

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-81-68>

УДК 330.34:519.87:004.8

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ СОЦІАЛЬНО-ЕКОНОМІЧНИХ ВРАЗЛИВОСТЕЙ КРАЇН

ANALYSIS OF METHODS FOR FORECASTING SOCIO-ECONOMIC VULNERABILITIES OF COUNTRIES

Яровенко Ганна Миколаївна

доктор економічних наук, доцент,

Сумський державний університет

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8760-6835>**Yarovenko Hanna**

Sumy State University

У статті реалізовано бібліометричний аналіз наукових публікацій з проблематики прогнозування соціально-економічних вразливостей країн на основі даних бази Scopus із використанням аналітичного пакету VOSviewer. В результаті виявлено динаміку публікацій за 1991-2025 рр., провідні країни та галузі досліджень, а також тематичні кластери методів прогнозування: штучний інтелект і обробка природної мови, машинне навчання в соціально-економічних та екологічних системах, статистичне моделювання та управління ризиками, алгоритмічна оптимізація, прогнозування траєкторій руху, фінансове моделювання, бюджетування та системи раннього попередження. Результати дозволяють стверджувати про перспективи розвитку методів прогнозування із урахуванням впливу кіберзагроз, корупції та відмивання коштів, а також потенціал нейронних мереж, зокрема GRU, для підвищення точності прогнозів і підтримки стратегічного прийняття рішень.

Ключові слова: соціально-економічні вразливості, прогнозування, бібліометричний аналіз, машинне навчання, математичні моделі.

This study presents a bibliometric analysis of publications focused on the methods of forecasting socio-economic vulnerabilities of countries using Scopus database and visualised with VOSviewer tools. Covering 1991–2025, it shows slow early growth and rapid expansion after 2015, reflecting rising academic interest driven by global challenges, including economic crises, inequality, and illicit practices. Leading contributors are China, the US, and India, while European and other countries show moderate activity, indicating potential for further research. The field is interdisciplinary, with most works in Business, Management and Accounting, and Economics, Econometrics and Finance, alongside contributions from Computer Science, Engineering, Decision Sciences, Social Sciences, and Environmental Science. Bibliometric clustering identifies seven research directions: AI and NLP for vulnerability assessment and cybersecurity; machine learning in socio-economic and environmental systems; statistical and probabilistic modelling for risk management and disaster prevention; algorithmic optimization and software analysis; trajectory modelling in autonomous systems; probabilistic financial forecasting; and public finance, budgeting, and early warning systems. The study emphasizes the growing role of modern analytical tools – machine learning, deep neural networks, and Bayesian modelling – for improving prediction accuracy and supporting decision-making. Future research should integrate cyber threats, corruption, and money laundering into forecasting models. Recurrent neural networks, particularly GRU, are promising for modelling temporal dynamics and capturing short-term fluctuations and long-term trends in socio-economic vulnerability, enhancing prediction reliability and enabling proactive strategies for risk mitigation and economic resilience. The findings contribute to understanding methodological approaches, emerging trends, and research gaps, offering insights for academic research and practical socio-economic risk management.

Keywords: socio-economic vulnerabilities, forecasting, bibliometric analysis, machine learning, mathematical models.

Постановка проблеми. У сучасних умовах глобалізації, геополітичної нестабільності та прискореного технологічного розвитку соціально-економічні вразливості країн набувають

системного й багатовимірного характеру. Економічні кризи, зростання нерівності, демографічні дисбаланси, безробіття, міграція, погіршення доступу до базових соціальних послуг



і підвищена чутливість до зовнішніх шоків загрожують сталому розвитку національних економік. За цих умов особливої актуальності набуває своєчасне виявлення та прогнозування соціально-економічних вразливостей з метою мінімізації ризиків і підвищення ефективності державної політики.

Попри наявність численних підходів до аналізу соціально-економічного розвитку, методи прогнозування вразливостей залишаються фрагментарними та орієнтованими на окремі показники або короткострокові тенденції. Традиційні економетричні моделі не завжди враховують складні нелінійні взаємозв'язки між соціо-економічними чинниками та впливом зовнішніх шоків. Водночас сучасні методи – сценарне прогнозування, машинне навчання й аналіз великих даних – мають значний потенціал, але потребують адаптації до національних умов. Також прогнозування вразливостей ускладнюється поширенням незаконних практик, зокрема корупції, відмивання коштів і кіберзагроз, які знижують прозорість економічних процесів і довіру до інституцій. Їх локалізація в окремих секторах або регіонах ускладнює встановлення причинно-наслідкових зв'язків, а швидка адаптація до регуляторних і технологічних змін знижує ефективність традиційних методів та зумовлює потребу в гнучких аналітичних моделях.

Таким чином, актуалізується наукова проблема обґрунтування ефективних методів прогнозування соціально-економічних вразливостей країн, здатних забезпечити комплексний і практично орієнтований результат. Недостатня узгодженість методологічних підходів і відсутність єдиного аналітичного інструментарію ускладнюють прийняття управлінських рішень, що зумовлює необхідність подальшого вдосконалення методів оцінювання соціально-економічних вразливостей у довгостроковій перспективі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Задану в статті проблематику намагаються вирішувати науковці різних наукових шкіл. Зокрема, слід визначити тих, які мають цікаві підходи до вирішення проблем вразливості в соціо-економічній сфері країн. Так, Balcaen S. та Ooghe H. ґрунтовно дослідили різні статистичні методи, такі як одновимірний аналіз, моделі індексу ризику, багатовимірний дискримінантний аналіз та моделі умовної ймовірності в прогнозуванні корпоративних банкрутств [1]. Автори використали регресійний аналіз, кластеризацію та нейронні мережі для міського планування, що дозволяє отри-

мувати інформацію для розвитку стійких міст [2]. Представники китайської наукової школи, Zhao J., Shao M., Wang H., Yu X., Li B. та Liu X. запропонували нову модель прогнозування кіберзагроз, засновану на динамічному гетерогенному навчанні графів, які враховують різні вразливості [3]. Rajesh R., Agariya A. K. та Rajendran C. запропонували прогнозу сіру модель першого порядку з однією змінною та корекцію помилок на основі Марківської моделі рухомої ймовірності сірого стану, що дозволяє враховувати рівень стійкості роздрібної торгівлі та стадію адаптивного циклу центрів міст [4].

На особливу увагу заслуговують методи машинного навчання, які є найбільш ефективними у визначенні вразливостей різного роду. Так, Sethi P., Singh A. та Gupta V. Довели ефективність випадкового лісу, штучної нейронної мережі та логістичної регресії для прогнозування результатів діяльності фірм з точки зору банкрутства та реструктуризації [5]. Sharma V., Vashishth, T. K., Sharma K. K., Kaushik V., Sharma M. K. та Sharma R. дослідили застосування згорткових нейронних мереж (CNN) для зближення фінансового прогнозування та кібербезпеки, що дозволяє отримувати високу точність у фіксації складних закономірностей у фінансових даних [6]. Zhao J., Su X., Li X., Xi X. та Yao X. вдалося поєднати методи глибокого навчання та просторово-часову модель прогнозування зв'язків для дослідження конвергенційних процесів на ринку інновацій, що дозволило адаптуватися до невизначеності навколишнього середовища [7].

Автори використали нейронну мережу зворотного поширення (BPNN) для прогнозування фінансової нестабільності на ринках країн, що розвиваються, що дозволило оцінити рівень фінансової їх крихкості [8]. Кос К. використав методи машинного навчання для прогнозування національного ризику смертності в галузі та виявлення національних передвісників смертності на виробництві, які дозволили фактори випадковості та соціальної вразливості [9]. Manousiadis C. та Gaki E. виявили закономірності в аналізі регіональних економічних, соціальних та екологічних даних на основі інтерпретації результатів прогнозних дерев рішень, що дозволить вчасно реагувати на такі випадки як пандемії або конфлікти в регіонах [10].

Аналіз сучасних досліджень свідчить про широкий спектр підходів до прогнозування соціально-економічних вразливостей країн,

від класичних статистичних методів та регресійного аналізу до сучасних моделей машинного навчання та нейронних мереж. Особлива увага приділяється методам глибокого навчання, які забезпечують високу точність прогнозів у фінансовій сфері, кібербезпеці та міському плануванні. Результати демонструють ефективність міждисциплінарних моделей для оцінки ризиків, адаптації до невизначеності та своєчасного реагування на соціально-економічні та екологічні виклики.

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Незважаючи на значну кількість публікацій, присвячених аналізу методів прогнозування соціально-економічних вразливостей, більшість досліджень мають локальну спрямованість. Вони зосереджуються на окремих аспектах, таких як фінансова стійкість компаній, кіберзагрози, оцінка ризиків або екологічні виклики. Така фрагментарність обмежує можливість комплексного розуміння соціально-економічної уразливості країни в цілому та ускладнює інтеграцію різних джерел даних і методів прогнозування для створення універсальних моделей оцінки ризиків.

Особливо актуальним є дослідження вразливості економік щодо незаконних практик, таких як корупція, відмивання коштів та кіберзагрози, які мають сильний локальний ефект і складно інтегруються у загальні економічні моделі. Це підкреслює потребу в системному аналізі методів прогнозування, здатних одночасно враховувати фінансові, технологічні та соціальні чинники. Подальше вивчення таких інтегрованих моделей дозволить підвищити точність прогнозів та створити ефективні стратегії мінімізації ризиків для державних і бізнес-структур.

Метою даної статті є систематичне дослідження наукової літератури з прогнозування соціально-економічних вразливостей країн шляхом проведення бібліометричного аналізу.

Виклад основного матеріалу дослідження. Для реалізації мети статті буде проведено бібліометричний аналіз. Це метод систематичного кількісного та якісного дослідження наукової літератури, який дозволяє оцінити розвиток певної наукової галузі, визначити ключові тенденції, авторів, журнали та концептуальні зв'язки між дослідженнями. Основна мета бібліометричного аналізу полягає у виявленні структури наукового знання, оцінці впливовості робіт та ідентифікації найбільш перспективних напрямів досліджень. У даній статті для проведення

бібліометричного аналізу буде використано базу даних Scopus, яка забезпечує доступ до великого обсягу рецензованих статей та їхніх метаданих, а також програму VOSviewer, яка дозволяє візуалізувати мережі співпраці авторів, ключові терміни та тематичні кластери, що сприятиме глибокому розумінню тенденцій та закономірностей у сфері прогнозування соціально-економічних вразливостей країн.

В результаті запиту «prediction models» та «vulnerability» вибору галузі дослідження «Economics, Econometrics and Finance» та «Business, Management and Accounting», було відібрано 216 публікацій, які відповідають заданим критеріям. Проаналізуємо динаміку публікаційної активності щодо дослідження методів соціально-економічних вразливостей. Рисунок 1 демонструє поступове зростання кількості публікацій за період з 1991 по 2025 рік. У перші роки (1991–2005) спостерігається низький рівень активності, коли щорічно публікувалось від 0 до 2 статей, з окремими роками повної відсутності публікацій (1992, 1995, 1997, 2004, 2012). Це свідчить про початковий етап формування наукового інтересу до проблеми прогнозування соціально-економічних вразливостей. Наприклад, ранні дослідження, такі як роботи Balcaen S. та Ooghe H., заклали методологічні основи для подальших моделей прогнозування [1].

З 2006 року починається поступове збільшення кількості публікацій, що свідчить про наростання інтересу наукової спільноти до теми. Особливо відчутне прискорене зростання починаючи з 2015 року: кількість публікацій зросла з 5 у 2015 році до 46 у 2025 році. Така тенденція вказує на значне підвищення уваги до методів прогнозування соціально-економічних вразливостей, що, ймовірно, пов'язано з глобальними викликами, зокрема економічними кризами, зростанням соціальної нерівності та впливом незаконних практик на економіку. Сучасні підходи, включно з глибинним навчанням та моделями нейронних мереж, підтверджують високий потенціал прогнозування складних взаємозв'язків у соціо-економічних системах [6–9].

Зростання кількості публікацій після 2015 року носить експоненційний характер, що можна пояснити як збільшенням обсягу доступних даних, так і розвитком методів аналізу, зокрема бібліометричного, машинного навчання та великих даних. Графік демонструє чітку тенденцію до активного наукового дослідження проблеми прогнозування соціально-економічних вразливостей, особливо

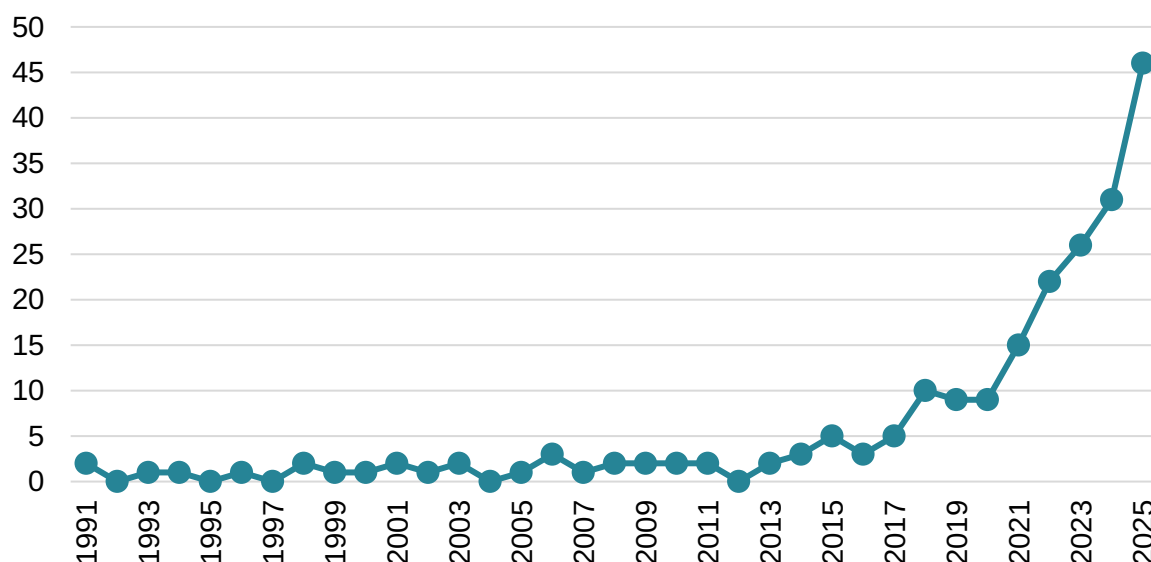


Рис. 1. Динаміка кількості публікацій, присвячених дослідженню соціально-економічних вразливостей

Джерело: сформовано автором самостійно на основі даних Scopus

у другій половині останнього десятиліття, що підтверджує її актуальність та зростаюче значення для наукової та практичної спільноти.

Проаналізуємо розподіл публікацій за країнами дослідження. Рисунок 2 демонструє значні відмінності у рівні наукової активності щодо дослідження соціально-економічних вразливостей. У групі країн з невеликою кількістю публікацій (5–10) спостерігається відносно рівномірний розподіл: Німеччина та Литва – по 5, Японія та Південна Корея – по 6, Іспанія та Тайвань – по 7, Канада, Італія та Словаччина – по 8, Велика Британія – 10. Це свідчить про помірний інтерес до проблеми у цих країнах та початковий рівень досліджень.

Значно більшу активність демонструють Індія (32 публікації), Сполучені Штати (33) та Китай (42), що робить їх лідерами за обсягом наукових робіт у цій сфері. Така концентрація публікацій вказує на високий рівень зацікавленості та активне впровадження дослідницьких ініціатив у країнах з великими економіками та розвинутою науковою інфраструктурою. Зокрема, лідерство Китаю може бути пов'язане зі зростанням науково-технічного потенціалу та актуальністю теми прогнозування в умовах швидкого соціально-економічного розвитку. Ряд авторів відзначає, що лідерство Китаю, США та Індії пояснюється високим рівнем науково-технічного потенціалу та швидким розвитком соціально-економічних систем [3; 4].

Отже, графік (рис. 2) свідчить про те, що проблематика соціально-економічних вразливостей активно досліджується насамперед у великих економічно розвинених країнах, тоді як інші держави демонструють помірний рівень наукової активності, що може вказувати на потенціал для подальшого розвитку досліджень у цих регіонах.

Проаналізуємо розподіл наукових праць за дослідницькими галузями. Рисунок 3 демонструє, що дослідження соціально-економічних вразливостей найбільш активно проводяться в галузях «Business, Management and Accounting» (165 публікацій) та «Economics, Econometrics and Finance» (104 публікації). Це свідчить про те, що проблема вразливостей розглядається переважно з точки зору економічного аналізу, управлінських рішень та фінансової стабільності. Такі міждисциплінарні підходи сприяють точному прогнозуванню та своєчасному реагуванню на ризики [2; 5; 6].

Помітний внесок також мають галузі «Computer Science» (55 публікацій), «Engineering» (47) та «Decision Sciences» (42), що вказує на використання сучасних технологічних і аналітичних підходів, зокрема моделювання, алгоритмів прогнозування та машинного навчання для оцінки ризиків і вразливостей. Галузі «Social Sciences» (41) та «Environmental Science» (23) підкреслюють міждисциплінарний характер досліджень, враховуючи соціальні, екологічні та регіональні аспекти уразливості.

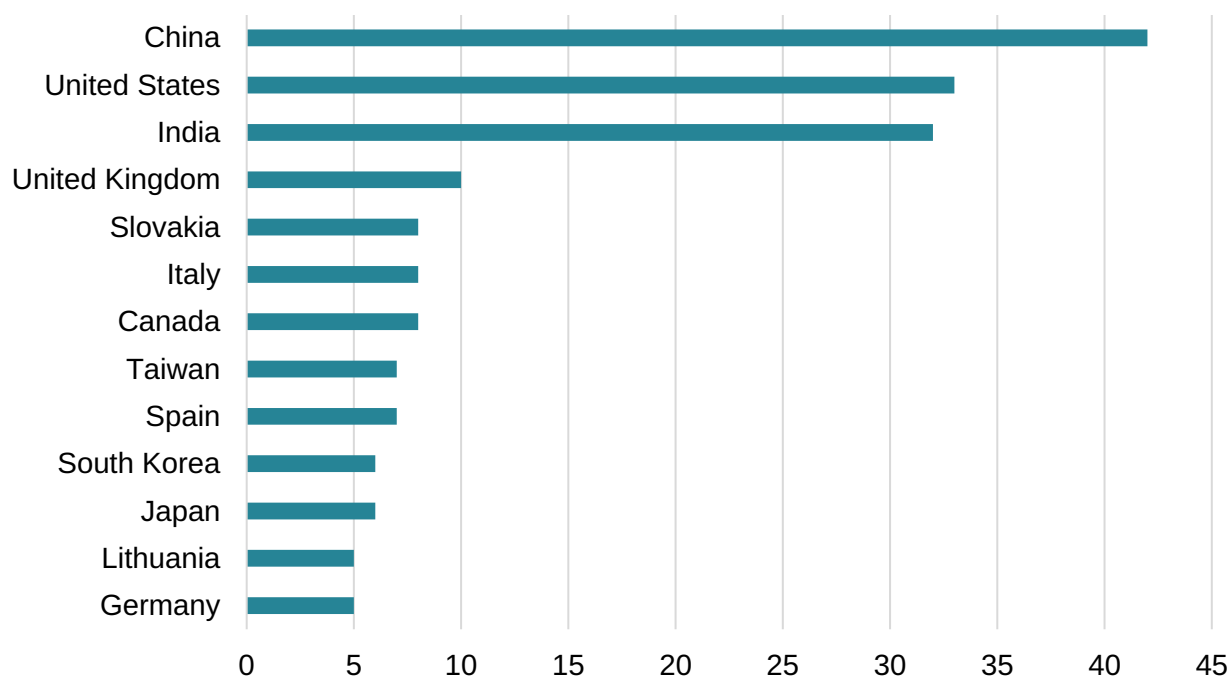


Рис. 2. Розподіл публікацій за країнами дослідження

Джерело: сформовано автором самостійно на основі даних Scopus

Менший обсяг публікацій у галузях «Mathematics» (19), «Energy» (16) та «Інші» (16), що вказує на специфічне застосування математичних методів і енергетичних аспектів у контексті прогнозування вразливостей. Загалом, розподіл публікацій свідчить про високу міждисциплінарність досліджень та поєднання економічного, управлінського, технологічного й соціального підходів для комплексного аналізу соціально-економічних вразливостей країн.

Які ж методи прогнозування використовуються для дослідження соціально-економічних вразливостей? Для того, щоб відповісти на дане питання було побудовано мережеву карту ключових слів відібраних публікацій, які було кластеризовано із застосуванням аналітичного програмного забезпечення VOSviewer [11]. Результати кластеризації представлені на рисунку 4, де розмір шрифту відображає частоту згадувань ключових слів у вибраних публікаціях: більший шрифт відповідає вищій кількості згадувань, менший – меншій. Такий візуальний прийом є стандартним у бібліометричних та когнітивних мережевих картах і використовується для наочності та підкреслення важливості ключових понять.

Червоний кластер (рис. 4) зосереджений на застосуванні сучасних методів штучного інтелекту та обробки природної мови для прогнозування, аналізу та оцінки вразливостей

у соціально-економічних та інформаційних системах. Ключові терміни, такі як adversarial attack, text adversarial example, black boxes, explainable artificial intelligence, відображають увагу досліджень до безпеки моделей штучного інтелекту та прозорості алгоритмів, особливо при роботі з критичною інформацією. Тема software vulnerabilities, common vulnerability scoring system (CVSS) та network security підкреслює зв'язок із кібербезпекою та оцінкою технічних ризиків у програмних системах. Водночас терміни natural language processing, language model, large language model, convolutional neural networks (CNN), feature extraction, sentence level, semantics, sentiment analysis відображають активне використання методів обробки текстової інформації та машинного навчання для класифікації, прогнозування та аналізу даних. Наприклад, дослідження Zhao J. та співавторів демонструють ефективність графових моделей та динамічного навчання для прогнозування кіберзагроз [3].

Таким чином, червоний кластер демонструє міждисциплінарний напрямок досліджень, який поєднує штучний інтелект, кібербезпеку та аналіз текстових даних, спрямований на виявлення уразливостей, прогнозування ризиків та підвищення прозорості алгоритмічних систем. Він відображає сучасні тенденції, де соціально-економічні та технічні

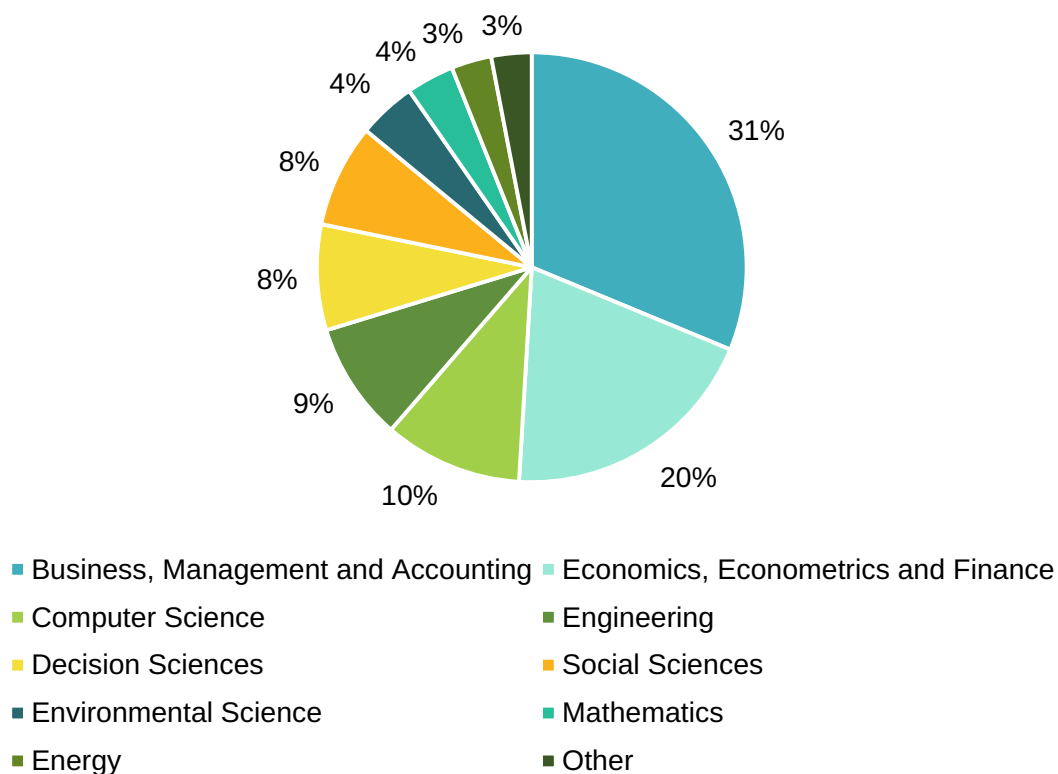


Рис. 3. Діаграма розподілу публікацій за дослідницькими галузями

Джерело: сформовано автором самостійно на основі даних Scopus

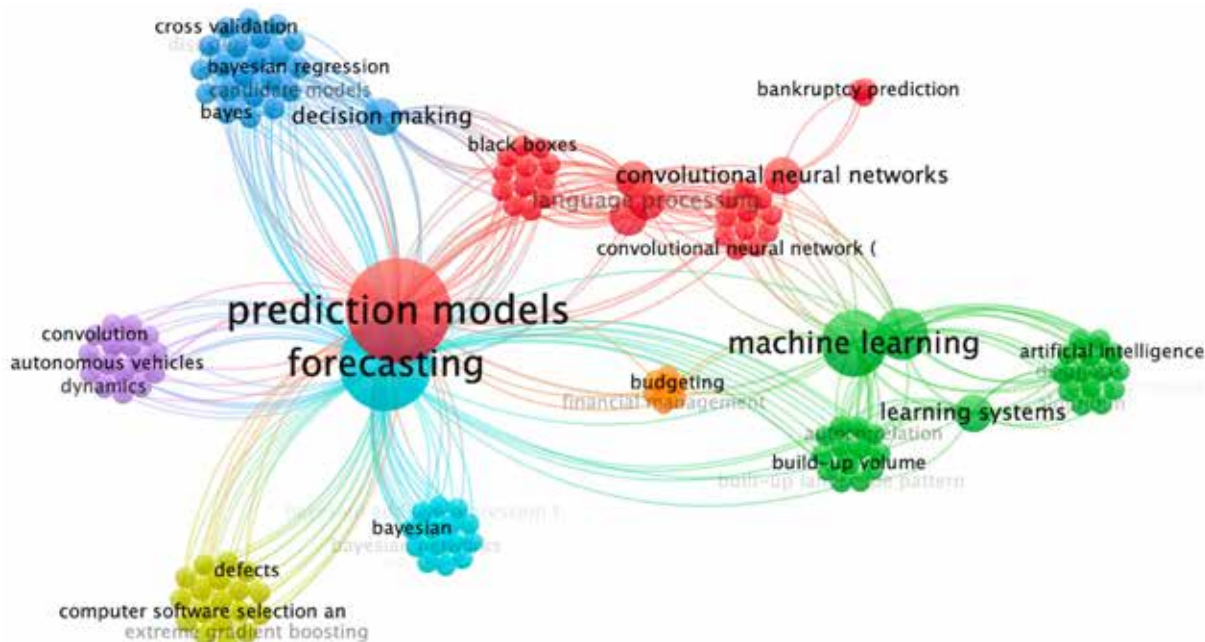


Рис. 4. Кластери ключових слів, пов'язаних з дослідженням методів соціально-економічного прогнозування вразливостей країн

Джерело: сформовано автором самостійно на основі даних Scopus

ризиках аналізуються за допомогою передових AI-моделей та методів обробки природної мови.

Зелений кластер (рис. 4) об'єднує терміни, що пов'язані з штучним інтелектом, машинним навчанням та моделюванням прогнозів у контексті соціально-економічних та екологічних систем. Ключові слова, такі як *algorithm*, *machine learning*, *learning systems*, *predictive model*, *prediction modelling* та *artificial intelligence*, підкреслюють використання сучасних аналітичних та алгоритмічних підходів для прогнозування та оцінки різноманітних показників. Водночас терміни *climate change*, *climate models*, *thermal pollution*, *urban heat island*, *urban form*, *build-up landscape pattern* та *multi-scale variations* вказують на тісний зв'язок із вивченням екологічних та урбаністичних чинників, впливу кліматичних змін на соціально-економічну безпеку та просторову структуру середовища. Ключові поняття *food security*, *grain*, *novel foods* відображають соціально-економічний аспект і спрямованість на забезпечення безпеки ресурсів та продовольства. Наприклад, методи глибинного навчання та CNN довели високу точність прогнозів у фінансових та екологічних системах [6; 7].

Таким чином, зелений кластер демонструє інтеграцію машинного навчання та штучного інтелекту з екологічними, урбаністичними та соціально-економічними дослідженнями, акцентуючи увагу на прогнозуванні ризиків, аналізі змін клімату та забезпеченні ресурсної безпеки. Він відображає сучасні міждисциплінарні підходи, де технічні методи застосовуються для комплексного аналізу середовища та соціально-економічних систем.

Синій кластер (рис. 4) об'єднує терміни, що пов'язані зі статистичними методами, оцінкою точності прогнозів та прийняттям рішень у контексті управління ризиками та надзвичайними ситуаціями. Ключові слова, такі як *bayes*, *bayesian regression*, *regression analysis*, *statistical modelling*, *cross validation* та *estimation*, відображають активне використання статистичних моделей та методів оцінки невизначеності для прогнозування і моделювання соціально-економічних та екологічних явищ. Теми *disasters*, *disaster prevention*, *disaster waste*, *disaster wastes* підкреслюють застосування цих методів для аналізу та управління наслідками надзвичайних ситуацій, зокрема для оцінки ризиків і розробки стратегій запобігання та мінімізації збитків. Ключові поняття *uncertainty*, *uncertainty analysis*, *prediction accuracy*, *data accuracy*

вказують на увагу до підвищення надійності прогнозів та прийняття обґрунтованих рішень на основі даних. Автори довели ефективність статистичних моделей та байєсівських підходів для оцінки ризиків та прийняття управлінських рішень [1; 9].

Таким чином, синій кластер відображає фокус на статистичному та ймовірнісному моделюванні, управлінні ризиками і прогнозуванні наслідків надзвичайних подій, поєднуючи класичні методи статистики з практичними застосуваннями у сфері безпеки, планування та прийняття рішень.

Жовтий кластер (рис. 4) об'єднує терміни, що стосуються оптимізації алгоритмів, прогнозування дефектів програмного забезпечення та аналізу вразливостей у програмних системах. Термінологія, така як *computer software selection and evaluation*, *software defect prediction*, *software vulnerabilities*, *software vulnerability*, *software design*, відображає увагу досліджень до оцінки якості та безпеки програмного забезпечення. Методи машинного навчання та оптимізації представлені словами *coot optimization*, *extreme gradient boosting*, *gradient boosting*, *learning algorithms*, *optimisation*, *optimization*, *random under-sampling*, *search algorithms*, *feature extraction*, що свідчить про застосування сучасних аналітичних підходів для підвищення точності прогнозування та ефективності алгоритмів. Поява терміна *vehicle to vehicle communications* вказує на можливе використання цих методів у спеціалізованих технологічних сферах, зокрема у транспортних і мережевих системах. Дослідження вказують на поєднання машинного навчання та алгоритмічної оптимізації для підвищення точності прогнозування [5; 6].

Таким чином, жовтий кластер демонструє фокус на поєднанні машинного навчання, алгоритмічної оптимізації та забезпеченні безпеки програмних систем, спрямованих на підвищення точності прогнозування дефектів та вразливостей у різних прикладних галузях.

Бузовий кластер (рис. 4) об'єднує терміни, що зосереджені на аналізі та прогнозуванні траєкторій руху транспортних засобів із використанням сучасних методів машинного навчання та глибоких нейронних мереж. Термінологія, така як *autonomous vehicles*, *vehicle interactions*, *vehicle to vehicle communications*, *vehicle trajectory predictions*, підкреслює прикладну спрямованість досліджень на безпеку та ефективність руху автономних транспортних систем. Методи аналізу представлені

словами convolution, convolutional networks, graph convolutional network, dynamic graph, temporal dynamics, spatial temporals, multi-modal, multi-modal trajectory, trajectories, dynamics, що свідчить про активне використання просторово-часових моделей, графових структур та багатомодальних підходів для точного прогнозування поведінки транспортних систем у складних умовах. Наприклад, автори продемонстрували високий потенціал застосування CNN і графових нейронних мереж для прогнозування складних динамічних систем [6; 7].

Кластер відображає міждисциплінарний напрямок, де поєднуються транспортні технології, штучний інтелект та аналітика даних для підвищення безпеки, ефективності та передбачуваності руху автономних транспортних засобів.

Бірюзовий кластер (Рис. 4) об'єднує терміни, пов'язані з статистичним та ймовірнісним моделюванням фінансових ризиків і прогнозуванням економічних показників. Термінологія, така як bayesian, bayesian networks, bayesian additive regression trees, multivariate modeling, nonparametrics, non-gaussian features, predictive distributions, підкреслює використання байєсівських підходів і складних статистичних моделей для оцінки невизначеності та побудови точних прогнозів у фінансовій сфері. Байєсівські та мультиваріантні статистичні моделі підтверджують ефективність прогнозування фінансових станів та оцінки ризиків в дослідженні [9].

Ключові поняття finance, financial condition, financial conditions, growth-at-risk, risk assessment, forecasting, condition відображають спрямованість досліджень на аналіз фінансових станів, оцінку ризиків та прогнозування потенційних загроз для стабільності економіки. Кластер демонструє інтеграцію передових статистичних методів із фінансовим аналізом, що дозволяє отримувати надійні прогностичні моделі та підтримувати обґрунтоване прийняття рішень у сфері економічної безпеки.

Помаранчевий кластер об'єднує терміни, пов'язані з управлінням фінансами на місцевому та державному рівнях, бюджетуванням та оцінкою фінансової стійкості органів влади. Ключові слова budgeting, financial management, public finance, local government, municipal financial distress підкреслюють увагу досліджень до планування фінансів, моніторингу бюджетів та запобігання фінансовим труднощам на муніципальному рівні.

Термін systematic literature review вказує на використання аналітичного підходу для узагальнення наукових знань у цій сфері, а early warning systems демонструє практичну спрямованість досліджень на створення систем раннього попередження про потенційні фінансові ризики. Кластер відображає комплексний підхід до аналізу фінансової безпеки та управління ресурсами на державному і місцевому рівнях, поєднуючи теоретичні та прикладні аспекти фінансового менеджменту. Джерела [4; 8; 10] підтверджують успішне використання систем раннього попередження та методів фінансового менеджменту для забезпечення стабільності.

Висновки. Проведений бібліометричний аналіз наукових публікацій у сфері прогнозування соціально-економічних вразливостей країн дозволив виявити ключові тенденції, рівень наукової активності, провідні країни та галузі досліджень. Динаміка публікацій демонструє поступове зростання за період з 1991 по 2025 рік, при цьому особливо виразне збільшення спостерігається після 2015 року, що свідчить про зростаючу актуальність теми та підвищений інтерес наукової спільноти до методів прогнозування в умовах глобальних соціально-економічних викликів.

Аналіз розподілу публікацій за країнами показав, що найбільшу активність у цій сфері проявляють Китай, США та Індія, тоді як інші країни демонструють помірний рівень наукової активності, що свідчить про потенціал для подальшого розвитку досліджень у цих регіонах. Розподіл за галузями підкреслив міждисциплінарність теми: домінують економічні та управлінські напрямки, проте значний внесок роблять комп'ютерні науки, інженерія, соціальні та екологічні науки, що вказує на інтеграцію технологічних та соціально-економічних підходів.

Кластерний аналіз ключових слів дозволив виділити сім тематичних напрямів досліджень. Червоний кластер фокусується на штучному інтелекті, обробці природної мови та кібербезпеці; зелений – на машинному навчанні та прогнозуванні у соціально-економічних та екологічних системах; синій – на статистичних методах, оцінці ризиків та управлінні наслідками надзвичайних ситуацій; жовтий – на прогнозуванні дефектів програмного забезпечення та алгоритмічній оптимізації; бузковий – на аналізі та прогнозуванні траєкторій руху транспортних систем; бірюзовий – на ймовірнісному моделюванні фінансових ризиків; помаранчевий – на управлінні фінан-

сами та бюджетуванні на державному та місцевому рівнях.

Перспективи подальших досліджень у напрямку методів прогнозування соціально-економічних вразливостей полягають у розширенні аналітичних моделей з урахуванням впливу кіберзагроз, корупції та відмивання коштів, які суттєво ускладнюють оцінку ризиків та створюють приховані локальні ефекти на економіку. Включення цих факторів дозволить підвищити точність та реалістичність прогнозів, а також сформувати більш ефективні системи раннього попередження для державних та фінансових інституцій. Для цього доцільно інтегрувати міждисциплінарні підходи, поєднуючи економічний, соціальний та технологічний аналіз, а також використовувати альтернативні джерела даних, включаючи відкриті фінансові звіти, соціальні мережі та кіберінформацію.

Особливо перспективним є застосування нейронних мереж, здатних моделювати складні нелінійні залежності та враховувати часові динаміки соціально-економічних процесів. Серед них великі можливості для використання рекурентних нейронних мереж, зокрема GRU (Gated Recurrent Unit), які ефек-

тивно обробляють послідовні дані та тимчасові ряди, що робить їх оптимальними для прогнозування розвитку вразливостей у довгостроковій перспективі. GRU дозволяють враховувати як короткострокові коливання, так і накопичені тенденції, що є критично важливим при моделюванні наслідків корупційних схем, відмивання коштів чи впливу кіберзагроз на економічну систему. Подальший розвиток таких методів обіцяє підвищити точність прогнозів, сприяти формуванню стратегічних рішень і забезпечити більш комплексну оцінку соціально-економічних ризиків.

Таким чином, результати дослідження демонструють високу різноманітність методів та підходів до прогнозування соціально-економічних вразливостей, підтверджують актуальність теми для різних наукових дисциплін та підкреслюють необхідність подальшого розвитку міждисциплінарних підходів для підвищення точності прогнозів та ефективності управлінських рішень у цій сфері.

Стаття виконана в рамках науково-дослідної роботи № 0124U000544 Кібербезпекові та цифрові трансформації економіки країни воєнного часу: боротьба із кіберзлочинами, корупцією та тіньовим сектором.

REFERENCES:

1. Balcaen S., & Ooghe H. (2006) 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, vol. 38(1), pp. 63-93. DOI: 10.1016/j.bar.2005.09.001
2. Swain S. S., Rao R. R., Reddy C. R. M., Kaur H., & Boopathi S. (2025) Predictive Analytics for Urban Development Using ML Technique. In *Urban Mobility and Challenges of Intelligent Transportation Systems* (pp. 383-402). IGI Global Scientific Publishing. DOI: 10.4018/979-8-3693-7984-4.ch021
3. Zhao J., Shao M., Wang H., Yu X., Li B., & Liu X. (2022) Cyber threat prediction using dynamic heterogeneous graph learning. *Knowledge-Based Systems*, vol. 240, no. 108086. DOI: 10.1016/j.knosys.2021.108086
4. Rajesh R., Agariya A. K., & Rajendran C. (2021) Predicting resilience in retailing using grey theory and moving probability based Markov models. *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 62, no. 102599. DOI: 10.1016/j.jretconser.2021.102599
5. Sethi P., Singh A., & Gupta V. (2025) Predicting Financial Distress Using Machine Learning Techniques. *Asia-Pacific Financial Markets*, 1-23. DOI: 10.1007/s10690-025-09525-7
6. Sharma V., Vashishth T. K., Sharma K. K., Kaushik V., Sharma M. K., & Sharma R. (2026) Financial Forecasting and Cybersecurity with Convolutional Neural Networks: Trends and Challenges. *AI-Powered Cybersecurity for Banking and Finance*, 204-239. DOI: 10.4324/9781003596875-10
7. Zhao J., Su X., Li X., Xi X., & Yao X. (2025) Forecasting technology convergence with the spatiotemporal link prediction model. *Technovation*, vol. 146, no. 103289. DOI: 10.1016/j.technovation.2025.103289
8. Sun X., Yuan P., Yao F., Qin Z., Yang S., & Wang X. (2025) Financial fragility in emerging markets: Examining the innovative applications of machine learning design methods. *Journal of the Knowledge Economy*, vol. 16(2), pp. 5862-5883. DOI: 10.1007/s13132-023-01731-w
9. Koc K. (2023) Role of national conditions in occupational fatal accidents in the construction industry using interpretable machine learning approach. *Journal of Management in Engineering*, vol. 39(6), no. 04023037. DOI: 10.1061/JMENEAE.MEENG-5516
10. Manousiadis C., & Gaki E. (2023) Prediction models and testing of resilience in regions: Covid19 economic impact in USA counties study case. *REGION*, vol. 10(1), pp. 113-132. DOI: 10.18335/region.v10i1.449
11. VOSviewer. Visualizing scientific landscapes. URL: <https://www.vosviewer.com> (accessed December 10, 2025)