З огляду на підтверджену точність побудованої моделі, за допомогою рівняння виконано перспективне прогнозування обсягів експорту товарів України на 2026 (t = 22) та 2027 (t = 23) роки.

Підстановка відповідних значень порядкових номерів років у поліноміальну модель дала такі прогнозні результати для 2026 року:

$$\bar{y}_{2026} = 108794 + 62166 \cdot 22 + 2302{,}4 \cdot 22^2 == 2590808 \text{ млн}$$

та для 2027 року відповідно:

$$\bar{y}_{2027} = 108794 + 62166 \cdot 23 + 2302{,}4 \cdot 23^2 == 2756582 \text{ млн}$$

Проведене дослідження підтверджує доцільність застосування параболічного тренда для аналізу зовнішньоторговельних процесів України в умовах нестабільного макроекономічного середовища. Отримані прогнозні оцінки дають змогу сформувати об'єктивне уявлення про майбутню траєкторію експортних потоків, а сформований економетричний інструментарій слугує надійною аналітичною основою для розробки стратегій стимулювання зовнішньої торгівлі та прийняття зважених державних управлінських рішень.

Список використаних джерел

1. Бикова А. Л., Галєєв О. С. Теоретичні аспекти макроекономічного прогнозування: вітчизняний досвід. Економіка та суспільство. 2024. Вип. 62. DOI: https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-62-58.

2. Економетричне моделювання впливу експортно-імпортних операцій на рівень ВВП України / А. О. Азарова, Л. Х. Нікіфорова, О. Х. Рузакова, В. Х. Химич. Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки. 2024. № 6. С. 363–369. URL: https://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/43987 (дата звернення: 07.10.2026).

3. Рагуліна А. О., Хилько І. І. Економетричні моделі в аналізі регіональних програм підтримки сталого розвитку сільського господарства. Браславські читання. Економіка XXI століття: національний та глобальний виміри : збірник матеріалів II Міжнародної наукової-практичної конференції, 06 листопада 2024 року. Одеса : ОДАУ. 2024. С. 52-54. URL : https://osau.edu.ua/wp-content/uploads/2024/11/Braslavski-chytannya-Zbirnyk-2024.pdf (дата звернення: 07.10.2026).

4. Зовнішньоторговельний баланс України. Мінфін : вебсайт. URL: https://index.minfin.com.ua/ua/economy/gdp/eximp/ (дата звернення: 07.10.2026).

УДК 332.3:338.5:330.43

АНАЛІЗ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ РИНКОВИХ ЦІН НА ОРЕНДУ ЗЕМЛІ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОГО ПРИЗНАЧЕННЯ

Юлія Кислякова

Миколаївський національний аграрний університет, м. Миколаїв, Україна

Науковий керівник: О. Ю. Пархоменко,
кандидат фізико-математичних наук, доцент
Миколаївський національний аграрний університет

Анотація. Розглянуто теоретичні та методичні підходи до аналізу й прогнозування орендної плати за землі сільськогосподарського призначення в Україні в умовах структурних змін ринку. Спираючись на теорії диференціальної ренти та капіталізації ренти, обґрунтовано склад пояснювальних чинників орендної плати. На основі сучасних публікацій доведено доцільність комбінування класичних моделей часових рядів (SARIMA) з рекурентними нейронними мережами (LSTM). Запропоновано схему оцінювання точності на відкладеній вибірці та наведено програмну реалізацію мовою Python.

Оренда залишається основною формою землекористування в аграрному секторі України, тому динаміка орендної плати безпосередньо впливає на собівартість продукції, інвестиційні рішення

аграрних підприємств і доходи власників паїв. Запровадження ринку купівлі-продажу, а згодом і допуск юридичних осіб до придбання земель змінили співвідношення між ціною землі та рентним доходом. Воєнні ризики додали невизначеності. У цих умовах потрібні моделі, які враховують нестаціонарність і структурні злами в даних, а не лише екстраполюють минулі тенденції.

Економічна природа орендної плати пояснюється теорією диференціальної ренти Д. Рікардо: земля є обмеженим фактором виробництва, тому власник отримує залишковий дохід, який дорівнює різниці між вартістю виробленої продукції та сукупними витратами на неї. Спрощено це можна записати як

$$R = P \cdot Y - C,$$

де R – рента з одиниці площі, P – ціна продукції, Y – урожайність, C – витрати без урахування плати за землю.

Звідси випливає, що орендна плата є похідною від трьох груп чинників. Перша група – кон'юнктура товарних ринків, друга – родючість і місцезнаходження ділянки, третя – інституційні умови, зокрема захист прав орендодавців, роздробленість землекористування та рівень конкуренції між орендарями. Остання група пояснює, чому за однакової прибутковості орендна плата в країнах із різною якістю інституцій помітно відрізняється.

Зв'язок між орендою та ціною землі описує теорія капіталізації ренти. Вартість ділянки розглядають як приведену вартість майбутніх рентних платежів:

$$V = R/(r - g),$$

де r – ставка дисконтування, g – очікуваний темп зростання ренти.

Звідси відношення орендної плати до ціни землі наближається до різниці $r - g$. Зростання цін на землю без пропорційного зростання орендних ставок свідчить або про зниження ставки дисконтування, або про підвищення очікувань щодо майбутньої ренти. Така динаміка властива ринкам, що відкриваються для нових категорій покупців. Це обґрунтовує спільний аналіз цін купівлі-продажу та оренди й використання орендної дохідності як індикатора.

З погляду статистики місячні або квартальні ціни оренди є часовим рядом, який зазвичай містить тренд, сезонність і випадкову складову. Умовою застосування класичних моделей є стаціонарність, тобто сталість середнього та дисперсії в часі. Її перевіряють розширеним тестом Дікі-Фуллера, а нестаціонарні ряди зводять до стаціонарних логарифмуванням і диференціюванням. Модель SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)s описує ряд співвідношенням $\Phi(B^s)\varphi(B)(1 - B)^d(1 - B^s)^D\, y_t = \Theta(B^s)\theta(B)\varepsilon_t$, де B – оператор запізнення, φ і θ – авторегресійний та ковзного середнього поліноми несезонної частини, Φ і Θ – їхні сезонні аналоги, ε_t – білий шум. Перевагами моделі є прозорість параметрів і можливість побудови довірчих інтервалів. До обмежень належать лінійність і чутливість до структурних змін.

Сучасні дослідження прогнозування цін у сільському господарстві демонструють поступовий зсув від традиційних економетричних моделей до методів машинного та глибинного навчання, причому жоден клас моделей не має універсальної переваги [1]. Для земельного ринку України цей висновок підтверджується емпірично. У роботі [2] для передбачення вартості земельних ділянок застосовано алгоритми градієнтного бустингу та ансамблі дерев, а коефіцієнт детермінації сягнув 0,897. Набір даних без інформації про оренду давав помітно гірші результати, а орендна ставка та орендна дохідність належали до найвпливовіших ознак. Це емпірично узгоджується з теорією капіталізації ренти: орендні показники є не лише об'єктом прогнозування, а й змістовним індикатором ринкової вартості землі.

Щодо часових рядів, у дослідженні [3] порівняно три архітектури LSTM-мереж для прогнозування цін на землю за період з липня 2021 до серпня 2024 року. Найкращу точність показала глибока модель (RMSE 2375,90), а прогноз на 2025 рік передбачав зниження ціни в доларовому еквіваленті з 805–810 до 724–725 USD/ha. Цей результат потребує обережного тлумачення. Ряд є відносно коротким, стосується цін купівлі-продажу, а не оренди, а вибір валюти вимірювання істотно змінює напрям динаміки. Тому перенесення методики на орендну плату слід розглядати як робочу гіпотезу, що вимагає самостійної перевірки.

Додатковим аргументом на користь комбінованого підходу є результати дослідження [4]. На ринку кукурудзи багатовимірні моделі виявилися точнішими за одновимірні, а кризові події 2020 та 2022 років погіршували якість прогнозів усіх нейромережевих моделей. Для орендних цін це означає, що екзогенні змінні (ціни на сільськогосподарські культури, обмінний курс, інфляцію, нормативну грошову оцінку) варто поєднувати з явним тестуванням стійкості моделей до структурних змін.

Відповідно, запропоновано таку схему. Спочатку ряд логарифмують і перевіряють на стаціонарність тестом Дікі-Фуллера. Далі будують базову модель SARIMA як еталон і порівнюють її з рекурентною нейронною мережею. Якість оцінюють за RMSE та MAPE на відкладеній вибірці, а для надійності висновків доцільно застосовувати ковзний горизонт перевірки (rolling-origin). Програмну реалізацію наведено нижче.

```
import numpy as np, pandas as pd
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller
from statsmodels.tsa.statespace.sarimax import SARIMAX
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from tensorflow.keras import Sequential, layers
# Файл: date (початок місяця), rent_uah_ha (середня орендна плата, грн/га)
y = (pd.read_csv("lease_prices.csv", parse_dates=["date"], index_col="date")
["rent_uah_ha"].asfreq("MS").interpolate())
print("ADF p-value (diff log):", adfuller(np.log(y).diff().dropna())[1])
rmse = lambda a, b: float(np.sqrt(np.mean((np.asarray(a) - np.asarray(b))**2)))
mape = lambda a, b: float(np.mean(np.abs((np.asarray(a) - np.asarray(b)) / np.asarray(a))) * 100)
h, L = 6, 12 # горизонт прогнозу, довжина вікна
train, test = y[:-h], y[-h:]
# 1) SARIMA (еталонна модель)
sarima = SARIMAX(np.log(train), order=(1, 1, 1),
seasonal_order=(1, 0, 0, 12)).fit(disp=False)
f_sarima = np.exp(sarima.forecast(h))
# 2) LSTM
sc = MinMaxScaler()
s = sc.fit_transform(np.log(train).values.reshape(-1, 1))
X = np.array([s[i:i + L] for i in range(len(s) - L)]); t = s[L:]
model = Sequential([layers.Input((L, 1)), layers.LSTM(32),
layers.Dropout(0.2), layers.Dense(1)])
model.compile("adam", "mse")
model.fit(X, t, epochs=200, batch_size=8, verbose=0)
win, out = s[-L:].copy(), []
for _ in range(h): # рекурсивний прогноз
p = model.predict(win[None], verbose=0)[0, 0]
out.append(p); win = np.vstack([win[1:], [[p]]])
f_lstm = np.exp(sc.inverse_transform(np.array(out).reshape(-1, 1)).ravel())
for name, f in [("SARIMA", f_sarima), ("LSTM", f_lstm)]:
print(f"{name}: RMSE={rmse(test, f):.1f}, MAPE={mape(test, f):.2f}%")
```

Прогнозування орендної плати на землі сільськогосподарського призначення доцільно будувати як порівняння кількох класів моделей на спільній валідаційній схемі, а не як пошук єдиної «найкращої» моделі. Теорія ренти та капіталізації обґрунтовує вибір пояснювальних змінних, а теорія часових рядів визначає вимоги до підготовки даних і вибору моделі. Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення вибірки за рахунок регіональних даних, включення рентної дохідності як екзогенної змінної та оцінювання стійкості прогнозів до структурних змін ринку.

Список використаних джерел

1. Sun F., Meng X., Zhang Y., Wang Y., Jiang H., Liu P. Agricultural product price forecasting methods: A review. Agriculture. 2023. Vol. 13, No. 9. Art. 1671. DOI: https://doi.org/10.3390/agriculture13091671.
2. Бутенко М. Є., Павленко В. І. Архітектура програмного забезпечення для збору й аналізу даних про вартість землі сільськогосподарського призначення з використанням машинного навчання. Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології. 2023. № 2 (6). С. 30–37. DOI: https://doi.org/10.36994/2788-5518-2023-02-06-03.
3. Юрченко І., Ходаківська О., Мартинюк М. Прогнозування цін на сільськогосподарські землі в Україні за допомогою глибоких нейронних мереж LSTM. Agricultural and Resource Economics. 2025. Т. 11, № 1. С. 183–[кінцева сторінка]. DOI: https://doi.org/10.51599/are.2025.11.01.07.
4. Vancsura L., Csonka A. Corn price forecasts in the shadow of the Russian–Ukrainian conflict. Agricultural Economics (Zemědělská ekonomika). 2026. Vol. 72, No. 7. P. 461–472. DOI: https://doi.org/10.17221/102/2025-AGRICECON.

УДК 330.43:519.816

МУЛЬТИПЛІКАТИВНИЙ СИНТЕЗ НЕЧІТКИХ ОЦІНОК ЗА СХЕМОЮ БЕЛЛМАНА-ЗАДЕ У ЗАДАЧАХ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІЧНИХ СИСТЕМ

Ірина Дебела

Херсонський державний аграрно-економічний університет, м. Херсон, Україна

Актуальність. Сучасні динамічні системи функціонують в умовах високої макроекономічної турбулентності, структурних трансформацій та підвищеної інформаційної неоднорідності. За таких умов класичні детерміновані та стохастичні економіко-математичні моделі часто втрачають прогнозне значення через високу чутливість до нелінійних екзогенних шоків та нездатність адекватно формалізувати якісні характеристики середовища.

Необхідність модернізації прогнозного інструментарію вимагає переходу від пасивного моніторингу та реактивних управлінських дій до концепції проактивної адаптації. Це обумовлює актуальність розробки гібридних моделей, які поєднують інтелектуальний аналіз гетерогенних часових рядів із математичним апаратом нечіткої логіки для формалізації нелінійних закономірностей у динаміці складних систем.

Постановка проблеми. Традиційні підходи до оцінювання комплексних системних показників базуються переважно на адитивних схемах згортки індикаторів. Проте адитивні функції агрегування володіють суттєвим методологічним недоліком - ефектом взаємної компенсації ризиків. За такої схеми суттєве погіршення одного з критичних параметрів системи маскується високими значеннями інших показників, що призводить до заниження загрози та викривлення прогнозних траєкторій.

У контексті прогнозування проблема ускладнюється нелінійною взаємодією чинників та багатокритеріальністю вибору сценаріїв розвитку. Оскільки прийняття рішень відбувається в умовах неповноти даних, процеси прогнозування неминуче протікають у нечіткому середовищі. Отже, виникає науково-практична проблема розробки такого інструментарію агрегування об'єктивних індикаторів, який би блокував компенсаційний ефект і забезпечував високу чутливість до латентних дестабілізуючих чинників у зоні невизначеності.

Метою дослідження є розробка та математична формалізація гібридного алгоритму мультиплікативного синтезу нечітких оцінок на основі принципу Беллмана-Заде для оцінювання ступеня можливості реалізації фазових станів системи й ідентифікації її переходу в «сірі зони» невизначеності.

Методи. Теоретико-методологічною основою дослідження є системне поєднання методів інтелектуального аналізу даних, теорії нечітких множин Л. Заде та концепції прийняття рішень у нечіткому середовищі Р. Беллмана та Л. Заде [1,2]. Удосконалений підхід базується на методологічних засадах гібридного прогнозування, викладених у працях [3,4].