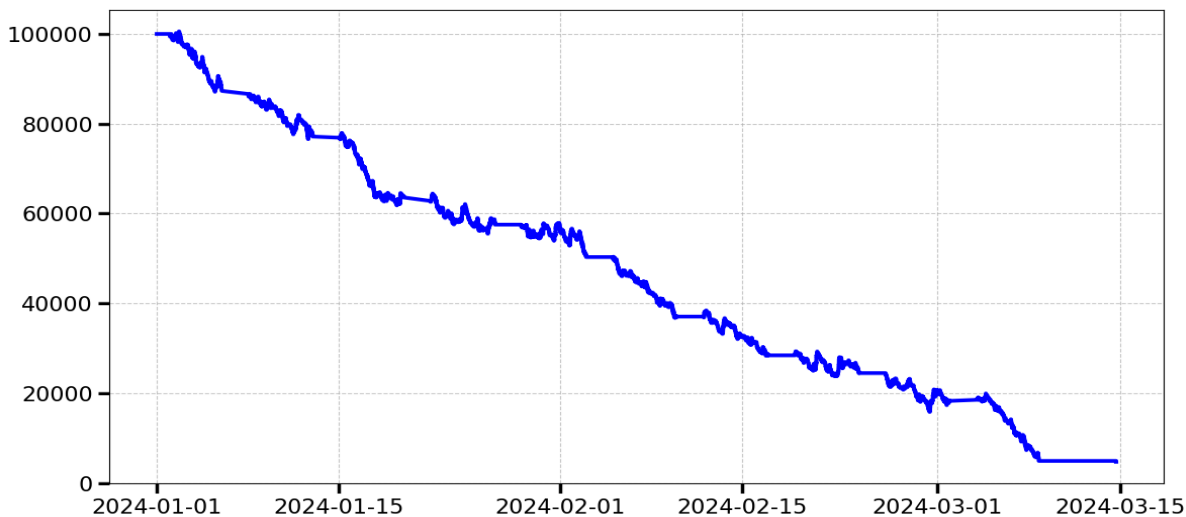


РИС. 3. Крива балансу системи підтримки прийняття рішень на основі бінарної логіки

На рис. 3 показана крива балансу. По горизонтальній осі відмічені дати, у які проводився бектест, по вертикальній осі – показники балансу. Обидві осі мають логарифмічну шкалу.

У табл. 1 наведено фрагмент звіту по бектесту СППР на основі бінарної логіки з основними метриками продуктивності, зокрема, наведено Win Rate, коефіцієнт Шарпа (Sharpe Ratio), максимальна просадка, прибуток, кількість трейдів).

ТАБЛИЦЯ 1. Фрагмент звіту по бектесту системи підтримки прийняття рішень на основі нечіткої логіки

Назва метрики	Значення	Назва метрики	Значення
Total Net Profit	-95,46 %	Avg. Loss	195,17
Max. Drawdown	95,46 %	Sharpe Ratio	-5
Total Trades	3 399	Profit Factor	0,78
Win Rate	34,16	Consecutive Wins	2
Avg. Win	293,99	Consecutive Loss	3

Як видно з рис. 3 та табл. 1, система підтримки прийняття рішень, побудована на основі класичної логіки, продемонструвала незадовільні результати. Вона повністю вичерпала початковий капітал протягом перших трьох місяців тестування, хоча загальний період випробування становив один рік (12 місяців). Значення коефіцієнта Шарпа дорівнює -5, що свідчить про відсутність компенсації

ризикі і неефективності стратегії. Максимальна просадка склала 95 %, тобто система втратила 95 % капіталу. Показник Win Rate становив лише 34,16 %, що вказує на низьку частку прибуткових угод. Загальна кількість угод – 3399, що також призводить до суттєвих витрат на комісії.

Рис. 4 містить результати бектесту СППР на основі нечіткої логіки.

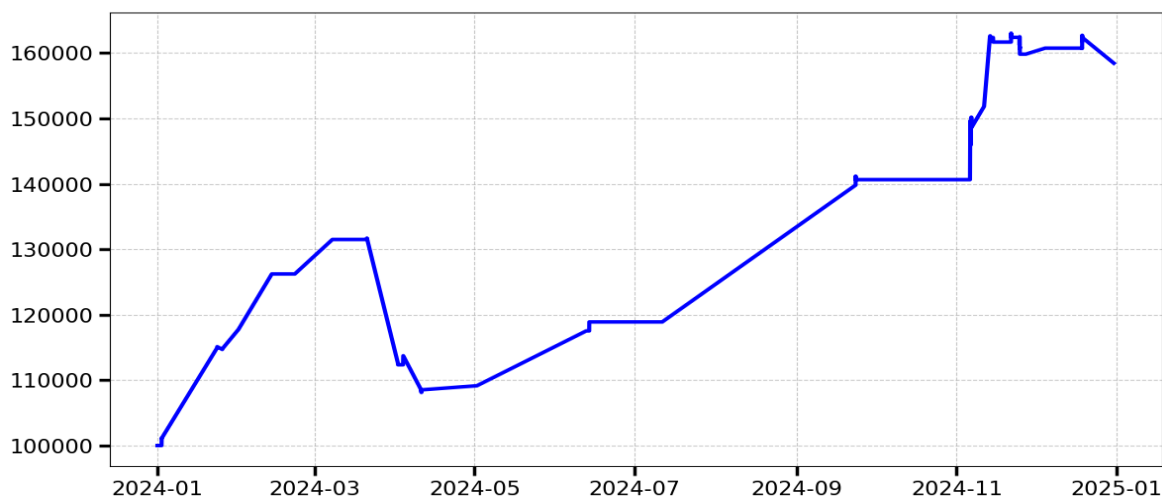


РИС. 4. Крива балансу системи підтримки прийняття рішень на основі нечіткої логіки

У табл. 2 наведено фрагмент звіту по бектесту СППР на основі нечіткої логіки з основними метриками продуктивності, зокрема, наведено Win Rate, коефіцієнт Шарпа (Sharpe Ratio), максимальна просадка, прибуток, кількість трейдів).

ТАБЛИЦЯ 2. Фрагмент звіту по бектесту системи підтримки прийняття рішень на основі нечіткої логіки

Назва метрики	Значення	Назва метрики	Значення
Total Net Profit	58,45 %	Avg. Loss	1 473,9
Max. Drawdown	17,89 %	Sharpe Ratio	1,33
Total Trades	74	Profit Factor	2,37
Win Rate	60,81	Consecutive Wins	3
Avg. Win	2 248,78	Consecutive Loss	2

Система, реалізована на основі нечіткої логіки (Fuzzy Logic), як видно з рис. 3, 4, показала значно кращі результати. Її коефіцієнт Win Rate склав 60,81 %, а річна прибутковість – 58 %. Максимальна просадка становила лише 17,89 %, що є прийнятним показником для торгових стратегій. Усього було виконано 74 угоди, що значно зменшує витрати на комісії порівняно з попередньою системою. Коефіцієнт Шарпа дорівнює 1,33, що свідчить про ефективне співвідношення прибутковості до ризику і вважається хорошим показником у фінансовій практиці.

Основні метрики наведено у табл. 3.

ТАБЛИЦЯ 3. Основні метрики ефективності результатів тестування

Метрика	СППР з бінарною логікою	СППР з нечіткою логікою
Win Rate	34,16 %	60,81 %
Коефіцієнт Шарпа	-5	1,33
Максимальна просадка	95,46 %	17,89 %
Прибуток за період тестування	-95,46 %	58,45 %
Кількість трейдів	3399	74

На рис. 3 та 4 видно, що крива балансу для СППР «Binary Logic» має спадну динаміку, тоді як для СППР «Fuzzy Logic» зростаючу. Із табл. 1: Win Rate у нечіткій СППР майже вдвічі вищий, а кількість торгових операцій – удвічі менша порівняно з бінарною. Математичне сподівання для СППР на основі нечіткої логіки є додатним, тоді як для бінарної СППР воно від’ємне (табл. 1 і 2). Отже, гібридна СППР, яка поєднує ймовірнісну та нечітку логіку із мультитаймфреймним аналізом, демонструє вищу результативність за аналогічних умов порівняно з системою, заснованою на бінарній логіці.

Обговорення результатів розробки та дослідження ефективності систем прийняття рішень на основі бінарної та нечіткої логіки

Спроектовано мультитаймфреймну архітектуру СППР на бінарній логіці, яка складається з 5-ти модулів. Модуль управління позицією показано на рис. 1, а. Це дозволить легше побудувати СППР на нечіткій логіці, тому що у них є спільні елементи.

Спроектована архітектура СППР на бінарній логіці полегшила проєктування архітектури СППР на нечіткій логіці з ймовірнісними елементами. Тому що вона відрізняється модулем прогнозування, модулем прийняття рішень на основі нечіткої логіки. А також відрізняється модуль управління позиціями. Водночас модуль збору даних та модуль моніторингу у них однакові. Модуль управління позицією СППР на нечіткій логіці показано на рис. 1, б.

Після проєктування архітектур їх було реалізовано у середовищі алгоритмічної торгівлі, та проведено тестування на історичних даних. Результати тестування показано на рис. 3, 4 та табл. 1, 2, зведені результати наведено у табл. 3.

На основі отриманих результатів було проведено порівняння систем, і виявилось, що мультитаймфреймна СППР на основі нечіткої логіки з ймовірнісними елементами показує кращі результати за СППР на бінарній логіці.

На відміну від праць [8–10], де розглядається застосування нечіткої логіки для побудови торгових стратегій без порівняння з класичними підходами, в даній роботі запропоновано безпосереднє порівняння ефективності класичної бінарної СППР та системи з нечіткою логікою в однакових умовах. Це дозволяє зробити обґрунтований висновок щодо переваг саме нечіткої логіки у контексті прийняття рішень на ринку FOREX та закриває прогалину у наявних дослідженнях, проводячи, ґрунтовне порівняння на спільному наборі передумов. А також дозволяє на практиці обґрунтовано обирати тип логіки, а не діяти навмання.

Практичне значення результатів дослідження полягає у розробленому програмному забезпеченні, що інтегрує різні моделі прийняття рішень і забезпечує автоматизовану підтримку торговельного процесу в багаточасових інтервалах. Проведені експерименти довели, що нечітка логіка суттєво підвищує продуктивність торгової системи, використовуючи той самий вхідний сигнал (прогноз), що й система на основі класичної логіки. Запропоноване рішення може бути корисним для трейдерів,

які працюють з контрактами на різницю (CFD), оскільки дозволяє здійснювати прогнозування ринкових рухів на основі даних та використовувати адаптивну систему підтримки прийняття рішень як у режимі супроводу, так і для повністю автоматизованої торгівлі.

Крім того, запропонована методологія та побудовані моделі можуть бути використані іншими дослідниками у сфері фінансових технологій для подальшого розвитку систем підтримки прийняття рішень на фінансових ринках.

При спробі застосування даного дослідження на практиці обов'язково потрібно звернути увагу на те, що якість прогнозів моделі Random Forest, а отже і прийняття рішень, напряму залежить від якості історичних даних.

До недоліків дослідження можна віднести те, що не розглядалося питання стійкості до подій типу «Чорний Лебідь» (важкопрогнозовані рідкісні події, що мають значні наслідки).

Перспективні дослідження будуть спрямовані на вдосконалення методів прогнозування часових рядів з метою покращення якості вхідних сигналів для торгової системи. Це потенційно дозволить підвищити коефіцієнт вигаду та річну прибутковість. Також планується розширити функціональні можливості системи підтримки прийняття рішень, додавши механізми ручного втручання трейдера у процес автоматизованої торгівлі, що забезпечить гнучкий контроль над торговою діяльністю.

Висновки

1. Було спроектовано мультитаймфреймну архітектуру СППР на основі класичної логіки. Дана архітектура складається з п'яти модулів: модуль збору даних, модуль прогнозування, модуль прийняття рішень, модуль управління позицією, модуль моніторингу. Це уможливило реалізацію та подальше тестування системи.

Було спроектовано архітектуру СППР на основі нечіткої логіки з ймовірнісними елементами, що уможливило подальшу реалізацію та тестування. Дана архітектура складається з п'яти модулів: модуль збору даних, модуль прогнозування, модуль прийняття рішень з нечіткою логікою, модуль управління позицією, модуль моніторингу. Система логіки Мамдані була використана у ролі нечіткої логіки. Система нечіткої логіки має 12 вхідних змінних і одну вихідну.

2. Результати тестування розробленої СППР на основі бінарної логіки є незадовільними. Її коефіцієнт Шарпа дорівнює -5 , максимальна просадка склала 95% , Win Rate становив лише $34,16\%$. Загальна кількість угод – 3399 , а прибуток склав -95% . Що вказує на низьку ефективність СППР на основі бінарної логіки у задачі прийняття торгових рішень на ринку FOREX. Це пояснюється тим, що бінарна логіка – недостатньо гнучка для точної інтерпретації торгових сигналів.

СППР на основі нечіткої логіки показала хороші результати. Її коефіцієнт Шарпа дорівнює $1,33$, максимальна просадка склала $17,89\%$, Win Rate становив лише $60,81\%$. Загальна кількість угод – 74 , а прибуток – 58% . Що вказує на високу ефективність СППР на основі бінарної логіки у задачі прийняття торгових рішень на ринку FOREX.

3. Проведено аналіз ефективності моделей прийняття рішень із використанням візуалізації кривих капіталу та балансу, а також ключових метрик ефективності (Sharpe Ratio, Win Rate, просадка, кількість угод тощо); за результатами емпіричного дослідження встановлено, що система на базі нечіткої логіки демонструє значно вищу ефективність: Win Rate становить $60,81\%$, а річна прибутковість – 58% , що перевищує відповідні показники системи на основі бінарної логіки. Це пояснюється тим, що нечітка логіка за рахунок градацій істинності, а також наявності правил краще відходить для прийняття рішень на ринку, який є динамічним за природою.

Авторські внески: Кондрук Н.Е. – рецензування, консультування, методологія. Гецько С.В. – дослідження, концептуалізація, написання – оригінальна чернетка, узагальнення, формальний аналіз, програмне забезпечення, візуалізація.

Наявність даних. Дані опубліковані в [15].

Фінансування. Робота виконана в рамках держбюджетної науково-дослідної теми Ужгородського національного університету «Методи обчислювального інтелекту для обробки і аналізу даних» (0121U109279).

Список літератури

1. Кондрук Н.Е., Гецко С.В. Прогнозування валютних курсів з використанням моделей машинного навчання. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія «Математика та інформатика»*. 2024. **45**(2). С. 205–215. [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.45\(2\).205-215](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.45(2).205-215)
2. Thogaram U., Asthana P.K. Algo Trading – A New Paradigm in The Stock Trading. *11th International Symposium on Electronic Systems Devices and Computing*. 2023. <https://doi.org/10.1109/ESDC56251.2023.10149864>
3. Genesereth M., Kao E. Introduction to Logic. Springer: Synthesis Lectures on Computer Science. 2022. 165 p. <http://doi.org/10.1007/978-3-031-01798-8>
4. Ebienazer J.S.C., Suruthipriya S.M. Fuzzy Logic. *International Journal of Innovative Research in Information Security*. 2023. **9**(3). P. 147–152. <https://doi.org/10.26562/ijiris.2023.v0903.19>
5. Juszczak P., Kruś L. Fuzzy trading system on the forex market for deriving the portfolio of instruments. *Control and Cybernetics*. **51**. P. 467–486. <https://doi.org/10.2478/candc-2022-0025>
6. Singh J., Shahnaz, F. Chauhan, A. Design and Performance Study of Improved Fuzzy System with Genetic Algorithm. *International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication*. 2023. <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i8s.7203>
7. Sashank T., Sharma V., Vats S. Algorithmic Forex Trading: Expert Advisor Implementation of Automated Strategies. *2nd International Conference on Disruptive Technologies (ICDT)*. 2024. P. 347–352. <https://doi.org/10.1109/ICDT61202.2024.10489230>
8. Sharma A., Bhatnagar V., Bansal A. Technical analysis-based fuzzy support system for stock market trading. *Int. J. Adv. Intell. Paradigms*. 2020. **17**. P. 193–207. <https://doi.org/10.1504/IJAIP.2018.10010679>
9. Kang L.W., Nordin M.I., Din A.S., Abu Seman M.T. Application of Fuzzy Logic in Stock Markets by Using Technical Analysis Indicators. *International Conference on Robotics, Vision, Signal Processing and Power Applications*. 2023. https://doi.org/10.1007/978-981-99-9005-4_59
10. Khan A.Z., Gupta P., Mehlawat M. A Fuzzy Rule-Based System for Portfolio Selection Using Technical Analysis. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2024. **32**. P. 4861–4875. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2024.3355515>
11. Bisati A.I., Haque I., Ganai U.J., Gulzar I. Decision Making in Financial Markets: A Thematic Review and Discussion. *Journal of Business Strategy Finance and Management*. 2021. <https://doi.org/10.12944/jbsfm.03.01-02.06>
12. Nidhi R.M., Chou Y.L., Hashim H., Abd Rahman N., Mohd Ali J. Fuzzy Mamdani based user-friendly interface for food preservatives determination. *Food and Bioproducts Processing*. 2021. **126**. P. 282–292. <https://doi.org/10.1016/j.fbp.2021.01.012>
13. Bates S., Hastie T., Tibshirani R. Cross-Validation: What Does It Estimate and How Well Does It Do It?. *Journal of the American Statistical Association*. 2021. **119**. P. 1434–1445. <https://doi.org/10.1080/01621459.2023.2197686>
14. Ganeshsree S., Quek S.G., Lan H.L.T., Son H.L., Nguyen L.G., Ding W. et al. A New Design of Mamdani Complex Fuzzy Inference System for Multiattribute Decision Making Problems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2021. **29**. P. 716–730. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2019.2961350>
15. Kondruk N.E., Hetsko S.V. Raw Data for "Development of Decision Support Systems Based on Fuzzy and Binary Logic for the FOREX Foreign Exchange Market" (Version V1) [Data set]. 2025. <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.30336691>
16. Niu H., Li S., Li J. MetaTrader: An Reinforcement Learning Approach Integrating Diverse Policies for Portfolio Optimization. *Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information & Knowledge Management*. 2022. <https://doi.org/10.1145/3511808.3557363>
17. MetaTrader 5 Trading Platform. <https://www.metaquotes.net/en/metatrader5> (звернення: 18.06.2025)

Одержано 18.06.2025

Наталія Емерихівна Кондрук,

доцент, кандидат технічних наук, кафедра кібернетики і прикладної математики

ДВНЗ «Ужгородський національний університет»,

<https://orcid.org/0000-0002-9277-5131>

natalia.kondruk@uzhnu.edu.ua

Гецько Сергій Віталійович,
аспірант, магістр, кафедра кібернетики і прикладної математики
Ужгородський національний університет.
<https://orcid.org/0000-0001-9163-5279>
serhii.hetsko@uzhnu.edu.ua

UDC 519.85

Natalia Kondruk, Serhii Hetsko *

Development of Decision Support Systems Based on Fuzzy and Binary Logic for the FOREX Foreign Exchange Market

Uzhhorod National University, Uzhhorod

* Correspondence: serhii.hetsko@uzhnu.edu.ua

Introduction. Most authors considered the use of only binary logic and technical analysis, which does not allow for effective consideration of market uncertainty and rapid dynamic. Other researchers considered the use of fuzzy logic, but these studies are limited to local markets or do not provide integration with more flexible types of analysis such as ML. It was also found that no comparative analysis of the effectiveness of different logical approaches (fuzzy, classical, probabilistic logic) is conducted, which creates a gap in the scientific justification of the choice of a particular method. The potential of multi-timeframe analysis is also practically not taken into account, although it can increase the accuracy and stability of decisions made. The above indicates the need for a comprehensive study that would combine the advantages of various logical approaches, machine learning and multi-timeframe analysis within a single hybrid DSS. This would also allow a reasonable approach to the choice of a specific method.

Research objective. The aim of this work is to develop multi-timeframe hybrid DSS for algorithmic trading based on fuzzy and classical binary logic with probabilistic elements. This will make it possible to increase the efficiency of algorithmic trading systems.

Results. The study consisted in the development of multi-timeframe hybrid DSS based on binary and fuzzy logic with probabilistic elements, as well as their comparative analysis. As a source of signals for further decision-making, the system uses forecasts made by the Random Forest model. Cross-Validation was used to train the model to predict not only the opening, maximum, minimum and closing values of the position (Open, High, Low, Close – OHLC), but also the level of confidence of these predictions. The Mamdani fuzzy logic system [13, 14] was used as a fuzzy logic system for DSS. Both DSS were implemented in the MQL5 programming language. The backtest was carried out on the MT5 platform. As a result, the decision support system based on fuzzy logic showed a significant advantage over the decision support system based on classical binary logic with a Win Rate of 60.81%, and an annual return of 58% and a Sharpe ratio of 1.33. While the decision support system based on binary logic showed the following results: Win Rate of 34.16%, and an annual return of -95.46% and a Sharpe ratio of -5. An applied aspect of using the obtained scientific result is the possibility of improving DSS for making trading decisions.

Conclusions. The study showed that multi-timeframe hybrid DSS based on fuzzy logic with probabilistic elements allows making more effective decisions than DSS based on binary logic. This study allows for a reasoned approach to choosing a specific method. In addition, the proposed methodology and constructed models can be used by other researchers in the field of financial technologies for the further development of decision support systems in financial markets. Future research will be aimed at improving time series forecasting methods in order to improve the quality of input signals for the trading system.

Keywords: algorithmic trading, FOREX, Machine Learning, fuzzy logic, Mamdani.