

Р. Н. Кветний¹
С. І. Бородкін¹

ОЦІНЮВАННЯ РЕГРЕСІЙНИХ МОДЕЛЕЙ З РЕГУЛЯРИЗАЦІЄЮ НА ФІНАНСОВИХ ЧАСОВИХ РЯДАХ ЗА ДОПОМОГОЮ АДАПТИВНОЇ КОМПЛЕКСНОЇ МЕТРИКИ

¹Вінницький національний технічний університет

Запропоновано підхід до прогнозування фінансових часових рядів, головним інструментом якого є комплексна (компонентна) метрика якості прогнозу ARL (Adaptive Risk Loss). Об'єктом дослідження є процес прогнозування фінансових часових рядів з використанням адаптивних математичних моделей. Проблема, що вирішувалася, полягає у неспроможності традиційних симетричних метрик (MSE) адекватно оцінювати моделі в умовах реального трейдингу, оскільки вони ігнорують напрямок руху ціни та асиметрію ризиків, однаково штрафуючи прибуткові та збиткові помилки. Суть отриманих результатів полягає у розробці методології відбору та налаштування регресійних моделей (Lasso, Elastic Net), де функція втрат ARL інтегрує три виміри: точність апроксимації, якість передбачення тренду (Directional Accuracy) та асиметричний ризик (pinball-loss, $q = 0,05$). Особливістю запропонованого підходу є застосування елементів нечіткої логіки для динамічного зважування компонентів метрики залежно від поточного стану ринку. Адаптивність системи забезпечується автоматичною зміною пріоритетів оптимізації на основі аналізу ковзних статистичних характеристик часових рядів, зокрема волатильності, асиметрії, ексцесу та автокореляції. У періоди підвищеної ринкової турбулентності зростає вплив ризик-орієнтованої складової, що дозволяє зменшити глибину потенційних просідань, тоді як у стабільних фазах домінує вимога до точності прогнозу. Практична цінність отриманих результатів полягає у можливості застосування запропонованого підходу разом із walk-forward валідацією для побудови робастних моделей прогнозування та управління ризиками на таких ринках як криптовалютний, товарний ринок золота та фондовому ринку США.

Експериментальну перевірку прогнозування виконано для 7 фінансових активів (VIX Index, Brent Oil, USD/CHF, Bitcoin, Nasdaq, Gold, S&P 500) з поетапним тестуванням, у якому на кожному кроці використовувалася доступна історія для навчання та формувався прогноз на наступний період. Перевірка показала стійкість ефекту для більшості активів, але також виявила обмеження на прикладі VIX, де ARL погіршується на 4,86 %, навіть за покращення MSE на 0,52 %. За критерієм ARL вибір типу регуляризації залежить від активу, зокрема для Bitcoin найкращий результат дає L1-регуляризація, а для Brent Oil кращим є Elastic Net.

Ключові слова: фінансові часові ряди, ARL, Adaptive Risk Loss, нечітка логіка, Elastic Net, Lasso, Directional Accuracy, walk-forward валідація, адаптивна функція втрат.

Вступ

Сучасні фінансові часові ряди є складними та мінливими. Вони не завжди підкоряються стандартним статистичним законам, а поведінка цін на такі активи, як криптовалюти чи акції, нагадує перемикання режимів: періоди затишшя раптово змінюються гострою турбулентністю [1], [2]. У таких умовах традиційні методи, що оцінюють моделі лише за розміром помилки, часто виявляються безсилими. Адже в реальних завданнях важливо не просто отримати точну цифру, а й передбачити напрямок руху ринку та врахувати, скільки коштуватиме помилка того чи іншого типу [3], [4].

У торгівлі та управлінні ризиками ціна помилки є різною. Завищена оцінка активу (надмірно оптимістичний прогноз) несе значно більшу загрозу для капіталу, ніж обережна, консервативна недооцінка. До того ж, правильне передбачення самого напрямку руху ринку має велику цінність для торгових стратегій [5]. Окремою серйозною проблемою є те, як моделі втрачають ефективність у разі зміни ринкових режимів. Якщо критерій відбору ігнорує фактор ризику, модель може показувати високу точність за формальними ознаками (MSE), але виявитися абсолютно непридатною,

коли на ринку почнуться стресові періоди [4]. Отже, невирішеним залишається поєднання в одному критерії точності, напряму та асиметричного ризику з адаптацією до режимів ринку.

Практичну цінність становить запропонований підхід, у якому якість прогнозу оцінюється композитно. Методологія одночасно враховує: точність апроксимації (квадратична похибка), якість передбачення тренду (Directional Accuracy) та асиметричний ризик, що жорстко штрафує оптимістичні промахи через pinball-подібну функцію втрат (у реалізації — з параметром асиметрії $q = 0,05$ [3]. У цьому дослідженні така метрика застосовується як критерій відбору та налаштування гіперпараметрів регуляризованих моделей (Lasso, Elastic Net) у межах процедури walk-forward валідації, що відтворює реальний сценарій прогнозування [6], [7]. Хоча поєднання різних критеріїв оцінки є типовим для машинного навчання, більшість методів застосовують жорстко зафіксовані ваги, які втрачають ефективність у разі зміни ринкових режимів. Головна новизна нашого підходу полягає у використанні нечіткої логіки для динамічного управління цими вагами. Це дозволяє моделі автоматично та безперервно підлаштовувати важливість кожної метрики під поточний рівень нестабільності. [8]. На основі ковзних статистичних індикаторів (волатильності, ексцесу, асиметрії розподілу та автокореляції) система адаптується до змін середовища: у турбулентні періоди автоматично зростає вага ризикового компонента, а у спокійні — акцент зміщується на точність. Це забезпечує релевантніше до задач ризик-менеджменту порівняння та відбір моделей [9].

Передумовою для цієї роботи є попередні дослідження авторів, щодо порівнянню Lasso та Elastic Net у задачах ризик-менеджменту, а також модифікації Elastic Net з гаусівським затуханням ваг для прогнозування фінансових рядів [10], [11].

Метою дослідження є розробка методу адаптивного оцінювання та налаштування регресійних моделей на фінансових ринках шляхом використання комплексної метрики та динамічної регуляризації, що дозволить вирішити проблему розбіжності між статистичною точністю та економічною ефективністю прогнозів. Це дасть можливість підвищити стійкість (робастність) торгових алгоритмів до ринкового шуму та мінімізувати ризики просадок капіталу в періоди криз.

Підсумовуючи, можна стверджувати, що поєднання композитних метрик якості, асиметричного врахування ризику та процедур коректної часової валідації є важливим етапом для підвищення надійності та робастності фінансового моделювання в умовах невизначеності. Тому дослідження щодо адаптивного оцінювання та відбору моделей прогнозування фінансових часових рядів, є актуальними [1], [5].

Результати досліджень

Формалізація математичної моделі оцінювання регресійних моделей передбачає побудову набору змінних, які відображають поточний стан ринку, та прогнозуванні цільового показника — логарифмічної дохідності подальшого періоду. Такий підхід відповідає поширеній практиці моделювання фінансових часових рядів і враховує їх нестаціонарність та змінність режимів [1], [2].

Нехай P_t — ціна активу в момент часу t . Логарифмічна дохідність визначається як

$$y_t = \ln \left(\frac{P_t}{P_{t-1}} \right). \quad (1)$$

Цільовим показником для прогнозування є значення дохідності на наступний крок

$$Target_t = y_{t+1}. \quad (2)$$

Використання логарифмічних дохідностей є загальноприйнятим стандартом для аналізу прибутковості. Цей підхід дозволяє коректно оцінити такі специфічні риси ринку, як схильність до різких цінових стрибків та нерівномірність розподілу доходів [1].

Далі вводиться вектор ознак X_t , який оновлюється на кожному кроці за допомогою ковзних вікон. Вибрані статистичні ознаки, зокрема волатильність та моментум, відповідають популярним технічним індикаторам, які широко застосовуються для прогнозування фінансових часових рядів [5].

Для будь-якого вікна довжини W позначимо середнє значення дохідності на цьому інтервалі

$$\bar{y}_{t,w} = \frac{1}{w} \sum_{i=0}^{w-1} y_{t-i}. \quad (3)$$

На основі цього визначаються такі ковзні ознаки (індикатори):

1. Волатильність — міра мінливості дохідностей у межах вікна; по суті показує, наскільки сильно дохідності розкидані навколо свого середнього значення за цей період.

2. Моментум — середній рівень дохідностей у межах вікна; відображає, чи переважають за останній період позитивні або негативні зміни.

3. Асиметрія (skewness) — показує, чи є розподіл дохідностей у вікні перекошеним у бік більших позитивних або більших негативних значень; оцінюється як стандартизований третій центральний момент.

4. Екссес (excess kurtosis) — характеризує схильність до екстремальних значень у розподілі дохідностей у вікні порівняно з нормальним розподілом. Форми вибіркового оцінок коефіцієнтів асиметрії та екссесу для ковзних вибірок є загальноприйнятими; огляд альтернативних оцінок наведено в [9].

5. Відношення реалізованої волатильності — співвідношення волатильності, визначеної на короткому та довгому вікнах. Це дає відносний індикатор того, чи «поточна» мінливість (коротке вікно) вища або нижча за інерційніший фон (довге вікно). Для стабільності в знаменник додають малий доданок, щоб уникнути ділення на нуль.

6. Автокореляція першого порядку (AR_1) — показує, наскільки значення дохідності всередині вікна пов'язані зі своїми значеннями на попередньому кроці.

Оскільки різні ознаки мають різні масштаби та можуть змінюватися разом з режимом ринку, подальшим кроком є масштабування цих індикаторів.

Нехай для кожного індикатора $I_t \in \{Vol_t, Kurt_t, Skew_t, RV_t\}$ визначається Z -перетворення у вікні довжини W_z

$$Z(I_t) = \frac{I_t - m_{t,W_z}(I)}{\sigma_{t,W_z}(I) + \varepsilon}, \quad (4)$$

де $m_{t,W_z}(I)$ та $\sigma_{t,W_z}(I)$ — ковзні середнє та стандартне відхилення індикатора I на інтервалі довжини W_z . Цей крок полегшує виявлення відхилень від типових рівнів індикаторів у часі [2].

Отримані Z -оцінки разом з індикаторами тренду використовуються для оцінювання поточного стану ринку і для адаптації ваг складових якості прогнозу відповідно до цього стану.

Нехай $m_t = (m_{calm,t}, m_{trend,t}, m_{crisis,t})$ — міри належності поточного стану ринку до режимів «спокій», «тренд» і «криза» відповідно, причому $m_{calm,t} + m_{trend,t} + m_{crisis,t} = 1$. Ці міри формуються як деякі гладкі монотонні функції від нормалізованих індикаторів (наприклад, $Vol_z, Kurt_z, Skew_z, RV_z$ та AR_1), з подальшою нормалізацією сум до 1. Наприклад, функція належності до режиму «спокій» може мати вигляд

$$f_{calm}(x) = \frac{1}{1 + e^{a(x-\theta)}}, \quad (5)$$

де x — нормалізоване значення індикатора (наприклад, Vol_z); $a > 0$ — параметр крутості функції (визначає різкість переходу); θ — поріг переходу між режимами. Такий підхід із використанням нечітких мір для опису режимів/екстремумів часового ряду узгоджується з результатами інших досліджень з цієї тематики [5]. Щоб зменшити різкі стрибки визначених режимів у часі, до вектора m_t застосовується експоненційне згладжування

$$\tilde{m}_t = \lambda m_t + (1 - \lambda) \tilde{m}_{t-1}, \quad \lambda \in (0, 1). \quad (6)$$

На основі згладжених мір \tilde{m}_t формується вектор ваг критеріїв якості прогнозу $w_t = (w_{MSE,t}, w_{DA,t}, w_{Risk,t})$ як опукла комбінація апріорних ваг для кожного режиму

$$w_t = \tilde{m}_{calm,t} w^{(calm)} + \tilde{m}_{trend,t} w^{(trend)} + \tilde{m}_{crisis,t} w^{(crisis)}, \quad (7)$$

де $w^{(calm)}$, $w^{(trend)}$, $w^{(crisis)}$ — фіксовані вектори ваг, формуються автоматично для кожного режиму на основі статистичних характеристик відповідних підвбірок даних. Для кожного з режимів оцінюються три компоненти:

- w_{risk} — пропорційна до середньої волатильності, що характеризує рівень ризику втрат;
- w_{DA} — модуль автокореляції першого порядку, що враховує напрям руху та спрямовану точність;

– $w_{RMSE} = 1 - (w_{risk} + w_{DA})$ — залишкова вага, яка відображає внесок квадратичної похибки. Щоб уникнути знецінення жодної з компонент, кожену вагу обрізають знизу та нормалізують

$$\tilde{w}_i = \frac{\max(w_i, \varepsilon)}{\sum_j \max(w_j, \varepsilon)}, \quad (8)$$

де \tilde{w}_i — усічене значення ваги i -ї компоненти, що гарантує її мінімальний вплив; ε — фіксований поріг для обрізання. Такий підхід забезпечує стабільність та інтерпретованість векторів ваг, уникаючи домінування або занулення окремих складових. Отже, вектори ваг для режимів є адаптивними та узгоджуються з властивостями кожного підвибіркового вікна. Мотивація враховувати правильність напрямку руху як окрему складову якості прогнозу відповідає висновкам систематичного огляду [5].

Якість прогнозу \hat{y} оцінюється композитною метрикою ARL (Adaptive Risk Loss), яка поєднує три аспекти: точність прогнозного значення, правильність напрямку зміни та асиметричний ризик. Адаптивні ваги компонент визначаються залежно від поточного ринкового режиму та застосовуються у разі позавибіркового оцінювання прогнозів. Застосування функцій втрат як основи для порівняння моделей є стандартним підходом до оцінювання точності прогнозів. Використання динамічної метрики ARL, що змінюється в часі t , не створює протиріч у разі порівняння моделей. Оскільки на кожному кроці t всі моделі (Lasso, Elastic Net, OLS) оцінюються за ідентичними поточними вагами w_t , вони знаходяться у рівних умовах. Завдяки цьому загальний результат за весь період коректно показує, яка з моделей найкраще пристосовується до мінливого стану ринку. Основні компоненти метрики задаються такими функціями втрати:

1. MSE (Mean Squared Error)

$$MSE(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2. \quad (9)$$

2. Помилка напрямку (Directional Accuracy Loss)

$$Err_{DA}(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I\{sign(y_i) \neq sign(\hat{y}_i)\}. \quad (10)$$

3. Асиметричний ризик (квантильна втрата для квантиля q , також відома як pinball-loss)

$$Risk_q(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \max\{q(y_i - \hat{y}_i), (q-1)(y_i - \hat{y}_i)\}. \quad (11)$$

Ця функція втрати є базовою у квантильній регресії та широко використовується як асиметрична метрика помилки.

Тоді композитна метрика (в нормалізованому вигляді) визначається так:

$$m_{ARL}(y, \hat{y}; w_t) = w_{MSE,t} \frac{MSE(y, \hat{y})}{MSE_{base}} + w_{DA,t} \frac{Err_{DA}(y, \hat{y})}{Err_{DA,base}} + w_{Risk,t} \frac{Risk_q(y, \hat{y})}{Risk_{q,base}}, \quad (12)$$

де MSE_{base} , $Err_{DA,base}$, $Risk_{q,base}$ — базові масштаби (нормувальні константи), що роблять внески кожної компоненти сумірними за порядком величини.

Прогноз будується лінійною регресійною моделлю

$$\hat{y}_{t+1} = \beta_0 + X_t^\top \beta, \quad (13)$$

де β_0 — вільний член, β — вектор коефіцієнтів при ознаках X_t . Розглядаються три варіанти оцінювання параметрів моделі: звичайні найменші квадрати (OLS) без регуляризації, Lasso (L1-регуляризація) та Elastic Net (комбінована L1 + L2 регуляризація).

Використання регуляризації як механізму контролю складності моделі та відбору інформативних ознак у фінансових задачах підтримується сучасними дослідженнями — зокрема, Lasso часто застосовується для підвищення стійкості прогнозу та відсіву змінних.

Для Elastic Net задача оцінювання коефіцієнтів формулюється як мінімізація

$$\hat{\beta} = \arg \min_{\beta} \left\{ L(y, X\beta) + a \left(\rho \|\beta\|_1 + (1-\rho) \frac{1}{2} \|\beta\|_2^2 \right) \right\}, \quad (14)$$

де $a > 0$ — параметр інтенсивності регуляризації, $\rho \in [0,1]$ — параметр балансу між L1 і L2 (якщо $\rho = 1$, маємо Lasso, якщо $\rho = 0$ — Ridge), а $L(\cdot)$ — вибрана навчальна функція втрати.

Гіперпараметри регуляризації (α, ρ) налаштовуються шляхом стохастичного пошуку в заданих областях $\alpha \in A$, $\rho \in R$ з бюджетом у N_{iter} випробувань. Для об'єктивної оцінки якості моделі використовується часова коректна крос-валідація з K послідовними розбиттями (train/validation) та проміжком g між ними, що запобігає витоку інформації з майбутнього. Така схема відповідає рекомендаціям щодо коректного оцінювання предиктивної моделі на часових даних [6].

Для імітації реального процесу прогнозування застосовується схема ковзного вікна (walk-forward): на кожному кроці t модель навчається на історичних даних до моменту t , після чого формується прогноз \hat{y}_{t+1} та здійснюється зсув вікна на один крок. Такий підхід узгоджується з усталеною практикою тестування моделей на часових рядах [4].

Результати експериментів

У цьому розділі подано підсумок експериментальної перевірки прогнозування для 7 фінансових активів (VIX Index, Brent Oil, USD/CHF, Bitcoin, Nasdaq, Gold, S&P 500) з порівнянням трьох лінійних моделей: звичайної лінійної регресії та двох регуляризованих варіантів. Тестування відбувалося поетапно в умовах, наближених до реальних. На кожному кроці система використовувала доступну історію для навчання та робила прогноз на наступний період. Отримані результати згодом об'єднувалися для розрахунку загальних показників якості.

Перший результат полягає в тому, що якість прогнозу оцінюється не одним показником точності, а композитною метрикою, яка інтегрує кілька компонентів: нормовану похибку, узгодженість на пряму зміни та асиметричний ризиковий штраф.

У таблиці подано зведені результати для кожного активу та показано значення композитної метрики та MSE для базової моделі, а також найкращий результат серед регуляризованих моделей.

Зведена порівняльна характеристика ефективності моделей

| Часовий ряд | Найкраща модель (за ARL) | ARL (OLS) | ARL (з регуляризацією) | Зменшення ARL, % | MSE (OLS) | MSE (з регуляризацією) | Зменшення MSE, % |
|-------------|--------------------------|-----------|------------------------|------------------|-----------|------------------------|------------------|
| Bitcoin | Lasso | 2,3692 | 0,9739 | 58,89 | 21862,32 | 10226,64 | 53,22 |
| Brent Oil | ElasticNet | 1,4417 | 1,0660 | 26,06 | 8,6792 | 7,0491 | 18,78 |
| USD/CHF | ElasticNet | 1,3881 | 1,1116 | 19,92 | 0,0220 | 0,0191 | 13,18 |
| Gold | Lasso | 1,0940 | 0,9179 | 16,10 | 91,9362 | 82,9344 | 9,79 |
| Nasdaq | Lasso | 1,0490 | 0,9881 | 5,81 | 439,41 | 434,9042 | 1,03 |
| S&P 500 | ElasticNet | 1,0243 | 0,9846 | 3,88 | 92,3500 | 91,6525 | 0,76 |
| VIX | OLS | 0,9025 | 0,9464 | -4,86 | 5,1135 | 5,0869 | 0,52 |

Відносне покращення композитної метрики та MSE обчислювалося за формулою

$$\Delta = \frac{m_{base} - m_{best}}{m_{base}} \cdot 100 \% . \quad (15)$$

З таблиці випливає, що композитна метрика частіше підкреслює переваги регуляризації на нестабільних ринках сильніше, ніж MSE, для Bitcoin покращення становить +58,89 % за композитною метрикою проти +53,22 % за MSE; для Brent Oil — +26,06 % проти +18,78 %, Для індексів (Nasdaq, S&P 500) ефект помірний ($\approx 3...6$ % за композитною метрикою), що узгоджується з плавнішою динамікою.

Ключовий контраст — VIX: MSE трохи покращується, але композитна метрика погіршується (-4,86 %). Це означає, що з погляду композитного критерію регуляризація може втрачати важливі характеристики прогнозу саме для волатильності.

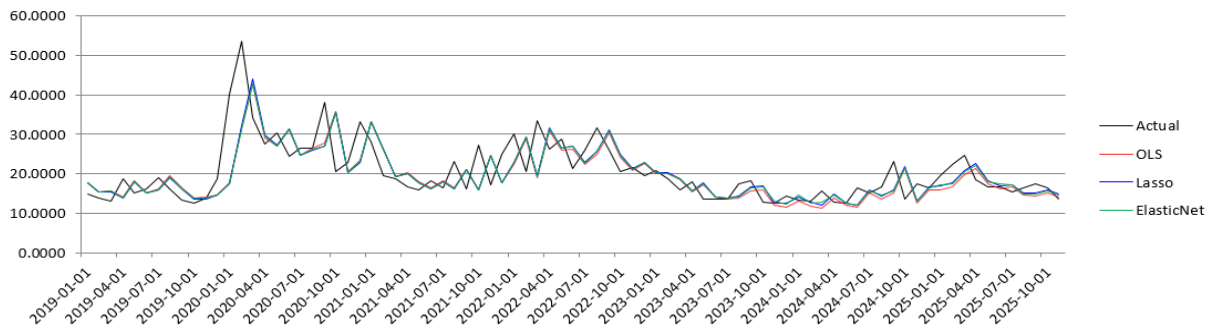


Рис. 1. Фрагмент динаміки прогнозу часового ряду VIX

Аналізуючи рис. 1, де для більшої наочності показано турбулентний фрагмент динаміки за 2019—2025 роки (при загальній тестовій вибірці з 2011 року), доцільно зосередитися на двох характеристиках, які є визначальними для композитної оцінки якості прогнозу. Насамперед варто розглядати відрізки різких змін, тобто локальні піки та швидкі спади. Саме в таких точках розбіжність між прогнозною траєкторією та фактичною кривою найсильніше впливає на підсумковий результат, оскільки помилки в періоди підвищеної турбулентності отримують більшу вагу в композитному критерії. Далі варто оцінити узгодженість напрямку руху. У моменти перелому тенденції важливо перевірити, чи змінює прогнозна крива напрям одночасно з фактичною, або ж реагує із запізненням і певний час продовжує рух у попередньому напрямі. Такі розходження можуть майже не змінювати середню квадратичну помилку, проте погіршують композитну метрику, оскільки відображають несприятливий ризиковий профіль помилок.

Композитна метрика є адаптивною, тому у різні періоди вона по-різному зважує компоненти помилки. Практичний прояв цього механізму відображено на рис. 2—4.

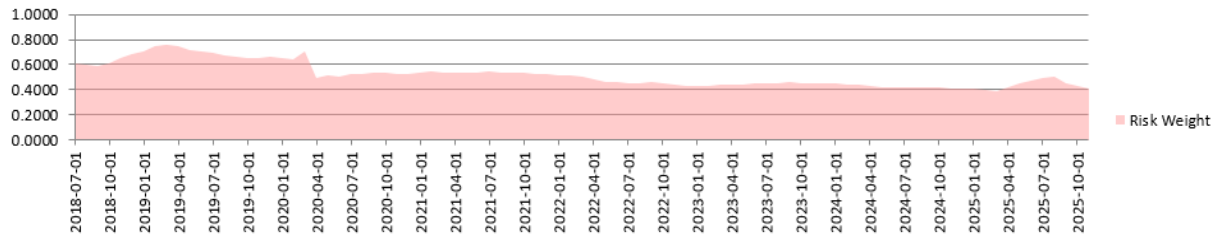


Рис. 2. Графік динаміки ваги ризикової складової у часі для Brent Oil

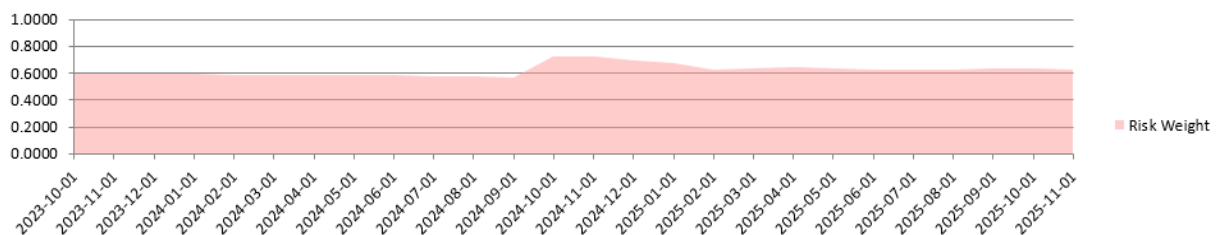


Рис. 3. Графік динаміки ваги ризикової складової у часі для Bitcoin

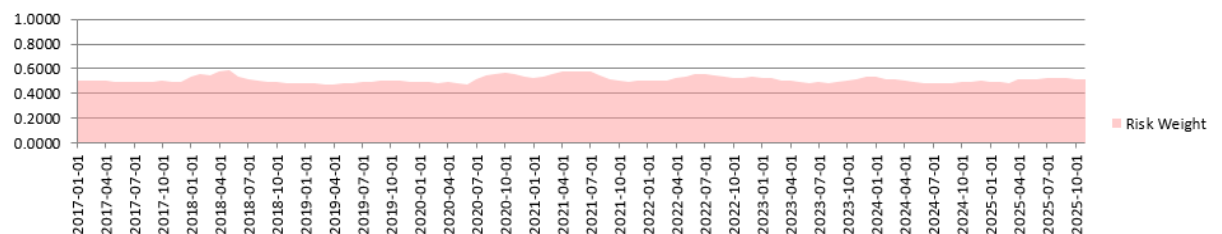


Рис. 4. Графік динаміки ваги ризикової складової у часі для USD-CHF

На цих графіках видно, що вага ризикового компонента є не сталою, а змінюється разом зі зміною режиму ряду.

Для активів з різкішими зрушеннями та нестабільністю (наприклад, Brent Oil і Bitcoin) вага ризикової складової змінюється помітніше, тоді як для відносно стабільних рядів (наприклад, USD/CHF) вона коливається у вузькому діапазоні. Така поведінка узгоджується з логікою нечітких підходів, а саме

рівень належності до різних режимів може бути неперервним і змінюватися у часі, а підсумкове рішення формується як зважене поєднання режимів.

Walk-forward перевірка показала найбільший ефект для активів зі структурними зсувами (Bitcoin, Oil), середній — на золоті, мінімальний — на індексах. Для VIX виявлено межі застосування, а саме композитна метрика віддає перевагу базовій моделі, навіть якщо MSE у регуляризованій трохі кращий.

До того ж, за таблицею переможців серед регуляризованих моделей залежить від часового ряду (Bitcoin — Lasso, Brent Oil — Elastic Net тощо). Це узгоджується з теорією: L1 сприяє розрідженню, а змішана регуляризація краще поводить за корельованих предикторів.

Отримані відмінності між оцінками за ARL та за MSE пояснюються тим, що MSE є симетричною мірою і однаково враховує завищені та занижені прогнози, тоді як ARL додатково враховує спрямованість помилок і асиметричний ризиковий штраф. Тому для турбулентніших активів композитний критерій може сильніше підкреслювати ефект регуляризації.

Порівняно зі стандартним підходом оцінювання за однією метрикою точності запропонована методологія дає змогу ранжувати моделі з урахуванням точності, напряму та ризику і виявляти ситуації, коли покращення середньоквадратичної похибки не супроводжується покращенням інших практично значущих характеристик прогнозу.

Отже, результати узгоджуються з проблемною постановкою, сформульованою у вступі, і демонструють спосіб зменшити розбіжність між статистичною точністю та практичною придатністю прогнозів за рахунок композитної метрики з режимозалежними вагами та часово коректної перевірки.

Висновки

У роботі запропоновано композитну адаптивну метрику ARL (Adaptive Risk Loss), а також підхід до її використання як критерію відбору та налаштування регуляризованих регресійних моделей у часово коректній схемі ковзного прогнозування walk-forward. Отримані результати показали, що для нестабільних активів ARL краще розрізняє якість моделей ніж MSE. Зокрема, для Bitcoin покращення за композитною метрикою становить 58,89 відсотка з 2,3692 до 0,9739, тоді як покращення за MSE цін становить 53,22 відсотка з 21862,3244 до 10226,6456. Такий результат узгоджується з тим, що композитний критерій враховує асиметричну вартість помилок залежно від їхнього напряму. У підсумку це наближає оцінювання якості до мети дослідження і зменшує розбіжність між статистичною точністю та економічною ефективністю прогнозів.

Адаптивний характер ARL проявляється у зміні ваг складових у часі разом зі зміною ринкового режиму. У турбулентні періоди зростає вплив ризикової компоненти, а у стабільні фази зберігається акцент на точності. У прикладному економічному сенсі це означає узгодженіший з ризик менеджментом відбір моделей. Перевага надається рішенням, які не лише зменшують середню похибку, а й уникають небажаних типів помилок у стресових фазах. Водночас перевірка за схемою walk-forward виявила межі застосування підходу на прикладі VIX. Для цього індексу ARL погіршується на 4,86 відсотка навіть попри невелике покращення MSE на 0,52 відсотка, що підкреслює відмінність цільової оптимізації композитного критерію від мінімізації середньоквадратичної похибки. До того ж, порівняння регуляризованих моделей за ARL показало, що вибір типу регуляризації залежить від активу. Для Bitcoin кращими є результати з L1 регуляризацією Lasso, тоді як для Brent Oil ефективнішою виявляється змішана регуляризація Elastic Net. Для частини активів різниця між регуляризованими моделями є незначною.

Використання динамічної композитної метрики унеможливує використання деяких класичних статистичних тестів для покрокового порівняння точності на окремих історичних підрізках, оскільки сама база порівняння еволюціонує разом з даними.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення перевірки на ширшому наборі активів і частот даних та на поширення підходу на багатокрокове прогнозування. Окремої уваги потребує процедура вибору або адаптації параметра асиметрії. Важливим напрямом також є порівняння з нелінійними моделями за збереження композитного критерію оцінювання та перевірка економічної чутливості результатів з урахуванням транзакційних витрат і обмежень торгових стратегій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] O. B. Sezer, M. U. Gudelek, and A. M. Ozbayoglu, "Financial Time Series Forecasting with Deep Learning : A Systematic Literature Review: 2005-2019," *Applied Soft Computing*, vol. 90, November. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106181> .
- [2] B. M. Henrique, V. A. Sobreiro, and H. Kimura, "Literature Review: Machine Learning Techniques Applied to Financial Market Prediction," *Expert Systems with Applications*, vol. 124, pp. 226-251, June. 2019. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.01.012> .
- [3] I. Chronopoulos, A. Raftapostolos, and G. Kapetanios, "Forecasting Value-at-Risk Using Deep Neural Network Quantile

- Regression,” *Journal of Financial Econometrics*, vol. 22, pp. 636-669, May. 2023. <https://doi.org/10.1093/jffinec/nbad014> .
- [4] A. Ang, and A. Timmermann, “Regime Changes and Financial Markets,” *Annual Review of Financial Economics*, vol. 4, pp. 313-337, October. 2012. <https://doi.org/10.1146/annurev-financial-110311-101808> .
- [5] I. K. Nti, A. F. Adekoya, and B. A. Weyori, “A Systematic Review of Fundamental and Technical Analysis of Stock Market Prediction,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 53, pp. 3007-3057, August. 2019. <https://doi.org/10.1007/s10462-019-09754-z> .
- [6] Cerqueira, L. Torgo, and I. Mozetič, “Evaluating Time Series Forecasting Models: An Empirical Study on Performance Estimation Methods,” *Machine Learning*, vol. 109, pp. 1997-2028, October . 2020. <https://doi.org/10.1007/s10994-020-05910-7> .
- [7] H. Zou, and T. Hastie, “Regularization and Variable Selection via the Elastic Net,” *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 67, no. 2, pp. 301-320, April. 2005. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9868.2005.00527.x> .
- [8] S. Agayan, S. Bogoutdinov, D. Kamaev, B. Dzeboev, and M. Dobrovolskiy, “Trends and Extremes in Time Series Based on Fuzzy Logic,” *Mathematics*, vol. 12, no. 2, Art. 284, January. 2024. <https://doi.org/10.3390/math12020284> .
- [9] D. N. Joanes, and C. A. Gill, “Comparing Measures of Sample Skewness and Kurtosis,” *Journal of the Royal Statistical Society*, vol. 47, no. 1, pp. 183-189, January. 2002. <https://doi.org/10.1111/1467-9884.00122> .
- [10] Р. Н. Кветний, і С. І. Бородкін, «Порівняння методів регуляризації Lasso та Elastic Net для різних видів економічних часових рядів у ризик-менеджменті», на LIV наук.-техн. конф. факультету комп’ютерних систем і автоматики, Вінниця, 2025, с. 718-721. <https://press.vntu.edu.ua/index.php/vntu/catalog/view/904/1576/2888-1> .
- [11] Р. Н. Кветний, і С. І. Бородкін, «Покращена модель регуляризації elastic net для обробки фінансових часових рядів», *Опτικο-електронні інформаційно-енергетичні технології*, т. 49, № 1, с. 29-35, 2025. <https://doi.org/10.31649/1681-7893-2025-49-1-29-35> .

Рекомендована кафедрою автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій ВНТУ

Дата надходження: 14.01.2026

Дата прийняття до публікації: 27.03.2026

Дата публікації: 8.04.2026

Кветний Роман Наумович — д-р техн. наук, професор, професор кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, e-mail: rkvetny@vntu.edu.ua . <https://orcid.org/0000-0002-9192-9258>;

Бородкін Сергій Іванович — аспірант кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій, e-mail: borserg90@gmail.com . <https://orcid.org/0009-0004-1617-9815>.

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

R. N. Kvyetnyy¹
S. I. Borodkin¹

Evaluation of Regression Models with Regularization on Financial Time Series Using an Adaptive Complex Metric

¹Vinnitsia National Technical University

The article proposes an approach to forecasting financial time series, the main tool of which is a comprehensive (composite) forecast quality metric ARL (Adaptive Risk Loss). The object of the study is the process of forecasting financial time series using adaptive mathematical models. The problem addressed is the inability of traditional symmetric metrics (MSE) to adequately evaluate models in real trading conditions, as they ignore the direction of price movement and risk asymmetry, penalizing profitable and unprofitable errors equally. The essence of the results obtained lies in the development of a methodology for selecting and adjusting regression models (Lasso, Elastic Net), where the ARL loss function integrates three dimensions: approximation accuracy, trend prediction quality (Directional Accuracy), and asymmetric risk (pinball-loss, $q=0.05$). A distinctive feature of the proposed approach is the use of fuzzy logic elements for dynamic weighting of metric components depending on the current market situation. The adaptability of the system is ensured by automatically changing optimization priorities based on the analysis of sliding statistical characteristics of time series, in particular volatility, asymmetry, excess, and auto-correlation. During periods of increased market turbulence, the influence of the risk-oriented component increases, which allows reducing the depth of potential declines, while in stable phases, the requirement for forecast accuracy dominates. The practical value of the results obtained lies in the possibility of applying the proposed approach together with walk-forward validation to build robust forecasting and risk management models in markets such as cryptocurrency, the gold commodity market, and the US stock market.

Experimental verification of forecasting was performed for seven financial assets (VIX Index, Brent Oil, USD/CHF, Bitcoin, Nasdaq, Gold, S&P 500) with step-by-step testing, in which the available history was used for training at each step and a forecast for the next period was formed. The validation confirmed the robustness of the effect for most assets, but it also revealed a limitation in the case of VIX, where ARL deteriorates by 4.86 % despite a 0.52 % improvement in MSE. According to the ARL criterion, the choice of regularization type depends on the asset; in particular, L1 regularization yields the best result for Bitcoin, while Elastic Net performs better for Brent Oil.

Keywords: financial time series, ARL, Adaptive Risk Loss, fuzzy logic, Elastic Net, Lasso, Directional Accuracy, walk-forward validation, adaptive loss function.

Kvyetnyy Roman N. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of Automation and Intellectual Information Technologies, e-mail: rkvetny@vntu.edu.ua . <https://orcid.org/0000-0002-9192-9258>;

Borodkin Serhii I. — Post-Graduate Student of the Chair of Automation and Intellectual Information Technologies, e-mail: borserg90@gmail.com . <https://orcid.org/0009-0004-1617-9815>