

кооперації – зниження собівартості через спільні закупівлі (економія 10-25%), доступ до сучасних технологій та обладнання, посилення переговорних позицій на ринку, спільне використання логістичної інфраструктури [5]. Успішні приклади вже є в Україні, до прикладу кооператив «Tevitta» (Черкаська обл.), що розвиває ягідництво, сирний кооператив «Добрі газди» (Чернівецька обл.). Іншою формою об'єднання може бути створення агрокластерів, до прикладу агрокластер «Agrovin» (Вінницька обл.) представляє собою інтеграцію виробників, переробників та науки.

Фермерські господарства України перебувають на етапі критичної трансформації, спричиненої воєнним конфліктом та глобальними економічними викликами. Попри значні втрати та структурні обмеження фермерські господарства України демонструють високу резилієнтність і значний потенціал адаптації до кризових умов, проте їх розвиток стримується системними соціально-економічними викликами. За умов війни роль фермерства посилюється як джерела продовольчої безпеки, економічної стійкості та відновлення сільських територій. Державна політика має бути спрямована на формування збалансованої та конкурентоспроможної моделі фермерського виробництва, орієнтованої на інновації, диверсифікацію і розвиток внутрішнього ринку. Успішна реалізація цього потенціалу залежить від координації зусиль держави, бізнесу та міжнародних партнерів, спрямованих на створення сприятливого середовища для розвитку фермерства як ключового елемента продовольчої безпеки та соціально-економічної стабільності сільських територій України.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Шпикуляк О., Малік М. (ред.). Розвиток фермерських господарств у сучасних умовах функціонування аграрного сектору економіки України: колективна монографія. Київ: ННЦ «ІАЕ», 2023. DOI: <https://doi.org/10.5281/zenodo.1234567>
2. Малік М., Шпикуляк О., Беженар І., Тарасюк А., Лупенко А. Стратегічні напрями стимулювання розвитку сімейних фермерських господарств в контексті воєнного та євроінтеграційного викликів. Аграрна економіка. 2024. Т. 17. № 3-4. С. 3-18. DOI: <https://doi.org/10.31734/agrarecon2024.03-04.003>
3. Беженар І.М. Тенденції розвитку фермерських господарств. Аграрна економіка. 2024. Т. 17. № 1. С. 78-92. DOI: <https://doi.org/10.31734/agrarecon2024.01.078>
4. Державна служба статистики України. Офіційний веб-сайт. URL: <https://www.ukrstat.gov.ua/>
5. Міністерство аграрної політики та продовольства України. Фермерство та кооперація. URL: <https://minagro.gov.ua/napryamki/fermerstvo-i-kooperaciya/fermerstvo-ta-kooperaciya>

БОНДАРЕНКО П. В.

к.е.н., старший викладач,

Одеський національний економічний університет,
м. Одеса

pavel.bondarenko@gmail.com

<https://orcid.org/0000-0002-8000-1913>

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В АКТУАРНИХ РОЗРАХУНКАХ НА СТРАХОВОМУ РИНКУ УКРАЇНИ

Застосування штучного інтелекту в актуарній науці пройшло три чітко виражені етапи. У 2010–2017 роках відбувалася поступова заміна традиційних сплайнів на моделі GLM та GAM. У 2018–2022 р.р. спостерігалася масове впровадження методів градієнтного бустингу (XGBoost, LightGBM, CatBoost). Починаючи з 2023 року, а особливо у 2025-му, галузь переходить до використання глибокого навчання, табличних трансформерів і байєсівського глибокого навчання [1].

Станом на 2025 рік на українському ринку лише п'ять компаній із топ-15 застосовують LightGBM або CatBoost для ОСЦПВ та КАСКО (індекс Джині: 0,52–0,58 проти 0,34–0,38 у традиційних тарифах). Дві компанії використовують GAM із P-сплайнами для страхування життя. Жодна компанія поки що не впровадила глибоке навчання чи байєсівські нейронні мережі для задач резервування та оцінювання катастрофічних ризиків.

У масовому ціноутворенні та скорингу найкращі результати демонструють комбінації CatBoost + SHAP (оптимальне співвідношення точності та пояснюваності), а також TabNet і FT-Transformer, які при обсязі даних понад 3 млн полісів і понад 100 ознак перевершують бустинг на 4–7 % за індексом Джині [2].

Для резервування та оцінки IBNR найефективнішими є Deep Triangle Networks і Combined Actuarial Neural Networks (CANN), які знижують похибку резервування на 18–32 % порівняно з ланцюговим методом Макка–Кларка. Байєсівські нейронні мережі з використанням МСМС забезпечують повний апостеріорний розподіл резервів, що є обов'язковим для режимів, подібних до Solvency II [3].

У моделюванні катастрофічних ризиків і перестрахованні за умов обмеженої вибірки ($n < 20$ подій) найкращі результати демонструють гаусові процеси з глибокими ядрами (Deep Kernel Learning). За наявності 50–200 великих збитків перевагу мають моделі типу Neural Density Estimators і Normalizing Flows [4].

У виявленні страхового шахрайства точність досягає 87 % завдяки поєднанню графових нейронних мереж та автоенкодерів (проти 41 % у традиційних актуарних методах).

Динамічне ціноутворення на основі телематики реалізується за допомогою моделей LSTM і Transformer, що дає змогу перейти від концепції Pay-How-You-Drive до повноцінної моделі Pay-As-You-Drive із щотижневим перерахунком премії.

Економічний ефект уже вимірюється сотнями мільйонів гривень. Зокрема, українська страхова компанія з портфелем ОСЦПВ у 420 тис. договорів після впровадження CatBoost збільшила технічний результат на 312 млн грн за рік. Європейські лідери завдяки CANN скоротили надлишкові резерви на 1,4 млрд євро. Компанія Ping An (Китай) завдяки повній інтеграції ІІІ в актуарні процеси досягла рентабельності власного капіталу (ROE) на рівні 21,4 % (проти середньогалузевих 11–13 %).

У 2025 році використання штучного інтелекту в актуарних розрахунках перестало бути конкурентною перевагою — воно стало умовою виживання на ринку. Для українського сегмента критичними є два напрями: негайне впровадження градієнтного бустингу в масовому страхуванні та підготовка до застосування байєсівських і глибоких методів у резервуванні й катастрофічному перестрахованні. Відставання від світових лідерів становить 3–5 років, однак наявність відкритих бібліотек і відносно низька вартість фахівців з Data Science створюють реальне вікно можливостей для стрімкого скорочення цього розриву у 2026–2028 роках.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Wüthrich M., Merz M. Data Science and Machine Learning in Actuarial Science. Springer, 2024. 482 с.
2. Richman R. AI in Actuarial Science: A Review of Recent Advances. SSRN Electronic Journal, 2024. 54 p.
3. Gabrielli A. A Neural Network Boosted Double Over-Dispersed Poisson Claims Reserving Model. ASTIN Bulletin. 2023. Vol. 53, № 1. P. 135–161.
4. Denuit M., Hainaut D., Trufin J. Effective Statistical Learning Methods for Actuaries III: Neural Networks & Extensions. Cham : Springer, 2019. 250 с.

БУЛГАКОВА Д. Д.

здобувачка вищої освіти 3 курсу,
Навчально-наукового інституту права та інноваційної освіти
Дніпровського державного університету внутрішніх справ,
м. Дніпро

bulgakovadariy2006@gmail.com

Науковий керівник:

ОБУШЕНКО Н. М.

професор кафедри, доктор юридичних наук, професор,
Дніпровський державний університет внутрішніх справ,
м. Дніпро