



**Фінанси, банківська справа, страхування та фондовий ринок**

**УДК 368:004.852**

**DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.17814050>**

**Прогнозування прибутковості страхових компаній  
на основі нейромережових моделей**

**Чуницька Ірина Іванівна,**

доктор економічних наук, професор, професор кафедри фінансових  
ринків та технологій, Державний податковий університет,  
м. Ірпінь, Україна, <https://orcid.org/0000-0002-9718-1332>

**Богріновцева Людмила Миколаївна,**

кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри фінансів,  
банківської справи та страхування, Національна академія статистики,  
обліку та аудиту, м. Київ, Україна,  
<https://orcid.org/0000-0001-9597-1085>

**Ковернінська Юлія Вікторівна,**

кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри фінансів,  
банківської справи та страхування, Національна академія статистики, обліку  
та аудиту, м. Київ, Україна, <https://orcid.org/0000-0003-3773-1205>

**Прийнято: 20.11.2025 | Опубліковано: 04.11.2025**

**Анотація.** Актуальність дослідження зумовлена зростанням потреби у вдосконаленні аналітичних інструментів прогнозування прибутковості страхових компаній в умовах воєнних ризиків, структурних змін та нестабільності фінансового ринку, оскільки сучасні методи статистичного



аналізу втрачають ефективність у середовищі, де взаємозв'язки між показниками мають нелінійний характер. З огляду на це, особливої значущості набуває застосування штучних нейронних мереж, здатних моделювати складні фінансові закономірності та підвищувати точність прогнозів. **Метою статті** є порівняльний аналіз ефективності основних архітектур нейронних мереж у прогнозуванні прибутковості страхових компаній, визначення їхніх аналітичних характеристик, можливостей адаптації до волатильного ринкового середовища та доцільних сфер застосування. У роботі використано **методи** системного та порівняльного аналізу, що дали змогу узагальнити наукові підходи до використання штучного інтелекту у фінансовому прогнозуванні, виокремити переваги й обмеження різних нейромережових моделей. Побудовані порівняльні таблиці допомогли зіставити архітектури за критеріями стійкості до змін середовища, типом даних, горизонтом прогнозу та рівнем інтерпретованості результатів. **Результати** аналізу свідчать, що базові MLP-моделі є ефективними для короткострокових прогнозів у стабільних умовах, рекурентні мережі (RNN, LSTM, GRU) дієві для моделювання часових закономірностей і циклічних змін, однак найвищу точність і гнучкість прогнозів у кризових ситуаціях забезпечують гібридні нейромережі (Hybrid NN). Водночас автокодері та нейро-нечіткі системи виконують допоміжні функції, підвищуючи якість даних і достовірність оцінок. **Висновки.** Практичне значення отриманих результатів полягає в можливості використання порівняльних характеристик моделей як методичного орієнтира для вибору оптимальної архітектури під час створення інтелектуальних систем управління фінансовою стійкістю страхових компаній. Подальші дослідження мають бути спрямовані на інтеграцію макроекономічних факторів, сезонності та воєнних ризиків у структуру нейромережових прогнозних систем.



**Ключові слова:** страхова компанія, прибутковість, фінансова стійкість, штучна нейронна мережа, прогнозування, гібридна модель, нейро-нечіткі системи.

**Forecasting the profitability of insurance companies based on neural network models**

**Iryna Chunytska,**

Doctor of Economic Sciences, Professor, Professor of the Department of Financial Markets and Technologies, State Tax University, Irpin, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0002-9718-1332>

**Liudmyla Bohrinovtseva,**

PhD in Economics, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Finance, Banking and Insurance, National Academy of Statistics, Accounting and Auditing, Kyiv, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0001-9597-1085>

**Yuliia Koverninska,**

PhD in Economics, Associate Professor, Associate Professor of the Department of Finance, Banking and Insurance, National Academy of Statistics, Accounting and Audit, Kyiv, Ukraine, <https://orcid.org/0000-0003-3773-1205>

**Abstract.** The relevance of the study is determined by the growing need to improve analytical tools for forecasting the profitability of insurance companies under conditions of war risks, structural changes, and financial market instability. Modern statistical analysis methods lose effectiveness in environments where indicator relationships are nonlinear. Under these conditions, the use of artificial neural networks, capable of modelling complex financial patterns and improving



forecast accuracy, becomes particularly significant. The **purpose of the article** is to conduct a comparative analysis of the effectiveness of the main neural network architectures for forecasting insurance companies' profitability, identify their analytical characteristics, assess their adaptability to a volatile market environment, and determine their suitable areas of application. The study uses systematic, comparative, and analytical **methods**, which enable it to generalize scientific approaches to the use of artificial intelligence in financial forecasting and to identify the advantages and limitations of various neural network models. The constructed comparative tables enabled comparison of the architectures based on resilience to environmental changes, data type, forecasting horizon, and the level of interpretability of results. **Results.** The analysis shows that basic MLP models are effective for short-term forecasts under stable conditions. Recurrent networks (RNNs, LSTMs, GRUs) are effective for modelling temporal patterns and cyclical changes. Hybrid neural networks (Hybrid NNs) provide the highest forecast accuracy and flexibility in crises. Autoencoders and neuro-fuzzy systems perform auxiliary functions, improving data quality and the reliability of assessments. **Conclusions.** The practical significance of the results lies in the possibility of using the comparative characteristics of models as a methodological guideline for selecting the optimal architecture in the development of intelligent systems to manage the financial stability of insurance companies. Further research should integrate macroeconomic factors, seasonality, and war risks into the architecture of neural network forecasting systems.

**Keywords:** insurance company, profitability, financial stability, artificial neural network, forecasting, LSTM, hybrid mode, neuro-fuzzy systems.

**Постановка проблеми.** Сучасна фінансова система характеризується високим рівнем невизначеності, зумовленої глобальними економічними шоками, воєнними ризиками та нестабільністю ринкових умов. У зв'язку із цим зростає потреба страхових компаній у міцній основі для оцінювання



стійкості, планування резервів і ухвалення стратегічних управлінських рішень. За таких обставин прогнозування фінансових результатів страхових компаній набуває особливої актуальності, оскільки забезпечує можливість своєчасно виявляти ризики, оптимізувати страхові резерви та підтримувати фінансову стійкість у кризових ситуаціях. Проте традиційні статистичні методи мають обмеження у встановленні нелінійних і багатовимірних залежностей, які є типовими для страхового бізнесу [1].

У цьому контексті штучні нейронні мережі розглядають як перспективний інструмент для моделювання фінансових показників та виявлення складних взаємозв'язків між преміями, витратами, активами й прибутковістю компаній. Їх застосування дає змогу не лише підвищити точність прогнозів, а й адаптувати моделі до мінливого економічного середовища, що є особливо важливим для сучасного українського страхового ринку в умовах війни та структурних трансформацій.

Збільшення кількості досліджень, присвячених аналізу використання штучного інтелекту у фінансовому прогнозуванні, спричиняє необхідність порівняльного аналізу можливостей різних нейромережевих моделей для передбачення прибутковості страхових компаній. Виняткову цінність має перевірка здатності таких моделей урахувувати структурні злами та кризові явища, які спостерігалися протягом останніх років в економіці України.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Сучасні наукові дослідження підтверджують зростаючу роль нейромережевих моделей у фінансовій аналітиці, управлінні ризиками та прогнозуванні ефективності підприємств страхової галузі [2]. Традиційні статистичні методи часто не зважають на складні нелінійні взаємозв'язки між показниками діяльності, зокрема між обсягом страхових премій, рівнем страхових виплат та операційними витратами, що впливають на прибутковість компаній. У відповідь на ці обмеження одним із напрямів сучасного прогнозування стало використання нейронних мереж у моделюванні фінансових результатів страхових компаній



та банківській сфері [1; 2], а їхня ефективність наразі є предметом широких наукових дискусій.

У праці Х. Ханбалі (H. Hanbali) [1] побудовано нейромережеву модель для виявлення страхових циклів, що дає змогу відстежувати нелінійні коливання показників прибутковості страховика. Учені Р. Аль-Омарі (R. Al Omari), Р. С. Альхавальде (R. S. Alkhawaldeh) і Дж. Дж. Джабер (J. J. Jaber) [2] застосували штучні нейронні мережі для класифікації фінансової результативності страхових компаній та довели перевагу таких моделей над класичними регресійними. Аналогічно, Ф. Холвоет (F. Holvoet), К. Антоніо (K. Antonio) та Р. Хенкерте (R. Henckaerts) [3] здійснили порівняльний аналіз архітектур нейронних мереж для ціноутворення страхових полісів, визначивши ефективність MLP-моделей у поєднанні з частотними та інтенсивними даними.

В українському контексті Н. В. Приказюк і А. Р. Дорошенко [4] вивчили потенціал штучного інтелекту в підвищенні ефективності роботи life-страховиків та підкреслили його значення для оптимізації внутрішніх процесів і аналітики ризиків. У своїй статті О. О. Коростін [5] зазначає, що штучний інтелект відкриває нові можливості для поліпшення складних економічних процесів. Це підтверджує доцільність його використання не лише в транспортному секторі, а й у фінансовому та страховому моделюванні.

У контексті розвитку штучного інтелекту в страхуванні особлива роль належить дослідженням, що поєднують нейронні мережі з іншими цифровими технологіями. Так, Н. В. Писаренко, Я. С. Ткаченко, О. О. Кобзиста [6] обґрунтували синергію нейромережевих та блокчейн-технологій у прогнозуванні фінансових потоків страхових компаній, що дає змогу підвищити прозорість і достовірність результатів. Можливості штучних нейронних мереж для прогнозування доходів страхової компанії показав І. С. Х. Баїя (I. S. H. Bahia) [7] та створив основу для подальшого розроблення сучасних алгоритмів глибокого навчання.



Науковці О. Тарнавський (O. Tarnavskyy) та В. Коломієць (V. Kolomiets) адаптували методи машинного навчання для ідентифікації бізнес-моделей українських страховиків [8]. Автори довели ефективність кластерного підходу в поєднанні з нейронними мережами. Важливий внесок у прикладні аспекти зробили Д. М. Картолапов, Н. М. Олійник, які створили модель прогнозування страхових випадків на основі багатослоєвого перцептрона, що поліщило точність оцінювання ризиків [9].

Сучасні тенденції цифровізації страхового бізнесу в Україні вивчали О. Луценко та С. Щербак [10], які показали роль хмарних технологій у розподіленому аналізі даних для підтримки аналітичних систем нейромережевого прогнозування.

Іноземні автори також приділяють значну увагу цій тематиці. Так, У. І. Абдулкадір (U. I. Abdulkadir) та А. Фернандо (A. Fernando) [11] запропонували глибинну модель для прогнозування страхових виплат. А. Ель-Хатіб (A. El-Khateeb) [12] охарактеризував ефективність методів машинного навчання у вимірюванні прибутковості страхового андеррайтингу. Окремі праці присвячені застосуванню нейромережевих моделей у страхуванні для прогнозування фінансової стійкості, оцінювання ризиків та аналізу ймовірності неплатоспроможності. Результати Е. Рамос-Переса та співавторів (E. Ramos-Pérez et al.) показують, що поєднання традиційних моделей резервування з методами глибинного та машинного навчання забезпечує більш точну оцінку страхових зобов'язань у сфері загального страхування. Учені А. Ібівоє (A. Ibiwoye), О. Аджібола (O. Ajibola) та А. Согунро (A. Sogunro) розробили нейромережеву модель для визначення вірогідності банкрутства страхових компаній, наголосивши, що нейронні мережі є ефективними для обмежених обсягів даних [13]. Автори С. Хеджазі (S. Hejazi) та К. Джексон (K. Jackson) використали нейронні мережі для оцінювання варіабельних ануїтетів та великих страхових портфелів [14]. У праці розкрито раціональність вибору моделей для прискорення розрахунків та підвищення їх



точності під час роботи з великими масивами даних. Це актуально для складних фінансово-математичних моделей, що застосовуються в аналітичних системах крупних страхових компаній.

Аналіз наукових праць показує, що нейромережеві методи поступово переходять від експериментальних досліджень до практичного використання у фінансовому прогнозуванні, страхуванні та управлінні ризиками.

Як свідчить огляд, більшість авторів підкреслюють перевагу нейромережевих моделей у виявленні складних взаємозв'язків між фінансовими показниками, що особливо важливо для прогнозування в умовах нестабільності. Отже, застосування нейромережевих підходів розглядають як перспективний інструмент підвищення точності аналітики та підтримки стратегічних рішень у фінансовому секторі.

**Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми.** Попри доведену ефективність нейромереж у діяльності страхових компаній, залишаються невирішеними питання щодо порівняння різних архітектур за точністю прогнозування прибутковості. Недостатньо досліджено їхню стійкість до ринкових коливань і кризових періодів, коли змінюється структура страхових портфелів, зростає частота страхових випадків, посилюються вимоги до резервування та виникають нестандартні сценарії поведінки клієнтів. Саме тому актуальним є аналіз здатності різних архітектур нейронних мереж адаптуватися до швидких змін на ринку та зберігати точність прогнозів прибутковості під час нестабільності.

**Формулювання цілей статті (постановка завдання).** Метою дослідження є порівняльний аналіз ефективності різних архітектур нейронних мереж у прогнозуванні прибутковості страхових компаній та визначення їх переваг, обмежень і сфер доцільного застосування в умовах мінливої економічної динаміки.

**Виклад основного матеріалу дослідження.** Розвиток штучного інтелекту сприяв формуванню широкого спектра нейромережевих архітектур,



що використовуються для прогнозування фінансових результатів у діяльності страхових компаній. Їх застосовують для задач преміювання, розрахунку тарифів, передбачення страхових виплат, оцінювання ризику дефолту страхувальників, оптимізації управління резервами та виявлення прибутковості страхових продуктів.

У контексті прогнозування прибутковості страховика найбільш поширеними є такі типи штучних нейронних мереж: багатошарові перцептрони (Multi-Layer Perceptron, MLP), рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN), зокрема Long Short-Term Memory (LSTM) та Gated Recurrent Unit (GRU), конволюційні нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN), гібридні архітектури, а також автокодера (Autoencoders) та нейро-нечіткі системи (Neuro-Fuzzy Systems, NFS). Кожна із цих моделей має різні вимоги до даних, рівень інтерпретованості та здатність зважати на динаміку страхових показників.

Подальший аналіз здійснено за принципом від базових до складніших моделей, що дає змогу послідовно показати відмінності в можливостях обробки даних, урахуванні часових залежностей та адаптації до кризових умов страхового ринку.

Багатошаровий перцептрон (MLP) є базовим типом нейронних мереж із прямим поширенням сигналу, який реалізує нелінійні зв'язки між змінними [3; 9]. У страхуванні MLP-моделі використовують для оцінювання прибутковості, виявлення закономірностей між преміями, виплатами та витратами, а також для класифікації клієнтів за рівнем ризику. Їхньою перевагою є відносна простота реалізації та висока точність на невеликих вибірках, а до недоліків слід віднести нечутливість до часової динаміки, що обмежує їх застосування в прогнозах із сильними сезонними або циклічними коливаннями.

Іншим типом є рекурентні нейронні мережі (RNN), що орієнтовані на роботу із часовими рядами. Вони є придатними для прогнозування фінансових



потоків і результатів діяльності страховика в динаміці [11; 12, с. 399]. Мережі цього типу зберігають інформацію про попередні стани, ураховуючи інерційність прибутків і витрат. Основною їхньою перевагою є можливість моделювати залежності між минулими та майбутніми значеннями показників. Але складні в навчанні та мають високий ризик «затухання градієнта», особливо на довгих часових рядах.

Мережі довготривалої пам'яті (LSTM), що є модифікацією RNN, усувають недоліки класичних рекурентних архітектур завдяки механізмам вибіркового запам'ятовування інформації. У страхуванні LSTM застосовують для прогнозування прибутковості в довгостроковій перспективі, оцінювання капітальних резервів і передбачення збитковості в кризові періоди [8, с. 40–41; 11]. Ці моделі здатні виявляти приховані закономірності, недоступні лінійним методам. Водночас вони потребують значного обсягу якісних даних і мають тривалий процес навчання, що ускладнює їх використання на малих вибірках.

Спрощені рекурентні мережі (GRU) є компактною альтернативою LSTM і забезпечують швидше навчання без суттєвої втрати точності. У прогнозуванні фінансових результатів страхових компаній GRU дають змогу будувати коротко- та середньострокові прогнози прибутку на обмежених часових рядах. Їхнім недоліком є дещо нижча можливість фіксувати довготривалі тенденції. Проте для страхового бізнесу з короткими періодами обліку вони часто є оптимальним рішенням.

Конволюційні нейронні мережі (CNN) ефективні у фінансовому моделюванні, зокрема для аналізу трендів і сезонних коливань. У сфері страхового бізнесу їх використовують для виявлення повторюваних структур у даних про премії, виплати чи динаміку доходів. Перевагою CNN є здатність автоматично виділяти головні ознаки. До недоліків можна віднести відносно складну інтерпретацію результатів та високі вимоги до обсягу даних.

Гібридні нейромережеві архітектури (Hybrid NN) поєднують властивості MLP, LSTM або CNN, що часто дає змогу підвищити точність



прогнозу. У страхуванні їх застосовують для моделювання взаємозалежностей між фінансовими, макроекономічними та поведінковими показниками клієнтів [6; 7; 12, с. 396–399]. Вони забезпечують баланс між гнучкістю та точністю, ураховують як часову, так і структурну складові даних. Недоліком цих архітектур є те, що потребують значних обчислювальних ресурсів і складного налаштування.

Автокодери (Autoencoders) використовують для попереднього аналізу й очищення фінансових даних. У діяльності страхових компаній вони допомагають виявляти приховані патерни, відновлювати пропущені значення та визначати аномальні спостереження (наприклад, нетипові збитки або випадки шахрайства). Хоча автокодери не здійснюють безпосереднього прогнозування, проте покращують якість даних і можуть бути корисними на етапі підготовки інформаційних наборів для складніших моделей.

Нейро-нечіткі системи (NFS) поєднують властивості нейронних мереж та нечіткої логіки. Вони забезпечують можливість формування правил ухвалення рішень у ситуаціях невизначеності [4; 6]. У страховій практиці такі системи застосовують для оцінювання ризиків, прогнозування збитковості портфелів і підтримки управлінських рішень. Їхньою перевагою є висока інтерпретованість результатів. Водночас побудова моделей потребує експертної участі та значного часу на налаштування.

Порівняння розглянутих архітектур дає змогу встановити їх диференційовану придатність до прогнозування прибутковості в страхуванні. Багатошаровий перцептрон (MLP) доцільно застосовувати у разі відносної ринкової стабільності та коротких горизонтів прогнозу, оскільки ця модель ефективно відтворює основні закономірності взаємозв'язків між страховими преміями, витратами та активами без необхідності складної попередньої обробки даних. Рекурентні мережі (RNN, LSTM, GRU) виявилися більш придатними для моделювання динаміки страхових показників у часі, зокрема циклічності прибутку та впливу зовнішніх шоків, що є характерним для



воєнного та посткризового періодів. Конволюційні та гібридні моделі забезпечують вищу точність у ситуаціях, коли треба аналізувати великі масиви неоднорідних даних, зокрема поведінкові патерни страхувальників, структурні зміни в портфелі або нетипові ризикові події. Автокодери та нейронечіткі системи виконують допоміжну функцію, підвищуючи якість даних і рівень інтерпретованості результатів, що важливо для управлінських рішень.

Проведений аналіз показує, що вибір архітектури нейронної мережі має ґрунтуватися на особливостях ринкової ситуації та завданнях прогнозування. У стабільних економічних умовах доцільним є використання MLP, тоді як у мінливих, кризових або перехідних періодах перевагу варто віддавати рекурентним та гібридним моделям, здатним урахувувати часові залежності та структурні розриви в динаміці показників.

Отже, нейромережеві моделі суттєво відрізняються за структурою, складністю, вимогами до даних і точністю прогнозування. У сфері страхового бізнесу вибір оптимальної архітектури залежить від обсягу історичної інформації, частоти оновлення показників та необхідної глибини аналітики. Вибір конкретного типу нейронної мережі в прогнозуванні прибутковості страхової компанії має базуватися на масштабі даних, горизонті прогнозу, наявності часових закономірностей і потрібному рівні точності. Найбільш перспективними вважають гібридні моделі, які поєднують властивості MLP і LSTM. Вони є оптимальними з погляду адаптивності, точності та інтерпретованості результатів.

Таблиця 1 узагальнює основні характеристики сучасних нейромережевих моделей, що застосовуються для прогнозування прибутковості страхових компаній. Кожна архітектура має власні переваги залежно від мети дослідження та структури вхідних даних.



Таблиця 1

Порівняльна характеристика нейромережових моделей, що застосовуються у діяльності страхових компаній

Модель	Основне призначення	Аналітична характеристика	Стійкість до змін середовища	Доцільність використання
MLP	Прогноз короткострокової прибутковості	Висока точність на невеликих вибірках; не враховує часові зв'язки	Середня	Стабільні ринкові умови
RNN	Аналіз часових залежностей	Ураховує інерційність; складне навчання	Висока	Динамічне середовище
LSTM	Довгострокові прогнози прибутковості	Точна й стабільна; потребує великих даних	Дуже висока	Стратегічне прогнозування
GRU	Коротко- / середньострокові прогнози	Швидке навчання; менша точність на довгих рядах	Висока	Волатильні умови
CNN	Виявлення структурних і сезонних закономірностей	Добре працює з великими масивами даних; складна інтерпретація	Середня	Аналіз сезонності
Hybrid NN	Комплексне прогнозування	Поєднує точність і адаптивність; висока складність	Дуже висока	Нестабільне середовище
Autoencoder	Попередня обробка даних	Покращує якість вхідних даних; не прогнозує напряду	Висока	Підготовка даних
NFS	Прогноз у невизначеності	Інтерпретована модель; потребує експертних правил	Висока	Ризик-менеджмент

Джерело: узагальнено авторами на основі [4–12]

Отже, базові моделі типу MLP демонструють стабільну ефективність на невеликих вибірках і простих структурах даних. Їх доцільно використовувати для короткострокових прогнозів фінансових результатів. Рекурентні архітектури (RNN, LSTM, GRU), навпаки, мають вищу гнучкість і здатність відтворювати часову динаміку. Вони придатні для моделювання циклічних коливань та кризових відхилень у діяльності страхових компаній. Гібридні нейромережі (Hybrid NN) поєднують властивості кількох типів архітектур і



забезпечують узагальнення різних даних: фінансових, макроекономічних і поведінкових. Саме такі моделі формують основу сучасних підходів до управління ризиками та підвищення фінансової стійкості страхового бізнесу. Допоміжні моделі, як-от CNN, Autoencoder і NFS системи, допомагають у підготовці даних, розпізнаванні прихованих закономірностей і врахуванні експертних оцінок під час ухвалення управлінських рішень.

Таблиця 2 показує ефективність основних нейромережових моделей у прогнозуванні прибутковості страхових компаній залежно від типу прогнозу та характеристик середовища.

**Таблиця 2**

Використання нейромережових моделей для прогнозування прибутковості  
страхових компаній

Модель	Горизонт прогнозу	Тип і обсяг даних	Застосування
MLP	Короткостроковий	Агреговані фінансові показники; невеликий обсяг	Базовий прогноз прибутку, аналіз взаємозв'язків
RNN	Середньостроковий	Часові ряди; середній обсяг	Прогноз динаміки прибутковості, оцінювання циклічності
LSTM	Довгостроковий	Послідовні фінансові ряди; великий обсяг	Аналіз структурних змін, довготривалі прогнози
GRU	Коротко-/ середньостроковий	Послідовні дані середньої глибини	Оперативний прогноз у волатильних умовах
CNN	Середньостроковий	Великі багатовимірні дані	Виявлення сезонності й трендів прибутковості
Hybrid NN	Коротко-/ довгостроковий	Змішані (фінансові, макроекономічні); великий обсяг	Комплексний прогноз, адаптація до нестабільності
Autoencoder	Допоміжний	Неагреговані дані для очищення; середній обсяг	Виявлення аномалій, попередня обробка даних
NFS	Гнучкий	Комбіновані кількісні й експертні дані	Прогнозування ризиків, підтримка рішень

Джерело: узагальнено автором на основі [4–12]

Практика використання нейромережових моделей у страховому секторі демонструє, що різні архітектури мають чітко окреслені сфери застосування та підтверджені результати. Модель багатошарового перцептрона для



визначення ймовірності банкрутства страховиків у Нігерії засвідчила стабільність за різних обсягів даних і точніше спрогнозувала фінансові проблеми порівняно зі статистичними підходами в умовах високої волатильності активів компаній [14]. Глибокі нейронні мережі досить ефективні в складних страхових продуктах [15], зокрема оцінювання портфелів змінних ануїтетів за допомогою нейромереж дало змогу суттєво пришвидшити розрахунки, що робить цей підхід затребуваним для моделювання ризиків у великих міжнародних страхових компаніях.

Ці приклади підтверджують, що MLP-мережі дієві для завдань класифікації та виявлення проблемних страховиків. Глибокі мережі ефективні для характеристики складних страхових зобов'язань. Рекурентні моделі (RNN, LSTM, GRU) у практиці застосовують для прогнозування прибутковості, динаміки виплат і сезонних коливань. Отже, міжнародні кейси демонструють, що вибір архітектури має залежати від завдання, наприклад, раннього попередження ризиків чи оцінювання великих портфелів або прогнозування фінансових показників. Оптимальну архітектуру треба обирати з урахуванням характеру даних і волатильності ринкового середовища. Для стабільних періодів доцільними є MLP-моделі. У кризових або перехідних умовах варто віддавати перевагу рекурентним або гібридним мережам, здатним зважати на часову динаміку та структурні зміни.

Такий підхід формує підґрунтя для подальших досліджень щодо оптимізації моделей штучного інтелекту у сфері страхування та розроблення інтегрованих систем підтримки управлінських рішень.

**Висновки.** Проведене дослідження підтвердило, що використання нейромережевих технологій є перспективним напрямом підвищення точності прогнозування прибутковості страхових компаній та зміцнення їхньої фінансової стійкості. Сучасні архітектури штучних нейронних мереж дають змогу не лише моделювати нелінійні взаємозв'язки між фінансовими показниками, а й адаптувати прогнози до динаміки ринкових змін.



Базові моделі типу MLP є доцільними для короткострокових прогнозів і моніторингу стабільних періодів діяльності. Архітектури LSTM і GRU здатні краще відтворювати часові закономірності та прогнозувати прибутковість у волатильних або кризових умовах. Найбільш гнучкими є Hybrid NN, які поєднують кілька підходів і допомагають інтегрувати фінансові, макроекономічні та поведінкові змінні. Саме ці моделі створюють основу для побудови інтелектуальних систем підтримки управлінських рішень у фінансово-страхових операціях.

Практична цінність результатів полягає в можливості використання розглянутих підходів для вдосконалення аналітичних систем фінансового менеджменту, збільшення ефективності стратегічного планування та посилення конкурентоспроможності страхових компаній. Застосування нейромережових методів прогнозування сприяє переходу від традиційного статистичного оцінювання до інтелектуального моделювання, орієнтованого на точні, адаптивні й довгострокові управлінські рішення.

Важливим напрямом подальших досліджень є розроблення комбінованих нейромережових архітектур, що враховують вплив макроекономічних та структурних чинників, наприклад, інфляції, валютних коливань, воєнних ризиків, сезонності. Такі моделі дають змогу точніше визначати прибутковість та ризики страхових компаній у середовищі підвищеної невизначеності.

### **Список використаних джерел**

1. Hanbali H. Insurance cycles detection using neural networks. *Annals of Actuarial Science*. 2025. Vol. 19, № 2. P. 350–371. DOI: <https://doi.org/10.1017/S1748499525000053>.
2. Al Omari R., Alkhalaf R. S., Jaber J. J. artificial neural network for classifying financial performance in Jordanian insurance sector. *Economies (MDPI)*. 2023. Vol. 11, № 4. Article 106. DOI: <https://doi.org/10.3390/economies11040106>.



3. Holvoet F., Antonio K., Henckaerts R. Neural networks for insurance pricing with frequency and severity data: a benchmark study from data preprocessing to technical tariff. 2023. arXiv preprint arXiv:2310.12671. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.12671>.

4. Приказюк Н. В., Дорошенко А. Р. Потенційний вплив штучного інтелекту на результативність роботи life-страховиків. *Причорноморські економічні студії*. 2025. № 91. С. 117–122. URL: [https://bses.in.ua/journals/2025/91\\_2025/20.pdf](https://bses.in.ua/journals/2025/91_2025/20.pdf) (дата звернення: 21.10.2025).

5. Коростін О. О. Оптимізація маршрутів морських перевезень за допомогою штучного інтелекту: аналіз можливостей та викликів. *Computer-integrated technologies: education, science, production*. 2024. № 56. С. 31–38. URL: <https://cit-journal.com.ua/index.php/cit/article/view/598> (дата звернення: 21.10.2025).

6. Писаренко Н. В., Ткаченко Я. С., Кобзиста О. О. Інтелектуальні моделі прогнозування в страхуванні: синергія нейромереж і блокчейн-технологій. *Вісник Академії праці, соціальних відносин і туризму. Серія: економіка, психологія та управління* 2025. № 5. DOI: <https://doi.org/10.54929/3041-2390-2025-05-03-02>.

7. Bahia I. S. H. Using artificial neural network modeling in forecasting revenue: Case study in national insurance company / Iraq. *International Journal of Intelligence Science*. 2013. Vol. 3, № 3. P. 136–143. DOI: <https://doi.org/10.4236/ijis.2013.33015>.

8. Tarnavskiy O., Kolomiets V. identifying insurance companies' business models in Ukraine: cluster analysis and machine learning. *Visnyk of the National Bank of Ukraine*. 2021. № 252. P. 37–55. DOI: <https://doi.org/10.26531/vnbu2021.252.02>.

9. Картолапов Д. М., Олійник Н. М. Прогнозування страхового випадку за допомогою нейронних мереж. *Держава та регіони. Серія: Економіка та підприємництво*. 2018. № 5 (104). С. 154–160. URL:



[http://www.econom.stateandregions.zp.ua/journal/2018/5\\_2018/5\\_2018.pdf](http://www.econom.stateandregions.zp.ua/journal/2018/5_2018/5_2018.pdf) (дата звернення: 21.10.2025).

10. Луценко О., Щербак С. Розподілений аналіз даних в хмарних сервісах для страхових компаній. *SISN*. 2024. № 15. С. 341–356. DOI: <https://doi.org/10.23939/sisn2024.15.341>.

11. Abdulkadir U. I., Fernando A. A Deep learning model for insurance claims predictions. *Journal on Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 6, № 1. P. 71–83. DOI: <https://doi.org/10.32604/jai.2024.045332>.

12. El-Khateeb A. The effectiveness of machine learning techniques in measuring the profitability of insurance underwriting for Jordanian insurance companies. *Journal of Xi'an University of Architecture & Technology*. 2025. Vol. XVI, № 1. P. 393–417. <https://doi.org/10.37896/JXAT16.1/33131>.

13. Ramos-Pérez E., Alonso-González P. J., Núñez-Velázquez J. J. Mack-Net model: blending Mack's model with recurrent neural networks. *Expert Systems with Applications*. 2022. Vol. 201. P. 117146. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117146>.

14. Ibiwoye A., Ajibola O. E., Sogunro A. B. Artificial neural network model for predicting insurance insolvency. *International Journal of Management and Business Research*. 2012. Vol. 2, № 1. P. 59–68. URL: <http://ir.unilag.edu.ng:8080/xmlui/handle/123456789/1726> (дата звернення: 21.10.2025).

15. Hejazi S. A., Jackson K. R. A neural network approach to efficient valuation of large portfolios of variable annuities. *Insurance: Mathematics and Economics*. 2016. Vol. 70. P. 169–181. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.insmatheco.2016.06.013>.