

DOI: <https://doi.org/10.32782/ecovis/2025-2-1>
УДК 330.341

Акулов Олексій Олексійович
*аспірант кафедри економіки та фінансів,
ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК»*
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5334-9597>

Радіонова Ірина Федорівна
*доктор економічних наук, професор,
ДВНЗ «Київський національний економічний університет
імені Вадима Гетьмана»;
ВНЗ «Університет економіки та права «КРОК»*
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0941-2867>

ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ АНАЛІЗУ ВПЛИВУ ІКТ-СЕКТОРУ НА ЕКОНОМІЧНЕ ЗРОСТАННЯ В УКРАЇНІ

У статті аналізується вплив ІКТ-сектору на економічне зростання в Україні, з урахуванням можливих нелінійних та неочевидних взаємозв'язків. Сформульовано та перевірено гіпотезу про те, що ІКТ-сектор має складний і багатоканальний вплив на економічне зростання, який здійснюється у поєднанні з іншими ресурсними, фінансовими та монетарними змінними. Для перевірки гіпотези використані дані Світового банку та Державної служби статистики України за 2000–2023 рр. На першому етапі дослідження застосований регресійний аналіз, який підтвердив статистичну значущість показника частки ІКТ-сектору у валовій доданій вартості (ВДВ), з лагом у один рік. На другому етапі побудовано модель штучної нейронної мережі, що дозволило врахувати нелінійні комбінації факторів. Результати свідчать про те, що частка ІКТ-сектору у ВДВ належить до найвпливовіших чинників економічної динаміки. Отримані результати підтвердили гіпотезу про вплив ІКТ-сектору на економічне зростання в Україні.

Ключові слова: ІКТ-сектор, економічне зростання, штучні нейронні мережі, економічне моделювання.

Oleksii Akulov
*Postgraduate Student at the Department of Economics and Finance,
KROK University*

Iryna Radionova
*Doctor of Economic Science, Professor,
Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman;
KROK University*

APPLYING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO ANALYZE THE IMPACT OF ICT-SECTOR ON THE ECONOMIC GROWTH IN UKRAINE

The article analyzes the impact of the ICT sector on the economic dynamics of Ukraine, with particular attention to nonlinear interactions that cannot be fully captured by traditional econometric models. The research is guided by the hypothesis that the influence of ICT is complex and multifaceted, being transmitted through resource, financial, and monetary channels. The dataset combines World Bank World Development Indicators and statistics from the State Statistics Service of Ukraine for 2000–2023. At the first stage, OLS regression with Newey–West robust errors was applied. The results showed that ICT's direct share in GVA was not statistically significant, but its lagged value (ICT % GVA lag1) emerged as a stable and meaningful predictor of GDP growth. At the second stage, a neural network model was implemented to account for nonlinearities and hidden interactions. The model demonstrated high predictive accuracy (MAE $\approx$ 5 percentage points, RMSE $\approx$ 5.8, MASE $<$ 1) and revealed that ICT, gross capital formation, and military expenditure are the top three factors shaping Ukraine's economic dynamics. The findings highlight that ICT exerts a significant nonlinear effect on macroeconomic development, often interacting with other variables through indirect channels. The confirmed hypothesis emphasizes the strategic role of the ICT sector in economic stabilization and long-term growth, underscoring the importance of policies that enhance its expansion and integration into the broader economy.

Keywords: ICT-sector, economic growth, artificial neural networks, economic modeling.



© Акулов О.О., Радіонова І.Ф., 2025

Постановка проблеми. Сектор інформаційно-комунікаційних технологій (ІКТ-сектор) є одним з найбільш динамічних складників сучасної економіки. Він відіграє роль каталізатора, сприяючи вищій продуктивності, інноваціям, створенню нових робочих місць, формуванню міжсекторних ефектів цифровізації інших галузей тощо. За даними Eurostat, ІКТ-сектор у країнах Європейського Союзу у 2022 році забезпечив 5,5 % валової доданої вартості (ВДВ) та створював понад 7 млн робочих місць. У кожній країні ЄС продуктивність праці в ІКТ-секторі є вищою, ніж у інших секторах та видах діяльності. Це підтверджує припущення про визначальну роль сектора як рушія зростання ефективності економіки та створення інновацій. [1]

В Україні ІКТ-сектор виконує роль стратегічного сектору, здатного підтримувати макроекономічну стабільність навіть у кризових умовах. Згідно з дослідженням організації «IT Ukraine Association», експорт ІТ-послуг у 2024 році становив 6,4 млрд дол. США та формував більше 37 % експорту послуг країни. У секторі працює понад 307 тис. фахівців. Більш, ніж 80 % доходів сектору формується за рахунків зовнішніх ринків. Це робить ІКТ-сектор не лише джерелом інноваційного розвитку, а й ключовим стабілізатором платіжного балансу та валютних надходжень. [2] У 2025 році, за оцінками Frost & Sullivan, розвиток ІКТ визначають такі ключові технології, як генеративний штучний інтелект (GenAI), 5G, edge AI, блокчейн та віртуальна реальність (VR), які здатні суттєво впливати на конкурентну спроможність національних економік та економічне зростання [3].

Попри стратегічне значення ІКТ-сектору для економіки, його вплив на основні макроекономічні показники не є прямолінійним й очевидним. До прикладу, у кризові роки сектор може відігравати суттєву роль у стабілізації економіки. Натомість, в роки стабільного економічного зростання його відносна частка може зменшуватись через швидше зростання інших галузей. Така нелінійність взаємозв'язків формує необхідність нових підходів до аналізу.

В основу цього дослідження покладена гіпотеза: вплив ІКТ-сектору на економічне зростання України має складний і нелінійний характер. Цей вплив може реалізовуватися через ресурсні, фінансові та монетарні канали. Класичні методи економічного аналізу – регресійний аналіз та аналіз на основі моделі «витрати-випуск» Леонтьєва – дають достатньо релевантне пояснення впливу ІКТ-сектору на економічне зростання. Але при застосуванні класичних методів пояснюються, переважно, лінійні ефекти й менша увага приділяється складним та асиметричним впливам ІКТ-сектору. Традиційні методи аналізу дозволяють оцінювати лише частину реальних ефектів, що обмежує можливості прогнозування та розробки релевантної економічної політики [4].

З огляду на зазначене, доцільним є застосування моделей штучних нейронних мереж, які дозволяють врахувати нелінійні взаємозв'язки, приховані канали впливу ІКТ-сектору, а також сформулювати більш обґрунтовані висновки щодо ролі сектору в стабілізації та в відновленні національної економіки.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Штучні нейронні мережі все частіше використовуються в економічних дослідженнях для моделювання складних і нелінійних взаємозв'язків, для прогнозування макроекономічних показників та для виявлення прихованих закономірностей у великих масивах даних. Вони застосовуються як на загальному національному рівні для оцінки впливу окремих секторів економіки та видів діяльності, так і в міжнародних порівняннях.

У технічному звіті OECD (2024) подано методичку оперативного прогнозування темпів зростання ІКТ-сектору з використанням інноваційних джерел даних, зокрема Google Trends. Автори звіту підкреслюють те, що традиційна статистика не забезпечує достатньої оперативності для найбільш динамічного ІКТ-сектору й пропонують поєднання статистичних фільтрів (Hodrick–Prescott, Lowess) із методами машинного навчання. Результати моделі засвідчили стійкість ІКТ під час пандемії COVID-19. Автори дослідження засвідчили значні можливості використання рекурентних нейронних мереж, які нагромаджують контекст з використанням попередніх елементів послідовності зв'язків між змінними й тому підвищують точність прогнозів [5].

У статті N. Hüsnuoğlu та V. Oda (2022) проаналізовано вплив ІКТ-сектору на економічне зростання Туреччини на основі порівняння ARIMA-моделі та штучної нейронної мережі (ШНМ) [6].

У роботі О. Khodaveyrdi, А. Mohandessi, Н. Nemati (2009) досліджено взаємозв'язок між розвитком ІКТ та економічним зростанням у світовому масштабі [7].

В окремому розділі колективної монографії І. Radionova та Y. Farenjuk (2022) ілюстрували результати застосування інструментів Data Science, зокрема штучних нейронних мереж, для аналізу економічних процесів в умовах макро- та мікроекономічної невизначеності. [8]

Велика кількість досліджень присвячена власне прогнозуванню макроекономічних показників з використанням штучних нейронних мереж. Це роботи Olawoyin, Anifat & Chen, Yangjuin. (2018) [9], Cook, Thomas & Hall, Aaron. (2017) [10], Xie, Huaqing & Xu, Xingcheng & Yan, Fangjia & Qian, Xun & Yang, Yanqing. (2024) [11], González, S.O., Delorme, F., Pilon, G., & Lamy, R.E. (2000) [12], Lazcano de Rojas, Ana & Jaramillo-Morán [13], Babii, Andrii & Ghysels, Eric & Striaukas, Jonas. (2023) [14], da Costa, Kleyton & Silva, Felipe & Cordeiro, Josiane. (2020) [15].

Важливі технологічні аспекти побудови штучних нейронних мереж розглянуті в роботах Beltratti,

Andrea & Margarita, Sergio & Terna, Pietro. (1999) [16], Simon Haykin (2009) [17].

Мета статті. Метою статті є ідентифікація та аналіз нелінійних зв'язків між ІКТ-сектором та темпами зростання української економіки з використанням інструментів штучних нейронних мереж. Реалізація цієї мети передбачає виявлення тих макроекономічних змінних, через взаємодію з якими відбувається вплив ІКТ-сектору на економічне зростання.

Виклад основного матеріалу дослідження. Для перевірки гіпотези про нелінійний вплив ІКТ-сектору на економічне зростання в Україні побудована модель, у якій залежною змінною (Y) є зростання реального ВВП у відсотках (GDP growth, % (annual)). Незалежні змінні моделі об'єднані у три групи, з огляду на обґрунтовані та верифіковані в макроекономічній науці підходи до пояснення факторів економічного зростання. Такими групами незалежних змінних (предикторів моделі), на думку авторів, можуть бути

1) ресурсні фактори, пов'язані з виробничим і людським потенціалом, рівнем цифровізації та рівнем технологічного забезпечення економіки;

2) фінансові фактори, які, передусім, пов'язані з доходами та витратами державного бюджету, з витратами у зовнішньоекономічній діяльності;

3) монетарні фактори, що формують стабільність національної валюти та зовнішню економічну рівновагу, втілену в платіжному балансі та в резервних активах національної економіки.

Загальний вигляд моделі може подаватись рівнянням:

$$Y_t = f(R_t, F_t, M_t) + \varepsilon_t,$$

де Y_t – GDP growth, % (annual) у період t ,

R_t – вектор (блок) ресурсних факторів,

F_t – вектор (блок) фінансових факторів,

M_t – вектор (блок) монетарних факторів.

Основним джерелом даних для побудови моделі стала статистика World Bank (World Development Indicators, WDI). [18] Частково, база даних щодо ІКТ-сектору України, сформована з джерела Державної служби статистики України [19] Окремі значення змінних, які були відсутні в згаданих двох джерелах, віднайдені в статистичному ресурсі Statista. [20]

Під час формування бази даних для побудови нейронної мережі дотримані такі ключові вимоги, а саме: 1) повнота й максимально можлива довжина часових рядів, 2) використання відносних величин.

Дотримання першої вимоги забезпечує коректне навчання нейронної мережі й, відповідно, більшу точність прогнозу. Дотримання другої вимоги дозволяє уникнути викривлень, пов'язаних з використанням номінальних величин, а також забезпечує порівнянність змінних (предикторів) моделі з залежною змінною моделі – темпом економічного зростання.

База даних для побудови моделі охоплює період 2000–2023 рр. Попри те, що статистика World Bank (WDI) містить окремі дані, починаючи з 1990 р., показники ІКТ-сектору, здебільшого, доступні лише з 2000 року.

Окремі дані, що могли б покращити модель, наприклад, такі, як частка ІКТ у проміжному споживанні, зайнятість у ІКТ-секторі тощо, не використані в моделі через короткі часові ряди, які охоплюють лише період 2010–2024 рр.

Перелік всіх відібраних для побудови моделі незалежних змінних поданий в таблиці 1.

Як свідчать дані з таблиці 1, для побудови моделі використані 18 змінних, що об'єднані у три групи.

Розрахунки моделі виконані у середовищі Visual Studio Code з використанням мови програмування Python та бібліотек scikit-learn та pandas.

Попередня підготовка даних для побудови нейронної мережі охоплювала такі процедури:

1) заповнення пропусків статистичних даних за певні роки в межах періоду 2000 – 2003 рр. методом лінійної інтерполяції у тих випадках, коли такі дані були відсутні в офіційних джерелах;

2) виключення з моделі змінних з надто високою парною кореляцією ($|corr| \geq 0.9$), для уникнення, так званого «дублювання інформації»;

3) перевірка на мультиколінеарність з застосуванням індексу VIF (Variance Inflation Factor) та виключення з моделі тих змінних, для яких $VIF > 10$, з метою збереження здатності моделі бути інтерпретованою;

4) позбавлення від автокореляції та гетероскедастичності у залишках (методом OLS з корекцією стандартних похибок Ньюї–Веста – HAC), що дало можливість отримати більш надійні значення t - та F -статистики, а також правильно відібрати змінні моделі.

У початковому варіанті моделі ключова для цього дослідження змінна – «ІКТ-сектор у валовій доданій вартості (% ВДВ)» виявилась статистично незначущою ($p\text{-value} > 0.1$). Тому був протестований варіант імплементації в модель цієї ж змінної – ICT (% GVA) – з лагом у один та два роки. З'ясовано, що змінна ICT (% GVA) з лагом у один рік є статистично значущою.

Статистична значущість змінної ICT (% GVA) саме з певним лагом має достатньо обґрунтоване економічне пояснення. Воно полягає у тому, що вплив ІКТ-сектору на економічне зростання передбачає певний адаптаційний період. Ймовірно, що в межах цього періоду економічні суб'єкти – споживачі кінцевої продукції та підприємці – пристосовуються до продуктів, створених в ІКТ-секторі. Й лише з часом це позначається на продуктивності та економічному зростанні. Тому, до фінальної моделі включена лише змінна ICT (% GVA) lag1, яка відображає «відкладений на рік» вплив ІКТ-сектору на зростання ВВП.

Таблиця 1

Перелік незалежних змінних та їх позначення у моделі

Група змінних	Назви змінних	Англійські відповідники назв змінних у статистиці (WBI)
Ресурсні	Приріст населення (річна зміна %)	Population growth (annual %)
	Валові капітальні інвестиції (% ВВП)	Gross capital formation (% of GDP)
	Загальний показник зарахування до закладів вищої освіти (%)	School enrollment, tertiary (% gross)
	Охоплення населення мобільним зв'язком (на 100 осіб)	Mobile cellular subscriptions (per 100 people)
	Користувачі Інтернету (% населення)	Individuals using the Internet (% of population)
	ІКТ-сектор у валовій доданій вартості (% ВДВ)	ICT (% of GVA)
	Експорт ІКТ-послуг (% експорту послуг, за даними платіжного балансу)	ICT service exports (% of service exports, BoP)
Фінансові	Податкові надходження (% ВВП)	Tax revenue (% of GDP)
	Доходи бюджету без грантів (% ВВП)	Revenue, excluding grants (% of GDP)
	Військові витрати (% ВВП)	Military expenditure (% of GDP)
	Чистий експорт (% ВВП)	Net exports (% of GDP)
Монетарна	Сальдо поточного рахунку (% ВВП)	Current account balance (% of GDP)
	Широкі гроші (% ВВП)	Broad money (% of GDP)
	Інфляція, за дефлятором ВВП, (річна зміна, %)	Inflation, GDP deflator (annual %)
	Індекс реального ефективного валютного курсу (2010 = 100)	Real effective exchange rate index (2010 = 100)
	Загальні резервні активи (% від загального зовнішнього боргу)	Total reserves (% of total external debt)
	Зовнішній борг (% ВНД)	External debt stocks (% of GNI)
	Обслуговування зовнішнього боргу (% від експорту)	Total debt service (% of exports)

Після застосування чотирьох процедур відбору змінних, отримана багатофакторна регресійна модель, яка має прийнятну якість (рис. 1).

Інформація, подана на рис. 1, свідчить про таке:

- модель має достатньо високу пояснювальну здатність: $R^2 = 0.789$ означає, що змінні моделі пояснюють майже 80% варіації темпів зростання ВВП;
- помітна відмінність між $R^2 = 0.789$ та $adj. R^2 = 0.614$ може означати те, що частково відібрані змінні моделі є зайвими;
- значення критерію Фішера ($F = 38.61$ при $p < 0.001$) підтверджує загальну статистичну значущість рівняння моделі. Тобто, відібрані змінні та коефіцієнти при цих змінних є, загалом, правильними.

У подальшому аналізі, для покращання якості моделі, з переліку змінних вилучені ще дві – індекс реального ефективного обмінного курсу та частка зовнішнього боргу у відсотках до ВНД. Підставою для такого вилучення стало те, що ймовірність хибності значень коефіцієнтів при змінних була найбільшою та впритул наближалась до критичного значення $p = 0,1$.

За результатом всієї сукупності процедур відбору змінних (предикторів) моделі, для подальшого моделювання з використанням нейронної мережі залишено вісім змінних, а саме:

- ICT (% GVA) lag1
- Gross capital formation (% of GDP)
- Revenue, excluding grants (% of GDP)

- Net exports (% of GDP)
- Military expenditure (% of GDP)
- Broad money (% of GDP)
- Total reserves (% of total external debt)
- Inflation, GDP deflator: linked series (annual %)

Показовим є те, що серед відібраних, за статистичними критеріями, змінних залишились ті, які стосуються всіх трьох груп факторів – ресурсних, фінансових та монетарних.

Достатньо очевидним є економічний зміст впливу відібраних факторів.

– Вплив частки ІКТ-сектору у ВДВ із лагом у рік (ICT (% GVA) lag1) відображає відкладений ефект цифровізації та інших продуктів ІКТ-сектору, що змінюють технологічний дизайн економіки, на економічне зростання.

– Вплив інвестицій у капітал (Gross capital formation) формує здатність економіки відновлювати виробничий потенціал і забезпечувати його збільшення, як ресурсу для економічного зростання.

– Чистий експорт (Net exports) об'єктивно впливає на обсяги ВВП та економічне зростання як складник сукупних витрат.

– Показник податкових надходжень у відсотках до ВВП (Revenue, excluding grants (% of GDP)) відображає рівень податкового навантаження на платників. Як відомо, податкове навантаження може ставати або джерелом зростання, або, навпаки, гальмом для нього. Гальмування відбувається у випадку пере-

Dep. Variable: GDP growth (annual %)	R-squared: 0.789			
Model: OLS	Adj. R-squared: 0.668			
Method: Least Squares	F-statistic: 33.82			
No. Observations: 23	Prob (F-statistic): 0.0000000733			
Df Residuals: 14	Log-Likelihood: -65.204			
Df Model: 8	AIC: 148.4			
Covariance Type: HAC	BIC: 158.6			
	coef	str err	t	p
const	-130.8731126	50.90093442	-2.57113	0.024494
Net exports (% of GDP)	1.09104008	0.428920782	2.543687	0.025763
Gross capital formation (% of GDP)	2.562546096	0.620035169	4.132904	0.001388
Revenue, excluding grants (% of GDP)	2.354437732	1.07119827	2.197948	0.048314
Military expenditure (% of GDP)	0.656528709	0.325158241	2.019105	0.066389
Inflation, GDP deflator: linked series (annual %)	-0.686048713	0.185144778	-3.70547	0.003006
Broad money (% of GDP)	-0.295925685	0.155245666	-1.90618	0.080855
Total reserves (% of total external debt)	-0.219264485	0.117980553	-1.85848	0.087792
Real effective exchange rate index (2010 = 100)	-0.009183611	0.076470084	-0.12009	0.906396
External debt stocks (% of GNI)	0.012285411	0.082632002	0.148676	0.884278
ICT (% GVA) lag1	9.693924058	3.193584697	3.035437	0.010361
Omnibus: 1.352	Durbin-Watson: 2.724			
Prob(Omnibus): 0.509	Jarque-Bera (JB): 1.228			
Skew: 0.484	Prob(JB): 0.541			
Kurtosis: 2.412	Cond. No. 2.58e+03			

Рис. 1. Показники якості багатфакторної регресійної моделі

вищення доцільної (оптимальної) межі податкового навантаження на платників.

– Військові витрати (Military expenditure) в сучасному українському контексті є критично важливими, з огляду на формування необхідних умов національної безпеки. Вплив цих витрат на зростання є контраверсійним: і стимулюючим, і стримуючим, водночас. Через розвиток військово-промислового комплексу (ВПК), створення додаткових робочих місць та доходи зайнятих у ВПК осіб, військові витрати можуть здійснювати мультиплікативний вплив на економіку та зростання.

– Зміни грошової пропозиції, визначеної за показником широких грошей (Broad money), загалом, впливають на економічне зростання позитивно, якщо корелюють зі змінами реального ВВП. Натомість, зміни грошової пропозиції стають стримуючим фактором, якщо така кореляція відсутня.

– Резервні активи у відсотках до зовнішнього боргу (Total reserves) можуть впливати на зростання через фактор макрофінансової стійкості та через рівень довіри до національної валюти. Позитивний вплив резервних активів на економічне зростання передбачає відповідність їх обсягів нормативним вимогам безпечного обсягу цих активів.

– Інфляція (Inflation, GDP deflator), досягаючи рівня галопуючої, перетворюється у фактор гальмування економічного зростання.

Взаємодія вісьмох відібраних змінних моделі є складною та неочевидною. Наприклад, вплив ІКТ-сектору на економічне зростання може поси-

люватися за умов високих інвестицій в технічні нововведення, але бути «приглушеним» у періоди економічних шоків. Саме тому й використовується модель нейронної мережі, яка дозволяє враховувати нелінійні зв'язки та приховані взаємодії між ключовими макроекономічними змінними.

Для перевірки сформульованої гіпотези використано багатшарову перцептронну мережу (MLP), яка здатна враховувати нелінійні взаємозв'язки між змінними. Як відомо, перцептронна мережа має таку структуру:

вхідний шар (у нашому випадку, це – набір з 18-х змінних),

один або кілька прихованих шарів (в межах якого відбувається обробка вхідних даних та навчання моделі),

вихідний шар (у нашому випадку, це – залежна змінна річного темпу зростання ВВП).

В термінах нейромережевого підходу, рівняння, за формулою (1), має бути трансформоване. У випадку трансформації, функція $f(\cdot)$, що відображає вплив ресурсних, фінансових та монетарних факторів, апроксимується штучною нейронною мережею у векторному вигляді:

$$\hat{Y}_t = V * f(WX_t + b) + c, \quad (2)$$

де $X_t = (R_t, F_t, M_t)$ – вектор вхідних змінних,

V, W – матриці ваг,

b, c – зміщення,

$f(\cdot)$ – активаційна функція, яка дозволяє враховувати нелінійні взаємозв'язки між факторами.

З урахуванням внутрішніх компонентів – нейронів, або вузлів взаємодії між змінними, формула (2) моделі набуває такого виду:

$$h_j(t) = f\left(\sum_{i=1}^d w_{ij}x_{it} + b_j\right), \quad j=1, \dots, m, \quad (3)$$

$$\hat{Y}_t = \sum_{j=1}^m v_j h_j(t) + c, \quad (4)$$

де $h_j(t)$ – активація j -го нейрона прихованого шару,
 w_{ij} – вага зв'язку між i -ю вхідною змінною та j -м нейроном,

v_j – вага зв'язку між j -м нейроном і виходом,
 b_j, c – зміщення.

Наведені формули відображають те, що кожна вхідна змінна x_{it} (ресурсний, фінансовий чи монетарний фактор) потенційно може впливати на всі нейрони прихованого шару. Водночас, завдяки механізму навчання ваг w_{ij} , деякі з цих впливів виявляються незначними або практично нульовими. Це дає можливість нейромережі автоматично відбирати релевантні (дійсно впливові) фактори та формувати різні нелінійні комбінації для оцінки впливу і прогнозу змінної $\hat{Y}_t$.

Під час моделювання здійснені такі кроки для забезпечення стабільності та надійності побудованої моделі:

1. Часовий ряд розподілено на п'ять частин у зв'язку з тим, що на кожній ітерації модель тренується лише на попередніх роках і перевіряється на наступних, зберігаючи хронологію змін.

2. Архітектура нейронної мережі обмежена одним прихованим шаром, тобто, одним рівнем обробки даних та «навчання моделі».

3. Кількість нейронів (вузлів даних) обмежена вісьмома. Це зроблено свідомо для того, щоб не спричиняти додаткове перенавчання моделі, а також у зв'язку з обмеженими часовими рядами вхідних даних.

4. Для налаштування архітектури мережі, окрім відбору кількості нейронів у прихованому шарі, застосовані й коефіцієнти регуляризації α (0.1, 0.01, 0.001), які виконують роль «штрафування» за занадто великі ваги змінних й, отже, запобігають зайвому «перенавчанню моделі».

5. Для оцінки якості прогнозу використано три класичні оцінки помилки моделі, а саме:

- середня абсолютна похибка (MAE, Mean Absolute Error) – середнє значення модулів відхилень прогнозних значень від фактичних;

- середньоквадратична похибка (RMSE, Root Mean Squared Error) – квадратний корінь із середнього квадрата відхилень, що більш чутлива до великих помилок;

- масштабована середня абсолютна похибка (MASE, Mean Absolute Scaled Error) – відносна оцінка, при якій порівнюється точність моделі із, так званим «наївним прогнозом», за яким показник наступного року дорівнює попередньому. Значення $MASE < 1$ свідчить, що модель перевищує точність «наївного» прогнозу.

Повний перелік усіх протестованих комбінацій параметрів в моделі нейронної мережі, з урахуванням зазначених п'ятьох кроків покращання моделі, подано у таблиці 2.

Як свідчать результати, презентовані в таблиці 2, найкращу конфігурацію забезпечує прихований шар із 4 нейронами та найнижчою похибкою прогнозу ($\alpha = 0.001$), при якій (конфігурації) похибки мають такі значення: $MAE \approx 5.25$, $RMSE \approx 5.79$, $MASE \approx 0.73$.

В результаті, була сформована модель з одним прихованим шаром, чотирма нейронами при $\alpha = 0.001$ та з п'ятьма періодами розподілу даних у часі.

При аналізі якості моделі важливо враховувати дані на останньому часовому періоді. Таким був період 2018–2023 рр. На жаль, в межах цього періоду точність моделі не була високою ($MAE \approx 13.77$, $RMSE \approx 14.59$, $MASE \approx 0.62$). Об'єктивною причиною такого зменшення точності моделі є зовнішні шоки, що припали саме на цей період та були пов'язані з COVID-19, активною фазою війни та надвисокою макрофінансовою невизначеністю. Зрозуміло що ці шоки не могли бути відтворені та передбачені моделлю нейронної мережі в повній мірі. Адже мережа навчалась на даних попередніх періодів без згаданих шоків.

На рисунку 2 ілюстровані фактичні та прогнозні значення темпів зростання ВВП України у 2009–2023 рр. Йдеться про, так звану «out-of-fold» оцінку моделі, коли вона навчається на даних одного періоду, а перевіряється на даних іншого.

Як ілюструє рис. 2, нейронна мережа досить точно відтворила загальну економічну динаміку. Вона коректно відобразила рецесію 2009 р., початок війни 2014–2015 рр. та відновлення економіки 2016–2019 рр. Показовим є й відображення моделлю спаду, пов'язаного з COVID-19 у 2020 р.

У середньому, відхилення прогнозу від фактичних значень економічного зростання становлять близько 5 в.п. (MAE). Найбільші розбіжності між фактичними та прогнозними значеннями припадають на відрізок 2020–2022 рр., коли українська економіка зазнала декількох шоків одночасно. Однак, модель зафіксувала сам факт глибокого падіння у 2022 р., хоча його масштаб оцінений нижче, ніж він був в реальності.

Загалом, графічний аналіз підтверджує попередні статистичні результати, а саме: нейронна мережа добре відтворює середньострокові тренди та переломні моменти економічного розвитку. Але вона має обмежену здатність точно прогнозувати глибину спадів при шоківних впливах.

Наступним кроком аналізу з використанням моделі нейронної мережі є оцінювання внеску окремих змінних на прогнозовану змінну. Для цього використано метод пермутаційної важливості (Permutation Importance), який застосовується в сучасних підходах машинного навчання. Ідея методу – це випадкове «перемішування» значень

Таблиця 2

Порівняння якості моделей нейронної мережі з різною кількістю нейронів та коефіцієнтом регуляризації α .

neurons	α	MAE	RMSE	MASE
1	0.001	7.012±3.092	7.915±3.938	1.254±0.458
1	0.1	6.771±2.962	7.768±3.898	1.218±0.454
1	0.01	7.005±3.088	7.910±3.936	1.253±0.458
2	0.001	5.898±4.097	6.988±4.868	0.908±0.408
2	0.1	6.213±4.225	7.152±4.952	0.959±0.428
2	0.01	5.965±4.126	7.016±4.887	0.918±0.413
3	0.001	5.868±4.084	6.728±4.314	0.953±0.478
3	0.1	6.461±4.044	7.546±4.409	1.083±0.574
3	0.01	5.967±4.096	6.876±4.340	0.970±0.497
4	0.001	5.253±4.453	5.791±4.678	0.731±0.169
4	0.1	5.155±4.404	5.834±4.647	0.729±0.183
4	0.01	5.261±4.445	5.809±4.671	0.734±0.171
5	0.001	7.308±4.502	8.089±4.655	1.199±0.677
5	0.1	7.155±4.604	8.039±4.723	1.176±0.713
5	0.01	7.288±4.510	8.080±4.659	1.197±0.679
6	0.001	7.828±4.259	8.535±4.077	1.317±0.625
6	0.1	7.678±4.087	8.404±4.017	1.314±0.589
6	0.01	7.808±4.241	8.514±4.074	1.315±0.619
7	0.001	6.764±4.307	7.581±4.407	1.052±0.370
7	0.1	6.826±4.332	7.699±4.435	1.070±0.423
7	0.01	6.769±4.305	7.589±4.407	1.055±0.375
8	0.001	8.034±3.569	8.687±3.761	1.389±0.445
8	0.1	8.114±3.580	8.744±3.758	1.412±0.489
8	0.01	8.055±3.566	8.704±3.755	1.395±0.452

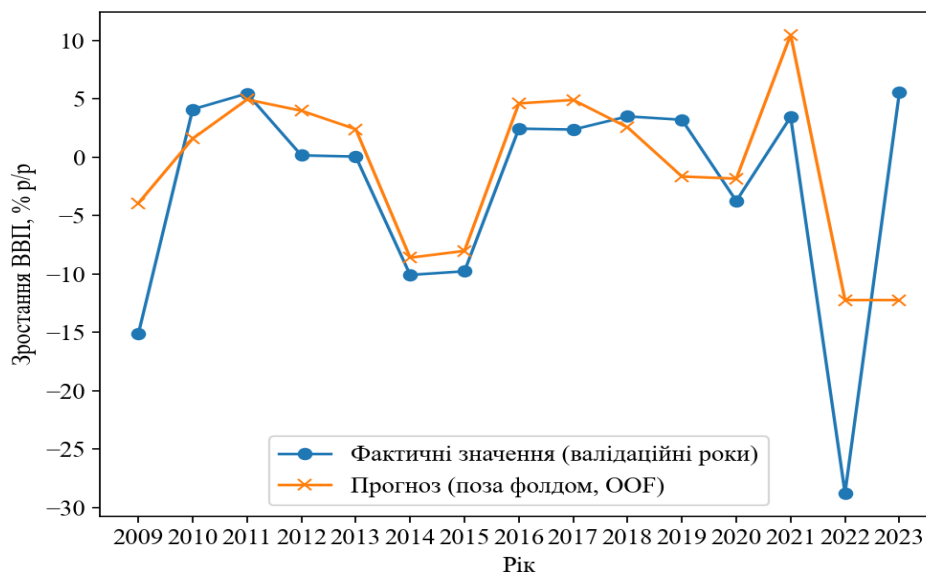


Рис. 2. Фактичні та прогнозовані темпи зростання ВВП України, % – оцінка якості моделі нейронної мережі

змінних у тестованих даних. Якщо після вилучення певної змінної якість моделі різко погіршується, то змінна вважається важливою. Якщо ж якість моделі, відповідно, якість прогнозу практично не змінюється, то внесок вважається мінімальним. Тому, пермутаційна важливість інформує про те,

наскільки сильно кожен фактор впливає на точність прогнозу.

Результати, наведені у таблиці 3, свідчать про те, що найбільший вплив на прогнозовані темпи зростання ВВП має частка валового нагромадження капіталу у ВВП, частка військових витрат у ВВП та

Таблиця 3
**Оцінка значущості змінних при прогнозуванні
економічного зростання, за методом
пермутаційної важливості**

Змінна	Permutation Importance
Gross capital formation (% of GDP)	1.556
Military expenditure (% of GDP)	0.805
ICT % GVA lag1	0.800
Inflation, GDP deflator: linked series (annual %)	0.176
Net exports (% of GDP)	0.058
Revenue, excluding grants (% of GDP)	0.048
Broad money (% of GDP)	0.037
Total reserves (% of total external debt)	0.005

частка ІКТ-сектору у ВДВ з лагом в один рік. Висока значущість ІКТ-сектору підтверджує нашу гіпотезу про його важливий вплив на зростання української економіки.

Монетарні фактори – широкі гроші, міжнародні резерви, а також фінансові фактори – бюджетні надходження, чистий експорт виявилися, при прогнозуванні, за методом пермутаційної важливості, менш значущими. Однак, такі результати оцінювання не виключають можливість впливу цих факторів через складні нелінійні взаємозв'язки.

Для кращого розуміння механізмів впливу ІКТ-сектору на економічне зростання, модель штучної нейронної мережі аналізується на рівні прихованого шару. На відміну від аналізу за методом пермутаційної важливості, при якому оцінюється сумарний внесок окремих змінних у прогноз, у аналізі за моделлю нейронної мережі з'ясовуються *комбінації факторів*, які разом формують непрямі канали впливу на економічне зростання. Чотири нейрони (вузли взаємодії змінних), ваги окремих вхідних змінних моделі та вихідної змінної – економічного зростання – ілюстровані в таблиці 4.

У таблиці 4 відображена структура прихованого шару нейронної мережі, а також те, що попри імplementованість в чотири нейрони всіх вхідних змінних, їхні внески в результат – вихідну змінну суттєво відрізняються.

За економічним змістом, визначені комбінації взаємодії вхідних змінних в окремих нейронах (вузлах взаємодії) можна інтерпретувати так:

- *нейрон 0* відображає, переважно, бюджетно-інвестиційну комбінацію – доходів бюджету, інвестицій, частки ІКТ-сектору – та передбачає сумарний від'ємний вихід (-2.639);

- *нейрон 1* передбачає поєднання, переважно, монетарних змінних – резервних активів та рівня інфляції з часткою ІКТ-сектору та військовими витратами при від'ємному виході (-3.632);

- *нейрон 2* передбачає позитивний вихід (2.395) і формує вузол взаємодії показника частки ІКТ-

сектору з військовими витратами та інвестиціями, що дає підстави для його інтерпретації як «інноваційно-ресурсного каналу зростання»;

- *нейрон 3* поєднує військові витрати, частку ІКТ-сектору, резервні активи та передбачає негативний вихід (-2.692).

Як свідчать дані таблиці 4, частка ІКТ-сектору у всіх чотирьох нейронах ідентифікована як одна з трьох основних змінних, які впливають на зростання. Це можна інтерпретувати як підтвердження сформульованої на початку дослідження гіпотези про багатоканальний, з певним лагом суттєвий вплив ІКТ-сектору на економічне зростання.

На рис. 3 візуалізована нейронна мережа, параметри якої відповідають даним таблиці 4. Заради спрощення, кожен вузол подано як такий, що охоплює лише п'ять змінних з найбільшим впливом. Інші менш впливові змінні на рис.3 не ілюстровані.

На рисунку 3 подані комбінації найбільш вагомих факторів, які формують нейрони (вузли впливу) на економічне зростання. Ваги змінних ілюстровані товщиною ліній зв'язку. Показовим є те, що для всіх нейронів частка ІКТ-сектору у валовій доданій вартості з лагом в один рік є однією з найбільш впливових змінних.

Для додаткової перевірки, в аналізі використаний метод, так званих «часткових залежностей» (Partial Dependence). Він дозволяє оцінити ізольований вплив окремої змінної на прогноз, за незмінності інших факторів. В нашому випадку, такою змінною є частка ІКТ-сектору у ВДВ. Графічні результати застосування цього методу ілюстровані на рис. 4.

На рисунку 4 ілюстровано те, що збільшення частки ІКТ-сектору у ВДВ, за умови незмінності інших факторів впливу, спричиняє підвищення прогнозованих темпів зростання ВВП. Зокрема, при збільшенні частки ІКТ-сектору від 4,0% до 4,5%, очікуваний темп зростання мав би збільшитись, приблизно, від 3,5% до 5,5%.

Висновки. Гіпотеза цього дослідження про складний нелінійний, але суттєвий вплив ІКТ-сектору на зростання української економіки перевірена й підтверджена за результатами побудови моделі штучної нейронної мережі. Більш конкретні висновки, пов'язані з окремими етапами дослідження, є такими

Регресійний аналіз впливу факторів на економічне зростання, при побудові моделі багатфакторної регресії, засвідчив, що частка ІКТ-сектору у ВДВ з лагом в один рік є суттєвим і значущим фактором економічного зростання. Такими ж суттєвими й значущими виявились, загалом, вісім змінних, які належать до трьох груп факторів економічного зростання – ресурсних, фінансових, монетарних.

Побудована на основі відібраних вісьмох факторів (предикторів) модель нейронної мережі забезпечила високу точність прогнозу. Середня абсолютна похибка прогнозу становила лише біля 5 в.п., а зна-

Таблиця 4

Структура прихованого шару нейронної мережі: змінні та їх ваги

нейрон	змінна	вага	вихідна вага
0	Revenue, excluding grants (% of GDP)	4.810	-2.639
	ICT (% GVA) lag1	4.353	
	Gross capital formation (% of GDP)	4.264	
	Military expenditure (% of GDP)	3.859	
	Inflation, GDP deflator: linked series (annual %)	3.703	
	Net exports (% of GDP)	2.354	
	Total reserves (% of total external debt)	1.525	
	Broad money (% of GDP)	0.371	
1	Total reserves (% of total external debt)	7.803	-3.632
	ICT (% GVA) lag1	7.327	
	Inflation, GDP deflator: linked series (annual %)	7.196	
	Military expenditure (% of GDP)	5.921	
	Gross capital formation (% of GDP)	2.785	
	Revenue, excluding grants (% of GDP)	2.284	
	Broad money (% of GDP)	2.172	
	Net exports (% of GDP)	0.611	
2	ICT (% GVA) lag1	6.248	2.395
	Military expenditure (% of GDP)	5.731	
	Gross capital formation (% of GDP)	3.277	
	Revenue, excluding grants (% of GDP)	3.248	
	Net exports (% of GDP)	2.744	
	Total reserves (% of total external debt)	0.673	
	Inflation, GDP deflator: linked series (annual %)	0.653	
	Broad money (% of GDP)	0.459	
3	Military expenditure (% of GDP)	6.009	-2.692
	ICT (% GVA) lag1	5.470	
	Total reserves (% of total external debt)	4.593	
	Revenue, excluding grants (% of GDP)	3.970	
	Net exports (% of GDP)	3.487	
	Inflation, GDP deflator: linked series (annual %)	2.540	
	Gross capital formation (% of GDP)	2.274	
	Broad money (% of GDP)	0.342	

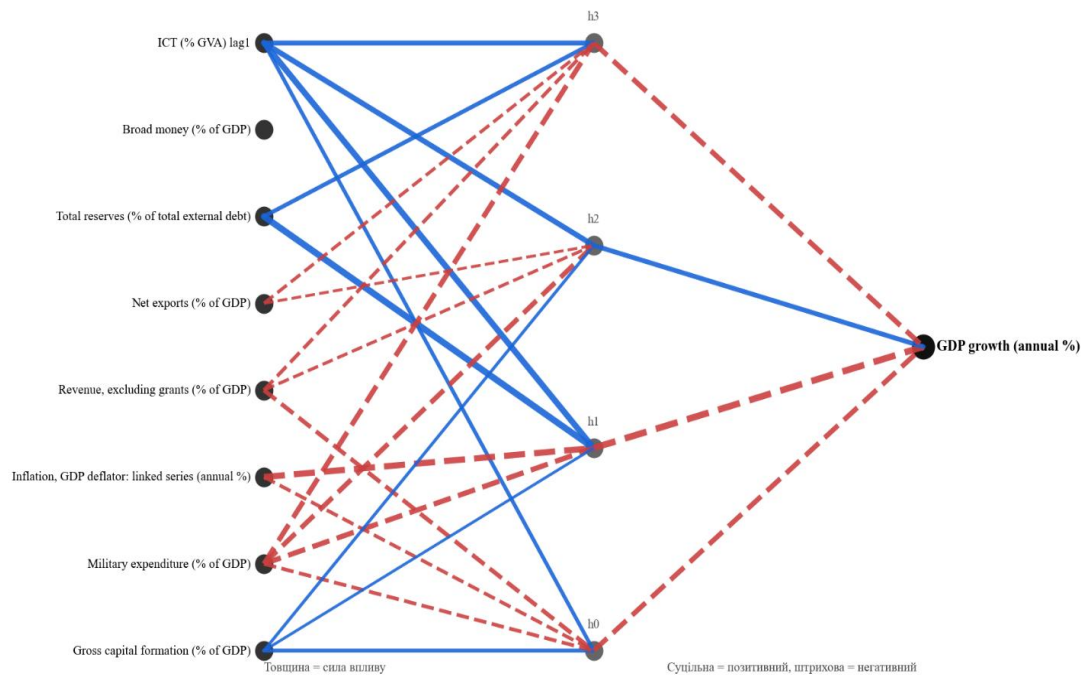


Рис. 3. Структура прихованого шару нейронної мережі з відображенням ваг вхідних змінних

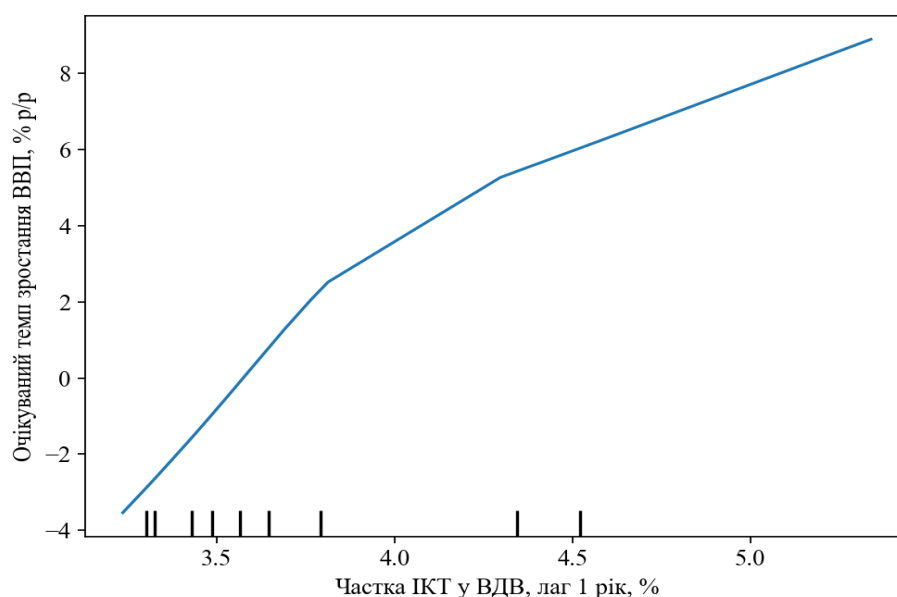


Рис. 4. Зв'язок між темпами економічного зростання та часткою ІКТ-сектору у ВДВ, за методом «часткових залежностей»

чення показника похибки прогнозу $MASE < 1$ засвідчило перевагу моделі над «наївним» прогнозом.

Аналіз прихованого шару нейронної мережі виявив, що частка ІКТ-сектору формує значущі комбінації з іншими макроекономічними змінними, посідаючи в усіх комбінаціях чинні позиції. Оцінка змінних у тій комбінації факторів (нейрон 2), за якою прогнозовані позитивні значення економічного зростання, засвідчила, що провідними факторами економічного зростання, поряд з часткою ІКТ-сектору, є інвестиції в основний капітал та частка військових витрат у бюджеті країни. Вплив інших п'ятих (з вісьмох) змінних оцінений як менш

значущий. Крім іншого, такий результат може використовуватись при обґрунтуванні твердження про пріоритетність ресурсних факторів економічного зростання та «підпорядкованість» інших – фінансових та монетарних – факторів в забезпеченні зростання.

Висновок про позитивний вплив частки ІКТ-сектору в ВДВ на темпи економічного зростання додатково перевірений, за методом часткових залежностей (PDP). Перевірка засвідчила стійкий позитивний зв'язок між часткою ІКТ-сектору у ВДВ, з лагом у один рік, та темпами економічного зростання в українській економіці.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Eurostat. ICT sector – value added, employment and R&D. 2025. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=ICT_sector_-_value_added,_employment_and_R%26D (дата звернення: 14.09.2025).
2. IT Association of Ukraine. Digital Tiger 2024: The Market Power of Ukrainian IT. 2024. URL: <https://itukraine.org.ua/en/digital-tiger-the-market-power-of-ukrainian-it-2024-a-research-on-the-prospects-of-ukrainian-it-in-key-global-export-markets/> (дата звернення: 14.09.2025).
3. Frost & Sullivan. Information and Communication Technology (ICT) in 2025: What's Shaping Tomorrow's Digital Landscape. 2025. URL: <https://www.frost.com/growth-opportunity-news/information-communications-technology/artificial-intelligence-data-analytics/information-and-communication-technology-ict-in-2025-whats-shaping-tomorrows-digital-landscape-topgos-ictoutlook-cim-rg/> (дата звернення: 14.09.2025).
4. Радіонова І., Акулов О. Вплив ІТ-сектору на національну економіку: прикладний аспект. *Економіка України*. 2025. Т. 68, № 8 (765). С. 26–44. DOI: <https://doi.org/10.15407/economyukr.2025.08.026>
5. OECD. Nowcasting the growth rate of the ICT sector. *OECD Digital Economy Papers*. 2024. No. 362. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/05/nowcasting-the-growth-rate-of-the-ict-sector_8b641d8d/eb4938a0-en.pdf (дата звернення: 14.09.2025).
6. Hüsnuoğlu N., Oda V. Applying Artificial Neural Networks and Arima Models to Analyze the Impact of ICT on the Economic Growth in Turkey. *Journal of the Knowledge Economy*. 2022. Vol. 14. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13132-022-01031-9>
7. Khodaveyrdi O., Mohandessi A., Nemati H. Study of relationship between ICT and economic growth (neural network approach). NN'09: Proceedings of the 10th WSEAS International Conference on Neural Networks. 2009. P. 25–29.
8. Radionova I., Farenjuk Ya. Data Science analysis for management decision with macro- and microeconomic uncertainty. In: Radionova I. (ed.). *The economics of uncertainty: content, evaluation, and regulation: collective monograph*. Tallinn: Scientific Center of Innovative Researches OU, 2022. С. 80–98. DOI: <https://doi.org/10.36690/EUCER-80-98> URL: https://library.krok.edu.ua/media/library/category/monografiji/radionova_0012.pdf
9. Olawayin, Anifat & Chen, Yangjuin. (2018). Predicting the Future with Artificial Neural Network. *Procedia Computer Science*. 140. 383–392. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.300>

10. Cook, Thomas & Hall, Aaron. (2017). Macroeconomic Indicator Forecasting with Deep Neural Networks. The Federal Reserve Bank of Kansas City Research Working Papers. DOI: <https://doi.org/10.18651/RWP2017-11>
11. Xie, Huaqing & Xu, Xingcheng & Yan, Fangjia & Qian, Xun & Yang, Yanqing. (2024). Deep Learning for Multi-Country GDP Prediction: A Study of Model Performance and Data Impact. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.02551>
12. González, S.O., Delorme, F., Pilon, G., & Lamy, R.E. (2000). Neural Networks for Macroeconomic Forecasting : A Complementary Approach to Linear Regression Models. URL: <https://publications.gc.ca/Collection/F21-8-2000-7E.pdf>
13. Lazcano de Rojas, Ana & Jaramillo-Morán, Miguel & Sandubete, Julio. (2024). Back to Basics: The Power of the Multilayer Perceptron in Financial Time Series Forecasting. *Mathematics*. 12. 1920. DOI: <https://doi.org/10.3390/math12121920>
14. Babii, Andrii & Ghysels, Eric & Striaukas, Jonas. (2023). Econometrics of Machine Learning Methods in Economic Forecasting. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.10993>
15. da Costa, Kleyton & Silva, Felipe & Cordeiro, Josiane. (2020). A Systematic Comparison of Forecasting for Gross Domestic Product in an Emergent Economy. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.13259>
16. Beltratti, Andrea & Margarita, Sergio & Terna, Pietro. (1999). Neural Networks for Economic and Financial Modelling. *J. Artificial Societies and Social Simulation*. 2. URL: https://www.researchgate.net/publication/220327358_Neural_Networks_for_Economic_and_Financial_Modelling
17. Simon Haykin, *Neural Networks and Learning Machines* Third Edition. URL: <https://dai.fmph.uniba.sk/courses/NN/haykin.neural-networks.3ed.2009.pdf>
18. World Development Indicators, WDI. URL: <https://databank.worldbank.org/home.aspx>
19. Державна служба статистики України. URL: https://www.ukrstat.gov.ua/operativ/oper_new.html
20. Statista. URL: <https://www.statista.com/statistics/871513/worldwide-data-created/?srsltid=AfmBOoqb9XQqYAixPbGIPD03yXlzp8hnBva2EOwiiFQX7gb6YYAtEQa>

REFERENCES

1. Eurostat. ICT sector – value added, employment and R&D. 2025. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=ICT_sector_-_value_added,_employment_and_R%26D (accessed: 14.09.2025).
2. IT Association of Ukraine. Digital Tiger 2024: The Market Power of Ukrainian IT. 2024. URL: <https://itukraine.org.ua/en/digital-tiger-the-market-power-of-ukrainian-it-2024-a-research-on-the-prospects-of-ukrainian-it-in-key-global-export-markets/> (accessed: 14.09.2025).
3. Frost & Sullivan. Information and Communication Technology (ICT) in 2025: What's Shaping Tomorrow's Digital Landscape. 2025. URL: <https://www.frost.com/growth-opportunity-news/information-communications-technology/artificial-intelligence-data-analytics/information-and-communication-technology-ict-in-2025-whats-shaping-tomorrows-digital-landscape-topgos-ictoutlook-cim-rg/> (accessed: 14.09.2025).
4. Radionova I., Akulov O. (2025). Vplyv IT-sektoru na natsionalnu ekonomiku: prykladnyi aspekt [The impact of the IT sector on the national economy: an applied aspect]. *Ekonomika Ukrainy*. T. 68, № 8 (765). S. 26–44. DOI: <https://doi.org/10.15407/economyukr.2025.08.026>
5. OECD. Nowcasting the growth rate of the ICT sector. *OECD Digital Economy Papers*. 2024. No. 362. URL: https://www.oecd.org/content/dam/oecd/en/publications/reports/2024/05/nowcasting-the-growth-rate-of-the-ict-sector_8b641d8d/eb4938a0-en.pdf (accessed: 14.09.2025).
6. Hüsnuoğlu N., Oda V. (2022). Applying Artificial Neural Networks and Arima Models to Analyze the Impact of ICT on the Economic Growth in Turkey. *Journal of the Knowledge Economy*. Vol. 14. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13132-022-01031-9>
7. Khodaveyrdi O., Mohandessi A., Nemati H. (2009). Study of relationship between ICT and economic growth (neural network approach). NN'09: Proceedings of the 10th WSEAS International Conference on Neural Networks. P. 25–29.
8. Radionova I., Farenjuk Ya. (2022). Data Science analysis for management decision with macro- and microeconomic uncertainty. In: Radionova I. (ed.). *The economics of uncertainty: content, evaluation, and regulation: collective monograph*. Tallinn: Scientific Center of Innovative Researches OU. P. 80–98. DOI: <https://doi.org/10.36690/EUCER-80-98> URL: https://library.krok.edu.ua/media/library/category/monografiji/radionova_0012.pdf
9. Olawoyin, Anifat & Chen, Yangjuin (2018). Predicting the Future with Artificial Neural Network. *Procedia Computer Science*. 140. 383–392. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.300>
10. Cook, Thomas & Hall, Aaron (2017). Macroeconomic Indicator Forecasting with Deep Neural Networks. The Federal Reserve Bank of Kansas City Research Working Papers. DOI: <https://doi.org/10.18651/RWP2017-11>
11. Xie, Huaqing & Xu, Xingcheng & Yan, Fangjia & Qian, Xun & Yang, Yanqing. (2024). Deep Learning for Multi-Country GDP Prediction: A Study of Model Performance and Data Impact. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.02551>
12. González, S.O., Delorme, F., Pilon, G., & Lamy, R.E. (2000). Neural Networks for Macroeconomic Forecasting: A Complementary Approach to Linear Regression Models. URL: <https://publications.gc.ca/Collection/F21-8-2000-7E.pdf>
13. Lazcano de Rojas, Ana & Jaramillo-Morán, Miguel & Sandubete, Julio. (2024). Back to Basics: The Power of the Multilayer Perceptron in Financial Time Series Forecasting. *Mathematics*. 12. 1920. DOI: <https://doi.org/10.3390/math12121920>
14. Babii, Andrii & Ghysels, Eric & Striaukas, Jonas. (2023). Econometrics of Machine Learning Methods in Economic Forecasting. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.10993>
15. da Costa, Kleyton & Silva, Felipe & Cordeiro, Josiane. (2020). A Systematic Comparison of Forecasting for Gross Domestic Product in an Emergent Economy. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.13259>
16. Beltratti, Andrea & Margarita, Sergio & Terna, Pietro. (1999). Neural Networks for Economic and Financial Modelling. *J. Artificial Societies and Social Simulation*. 2. Available at: https://www.researchgate.net/publication/220327358_Neural_Networks_for_Economic_and_Financial_Modelling

17. Simon Haykin, Neural Networks and Learning Machines Third Edition. Available at: <https://dai.fmph.uniba.sk/courses/NN/haykin.neural-networks.3ed.2009.pdf>
18. World Development Indicators, WDI. Available at: <https://databank.worldbank.org/home.aspx>
19. Derzhavna sluzhba statystyky Ukrainy. Available at: https://www.ukrstat.gov.ua/operativ/oper_new.html
20. Statista. Available at: <https://www.statista.com/statistics/871513/worldwide-data-created/?srsltid=AfmBOoqhb9XQqYAixPbGIPD03yXIzp8hnBva2EOwiiFQX7gb6YYAtEQa>

Стаття надійшла: 23.09.2025

Стаття прийнята: 7.10.2025

Стаття опублікована: 24.11.2025