DOI: https://doi.org/10.32782/ecovis/2026-3-20
УДК 330.101

Холявко Наталія Іванівна
доктор економічних наук, професор,
професор кафедри фінансів, банківської справи та страхування,
Національний університет «Чернігівська політехніка»
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-2951-7233

Мурашковська Ірина Анатоліївна
доктор філософії,
Національний університет «Чернігівська політехніка»
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-7699-7036

ПОТЕНЦІАЛ ВИКОРИСТАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ЗДІЙСНЕННЯ ПРУДЕНЦІЙНОГО НАГЛЯДУ ЗА КРЕДИТНИМИ УСТАНОВАМИ

Стаття присвячена дослідженню потенціалу технологій штучного інтелекту (ШІ) для здійснення пруденційного нагляду за діяльністю кредитних установ. Актуальність теми зумовлена тим, що традиційні наглядові методи, які спираються на аналіз ретроспективних даних і виїзні перевірки, поступово втрачають ефективність в умовах зростання обсягу та динамічності фінансових ризиків, а глобальні банківські кризи засвідчили обмеженість стандартного наглядового інструментарію. На основі узагальнення світового досвіду визначено перспективні напрями розвитку у середньостроковій перспективі. Автори роблять висновок, що ефективна реалізація потенціалу ШІ в пруденційному нагляді потребує комплексного підходу – формування адекватної нормативно-правової бази, інвестицій у цифрову інфраструктуру, розвитку цифрових компетенцій персоналу наглядових органів і забезпечення прозорого управління ризиками.

Ключові слова: штучний інтелект, пруденційний нагляд, SupTech, машинне навчання, кредитні установи, ризик-менеджмент, стрес-тестування.

Nataliia Kholiavko
Doctor of Economic Sciences, Professor,
Professor of the Department of Finance, Banking and Insurance,
Chernihiv Polytechnic National University
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-2951-7233

Iryna Murashkovska
PhD,
Chernihiv Polytechnic National University
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-7699-7036

THE POTENTIAL OF USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES FOR PRUDENTIAL SUPERVISION OF CREDIT INSTITUTIONS

The article is devoted to the study of the potential of artificial intelligence (AI) technologies for prudential supervision of the activities of credit institutions. The relevance of the topic is determined by the fact that traditional supervisory methods, based on the analysis of retrospective data and on-site inspections, are gradually losing their effectiveness under conditions of growing volume and dynamism of financial risks, while global banking crises have demonstrated the limitations of standard supervisory tools. In this context, supervisory technologies (SupTech) are considered as a tool for the transition from a reactive to a preventive model of prudential supervision. The article distinguishes between the concepts of SupTech (supervisory technologies applied by regulators) and RegTech (technologies used by credit institutions to comply with regulatory requirements), and also substantiates the specifics of AI application in supervisory activities as distinct from the banking sector. The key challenges of implementing AI in supervisory practice are analyzed: the problem of algorithm explainability, the complexity of independent model validation, the risks of systematic biases, dependence on the quality of input data, data confidentiality issues, staffing limitations, and the fragmentation of regulatory and legal frameworks. Based on a generalization of world experience, the most promising areas of development in the medium term are identified: the use of generative and agentic AI in supervisory processes; the development of tools for overseeing

© Холявко Н.І., Мурашковська І.А., 2026
Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)

the AI systems of credit institutions themselves; the transition to real-time prudential supervision; and the strengthening of international coordination in the field of SupTech. The authors conclude that the effective realization of AI potential in prudential supervision requires a comprehensive approach – the formation of an adequate regulatory and legal framework, investment in digital infrastructure, the development of digital competencies among supervisory authority staff, and the provision of transparent risk management.

Keywords: artificial intelligence, prudential supervision, SupTech, machine learning, credit institutions, risk management, stress testing.

Постановка проблеми. Цифровізація фінансової системи та стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту (ШІ) обумовлюють необхідність переосмислення підходів до здійснення пруденційного нагляду за діяльністю кредитних установ. Традиційні методи наглядової діяльності, побудовані на аналізі ретроспективних даних і проведенні виїзних перевірок, поступово втрачають свою актуальність, оскільки не відповідають вимогам сучасного середовища, що характеризується великою кількістю та динамічністю фінансових ризиків. Глобальні фінансові потрясіння та банківські кризи підтвердили значну обмеженість стандартних наглядових інструментів і поставили перед регуляторами питання про необхідність ґрунтовного оновлення методологічної бази пруденційного нагляду.

Важливо відмітити, що на поточному етапі розвитку цифрових технологій ШІ та машинне навчання формують для наглядових органів низку нових можливостей, пов'язаних із обробкою масивів даних у режимі реального часу, виявленням нетипових проявів у фінансових потоках ще до матеріалізації ризиків, автоматизацією аналізу текстових документів і регуляторної звітності тощо. Застосування зазначених цифрових інструментів у наглядові технології (Supervisory Technology, SupTech) дозволяє змінити фокус пруденційного нагляду з реактивного на превентивний.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Наукову проблематику застосування ШІ у фінансовому регулюванні досліджується низкою як вітчизняних, так і іноземних учених та експертів. До прикладу, Beerman, Prenio та Zamil у роботі [1] проаналізували інструменти SupTech для пруденційного нагляду та їх застосування під час пандемії. У роботі [2] Prenio представив результати оцінювання переходу інструментів SupTech від експериментування до нагляду. У праці [3] Suss та Treitel, а також Bluwstein у роботі [4] досліджували системи раннього попередження банківського дистресу із застосуванням технологій машинного навчання. Чималу увагу проблематиці пояснюваного штучного інтелекту у банківській сфері приділяють експерти Deloitte [5] та Wolters Kluwer [6].

Виділення недосліджених частин загальної проблеми. Незважаючи на досить високий інтерес науковців до тематики використання сучасних цифрових технологій у пруденційному нагляді, окремі аспекти застосування штучного інтелекту потребують поглибленого дослідження, зокрема: систематизація напрямів використання ШІ відповідно до функціональних компонентів пруденційного нагляду, аналіз регуляторних рамок, розроблених провідними наглядовими органами, оцінка перешкод для масштабування ШІ-інструментів на практиці.

Постановка завдання. *Метою статті* є дослідження потенціалу технологій ШІ для здійснення пруденційного нагляду за діяльністю кредитних установ. Завданнями є систематизація напрямів застосування штучного інтелекту, аналіз світових практик провідних наглядових органів, виявлення обмежень та формулювання рекомендацій.

Виклад основного матеріалу. Передусім варто розмежувати поняття «наглядові технології» (SupTech – Supervisory Technology) і регуляторні технології (RegTech – Regulatory Technology). RegTech – це технології, що використовуються фінансовими установами для виконання регуляторних вимог, а SupTech – це інноваційні технології, що застосовуються наглядовими органами для підвищення ефективності їх діяльності. У доповіді Фінансового інституту стабільності SupTech визначається як «розуміння того, що технологічні інструменти дозволяють наглядовим органам здійснювати нагляд більш ефективно, результативно і точно» [1].

Варто констатувати, що застосування ШІ в пруденційному нагляді принципово відрізняється від його використання у банківській діяльності. Банківські установи застосовують ШІ переважно для скорингу кредитних ризиків, виявлення шахрайства та взаємодії з клієнтами, тоді як для наглядових органів критично важливою є обробка й аналіз значних обсягів наглядових даних, прогнозування ризиків на рівні окремих установ і всієї системи, автоматизація рутинних процесів, а також підвищенні якості та своєчасності наглядових висновків.

У Звіті 2017 р. «Штучний інтелект і машинне навчання у фінансових послугах» [7] експертами Ради з фінансової стабільності (FSB) визначено ключові напрями застосування технологій SupTech, а саме: збір і забезпечення якості даних, мікрофінансовий аналіз, моніторинг ринку і виявлення шахрайства, пруденційний нагляд [7]. Беручи до уваги великі масиви структурованих і неструктурованих даних, що опрацьовуються у ході наглядового процесу, а також необхідністю комплексної і своєчасної оцінки численних показників, що характеризують фінансовий стан кредитних установ, цілком логічним виглядає припущення про високий потенціал ШІ та перспективність його інтегрування у систему пруденційного нагляду.

Для повного розкриття питання потенціалу ШІ у пруденційному нагляду, на нашу думку, слід виокремити основні функціональні компоненти нагляду та відповідні їм класи ШІ-інструментів, зокрема:

– збір та перевірка регуляторної звітності – інструменти обробки природної мови (NLP) для аналізу текстових документів, засоби виявлення аномалій у кількісних даних, автоматизовані системи перевірки узгодженості звітних форм;

– оцінка ризиків окремих установ – алгоритми машинного навчання, системи раннього попередження банківського дистресу;

– стрес-тестування і макропруденційний аналіз – методи машинного навчання для побудови сателітних моделей, генеративний ШІ для сценарного аналізу;

– виїзні та безвиїзні перевірки – інструменти аналізу тексту для обробки інспекційних звітів, чатботи на базі великих мовних моделей (LLM) для нормативно-правових запитів;

– ідентифікація системних ризиків – мережевий аналіз на базі ШІ.

Узагальнюючи наведене вище, можна відмітити, що окреслені інструменти націлені на формування більш якісних наглядових висновків або на підвищення ефективності пруденційних процесів. На основі цієї інформації можемо проаналізувати основні напрями застосування технологій штучного інтелекту у системі пруденційного нагляду за діяльністю кредитних установ.

По-перше, системи раннього попередження (Early Warning Systems), що є найбільш вивченим і перевіреним на практиці напрямом застосування машинного навчання у пруденційному нагляді [8]. Дані системи сфокусовані передусім на виявленні ознак наростаючого фінансового стресу в банку чи в системі загалом. Завдяки цим системам регулятор отримує можливість для превентивного втручання. Традиційні системи раннього попередження, засновані на логістичній регресії та лінійному дискримінантному аналізі, мають обмежену здатність моделювати нелінійні взаємозалежності між фінансовими змінними, що є важливим для виявлення прихованих ризиків. Алгоритми машинного навчання здатні виявляти складні нелінійні залежності в даних, що має особливу цінність для прогнозування фінансового стресу.

По-друге, обробка природної мови (Natural Language Processing, NLP) створює низку нових можливостей для пруденційного нагляду, оскільки значна частина значущої для нагляду за діяльністю кредитних установ інформації міститься не в структурованих числових даних, а в текстових документах (звітах менеджменту, аудиторських висновках, корпоративних повідомленнях, протоколах правління, пресрелізах тощо). Традиційними методами нагляду ці документи досить складно систематично опрацьовувати, зважаючи на їх великий обсяг і неструктурований характер. До прикладу, Європейський центральний банк розробив платформу Athena, що являє собою по суті систему аналізу текстів на основі NLP і надає можливості обробки природної мови усім наглядовим підрозділам. Як зазначається у звіті Ради з фінансової стабільності, методи NLP та генеративного ШІ тестуються і застосовуються для здійснення перевірок, оскільки вони дозволяють ідентифікувати необхідні абзаци з великих обсягів документів перевірок та готувати резюме і проєкти звітів для наглядачів [9].

По-третє, стрес-тестування як один із ключових напрямів здійснення пруденційного нагляду за діяльністю кредитних установ – для цього напряму цифрові технології:

– машинне навчання дозволяє будувати більш точні моделі для прогнозування фінансових показників кредитних установ за різними макроекономічними сценаріями [10] (наприклад, використання рекурентних нейронних мереж дозволяє моделювати складну динаміку портфелів кредитів);

– генеративний ШІ розширяє можливості для сценарного аналізу (моделювання взаємодій у соціальних мережах, концептуальна розробка сценаріїв стрес-тестів, операціоналізація моделей стрес-тестування у вигляді коду [9]). Автоматична генерація сценаріїв на основі наявних даних з використанням технологій штучного інтелекту дозволяє охопити більш широкий перелік потенційних ризиків, що практично неможливо реалізувати при застосуванні традиційних підходів до конструювання сценаріїв;

– машинне навчання сприяє підвищенню ефективності оцінки достатності капіталу в рамках регуляторних програм стрес-тестування. Іноземна практика передбачає застосування складної системи кількісних моделей для оцінки поведінки банків у несприятливих макроекономічних умовах; машинне навчання у цих моделях спроможно підвищити рівень їх точності та виявити нелінійні ефекти, недоступні для стандартних регресійних моделей.

По-четверте, виявлення аномалій (anomaly detection), спрямоване на ідентифікацію нетипових спостережень, що відхиляються від нормального патерну поведінки. Саме за цим напрямом проведення пруденційного нагляду за роботою кредитних установ високий потенціал має штучний інтелект, оскільки надає можливості для роботи із проявами фінансового стресу або нечесної поведінки нетипових форм, із виявленням незвичайних операцій, нетипової динаміки ліквідності, підозрілих змін в структурі активів і пасивів банку. На міжнародному рівні рекомендовано застосовувати технології ШІ та машинного навчання для проактивного виявлення шахрайства, посилення моніторингу ризиків відмивання грошей та фінансування тероризму.

По-п’яте, мережевий аналіз системних ризиків – застосування інструментів ШІ дозволяє ідентифіку-

вати складні структури взаємопов'язаності (каналів поширення стресу через фінансову систему), які практично неможливо виявити традиційними методами аналізу окремих установ. Європейський центральний банк використовує мережевий аналіз для «візуалізації складних структур власності та зв'язків між суб'єктами» [11]. Зазначені інструменти дозволяють відстежувати ланцюги взаємних вкладень, оцінювати і виявляти приховані джерела системного ризику, що є важливим для макропруденційного нагляду. Серед пріоритетних можна виокремити графові нейронні мережі, що по суті є класом алгоритмів для аналізу фінансових мереж. На відміну від традиційних методів, вони здатні «навчатися» структурі мережі і виявляти глибинні патерни взаємозв'язків, що є важливим для оцінки системної взаємопов'язаності.

Незважаючи на низку переваг, пов'язаних із використанням технологій штучного інтелекту при здійсненні пруденційного нагляду за роботою кредитних установ, не варто ігнорувати певні загрози й імовірні ризики. Ключовим регуляторним і методологічним викликом при цьому є проблема пояснюваності штучного інтелекту, тобто спроможності людини розуміти внутрішню логіку складних моделей машинного навчання та тих рішень, які вони генерують. Зазначене може стати вагомим бар'єром для інтеграції деяких новітніх цифрових технологій у процеси пруденційного нагляду, оскільки:

– загальноприйняті принципи публічного управління та підзвітності вимагають, щоб наглядові рішення були обґрунтованими і могли бути пояснені кредитним установам. Якщо ШІ-модель видає сигнал про підвищений ризик без чіткого та зрозумілого пояснення, яким чином і чому він був сформований та виявлений, виникає проблема аргументації та доведення релевантності такого сигналу і базованого на ньому рішення;

– недостатня прозорість алгоритмів ускладнює їх незалежну валідацію, що є обов'язковою умовою для застосування у пруденційній практиці;

– існує ризик систематичних упереджень (bias) у моделях машинного навчання, виявити і усунути які значно складніше, ніж у традиційних моделях.

Проте високий потенціал застосування технологій ШІ у пруденційному нагляді за діяльністю кредитних установ обумовлює необхідність пошуку дієвих шляхів мінімізації або зменшення несприятливого впливу проблеми пояснюваності. До прикладу, Федеральне відомство фінансового нагляду Німеччини зобов'язують установи зважувати переваги вибору більш складної моделі й документувати причини відмови від більш інтерпретованих альтернатив. Нерідко регулятори рекомендують паралельне ведення традиційних моделей поряд зі складними базованими на машинному навчанні моделями, а також призначення аналітиків/експертів для усунення суттєвих розбіжностей між двома підходами. Управління контролера грошового обігу (Office of the Comptroller of the Currency) у «Звіті про перспективи ризиків» (Fall 2023 Risk Perspectives) зазначив: «Технологічний прогрес не скасовує чинних стандартів безпеки, надійності та вимог до дотримання нормативних актів». Це свідчить про технологічно нейтральний та виважений підхід, який не забороняє застосування інноваційних цифрових технологій, але акцентує на пріоритетній необхідності забезпечення безпеки даних.

Проаналізуємо кілька кейсів. Європейським цифровим банком розроблено 14 SupTech-додатків і платформ, до портфелю яких входять: Athena (NLP-платформа для перекладу й аналізу наглядових документів, оцінки тонів, тематичного моделювання), Agora (сховище для зберігання і аналізу наглядових даних, з інтерфейсом природної мови на базі генеративного штучного інтелекту), Heimdall (система оцінки доброчесності членів органів управління банків), Medusa (інструмент для перевірки узгодженості звітів після перевірок внутрішніх моделей), Virtual Lab (хмарна платформа для спільної розробки моделей машинного навчання та розгортання генеративного ШІ) [11]. Ключовим принципом функціонування зазначених розробок є центральна роль людини (human-in-the-loop). Зокрема, мається на увазі, що інструменти штучного інтелекту застосовуються для формування пропозицій та ідентифікації патернів, однак остаточне рішення обов'язково приймається наглядовим інспектором.

Банком Англії велика увага приділяється дослідженню застосування технологій машинного навчання для здійснення пруденційного нагляду за роботою кредитних установ.

Банк Англії розгорнув готові ШІ-асистенти в усій організації, що дозволяють підвищити продуктивність у підготовці резюме, веденні нотаток і генерації коду. Орган пруденційного регулювання (Prudential Regulation Authority, що є у структурі даного банку, активно вивчає можливості використання великих мовних моделей LLM для вдосконалення наглядових інструментів [12-13].

Досить цікавим є сінгапурський досвід, зокрема проєкт MindForge, реалізований у 2023 р. 24 фінансовими установами, що передбачав розробку та поширення інструментарію (toolkit) з управління ризиками використання штучного інтелекту для фінансового сектору [14]. У 2024 р. Грошово-кредитне управління провело тематичний наглядовий огляд використання ШІ ключовими банками, за підсумками якого у 2025 р. було оприлюднено Рекомендацій з управління ризиком ШІ, що охоплюють генеративний ШІ та нові агентні технології ШІ [15].

Світовий досвід засвідчує, що застосування технологій штучного інтелекту в роботі наглядових органів стикається з певними викликами й обмеженнями. Передусім, варто наголосити на тому, що ефективність будь-якої ШІ-моделі прямо залежить

від якості вхідних даних: неповнота, несумісність форматів або помилки в регуляторній звітності здатні суттєво знизити точність. Не менш важливою є проблема збереження конфіденційності даних, через підвищення імовірності доступу до них третіх сторін.

Не варто оминати увагою той факт, що низка кредитних установ не має власних потужностей для розробки складних моделей штучного інтелекту, через що звертаються до зовнішніх постачальників (BigTech-компаній). Окреслене призводить до появи системних ризиків, у відповідь на які регулятори докладають зусиль до стимулювання внутрішньої розробки SupTech-інструментів, формування міжнародних партнерств, встановлення вимог щодо комплексної перевірки третіх сторін тощо. Наступний важливий виклик, що стримує темпи імплементації інноваційних технологій штучного інтелекту у щоденну роботу наглядових органів, – кадрове забезпечення (недостатня розвиненість цифрових навичок персоналу, відсутність глибоких знань у сфері управління даними, нерозуміння потенціалу технологічних рішень для оптимізації наглядових завдань, ін.).

Особливо вагомим викликом при впровадженні штучного інтелекту у процеси пруденційного нагляду за діяльністю кредитних установ є недостатня сформованість відповідних регуляторно-правових рамок. Власне, наразі вони перебувають на етапі становлення (розробка принципів і стандартів, що визначають умови відповідального використання ШІ), причому це типово для процесів як на національному, так і на міжнародному рівні. До прикладу, Грошово-кредитне управління Сінгапуру запропонувало принципи FEAT (Fairness – справедливість, Ethics – етичність, Accountability – підзвітність, Transparency – прозорість) [16], що власне стали одним із перших документів, що системно визначили очікування регулятора щодо відповідального використання ШІ. У США різні федеральні регулятори використовують різні підходи до нагляду за використанням технологій ШІ (виїзні перевірки, листи про результати перевірок, заходи примусового виконання) [17]; причому фрагментарність підходів є суттєвою проблемою, на яку звертають увагу як самі регулятори, так і наглядові об'єкти. ЄС рухається до більш уніфікованого підходу в рамках Акту про ШІ (EU AI Act), прийнятого у 2024 р. Цей Акт запроваджує ризик-орієнтовану класифікацію ШІ-систем із чіткими вимогами до «ШІ систем з високим ризиком», до яких відносяться системи прийняття кредитних рішень і рішень у сфері страхування; регуляторний режим передбачає обов'язкове тестування, документування і пояснюваність для таких систем. При цьому варто наголосити, що питання застосування цих вимог до ШІ-систем, які використовуються самими наглядовими органами, залишається предметом обговорення.

На основі аналізу світового досвіду та тенденцій використання штучного інтелекту у діяльності пруденційних органів, можна виокремити найбільш перспективні напрями його імплементації у середньостроковій перспективі:

– генеративний ШІ – у складання наглядових звітів; ШІ-асистенти – для відповідей на нормативно-правові запити; інтерфейси природної мови – для запитів до баз регуляторних даних;

– агентний ШІ – у планування і виконання послідовності дій для досягнення цілей;

– розвиток інструментів для нагляду за самими ШІ-системами кредитних установ (їх ефективна перевірка, оцінка пов'язаних із ними ризиків, забезпечення дотримання нормативних вимог);

– розвиток пруденційного нагляду в режимі реального часу (real-time prudential supervision), що означає перехід від щоквартальних чи щорічних наглядових циклів до безперервного моніторингу ключових наглядових індикаторів. Технічно окреслене є можливим завдяки комбінації API-інтерфейсів для отримання даних від кредитних установ, хмарних обчислень для їх обробки і ШІ-алгоритмів для аналізу;

– розширення міжнародної колаборації для формування скоординованих підходів до розвитку SupTech у глобальному масштабі.

Підсумовуючи, можемо констатувати, що для ефективного використання потенціалу ШІ в пруденційному нагляді необхідні нормативно-правова база, інвестиції в цифрову інфраструктуру, підвищення кваліфікації та розвиток цифрових навичок персоналу наглядових органів, прозоре управління ризиками.

Висновки. Стаття присвячена дослідженню потенціалу технологій штучного інтелекту (ШІ) для здійснення пруденційного нагляду за діяльністю кредитних установ. Актуальність теми зумовлена тим, що традиційні наглядові методи, які спираються на аналіз ретроспективних даних і виїзні перевірки, поступово втрачають ефективність в умовах зростання обсягу та динамічності фінансових ризиків, а глобальні банківські кризи засвідчили обмеженість стандартного наглядового інструментарію. У цьому контексті наглядові технології (SupTech) розглядаються як інструмент переходу від реактивної до превентивної моделі пруденційного нагляду. У статті розмежовано поняття SupTech (наглядові технології, що застосовуються регуляторами) і RegTech (технології, які використовують кредитна установи для дотримання регуляторних вимог), а також обґрунтовано специфіку застосування ШІ саме в наглядовій діяльності на відміну від банківського сектору.

На основі функціональних компонентів нагляду виокремлено ключові напрями впровадження ШІ-інструментів: системи раннього попередження банківського дистресу на основі алгоритмів машинного навчання, здатних виявляти нелінійні залеж-

ності між фінансовими змінними; обробка природної мови (NLP) для аналізу неструктурованих текстових документів (звітів, аудиторських висновків, протоколів); стрес-тестування та сценарний аналіз із застосуванням рекурентних нейронних мереж і генеративного ШІ для моделювання макроекономічних сценаріїв; виявлення аномалій у фінансових потоках, зокрема для протидії шахрайству та відмиванню коштів; мережевий аналіз системних ризиків за допомогою графових нейронних мереж для виявлення прихованих взаємозв'язків у фінансовій системі.

Проаналізовано ключові виклики впровадження ШІ в наглядову практику: проблему пояснюваності алгоритмів (explainability), складність незалежної валідації моделей, ризики систематичних упереджень, залежність від якості вхідних даних, питання конфіденційності, кадрові обмеження та фрагментарність регуляторно-правових рамок (розглянуто підходи ЄС у межах Акту про ШІ, а також практику США, Німеччини і Сінгапуру). На основі узагальнення світового досвіду визначено перспективні напрями розвитку у середньостроковій перспективі: використання генеративного та агентного ШІ в наглядових процесах; розвиток інструментів нагляду за ШІ-системами самих кредитних установ; перехід до пруденційного нагляду в режимі реального часу; посилення міжнародної координації у сфері SupTech. Автори роблять висновок, що ефективна реалізація потенціалу ШІ в пруденційному нагляді потребує комплексного підходу – формування адекватної нормативно-правової бази, інвестицій у цифрову інфраструктуру, розвитку цифрових компетенцій персоналу наглядових органів і забезпечення прозорого управління ризиками.

Перспективи подальших досліджень вбачаємо у розробці методології оцінки ефективності SupTech-інструментів, аналізі правових рамок для застосування ШІ, дослідженні підходів до пруденційного нагляду в режимі реального часу.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Beerman K., Prenio J., Zamil R. Suptech tools for prudential supervision and their use during the pandemic. FSI Insights on policy implementation. No. 37. Basel: Bank for International Settlements, December 2021. URL: https://www.bis.org/fsi/publ/insights37.html
2. Prenio J. Peering through the hype – assessing suptech tools' transition from experimentation to supervision. FSI Insights on policy implementation. No. 58. Basel: Bank for International Settlements, June 2024. URL: https://www.bis.org/fsi/publ/insights58.pdf
3. Suss J., Treitel H. Predicting bank distress in the UK with machine learning. Staff Working Paper No. 831. London: Bank of England, October 4, 2019. URL: https://www.bankofengland.co.uk/working-paper/2019/predicting-bank-distress-in-the-uk-with-machine-learning
4. Bluwstein K., Buckmann M., Joseph A., Kang M., Kapadia S., Simsek O. Credit growth, the yield curve and financial crisis prediction: evidence from a machine learning approach. Bank of England Staff Working Paper No. 848. London: Bank of England, 2020.
5. Deloitte Insights. Unleashing the power of machine learning models in banking through explainable artificial intelligence (XAI). Deloitte, May 2022. URL: https://www2.deloitte.com/us/en/insights/industry/financial-services/explainable-ai-in-banking.html
6. Wolters Kluwer. Banking on AI: Risk, readiness, and the next frontier. Wolters Kluwer, 2026. URL: https://www.wolterskluwer.com/en/expert-insights/banking-on-ai-risk-readiness-and-the-next-frontier
7. Financial Stability Board (FSB). Artificial intelligence and machine learning in financial services. Basel: FSB, November 2017. URL: https://www.fsb.org/uploads/P011117.pdf
8. Wang T., Zhao S., Zhu G., Zheng H. A machine learning-based early warning system for systemic banking crises. *Applied Economics.* 2021. Vol. 53, No. 26. P. 2974–2992. DOI: https://doi.org/10.1080/00036846.2020.1870657. URL: https://www.researchgate.net/publication/348562944
9. Financial Stability Board (FSB). The Financial Stability Implications of Artificial Intelligence. Basel: FSB, November 14, 2024. URL: https://www.fsb.org/uploads/P14112024.pdf
10. 10. Reimann C. Predicting financial crises: an evaluation of machine learning algorithms and model explainability for early warning systems. *Review of Evolutionary Political Economy*. 2024. Vol. 5. P. 51–83. DOI: https://doi.org/10.1007/s43253-024-00114-4. URL: https://www.researchgate.net/publication/380010473
11. McCaul E. From data to decisions: AI and supervision. European Central Bank Banking Supervision. February 26, 2024. URL: https://www.bankingsupervision.europa.eu/press/interviews/date/2024/html/ssm.in240226~c6f7fc9251.en.html
12. Bank of England; Financial Conduct Authority. Artificial intelligence in UK financial services – 2024. London: Bank of England, 2024. URL: https://www.bankofengland.co.uk/report/2024/artificial-intelligence-in-uk-financial-services-2024
13. UK Parliament. AI in financial services: Responses to the Committee's Fifteenth report. April 2026. URL: https://publications.parliament.uk/pa/cm5901/cmselect/cmtreasy/1791/report.html
14. Monetary Authority of Singapore (MAS). MAS Partners Industry to Develop AI Risk Management Toolkit for the Financial Sector. Press release. Singapore: MAS, March 2026. URL: https://www.mas.gov.sg/news/media-releases/2026/mas-partners-industry-to-develop-ai-risk-management-toolkit-for-the-financial-sector
15. Monetary Authority of Singapore (MAS). MAS proposes guidelines for AI risk management: Consultation Paper on Guidelines on Artificial Intelligence Risk Management. Singapore: MAS, 13 November 2025.
16. Monetary Authority of Singapore (MAS). Principles to Promote Fairness, Ethics, Accountability and Transparency (FEAT) in the Use of Artificial Intelligence and Data Analytics in Singapore's Financial Sector. Singapore: MAS, 2018.
17. Government Accountability Office (GAO). Artificial Intelligence: Use and Oversight in Financial Services (GAO-25-107197). Washington: GAO, 2025. URL: https://files.gao.gov/reports/GAO-25-107197/index.html

REFERENCES

1. Beerman K., Prenio J., Zamil R. Suptech tools for prudential supervision and their use during the pandemic. FSI Insights on policy implementation. No. 37. Basel: Bank for International Settlements, December 2021. URL: https://www.bis.org/fsi/publ/insights37.html
2. Prenio J. Peering through the hype – assessing suptech tools' transition from experimentation to supervision. FSI Insights on policy implementation. No. 58. Basel: Bank for International Settlements, June 2024. URL: https://www.bis.org/fsi/publ/insights58.pdf
3. Suss J., Treitel H. Predicting bank distress in the UK with machine learning. Staff Working Paper No. 831. London: Bank of England, October 4, 2019. URL: https://www.bankofengland.co.uk/working-paper/2019/predicting-bank-distress-in-the-uk-with-machine-learning
4. Bluwstein K., Buckmann M., Joseph A., Kang M., Kapadia S., Simsek O. Credit growth, the yield curve and financial crisis prediction: evidence from a machine learning approach. Bank of England Staff Working Paper No. 848. London: Bank of England, 2020.
5. Deloitte Insights. Unleashing the power of machine learning models in banking through explainable artificial intelligence (XAI). Deloitte, May 2022. URL: https://www2.deloitte.com/us/en/insights/industry/financial-services/explainable-ai-in-banking.html
6. Wolters Kluwer. Banking on AI: Risk, readiness, and the next frontier. Wolters Kluwer, 2026. URL: https://www.wolterskluwer.com/en/expert-insights/banking-on-ai-risk-readiness-and-the-next-frontier
7. Financial Stability Board (FSB). Artificial intelligence and machine learning in financial services. Basel: FSB, November 2017. URL: https://www.fsb.org/uploads/P011117.pdf
8. Wang T., Zhao S., Zhu G., Zheng H. A machine learning-based early warning system for systemic banking crises. *Applied Economics.* 2021. Vol. 53, No. 26. P. 2974–2992. DOI: https://doi.org/10.1080/00036846.2020.1870657. URL: https://www.researchgate.net/publication/348562944
9. Financial Stability Board (FSB). The Financial Stability Implications of Artificial Intelligence. Basel: FSB, November 14, 2024. URL: https://www.fsb.org/uploads/P14112024.pdf
10. Reimann C. Predicting financial crises: an evaluation of machine learning algorithms and model explainability for early warning systems. *Review of Evolutionary Political Economy.* 2024. Vol. 5. P. 51–83. DOI: https://doi.org/10.1007/s43253-024-00114-4. URL: https://www.researchgate.net/publication/380010473
11. McCaul E. From data to decisions: AI and supervision. European Central Bank Banking Supervision. February 26, 2024. URL: https://www.bankingsupervision.europa.eu/press/interviews/date/2024/html/ssm.in240226~c6f7fc9251.en.html
12. Bank of England; Financial Conduct Authority. Artificial intelligence in UK financial services – 2024. London: Bank of England, 2024. URL: https://www.bankofengland.co.uk/report/2024/artificial-intelligence-in-uk-financial-services-2024
13. UK Parliament. AI in financial services: Responses to the Committee's Fifteenth report. April 2026. URL: https://publications.parliament.uk/pa/cm5901/cmselect/cmtreasy/1791/report.html
14. Monetary Authority of Singapore (MAS). MAS Partners Industry to Develop AI Risk Management Toolkit for the Financial Sector. Press release. Singapore: MAS, March 2026. URL: https://www.mas.gov.sg/news/media-releases/2026/mas-partners-industry-to-develop-ai-risk-management-toolkit-for-the-financial-sector
15. Monetary Authority of Singapore (MAS). MAS proposes guidelines for AI risk management: Consultation Paper on Guidelines on Artificial Intelligence Risk Management. Singapore: MAS, 13 November 2025.
16. Monetary Authority of Singapore (MAS). Principles to Promote Fairness, Ethics, Accountability and Transparency (FEAT) in the Use of Artificial Intelligence and Data Analytics in Singapore's Financial Sector. Singapore: MAS, 2018.
17. Government Accountability Office (GAO). Artificial Intelligence: Use and Oversight in Financial Services (GAO-25-107197). Washington: GAO, 2025. URL: https://files.gao.gov/reports/GAO-25-107197/index.html

Дата надходження статті: 06.09.2026
Дата прийняття статті до публікації: 09.10.2026
Дата публікації статті: 27.10.2026