

УДК 338.432  
JEL: C41; D12  
DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-1-110-117>

## ПРОГНОЗУВАННЯ ДИНАМІКИ РОЗВИТКУ ТВАРИННИЦТВА ЗА ДОПОМОГОЮ ЧАСОВИХ РЯДІВ

©2024 КУЛИК А. Б.

УДК 338.432  
JEL: C41; D12

### Кулик А. Б. Прогнозування динаміки розвитку тваринництва за допомогою часових рядів

Побудова часових рядів з використанням історичних даних є однією із актуальних проблем управління в аграрному секторі, оскільки аналіз і прогнозування процесів, пов'язаних з продовольчою безпекою держави, регіону, суб'єктів господарювання, має вирішальне значення. За допомогою прогнозів підприємства можуть налаштувати свою виробничу діяльність таким чином, щоб задовольнити попит і вчасно постачати продукцію споживачам. Метою цього дослідження є прогноз динаміки розвитку поголів'я великої рогатої худоби та корів і визначення оптимального періоду прогнозування. Для такого типу аналізу використовуються статистичні методи, пов'язані з авторегресією: авторегресійні моделі, моделі ковзного середнього або комбінації обох, інтегровані моделі зі змінною структурою та моделі, що включають сезонні ефекти та екзогенні фактори з авторегресійним і ковзним середнім компонентом у моделі. Наведено помісячні статистичні дані кількості великої рогатої худоби та корів: середнє, середнє квадратичне відхилення, мінімальне та максимальне значення, асиметрія та ексцес. Показано динаміку зниження поголів'я великої рогатої худоби та корів. Досліджені ряди перевірені на стаціонарність. До часового ряду кількості великої рогатої худоби застосовувалося перетворення Бокса – Кокса. Наведено оптимальні параметри моделей, що використовуються. Отримано прогнозні значення для часових проміжків (місяці) та проаналізовано зміну кількості поголів'я великої рогатої худоби за останні 17 років. Побудовані часові ряди зіставляються з фактичними значеннями, що проілюстровано на графіках. Наведено оцінки середньоквадратичного відхилення, середньої абсолютної похибки для різних термінів прогнозування. При порівнянні цих оцінок для різних часових інтервалів було визначено оптимальний часовий період для прогнозу (24 місяці). Дане дослідження дозволяє господарствам і підприємствам галузі розуміти, яка кількість продукції (молока, м'яса) може бути зібрана чи отримана в майбутньому. Це допомагає зробити необхідні управлінські кроки: планувати потреби в ресурсах, поліпшити ефективність, збільшити прибуток, знизити витрати й адаптуватися до змін на ринку.

**Ключові слова:** тваринництво, часові ряди, прогнозування, перетворення Бокса – Кокса.

**Рис.:** 2. **Табл.:** 5. **Формул.:** 3. **Бібл.:** 16.

**Кулик Анатолій Борисович** – кандидат фізико-математичних наук, доцент, завідувач кафедри вищої математики, Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана (просп. Берестейський, 54/1, Київ, 03057, Україна)

**E-mail:** [ankulyk@kneu.edu.ua](mailto:ankulyk@kneu.edu.ua)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-6629-0253>

**Researcher ID:** <https://www.webofscience.com/wos/author/record/J-1894-2018>

**Scopus Author ID:** <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56022245800>

UDC 338.432  
JEL: C41; D12

### Kulyk A. B. Forecasting the Dynamics of Stockbreeding Development Using Time Series

The construction of time series using historical data is one of the urgent problems of management in the agrarian sector, since the analysis and forecasting of processes related to the food security of the State, of region, and of economic entities is crucial. With the help of forecasts, businesses can adjust their production activities in such a way as to meet demand and deliver products to consumers on time. The aim of this study is to forecast the dynamics of the development of stock of cattle and cows and to determine the optimal forecasting period. For this type of analysis, statistical methods related to autoregression are used: autoregressive models, moving average models, or combinations of both; integrated models with a variable structure, and models that include seasonal effects and exogenous factors with an autoregressive and moving average component in the model. Monthly statistics on the number of cattle and cows are provided: mean, standard deviation, minimum and maximum values, asymmetry and excess. The dynamics of decline in the number of stock of cattle and cows is shown. The studied series were tested for stationarity. To the time series of the number of cattle, the Box-Cox transformation was applied. The optimal parameters of the models used are presented. Forecast values for time intervals (months) have been obtained and changes in the number of stock of cattle over the past 17 years have been analyzed. The built time series are compared with the actual values, which is illustrated in the graphs. Estimates of standard deviation, mean absolute error for different forecasting terms are provided. When comparing these estimates for different time intervals, the optimal time period for the forecast (24 months) was determined. This study allows farms and enterprises of the industry to realize how much products (milk, meat) can be harvested or obtained in the future. This assists in taking the necessary managerial steps: plan for resource needs, improve efficiency, increase profits, reduce costs, and adapt to changes in the market.

**Keywords:** stockbreeding, time series, forecasting, Box-Cox transformation.

**Fig.:** 2. **Tabl.:** 5. **Formulae:** 3. **Bibl.:** 16.

**Kulyk Anatolii B.** – PhD (Physics and Mathematics), Associate Professor, Head of the Department of Higher Mathematics, Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman (54/1 Beresteyskiy Ave., Kyiv, 03057, Ukraine)

**E-mail:** [ankulyk@kneu.edu.ua](mailto:ankulyk@kneu.edu.ua)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-6629-0253>

**Researcher ID:** <https://www.webofscience.com/wos/author/record/J-1894-2018>

**Scopus Author ID:** <https://www.scopus.com/authid/detail.uri?authorId=56022245800>

Тваринництво відіграє важливу роль у житті суспільства, виконуючи багато різних функцій, основною з яких є виробництво продуктів харчування, що впливає на забезпечення продовольчої та економічної безпеки країни та її регіонів. Крім того, галузь виконує інші функції, такі як збереження якості довкілля, підтримання ландшафтів, забезпечення зайнятості населення, соціально-економічний розвиток сільської місцевості тощо. У зв'язку з цим комплексний аналіз функцій і визначення ролі тваринництва в розвитку сільських територій є актуальним. Також тваринництво є однією з ключових галузей сільського господарства. Воно виконує функції основного джерела сировини, матеріалів різних сфер економіки. Взаємозв'язок тваринництва з іншими секторами економіки та господарства визначає характер наявних нині проблем галузі, а також способи їх подолання. Так, А. В. Чуб [4, с. 360] показав, що тваринництво є однією з важливих складових агропромислового комплексу України. Важливість даного виду економічної діяльності зумовлена необхідністю присутності продуктів харчування тваринного походження в раціоні людей.

Стан галузі за останній десятирічний період засвідчив як зниження потенціалу тваринництва у внутрішньому середовищі, так і зменшення його питомої ваги у світовому галузевому розвитку. Протягом останнього десятиліття в Україні була наявна тенденція зниження кількості великої рогатої худоби і корів зокрема [2].

Прогнозування часових рядів – це техніка, яка використовує історичні та поточні дані для прогнозування майбутніх значень протягом певного періоду часу або певної точки в майбутньому. Аналізуючи дані, які ми зберігаємо в минулому, можна приймати обґрунтовані рішення, які можуть спрямовувати нашу бізнес-стратегію та допомагати зрозуміти майбутні тенденції [6, р. 215].

У роботі [3, с. 385] за допомогою факторного, описово-порівняльного, графічного аналізу встановлено тенденції розвитку скотарства в Республіці Болгарія в період 2015–2019 рр. Аналіз охоплює рівень і динаміку показників, які його визначають. У праці [11, р. 30] досліджено перспективні напрями українського експорту сільськогосподарської продукції. За допомогою математичного моделювання проаналізовано складні економічні процеси та знайдено оптимальні рішення на основі наявних даних та інформації. Метод неперервної системи неперіодичних функцій дозволяє враховувати нестабільність ринкових умов і змінюваність попиту, що характерні для аграрного сектора. Це дає можливість точніше визначати прогнози та адаптувати їх до реальних умов. У [14] порівнюються прогно-

ні характеристики регресійних ансамблів моделей у тематичних дослідженнях, пов'язаних з агробізнесом. У роботі [5, р. 23] запропоновано та реалізовано методичний підхід до прогнозування на основі математичної моделі перспективного розвитку тваринництва у фермерських господарствах. Запропоновано математичні моделі прогнозно-аналітичних задач, які дозволяють на основі ендогенних параметрів моделей на рівні господарства інтегровано досліджувати та прогнозувати виробництво продукції тваринництва на регіональному рівні. У дослідженні [8, р. 86], використовуючи дані на сою із січня 1990 р. по січень 2021 р. та ансамбль моделей часових рядів SARIMA і NARNN, спрогнозовано помісячні ціни на цю сільськогосподарську культуру.

Прогнозування майбутнього аграрного сектора, ключового компонента економіки, має велике значення як для розвинених країн, так і для країн, що розвиваються. Крім того, це дає змогу сформулювати майбутню сільськогосподарську політику, полегшити інвестиційне планування та реалізувати необхідні заходи.

Метою цієї роботи є прогнозування динаміки розвитку поголів'я великої рогатої худоби і, зокрема, корів на найближчі 24 місяці за допомогою моделі SARIMAX, яка застосовується у дослідженні часових рядів.

У цьому дослідженні метод прогнозування SARIMAX використовувався для прогнозування місячного поголів'я великої рогатої худоби та, зокрема, корів. Пропонований метод орієнтований на пошук найбільш релевантних значень минулих спостережень за допомогою ідентичних оцінок. Крім того, він проводить тестування для всіх відповідних сезонних факторів, поліпшуючи ефективне моделювання сезонності в наборі даних.

Дані дослідження щодо кількості великої рогатої худоби (у т. ч. корів) у період з 1 січня 2007 р. по 1 липня 2023 р. отримані з [1].

В основі цього дослідження лежить модель Бокса – Дженкінса [10, р. 1702] (*Autoregressive Integrated Moving Average – ARIMA*), яка дозволяє будувати прогнози на основі часових рядів, тобто історичних спостережень. Модель ARIMA – це комбінація моделі авторегресії (AR) і моделі ковзного середнього (MA):

$$AR(p) \quad y_t = c + \sum_{n=1}^p \alpha_n y_{t-n} + \varepsilon_t,$$

$$MA(q) \quad \varepsilon_t = \sum_{n=1}^q \theta_n \varepsilon_{t-n}.$$

Для параметризації моделі використовуються три цілих числа: ( $p, d, q$ ), де  $p$  – кількість членів

авторегресії;  $d$  – кількість несезонних відмінностей;  $q$  – кількість умов ковзного середнього.

SARIMAX (*Seasonal Auto-Regressive Integrated Moving Average with exogenous factors*) – це оновлена версія моделі ARIMA. ARIMA включає авторегресійне інтегроване ковзне середнє, тоді як SARIMAX включає сезонні ефекти та екзогенні фактори з авторегресійним і ковзним середнім компонентом у моделі. Таким чином, SARIMAX є сезонним еквівалентом моделі SARIMA та Auto ARIMA.

Математично модель можна записати таким чином:

$$\phi_p(L) \phi_p(L^s) \Delta^d \Delta_s^D y_t = A(t) + \theta_q(L) \theta_q(L^s) \epsilon_t,$$

де  $\phi_p(L)$  – несезонний авторегресійний багаточлен лага;

$\phi_p(L^s)$  – сезонний авторегресійний багаточлен;

$\Delta^d \Delta_s^D y_t$  – часовий ряд, різниця  $d$  разів і сезонна різниця  $D$  часів;

$A(t)$  – багаточлен тренду (включно з відрізком);

$\theta_q(L)$  – несезонний багаточлен ковзної середньої затримки;

$\theta_q(L^s)$  – сезонний багаточлен ковзної середньої затримки.

Мірою оцінки, яка використовується для прогнозування часових рядів у цьому дослідженні, є середньоквадратичне відхилення (*RMSE*) і середня абсолютна помилка (*MAE*) [16, p. 102]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (E_t - F_t)^2}, \quad MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |E_t - F_t|,$$

де  $E_t$  і  $F_t$  – фактичні та прогнозовані значення;  $n$  – кількість значень.

Для застосування техніки прогнозування часових рядів потрібно перевірити ряди на стаціонарність за допомогою тесту Дікі – Фуллера (*ADF*) [9, p. 1060]. Цей тест виявляє наявність стохастичної поведінки тенденції в часових рядах за допомогою тесту гіпотези.

$H_0$ : процес нестационарний;

$H_1$ : процес стаціонарний.

Якщо ряд нестационарний, то за допомогою Box Cox Transformation [7, p. 240] отримуємо ряд, який буде задовольняти умовам стаціонарності. В основі Box Cox Transformation лежить експонента та коефіцієнт  $\lambda$ , який змінюється від  $-5$  до  $5$ . Розглядаються всі значення  $\lambda$  і вибирається значення, яке дає найкраще наближення кривої нормального розподілу. Перетворення  $Y$  має вигляд:

$$y(\lambda) = \begin{cases} \frac{y^\lambda - 1}{\lambda}, & \text{if } \lambda \neq 0; \\ y, & \text{if } \lambda = 0. \end{cases}$$

Візуалізація й обчислення виконані в програмному середовищі Jupyter Notebook.

Розглянемо динаміку змін кількості великої рогатої худоби (у т. ч. корів) у період з 1 січня 2008 р. по 1 липня 2023 р. у Полтавській області (рис. 1).

З рис. 1 можна побачити, що за останні 17 років поголів'я великої рогатої худоби, у т. ч. корів, має загальну тенденцію зменшуватися. На графіку поголів'я великої рогатої худоби чітко видно тренд і сезонність.

У табл. 1 наведено підсумкові помісячні статистичні дані за вищезазначений період кількості сільськогосподарських тварин.

Табл. 1 показує мінімальне, максимальне, середнє значення, асиметрію та ексцес для місячного набору даних, що використовується в цьому дослідженні для характеристики кількості великої рогатої худоби, і в т. ч. корів.

Так, максимальна кількість великої рогатої худоби складала 336,8 тис. голів у травні 2007 р. А вже в листопаді 2022 р. досягла свого мінімального значення  $-171,8$  тис. голів. Від'ємний знак у коефіцієнті асиметрії вказує, що більша частина даних є менша від математичного сподівання, а від'ємний коефіцієнт ексцесу – що крива теоретичного розподілу має нижчу вершину, ніж крива нормального розподілу. Також коефіцієнт кореляції між поголів'ям великої рогатої худоби і поголів'ям корів дорівнює 0,989, що свідчить про високу залежність між величинами.

Перевіримо на стаціонарність ряди за допомогою ADF (табл. 2).

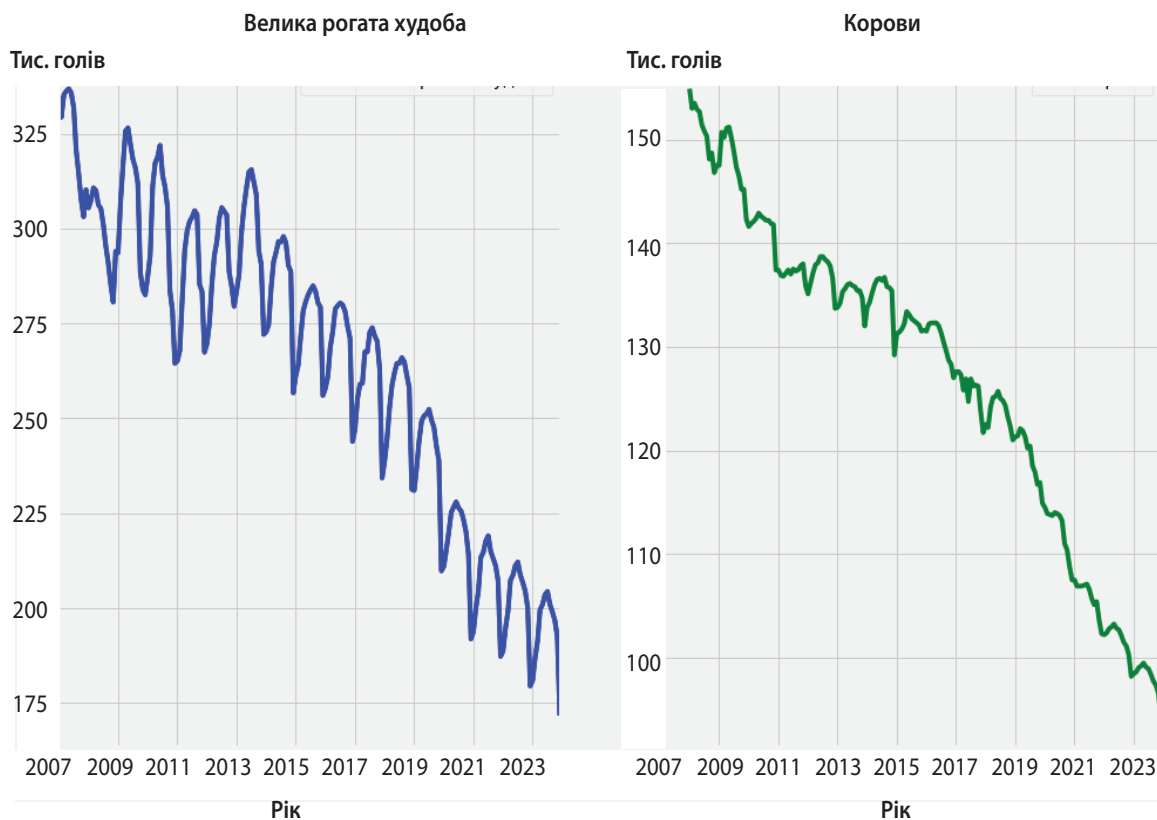
До часового ряду кількості поголів'я великої рогатої худоби застосуємо Box Cox Transformation. Оптимальний параметр  $\lambda=2,2828$ .

У табл. 3 наведено найкращі моделі SARIMAX для прогнозування поголів'я великої рогатої худоби і, зокрема, корів, використовуючи критерій AIC.

На рис. 2 зображене фактичне значення часових рядів і значення побудованих моделей для часових рядів. Візуально видно, що моделі гарно лягають під фактичні значення, що свідчить про оптимальність знайдених параметрів моделі.

Терміном прогнозування (*Rolling window size comparison – RWS*) вибираємо 24 місяця, оскільки при такому значенні RWS маємо найменші оцінки RSME та MAE для обох часових рядів (табл. 4).

У табл. 5 (5.1 і 5.2) наведено прогнозні місячні значення чисельності великої рогатої худоби та корів відповідно.



**Рис. 1.** Динаміка зміни поголів'я великої рогатої худоби і, зокрема, корів з 1 січня 2007 р. по 1 липня 2023 р., тис. голів

Джерело: авторська розробка за даними [1].

Таблиця 1

**Статистичні дані кількості великої рогатої худоби і корів (тис. голів)**

	Кількість	Середнє значення	Середнє квадратичне відхилення	Мінімальна кількість	Максимальна кількість	Асиметрія	Ексцес
Велика рогата худоба	204	266	40,9	171,8	336,8	-0,43	-0,84
Корови	204	127,2	15,6	94,4	154,8	-0,43	-0,78

Джерело: авторська розробка.

Таблиця 2

**Результати перевірки на стаціонарність за допомогою Dickey – Fuller test**

	p-value	Висновок
Велика рогата худоба	0,989	Не стаціонарний
Корови	0,001	Стаціонарний

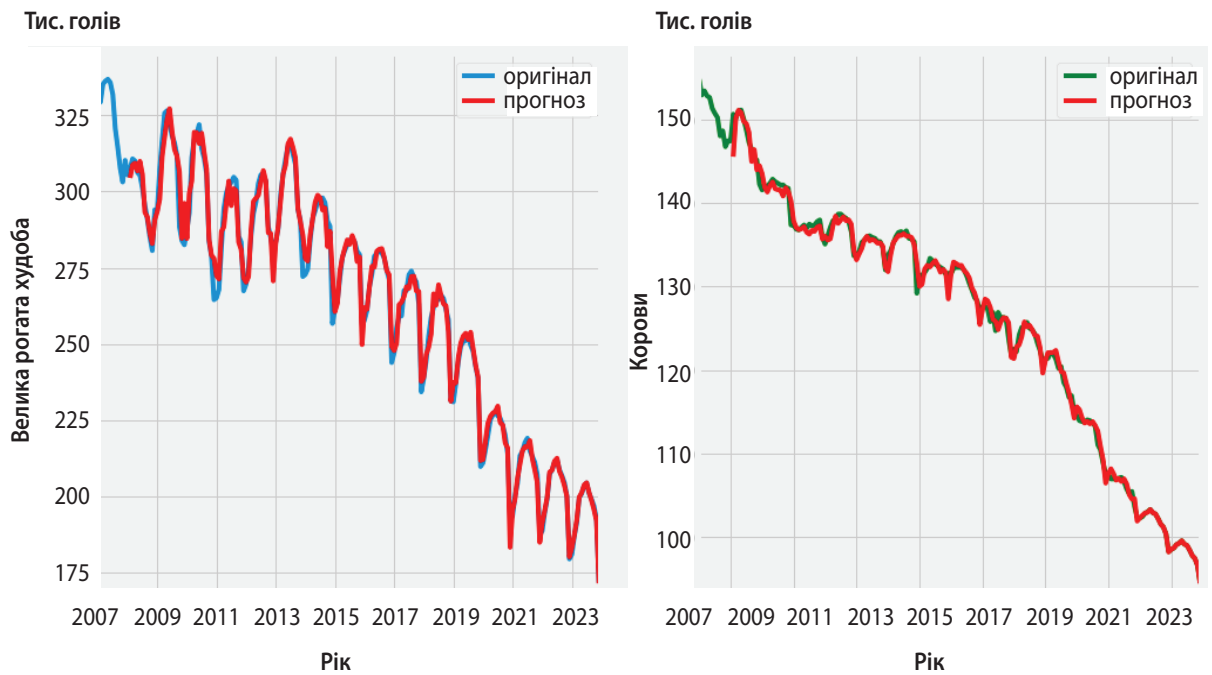
Джерело: авторська розробка.

Таблиця 3

**Параметри моделі SARIMAX і значення AIC-критерію для часових рядів, що характеризують поголів'я великої рогатої худоби і, зокрема, корів**

	Модель	AIC
Велика рогата худоба	SARIMAX(0, 1, 1)x(0,1, 1, 12)	980,028
Корови	SARIMAX(0, 1, 0)x(0,1, 1, 12)	452,278

Джерело: авторська розробка.



**Рис. 2. Фактичні та прогнозовані значення часових рядів**

Джерело: авторська розробка.

**Таблиця 4**

**Оцінки RMSE і MAE залежно від терміну прогнозування**

Велика рогата худоба			Корови	
RWS	RMSE	MAE	RMSE	MAE
12	0,865	0,624	0,147	0,0793
24	0,820	0,575	0,038	0,0184
36	1,393	1,017	0,356	0,174
48	1,393	1,017	0,501	0,281

Джерело: авторська розробка.

**Таблиця 5.1**

**Прогнозні щомісячні значення поголів'я великої рогатої худоби, тис. голів**

Рік	Сі-чень	Лю-тий	Бере-зень	Кві-тень	Тра-вень	Чер-вень	Ли-пень	Сер-пень	Вересень	Жов-тень	Лис-топад	Гру-день
2024	175,5	181,6	187,1	195,4	197,1	199,8	200,1	197,4	195,0	191,6	186,8	166,0
2025	171,7	178,1	184,2	192,5	194,5	197,3	198,1	195,2	192,4	188,0	182,9	162,0

Джерело: авторська розробка.

**Таблиця 5.2**

**Прогнозні щомісячні значення поголів'я корів, тис. голів**

Рік	Сі-чень	Лю-тий	Бере-зень	Кві-тень	Тра-вень	Чер-вень	Ли-пень	Сер-пень	Вересень	Жов-тень	Лис-топад	Гру-день
2024	94,7	94,9	95,3	95,5	95,7	95,3	95,2	94,6	94,0	93,6	92,8	90,6
2025	90,9	91,1	91,5	91,7	92,0	91,6	91,4	90,9	90,1	89,9	89,0	86,9

Джерело: авторська розробка.

Прогнозування майбутнього аграрного сектора економіки, який є критично важливим компонентом, має важливе значення як для розвинутих країн, так і для країн, що розвиваються. Крім того, можна буде визначити майбутню аграрну політику, спланувати інвестиції та вжити необхідних заходів. У короткостроковій перспективі оцінка кількості сільськогосподарських тварин має багато переваг.

**Н**ауспішніший прогноз, використовуючи щомісячні дані, можна отримати шляхом удосконалення методів сезонного прогнозування. У цьому дослідженні підхід, який називається методом прогнозування SARIMAX, рекомендовано для прогнозування щомісячного поголів'я великої рогатої худоби і, зокрема, корів. Запропонований метод зосереджений на пошуку найбільш релевантних значень минулих спостережень шляхом ідентичних оцінок. Крім того, він виконує тести для всіх застосованих значень сезонного коефіцієнта. Таким чином ефективніше моделюється сезонність у наборі даних.

Моделі часових рядів динаміки зміни кількості сільськогосподарських тварин у цьому дослідженні були побудовані з урахуванням значень RMSE та MAE. За допомогою запропонованого методу було спрогнозовано місячну зміну поголів'я великої рогатої худоби і, зокрема, корів для України до 2025 р.

У [13, р. 47] наведено модель сезонної авторегресійної інтегрованої ковзної середньої (SARIMA), яка була розроблена для прогнозування цін на помідори з використанням місячних даних за період з 1981 по 2013 рр. у Кенії. Прогнозування цін на помідори – із січня 2003 р. по грудень 2016 р. Модель SARIMA (2, 1, 1)x(1, 0, 1)<sup>12</sup> було визначено як найкращу модель. Були отримані такі оцінки точності: RMSE = 32,063 і MAE = 22,3.

У [12] зроблено дослідження щодо прогнозування сезонності та тенденції зростання видобутку природного газу в США до 2025 р. Були проаналізовані моделі SARIMA і SARIMAX. Найкращі оцінки точності RMSE і MAPA показала модель SARIMA.

У [15, р. 124715] для прогнозування часових рядів фінансових даних онлайн-компаній було обрано моделі ARIMA, SARIMA, а також модель глибокого навчання Long Short-Term Memory (LSTM). Було показано, що найкращі оцінки RMSE і MAPA були досягнуті за допомогою алгоритму LSTM.

З наведених вище досліджень зрозуміло, що залежно від природи досліджуваного об'єкта, від кількості історичних даних, від сезонності потрібно вибирати відповідну модель. Сезонність у сільському господарстві (і в тваринництві також) відіграє ключову роль. Управління сезонністю в

тваринництві може бути важливим аспектом для сільськогосподарських підприємств, що дозволяє оптимізувати виробництво та максимізувати вигоду від пікових періодів продуктивності та попиту на ринку.

Наведені результати дослідження в цій статті показують такі властивості часових рядів як, тренди, сезонність, змінність. Тому використовувалася модель SARIMAX.

## ВИСНОВКИ

Результати, отримані в результаті цього дослідження, показують, що кількість великої рогатої худоби (у т. ч. корів) маю явну тенденцію знижуватися. Побудовані моделі SARIMAX (0; 1; 1)x(0; 1; 1; 12) та SARIMAX (0 1; 0)x(0; 1; 1; 12), які була обрані для визначення кількості сільськогосподарських тварин на наступні два роки, показують, що до кінця 2025 р. буде поступове зниження поголів'я великої рогатої худоби (у т. ч. корів). Для більш точного прогнозування кількості сільськогосподарських тварин можна використати ансамбль методів, які враховують не тільки сезонність, але й специфіку даного бізнесу. Коли є значні коливання кількості сільськогосподарських тварин, можна точніше спрогнозувати середню кількість тварин. Це допоможе в прийнятті обґрунтованих рішень щодо землі для випасу поголів'я, маркетингу, торгівлі та зберігання продукції тваринництва. Знаючи прогноз на деякий період, бізнес може використовувати інформацію щодо прогнозованих цін, щоб захистити свої позиції, зберігаючи кількість поголів'я сільськогосподарських тварин у допустимих межах.

Перспективним напрямком подальших досліджень є використання ансамблів часових рядів, застосування більшого обсягу історичних даних і порівняння різних моделей побудови часових рядів. ■

## БІБЛІОГРАФІЯ

1. Головне управління статистики в Полтавській області. URL: <https://www.pl.ukrstat.gov.ua/>
2. Державна служба статистики України. URL: <https://ukrstat.gov.ua/>
3. Марков Н. Ц. Стан і тенденції розвитку скотарства в Болгарії в період з 2015 по 2019 роки. *Асканія-Нова*. 2020. № 13. С. 384–394. DOI: <https://doi.org/10.33694/2617-0787-2020-1-13-384-394>
4. Чуб А. В. Оцінка тенденцій розвитку тваринництва в агропромисловому комплексі України. *Вісник ХНАУ ім. В. В. Докучаєва. Серія «Економічні науки»*. 2021. № 2. Т. 2 С. 358–366. DOI: <https://doi.org/10.31359/2312-3427-2021-2-2-358>

5. Abdullayev Y. A., Murtazayev B. Strategic managing the development of livestock production in the region. *South Asian Journal of Marketing & Management Research*. 2020. Vol. 10. Iss. 2. P. 22–33. DOI: <https://doi.org/10.5958/2249-877X.2020.00007.7>
6. Atalan A. Forecasting drinking milk price based on economic, social, and environmental factors using machine learning algorithms. *Agribusiness*. 2023. Vol. 39. Iss. 1. P. 214–241. DOI: <https://doi.org/10.1002/agr.21773>
7. Atkinson A., Riani M., Corbellini A. The Box–Cox Transformation: Review and Extensions. *Statistical Science*. 2021. Vol. 36. No. 2. P. 239–255. DOI: <https://doi.org/10.1214/20-STS778>
8. Chi Y. N. Time Series Forecasting of Global Price of Soybeans using a Hybrid SARIMA and NARNN Model: Time Series Forecasting of Global Price of Soybeans. *Data Science: Journal of Computing and Applied Informatics*. 2021. Vol. 5. No. 2. P. 85–101. DOI: <https://doi.org/10.32734/jocai.v5.i2-5674>
9. Dickey D. A., Fuller W. A. Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Econometrica*. 1981. Vol. 49. No. 4. P. 1057–1072. DOI: <https://doi.org/10.2307/1912517>
10. Ediger V. S., Akar S. ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey. *Energy Policy*. 2007. Vol. 35. Iss. 3. P. 1701–1708. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.05.009>
11. Koliadenko S. et al. Analysis and forecasting of Ukrainian agrarian exports to the EU countries. *Agricultural and Resource Economics*. 2020. Vol. 6. No. 3. P. 29–47. URL: <https://ageconsearch.umn.edu/record/305551/>
12. Manigandan P. et al. Forecasting Natural Gas Production and Consumption in United States-Evidence from SARIMA and SARIMAX Models. *Energies*. 2021. Vol. 14. Iss. 19. Art. 6021. DOI: <https://doi.org/10.3390/en14196021>
13. Mutwiri R. M. Forecasting of Tomatoes Wholesale Prices of Nairobi in Kenya: Time Series Analysis Using Sarima Model. *International Journal of Statistical Distributions and Applications*. 2019. Vol. 5. Iss. 3. P. 46–53. DOI: <https://doi.org/10.11648/j.ijds.20190503.11>
14. Ribeiro M., Coelho L. Ensemble approach based on bagging, boosting and stacking for short-term prediction in agribusiness time series. *Applied Soft Computing*. 2020. Vol. 86. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105837>
15. Sirisha U. M., Belavagi M. C., Attigeri G. Profit Prediction Using ARIMA, SARIMA and LSTM Models in Time Series Forecasting: A Comparison. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. P. 124715–124727. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3224938>
16. Zhang X. et al. Forecasting mortality of road traffic injuries in China using seasonal autoregressive integrated moving average model. *Annals of Epidemiology*. 2015. Vol. 25. Iss. 2. P. 101–106. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.annepidem.2014.10.015>

## REFERENCES

- Abdullayev, Y. A., and Murtazayev, B. "Strategic managing the development of livestock production in the region". *South Asian Journal of Marketing & Management Research*, vol. 10, no. 2 (2020): 22-33. DOI: <https://doi.org/10.5958/2249-877X.2020.00007.7>
- Atalan, A. "Forecasting drinking milk price based on economic, social, and environmental factors using machine learning algorithms". *Agribusiness*, vol. 39, no. 1 (2023): 214-241. DOI: <https://doi.org/10.1002/agr.21773>
- Atkinson, A., Riani, M., and Corbellini, A. "The Box-Cox Transformation: Review and Extensions". *Statistical Science*, vol. 36, no. 2 (2021): 239-255. DOI: <https://doi.org/10.1214/20-STS778>
- Chi, Y. N. "Time Series Forecasting of Global Price of Soybeans using a Hybrid SARIMA and NARNN Model: Time Series Forecasting of Global Price of Soybeans". *Data Science: Journal of Computing and Applied Informatics*, vol. 5, no. 2 (2021): 85-101. DOI: <https://doi.org/10.32734/jocai.v5.i2-5674>
- Chub, A. V. "Otsinka tendentsii rozvytku tvarynnytstva v ahropromyslovomu kompleksi Ukrainy" [Assessment of Trends in Livestock Farming in the Agricultural Industrial Complex of Ukraine]. *Visnyk KhNAU im. V. V. Dokuchaieva. Seriya «Ekonomiczni nauky»*, vol. 2, no. 2 (2021): 358-366. DOI: <https://doi.org/10.31359/2312-3427-2021-2-2-358>
- Derzhavna sluzhba statystyky Ukrainy. <https://ukrstat.gov.ua/>
- Dickey, D. A., and Fuller, W. A. "Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root". *Econometrica*, vol. 49, no. 4 (1981): 1057-1072. DOI: <https://doi.org/10.2307/1912517>
- Ediger, V. S., and Akar, S. "ARIMA forecasting of primary energy demand by fuel in Turkey". *Energy Policy*, vol. 35, no. 3 (2007): 1701-1708. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.05.009>
- Holovne upravlinnia statystyky v Poltavskii oblasti. <https://www.pl.ukrstat.gov.ua/>
- Koliadenko, S. et al. "Analysis and forecasting of Ukrainian agrarian exports to the EU countries". *Agricultural and Resource Economics*, vol. 6, no. 3 (2020): 29-47. <https://ageconsearch.umn.edu/record/305551/>
- Manigandan, P. et al. "Forecasting Natural Gas Production and Consumption in United States-Evidence from SARIMA and SARIMAX Models". *Energies*, art. 6021, vol. 14, no. 19 (2021). DOI: <https://doi.org/10.3390/en14196021>
- Markov, N. Ts. "Stan i tendentsii rozvytku skotarstva v Bolharii v period z 2015 po 2019 roky" [The State and Trends of Cattle Breeding in Bulgaria in the Period from 2015 to 2019]. *Askaniia-Nova*, no. 13 (2020): 384-394. DOI: <https://doi.org/10.33694/2617-0787-2020-1-13-384-394>
- Mutwiri, R. M. "Forecasting of Tomatoes Wholesale Prices of Nairobi in Kenya: Time Series Analysis Using Sarima Model". *International Journal of Statistical Distributions*

and Applications, vol. 5, no. 3 (2019): 46-53.

DOI: <https://doi.org/10.11648/j.jsd.20190503.11>

Ribeiro, M., and Coelho, L. "Ensemble approach based on bagging, boosting and stacking for short-term prediction in agribusiness time series". *Applied Soft Computing*, vol. 86 (2020).

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105837>

Sirisha, U. M., Belavagi, M. C., and Attigeri, G. "Profit Prediction Using ARIMA, SARIMA and LSTM Models in Time

Series Forecasting: A Comparison". *IEEE Access*, vol. 10 (2022): 124715-124727.

DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3224938>

Zhang, X. et al. "Forecasting mortality of road traffic injuries in China using seasonal autoregressive integrated moving average model". *Annals of Epidemiology*, vol. 25, no. 2 (2015): 101-106.

DOI: <https://doi.org/10.1016/j.annepidem.2014.10.015>

УДК 336.221.4:519.237

JEL: H20; H29; O57

DOI: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2024-1-117-123>

## МЕТОДИЧНИЙ ПІДХІД ДО РЕЙТИНГОВОЇ ОЦІНКИ КОНКУРЕНТОСПРОМОЖНОСТІ ПОДАТКОВИХ СИСТЕМ КРАЇН ЄВРОПИ

©2024 АНДРЕНКО О. А., МОРДОВЦЕВ С. М.

УДК 336.221.4:519.237

JEL: H20; H29; O57

### Андренко О. А., Мордовцев С. М. Методичний підхід до рейтингової оцінки конкурентоспроможності податкових систем країн Європи

Метою дослідження є розробка альтернативного науково-методичного підходу до рейтингової оцінки рівня конкурентоспроможності податкової системи провідних країн світу. Огляд наукових досліджень, присвячених інтегральній оцінці податкових систем різних країн, показав різноманітність підходів до вибору індикаторів та методів оцінювання. Незважаючи на очевидні позитивні аспекти методології розрахунку Індексу міжнародної податкової конкурентоспроможності (ITCI), існують претензії щодо кількості показників та методики розрахунку підсумкових балів у підкатегоріях і категоріях. Запропоновано методичний підхід до альтернативної інтегральної оцінки рівня податкової конкурентоспроможності на основі використання моделі ітераційного методу головних компонентів, що дозволило скласти рейтинг рівня ефективності податкових систем країн Європи у 2023 р. Наведена модель легко реалізується без залучення спеціальних прикладних статистичних програм. Україна (як і більшість країн з економіками, що розвиваються) поки не входить до складу 38 країн Організації економічного співробітництва та розвитку, тому офіційний індекс ІТСІ для неї може бути розрахований лише неофіційно. Система оподаткування України характеризується як позитивними показниками, так і деякими недоліками. Отже, для вдосконалення податкової системи України необхідно вивчити позитивний і негативний досвід інших країн та визначити фактори, що впливають на позицію країни в рейтингу міжнародної податкової конкурентоспроможності. У ході подальших досліджень варто критично переглянути систему показників, виключно з тими, що суттєво не впливають на кінцевий результат, але можуть призводити до певних помилок.

**Ключові слова:** податкова система, податкова конкурентоспроможність, країни Європи, індекс, рейтинг, ітераційний метод головних компонентів.

**Рис.:** 3. **Табл.:** 1. **Формул.:** 2. **Бібл.:** 10.

**Андренко Олена Анатоліївна** – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри фінансів, обліку та безпеки бізнесу, Харківський національний університет міського господарства ім. О. М. Бекетова (вул. Маршала Бажанова, 17, Харків, 61002, Україна)

**E-mail:** [Olena.Andrenko@kname.edu.ua](mailto:Olena.Andrenko@kname.edu.ua)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0003-1414-5916>

**Мордовцев Сергій Михайлович** – кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри вищої математики, Харківський національний університет міського господарства ім. О. М. Бекетова (вул. Маршала Бажанова, 17, Харків, 61002, Україна)

**E-mail:** [Sergey.Mordovcev@gmail.com](mailto:Sergey.Mordovcev@gmail.com)

**ORCID:** <https://orcid.org/0000-0003-3640-515X>

UDC 336.221.4:519.237

JEL: H20; H29; O57

**Andrenko O. A., Mordovtsev S. M. A Methodical Approach to Rating Assessment of Competitiveness of Tax Systems of European Countries**  
The aim of the study is to develop an alternative scientific and methodological approach to the rating assessment of the level of competitiveness of the tax system of the leading countries of the world. A review of scientific studies devoted to the integral assessment of tax systems of different countries showed a variety of approaches to the choice of indicators and valuation methods. Despite the obvious positive aspects of the methodology for calculating the International Tax Competitiveness Index (ITCI), there are claims regarding the number of indicators and the methods for calculating final scores in subcategories and categories. A methodical approach to an alternative integral assessment of the level of tax competitiveness based on the use of the model of the iterative method of principal components is proposed, which made it possible to compile a ranking of the level of efficiency of the tax systems of European countries in 2023. The presented model is easily implemented without the involvement of special applied statistical programs. Ukraine (like most countries with developing economies) is not yet among the 38 countries of the Organization for Economic Cooperation and Development, so the official ITCI index for Ukraine can only be calculated unofficially. The taxation system of Ukraine is characterized by both positive indicators and some shortcomings. Therefore, in order to improve the tax system of Ukraine, it is necessary to study the positive and negative experience of other countries and determine the factors influencing the country's position in the ranking of