

Волохов Д.Г.

Національний університет «Львівська політехніка»

ORCID ID: 0009-0000-0890-0992

Муляревич О.В.

Національний університет «Львівська політехніка»

ORCID ID: 0000-0002-4644-7962

ГІБРИДНА МОДЕЛЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВИХ РИНКІВ ІЗ ВРАХУВАННЯМ ТОНАЛЬНОСТІ НОВИННИХ ПОВІДОМЛЕНЬ

У статті пропонується гібридну систему прогнозування фінансових часових рядів, у якій числові ринкові показники поєднано з текстовими ознаками новинного середовища через інтеграцію оцінки тональності. Мотивація підходу полягає в тому, що часовий ряд фіксує вже реалізовану реакцію ринку, тоді як новинний потік містить інформаційні передумови зміни тренду; синхронізація обох джерел у спільному часовому масштабі підвищує інформативність простору ознак і стійкість прогнозу до режимних зсувів.

Архітектуру подано у двох гібридних конфігураціях: рекурентна модель LSTM для кодування локальних і середньострокових залежностей та Transformer з багатоголовою самоувагою для урахування довготривалих взаємозв'язків і селективного підсилення релевантних інтервалів, причому скалярна тональність новин вбудовується на кожному часовому кроці у вхідний вектор ознак. Експериментальну верифікацію проведено на даних індексу S&P 500 та акцій AAPL за 2016–2024 роки з поділом 80/20 та вікном 60 точок; оцінювання здійснювалося за RMSE і MAPE та додатково на інтервалах підвищеної волатильності. Результати демонструють статистично значуще зменшення похибок у разі додавання новинних характеристик: для LSTM MAPE знижується з 3.4% до 2.5%, а для Transformer з інтегрованою тональністю до 2.3%, що еквівалентно поліпшенню на 25–30% порівняно з моделями, які використовують лише числові ряди; водночас досягається узгодженість прогнозів із фактичними значеннями на рівні $R^2 \approx 0.91$ і зберігається стабільність за умов $\sigma_t > 1.2\sigma$. Отже, урахування інформаційних сигналів, що репрезентують очікування учасників ринку, є необхідною умовою підвищення точності та робастності моделей; запропонована архітектура підтверджує ефективність інтегрованого підходу та може слугувати основою для подальшого розширення за рахунок доменно-специфічних корпусів і адаптивних механізмів зважування новинних ознак.

Ключові слова: фінансові часові ряди, аналіз тональності, гібридні моделі, LSTM, Transformer, волатильність, прогнозування.

Актуальність проблеми. Фінансові часові ряди відзначаються високою нелінійністю, нестаціонарністю та залежністю від зовнішніх подій, що ускладнює побудову стабільних прогнозів. Класичні методи, як ARIMA чи GARCH, недостатньо враховують інформаційний контекст, який визначає ринкову динаміку. У дослідженні Ебікелла Мієньє та ін. «Глибоке навчання у фінансах: Огляд застосувань і методів» (2024) [1] наголошується, що моделі глибинного навчання, особливо архітектури типу Transformer, ефективно поєднують числові дані з текстовими джерелами (новинами, звітами, аналітичними оглядами) що

дає змогу враховувати новинний фон і підвищувати точність прогнозування фінансових показників.

Водночас саме інформаційні сигнали формують початкові імпульси ринкової поведінки, а тому зміни новинного фону часто передують зміні цінових трендів. Поведінка інвесторів та учасників торгів визначається не лише об'єктивними економічними даними, а й інтерпретацією подій, очікуваннями та загальним настроєм ринку. Це створює ситуацію, у якій числовий часовий ряд фіксує вже реалізовану реакцію, тоді як новинний потік містить інформаційні передумови цієї реак-

ції. Таким чином, інтеграція оцінки тональності новин у модель прогнозування дозволяє не просто доповнювати наявні ринкові ознаки, а й розширювати часовий горизонт передбачення, підвищуючи стійкість прогнозу в умовах волатильності та різких структурних зсувів на фінансових ринках.

Аналіз останніх досліджень та публікацій.

Питання прогнозування фінансових часових рядів активно розробляється як у межах економетрики, так і в сфері глибокого навчання. Нелінійність та чутливість ринку до інформаційних сигналів зумовлюють пошук моделей, здатних поєднувати структурні властивості рядів з поведінковими факторами, що відображаються у новинному середовищі. Тому наукові дослідження дедалі частіше зосереджені на гібридних моделях, які синтезують різні джерела сигналів.

У роботі Р. Кабіра та співавторів «Надійна гібридна модель глибокого навчання на основі LSTM-трансформера для прогнозування фінансових часових рядів» (2025) [2] запропоновано гібридну модель LSTM–Transformer–MLP для підвищення точності прогнозування на різних фондових ринках. Автори підкреслюють, що рекурентні мережі ефективно вловлюють часову залежність, натомість Transformer забезпечує глобальне узгодження послідовності через механізм самоуваги, що дає змогу моделі ідентифікувати вагомі інтервали ринкової активності. Проведені експерименти показують підвищення точності прогнозу порівняно з окремими моделями, що свідчить про перевагу ансамблевих архітектур у задачах фінансового прогнозування.

У дослідженні Дімітріос К. Насіопулос та ін. «Аналіз та класифікація фінансових настроїв: Порівняльне дослідження тонко налаштованих моделей глибокого навчання» (2025) [3] розглянуто роль аналізу фінансової тональності у процесі прийняття рішень на ринку. Автори показують, що традиційні класифікатори (SVM, Random Forest) поступаються трансформерним моделям, зокрема FinBERT і модифікованим GPT-архітектурам, які точніше інтерпретують контекст фінансової лексики. Підкреслено, що адаптація моделей до доменно-специфічних корпусів значно підвищує якість класифікації настроїв, а отже і потенційно покращує прогнозування ринкових реакцій.

У статті Дж. Карст та співавт. «Надійна модель глибокого навчання, що інтегрує сигнали настроїв та ринкові індикатори для прогнозування руху акцій» (2023) [4] досліджено взаємозв'язок між новинними сигналами та динамікою ринку. Автори показують, що включення ознак тональ-

ності здатне знижувати похибку моделі в періоди підвищеної волатильності, оскільки ринкові коливання часто зумовлені інформаційними подіями, які передують змінам тренду. Модель, що поєднує технічні індикатори та текстові характеристики, стабільніше відтворює напрям руху ціни, особливо в умовах «новинних шоків».

Узагальнюючи проаналізовані роботи, можна відзначити, що сучасна наукова дискусія зміщується від окремих моделей до інтегрованих гібридних систем, де часовий ряд доповнюється інформаційним контекстом. Усі дослідження підкреслюють важливість урахування настроїв ринку, які не відображаються безпосередньо в числових даних, але впливають на формування ціни через очікування учасників торгів. Проте питання оптимального способу інтеграції новинних ознак у структуру прогнозовної моделі залишається відкритим, що і зумовлює потребу подальших розробок.

Мета дослідження. Метою даного дослідження є розроблення комп'ютерної системи аналізу та прогнозування фінансових часових рядів, у якій ринкові показники поєднуються з інформаційним контекстом новинного середовища. Така інтеграція дає змогу враховувати не лише історичну динаміку цін та обсягів торгів, але й зміни інформаційного фону, що впливають на поведінку учасників ринку.

Виклад основного матеріалу. У задачах фінансового прогнозування традиційні статистичні моделі ARIMA та GARCH залишаються важливими інструментами, зокрема завдяки інтерпретованості параметрів, можливості аналізу автокореляційної структури та оцінки умовної волатильності. Однак низка досліджень демонструє, що їхня ефективність знижується в умовах зростаючої нестабільності та нелінійності ринку. Зокрема, у роботі Йі Ванг «Застосування моделі ARIMA-GARCH-S для короткострокового прогнозування запасів» (2024) [5] встановлено, що базова модель ARIMA забезпечує прийнятну короткострокову якість прогнозу, проте систематично недооцінює коливання ціни, тоді як застосування моделі ARIMA-GARCH-S дозволило зменшити MAPE з 1.55% до 0.02% та RMSE з 2.54 до 0.04, що фактично означає зниження похибки приблизно на два порядки. Це свідчить, що навіть у випадках, коли ARIMA коректно фіксує тренд, вона не враховує структурну змінність волатильності, а GARCH не охоплює складних залежностей та взаємовпливів факторів ринку. Таким чином, самі автори підкреслюють, що ізоляційне застосування ARIMA та GARCH більше не забез-

печує достатньої точності в сучасних фінансових умовах, і лише їх комбінація або включення моделей, здатних моделювати нелінійність, дозволяє досягати стабільних результатів.

Рекурентні нейронні мережі, зокрема архітектури LSTM (Довга короткочасна пам'ять, Long short-term memory) і GRU (Вентильний рекурентний вузол, Gated recurrent units), ефективні для моделювання часових залежностей у фінансових рядах та здатні відтворювати довгострокові взаємозв'язки між спостереженнями. Проте їх передбачувальна здатність суттєво залежить від стабільності статистичної структури даних. Як показує огляд сучасних досліджень, точність моделей, побудованих лише на числових параметрах ринку, знижується у періоди різкої зміни ринкових режимів або під впливом інформаційних подій, що не відображені безпосередньо в часовому ряді. У таких випадках відсутність доступу до причинного контексту формування ціни призводить до зростання похибки прогнозу. Це підкреслює необхідність включення ознак інформаційного фону, зокрема індикаторів тональності, до структури моделі прогнозування.

Поява моделей Transformer дозволила перейти до аналізу часових рядів на основі механізму уваги, який не покладається на послідовне сканування даних, а оцінює відносну важливість попередніх станів без втрати контексту. Це забезпечує

вищу гнучкість і здатність моделювати складні ринкові залежності. Однак сам по собі часовий ряд відображає лише реакцію ринку, тоді як інформаційні причини цієї реакції часто закладені у новинних повідомленнях. Це зумовлює доцільність побудови гібридних моделей, у яких числові індикатори доповнюються ознаками новинного походження, що характеризують поточні очікування та настрої учасників ринку.

Логіка такого поєднання ґрунтується на тому, що часовий ряд відображає вже реалізовану ринкову реакцію, тоді як новинний фон фіксує очікування учасників торгів, які можуть випереджати зміну тренду. Система синхронізує ринкові та новинні дані у спільному часовому масштабі, після чого виконує їх попередню обробку: нормування рядів, обчислення технічних індикаторів (SMA, EMA, RSI) та формування скалярної оцінки тональності повідомлень. Текстові новини попередньо трансформуються за допомогою модуля аналізу тональності, що дозволяє інтегрувати інформаційні сигнали про очікування ринку у модель поряд із фінансовими індикаторами.

Загальна логіка роботи системи показана на Рис. 1, де потоки фінансових та новинних даних збираються, узгоджуються у блоці попередньої обробки, а їх узагальнений простір ознак передається до гібридної моделі на основі LSTM- та Transformer-архітектур для формування прогнозу.

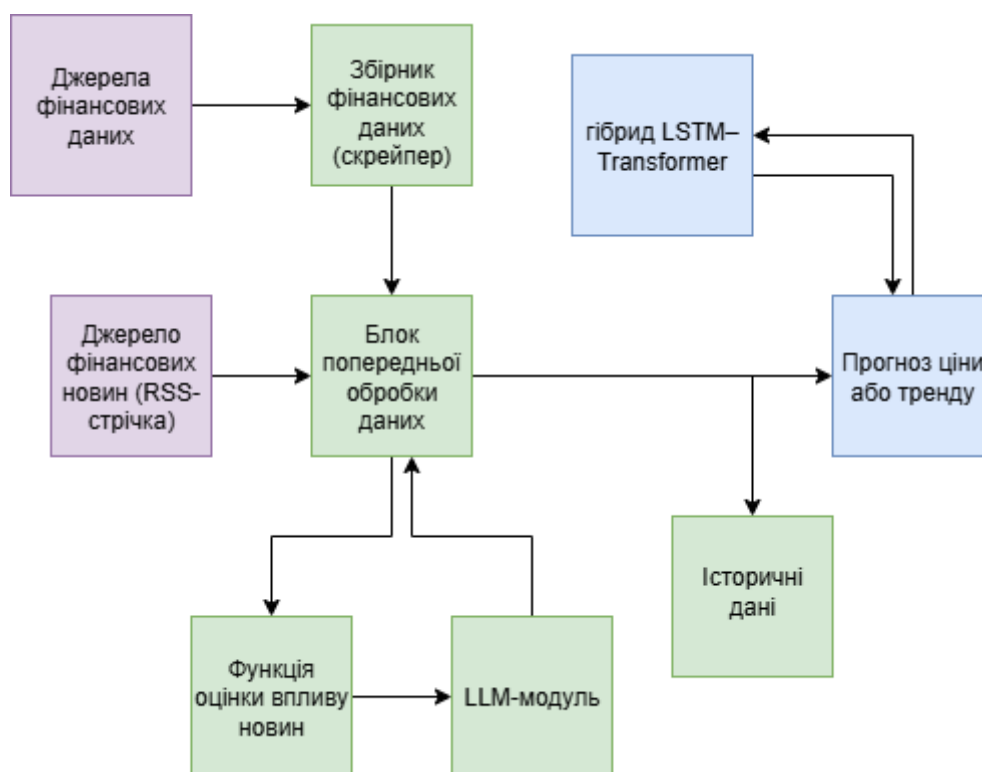


Рис. 1. Архітектура гібридної системи прогнозування з інтеграцією фінансових та новинних даних

Після обробки обидві групи ознак узгоджуються в єдиному часовому просторі, що уникає проблеми зміщення впливу новин щодо фактичних ринкових змін, і подаються у вигляді єдиного вектора стану. Узагальнений вектор стану формується як

$$x_t = [C_t, V_t, SMA_t, EMA_t, RSI_t, s_t], \quad (1)$$

де C_t – ціна закриття, V_t – обсяг торгів, SMA_t та EMA_t – ковзні середні, RSI_t – індекс відносної сили, s_t – скалярна оцінка тональності новин.

Така структура ознак дозволяє моделі одночасно враховувати поточний тренд, інтенсивність ринкової активності, імпульс зміни ціни та інформаційний настрій ринку, що підвищує стійкість прогнозу в умовах волатильності.

Для прогнозування фінансових часових рядів застосовано дві архітектури глибинного навчання, з яких перша базується на рекурентній моделі LSTM. Архітектура LSTM складається з трьох послідовних шарів із 128, 64 і 32 нейронами, що реалізують послідовне кодування довготривалих і короткотривалих залежностей між станами фінансового ряду. Для уникнення перенавчання між шарами використано коефіцієнт $\text{dropout} = 0.2$, а як функцію активації обрано $\tanh$, що забезпечує стабільність градієнтів під час тривалих послідовностей. Оптимізація параметрів виконується за допомогою алгоритму Adam з початковою швидкістю навчання $\alpha = 0.001$, що забезпечує швидку адаптацію ваг при зміні ринкових умов.

Кожен нейрон LSTM містить вхідний, забувальний і вихідний клапани, що дозволяють відокремлювати релевантні патерни ринку від шуму короткочасних коливань. Завдяки цьому модель формує стійку динамічну репрезентацію сигналу навіть у випадках волатильності чи різких змін тенденцій. Вихідна частина мережі складається з одного лінійного нейрона, який генерує прогнозоване значення ціни закриття $\hat{C}_{t+1}$. Навчання здійснюється на основі функції втрат у вигляді середньоквадратичної похибки

$$L = (1/n) \sum (\hat{C}_{t+1} - C_{t+1})^2, \quad (2)$$

що мінімізується для підвищення точності коротко- та середньострокових прогнозів.

Архітектура Transformer у запропонованій системі використовується для моделювання довгострокових залежностей у часовому ряді та інтеграції оцінки тональності новин у процес прогнозування. Вхідний вектор ознак, сформований на основі фінансових показників і оцінки тональ-

ності, лінійно проектується у простір сталої розмірності $d_{\text{model}} = 64$, що забезпечує узгоджене представлення даних для подальшого обчислення контекстних зв'язків. Оскільки механізм самоуваги не містить внутрішнього урахування порядку елементів послідовності, застосовується позиційне кодування, яке фіксує часову структуру ряду.

Центральним компонентом моделі є блок багатоголової самоуваги, у якому використано чотири незалежні канали уваги для оцінювання відносної важливості ознак у часовій послідовності. У межах кожного каналу окремо обчислюються матриці запитів (Q), ключів (K) та значень (V) розмірності 64×64 , на основі яких формується ваговий коефіцієнт впливу попередніх станів на поточний прогноз. Такий підхід дозволяє моделі вибірково підсилювати інтервали, у яких зміни ринкових показників корелюють із трансформаціями інформаційного фону. У результаті система здатна одночасно враховувати як короткочасні імпульсні коливання, так і довготривалі трендові залежності без деградації градієнтів при збільшенні довжини послідовності, що є критично важливим для аналізу фінансових часових рядів.

Після блоку самоуваги використовується двохшарова feed-forward мережа з розширенням розмірності внутрішнього простору ознак до $d_{\text{ff}} = 256$, що дає змогу моделі формувати нелінійні перетворення та уточнювати локальні патерни залежностей між ознаками. Для забезпечення стабільності навчання перед кожним підблоком застосовуються нормалізація шару (LayerNorm) та залишкові з'єднання, які запобігають накопиченню похибок і сприяють збереженню градієнтів при збільшенні глибини архітектури. Навчання параметрів здійснюється за алгоритмом Adam зі швидкістю навчання $\alpha = 0.001$ та розміром батчу 32 протягом 50 епох.

Оцінка тональності новин s_t інтегрується у вхідний простір ознак на кожному часовому кроці, що забезпечує прямий зв'язок між змінами інформаційного контексту та динамікою фінансового ряду. У такій постановці Transformer аналізує не лише історичні закономірності часової послідовності, а й адаптивно реагує на корекцію очікувань учасників ринку, що є критично важливим у періоди підвищеної волатильності та структурних зрушень у поведінці ринку.

Комп'ютерна система реалізована як локальний програмно-апаратний комплекс, що працює автономно без звернення до зовнішніх обчислювальних сервісів. Навчання та тестування вико-

Результати точності прогнозування для різних моделей

Модель	Дані	RMSE	MAPE, %	Поліпшення
LSTM	часові ряди	0.036	3.4	–
LSTM + NLP	ряди + новини	0.027	2.5	24 %
Transformer + NLP	ряди + новини	0.025	2.3	29 %

нувались на робочій станції з процесором Intel Core i5-11400, 8 ГБ ОЗП та графічним адаптером NVIDIA GTX 1650 (4 GB, CUDA). Використання GPU забезпечило прискорення обчислень під час тренування Transformer-моделі, зокрема при формуванні матриць уваги та обчисленні градієнтів. Для конфігурацій без GPU передбачено варіант виконання на пристроях із підтримкою OpenCL із пропорційним зменшенням розміру батчу.

Навчання моделей виконувалося протягом 50 епох із розміром батчу 32. Часовий ряд було поділено на навчальну й тестову вибірки у пропорції 80/20 із формуванням вхідних послідовностей довжиною 60 точок шляхом використання ковзного вікна. Для оцінки здатності моделі працювати за різних ринкових режимів додатково проведено тестування на інтервалах із підвищеною волатильністю, коли поточне відхилення σ_t перевищувало середнє значення σ більш ніж на 20 %. Це дозволило оцінити не лише базову точність прогнозу, а й стійкість моделі до аномальних коливань ринку.

Дані включали історичні ряди індексу S&P 500 та акцій Apple Inc. (AAPL) за період 2016–2024 рр. У конфігураціях із використанням новинних характеристик ознака тональності агрегувалася для кожного дня за середнім значенням оцінок окремих новинних повідомлень. Точність прогнозування оцінювалася за метриками RMSE (середньоквадратична похибка) та MAPE (середня абсолютна відносна похибка), що забезпечує можливість коректного порівняння результатів у як абсолютному, так і відносному масштабах.

Результати оцінки наведено в таблиці 1.

Отримані результати свідчать, що включення інформаційних сигналів у вигляді оцінки тональності новин забезпечує зниження похибки прогнозування на 25–30 % порівняно з моделями, які використовують лише числові ринкові показники. При цьому гібридна модель зберігає стабільність прогнозних оцінок у періоди підвищеної волатильності ($\sigma_t > 1.2\sigma$) та характеризується середнім значенням коефіцієнта детермінації $R^2 = 0.91$, що свідчить про високу відповідність між прогнозованими та фактичними значеннями. Таким чином, поєднання часових рядів із текстовими новинними ознаками підвищує інформативність вхідного простору та покращує стійкість моделі до структурних зрушень у ринковій динаміці.

Висновки. Отримані результати засвідчують, що включення оцінки тональності новин у модель прогнозування підвищує точність і стійкість передбачення в умовах ринкової волатильності. Додавання новинних характеристик до LSTM зменшило середню відносну похибку з 3.4% до 2.5%, а використання Transformer у поєднанні з текстовими ознаками дало подальше зниження до 2.3%. Це свідчить про ефективність гібридної архітектури, у якій числові показники ринку поєднуються з інформаційним контекстом, що відображає очікування учасників торгів. Урахування інформаційних сигналів є ключовою умовою формування надійних прогнозних моделей, особливо у періоди структурних зсувів та інформаційних шоків, що підтверджує доцільність подальшого розвитку таких систем і дослідження їх узагальнювальної здатності на ширших класах активів.

Список літератури:

1. Deep learning in finance: a survey of applications and techniques / E. Mienye et al. *Ai*. 2024. Vol. 5, no. 4. P. 2066–2091. DOI: <https://doi.org/10.3390/ai5040101>.
2. LSTM–Transformer–Based robust hybrid deep learning model for financial time series forecasting / M. R. Kabir et al. *Sci*. 2025. Vol. 7, no. 1. P. 7. DOI: <https://doi.org/10.3390/sci7010007>.
3. Financial sentiment analysis and classification: a comparative study of fine-tuned deep learning models / D. K. Nasiopoulos et al. *International journal of financial studies*. 2025. Vol. 13, no. 2. P. 75. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijfs13020075>.
4. Evaluation of transformer models for financial targeted sentiment analysis in Spanish / R. Pan et al. *PeerJ computer science*. 2023. Vol. 9. P. e1377. DOI: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1377>.
5. Wang Y. Application of ARIMA-GARCH-S model to short-term stock forecasting. *Finance & economics*. 2024. Vol. 1, no. 4. DOI: <https://doi.org/10.61173/y2k63978>.

Volokhov D.H., Muliarevych O.V. HYBRID MODEL FOR FINANCIAL MARKET FORECASTING WITH SENTIMENT-AWARE NEWS INTEGRATION

The article proposes a hybrid forecasting system for financial time series that combines numerical market indicators with textual characteristics of news environments through sentiment integration. The motivation of the approach lies in the fact that time series reflect already realized market reactions, while the news stream contains informational precursors of trend shifts. Synchronizing both sources in a unified temporal framework increases the informativeness of the feature space and improves forecast stability under regime changes.

The architecture is presented in two hybrid configurations: an LSTM recurrent model for encoding local and medium-term dependencies, and a Transformer model with multi-head self-attention for capturing long-range relationships and selectively amplifying relevant temporal intervals. In both cases, scalar news sentiment is embedded into the input feature vector at each time step. Experimental validation was conducted using S&P 500 and AAPL data for 2016–2024 with an 80/20 split and a sliding window of 60 points. Evaluation was performed using RMSE and MAPE, with additional testing under increased volatility conditions. The results demonstrate statistically significant error reduction when incorporating news sentiment: for LSTM, MAPE decreases from 3.4% to 2.5%, and for the sentiment-enhanced Transformer to 2.3%, corresponding to a 25–30% improvement compared to models using only numerical indicators. Forecast consistency with actual price movements reaches $R^2 \approx 0.91$, while stability is maintained when $\sigma_i > 1.2\bar{\sigma}$.

These findings indicate that incorporating informational signals reflecting market expectations is essential for increasing the accuracy and robustness of forecasting models. The proposed architecture confirms the effectiveness of the integrated approach and may serve as a basis for further development through domain-specific news corpora and adaptive sentiment weighting mechanisms.

Key words: financial time series, sentiment analysis, hybrid models, LSTM, Transformer, volatility, forecasting.

Дата надходження статті: 27.07.2025

Дата прийняття статті: 06.08.2025

Опубліковано: 27.10.2025