



The World's Largest Open Access Agricultural & Applied Economics Digital Library

This document is discoverable and free to researchers across the globe due to the work of AgEcon Search.

Help ensure our sustainability.

Give to AgEcon Search

AgEcon Search

<http://ageconsearch.umn.edu>

aesearch@umn.edu

*Papers downloaded from **AgEcon Search** may be used for non-commercial purposes and personal study only. No other use, including posting to another Internet site, is permitted without permission from the copyright owner (not AgEcon Search), or as allowed under the provisions of Fair Use, U.S. Copyright Act, Title 17 U.S.C.*

No endorsement of AgEcon Search or its fundraising activities by the author(s) of the following work or their employer(s) is intended or implied.

JEL: C45, C53, Q15, Q19, R32

Ігор Юрченко, Ольга Ходаківська, Максим Мартинюк*

*Національний науковий центр «Інститут аграрної економіки»
Україна*

ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН НА СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКІ ЗЕМЛІ В УКРАЇНІ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ LSTM

Мета. Метою цього дослідження є розробка методологічного підходу до прогнозування динаміки цін на землі сільськогосподарського призначення в Україні на основі глибоких нейронних мереж LSTM та порівняльний аналіз цих мереж. Дослідження передбачало аналіз часового ряду цін на сільськогосподарську землю за 2021–2024 рр., розробку та порівняння трьох архітектур LSTM нейронних мереж, оцінку їхньої ефективності та створення прогнозу на 2025 р.

Методологія / методика / підхід. Дослідження використовує часовий ряд цін за трансакціями щодо купівлі/продажу прав власності на земельні ділянки сільськогосподарського призначення в Україні за період з липня 2021 р. до серпня 2024 р. Застосовано три архітектури нейронних мереж LSTM (базова, з Dropout та глибока), реалізовані на Python із використанням бібліотек Pandas, Sklearn, Keras. Ефективність моделей оцінено за допомогою метрик RMSE, MAE, MSE, MAPE. Проведено кореляційний аналіз взаємозв'язків між ціною, площею ділянки та часовими характеристиками (рік і місяць спостереження).

Результати. Глибока модель LSTM продемонструвала найвищу точність прогнозування з найнижчим значенням RMSE 2375,90. Виявлено значущі кореляції між ціною та площею земельної ділянки (-0,48), а також слабкі позитивні кореляції з роком та місяцем спостереження (0,17). Прогноз на 2025 р. показує тенденцію до зниження цін у доларовому еквіваленті від 805–810 до 724–725 дол. США/га. Отримані результати спрямовані на підвищення точності прогнозування та забезпечення ухвалення обґрунтованих управлінських рішень у сфері земельних відносин.

Оригінальність / наукова новизна. Уперше для українського ринку земель сільськогосподарського призначення застосовано та порівняно різні архітектури LSTM нейронних мереж для прогнозування цін, що дозволило визначити найбільш ефективну модель. Проведено комплексний аналіз часового ряду з використанням сезонної декомпозиції для врахування сезонних коливань і довгострокових трендів.

Практична цінність / значущість. Розроблені моделі та методологія створюють інструментарій для підвищення точності прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення, що може бути використаний учасниками ринку, інвесторами та розробниками аграрної політики для ухвалення обґрунтованих рішень у сфері земельних відносин.

Ключові слова: прогнозування цін на землю, нейронні мережі LSTM, машинне навчання, ринок сільськогосподарських земель, часові ряди, кореляційний аналіз, Python.

Ihor Yurchenko, Olga Khodakivska, Maksym Martyniuk*

*National Scientific Center “Institute of Agrarian Economics”
Ukraine*

**Corresponding author*

FORECASTING AGRICULTURAL LAND PRICES IN UKRAINE USING LSTM DEEP NEURAL NETWORKS

Purpose. The purpose of this study is to develop a methodological approach for forecasting the dynamics of agricultural land prices in Ukraine based on deep neural networks LSTM (Long Short-Term Memory) and a comparative analysis of these networks. The study involved analysing the time series of agricultural land prices for 2021–2024, developing and comparing three LSTM neural network architectures, evaluating their performance, and creating a forecast for 2025.

Methodology / approach. The study uses a time series of prices for transactions on the purchase/sale of ownership rights to agricultural land plots in Ukraine for the period from July 2021 to August 2024. Three architectures of LSTM neural networks (basic, with Dropout, and deep) implemented in Python using the Pandas, Sklearn, Keras libraries. The performance of the models is evaluated using the RMSE, MAE, MSE, MAPE metrics. A correlation analysis of the relationships between price, plot area, and time characteristics (year and month of observation) was conducted.

Results. The deep LSTM model demonstrated the highest prediction accuracy with the lowest RMSE value of 2375.90. Significant correlations were found between price and land area (-0.48), as well as weak positive correlations with year and month of observation (0.17). The forecast for 2025 shows a downward trend in prices in dollar terms from 805–810 to 724–725 USD/ha. The obtained results are focused on improving the accuracy of forecasting and ensuring the adoption of informed management decisions in the field of land relations.

Originality / scientific novelty. For the first time, different architectures of LSTM neural networks are applied and compared to forecast prices on the Ukrainian agricultural land market, which allowed identifying the most efficient model. A comprehensive analysis of the time series was conducted using seasonal decomposition to take into account seasonal fluctuations and long-term trends.

Practical value / implications. The developed models and methodology create a toolkit for improving the accuracy of agricultural land price forecasting, which can be used by market participants, investors and agricultural policy makers to make informed decisions in the field of land relations.

Key words: land price forecasting, LSTM neural networks, machine learning, agricultural land market, time series, correlation analysis, Python.

1. ВСТУП

Розвиток ефективних методів прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення є особливо актуальним у контексті реалізації Розпорядження Кабінету Міністрів України «Про схвалення Стратегії розвитку сільськогосподарства та сільських територій в Україні на період до 2030 року та затвердження операційного плану заходів з її реалізації у 2025–2027 роках», схваленої від 15 листопада 2024 р. № 1163-р. Дослідження безпосередньо пов'язане з виконанням завдань щодо забезпечення функціонування ринку землі на умовах прозорості та відкритості, сталого та ефективного використання земель. Застосування глибоких нейронних мереж LSTM (Long Short-Term Memory) для прогнозування цін на землю не лише відповідає сучасним тенденціям цифровізації аграрного сектора, але й створює методологічне підґрунтя для ухвалення обґрунтованих управлінських та інвестиційних рішень учасниками ринку. Важливість дослідження підкреслюється необхідністю адаптації методів прогнозування до специфіки

українського ринку земель сільськогосподарського призначення, який перебуває на етапі становлення, та потребою в розробці інструментів підтримки ухвалення рішень в умовах післявоєнного відновлення.

Ефективне функціонування ринку земель сільськогосподарського призначення в Україні потребує розробки сучасних інструментів аналізу та прогнозування цінової динаміки. Прогнозування цін є ключовим елементом у системі ухвалення рішень для всіх учасників ринку – від індивідуальних землевласників до великих сільськогосподарських підприємств та інвесторів. Обґрунтовані прогнози дозволяють оптимізувати інвестиційні стратегії, планувати розвиток агробізнесу та ефективно використовувати фінансові ресурси. Особливої актуальності це питання набуло після відкриття ринку землі в липні 2021 р., коли виникла потреба в точних методах прогнозування для підтримки ухвалення інвестиційних рішень і формування аграрної політики.

Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, відкриває нові можливості для прогнозування економічних показників. Рекурентні нейронні мережі архітектури LSTM демонструють високу ефективність у роботі з часовими рядами та прогнозуванні цін на різні види активів. Проте наявні дослідження здебільшого зосереджені на загальних аспектах прогнозування цін на нерухомість або аналізі розвинених ринків землі. Специфіка українського ринку сільськогосподарських земель, який перебуває на етапі становлення, вимагає розробки адаптованих методів прогнозування з урахуванням локальних особливостей ціноутворення та ринкової динаміки.

Метою цього дослідження є розробка методологічного підходу до прогнозування динаміки цін на землі сільськогосподарського призначення в Україні на основі глибоких нейронних мереж LSTM та порівняльний аналіз цих мереж. Для досягнення цієї мети вирішено такі завдання: провести комплексний аналіз факторів впливу на ціноутворення; розробити та протестувати різні конфігурації нейронних мереж; оцінити їхню прогностичну здатність; створити інструментарій для практичного застосування розроблених моделей учасниками ринку.

2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Аналіз наукових публікацій виявив суттєвий прогрес у застосуванні методів машинного навчання та нейронних мереж у різних аспектах сільського господарства. У сфері прогнозування цін на сільськогосподарську продукцію вагомими результатами отримали Y. Jin та ін., які порівняли ефективність моделі штучної нейронної мережі (ANN) та порогової векторної авторегресійної моделі (TVAR) для прогнозування цін на рибу [1]. Їхнє дослідження показало, що TVAR ефективніша для короткострокових прогнозів, тоді як ANN має перевагу в середньостроковій перспективі.

Застосувавши нелінійну авторегресійну нейронну мережу, X. Xu та Y. Zhang зосередились на прогнозуванні тижневого індексу оптових цін харчової олії на китайському ринку. Їхня методологія дозволила створити відносно просту

модель із високою точністю прогнозування, що має практичне значення для формування цінової політики [2].

Інноваційний підхід запропонували G. Avinash та співавтори, поєднавши прихований марковський процес (HMM) із моделями глибокого навчання, для прогнозування цін на картоплю в Індії. Використання технічних індикаторів і комбінація HMM із шістьма базовими моделями DL продемонструвала вищу точність прогнозування порівняно з окремими моделями [3].

У напрямку оптимізації сільськогосподарських операцій Ambuj та R. Machavaram розробили адаптовану версію алгоритму оптимізації рою частинок (PSO) для прогнозування енергоспоживання аграрних транспортних засобів. Використання GPU-паралелізації дозволило значно підвищити точність прогнозів енергоспоживання [4].

Важливий внесок у класифікацію сільськогосподарських земель зробили A. Shah та співавтори, розробивши комплексну систему, що поєднує нечіткі глибокі нейронні мережі з оптимізаційними алгоритмами. Їхній метод досяг точності класифікації 98,0 та 96,5 % на різних наборах даних [5].

Значний прогрес у точному землеробстві сформував R. Lu та співавтори, розробивши вдосконалену модель REAUNet для визначення меж сільськогосподарських ділянок. Їхня модель продемонструвала покращення F1-оцінки на 2,0 % та зменшення GTC на 3,4 % порівняно з наявними рішеннями [6].

Використовуючи згорткові нейронні мережі та метод аугментації даних, J. Mendoza-Bernal та співавтори запропонували інноваційний підхід до виявлення аномалій на сільськогосподарських угіддях. Їхні експерименти показали високу ефективність методу з точністю 98,0 та 95,3 % на різних наборах даних [7].

Учені S. Sakthipriya та R. Naresh розробили автоматизований метод створення CNN із використанням генетичних алгоритмів для класифікації ґрунтів та рослин. Їхня модель GENCNN перевершила традиційні архітектури, досягнувши точності 99,0 % у виявленні дефіциту поживних речовин [8].

Важливе дослідження у сфері прогнозування екологічних факторів провели Q. Zhang та співавтори, розробивши модель T-CNN для прогнозування сільськогосподарських посух. Модель продемонструвала високу ефективність із коефіцієнтами кореляції понад 0,9 для більшості досліджуваної території [9].

У контексті аграрної політики A. Bonfiglio та співавтори запропонували методологію на основі багатошарових нейронних мереж для оцінки показників у рамках Спільної аграрної політики ЄС, що продемонструвала перевагу над традиційними підходами [10].

Важливий внесок у розробку методичних підходів до оцінки земель сільськогосподарського призначення зроблено в роботі [11], де запропоновано комплексну методику визначення ринкової вартості земельних ділянок. Автор обґрунтовує необхідність урахування множинних факторів під час формування ціни, включаючи як кількісні показники (розмір ділянки, віддаленість від населених пунктів), так і якісні характеристики (бонітет ґрунту, наявність

меліоративних систем). Особливу увагу приділено розробці математичного апарату для розрахунку корегувальних коефіцієнтів, що дозволяють точніше визначати вартість земельних ділянок з урахуванням їхніх індивідуальних особливостей. Запропонована методика створює важливе підґрунтя для подальшого розвитку систем прогнозування цін на базі машинного навчання [11]. Дослідження пропонує інноваційний підхід до вирішення проблеми незбалансованих даних через адаптивну стратегію вибору зразків, що особливо актуально для аналізу ринку земель, де транзакції можуть мати нерівномірний розподіл за різними характеристиками.

У контексті прогнозування цін на сільськогосподарську продукцію варто також відзначити ґрунтовне дослідження R. Murgesan та ін., які зосередились на розв'язанні актуальної проблеми прогнозування цін за обмежених історичних даних. Автори заповнили важливу дослідницьку прогалину, застосувавши п'ять різних модифікацій методів глибокого навчання LSTM для прогнозування цін на п'ять основних сільськогосподарських товарів: рис, пшеницю, зерно, банани та арахіс. Особливістю їхнього дослідження є використання однофакторних часових рядів за довгий період спостереження (січень 2000 р. – липень 2020 р.). Методологія цих дослідників підтвердила високу ефективність LSTM-моделей для всіх досліджуваних товарів, що було верифіковано низькими значеннями показників помилок (MAE, MAPE, MSE та RMSE). Додаткову валідацію результатів забезпечено через застосування двох парних t-критеріїв із 95 % рівнем довіри як міри стійкості прогнозів. Практичне значення роботи полягає в успішному прогнозуванні цін на місяць уперед та їх порівнянні з фактичними показниками, що демонструє потенціал LSTM-моделей для практичного застосування у формуванні цінової політики на аграрних ринках [12].

Важливий внесок у прогнозування цін на сільськогосподарську продукцію зробили Т. Кмытук та ін. провівши порівняльне дослідження моделей від класичних (декомпозиція, експоненційне згладжування) до складних (ARIMA, SARIMA, нейронні мережі) на прикладі цін на картоплю. Автори пропонують одночасно використовувати обидві моделі для компенсації їхніх недоліків. Практична цінність роботи полягає в можливості застосування результатів різними учасниками ринку: фермерами для оптимізації термінів посіву та продажу, дистриб'юторами для управління запасами, а також політиками для стабілізації ринку [13].

Комплексний аналіз досліджень у сфері прогнозування цін на сільськогосподарську продукцію представили N.-Q. Tran та співавтори, систематизувавши сучасні підходи з використанням алгоритмів машинного навчання. Автори аналізують потенціал цих технологій революціонізувати процес прогнозування через підвищення точності, забезпечення прогнозів у реальному часі та можливість персоналізації для різних учасників ринку. Особливу увагу приділено проблематиці прогнозування цін у контексті країн, що розвиваються, та викликам, пов'язаним із волатильністю цін на врожай. Дослідники провели детальний аналіз сильних і слабких сторін різних методів

машинного навчання, підкресливши необхідність подальших досліджень для подолання наявних обмежень й оптимізації прогностичних моделей [14].

Важливе дослідження у сфері розробки інтелектуальних технологій для оптимізації сільськогосподарських процесів провели В. Гнатієнко та співавтори. Вони запропонували інноваційний підхід до прогнозування врожайності з використанням комплексних даних: супутникових, геоінформаційних і кліматичних показників. Особливістю їхньої розробки є практичне застосування методів машинного навчання для оптимізації процесу десикації (переджнивного підсушування) соняшника на основі моделювання потенційних втрат урожаю. Дослідники продемонстрували, що запропонований підхід не лише підвищує точність прогнозів та ефективність управлінських рішень, але й сприяє сталому розвитку сільського господарства через зниження ризиків надмірного використання пестицидів і зменшення витрат на обробку полів [15].

Значний внесок у розвиток технологій точного землеробства зробили N. Pasichnyk зі співавторами, дослідивши застосування нейронних мереж для оптимізації відбору проб рослинних насаджень. Упровадження нейронних мереж дозволило ефективно ідентифікувати на картах розподілу вегетаційних індексів ділянки з підвищеним водопостачанням. Важливим практичним аспектом є те, що швидкість ідентифікації під час використання нейронних мереж не перешкоджає процедурі відбору проб, що дозволяє ефективно впроваджувати цей підхід в агрономічну практику, підвищуючи точність відбору та якість аналізу рослинних насаджень [16].

У напрямі розробки програмних рішень на основі штучних нейронних мереж для оцінки вартості активів важливе дослідження провели D. Shybaiev зі співавторами. Особливу цінність представляє розроблена система прогнозування оптимального значення ціни об'єкта з використанням критеріїв пошуку та бази даних нерухомості як вхідних даних для нейронної мережі. Важливим результатом дослідження є досягнута висока точність прогнозування – 95,7 %, що підтверджує ефективність застосування нейромережових підходів для оцінки вартості активів [17]. Методологія дослідження та отримані результати мають потенціал для адаптації у сфері прогнозування вартості земель сільськогосподарського призначення.

Інноваційний підхід до прогнозування цін на сільськогосподарську продукцію запропонували M. R. Bhardwaj та співавтори, поєднавши графові нейронні мережі (GNN) зі згортковими нейронними мережами (CNN). Їхня модель забезпечує на 20 % вищу точність прогнозування порівняно з наявними методами, ефективно використовуючи геопросторові залежності. Модель успішно протестована на картоплі та томатах із різною ціновою динамікою та здатна прогнозувати ціни до 30 днів, що має важливе значення для всіх учасників аграрного ринку [18].

У сфері застосування дистанційного зондування та глибокого навчання для оцінки врожайності значний внесок зробили R. L. de Freitas Cunha та B. Silva. Автори запропонували модель глибокого навчання, здатну виконувати

передсезонні та внутрішньосезонні прогнози врожайності для п'яти різних культур. На відміну від більшості наявних моделей, які спираються на дані NDVI, часто проблематичні через наявність хмар та їхніх тіней на знімках, а також через відсутність надійних контурів посівів для великих територій, розроблений підхід використовує календар посівів, легкодоступні дані дистанційного зондування та прогнози погоди. Це забезпечує точніші оцінки врожайності та дозволяє фермерам краще планувати збір урожаю, а страховикам – глибше розуміти ризики виробництва, що особливо важливо для країн, які розвиваються [19].

Проведений аналіз виявив, що результати наявних досліджень не забезпечують достатніх методологічних основ для ефективного прогнозування цін на сільськогосподарські землі, особливо для ринків, що розвиваються. Зокрема, для українського ринку земель відсутні комплексні дослідження застосування LSTM-моделей, що необхідні для розробки науково обґрунтованих інструментів прогнозування та підтримки ухвалення управлінських рішень.

На основі виявлених прогалин сформульовано гіпотезу, що застосування оптимізованих глибоких нейронних мереж LSTM дозволить підвищити точність прогнозування цін на сільськогосподарські землі в Україні порівняно з наявними статистичними та економетричними методами прогнозування.

3. МЕТОДОЛОГІЯ

Дослідження базується на комплексному підході до прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення в Україні з використанням методів глибокого навчання, зокрема нейронних мереж архітектури LSTM. Методологічна база дослідження включає три основні компоненти: збір та підготовку даних, розробку та навчання моделей, оцінку їхньої ефективності.

Емпіричною базою дослідження слугує часовий ряд даних про трансакції на ринку земель сільськогосподарського призначення України за період з липня 2021 р. до серпня 2024 р. ($n = 37$ спостережень). Дані отримано з офіційних джерел Державної служби України з питань геодезії, картографії та кадастру [20; 21]. Структура даних включає такі показники:

- рік і місяць спостереження;
- ринкова вартість земельної ділянки (дол. США/га);
- площа відчужених земель (га);
- нормативна грошова оцінка земельних ділянок (дол. США/га);
- кількість укладених угод купівлі-продажу (од.).

Дослідження реалізовано з використанням мови програмування Python (версія 3.9) і таких спеціалізованих бібліотек:

- Pandas (1.5.3) – для обробки та аналізу даних;
- Sklearn (1.0.2) – для попередньої обробки даних та оцінки моделей;
- Keras (2.12.0) – для створення та навчання нейронних мереж;
- Matplotlib (3.7.1) та Seaborn (0.12.2) – для візуалізації результатів;
- Statsmodels (0.14.0) – для статистичного аналізу часових рядів.

У дослідженні розроблено та порівняно три різні архітектури нейронних мереж для прогнозування цін:

1. Базова модель LSTM:

- вхідний шар із 12 нейронами;
- два послідовні LSTM шари з 50 нейронами кожен;
- два повнозв'язні (Dense) шари з 25 та 1 нейроном відповідно;
- функція активації: ReLU;
- оптимізатор: Adam з параметром $\text{learning_rate} = 0,001$.

2. Модель LSTM з Dropout:

- вхідний шар з 12 нейронами;
- два LSTM шари зі 100 нейронами кожен;
- шари Dropout із коефіцієнтом $\text{rate} = 0,2$ після кожного LSTM шару;
- два Dense шари з 50 та 1 нейроном відповідно;
- функція активації: ReLU;
- оптимізатор: Adam з параметром $\text{learning_rate} = 0,001$.

3. Глибока модель LSTM:

- вхідний шар з 12 нейронами;
- три послідовні LSTM шари з 64, 32 та 16 нейронами відповідно;
- два Dense шари з 8 та 1 нейроном відповідно;
- функція активації: ReLU;
- оптимізатор: Adam з параметром $\text{learning_rate} = 0,001$.

У цьому дослідженні обрано три різні архітектури LSTM нейронних мереж, кожна з яких відображає специфічний підхід до моделювання часових рядів і має свої теоретичні переваги для прогнозування динаміки цін на сільськогосподарські землі:

- базову модель LSTM обрано як відправну точку дослідження, що представляє класичну архітектуру з двома послідовними LSTM шарами фіксованої розмірності. Цей вибір обґрунтований необхідністю встановлення базового рівня ефективності для порівняння з більш складними підходами та широким застосуванням таких архітектур у прогнозуванні часових рядів. Навіть прості двошарові LSTM моделі здатні ефективно виявляти нелінійні залежності в економічних показниках, що робить цю архітектуру релевантною для прогнозування цін на ринку землі;

- модель LSTM з Dropout відображає сучасний підхід до запобігання перенавчанню за обмеженої кількості навчальних даних, що особливо актуально для нашого дослідження із часовим рядом у 37 спостережень. Уведення шарів Dropout з коефіцієнтом 0,2 обґрунтовано підвищенням стійкості прогнозів LSTM моделей під час застосування цієї техніки регуляризації до часових рядів із високою волатильністю. Ця архітектура потенційно може краще справлятися з ринковими шоками, характерними для періоду становлення ринку земель сільськогосподарського призначення в Україні;

- глибоку модель LSTM із трьома послідовними шарами спадної розмірності (64-32-16 нейронів) обрано для оцінки потенціалу глибоких

архітектур у виявленні складних багаторівневих взаємозв'язків у даних. Теоретичним підґрунтям для включення цієї архітектури є те, що поступове зменшення розмірності прихованих шарів дозволяє LSTM мережам більш ефективно виділяти ієрархічні особливості в часових рядах. Специфіка ринку земель сільськогосподарського призначення, де ціноутворення визначається взаємодією короткострокових, сезонних і довгострокових факторів, робить цю архітектуру перспективною для нашого дослідження.

Кожна з обраних архітектур відповідає різним підходам до роботи із часовими рядами: базова модель фокусується на виявленні основних залежностей, модель із Dropout оптимізована для роботи з обмеженими даними, а глибока модель призначена для виявлення складних багаторівневих взаємозв'язків. Таке різноманіття підходів дозволяє всебічно оцінити потенціал LSTM мереж для прогнозування цін на сільськогосподарські землі та визначити найбільш ефективну архітектуру для цієї задачі.

Процес підготовки даних включав такі етапи:

1. Хронологічне впорядкування даних;
2. Нормалізація цінових показників за допомогою MinMaxScaler;
3. Створення послідовностей даних для навчання LSTM із використанням ковзного вікна розміром 12 місяців;
4. Розділення набору даних на навчальну (80 %) та валідаційну (20 %) вибірки (таке співвідношення обрано для забезпечення достатнього обсягу даних для навчання моделі LSTM, урахування специфіки часових рядів і необхідність виявлення довгострокових залежностей).

Навчання моделей здійснювали з такими параметрами:

- функція втрат: Mean Squared Error (MSE);
- кількість епох: 100;
- розмір батчу: 32;
- валідація: 20 % даних.

Для оцінки ефективності моделей використано такі метрики: RMSE (Root Mean Squared Error); MSE (Mean Squared Error); MAE (Mean Absolute Error); R^2 (Coefficient of Determination); MAPE (Mean Absolute Percentage Error); комплексна оцінка.

RMSE – середньоквадратичне відхилення прогнозованих значень від фактичних, що є одним із найпоширеніших показників для оцінки моделей прогнозування. Ця метрика особливо чутлива до великих похибок через піднесення різниць до квадрату, що робить її критично важливою для оцінки моделей прогнозування цін на ринках із високою волатильністю.

MSE – середній квадрат помилки, що вимірює середнє значення квадратів різниць між прогнозованими та фактичними величинами. Ця метрика лежить в основі функції втрат при навчанні моделей та є базовою для розрахунку RMSE. У нашому дослідженні використання MSE дало можливість оцінити варіативність прогнозів на річному горизонті.

MAE – середня абсолютна похибка, яка показує середнє значення

абсолютних відхилень прогнозованих величин від фактичних. На відміну від RMSE, MAE надає рівномірну вагу всім похибкам, що дозволяє оцінити загальну точність прогнозу в одиницях вимірювання цільової змінної – у нашому випадку в доларах США за гектар.

R^2 – показник, що визначає частку варіації цільової змінної, яку пояснює модель. Значення R^2 ближче до 1 свідчить про кращу якість моделі. У контексті прогнозування цін на земельні ділянки цей показник дозволяє оцінити, наскільки повно модель ураховує всі фактори впливу на ціноутворення.

MAPE – середня абсолютна похибка у відсотках, яка визначає середнє відхилення прогнозованих значень від фактичних у відсотковому вимірі. Цей показник особливо корисний для оцінки точності прогнозування в контексті інвестиційних рішень, де відносна точність часто важливіша за абсолютну.

Комплексна оцінка – інтегрований показник, розрахований на основі нормалізованих значень усіх зазначених вище метрик. Під час нормалізації метрик нижчі значення комплексної оцінки відповідають кращій загальній ефективності моделі, що дозволяє об'єктивно порівнювати моделі з урахуванням усіх аспектів їхньої прогностичної здатності.

Для забезпечення надійності результатів застосовано крос-валідацію з використанням ковзного вікна; аналіз залишків для перевірки якості прогнозування; порівняльний аналіз прогнозів різних моделей; тестування на окремій валідаційній вибірці.

На основі навченої моделі здійснено прогнозування на 2025 р. із використанням: ковзного вікна для генерації вхідних даних; зворотного перетворення нормалізованих значень; оцінки довірчих інтервалів прогнозу.

Запропонована методологія забезпечує комплексний підхід до прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення, враховуючи специфіку українського ринку (волатильний, трансформаційний, невизначений) і сучасні досягнення у сфері глибокого навчання.

4. РЕЗУЛЬТАТИ

4.1. Теоретичні засади застосування нейронних мереж у прогнозуванні економічних показників. Нейронні мережі стали одним із найефективніших інструментів для прогнозування й аналізу даних у сільському господарстві та управлінні земельними ресурсами. Їхня здатність виявляти складні нелінійні взаємозв'язки та адаптуватися до нових даних робить їх особливо цінними для моделювання динамічних систем, таких як ринок сільськогосподарських земель.

У сфері землекористування нейронні мережі успішно застосовують для оцінки вартості земельних ділянок, прогнозування врожайності, оптимізації земельних активів і моніторингу екологічного стану ґрунтів. Наприклад, у дослідженні Zhang та ін. продемонстровано ефективність використання згорткових нейронних мереж для прогнозування сільськогосподарських посух із високим коефіцієнтом кореляції, що має прямий вплив на вартість земельних ресурсів [9].

Особливу увагу привертає застосування нейронних мереж для аналізу просторово-часових даних у сільському господарстві, де враховуються як часові тенденції, так і географічні особливості земельних ділянок. Це дозволяє створювати комплексні моделі ціноутворення, які враховують не лише економічні показники, але й агрокліматичні фактори, якість ґрунтів, інфраструктурні особливості та екологічні обмеження.

Архітектура LSTM демонструє особливу ефективність під час роботи із часовими рядами в аграрному секторі через здатність ураховувати довготривалі залежності, що критично важливо для моделювання сезонних циклів і довгострокових тенденцій на ринку сільськогосподарських земель. На відміну від традиційних методів прогнозування, LSTM мережі здатні автоматично виявляти приховані закономірності у великих масивах даних, адаптуватися до зміни умов та підвищувати точність прогнозів із накопиченням досвіду.

Особливо цінним є використання нейронних мереж в економіці та сільському господарстві. У цих сферах прогнозування та аналіз даних відіграють критично важливу роль. Зокрема, в аграрному секторі нейромережі застосовують для оптимізації врожайності, управління ресурсами та прогнозування ринкових тенденцій. Одним із перспективних напрямів є використання нейронних мереж для прогнозування цін на сільськогосподарські землі – ключового активу аграрного бізнесу. Це завдання набуває особливої складності в умовах України, де ринок земель перебуває на етапі становлення після відкриття у 2021 р. та характеризується високою динамічністю, множинністю факторів впливу та структурною неоднорідністю. Нестабільність макроекономічних умов, регіональна диференціація якості ґрунтів, незавершеність формування інституційної структури ринку та вплив воєнних дій, передусім на сході та півдні країни, створюють унікальний контекст, який вимагає застосування передових методів аналізу з високою адаптивністю. Саме здатність нейронних мереж до ефективного виявлення складних нелінійних взаємозв'язків між різнорідними факторами робить їх оптимальним інструментом для прогнозування динаміки такого багатовимірного об'єкта, як ціни на сільськогосподарські землі в українських реаліях.

Ринок земель сільськогосподарського призначення є складною системою з множинними факторами впливу, сезонними коливаннями та структурними змінами, що робить його ідеальним об'єктом для застосування LSTM нейронних мереж. Саме тому в нашому дослідженні цю архітектуру обрано як оптимальну для прогнозування цін на вказані землі в умовах українського ринку.

Для реалізації таких складних аналітичних систем, як нейромережа, необхідні потужні та гнучкі інструменти розробки. Саме тут на перший план виходить мова програмування Python, яка фактично стала стандартом у сфері машинного навчання та розробки нейромереж, що підтверджується дослідженнями Інституту інженерів з електротехніки та електроніки (IEEE), які стабільно відзначають Python як найпопулярнішу мову для проєктів з машинного навчання та аналізу даних [22]. Широка екосистема спеціалізованих бібліотек,

таких як TensorFlow, Keras, PyTorch та Scikit-learn, забезпечила домінуючу позицію Python у розробці та впровадженні нейромережових рішень для прикладних задач.

4.2. Розробка та обґрунтування методології використання Python для побудови LSTM-моделі. Python – це високорівнева мова програмування загального призначення, яка набула широкого застосування в наукових обчисленнях, аналізі даних і машинному навчанні [23]. Створена Guido van Rossum і вперше випущена в 1991 р., Python вирізняється своєю простотою синтаксису та потужними можливостями, що робить її ідеальним інструментом для розробки складних алгоритмів, включаючи нейронні мережі. Python як провідна мова для аналізу даних забезпечує потужний інструментарій для дослідження ринку сільськогосподарських земель. Ключовою особливістю Python у контексті нашого дослідження є здатність ефективно працювати із часовими рядами, що критично важливо для аналізу ринку земель. Гнучкість і модульність Python дозволяє інтегрувати та ефективно опрацювати дані, створюючи цілісну модель для прогнозування.

Специфіка дослідження ринку земель сільськогосподарського призначення вимагає застосування інструментарію, здатного обробляти дані з високою варіативністю та невизначеністю. У цьому контексті Python пропонує ряд спеціалізованих бібліотек, що суттєво спрощують процес аналізу такого складного об'єкта як ринок землі в Україні.

У контексті побудови нейромережі для прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення Python надає такі можливості:

1. Екосистема бібліотек (Python має велику кількість спеціалізованих бібліотек для наукових обчислень і машинного навчання, таких як NumPy, SciPy, Pandas, Scikit-learn, TensorFlow та Graphviz [20; 24–28]. Ці інструменти значно спрощують процес розробки та навчання нейронних мереж).

2. Гнучкість (мова програмування дозволяє швидко прототипувати моделі та легко масштабувати їх для обробки великих обсягів даних, що критично важливо під час роботи з комплексними економічними показниками, такими як ціни на землю).

3. Інтеграція з іншими системами (Python легко інтегрується з різноманітними системами збору та обробки даних, що дозволяє ефективно обробляти інформацію з різних джерел).

4. Підтримка паралельних обчислень (використовує багатоядерні процесори та графічні прискорювачі, що суттєво скорочує час навчання складних нейромережових моделей).

У контексті прогнозування цін на сільськогосподарські землі застосування Python для побудови нейромереж дозволяє враховувати множинні фактори впливу, такі як географічне розташування, якість ґрунту, кліматичні умови, економічні показники регіону та інші релевантні параметри. Це забезпечує створення моделей із високою точністю прогнозування.

Таким чином, Python є потужним та універсальним інструментом, який

відіграє ключову роль у розробці передових систем прогнозування на основі нейронних мереж, саме тому цю мову програмування обрано для побудови нейронної мережі для прогнозування цін на сільськогосподарські землі.

Нами здійснено побудову, навчання та застосування нейронної мережі для прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення. Запропонована модель базується на архітектурі довгої короткочасної пам'яті (LSTM), яка є різновидом рекурентних нейронних мереж і демонструє високу ефективність при роботі із часовими рядами. Ця архітектура дозволяє моделі ефективно враховувати довгострокові залежності в даних, що є критичним для аналізу ринку земель. Нагадаємо, що інформаційною базою є часовий ряд даних, що характеризує динаміку ринку земель сільськогосподарського призначення в Україні за 37 місяців (липень 2021 р. – серпень 2024 р.). Цей часовий період, хоча й обмежений через відносно недавнє відкриття ринку землі в Україні, проте охоплює всі етапи його становлення та розвитку, включаючи початкову адаптацію, період воєнних дій та поступову стабілізацію, що створює можливість аналізувати структурні зміни та оцінювати точність прогнозів з урахуванням різних фаз розвитку ринку.

Для проведення детального аналізу факторів впливу на формування ринкових цін використано комплексний набір показників, зазначених у методології цього дослідження. Ринкова вартість землі представлена у вигляді середньозваженого показника, що дозволяє врахувати варіацію цін залежно від обсягу трансакцій. Цей підхід забезпечує більш репрезентативну оцінку ринкової ситуації, нівелюючи потенційний вплив окремих нетипових угод на загальну ситуацію щодо ціноутворення. Включення до набору даних інформації про площу відчужених земель та їхню нормативну грошову оцінку забезпечує можливості для комплексного аналізу факторів, що впливають на формування ринкових цін. Зокрема, це дозволяє досліджувати кореляцію між ринковою вартістю та нормативною оцінкою земель, а також вивчати вплив площі земельних ділянок на їхню вартість.

4.3. Кореляційний аналіз факторів ціноутворення на ринку земель. У рамках комплексного дослідження динаміки цін на сільськогосподарські землі проведено кореляційний аналіз ключових змінних (рис. 1). Цей етап є критичним для розуміння взаємозв'язків між факторами, що впливають на ціноутворення, та для валідації припущень, покладених в основу побудови LSTM-моделі.

Кореляційна матриця виявила ряд значущих взаємозалежностей між досліджуваними змінними. Найбільш помітним є взаємозв'язок між ціною та площею земельної ділянки, що характеризується помірною негативною кореляцією (-0,48). Це спостереження підтверджує гіпотезу про наявність ефекту масштабу на ринку земель сільськогосподарського призначення, де більші за площею ділянки мають тенденцію до нижчої ціни за одиницю площі. Цей факт є особливо важливим для калібрування LSTM-моделі, оскільки він указує на необхідність урахування нелінійних залежностей між площею та ціною при прогнозуванні.

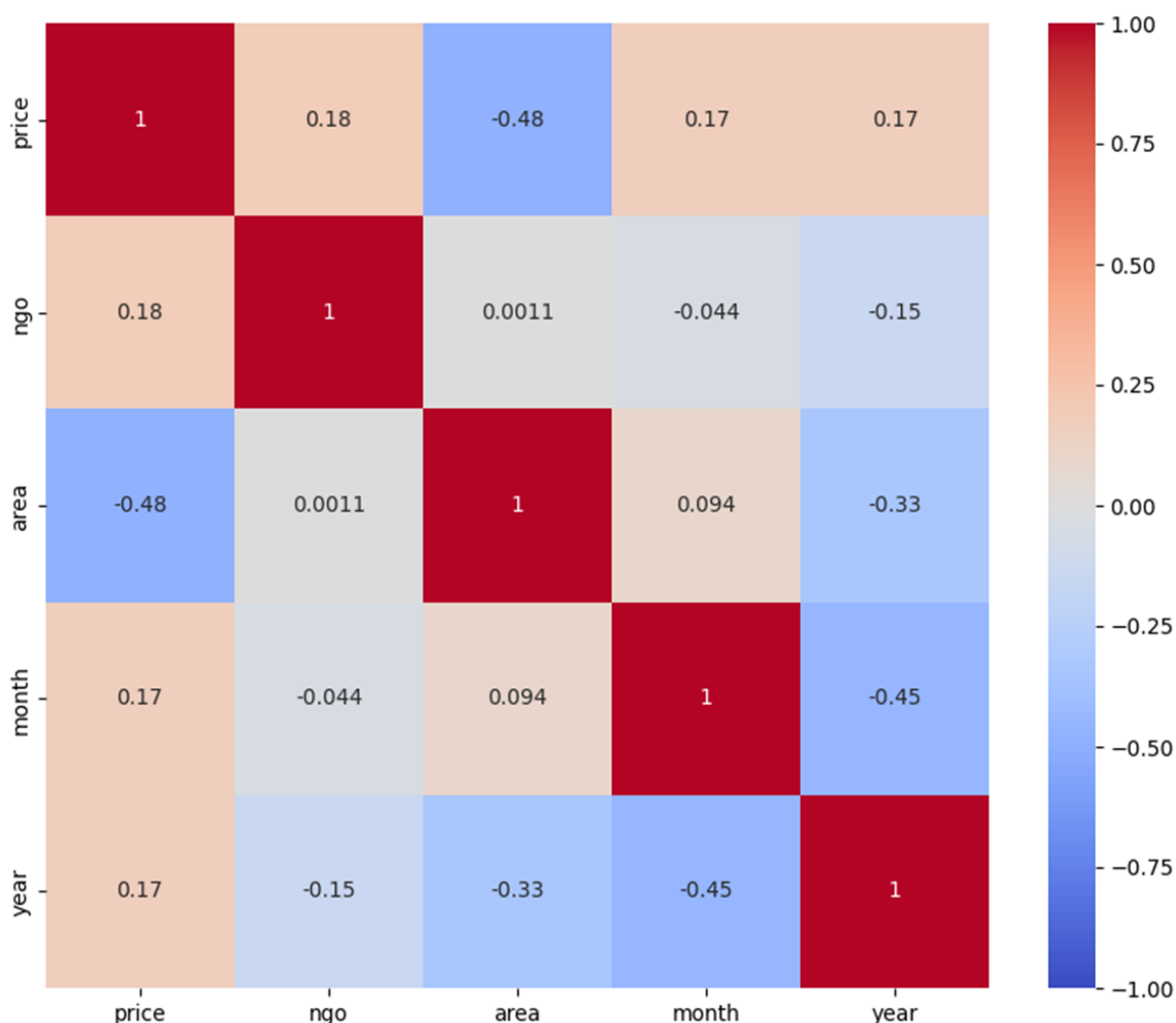


Рис. 1. Кореляційна матриця факторів ціноутворення на ринку земель сільськогосподарського призначення України

Джерело: побудовано авторами.

Аналіз часової динаміки цін виявив слабку позитивну кореляцію (0,17) з роком спостереження, що може свідчити про наявність довгострокового тренду до зростання цін. Паралельно зафіксовано слабку позитивну кореляцію (0,17) між ціною та місяцем, що вказує на потенційну сезонність ціноутворення. Ці спостереження обґрунтовують доцільність використання LSTM-архітектури, яка здатна ефективно враховувати як довгострокові тренди, так і короткострокові сезонні коливання.

Особливу увагу привертає взаємозв'язок між ринковою вартістю та нормативною грошовою оцінкою (НГО) земель. Слабка позитивна кореляція (0,18) між цими показниками свідчить про певний зв'язок між нормативною оцінкою та ринковою вартістю, хоча цей зв'язок не є визначальним. Цікаво відзначити, що НГО демонструє дуже слабку кореляцію з більшістю інших змінних, що може вказувати на її відносну незалежність від ринкових факторів. Це спостереження підкреслює важливість включення НГО як окремого входного

параметра до LSTM-моделі для підвищення її прогностичної здатності.

Виявлена помірна негативна кореляція (-0,45) між місяцем та роком може вказувати на зміну сезонних паттернів із часом. Це спостереження є особливо цінним для налаштування LSTM-мережі, оскільки воно підкреслює необхідність урахування довгострокових змін у сезонній динаміці цін.

Результати кореляційного аналізу підтверджують складність і багатофакторність процесу ціноутворення на ринку земель сільськогосподарського призначення. Вони також обґрунтовують вибір LSTM-архітектури як оптимальної для моделювання та прогнозування цін, ураховуючи її здатність до вивчення складних нелінійних взаємозв'язків і часових залежностей. Виявлені кореляції використано для оптимізації структури вхідних даних і налаштування параметрів моделей, що дозволило підвищити точність прогнозування цін на сільськогосподарську землю.

4.4. Порівняльний аналіз ефективності різних архітектур нейронних мереж. У рамках дослідження створено та протестовано три різні архітектури LSTM-мереж (базова, з Dropout та глибока) (рис. 2).

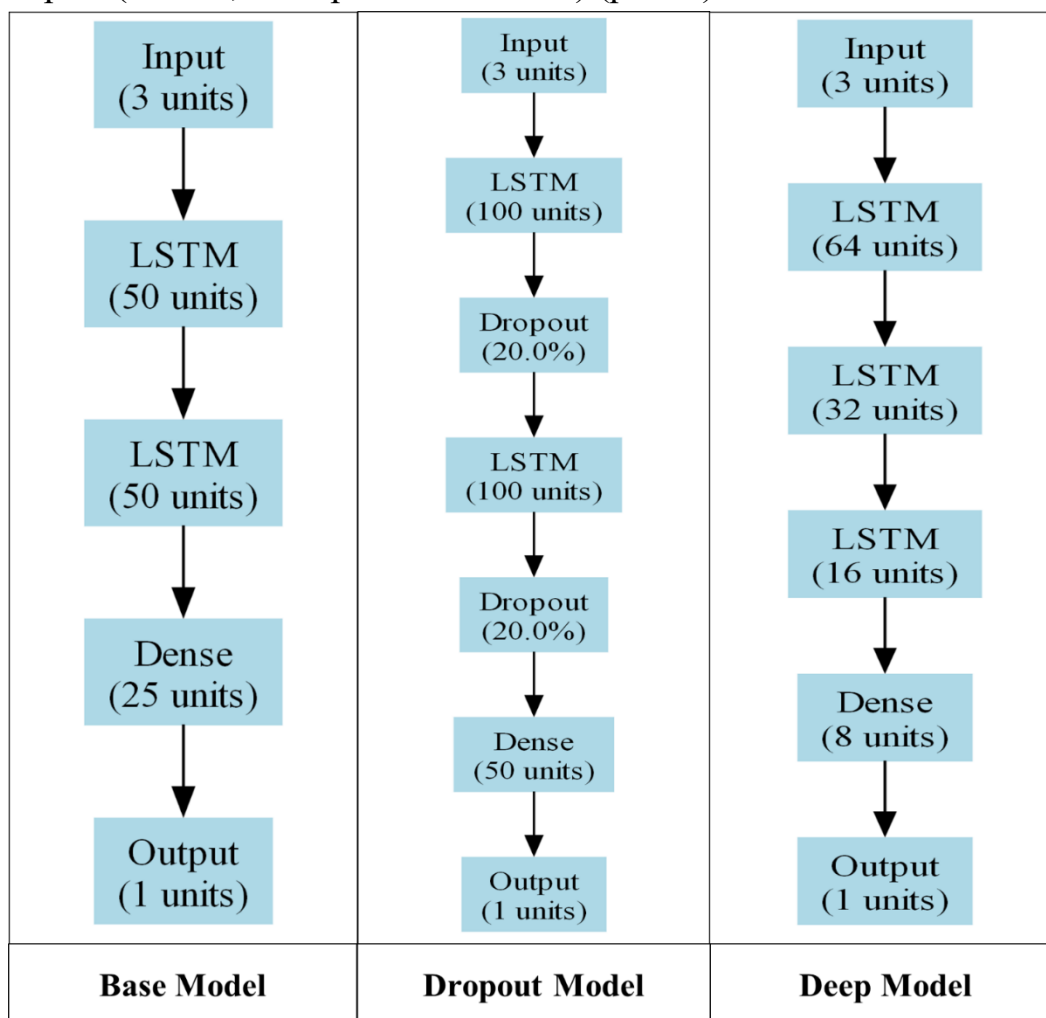


Рис. 2. Архітектура нейронних мереж для прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення в Україні

Джерело: побудовано авторами.

Вхідний набір даних для моделей прогнозування цін включав 12 параметрів:

1. Рік спостереження (закодований як ціле число);

2. Місяць спостереження (закодований як ціле число від 1 до 12);

3–5. Ціна за попередні три періоди ($t-1$, $t-2$, $t-3$);

6–8. Показники НГО за поточний і два попередні періоди (t , $t-1$, $t-2$);

9–11. Показники площі відчужених земель за поточний і два попередні періоди (t , $t-1$, $t-2$);

12. Кількість угод купівлі-продажу за поточний період (t).

Базова модель представляє собою простий варіант LSTM-мережі. Вона складається з двох LSTM-шарів, за якими слідують два повнозв'язних шари. Базова модель служить відправною точкою для порівняння та дозволяє оцінити, наскільки ефективно проста архітектура може впоратися із завданням щодо прогнозування. Модель з Dropout є модифікацією базової, до якої додано шари Dropout. Dropout – це техніка регуляризації, яка запобігає перенавчанню моделі шляхом випадкового «вимкнення» певної частки нейронів під час навчання. Ця модель потенційно може краще генералізувати дані й бути більш стійкою до шумів у вхідних даних. Глибока модель представляє собою більш складну структуру з трьома LSTM-шарами різної розмірності. Збільшення глибини мережі потенційно дозволяє моделі виявляти більш складні патерни в даних, але також підвищує ризик перенавчання. Кожну із цих моделей навчено на однакових даних, що включали історичні ціни на землю, нормативну грошову оцінку та площу проданих ділянок (табл. 1).

Таблиця 1

Вихідні дані щодо ринку земель сільськогосподарського призначення в Україні для навчання моделей

Рік	Місяць	Ціна, грн/га	НГО, грн/га	Площа, га
1	2	3	4	5
2021	Липень	26131	23752	193043
	Серпень	33683	23145	15220
	Вересень	30846	23125	30995
	Жовтень	31283	23826	27491
	Листопад	29552	23949	56164
	Грудень	28465	23648	50131
2022	Січень	27422	28232	21036
	Лютий	28781	23706	28044
	Травень	35037	23708	725
	Червень	33939	22910	5185
	Липень	36735	15478	7202
	Серпень	42866	65326	7116
	Вересень	31951	37853	7140
	Жовтень	36329	8524	3690
	Листопад	40195	16946	9524
	Грудень	34525	20473	12393
2023	Січень	38646	20308	6541
	Лютий	33100	19229	11186

Продовження табл. 1

1	2	3	4	5
2023	Березень	31280	19047	15733
	Квітень	35441	21371	13909
	Травень	22056	20679	16512
	Червень	34629	21525	15269
	Липень	35326	21028	13590
	Серпень	35461	21197	15428
	Вересень	34129	22116	16471
	Жовтень	34989	22867	17077
	Листопад	34439	22394	18064
	Грудень	34349	23563	20143
2024	Січень	32853	25948	14628
	Лютий	30367	26620	22256
	Березень	32483	26789	22407
	Квітень	34472	26962	22602
	Травень	34614	27091	19848
	Червень	33484	14185	18622
	Липень	34193	13548	19532
	Серпень	33046	13478	20489

Джерело: розраховано за даними Державної служби України з питань геодезії, картографії та кадастру [21].

Для оцінки ефективності моделей використовують низку метрик, зокрема RMSE (середньоквадратичне відхилення), яка є одним із ключових показників оцінки якості прогнозу під час прогнозування часових рядів і відображає середньоквадратичне відхилення прогнозованих значень від фактичних. RMSE особливо чутлива до великих помилок, оскільки вони зводяться в квадрат перед усередненням [27]. Отже, для якісної та всебічної оцінки ефективності моделей і більш глибокого їх аналізу, крім RMSE, розраховано показники MSE, MAE, R^2 , MAPE та здійснено комплексну оцінку (табл. 2).

Таблиця 2

Порівняльний аналіз метрик якості моделей прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення в Україні

Модель	RMSE	MSE	MAE	R^2	MAPE, %	Комплексна оцінка
Базова	2503,29	6266443,65	1822,80	0,39	5,81	х
Dropout	2469,21	6096991,69	1759,15	0,41	5,56	х
Глибока	2426,01	5885547,38	1661,79	0,43	5,34	х
Нормалізовані метрики та комплексна оцінка:						
Базова	1,0000	1,0000	1,0000	0,0869	1,0000	0,8174
Dropout	0,9864	0,9730	0,9651	0,0482	0,9564	0,7858
Глибока	0,9691	0,9392	0,9117	0,0000	0,9189	0,7478

Джерело: розраховано авторами.

Аналіз отриманих результатів демонструє, що глибока модель із трьома LSTM шарами демонструє найкращі результати за всіма метриками: найнижче значення RMSE (2426,01), найнижче MSE (5885547,38), найнижче MAE

(1661,79), найвищий R^2 (0,43) і найнижчий MAPE (5,34 %). Причому перевага цієї моделі проявляється не лише в абсолютних показниках, але й у нормалізованих метриках, що підтверджується найнижчою комплексною оцінкою (0,7478). Модель із Dropout посідає друге місце за ефективністю, а базова модель демонструє найгірші результати.

Вища ефективність глибокої моделі зумовлена її здатністю виявляти складні ієрархічні залежності в часових рядах завдяки архітектурі з трьома послідовними LSTM шарами зі зменшенням розмірності. Така структура дозволяє ефективно моделювати як довгострокові тренди, так і короткострокові сезонні коливання, що є критично важливим для прогнозування на ринку земель сільськогосподарського призначення. Таким чином, для подальшого прогнозування цін на 2025 р. обрано саме глибоку модель LSTM як таку, що забезпечує найвищу точність прогнозування.

Загалом усі три моделі демонструють відносно близькі результати, що свідчить про їхню здатність ідентифікувати основні тенденції в даних. Проте глибока модель виявилася найбільш ефективною для поставленого завдання прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення.

Для глибшого розуміння архітектури глибокої моделі, яка продемонструвала найкращу продуктивність у нашому аналізі, розглянуто її структуру більш детально. Рис. 3 ілюструє архітектуру нейронної мережі, що використовується для прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення [28].

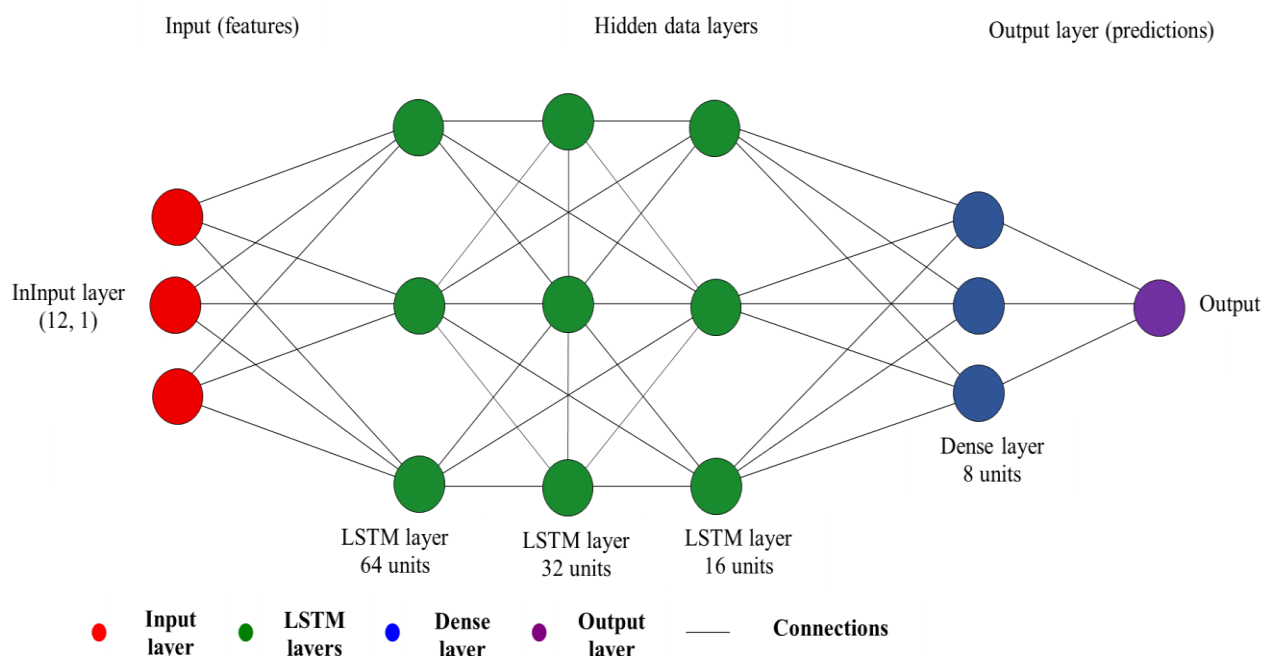


Рис. 3. Архітектура глибокої нейронної мережі LSTM для прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення

Джерело: побудовано авторами.

На рис. 3 представлено схематичне зображення глибокої нейронної мережі LSTM із кількома шарами. Архітектура складається з вхідного шару (Input layer),

трьох послідовних шарів LSTM, щільного шару (Dense layer) та вихідного шару (Output layer). Вхідний шар містить 12 нейронів, що відповідає кількості вхідних ознак (features) моделі. За ним слідує три LSTM шари з поступовим зменшенням кількості юнітів: перший LSTM шар має 64 юніти, другий – 32, а третій – 16. Це дозволяє мережі поетапно виділяти та узагальнювати часові залежності в даних. Після LSTM шарів розташований щільний шар із 8 нейронами, який виконує додаткову обробку отриманих ознак. Нарешті, вихідний шар представлений одним нейроном, що генерує кінцевий прогноз ціни.

Така архітектура дозволяє моделі ефективно обробляти часові ряди та враховувати довгострокові залежності в даних, що є важливим для прогнозування цін на землю. Зменшення кількості юнітів у послідовних LSTM шарах сприяє поступовому виділенню найбільш важливих ознак, а наявність щільного шару перед виходом забезпечує додаткову гнучкість у формуванні остаточного прогнозу.

4.5. Прогноз ціни земель сільськогосподарського призначення в Україні на 2025 р. і його обґрунтування. Результати прогнозування на 2025 р., отримані за допомогою моделі глибокої нейронної мережі LSTM, представлено на рис. 4.

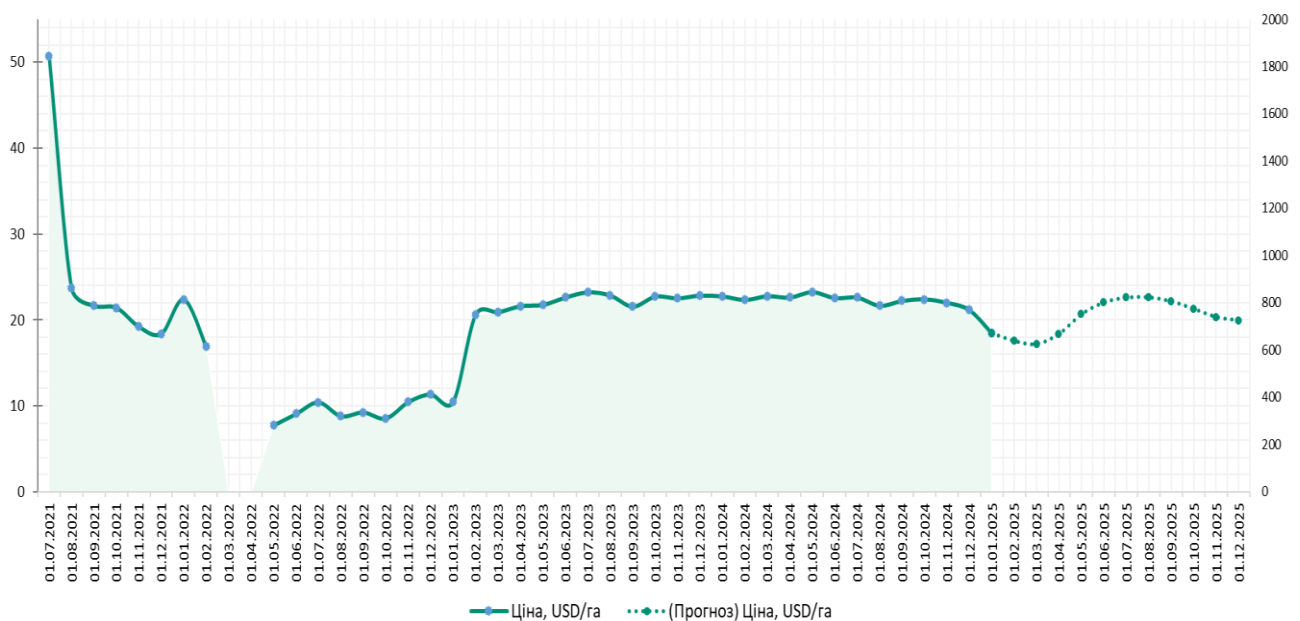


Рис. 4. Динаміка та прогноз ціни земель сільськогосподарського призначення в Україні, 2021–2025 рр.

Джерело: розраховано авторами на основі даних Державної служби України з питань геодезії, картографії та кадастру [21].

Аналіз динаміки ринку земель сільськогосподарського призначення в Україні за період 2021–2024 рр. виявив кілька важливих тенденцій. На початку відкриття ринку (липень 2021 р.) зафіксовано найвищі ціни – 1845 дол. США/га, що можна пояснити підвищеним інтересом до нового ринку та обмеженою пропозицією. Протягом наступних місяців відбулася суттєва цінова корекція, і до кінця 2021 р. середня ціна знизилася до рівня 670 дол. США/га.

Особливу увагу привертає період весни–літа 2022 р., коли через повномасштабне російське вторгнення відбувалося різке зниження активності ринку, ціна була зафіксована на рівні 281 дол. США/га. Проте вже з початку 2023 р. ринок продемонстрував ознаки стабільного відновлення, ціна поступово зросла до рівня 750 дол. США/га.

Сезонність залишається важливою характеристикою ринку: підвищена активність спостерігається у весняно-літній період (березень – серпень), що співпадає з періодом польових робіт і підготовки до нового сільськогосподарського сезону, що підтверджується обсягом площ проданих земельних ділянок.

Згідно з отриманими результатами, ціна на землі сільськогосподарського призначення в Україні у 2025 р. демонструватиме тенденцію до поступового зниження в доларовому еквіваленті: від близько 805–810 дол. США/га на початку року до 724–725 дол. США/га наприкінці року. Важливо зазначити, що це зниження прогнозується саме в доларовому вимірі, тоді як у гривневому еквіваленті динаміка може бути іншою через можливі зміни валютного курсу протягом року. При цьому часовий ряд демонструє помірну сезонну варіацію упродовж року з коефіцієнтом варіації, що не перевищує 15 %. Такий тренд може свідчити про очікувану корекцію ринку після періоду зростання цін у 2023–2024 рр. та відображати вплив сукупності економічних, інституційних і геополітичних чинників на ринок сільськогосподарських земель. Зокрема, на ціноутворення можуть впливати зміни в аграрній політиці, трансформація інвестиційного клімату, динаміка ефективності сільськогосподарського виробництва та процеси адаптації ринку до нових умов функціонування.

Аналіз прогнозних даних указує на можливу тенденцію до зменшення коливань ключових параметрів ринку земель сільськогосподарського призначення у 2025 р. Проте, враховуючи відносно короткий період спостережень (2021–2024 рр.), який охоплює наявний часовий ряд, необхідно обережно інтерпретувати виявлені закономірності. Зниження волатильності досліджуваних показників порівняно з попереднім періодом може бути як індикатором певних змін у функціонуванні ринку, так і результатом циклічних коливань або впливу зовнішніх факторів. Для формування обґрунтованих висновків щодо зрілості ринку та усталеності механізмів ціноутворення необхідне продовження спостережень.

Важливо зазначити, що представлений прогноз відображає потенційні тенденції за умови збереження наявних макроекономічних та інституційних чинників, і повинен розглядатися як один із можливих сценаріїв розвитку ринку. Обмеженість історичних даних, нестабільність геополітичної ситуації та триваючий процес інституційного формування ринку землі створюють значну невизначеність щодо довгострокових прогнозів. Тому прогноз на 2025 р. слід розглядати як аналітичний інструмент для планування та ухвалення рішень, який потребує постійного оновлення та корегування з урахуванням нових даних і змін ринкового середовища. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на

вдосконалення прогностичної моделі шляхом включення додаткових факторів впливу та розширення часового горизонту прогнозування.

6. ДИСКУСІЯ

Результати нашого дослідження демонструють ефективність застосування глибоких нейронних мереж, зокрема архітектури LSTM, для прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення в Україні. Порівняння трьох різних моделей LSTM показало, що глибока модель із трьома послідовними LSTM шарами демонструє найкращу продуктивність, що узгоджується із загальною тенденцією в області глибокого навчання щодо переваг більш глибоких архітектур для складних завдань із прогнозування.

Результати дослідження корелюють із висновками X. Xu та Y. Zhang, які застосували нелінійну авторегресійну нейронну мережу для прогнозування тижневого індексу оптових цін харчової олії на китайському ринку [2]. Їхня модель також продемонструвала високу точність прогнозування, що підтверджує ефективність нейромережових підходів для аналізу цінових трендів у сільськогосподарському секторі. Особливо важливим є те, що обидва дослідження підтверджують здатність нейронних мереж адаптуватися до специфічних особливостей різних сільськогосподарських ринків.

На відміну від дослідження G. Avinash та співавторів, які використовували гібридний підхід, поєднуючи прихований марковський процес (HMM) із моделями глибокого навчання для прогнозування цін на картоплю в Індії, наше дослідження зосередилося виключно на архітектурі LSTM. Це рішення було прийнято з огляду на специфіку українського ринку земель сільськогосподарського призначення та наявні дані. Проте, враховуючи успіх гібридного підходу G. Avinash та ін., який досяг покращення точності прогнозування на 15–20 % [3], подальші дослідження могли б розглянути можливість інтеграції додаткових методів для потенційного підвищення точності прогнозів.

Суттєвим внеском нашого дослідження є виявлення та аналіз сезонності цін на землю, з максимумом у серпні та мінімумом у березні. Ця сезонність узгоджується з висновками A. Bonfiglio та співавторів, які підкреслюють важливість урахування сезонних факторів під час оцінювання ефективності сільськогосподарської політики [10]. Однак, на відміну від їхнього дослідження, яке фокусувалося на показниках ефективності через знання та інновації, наша робота безпосередньо аналізує цінові тренди та їхню сезонну варіацію.

Цікаво порівняти наші результати з дослідженням S. Sakthipriya та R. Naresh, які досягли високої точності у своїй моделі для аналізу агрономічних показників [8]. Хоча їхнє дослідження фокусувалося на інших аспектах сільського господарства, використана ними методологія автоматизованого створення нейронних мереж могла б бути адаптована для покращення нашої моделі прогнозування цін на землю.

Прогнозоване нами зниження середньої ціни на сільськогосподарську

землю у 2025 р. на 11,3 % порівняно з 2024 р. може відображати комплексний вплив різних факторів, уключаючи потенційні зміни в аграрній політиці та економічні умови [1]. Це спостереження корелює з висновками дослідження Y. Jin та ін., які виявили, що різні моделі прогнозування (ANN та TVAR) демонструють різну ефективність у короткостроковій і середньостроковій перспективі під час прогнозування цін. Їхні результати, як і наші, підкреслюють важливість використання різних моделей для різних часових горизонтів прогнозування.

Особливої уваги заслуговує порівняння з роботою Q. Zhang та співавторів, які досягли високих коефіцієнтів кореляції у своїх прогнозах сільськогосподарських посух [9]. Хоча їхнє дослідження фокусувалося на іншому аспекті сільського господарства, використана ними модель багатовимірної згорткової нейронної мережі часових рядів (T-CNN) демонструє потенціал для покращення точності прогнозування через включення додаткових метеорологічних змінних, що могло б бути корисним і для нашої моделі.

Розвиваючи методологічні підходи до оцінки земель сільськогосподарського призначення, запропоновані в роботі [11], це дослідження доповнює їх інструментарієм прогнозування на основі глибоких нейронних мереж. Якщо запропонована раніше методика [11] фокусується на визначенні справедливої вартості земельних ділянок через систему корегувальних коефіцієнтів, то наша модель LSTM дозволяє прогнозувати динаміку цін у часі. Інтеграція цих підходів відкриває перспективи для створення більш комплексної системи оцінки та прогнозування вартості сільськогосподарських земель, де статичні характеристики ділянок будуть доповнюватися динамічними прогнозами ринкових трендів.

Загалом наше дослідження доповнює наявну літературу, пропонуючи специфічний для України підхід до прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення з використанням глибоких нейронних мереж. Воно демонструє потенціал застосування передових методів машинного навчання для аналізу та прогнозування тенденцій на ринку землі, що може мати важливе значення для ухвалення рішень в аграрному секторі та формування земельної політики. На відміну від більшості попередніх досліджень, які зосереджувалися на окремих аспектах сільськогосподарського ринку, наша робота пропонує комплексний підхід до аналізу ринку земель сільськогосподарського призначення, ураховуючи як цінову динаміку, так і структурні характеристики ринку.

Порівняння з наявними дослідженнями також виявляє потенційні напрями для подальшого вдосконалення нашої методології, зокрема:

1. Інтеграція гібридних підходів, як у дослідженні G. Avinash та ін. [3].
2. Включення додаткових змінних, таких як метеорологічні дані, за прикладом Q. Zhang та ін. [9].
3. Застосування автоматизованих методів оптимізації архітектури нейронних мереж, як у роботі S. Sakthipriya та R. Naresh [8].

4. Розробка специфічних моделей для різних часових горизонтів прогнозування, враховуючи досвід Y. Jin та ін. [1].

Отже, подальші дослідження можуть бути спрямовані на розширення набору вхідних параметрів моделі через включення агрокліматичних показників, економічних індикаторів і геопросторових даних. Доцільним є дослідження можливості застосування ансамблевих методів, які поєднують різні архітектури нейронних мереж і традиційні статистичні моделі. Перспективним напрямом є розробка інтерактивної системи прогнозування для отримання прогнозів у режимі реального часу. Важливим аспектом майбутніх досліджень може стати проведення порівняльного аналізу ефективності розробленої методології з іншими передовими методами прогнозування та вивчення впливу зовнішніх факторів на точність довгострокових прогнозів.

6. ВИСНОВКИ

У результаті проведеного дослідження розроблено та апробовано методологію прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення в Україні з використанням глибоких нейронних мереж, зокрема архітектури LSTM. Отримані результати демонструють значний потенціал застосування цих методів для підвищення точності прогнозування показників на ринку зазначених земель України, що дозволяє зробити суттєвий внесок у розвиток методологічних підходів до аналізу та прогнозування в цій сфері.

Порівняльний аналіз трьох архітектур LSTM моделей (базової, з Dropout та глибокої) показав, що глибока модель демонструє найвищу точність прогнозування. Це підтверджує ефективність використання складніших архітектур нейронних мереж для аналізу часових рядів цін на землю. Розроблена методологія створює науковий фундамент для подальшого розвитку методів прогнозування на ринку земель сільськогосподарського призначення.

Проведений кореляційний аналіз виявив значущі взаємозв'язки між досліджуваними параметрами. Зокрема, встановлено помірну негативну кореляцію (-0.48) між ціною та площею земельної ділянки, а також слабкі позитивні кореляції з роком та місяцем спостереження (обидві характеризуються коефіцієнтом 0,17). Розуміння цих взаємозв'язків є критично важливим для поліпшення точності прогнозування та розробки ефективних ринкових стратегій.

Аналіз динаміки ринку за 2021–2024 рр. виявив значні коливання активності. На початку відкриття ринку ціни досягали піку в 1845 дол. США/га, після чого відбулася стабілізація на рівні 800–830 дол. США/га у 2024 р. У динаміці ринку виявлено чітку сезонність із підвищеною активністю у весняно-літній період. Особливо помітним був вплив повномасштабного російського вторгнення на ринок у 2022 р., коли ціни знизились до 281 дол. США/га.

Здійснений прогноз ціни земель сільськогосподарського призначення на 2025 р. свідчить про тенденцію до поступового зниження цін у доларовому еквіваленті: від 805–810 дол. США/га на початку року до 724–725 дол. США/га

в кінці року. Цей прогноз може слугувати орієнтиром для учасників ринку під час планування операцій купівлі-продажу та інвестиційних рішень.

Результати моделювання демонструють тенденцію до зниження волатильності досліджуваних показників, однак інтерпретувати це як формування усталених механізмів ціноутворення слід із певною обережністю. В умовах триваючої російсько-української війни, макроекономічних викликів і незавершеності інституційного формування ринку земель сільськогосподарського призначення, спостережувана відносна стабільність прогнозованих показників може бути наслідком складної взаємодії різних факторів, уключаючи адаптацію учасників ринку до нових умов, вплив регуляторної політики та фінансові обмеження. Зниження волатильності всіх досліджуваних показників може розглядатися як індикатор переходу ринку до більш зрілої фази розвитку.

Наукова новизна дослідження полягає в розробці першої для України комплексної методології прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення з використанням глибоких нейронних мереж. Важливим науковим внеском є створення та валідація трьох різних архітектур LSTM для прогнозування цін, оцінка сезонності цінових коливань на ринку земель, а також формування комплексного підходу до аналізу взаємозв'язків між ключовими параметрами ринку. Отримані результати мають вагомe практичне значення для різних учасників ринку. Створений інструментарій дозволяє ухвалювати обґрунтовані рішення у сфері земельних відносин, формувати аграрну політику з урахуванням прогнозованих тенденцій, планувати інвестиційну діяльність на ринку сільськогосподарських земель і розробляти фінансові продукти, пов'язані із земельними активами. Таким чином, проведене дослідження не лише надає цінний інструментарій для прогнозування показників на ринку земель сільськогосподарського призначення в Україні, але й відкриває широкі перспективи для подальшого вдосконалення методів аналізу та прогнозування на цьому ринку з використанням передових технологій машинного навчання.

7. ОБМЕЖЕННЯ ТА МАЙБУТНІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Проведене дослідження, попри свою комплексність і практичну цінність, має певні методологічні та емпіричні обмеження, які варто враховувати під час інтерпретації результатів та планування подальших досліджень у цій сфері.

Основним обмеженням дослідження є відносно короткий період спостережень, який охоплює лише три роки функціонування ринку земель сільськогосподарського призначення в Україні (2021–2024 рр.). Цей часовий проміжок, хоча і дозволяє виявити основні тенденції, може бути недостатнім для повного розуміння довгострокових циклів і закономірностей розвитку ринку. Особливо це стосується впливу макроекономічних факторів і структурних змін в економіці на динаміку цін на землю. Суттєвим обмеженням є також неповне врахування якісних характеристик земельних ділянок у моделі прогнозування. Поточна версія моделі враховує лише базові параметри, такі як площа та

нормативна грошова оцінка, залишаючи поза увагою важливі агрономічні показники, як-от бонітет ґрунту, рельєф місцевості, наближеність до транспортної інфраструктури тощо. Це може впливати на точність індивідуальних прогнозів для конкретних земельних ділянок. Модель також має обмеження щодо врахування зовнішніх шоків і форс-мажорних обставин. Події 2022 р. продемонстрували, що такі фактори можуть суттєво впливати на ринкову динаміку, проте їх складно передбачити та інтегрувати в прогностичні моделі. Крім того, поточна архітектура нейронної мережі може мати обмежену здатність до адаптації при різких змінах ринкових умов.

Ураховуючи виявлені обмеження, майбутні дослідження можуть розвиватися в кількох основних напрямках. У першу чергу, доцільно розширити часовий горизонт аналізу шляхом включення історичних даних про ціни на землю з інших джерел і ринків. Це дозволить краще зрозуміти довгострокові цикли та покращити якість прогнозування. Перспективним напрямом є розробка багатофакторної моделі оцінки земельних ділянок, яка б урахувала їхні якісні характеристики. Інтеграція даних дистанційного зондування землі, ґрунтових карт і геопросторової інформації могла б значно підвищити точність індивідуальних прогнозів. Важливим аспектом також є включення кліматичних факторів, особливо в контексті глобальних змін клімату та їхнього впливу на сільськогосподарське виробництво. Значний потенціал має розробка адаптивних моделей прогнозування, здатних швидко реагувати на зміни ринкових умов. Це може включати створення гібридних систем, що поєднують різні методи машинного навчання та традиційні економетричні підходи. Особливу увагу варто приділити розробці механізмів раннього виявлення та реагування на потенційні ринкові шоки. Окремим напрямом може стати вивчення регіональних особливостей ціноутворення на ринку земель сільськогосподарського призначення. Розробка спеціалізованих моделей для різних регіонів України, які б ураховували локальні економічні, соціальні та агрокліматичні умови, дозволить підвищити точність прогнозування на регіональному рівні. Важливим аспектом майбутніх досліджень є також інтеграція міжнародного досвіду та вивчення можливостей адаптації успішних практик прогнозування з розвинених ринків землі. Це включає аналіз методологій оцінювання та прогнозування, що використовують у країнах ЄС та інших розвинених економіках, із подальшою їх адаптацією до українських реалій.

Подолання зазначених обмежень та реалізація запропонованих напрямів досліджень дозволить створити більш досконалий інструментарій для прогнозування цін на землі сільськогосподарського призначення, що сприятиме подальшому розвитку та підвищенню ефективності функціонування земельного ринку в Україні.

Фінансування: це дослідження виконано без залученого фінансування.

Конфлікт інтересів: автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Використання штучного інтелекту: автори підтверджують, що не використовували технології штучного інтелекту під час створення цієї роботи.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Jin Y., Li W., Gil J. M. Forecasting fish prices with an artificial neural network model during the tuna fraud. *Journal of Agriculture and Food Research*. 2024. Vol. 18. 101340. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2024.101340>.
2. Xu X., Zhang Y. Edible oil wholesale price forecasts via the neural network. *Energy Nexus*. 2023. Vol. 12. 100250. <https://doi.org/10.1016/j.nexus.2023.100250>.
3. Avinash G., Ramasubramanian V., Ray M., Paul R. K. et al. Hidden Markov guided Deep Learning models for forecasting highly volatile agricultural commodity prices. *Applied Soft Computing*. 2024. Vol. 158. 111557. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111557>.
4. Ambuj, Machavaram R. Optimizing energy expenditure in agricultural autonomous ground vehicles through a GPU-accelerated particle swarm optimization-artificial neural network framework. *Cleaner Energy Systems*. 2024. Vol. 9. 100130. <https://doi.org/10.1016/j.cles.2024.100130>.
5. Shah A., Khan M. A., Alzahrani A. I., Alalwan N. et al. FuzzyShallow: a framework of deep shallow neural networks and modified tree growth optimization for agriculture land cover and fruit disease recognition from remote sensing and digital imaging. *Measurement*. 2024. Vol. 237. 115224. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.115224>.
6. Lu R., Zhang Y., Huang Q., Zeng P. et al. A refined edge-aware convolutional neural networks for agricultural parcel delineation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2024. Vol. 133. 104084. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104084>.
7. Mendoza-Bernal J., González-Vidal A., Skarmeta A. F. A convolutional neural network approach for image-based anomaly detection in smart agriculture. *Expert Systems with Applications*. 2024. Vol. 247. 123210. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123210>.
8. Sakthipriya S., Naresh R. Precision agriculture based on convolutional neural network in rice production nutrient management using machine learning genetic algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 130. 107682. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107682>.
9. Zhang Q., Li Y. P., Huang G. H., Wang H. et al. Multivariate time series convolutional neural networks for long-term agricultural drought prediction under global warming. *Agricultural Water Management*. 2024. Vol. 292. 108683. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.108683>.
10. Bonfiglio A., Camaioni B., Carta V., Cristiano S. Estimating the common agricultural policy milestones and targets by neural networks. *Evaluation and Program Planning*. 2023. Vol. 99. 102296. <https://doi.org/10.1016/j.evalprogplan.2023.102296>.
11. Юрченко І. В. Методичні підходи до обрахунку ціни земель сільськогосподарського призначення. *Ефективна економіка*. 2024. № 3. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2024.3.37>.
12. Murugesan R., Mishra E., Krishnan A. H. Forecasting agricultural commodities prices using deep learning-based models: basic LSTM, Bi-LSTM,

Stacked LSTM, CNN LSTM, and convolutional LSTM. *International Journal of Sustainable Agricultural Management and Informatics*. 2022. Vol. 8. Is. 3. Pp. 242–277. <https://doi.org/10.1504/IJSAMI.2022.125757>.

13. Kmytiuk T., Majore G., Bilyk T. Time series forecasting of price of the agricultural products using data science. *Agricultural and Resource Economics*. 2024. Vol. 10. No. 3. Pp. 5–33. <https://doi.org/10.51599/are.2024.10.03.01>.

14. Tran N.-Q., Felipe A., Ngoc T. N., Huynh T. et al. Predicting agricultural commodities prices with machine learning: a review of current research. 2023. *arXiv*. 2310. 18646. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.18646>.

15. Гнатієнко В. Г., Гнатієнко Г. М., Зозуля О. Л., Снитюк В. Є. Метод прогнозування врожайності сільськогосподарських культур з використанням мультифакторного аналізу та нейронних мереж. *Науковий вісник Ужгородського університету. Серія «Математика і інформатика»*. 2024. Т. 44. № 1. С. 93–105. [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.44\(1\).93-105](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.44(1).93-105).

16. Pasichnyk N., Dudnyk A., Opryshko O., Kiktev M. et al. Use of neural networks for planning the correct selection of plant and soil samples in precision agriculture technologies. *Scientific Reports of the National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine*. 2023. Vol. 19. No. 6. [https://doi.org/10.31548/dopovidi6\(106\).2023.005](https://doi.org/10.31548/dopovidi6(106).2023.005).

17. Shybaiev D. S., Otradskaia T. V., Stepanchuk M. V., Shybaieva N. O. et al. Predicting system for the estimated cost of real estate objects development using neural networks. *The Journal of Zhytomyr State Technological University / Engineering*. 2019. No. 1(83). Pp. 154–160. [https://doi.org/10.26642/tn-2019-1\(83\)-154-160](https://doi.org/10.26642/tn-2019-1(83)-154-160).

18. Bhardwaj M. R., Pawar J., Bhat A., Aggarwal, D. et al. An innovative deep learning based approach for accurate agricultural crop price prediction. *2023 IEEE 19th International Conference on Automation Science and Engineering (Auckland, 26–30 August 2023)*. Auckland, 2023. Pp. 1–7. <https://doi.org/10.1109/CASE56687.2023.10260494>.

19. de Freitas Cunha R. L., Silva B. Estimating crop yields with remote sensing and deep learning. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2020. V-3/W2-2020. Pp. 59–64. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-3-W2-2020-59-2020>.

20. Graphviz Developers. Graphviz. URL: <https://graphviz.org/download>.

21. Моніторинг земельних відносин. Державна служба України з питань геодезії, картографії та кадастру. URL: <https://land.gov.ua/index.php/monitorynh-zemelnykh-vidnosyn>.

22. IEEE Spectrum. Top Programming Languages 2024. URL: <https://spectrum.ieee.org/top-programming-languages-2024#toggle-gdpr>.

23. Python Software Foundation. Welcome to Python.org. URL: <https://www.python.org>.

24. NumPy Developers. NumPy. URL: <https://numpy.org>.

25. SciPy Developers. SciPy. URL: <https://scipy.org>.

26. Pandas Development Team. Pandas. URL: <https://pandas.pydata.org>.

27. Scikit-learn Developers. Scikit-learn: machine learning in Python. URL: <https://scikit-learn.org/stable>.
28. TensorFlow. TensorFlow. URL: <https://www.tensorflow.org>.

REFERENCES

1. Jin, Y., Li, W., & Gil, J. M. (2024). Forecasting fish prices with an artificial neural network model during the tuna fraud. *Journal of Agriculture and Food Research*, 18, 101340. <https://doi.org/10.1016/j.jafr.2024.101340>.
2. Xu, X., & Zhang, Y. (2023). Edible oil wholesale price forecasts via the neural network. *Energy Nexus*, 12, 100250. <https://doi.org/10.1016/j.nexus.2023.100250>.
3. Avinash, G., Ramasubramanian, V., Ray, M., Paul, R. K., Godara, S., Harish Nayak, G. H., Kumar, R. R., ... & Iquebal, M. A. (2024). Hidden Markov guided Deep Learning models for forecasting highly volatile agricultural commodity prices. *Applied Soft Computing*, 158, 111557. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111557>.
4. Ambuj, & Machavaram, R. (2024). Optimizing energy expenditure in agricultural autonomous ground vehicles through a GPU-accelerated particle swarm optimization-artificial neural network framework. *Cleaner Energy Systems*, 9, 100130. <https://doi.org/10.1016/j.cles.2024.100130>.
5. Shah, A., Khan, M. A., Alzahrani, A. I., Alalwan, N., Hamza, A., Manic, S., Zhang, Y., & Damaševičius, Y. (2024). FuzzyShallow: a framework of deep shallow neural networks and modified tree growth optimization for agriculture land cover and fruit disease recognition from remote sensing and digital imaging. *Measurement*, 237, 115224. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.115224>.
6. Lu, R., Zhang, Y., Huang, Q., Zeng, P., Shi, Z., & Ye, S. (2024). A refined edge-aware convolutional neural networks for agricultural parcel delineation. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 133, 104084. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104084>.
7. Mendoza-Bernal, J., González-Vidal, A., & Skarmeta, A. F. (2024). A convolutional neural network approach for image-based anomaly detection in smart agriculture. *Expert Systems with Applications*, 247, 123210. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123210>.
8. Sakthipriya, S., & Naresh, R. (2024). Precision agriculture based on convolutional neural network in rice production nutrient management using machine learning genetic algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 130, 107682. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107682>.
9. Zhang, Q., Li, Y. P., Huang, G. H., Wang, H., Li, Y. F., & Shen, Z. Y. (2024). Multivariate time series convolutional neural networks for long-term agricultural drought prediction under global warming. *Agricultural Water Management*, 292, 108683. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.108683>.
10. Bonfiglio, A., Camaioni, B., Carta, V., & Cristiano, S. (2023). Estimating the common agricultural policy milestones and targets by neural networks. *Evaluation and Program Planning*, 99, 102296. <https://doi.org/10.1016/j.evalprogplan.2023.102296>.
11. Yurchenko, I. V. (2024). Methodical approaches to calculating the price of

agricultural land. *Efektivna Ekonomika*, 3. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2024.3.37>.

12. Murugesan, R., Mishra, E., & Krishnan, A. H. (2022). Forecasting agricultural commodities prices using deep learning-based models: basic LSTM, Bi-LSTM, Stacked LSTM, CNN LSTM, and convolutional LSTM. *International Journal of Sustainable Agricultural Management and Informatics*, 8(3), 242–277. <https://doi.org/10.1504/IJSAMI.2022.125757>.

13. Kmytiuk, T., Majore, G., & Bilyk, T. (2024). Time series forecasting of price of the agricultural products using data science. *Agricultural and Resource Economics*, 10(3), 5–33. <https://doi.org/10.51599/are.2024.10.03.01>.

14. Tran, N.-Q., Felipe, A., Ngoc, T. N., Huynh, T., Tran, Q., Tang, A., & Nguyen, T. (2023). Predicting agricultural commodities prices with machine learning: a review of current research. *arXiv*. 2310, 18646. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.18646>.

15. Hnatiienko, V. H., Hnatiienko, H. M., Zozulia, O. L., & Snytiuk, V. Ye. (2024). Method of forecasting yield of agricultural crops using multifactor analysis and neural networks. *Scientific Bulletin of Uzhhorod University. Series of Mathematics and Informatics*, 44(1), 93–105. [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.44\(1\).93-105](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2024.44(1).93-105).

16. Pasichnyk, N., Dudnyk, A., Opryshko, O., Kiktev, M., & Petrenko, M. (2023). Use of neural networks for planning the correct selection of plant and soil samples in precision agriculture technologies. *Scientific Reports of the National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine*, 19(6). [https://doi.org/10.31548/dopovidi6\(106\).2023.005](https://doi.org/10.31548/dopovidi6(106).2023.005).

17. Shybaiev, D. S., Otradska, T. V., Stepanchuk, M. V., Shybaieva, N. O., & Rudnichenko, N. D. (2019). Predicting system for the estimated cost of real estate objects development using neural networks. *The Journal of Zhytomyr State Technological University / Engineering*, 1(83), 154–160. [https://doi.org/10.26642/tn-2019-1\(83\)-154-160](https://doi.org/10.26642/tn-2019-1(83)-154-160).

18. Bhardwaj, M. R., Pawar, J., Bhat, A., Aggarwal, D., Enaganti, I., Sagar, K., & Narahari, Y. (2023). An innovative deep learning based approach for accurate agricultural crop price prediction. *2023 IEEE 19th International Conference on Automation Science and Engineering*, Auckland, New Zealand. <https://doi.org/10.1109/CASE56687.2023.10260494>.

19. de Freitas Cunha R. L., & Silva B. (2020). Estimating crop yields with remote sensing and deep learning. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, V-3/W2-2020, 59–64. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-3-W2-2020-59-2020>.

20. Graphviz Developers (2024). *Graphviz*. Available at: <https://graphviz.org/download>.

21. State Service of Ukraine for Geodesy, Cartography and Cadastre (2024). *Monitoring of land relations*. Available at: <https://land.gov.ua/index.php/monitorynh-zemelnykh-vidnosyn>.

22. IEEE Spectrum (2024). *Top Programming Languages 2024*. Available at:

<https://spectrum.ieee.org/top-programming-languages-2024#toggle-gdpr>.

23. Python Software Foundation. (2024). *Welcome to Python.org*. Available at: <https://www.python.org>.

24. NumPy Developers (2024). *NumPy*. Available at: <https://numpy.org>.

25. SciPy Developers (2024). *SciPy*. Available at: <https://scipy.org>.

26. Pandas Development Team (2024). *Pandas*. Available at: <https://pandas.pydata.org>.

27. Scikit-learn Developers (2024). *Scikit-learn: machine learning in Python*. Available at: <https://scikit-learn.org/stable>.

28. TensorFlow (2024). *TensorFlow*. Available at: <https://www.tensorflow.org>.

Citation:

Стиль – ДСТУ:

Юрченко І., Ходаківська О., Мартинюк М. Прогнозування цін на сільськогосподарські землі в Україні за допомогою глибоких нейронних мереж LSTM. *Agricultural and Resource Economics*. 2025. Vol. 11. No. 1. Pp. 183–212. <https://doi.org/10.51599/are.2025.11.01.07>.

Style – APA:

Yurchenko, I., Khodakivska, O., & Martyniuk, M. (2025). Forecasting agricultural land prices in Ukraine using LSTM deep neural networks. *Agricultural and Resource Economics*, 11(1), 183–212. <https://doi.org/10.51599/are.2025.11.01.07>.