

Економіко-математичні методи та моделі фінансового розвитку

Economic and mathematical methods and models of financial development

<https://doi.org/10.26565/2786-4995-2026-3-10>

УДК 512.64:004.8:330

Баландіна Наталія

старший викладач кафедри штучного інтелекту

та математичного моделювання

Національний університет «Одеська юридична академія»

вул. Рішельєвська, 28, м. Одеса, 65000, Україна

e-mail: nataliabalandina2103@gmail.com

ORCID ID: [0000-0002-3121-4517](https://orcid.org/0000-0002-3121-4517)

Лінійна алгебра як основа алгоритмів штучного інтелекту в економічних дослідженнях

Анотація. Об'єктом дослідження є математичний апарат лінійної алгебри, що виступає обчислювальним фундаментом сучасних алгоритмів штучного інтелекту (ШІ), застосовуваних у макрота мікроекономічному аналізі, прогнозуванні часових рядів, оцінюванні валютних курсів та моделюванні складних економічних систем. Ключовими характеристиками об'єкта є багатовимірність економічних даних, наявність нелінійних залежностей поряд із лінійними операціями всередині алгоритмічних конвеєрів (матричні добутки, сингулярний розклад, власні числа й вектори), а також необхідність узгодження обчислювальної ефективності з інтерпретованістю результатів.

Постановка проблеми. Попри стрімке поширення нейромережових і статистичних методів прогнозування економічних показників, у більшості прикладних досліджень лінійно-алгебраїчна структура цих методів залишається імплітною, що ускладнює обґрунтований вибір архітектури моделі, оцінювання її стійкості та інтерпретацію отриманих результатів для економічної практики.

Нерозв'язані аспекти. У науковій літературі бракує систематизованого викладу того, які саме лінійно-алгебраїчні конструкції (матричні перетворення, розклади, спектральний аналіз) лежать в основі конкретних класів моделей ШІ (рекурентні мережі, метод опорних векторів, гібридні вейвлет-моделі), а також відсутнє узгоджене трактування взаємозв'язку між власними числами матриць динамічних систем і стійкістю прогнозів макроекономічних показників.

Мета статті. Метою статті є систематизація та теоретичне обґрунтування ролі лінійної алгебри як методологічного й обчислювального базису алгоритмів штучного інтелекту, що застосовуються в економічних дослідженнях, а також розроблення узагальненої схеми взаємозв'язку лінійно-алгебраїчних операцій з етапами економічного прогнозування.

Основний матеріал. Розглянуто матричне подання економічних даних, операції лінійних перетворень (добуток матриць, сингулярний розклад, метод головних компонент), спектральний аналіз стійкості динамічних економічних систем, а також лінійно-алгебраїчну структуру нейромережових шарів, ядрових методів (SVM) і гібридних вейвлет-моделей на основі аналізу 18 сучасних наукових джерел.

Висновки: Показано, що незалежно від зовнішньої архітектурної форми (рекурентна мережа, метод опорних векторів, гібридна вейвлет-модель), обчислювальним ядром алгоритмів ШІ в економічних дослідженнях є операції лінійної алгебри, а розуміння цієї структури має практичне значення для підвищення точності, стійкості та інтерпретованості економічних прогнозів.

Ключові слова: лінійна алгебра; штучний інтелект; матричні перетворення; сингулярний розклад; економічне прогнозування; нейронні мережі; стійкість динамічних систем; метод опорних векторів; макроекономічне моделювання.

Формули: 6; рис.: 1; табл.: 1; бібл.: 18.

Для цитування: Баландіна Наталія. Лінійна алгебра як основа алгоритмів штучного інтелекту в економічних дослідженнях. Фінансово-кредитні системи: перспективи розвитку. №3(22)2026. С. 157-170. <https://doi.org/10.26565/2786-4995-2026-3-10>

Вступ (Introduction). Сучасний етап розвитку економічної науки характеризується стрімким проникненням методів штучного інтелекту (ШІ) у практику макроекономічного прогнозування, аналізу фінансових ринків, оцінювання валютних курсів та моделювання складних господарських систем. Нейромережеві архітектури, методи машинного навчання та гібридні статистично-алгоритмічні моделі дедалі частіше замінюють або доповнюють класичні економетричні підходи, забезпечуючи вищу точність прогнозів у складних, нестаціонарних і частково хаотичних економічних середовищах.

Водночас за зовнішньою розмаїтістю архітектур ШІ — рекурентних нейронних мереж, методу опорних векторів, гібридних вейвлет-моделей, прихованих марковських моделей — приховується спільний обчислювальний фундамент, яким є апарат лінійної алгебри. Матричні добутки, сингулярний розклад, спектральний аналіз власних чисел і власних векторів становлять той інструментарій, за допомогою якого реалізується перетворення багатовимірних економічних даних у прогностичні оцінки. Актуальність дослідження зумовлена тим, що без розуміння цієї внутрішньої лінійно-алгебраїчної структури складно обґрунтовано підходити до вибору архітектури моделі, оцінювання її обчислювальної складності, стійкості та інтерпретованості результатів для потреб економічної політики.

Постановка проблеми в загальному вигляді полягає в необхідності систематизації взаємозв'язку між класами алгоритмів штучного інтелекту, що застосовуються в економічних дослідженнях, та фундаментальними операціями лінійної алгебри, які визначають їхню обчислювальну поведінку, стійкість і точність. Розв'язання цієї проблеми дозволяє перейти від емпіричного добору моделей до обґрунтованого, теоретично підкріпленого вибору алгоритмічних інструментів відповідно до природи економічних даних та завдань дослідження.

Літературний огляд (Literature review). Аналіз сучасної наукової літератури засвідчує стійку тенденцію до інтеграції методів штучного інтелекту в економічні дослідження на глобальному рівні, охоплюючи наукові школи Європи, Азії, Північної Америки та України, що дозволяє уникнути регіональної обмеженості огляду й розглянути проблему в широкому міжнародному контексті.

Перший напрям публікацій присвячено аналізу стійкості та прогнозованості макроекономічних динамічних систем із застосуванням ШІ. Так, Т. Alexeeva, Q. B. Dier, N. Kuznetsov та I. Zelinka досліджують прогнозування й стабілізацію хаотичних режимів у двох макроекономічних моделях, поєднуючи технології штучного інтелекту з класичними методами теорії керування [1]. Принципова цінність цієї роботи для нашого дослідження полягає в тому, що стабілізація хаотичних режимів у макроекономічних моделях безпосередньо спирається на спектральний аналіз матриці Якобі відповідної динамічної системи: саме розташування власних чисел цієї матриці в комплексній площині визначає, чи є рівноважний стан системи стійким, чи економіка перебуває в режимі детермінованого хаосу. Продовжуючи цю лінію, А. Vukova та О. Haleiev аналізують теоретичні аспекти макроекономічного прогнозування на прикладі вітчизняного досвіду, наголошуючи на необхідності поєднання класичних економетричних моделей із сучасними адаптивними алгоритмами [2].

Другий напрям об'єднує дослідження, у яких аналізується застосування нейромережевих архітектур для прогнозування економічних часових рядів. С.-Н. Yang, Т. Molefyane та Y.-D. Lin застосовують рекурентну нейронну мережу з керованим рекурентним блоком (GRU) для прогнозування державних видатків провідної країни [14]; архітектура

GRU, як і будь-яка рекурентна мережа, є, по суті, послідовністю матрично-векторних операцій виду $h_t = \sigma(Wx_t + Uh_{t-1} + b)h_t = \sigma(Wx_t + Uh_{t-1} + b)$, де матриці ваг WW та UU визначають лінійне перетворення вхідного сигналу та прихованого стану на кожному часовому кроці. G. Sivakumar пропонує гібридну модель на основі прихованої марковської моделі (HMM) та довгої короткочасної пам'яті (LSTM) для економічного прогнозування [11], де матриця переходів станів HMM є класичним об'єктом лінійної алгебри стохастичних процесів, а LSTM додає до цього апарату матриці вентилів забування, входу та виходу. J. Zhang, H. Liu, W. Bai та X. Li розробляють гібридний підхід, що поєднує вейвлет-перетворення, модель ARIMA та LSTM для прогнозування ф'ючерсного індексу цін акцій [16]; вейвлет-перетворення в цій роботі виконує роль лінійного оператора, що діє на вектор часового ряду через матрицю базисних функцій, розкладаючи сигнал на частотно-часові компоненти перед подальшою обробкою нейромережею. M. Qiu та T. Wang пропонують метод економічного прогнозування виробничого рівня з використанням великих мовних моделей [9], архітектура трансформерів яких (механізм уваги) також будується на матричних добутках запитів, ключів і значень.

Третій напрям репрезентує застосування класичних методів машинного навчання. Z. Zhang досліджує прогнозування індексу економічної діяльності на основі методу опорних векторів (SVM) [17]; ядрова функція SVM у своїй основі формує матрицю Грама, елементи якої обчислюються як скалярні добутки образів об'єктів у просторі ознак, а розв'язання задачі оптимізації зводиться до квадратичного програмування з використанням цієї матриці. Це яскраво демонструє, що навіть непараметричні на перший погляд методи мають чітко виражену лінійно-алгебраїчну структуру.

Четвертий напрям об'єднує узагальнювальні та оглядові роботи щодо застосування ШІ в економіці. A. Gupta, A. Rana, N. Rajput та B. Kumar здійснюють комплексний огляд технік і досягнень ШІ в економічному прогнозуванні [5], систематизуючи еволюцію від лінійних регресійних моделей до глибоких нейронних мереж. H. Tao, L. Huang та Y. Zhao розглядають інновації на основі ШІ та машинного навчання в макроекономіці [12], а P. K. Das та P. K. Das аналізують сучасні перспективи застосування ШІ для прогнозування інфляції [3]. D. Zhang досліджує використання ШІ в економіці та фінансах для підвищення ефективності прийняття рішень і ринкової ефективності [15], а X. Zhao розглядає застосування математичних моделей в економічному прогнозуванні загалом [18], що дає корисний місток між класичною математичною економікою та сучасними алгоритмічними підходами.

П'ятий напрям стосується великих даних та інтелектуального добування економічної інформації. Wang Pingshan досліджує алгоритми інтелектуального добування економічних даних на основі ШІ [8], де матричні методи факторизації та зниження розмірності (аналогічні сингулярному розкладу) використовуються для виявлення прихованих закономірностей у великих масивах економічної статистики. L. Wang та L. Zhao аналізують прогнозування економічної кон'юнктури на основі великих даних у контексті цифрової економіки [13]. Y. Fang досліджує моделювання економічних систем на основі алгоритмів ШІ [4], а D. Jadav та T. Mandanaka здійснюють комплексний огляд застосування ШІ в математичному моделюванні складних систем [6], підкреслюючи, що більшість таких моделей — від клітинних автоматів до агентних моделей — так чи інакше спираються на лінійні оператори переходу станів.

Окрему увагу приділено дослідженням, що стосуються економіки України. S. Kozlovskiy зі співавторами моделюють і прогнозують валютний курс в Україні методами штучного інтелекту [7], демонструючи практичну значущість поєднання лінійно-алгебраїчних методів (зокрема методу головних компонент для відбору вагомих макроекономічних факторів) із нейромережевими прогностичними моделями в умовах

підвищеної економічної нестабільності. S. Shcherbinina та O. Shevchenko досліджують застосування ІІІ в економіко-математичному моделюванні сценаріїв розвитку підприємництва в Україні [10], що доповнює вітчизняний контекст застосування розглянутих методів.

Узагальнюючи проведений огляд, слід зазначити, що, попри розмаїття прикладних задач і країн, у яких проводилися дослідження — від Китаю [4; 8; 9; 15; 16; 17; 18] та Індії [3; 5; 6; 11] до України [2; 7; 10], Тайваню [14] та міжнародних колективів авторів [1] — усі розглянуті моделі штучного інтелекту у своїй обчислювальній основі спираються на операції лінійної алгебри: матричні добутки, спектральний розклад, факторизацію матриць та розв'язання систем лінійних або квадратичних рівнянь. Це створює методологічну підставу для систематизованого викладу зазначеного зв'язку, що і становить предмет цієї статті.

Мета, завдання та методи дослідження (Purpose, objectives and research methods).

Метою дослідження є систематизація ролі лінійної алгебри як фундаментального обчислювального базису алгоритмів штучного інтелекту, що застосовуються в економічних дослідженнях, а також побудова узагальненої схеми, яка пов'язує основні лінійно-алгебраїчні операції з етапами економічного прогнозування.

Для досягнення поставленої мети визначено такі завдання дослідження: 1) систематизувати основні класи алгоритмів ІІІ, що застосовуються в сучасних економічних дослідженнях, за критерієм лінійно-алгебраїчної структури; 2) формалізувати матричне подання економічних даних та ключові лінійні перетворення, що використовуються на етапах передобробки й моделювання; 3) розкрити взаємозв'язок між спектральними характеристиками матриць (власними числами та власними векторами) і стійкістю прогнозів динамічних макроекономічних моделей; 4) розробити узагальнену схему конвеєра алгоритмів ІІІ в економічному прогнозуванні з виокремленням лінійно-алгебраїчних операцій на кожному етапі.

Методологічну основу дослідження становлять методи теоретичного узагальнення та системного аналізу наукової літератури, порівняльний аналіз архітектур алгоритмів ІІІ, а також методи лінійної алгебри — матричний аналіз, сингулярний розклад (SVD), спектральний аналіз (задача на власні числа), метод головних компонент (PCA) і матричне диференціювання, що застосовуються для формалізації обчислювальної структури розглянутих моделей. Емпіричною базою слугували 18 наукових публікацій 2022–2025 років, що присвячені застосуванню ІІІ в економічному прогнозуванні, відібраних за критерієм новизни підходу та наявності чіткої алгоритмічної структури.

У найзагальнішому вигляді економічні дані для алгоритмів ІІІ подаються у формі матриці спостережень XX , рядки якої відповідають моментам часу або економічним об'єктам, а стовпці — показникам (ВВП, інфляція, валютний курс, обсяги видатків тощо):

$$X = x_{ij}, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; X = x_{ij}, i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m, \quad (1)$$

де nn — кількість спостережень, mm — кількість економічних показників. Більшість алгоритмів ІІІ, що розглядаються в літературному огляді, оперують саме такою матрицею, здійснюючи над нею послідовність лінійних і нелінійних перетворень.

Результати (Research results). Проведена систематизація дозволила виокремити чотири рівні, на яких лінійна алгебра забезпечує функціонування алгоритмів ІІІ в економічних дослідженнях: рівень представлення даних, рівень перетворення й зниження розмірності, рівень моделювання (нейромережевого чи яdroвого) та рівень оптимізації параметрів моделі.

Науковою новизною запропонованої систематизації є те, що вперше зазначені чотири рівні розглядаються не як довільний перелік технічних прийомів, а як єдина ієрархічна структура — лінійно-алгебраїчний профіль алгоритму ІІІ, — у якій кожен наступний рівень

успадковує обчислювальні властивості (розмірність, обумовленість, ранг) від попереднього. Такий підхід дозволяє формально порівнювати між собою за єдиним критерієм моделі, які традиційно розглядаються як несумісні (наприклад, економетричну лінійну регресію та трансформерну архітектуру великої мовної моделі), оскільки обидві є окремими точками того самого лінійно-алгебраїчного континууму.

На рівні представлення даних базовою операцією є лінійна регресія, що формалізує залежність економічного показника Y від вектора факторів X :

$$y = X\beta + \varepsilon, \beta = (X^T X)^{-1} X^T y, \varepsilon = y - X\beta, \beta = (X^T X)^{-1} X^T y, \quad (2)$$

де β — вектор оцінюваних параметрів, ε — вектор похибок. Незважаючи на удавану простоту, ця модель є базовим елементом порівняння для всіх складніших алгоритмів ШІ, розглянутих у джерелах [2; 3; 18], і слугує лінійно-алгебраїчним орієнтиром при оцінюванні приросту точності нелінійних моделей.

Слід окремо наголосити на аспекті, який зазвичай залишається поза увагою прикладних економічних досліджень: коректність формули (2) залежить від невиродженості матриці $X^T X$, тобто від того, наскільки стовпці матриці економічних показників X лінійно незалежні один від одного. Реальні макроекономічні дані (ВВП, інфляція, обмінний курс, обсяги грошової маси) майже завжди тісно взаємопов'язані, унаслідок чого матриця $X^T X$ виявляється погано обумовленою або близькою до виродженої. Це проявляється у формі мультиколінеарності факторів і призводить до нестійких, надмірно чутливих до похибок вимірювання оцінок β . Наш аналіз джерел [2; 7; 18] дозволяє констатувати, що саме ця обставина — а не недостатня складність моделі — часто є справжньою причиною низької точності класичних економетричних прогнозів, і саме вона мотивує перехід до методів зниження розмірності та регуляризації, розглянутих далі.

У межах запропонованої систематизації доцільно розглядати як логічне продовження формули (2) її регуляризовану версію (гребеневу регресію), що усуває вироджуваність матриці $X^T X$ шляхом додавання діагонального зсуву λI :

$$\beta \equiv (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y \equiv (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y, \text{ де } \lambda > 0 \text{ — параметр регуляризації.}$$

З лінійно-алгебраїчної точки зору це еквівалентно штучному підвищенню найменших сингулярних чисел матриці X , що стабілізує обернення матриці й зменшує дисперсію оцінок за рахунок невеликого зміщення. Ця конструкція є містком між класичною економетрикою та ідеологією регуляризації, яка в неявному вигляді присутня в переважній більшості алгоритмів ШІ, розглянутих у джерелах [9; 11; 16], де регуляризація ваг нейромережі виконує аналогічну стабілізувальну функцію.

На рівні зниження розмірності та виявлення прихованих факторів у великих масивах економічних даних [7; 8; 13] застосовується сингулярний розклад матриці спостережень:

$$X = U \Sigma V^T, \quad (3)$$

де U та V — ортогональні матриці лівих і правих сингулярних векторів, Σ — діагональна матриця сингулярних чисел. На основі цього розкладу будується метод головних компонент, що дозволяє замінити велику кількість корельованих макроекономічних показників невеликою кількістю некорельованих компонент, зберігаючи основну частку варіації даних. Саме цей інструментарій, як зазначено в дослідженні [7], дає змогу коректно відбирати вагомі фактори перед подальшим нейромережовим прогнозуванням валютного курсу.

Принципово важливим для економічної інтерпретації є те, що усічений сингулярний розклад $X_k = U_k \Sigma_k V_k^T X_k = U_k \Sigma_k V_k^T$, який зберігає лише kk найбільших сингулярних чисел, є найкращим наближенням матриці XX рангу kk у сенсі мінімізації норми Фробеніуса відхилення. Це означає, що при переході від повного набору макроекономічних індикаторів до невеликої кількості головних компонент дослідник втрачає мінімально можливий обсяг інформації для заданої розмірності стисненого представлення — властивість, яка в економічній практиці, на відміну від довільного експертного відбору показників, має строге математичне обґрунтування. У контексті джерела [8], присвяченого інтелектуальному добуванню економічних даних, це дозволяє формально пояснити, чому методи факторизації матриць виявляються ефективнішими за евристичні методи відбору ознак при роботі з надвеликими масивами економічної статистики: перші гарантують оптимальність наближення в чітко визначеному сенсі, тоді як другі такої гарантії не мають.

Додатковим елементом новизни запропонованого аналізу є спостереження, що сингулярні числа матриці X одночасно є мірою обумовленості задачі: відношення найбільшого сингулярного числа до найменшого (число обумовленості) кількісно характеризує, наскільки чутливим до похибок вимірювання економічних показників буде подальше прогнозування. Джерела [13; 16], що оперують значними обсягами економічних даних, неявно стикаються саме з цією проблемою, і запропонована систематизація дозволяє явно сформулювати критерій попереднього діагностування якості вхідних даних до застосування будь-якого нейромережевого алгоритму.

На рівні моделювання нейромережеві архітектури (LSTM, GRU, трансформери), розглянуті в джерелах [9; 11; 14; 16], реалізують послідовність шарів лінійного перетворення з подальшою нелінійною активацією:

$$h = \sigma(Wx + b)h = \sigma(Wx + b), \quad (4)$$

де WW — матриця ваг шару, bb — вектор зміщення, $\sigma\sigma$ — нелінійна функція активації. У рекурентних архітектурах ця операція повторюється на кожному часовому кроці із залученням додаткових матриць вентилів, що керують потоком інформації про попередні стани економічного часового ряду. Натомість у методі опорних векторів [17] лінійно-алгебраїчною основою є матриця Грама KK , елементи якої утворюються скалярними добутками образів об'єктів у просторі ознак:

$$K_{ij} = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) K_{ij} = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j), \quad (5)$$

що дозволяє звести задачу класифікації чи прогнозування економічного індексу до розв'язання задачі квадратичного програмування відносно цієї матриці.

Порівняльний аналіз формул (4) та (5) дозволяє сформулювати ще один новий елемент запропонованої систематизації — критерій розмірності лінійно-алгебраїчного ядра

моделі. У нейромережевих архітектурах розмірність матриці WW визначається кількістю нейронів шару і зростає лінійно з глибиною мережі, тоді як у методі опорних векторів розмірність матриці Грама KK визначається кількістю спостережень n і зростає квадратично незалежно від глибини моделі. Це пояснює емпіричний факт, підтверджений результатами джерела [17]: метод опорних векторів демонструє високу ефективність на порівняно невеликих економічних вибірках (наприклад, за наявності обмеженої кількості річних спостережень щодо індексу економічної діяльності), тоді як нейромережеві архітектури [14; 16] потребують значно більших обсягів даних для стабільного оцінювання матриць WW , U

U та вентильних матриць LSTM/GRU. Отже, вибір між цими класами моделей для конкретного економічного дослідження може бути формалізований через співвідношення

розмірності вибірки nn і кількості показників mm , а не лише через емпіричне порівняння точності.

Окремої уваги заслуговує архітектура механізму уваги, застосована в дослідженні [9] для виробничого економічного прогнозування на основі великих мовних моделей. Її лінійно-алгебраїчним ядром є одночасне обчислення трьох лінійних проекцій вхідного вектора — матриць запитів QQ , ключів KK та значень VV , — після чого формується матриця ваг уваги через нормалізований добуток $QK^T QK^T$. З точки зору запропонованої систематизації це є узагальненням матриці Грама (5) на випадок, коли образи об'єктів у просторі ознак самі є результатом навчання (а не фіксованою ядровою функцією), що дозволяє трактувати трансформерну архітектуру як адаптивний, параметризований варіант методу опорних векторів — висновок, який, наскільки нам відомо, у явному вигляді в економічній літературі раніше не формулювався.

На рівні оптимізації параметрів практично всі розглянуті моделі — від рекурентних мереж до методу опорних векторів — навчаються методом градієнтного спуску або його модифікаціями, що є, по суті, ітераційним лінійним наближенням нелінійної функції втрат:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla L(\theta_t) \theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla L(\theta_t), \quad (6)$$

де $\nabla L(\theta_t)$ — градієнт функції втрат за параметрами моделі, η — крок навчання. Ефективність та стійкість цього процесу безпосередньо залежить від спектральних властивостей матриці других похідних (гессіана) функції втрат, що поєднує рівень оптимізації зі спектральним аналізом, застосованим у [1] для дослідження стійкості хаотичних макроекономічних режимів.

Проведений аналіз дозволяє провести пряму формальну аналогію, яка становить самостійний елемент наукової новизни цього дослідження: власні числа матриці Якобі динамічної макроекономічної системи в роботі [1] відіграють ту саму роль щодо стійкості траєкторії економічної системи в часі, що й власні числа гессіана функції втрат — щодо стійкості траєкторії навчання нейромережевої моделі в просторі параметрів. В обох випадках від'ємна дійсна частина (або, відповідно, додатна визначеність) власних чисел відповідної матриці забезпечує збіжність до стійкого стану, тоді як наявність власних чисел з протилежним знаком породжує розбіжність або коливальну, потенційно хаотичну поведінку. Це дозволяє висунути узагальнене теоретичне положення: як економічна динамічна система, так і алгоритм її прогнозування є, з формальної точки зору, однотипними лінійно-алгебраїчними об'єктами, стійкість яких визначається спектром відповідної матриці, а відмінність між ними полягає лише в економічному чи обчислювальному змісті цієї матриці.

Практичним наслідком цього узагальнення є пропонування у цій статті критерій попереднього діагностування придатності алгоритму ІІІ до конкретного економічного часового ряду: якщо оцінена матриця Якобі економічного процесу демонструє власні числа, близькі до одиничного кола (межова стійкість) або такі, що виходять за нього (хаотичний режим), доцільним є попереднє застосування методів стабілізації на кшталт запропонованих у [1], перш ніж покладатися на суто нейромережеве прогнозування, стійкість навчання якого в такому середовищі також буде зниженою через погано обумовлений гессіан функції втрат.

Узагальнення розглянутих класів алгоритмів за критерієм провідної лінійно-алгебраїчної операції наведено в таблиці 1.

Наведена систематизація дозволяє констатувати, що вибір конкретної архітектури ІІІ для економічного дослідження фактично є вибором певної комбінації лінійно-алгебраїчних операцій, адаптованої до природи даних (стаціонарні чи хаотичні часові ряди, велика чи помірна розмірність факторного простору, наявність прихованих станів).

Таблиця 1. Лінійно-алгебраїчна структура алгоритмів III, застосовуваних в економічних дослідженнях
Table 1. The Linear-Algebraic Structure of AI Algorithms Used in Economic Research

Клас алгоритму III	Провідна лінійно-алгебраїчна операція	Приклад економічного застосування
Лінійна регресія	Розв'язання нормальних рівнянь $(X^T X)^{-1} X^T y (X^T X)^{-1} X^T y$	Базове макроекономічне прогнозування [2; 18]
Метод головних компонент / SVD	Сингулярний розклад матриці $X = U \Sigma V^T X = U \Sigma V^T$	Відбір факторів для прогнозу валютного курсу [7]
Рекурентні мережі (LSTM, GRU)	Матрично-векторні добутки $Wx + UhWx + Uh$, вентильні матриці	Прогноз держвидатків [14], HMM-LSTM [11]
Гібридні вейвлет-моделі	Лінійне вейвлет-перетворення + матриці LSTM/ARIMA	Прогноз фондового індексу [16]
Метод опорних векторів (SVM)	Матриця Грама $K_{ij} = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ $K_{ij} = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$	Прогноз індексу економічної діяльності [17]
Трансформери / LLM	Матриці уваги Q, K, V	Виробниче економічне прогнозування [9]
Динамічні макромоделі	Спектральний аналіз матриці Якобі	Стабілізація хаотичних режимів [1]

Джерело: побудовано авторами на підставі [1; 7; 9; 11; 13; 14; 16; 17]
Source: prepared by the authors on the basis of [1; 7; 9; 11; 13; 14; 16; 17]

Для наочного представлення взаємозв'язку між економічними даними, лінійно-алгебраїчними перетвореннями та результатом прогнозування побудовано узагальнену схему конвеєра алгоритмів III (рис. 1).



Рис. 1. Схема застосування лінійно-алгебраїчних операцій у конвеєрі алгоритмів штучного інтелекту для економічного прогнозування

Figure 1. A Framework for Applying Linear Algebraic Operations in an Artificial Intelligence Algorithm Pipeline for Economic Forecasting

Джерело: побудовано авторами
Source: prepared by the authors

Як демонструє схема, кожен етап конвеєра — від початкового матричного подання економічних даних до підсумкового прогнозу — має чітко визначений лінійно-алгебраїчний зміст, що зберігається незалежно від конкретної предметної області застосування (прогнозування валютного курсу [7], державних видатків [14], фондових індексів [16] чи інфляції [3]).

Запропонована схема відрізняється від наявних у літературі описів окремих алгоритмів (наприклад, у [5; 6; 12], де архітектури III описуються переважно на рівні функціональних блоків без розкриття їхньої математичної природи) тим, що вона явно експлікує лінійно-алгебраїчний зміст кожного етапу і тим самим виконує роль єдиної системи координат для порівняння різномірних моделей. Практична цінність такого узагальнення полягає в тому, що дослідник, який стикається з новою економічною задачею, може послідовно пройти всі чотири рівні схеми — від оцінювання обумовленості матриці

вихідних даних до вибору відповідного типу лінійного перетворення в моделюючому шарі — замість емпіричного перебору готових архітектур III методом спроб і помилок.

Слід також зазначити, що представлена схема має властивість композиційності: результат кожного етапу є вхідними даними для наступного у формі матриці або вектора, що дозволяє формально поєднувати кілька моделей у гібридну архітектуру. Саме цією властивістю пояснюється ефективність гібридних підходів, зокрема поєднання вейвлет-перетворення, моделі ARIMA та LSTM у дослідженні [16] чи поєднання прихованої марковської моделі з LSTM у дослідженні [11]: кожен із цих методів виконує власну лінійно-алгебраїчну функцію (частотно-часове розкладання, лінійне авторегресійне моделювання, нелінійне рекурентне наближення відповідно), а їх послідовне застосування є не довільним технічним прийомом, а закономірним наслідком композиційності запропонованої схеми.

Обговорення (Discussion). Отримані результати підтверджують і водночас конкретизують тезу, поширену в узагальнювальних працях [5; 6; 12], про те, що прогрес алгоритмів III в економіці значною мірою зумовлений не лише зростанням обчислювальних потужностей, а й вдосконаленням лінійно-алгебраїчного інструментарію — зокрема ефективних методів матричної факторизації та наближеного обчислення власних чисел великих матриць. Водночас, на відміну від цих праць, які обмежуються констатацією факту застосування III в економіці, запропонована в цій статті систематизація вперше формалізує саме механізм цього прогресу через єдину чотирирівневу лінійно-алгебраїчну структуру, що і становить головний елемент наукової новизни отриманих результатів.

Порівняно з дослідженням [1], у якому спектральний аналіз матриці Якобі застосовується безпосередньо для стабілізації хаотичних макроекономічних режимів, наш аналіз показує, що аналогічний спектральний принцип — хоча й неявно — визначає стійкість навчання глибоких нейронних мереж через властивості гессіана функції втрат. Це дозволяє провести змістовну паралель між класичною теорією стійкості динамічних систем і сучасною теорією оптимізації нейромережових моделей, що в економічному контексті означає: нестійкість прогнозу може бути зумовлена не лише властивостями самого економічного процесу, а й погано обумовленою матрицею навчання моделі. Новизна цього спостереження полягає в тому, що воно переносить критерій стійкості з предметної області теорії керування (де він традиційно застосовується до самої економічної системи) у предметну область машинного навчання (де він застосовується до процесу оцінювання моделі), пропонуючи тим самим єдиний спектральний критерій якості економічного прогнозування на обох рівнях одночасно.

Порівняння результатів дослідження [17], де метод опорних векторів застосовано до прогнозування індексу економічної діяльності, з гібридними нейромережевими підходами [11; 16] свідчить, що обидва класи моделей, попри відмінну зовнішню форму, зводяться до розв'язання систем лінійних або квадратичних рівнянь відносно матриць, побудованих на основі вихідних економічних даних. Це пояснює, чому в емпіричних порівняннях точності прогнозування (наприклад, у [16]) гібридні моделі, що поєднують вейвлет-перетворення (лінійний оператор) з нелінійною нейромережею, часто перевершують окремо взяті лінійні або окремо взяті суто нейромережеві підходи: вони поєднують переваги лінійного розкладу сигналу за частотними компонентами з гнучкістю нелінійного наближення залишкової складової.

Розширюючи це порівняння, доцільно зіставити результати [9], де великі мовні моделі застосовуються до виробничого економічного прогнозування, з результатами [14], де для прогнозування державних видатків використано порівняно просту архітектуру GRU. Обидва дослідження демонструють високу точність прогнозів, однак із суттєво відмінною лінійно-алгебраїчною ціною: якщо архітектура GRU оперує матрицями помірної розмірності, кількість яких лінійно залежить від кількості вентилів моделі, то механізм уваги трансформерної архітектури вимагає обчислення й зберігання матриці уваги розмірністю, що зростає квадратично з довжиною вхідної послідовності економічних спостережень. Це

дозволяє сформулювати практичний висновок, який доповнює наявні узагальнювальні огляди [5; 12]: перевага складніших архітектур ШІ в економічному прогнозуванні не є універсальною, а залежить від співвідношення довжини часового ряду, необхідної глибини урахування довгострокових залежностей та допустимих обчислювальних витрат, причому це співвідношення можна оцінити ще до навчання моделі, спираючись виключно на лінійно-алгебраїчні характеристики обраної архітектури.

Окремої дискусії заслуговує співвідношення між результатами дослідження [7], де метод головних компонент застосовується для попереднього відбору факторів валютного курсу в умовах економіки України, та результатами [13], де подібні методи зниження розмірності застосовуються до великих масивів даних цифрової економіки без урахування специфіки перехідної економіки. Порівняльний аналіз свідчить, що для економік з підвищеною волатильністю показників (як-от українська економіка, що також розглядається в [2; 10]) число обумовленості матриці економічних спостережень, як правило, суттєво вище, ніж для стабільних розвинених економік, а отже, методи зниження розмірності на основі сингулярного розкладу є для таких економік не допоміжним, а обов'язковим попереднім етапом обробки даних перед застосуванням будь-якого нейромережевого алгоритму. Це положення, наскільки нам відомо, у явному вигляді раніше не формулювалося в розглянутій літературі та становить самостійний практичний внесок цього дослідження.

Слід також обговорити взаємозв'язок отриманих результатів із дослідженням [8], присвяченим інтелектуальному добуванню економічних даних. Якщо в [8] факторизація матриць розглядається насамперед як інструмент виявлення прихованих закономірностей у великих масивах статистики, то запропонована в цій статті систематизація дозволяє показати, що та сама операція одночасно виконує й діагностичну функцію: значення сингулярних чисел, отриманих на етапі добування даних, можуть слугувати індикатором майбутньої обчислювальної стійкості наступних етапів нейромережевого моделювання, що об'єднує в єдиний аналітичний контур два етапи, які в [8] розглядаються окремо.

Разом із тим слід зазначити обмеження проведеного дослідження. По-перше, систематизація має теоретико-узагальнювальний характер і не супроводжується власним обчислювальним експериментом на реальних економічних даних, що є природним напрямом подальшого дослідження; запропонований у цій статті лінійно-алгебраїчний профіль моделі потребує емпіричної валідації на конкретних макроекономічних вибірках, зокрема українських. По-друге, поза увагою залишилися питання чисельної стійкості лінійно-алгебраїчних обчислень (обумовленість матриць, накопичення похибок округлення) при роботі з надвеликими масивами економічних даних, порушені частково в [8; 13], що потребує окремого поглибленого аналізу, зокрема з урахуванням специфіки обчислень зі змінною точністю, які застосовуються при навчанні великих мовних моделей у [9]. По-третє, дискусійним залишається питання, наскільки інтерпретованість лінійно-алгебраїчної структури моделі (наприклад, економічний зміст головних компонент чи власних векторів) зберігається при переході до глибоких багатопарових архітектур, де композиція численних лінійних перетворень ускладнює пряму економічну інтерпретацію ваг. По-четверте, запропонований критерій розмірності лінійно-алгебраїчного ядра моделі (зіставлення n і m) є якісним і потребує подальшої кількісної формалізації у вигляді порогових значень, диференційованих за типами економічних задач.

Перспективним напрямом подальших досліджень видається розроблення методики кількісного оцінювання внеску лінійно-алгебраїчної складової (порівняно з суто нелінійною) у загальну точність прогнозу гібридних моделей ШІ, а також дослідження застосовності запропонованої схеми до специфічних умов економіки України, де, як показано в [7; 10], підвищена волатильність макропоказників висуває додаткові вимоги до стійкості лінійно-алгебраїчних обчислень. Не менш перспективним є розроблення на основі запропонованого лінійно-алгебраїчного профілю автоматизованого діагностичного інструменту попередньої оцінки придатності конкретного класу алгоритмів ШІ до заданого економічного часового

ряду ще до етапу навчання моделі, що дозволило б суттєво скоротити витрати часу та обчислювальних ресурсів на емпіричний підбір архітектур у практиці економічного прогнозування.

Висновки (Conclusions). Проведене дослідження дозволило систематизувати роль лінійної алгебри як фундаментального обчислювального базису алгоритмів штучного інтелекту, що застосовуються в сучасних економічних дослідженнях. Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що вперше на основі узагальнення 18 сучасних наукових джерел побудовано цілісну схему, яка пов'язує чотири рівні лінійно-алгебраїчних операцій (представлення даних, зниження розмірності, моделювання, оптимізацію) з відповідними класами алгоритмів ШІ — рекурентними нейронними мережами, методом опорних векторів, гібридними вейвлет-моделями та прихованими марковськими моделями.

Теоретичне значення дослідження полягає у встановленні змістовного зв'язку між спектральним аналізом стійкості класичних динамічних макроекономічних моделей та властивостями матриці других похідних функції втрат при навчанні нейромережових моделей, що дозволяє по-новому поглянути на проблему стійкості економічних прогнозів, отриманих алгоритмами ШІ.

Практичне значення дослідження полягає в тому, що запропонована систематизація може слугувати основою для обґрунтованого вибору архітектури алгоритму ШІ відповідно до природи економічних даних дослідника: за наявності великої кількості корельованих показників доцільним є попереднє застосування методів зниження розмірності на основі сингулярного розкладу; за наявності ознак нелінійної динаміки чи хаотичності — доцільним є поєднання спектрального аналізу стійкості з нейромережовим прогнозуванням; за обмеженого обсягу вибірки — перевагу може мати метод опорних векторів із чітко вираженою матричною структурою ядра.

Соціально-економічний ефект від упровадження систематизованих у статті підходів полягає у підвищенні обґрунтованості вибору прогностичних моделей органами державного управління, фінансовими установами та дослідницькими центрами, що, своєю чергою, здатне підвищити якість макроекономічних прогнозів і зменшити витрати на невиправдане випробування архітектур ШІ методом спроб і помилок. Перспективи подальших наукових розробок пов'язані з проведенням обчислювального експерименту на реальних економічних даних України для кількісної перевірки запропонованої схеми та з поглибленим дослідженням чисельної стійкості лінійно-алгебраїчних обчислень у гібридних моделях штучного інтелекту.

Список літератури

1. Alexeeva T., Diep Q. B., Kuznetsov N., Zelinka I. Forecasting and stabilizing chaotic regimes in two macroeconomic models via artificial intelligence technologies and control methods. *Chaos, Solitons & Fractals*. 2023. Vol. 170. P. 113377. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.113377>
2. Bikova A., Haleiev O. Theoretical Aspects of Macroeconomic Forecasting: Domestic Experience. *Economy and Society*. 2024. № 62. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-62-58>
3. Das P. K., Das P. K. Artificial Intelligence and Inflation Forecasting: A Contemporary Perspective. *South Asian Journal of Macroeconomics and Public Finance*. 2025. Vol. 14, № 1. P. 133–164. DOI: <https://doi.org/10.1177/22779787251318831>
4. Fang Y. Research on economic system modeling based on artificial intelligence algorithms. *Second International Conference on Big Data, Computational Intelligence, and Applications (BDCIA 2024)* / ed. by S. S. Agaian. SPIE, 2025. P. 38. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.3059080>
5. Gupta A., Rana A., Rajput N., Kumar B. Economic Forecasting Through AI: A Comprehensive Review of AI Techniques and Advancements. *2023 6th International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*. 2023. P. 2510–2515. DOI: <https://doi.org/10.1109/ic3i59117.2023.10397627>
6. Jadav D., Mandanaka T. Artificial Intelligence in Mathematical Modeling of Complex Systems: A Comprehensive Review of Concepts, Applications, and Future Directions. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management*. 2025. Vol. 09, № 07. P. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.55041/ijsem51328>
7. Kozlovskiy S., Kulynich T., Lavrov R., Zaiukov I., Kozlovskiy A., Kozlovskiy O. Modeling and Forecasting of the Exchange Rate in Ukraine by Artificial Intelligence Methods. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*. 2025. Vol. 3, № 62. P. 144–162. DOI: <https://doi.org/10.55643/fcaptp.3.62.2025.4716>
8. Pingshan W. Research on AI-Driven Economic Data Intelligent Mining Algorithms. *2024 IEEE 2nd International Conference on Electrical, Automation and Computer Engineering (ICEACE)*. 2024. P. 1378–1382. DOI: <https://doi.org/10.1109/iceace63551.2024.10898245>

9. Qiu M., Wang T. Large Language Model-Aided Production-Level Intelligent Economic Forecasting Method. *Journal of Circuits, Systems and Computers*. 2025. Vol. 34, № 07. DOI: <https://doi.org/10.1142/s0218126625501889>
10. Shcherbinina S., Shevchenko O. Artificial Intelligence in Economic and Mathematical Modeling of Entrepreneurship Development Scenarios in Ukraine. *Economic Scope*. 2025. № 201. P. 241–245. DOI: <https://doi.org/10.30838/ep.201.241-245>
11. Sivakumar G. HMM-LSTM Fusion Model for Economic Forecasting. *arXiv*. 2025. Version 1. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2501.02002>
12. Tao H., Huang L., Zhao Y. AI and Machine Learning-Driven Innovations in Macroeconomics. *Frontiers in Business, Economics and Management*. 2024. Vol. 17, № 3. P. 444–449. DOI: <https://doi.org/10.54097/fcp8wv05>
13. Wang L., Zhao L. Digital Economy Meets Artificial Intelligence: Forecasting Economic Conditions Based on Big Data Analytics. *Mobile Information Systems*. 2022. Vol. 2022. P. 1–9. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/7014874>
14. Yang C.-H., Molefyane T., Lin Y.-D. The Forecasting of a Leading Country's Government Expenditure Using a Recurrent Neural Network with a Gated Recurrent Unit. *Mathematics*. 2023. Vol. 11, № 14. P. 3085. DOI: <https://doi.org/10.3390/math11143085>
15. Zhang D. Leveraging artificial intelligence in economics and finance: Enhancing decision-making and market efficiency. *Applied and Computational Engineering*. 2024. Vol. 82, № 1. P. 118–123. DOI: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/82/20240980>
16. Zhang J., Liu H., Bai W., Li X. A hybrid approach of wavelet transform, ARIMA and LSTM model for the share price index futures forecasting. *The North American Journal of Economics and Finance*. 2024. Vol. 69. P. 102022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.najef.2023.102022>
17. Zhang Z. Prediction of Economic Operation Index Based on Support Vector Machine. *Mobile Information Systems*. 2022. Vol. 2022. P. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/3232271>
18. Zhao X. Research on the Application of Mathematical Models in Economic Forecasting. *Journal of Modern Business and Economics*. 2024. Vol. 1, № 1. DOI: <https://doi.org/10.70767/jmbe.v1i1.124>

Стаття надійшла до редакції 03.05.2026

Статтю рекомендовано до друку 12.09.2026

Стаття надійшла після рецензування 25.08.2026

Статтю опубліковано 05.10.2026

Внесок авторів: всі автори зробили рівний внесок у цю роботу

Конфлікт інтересів: автори повідомляють про відсутність конфлікту інтересів

Декларація про використання штучного інтелекту

Під час підготовки цієї статті не було використано інструменти штучного інтелекту. Задум, зміст, наукова новизна та результати дослідження належать автору. Остаточний текст статті був перевірений, опрацьований та відредагований автором.

Balandina Nataliia

Senior Lecturer, Department of Artificial Intelligence
and Mathematical Modeling

National University "Odessa Law Academy"

28 Richelievskaya St., Odessa, 65000, Ukraine

e-mail: nataliabalandina2103@gmail.com

ORCID ID: [0000-0002-3121-4517](https://orcid.org/0000-0002-3121-4517)

Linear algebra as the foundation of artificial intelligence algorithms in economic research

Abstract. The subject of this study is the mathematical framework of linear algebra, which serves as the computational foundation for modern artificial intelligence (AI) algorithms used in macro- and microeconomic analysis, time series forecasting, exchange rate estimation, and the modeling of complex economic systems. The key characteristics of this subject include the multidimensional nature of economic data, the presence of nonlinear dependencies alongside linear operations within algorithmic pipelines (matrix products, singular value decomposition, eigenvalues, and eigenvectors), as well as the need to balance computational efficiency with the interpretability of results.

Problem statement. Despite the rapid spread of neural network and statistical methods for forecasting economic indicators, in most applied studies the linear-algebraic structure of these methods remains implicit, which complicates the informed selection of a model architecture, the assessment of its stability, and the interpretation of the results obtained for economic practice.

Unresolved aspects of the problem. The scientific literature lacks a systematic overview of exactly which linear-algebraic constructs (matrix transformations, decompositions, spectral analysis) underlie specific classes of AI models (recurrent networks, the support vector method, hybrid wavelet models), nor is there a consistent interpretation of the relationship between the eigenvalues of matrices of dynamic systems and the stability of forecasts of macroeconomic indicators.

Purpose of the article. The purpose of this article is to systematize and theoretically justify the role of linear algebra as the methodological and computational basis for artificial intelligence algorithms used in economic research, as well as to develop a generalized framework for the relationship between linear algebraic operations and the stages of economic forecasting.

Presentation of the main material. The article examines the matrix representation of economic data, linear transformation operations (matrix multiplication, singular value decomposition, principal component analysis), spectral analysis of the stability of dynamic economic systems, as well as the linear-algebraic structure of neural network layers, support vector machines (SVM), and hybrid wavelet models, based on an analysis of 18 contemporary scientific sources.

Conclusions. It has been shown that, regardless of the external architectural form (recurrent network, support vector method, hybrid wavelet model), the computational core of AI algorithms in economic research consists of linear algebra operations, and understanding this structure is of practical importance for improving the accuracy, stability, and interpretability of economic forecasts.

Keywords: linear algebra; artificial intelligence; matrix transformations; singular value decomposition; economic forecasting; neural networks; stability of dynamic systems; support vector method; macroeconomic modeling.

Formulas: 6; fig.: 1, tabl.: 1, bibl.: 18;

JEL Classification: C45, C53, E17

For citation: Balandina Nataliia. Linear algebra as the foundation of artificial intelligence algorithms in economic research. Financial and Credit Systems: Prospects for Development. №3(22)2026. P. 157-170. <https://doi.org/10.26565/2786-4995-2026-3-10> [in Ukrainian]

References

1. Alexeeva, T., Diep, Q. B., Kuznetsov, N., & Zelinka, I. (2023). Forecasting and stabilizing chaotic regimes in two macroeconomic models via artificial intelligence technologies and control methods. *Chaos, Solitons & Fractals*, 170, 113377. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.chaos.2023.113377>
2. Bikova, A., & Haleiev, O. (2024). Theoretical aspects of macroeconomic forecasting: Domestic experience. *Economy and Society*, (62). DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-62-58> [in Ukrainian]
3. Das, P. K., & Das, P. K. (2025). Artificial intelligence and inflation forecasting: A contemporary perspective. *South Asian Journal of Macroeconomics and Public Finance*, 14(1), 133–164. DOI: <https://doi.org/10.1177/22779787251318831>
4. Fang, Y. (2025). Research on economic system modeling based on artificial intelligence algorithms. In S. S. Agaian (Ed.), *Second International Conference on Big Data, Computational Intelligence, and Applications (BDCIA 2024)* (p. 38). SPIE. DOI: <https://doi.org/10.1117/12.3059080>
5. Gupta, A., Rana, A., Rajput, N., & Kumar, B. (2023). Economic forecasting through AI: A comprehensive review of AI techniques and advancements. 2023 6th International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I), 2510–2515. DOI: <https://doi.org/10.1109/ic3i59117.2023.10397627>

6. Jadav, D., & Mandanaka, T. (2025). Artificial intelligence in mathematical modeling of complex systems: A comprehensive review of concepts, applications, and future directions. *International Journal of Scientific Research in Engineering and Management*, 9(7), 1–9. DOI: <https://doi.org/10.55041/ijsem51328>
7. Kozlovskiy, S., Kulynich, T., Lavrov, R., Zaiukov, I., Kozlovskiy, A., & Kozlovskiy, O. (2025). Modeling and forecasting of the exchange rate in Ukraine by artificial intelligence methods. *Financial and Credit Activity Problems of Theory and Practice*, 3(62), 144–162. DOI: <https://doi.org/10.55643/fcaptp.3.62.2025.4716> [in Ukrainian]
8. Pingshan, W. (2024). Research on AI-driven economic data intelligent mining algorithms. *2024 IEEE 2nd International Conference on Electrical, Automation and Computer Engineering (ICEACE)*, 1378–1382. DOI: <https://doi.org/10.1109/iceace63551.2024.10898245>
9. Qiu, M., & Wang, T. (2025). Large language model-aided production-level intelligent economic forecasting method. *Journal of Circuits, Systems and Computers*, 34(7). DOI: <https://doi.org/10.1142/s0218126625501889>
10. Shcherbinina, S., & Shevchenko, O. (2025). Artificial intelligence in economic and mathematical modeling of entrepreneurship development scenarios in Ukraine. *Economic Scope*, 201, 241–245. DOI: <https://doi.org/10.30838/ep.201.241-245> [in Ukrainian]
11. Sivakumar, G. (2025). *HMM-LSTM fusion model for economic forecasting* (Version 1). arXiv. DOI: <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2501.02002>
12. Tao, H., Huang, L., & Zhao, Y. (2024). AI and machine learning-driven innovations in macroeconomics. *Frontiers in Business, Economics and Management*, 17(3), 444–449. DOI: <https://doi.org/10.54097/fcp8wv05>
13. Wang, L., & Zhao, L. (2022). Digital economy meets artificial intelligence: Forecasting economic conditions based on big data analytics. *Mobile Information Systems*, 2022, 1–9. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/7014874>
14. Yang, C.-H., Molefyane, T., & Lin, Y.-D. (2023). The forecasting of a leading country's government expenditure using a recurrent neural network with a gated recurrent unit. *Mathematics*, 11(14), 3085. DOI: <https://doi.org/10.3390/math11143085>
15. Zhang, D. (2024). Leveraging artificial intelligence in economics and finance: Enhancing decision-making and market efficiency. *Applied and Computational Engineering*, 82(1), 118–123. DOI: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/82/20240980>
16. Zhang, J., Liu, H., Bai, W., & Li, X. (2024). A hybrid approach of wavelet transform, ARIMA and LSTM model for the share price index futures forecasting. *The North American Journal of Economics and Finance*, 69, 102022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.najef.2023.102022>
17. Zhang, Z. (2022). Prediction of economic operation index based on support vector machine. *Mobile Information Systems*, 2022, 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1155/2022/3232271>
18. Zhao, X. (2024). Research on the application of mathematical models in economic forecasting. *Journal of Modern Business and Economics*, 1(1). DOI: <https://doi.org/10.70767/jmbe.v1i1.124>

Received: 03.05.2026

Accepted: 12.09.2026

Received after review: 25.08.2026

Published: 05.10.2026

Authors Contribution: All authors have contributed equally to this work

Conflict of Interest: The authors declare no conflict of interest

Declaration on the use of artificial intelligence

No artificial intelligence tools were used in the preparation of this article. The concept, content, scientific novelty, and research findings are the author's own. The final version of the article was reviewed, revised, and edited by the author.