

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ ТА РОБАСТНОГО АНАЛІЗУ ПРОГНОЗНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

Макітрук М.Т.¹, Селін Ю.М.²

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Київ, Україна

¹ vbeamv@gmail.com [0009-0006-4195-8006],

² selinyurij1963@gmail.com [0000-0002-7562-8586]

У роботі представлено інтелектуальну систему прогнозування фінансових часових рядів, що поєднує LSTM-моделі, статистичну оцінку невизначеності та робастні методи інтеграції прогнозів. Запропоновано підхід, який об'єднує залишкові розподіли, модель Black–Litterman, Risk Parity та робастну оптимізацію для формування збалансованих та стабільних рішень. Представлено поєднання глибинного прогнозування з оцінкою достовірності прогнозів а також можливість застосування системи для аналізу ризиків.

Ключові слова: фінансові часові ряди, LSTM, прогнозування, невизначеність, Black–Litterman, робастна оптимізація

1. ВСТУП

Фінансові часові ряди характеризуються високою волатильністю, нелінійністю та залежністю від широкого спектра економічних і поведінкових факторів, що ускладнює їх точне прогнозування за допомогою класичних статистичних моделей. У сучасних умовах стрімкого розвитку штучного інтелекту особливого значення набувають глибинні нейронні мережі та методи інтелектуального опрацювання даних, здатні виявляти приховані структури, враховувати довгострокові залежності та адаптуватися до складної динаміки ринку.

У цій роботі досліджено комплексний підхід до прогнозування фінансових часових рядів та аналізу достовірності прогнозу. Основою прогнозної моделі є рекурентна нейронна мережа типу LSTM [1], розроблена для роботи з послідовними даними та виявлення нелінійних патернів. Для кількісної оцінки невизначеності застосовано підхід на основі залишкових розподілів, що дозволяє формувати інтервали довіри та коригувати прогноз залежно від похибок моделі.

Другим елементом дослідження є інтелектуальне опрацювання прогнозних оцінок із використанням гібридних методів. На цьому етапі інтегруються історичні статистичні характеристики, результати прогнозів та робастні оптимізаційні підходи, зокрема модель Black–Litterman [2, 3], метод Risk Parity та Distributionally-Robust Optimization на основі кулі Васерштайна. Це забезпечує комплексний погляд на якість прогнозів та дозволяє формувати інтерпретовані оцінки, що враховують рівень ризику, нестабільність та довіру до прогнозу.

Запропонована система поєднує методи машинного навчання, статистики невизначеності та обчислювального моделювання, що робить її універсальним інструментом для дослідження поведінки фінансових часових рядів і побудови інтелектуальних рішень на основі прогнозних даних.

2. МЕТОДИ ТА АРХІТЕКТУРА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ

2.1. Підготовка даних для прогнозування

Інтелектуальна система побудована як поєднання глибинного прогнозування, статистичного аналізу невизначеності та робастного опрацювання прогнозів. На першому етапі виконується очищення даних, нормалізація та перехід до лог-дохідностей, що дає змогу стабілізувати дисперсію та виділити пропорційні зміни ціни. Формально лог-дохідність визначається як

$$r_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right),$$

а сформований із ковзних вікон тензор

$$X \in \mathbb{R}^{(T-n) \times n}$$

слугує вхідними даними для LSTM-моделі.

2.2. Прогнозування часових рядів за допомогою LSTM

Прогнозування ґрунтується на архітектурі LSTM, яка моделює довгострокові часові залежності через систему гейтів. Її динаміка описується рівняннями

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f h_{t-1} + U_f x_t + b_f), \\ i_t &= \sigma(W_i h_{t-1} + U_i x_t + b_i), \\ o_t &= \sigma(W_o h_{t-1} + U_o x_t + b_o), \\ \tilde{c}_t &= \tanh(W_c h_{t-1} + U_c x_t + b_c), \end{aligned}$$

що формують новий стан пам'яті

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t,$$

а вихід LSTM

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

використовується для формування прогнозу

$$\hat{y}_{t+1} = g(h_t).$$

Таке подання забезпечує здатність моделі виявляти як локальні, так і глобальні структури ринку.

2.3. Оцінка прогнозованої невизначеності

Для оцінювання надійності прогнозу аналізуються залишки моделі

$$\varepsilon_t = y_t - \hat{y}_t.$$

Апроксимація залишків нормальним розподілом

$$\varepsilon_t \sim N(\mu_\varepsilon, \sigma_\varepsilon^2)$$

дозволяє формувати інтервали достовірності, де оцінки

$$\mu_\varepsilon = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \varepsilon_t, \quad \sigma_\varepsilon^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (\varepsilon_t - \mu_\varepsilon)^2$$

використовуються для побудови 95% довірчого інтервалу прогнозу:

$$\hat{y}_{t+1}^{(low, up)} = \hat{y}_{t+1} + \mu_\varepsilon \pm 1.96 \sigma_\varepsilon.$$

Таким чином, система оцінює не лише значення прогнозу, але і ступінь його надійності.

2.4. Інтелектуальне опрацювання прогнозних оцінок

Середня прогнозна дохідність

Середня прогнозна дохідність для кожного активу обчислюється як

$$\mu_{mean,i} = \frac{1}{H} \sum_{k=1}^H \frac{F_{i,k} - P_{i,last}}{P_{i,last}}$$

Модель Black–Litterman

Для узгодження прогнозних оцінок моделі з історичними статистичними характеристиками застосовується модель Black–Litterman [2, 3], де постерійні дохідності визначаються рівнянням

$$\mu_{BL} = [(\tau\Sigma)^{-1} + P^T\Omega^{-1}P]^{-1}[(\tau\Sigma)^{-1}\mu_{prior} + P^T\Omega^{-1}q]$$

Цей підхід дозволяє “згладити” прогноз, зменшуючи вплив шуму.

Risk Parity

Risk Parity забезпечує рівномірний розподіл ризику між компонентами портфеля [4]. Кожен внесок ризику визначається як

$$RC_i = w_i(\Sigma w)_i.$$

Цільова умова

$$RC_1 = RC_2 \dots = RC_n$$

призводить до апроксимації ваг

$$w_i \approx \frac{1/\sigma_i^2}{\sum_j 1/\sigma_j^2}.$$

Distributionally-Robust Optimization

У DRO розглядається найгірший сценарій у межах кулі Васерштайна [5]. Оцінка дохідності коригується згідно:

$$\mu_{DRO,i} = \mu_{mean,i} - \rho\sigma_i.$$

2.5. Інтерактивне графічне середовище

Усі алгоритмічні блоки інтегровані в графічне середовище, яке забезпечує завантаження даних, побудову прогнозів, формування інтервалів довіри, порівняння моделей (Mean, BL, RP, DRO) та візуальний аналіз графіків і таблиць.

3. РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ

Розроблена система забезпечує повний цикл опрацювання фінансових часових рядів — від завантаження та підготовки даних до побудови прогнозів і формування інтегрованих аналітичних оцінок. Інтерактивне середовище (рис. 1) реалізоване у вигляді кількох логічних модулів: імпорт даних, нормалізація цінкових рядів, прогнозування на основі LSTM та аналіз прогнозної невизначеності. Окремий блок забезпечує інтелектуальне опрацювання результатів, включаючи моделі Mean, Black–Litterman, Risk Parity та Wasserstein-DRO. Усі компоненти пов’язані єдиним інтерфейсом, який дає змогу керувати параметрами, переглядати графіки, автоматичні рекомендації та результати оптимізацій.

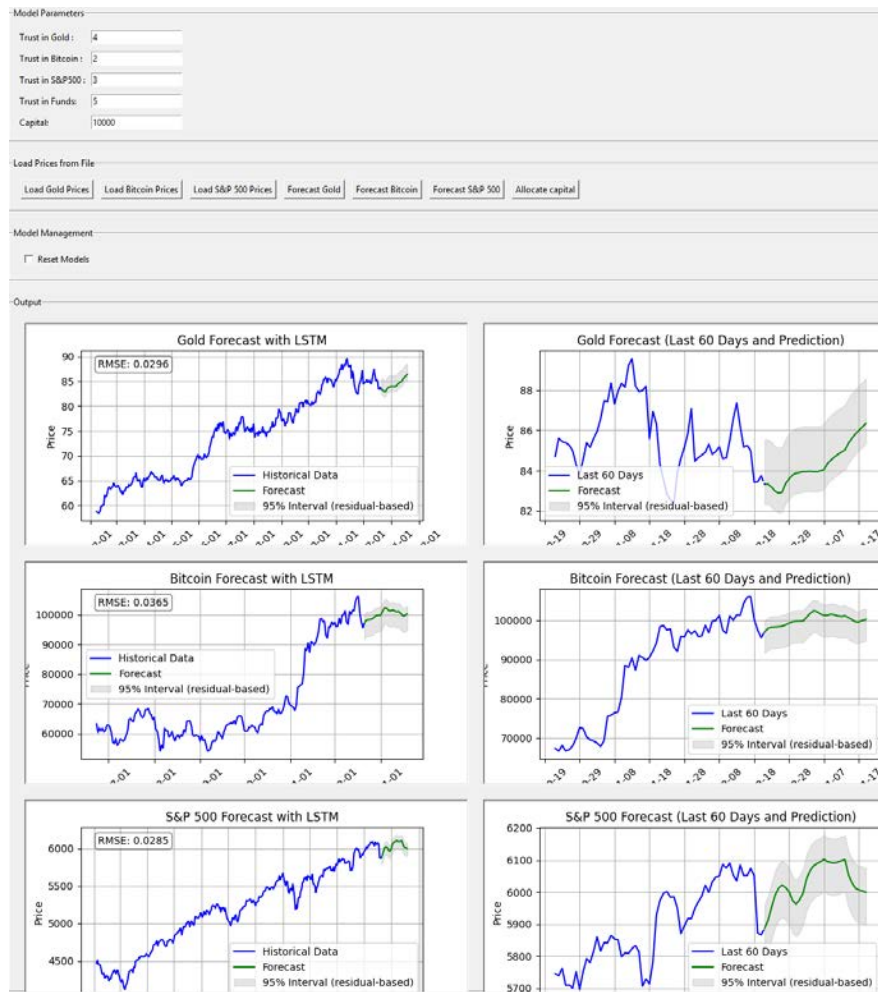


Рисунок 1. Головне вікно інтелектуальної системи.

Для кожного активу система генерує точковий прогноз на 30 днів та 95% інтервал довіри, побудований на основі нормального наближення залишків.

Кожен прогноз супроводжується автоматичною аналітикою, яка включає оцінку тренду, рекомендацію дії, значення RMSE, волатильність та дисперсію залишків (рис. 2).

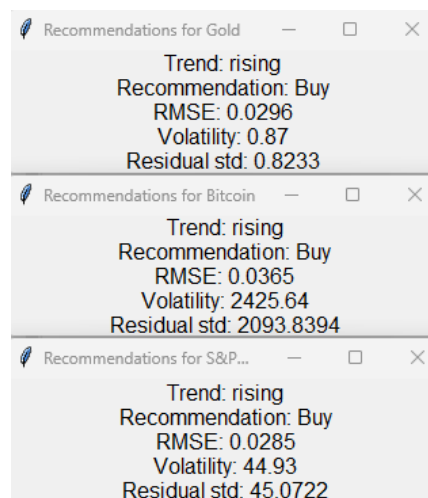


Рисунок 2. Автоматичні рекомендації системи для золота, Bitcoin і S&P500.

Для інтегральної оцінки прогнозів реалізовано чотири моделі: середня оцінка (Mean), Black–Litterman, Risk Parity, Distributionally-Robust Optimization (Wasserstein DRO).

Результат обчислення ваг портфеля та очікуваних доходностей (рис. 3, табл. 1). Ці дані відображають вплив різних припущень щодо ринку на структуру алокації капіталу та стійкість моделі до невизначеності.

Таблиця 1. Порівняння ваг та прогнозних прибутків моделей

Актив	М_вага	BL_вага	RP_вага	М_приб.	BL_приб.	DRO_приб.
Gold	28.57%	28.57%	2.47%	0.65%	0.12%	- 0.89%
Bitcoin	14.29%	14.29%	0.35%	4.68%	0.67%	- 2.03%
S&P500	21.43%	21.43%	3.66%	2.75%	0.42%	- 0.42%
Funds	35.71%	35.71%	93.51%	0.83%	0.19%	0.09%

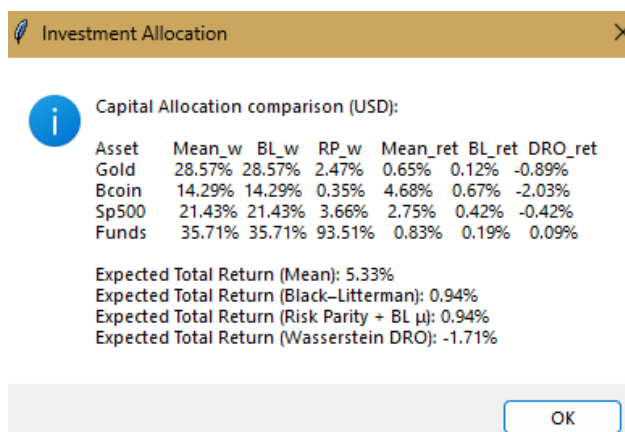


Рисунок 3. Порівняння ваг портфеля та прогнозних доходностей різних моделей

4. ВИСНОВКИ

У роботі представлено комплексну систему інтелектуального прогнозування фінансових часових рядів, що поєднує методи глибинного навчання, статистичної оцінки невизначеності та робастного моделювання. Результати дослідження підтверджують, що така інтеграція дозволяє суттєво підвищити точність прогнозів та підсилити інтерпретованість моделі порівняно з класичними підходами.

Запропонована LSTM-архітектура продемонструвала стабільну ефективність на різних класах фінансових активів, забезпечуючи низькі значення RMSE та здатність відтворювати нелінійну динаміку ринкових процесів. Включення резидуального статистичного аналізу та побудови 95% довірчих інтервалів створює механізм кількісної оцінки ризику прогнозу, що особливо важливо для нестабільних часових рядів із високою волатильністю.

Проведений синтез декількох інтелектуальних стратегій обробки прогнозованих значень: класичної очікуваної оцінки, байєсівської корекції Black–Litterman, risk-parity нормалізації та distributionally-robust моделювання на основі метрики Васерштайна. Усі методи інтегровані у єдине візуальне середовище, що дозволяє порівнювати їх поведінку, чутливість до невизначеності та узгодженість прогнозів між собою. Проведений аналіз показав, що кожен із підходів має власну зону ефективності, що підкреслює необхідність багатомодельного представлення прогнозу у задачах високої невизначеності.

Показано поєднання автоматизованої обробки даних, прогнозування та інтелектуальної оцінки результатів у зручному програмному середовищі. Це забезпечує прозорість обчислень, відтворюваність експериментів та можливість подальшого розширення інструментарію. Одержані результати свідчать про надійність обраної методології та її відповідність сучасним вимогам до систем прогнозування складних часових рядів.

Таким чином, розроблена система підтвердила свою ефективність як інструмент глибинного аналізу ринку та наукового дослідження динаміки фінансових процесів. Робота створює підґрунтя для подальшого розвитку, зокрема впровадження більш складних моделей, адаптивних оцінок невизначеності та розширення робастних методів у контексті складних реальних сценаріїв.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Idzorek T. A Step-By-Step Guide to the Black–Litterman Model: Incorporating User-Specified Confidence Levels. SSRN Electronic Journal. 2019. 48 p.
2. Roncalli T. Introducing Expected Returns into Risk Parity Portfolios. MPRA Paper. 2013. № 49821. 42 p.
3. Wu Z., Sun K. Distributionally Robust Optimization with Wasserstein Metric for Multi-Period Portfolio Selection Under Uncertainty. ResearchGate Preprint. 2022. 28 p.
4. Ernstsson H. The Black–Litterman Asset Allocation Model: A Study of Bayesian Portfolio Construction. KTH Royal Institute of Technology. Stockholm, 2021. 54 p.
5. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. Neural Computation. 1997. Vol. 9, No. 8. P. 1735–1780.