

Закон передбачає підтримку лише окремих сфер економіки, а також висуває низку вимог до інвестиційних проектів: розмір інвестицій має перевищувати 12 мільйонів євро, а строк реалізації проекту не має перевищувати п'яти років [8].

Крім покращення гарантування воєнних ризиків, фактором, що приваблює інвесторів є знижена конкуренція на українському ринку після початку воєнних дій. Таким чином, інвестори оцінивши ризики та можливу вигоду, у деяких ситуаціях вирішують вкладати кошти. Прикладами є компанії Calsberg та CRH [2]. Ще одним фактором, що може сприяти збільшенню іноземних інвестицій – це відкриття платформи Advantage Ukraine. До цієї платформи входять проекти з 10 галузей, сукупний інвестиційний потенціал яких перевищує 400 мільярдів доларів США. За її допомогою зацікавлений інвестор може безперешкодно дізнатись деталі по проектах в режимі онлайн [9].

Отже, внаслідок проведення активних бойових дій на території України, виникла проблема акумулювання значних коштів для відбудови. Одним з рішень, що може допомогти залучити додаткові ресурси та зменшити тиск на фінансову систему є збільшення прямих іноземних інвестицій. Усупереч ризикам, що пов'язані з безпосереднім функціонуванням економіки в стані війни та впливу яких держава не здатна повністю уникнути, Україна має ряд можливостей до збільшення іноземних інвестицій.

Список використаних джерел

1. Валовий внутрішній продукт (2002-2023). *Мінфін*. URL: <https://index.minfin.com.ua/ua/economy/gdp/>
2. Економічна правда. Війна – не перешкода. Інвестиції в Україну зростають, але для відновлення замало. Що треба зробити владі? *Економічна правда*. URL: <https://www.epravda.com.ua/publications/2024/04/25/712862/>
3. Кужелев М.О., Головенко І. П. Розвиток інфраструктури ринку цінних паперів: сутність та елементи. *Збірник наукових праць Національного університету державної податкової служби України*. 2016. № 2. С. 145–156.
4. Міністерство Фінансів України. *Міністерство Фінансів України*. URL: https://mof.gov.ua/uk/news/ukraines_state_budget_financing_since_the_beginning_of_the_full-scale_war-3435
5. Нечипоренко А.В. Механізм реалізації регіональних інвестиційних програм як фінансовий інструмент стимулювання регіонального розвитку. *Схід*. 2017. Вип. 6 (152). С. 22–27.
6. Панкова Л. І., Камалова-Кутинець О. М. Аналіз тенденцій та перспектив залучення іноземних інвестицій в умовах економіки війни. *Проблеми сучасних трансформацій. Серія: економіка та управління*. 2022. № 6. URL: <https://doi.org/10.54929/2786-5738-2022-6-03-02>
7. Прямі іноземні інвестиції (2002-2024). *Мінфін*. URL: <https://index.minfin.com.ua/ua/economy/fdi/>
8. Сергій Оберкович. Гарантії та страхування іноземних інвестицій в Україну в 2024 році | Think brave. *Think brave | Останні новини бізнесу України*. URL: https://biz.ligazakon.net/analytics/224847_garant-ta-strakhuvannya-nozemnikh-nvestitsiy-v-ukranu-v-2024-rots
9. Home - #AdvantageUkraine. *#AdvantageUkraine*. URL: <https://advantageukraine.com/>
10. World Bank Group. Updated ukraine recovery and reconstruction needs assessment released. *World Bank*. URL: <https://www.worldbank.org/en/news/press-release/2024/02/15/updated-ukraine-recovery-and-reconstruction-needs-assessment-released>

Чернов А.С.

Національний університет «Києво-Могилянська академія»,
студент БП-4 «Економіка»

**МАШИНЕ НАВЧАННЯ - НОВА ЕКОНОМЕТРИКА: ЯК ІНСТРУМЕНТИ
МАШИННОГО НАВЧАННЯ ЗМІНЯТЬ ЕКОНОМІЧНУ НАУКУ**

В економічній науці існує багато сфер досліджень, для вирішення завдань яких потрібні інструменти, здатні ефективно прогнозувати економічні показники, особливе місце займає сфера фінансової та монетарної політики. Наразі основним методом аналізу та прогнозування залишається економетрика, однак зростаючий інтерес до методів машинного навчання (ML) призводить до активного збільшення кількості досліджень, що використовують цей новий інструментарій. Якщо у 2018 році кількість публікацій, які використовували ML, у провідних економічних журналах¹ складала близько п'яти, то вже у 2022 році кількість таких публікацій досягла 15[1]. Це вказує на значну увагу з боку міжнародної наукової спільноти до ML як до потужного інструменту аналізу економічних даних та прогнозування економічних тенденцій, що відкриває нові можливості для досліджень як традиційних, так і нетрадиційних даних.

Однак така тенденція поки що недостатньо помітна в українському академічному середовищі. У зв'язку з цим метою даної роботи є короткий огляд переваг застосування ML в економічних дослідженнях, визначення перспективних сфер його застосування та опис можливих обмежень, які необхідно враховувати під час використання цього інструменту.

Сучасна економіка продукує дані, які кількісно і структурно значно відрізняються від даних початку XXI століття. Разом із цим змінився і підхід до їх аналізу: активно розвиваються напрями Big Data, Data Science та Machine Learning. Ці нововведення вже спростили завдання аналізу даних у комерційному секторі та нещодавно почали привертати увагу економічної академічної спільноти. Економісти виявили значний потенціал нових даних, які за своєю структурою суттєво відрізняються від традиційних, — так званих «нетрадиційних даних»². Традиційні методи аналізу, такі як економетрика, часто демонструють недостатню ефективність при роботі з великими та складними наборами даних, особливо в кризові періоди (наприклад, під час пандемії або в умовах нестабільної економічної ситуації, спричиненої війною). У такі періоди економічні умови змінюються різко й непередбачувано, що вимагає більш гнучких інструментів для аналізу та прогнозування. У цьому зв'язку академічна спільнота зацікавилася нетрадиційними методами аналізу даних, особливо методами машинного навчання (ML), які дозволяють більш ефективно працювати з новими й нестандартними джерелами інформації, враховуючи їхню складну структуру та динаміку[2].

Приклади досліджень, у яких використовувалися методи машинного навчання (ML), демонструють його потенціал для аналізу складних економічних даних. Наприклад, Hansen та колеги (2018) використали алгоритм імовірнісного тематичного моделювання — латентне розміщення Діріхле (LDA) — для аналізу стенограм засідань Федерального комітету з відкритих ринків США. Їхньою метою було вивчити, як прозорість обговорень впливає на ухвалення рішень у сфері монетарної політики. Цей підхід дозволив авторам класифікувати теми обговорень та оцінити їхній зв'язок з політичними рішеннями, що в традиційній економетриці було б важко реалізувати через великий обсяг текстових даних[3]. Larsen та співавтори (2021) проаналізували великий корпус новин за допомогою ML-алгоритмів, щоб дослідити, як ЗМІ впливають на формування інфляційних очікувань домогосподарств. Використовуючи методи аналізу тексту, автори змогли ідентифікувати ключові слова та тональність повідомлень, що формують суспільну думку щодо інфляції, що дозволяє краще зрозуміти, як інформація з ЗМІ впливає на економічні очікування населення[4]. В дослідженні Angelico та ін. (2022)

¹ Дані включають статті з наступних десяти журналів: American Economic Review (AER), Econometrica, Journal of Economic Perspectives (JEP), Journal of Monetary Economics (JME), Journal of Political Economy (JPE), Journal of Econometrics (JoE), Quarterly Journal of Economics (QJE), Review of Economic Studies (RES), American Economic Journal (AJE): Macroeconomics and Microeconomics. Відповідні статті визначаються з використанням таких пошукових термінів: Machine learning, Ensemble learning, Deep learning, Statistical learning, Reinforcement learning та Natural language processing.

² Нетрадиційні дані — це дані, які виходять за межі класичних економічних показників, таких як ВВП, інфляція чи безробіття. До них належать текстові дані (наприклад, новини та соціальні мережі), зображення (наприклад, супутникові знімки), аудіо та відео, транзакційні дані, дані про пошукові запити та дані з мобільних пристроїв. Ці дані надають нову інформацію про поведінку та настрої економічних суб'єктів і дозволяють більш оперативно оцінювати економічну активність.

використовували дані Twitter та ML для вимірювання інфляційних очікувань населення. Аналіз тональності та змісту твітів дозволив авторам дослідити, як суспільна думка в соціальних мережах корелює з фактичними інфляційними показниками. Такий підхід надає реальну можливість для оперативного аналізу суспільних настроїв у відповідь на економічні зміни[5]. Інші приклади включають використання супутникових даних для вимірювання ВВП: у дослідженні Henderson та співавторів (2012) використовувалися супутникові знімки нічного освітлення для оцінки економічної активності на субнаціональному рівні, що дозволяє вимірювати ВВП в регіонах з обмеженою доступністю статистичних даних[6]. ML-моделі допомогли аналізувати великі обсяги супутникових зображень, виявляючи кореляцію між інтенсивністю освітлення та економічною активністю. Оцінка сприйняття безпеки міських просторів: Naik та його команда (2016) використали комп'ютерний зір та алгоритми машинного навчання для аналізу зображень міських вулиць, оцінюючи сприйняття безпеки вуличних просторів. Це дослідження виявило кореляції між візуальними характеристиками вулиць, щільністю населення та доходами домогосподарств, надаючи новий погляд на сприйняття міського середовища та фактори, що впливають на відчуття безпеки[7]. Окрім того, ML та нетрадиційні дані використовуються в сфері nowcasting, що дозволяє прогнозувати макроекономічні показники з мінімальною затримкою, адаптуючи аналіз до поточної економічної динаміки[2].

Однак, незважаючи на високу ефективність та гнучкість методів машинного навчання (ML), їх застосування в економічних дослідженнях супроводжується рядом обмежень. По-перше, для якісного навчання моделей ML, особливо в глибоких нейронних мережах, потрібні великі обсяги даних та значні обчислювальні потужності, що може бути обмежувальним фактором для багатьох дослідницьких центрів та академічних установ без серйозної обчислювальної інфраструктури. По-друге, через гнучкість моделей ML вони схильні до перенавчання, а їхня висока складність ускладнює інтерпретацію результатів, що є серйозним недоліком в економіці, де важливо розуміти причинно-наслідкові зв'язки. Крім того, багато моделей ML не мають стандартних статистичних характеристик, таких як стандартні помилки та асимптотичні властивості, що ускладнює перевірку надійності та точності отриманих висновків. Нарешті, якість даних має вирішальне значення для успіху моделей ML; низькоякісні або упереджені дані можуть призвести до викривлених прогнозів та недостовірних результатів[1].

Отже, методи машинного навчання (ML) відкривають нові перспективи для економічного аналізу, особливо в умовах зростання обсягу та складності даних, які продукує сучасна цифрова економіка. Використання ML дозволяє економістам аналізувати нетрадиційні дані, виявляти приховані нелінійні залежності та значно підвищувати точність прогнозування макроекономічних показників. Приклади досліджень показують, що ML може успішно доповнювати традиційні економетричні інструменти, пропонуючи більш гнучкі та адаптивні підходи до вирішення економічних проблем.

Список використаних джерел

1. Desai, A. (2023). *Machine Learning for Economics Research: When, What, and How?* Bank of Canada. <https://doi.org/10.34989/sr-2023-10>
2. Chapman, J. T. E., & Desai, A. (2022). *Macroeconomic predictions using payments data and machine learning*. Bank of Canada. <https://doi.org/10.34989/sr-2022-15>
3. Hansen, S., McMahon, M., & Prat, A. (2018). Transparency and deliberation within the FOMC: A computational linguistics approach. *The Quarterly Journal of Economics*, 133(2), 801-870. <https://doi.org/10.1093/qje/qjx045>
4. Larsen, V. H., Thorsrud, L. A., & Zhulanova, J. (2021). News media versus FOMC communications in shaping expectations of US inflation. *Journal of Monetary Economics*, 117, 507-522. <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2020.05.004>
5. Angelico, C., & Zhan, Y. (2022). Social media sentiment as a measure of inflation expectations. *American Economic Review*, 112(4), 1254-1281. <https://doi.org/10.1257/aer.20201407>

6. Henderson, J. V., Storeygard, A., & Weil, D. N. (2012). Measuring economic growth from outer space. *American Economic Review*, 102(2), 994-1028. <https://doi.org/10.1257/aer.102.2.994>
7. Naik, N., Raskar, R., Hidalgo, C. A., & Glaeser, E. L. (2016). Computer vision uncovers predictors of physical urban change. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 113(39), 10413-10418. <https://doi.org/10.1073/pnas.1606033113>

Чуднівєць А.Б.

Київський столичний університет імені Бориса Грінченка,
здобувачка вищої освіти

РИНОК ДЕРЖАВНИХ ЦІННИХ ПАПЕРІВ УКРАЇНИ ПІД ЧАС ВІЙНИ

Під час війни в Україні важливим інструментом державної інвестиційної політики є цінні папери. Для фінансового стану нашої країни дана діяльність є дуже важлива задля врегулювання економічної нестабільності.

У нинішньому стані соціально-економічного розвитку актуальним є пошук ідей для створення нових інструментів для ефективного функціонування інвестиційної діяльності держави.

Інвестування у державні цінні папери дозволяє отримати від держави гарантію повернення всієї суми інвестиції та виплату відсотків, а також фіксує дохідність на весь період випуску цінних паперів.

Фондовий інструментарій внутрішнього ринку України представлений облігаціями внутрішніх державних позик (ОВДП) – це «державні цінні папери, які розміщуються лише на внутрішньому фондовому ринку та підтверджують зобов'язання України щодо відшкодування пред'явникам цих облігацій їх номінальної вартості з виплатою доходу відповідно до умов розміщення облігацій» [1].

Під час війни облігації внутрішньої державної позики стали для нашої країни надійною опорою у підтримці фінансової системи. Навколо ОВДП об'єдналися українські громадяни, бізнес та банки й зробили цей фінансовий інструмент другим за обсягом джерелом фінансування держбюджету після міжнародної допомоги [2]. ОВДП наразі є найпопулярнішим державним цінним папером. У загальній структурі продажу державних цінних паперів ОВДП займає найбільшу частку. ОВДП, які знаходяться в обігу за номінально-амортизаційною вартістю станом на жовтень 2024 р. представлено на рис. 1.

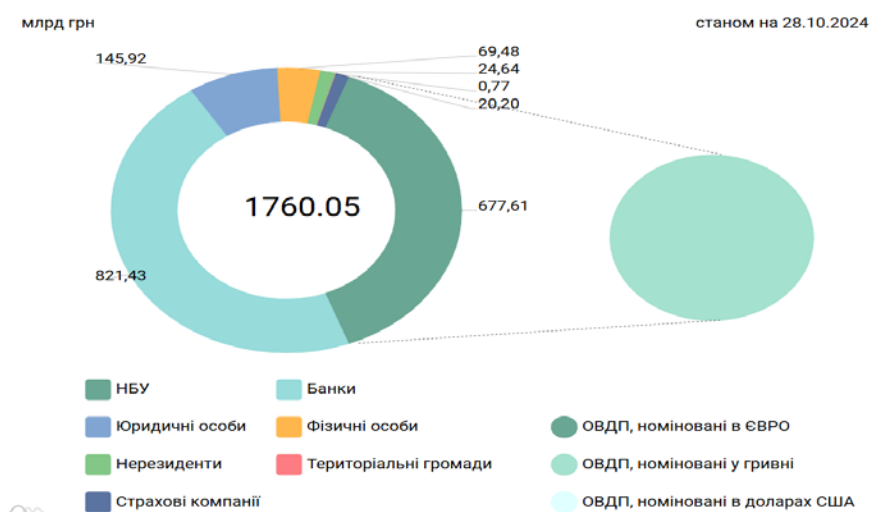


Рис.1. ОВДП, які знаходяться в обігу за номінально-амортизаційною вартістю [3]