

УДОСКОНАЛЕННЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РОЗВИТКУ АГРОПІДПРИЄМНИЦТВА НА ОСНОВІ МОДЕЛЕЙ GARCH ТА ТЕХНОЛОГІЙ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ (IOT)

IMPROVING FORECASTING OF AGRIBUSINESS DEVELOPMENT BASED ON GARCH MODELS AND INTERNET OF THINGS (IOT) TECHNOLOGIES

Прогнозування розвитку агробізнесу на основі IoT є важливим завданням, оскільки дозволяє значно підвищити ефективність завдяки автоматизації, оптимізації ресурсів і покращенню управління ризиками. Аргументовано, що застосування IoT технологій дозволяє значно підвищити ефективність агробізнесу через оптимізацію використання ресурсів, автоматизацію процесів та покращення управління ризиками. Хоча GARCH-моделі ефективні для аналізу волатильності цін та врожайності, вони мають недоліки: складність, лінійність, потребу в стаціонарності даних, нездатність ефективно прогнозувати екстремальні події, припущення про нормальний розподіл залишків і відсутність зовнішніх факторів. Запропоновано комплексний підхід з використанням критеріїв AIC та BIC для вибору лагів, тесту Дікі-Фуллера для перевірки стаціонарності, моделей EGARCH для асиметричних шоків, машинного навчання (LSTM) для врахування нелінійностей, альтернативних розподілів (t-розподіл, GED) та інтеграції зовнішніх факторів (GARCH-X). Це забезпечує високу точність і надійність прогнозів, адаптивність моделей до змін умов і ефективне управління аграрними підприємствами з використанням IoT-технологій.

Ключові слова: агробізнес, GARCH моделі, машинне навчання, IoT, моделювання, зовнішні фактори.

Based on the analyzed aspects, forecasting the development of agribusiness using IoT is an essential and necessary process in the modern agricultural sector. It is argued that the application of IoT technologies significantly enhances agribusiness efficiency through resource optimization, process automation, and improved risk management. It has been established that GARCH models are powerful tools for modeling and forecasting conditional volatility in time series, particularly regarding agricultural product prices and yields. However, it is demonstrated that GARCH models have several limitations, including complexity, stationarity requirements, limitations in predicting extreme events, linearity, assumptions of normally distributed residuals, high data requirements, limited interpretability, lack of external factor integration, and delayed response to changes. To address these limitations, an improved model incorporating a comprehensive forecasting approach is proposed. It is substantiated that using AIC and BIC criteria to select the optimal number of lags simplifies the model and reduces overfitting risks. Additionally, performing the Dickey-Fuller test ensures the time series meets stationarity conditions. Extended models such as EGARCH are employed to account for asymmetric effects and shocks, improving extreme event prediction. Nonlinearity in data is addressed by integrating machine learning models, specifically LSTM, capable of capturing complex relationships. Alternative residual distributions, such as t-distribution or GED, overcome the assumption of normality. Methods of transfer learning mitigate the requirement for large data volumes, enabling improved modeling on smaller datasets. Limited interpretability is addressed through result visualization and simpler models for initial analysis. Additionally, external factors like weather conditions are integrated using GARCH-X models, ensuring a comprehensive forecasting approach. The delayed response to changes is resolved by applying adaptive GARCH model versions that update parameters in real-time. Thus, it is justified that employing a comprehensive modeling approach combining traditional GARCH models, modern machine learning methods, and external factors provides more accurate and reliable forecasts for IoT-based agribusiness development.

Key words: agribusiness, GARCH models, machine learning, IoT, modeling, external factors.

УДК 338.43:004.89:519.246.8

DOI: <https://doi.org/10.32782/dees.16-35>

Пелех К.О.¹

асистент кафедри підприємництва, торгівлі та логістики, Львівський торговельно-економічний університет

Pelekh Kateryna

Lviv University of Trade and Economics

Постановка проблеми. Сучасне агробізнесу в Україні стикається зі значними викликами, спричиненими кліматичними змінами, зростанням попиту на харчові продукти, нестабільністю ринкових умов та обмеженістю ресурсів. У зв'язку з цим актуальним є питання підвищення ефективності агровиробництва шляхом впровадження сучасних інформаційних технологій, зокрема IoT (Інтернету речей). Використання IoT забезпечує оперативне отримання точних даних про стан ґрунту, погоди та врожаю, але ефективне використання цієї інформації можливе лише за умови

розробки надійних прогнозних моделей. Водночас існуючі моделі прогнозування, такі як ARIMA чи традиційні економетричні підходи, мають суттєві обмеження, зокрема нездатність адекватно відображати змінну волатильність аграрних часових рядів та екстремальні події, спричинені кліматичними факторами. Вирішення цієї проблеми можливе через удосконалення моделей GARCH шляхом інтеграції їх з додатковими нелінійними методами прогнозування, адаптивними механізмами та методами машинного навчання. Отже, є важливим розробка комплексної моделі

¹ ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-6769-4547>

прогнозування розвитку агропідприємництва на основі удосконалених GARCH-моделей та IoT, яка б враховувала всі особливості аграрних часових рядів та дозволяла оперативно реагувати на змінні умови ведення аграрного бізнесу.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. На сьогодні наукова література містить значну кількість досліджень, присвячених різним аспектам агропідприємництва, його впливовим чинникам, ризикам та перспективам розвитку. Ці питання активно вивчаються як вітчизняними, так і зарубіжними дослідниками. Серед них слід виділити праці, присвячені формуванню інноваційного потенціалу аграрних підприємств (Гринько Т.О., Гвініашвілі Т., Романова Л.А. [1]), розвитку інклюзивних бізнес-моделей у агропродовольчій сфері (Кушнір О., Жигулін О. [2]), тенденціям розвитку підприємницьких структур (Фролова Л.В., Котов Б.В. [3]), питанням сталого менеджменту екологічних ризиків (Міліан Г., Хорхе Ф., Дельгадо Т. [4]), розвитку підприємницьких ініціатив у агробізнесі (Кучер Л. та ін. [5]), екологічним цілям у сільському господарстві (Ерісман Дж.В. [6]), міжнародним аспектам підприємництва (Ван дер Стратен Х., Нарула Р., Джуліані Е. [7]), прогнозуванню розвитку аграрних підприємств на основі нейронних мереж (Кернасук Ю.В. [8]), інституційній діагностиці аграрних інновацій (Акулло Д., Маат Х., Уолс А.Е.Дж. [9]).

Однак, незважаючи на активну увагу науковців до цих проблем, питання ідентифікації та систематизації чинників, що визначають розвиток агропідприємництва на основі технологій Інтернету речей (IoT), зокрема шляхом застосування моделей GARCH для прогнозування, залишається недостатньо розкритим та потребує додаткових досліджень. Це зумовлює актуальність та своєчасність проведення наукових розвідок у цьому напрямі.

Мета статті – обґрунтування теоретичних і методичних засад удосконалення моделювання та прогнозування розвитку агропідприємництва на основі інтеграції моделей GARCH і технологій Інтернету речей (IoT), а також розробка комплексного підходу, що дозволить подолати типові обмеження класичних прогнозних моделей для забезпечення точності, гнучкості й оперативності прийняття рішень у сучасному аграрному секторі.

Виклад основного матеріалу. Прогнозування розвитку агропідприємництва на основі IoT (Інтернету речей) є важливим аспектом сучасного аграрного сектору. Сільське господарство стикається з численними викликами, такими як зміни клімату, обмеженість природних ресурсів, зростання попиту на продукти харчування та необхідність підвищення ефективності виробництва. Використання технологій IoT дозволяє аграріям отримувати точні дані в реальному часі про стан ґрунту, рослин, погоди та обладнання, що значно

сприяє прийняттю обґрунтованих рішень та оптимізації процесів. IoT дозволяє впроваджувати системи точного землеробства, які забезпечують точне визначення потреб у воді, добривах та засобах захисту рослин. Це не лише підвищує врожайність, але й зменшує витрати на ресурси та мінімізує негативний вплив на навколишнє середовище. Датчики, встановлені в полях, можуть відстежувати рівень вологості ґрунту, температуру, рівень освітленості та інші параметри, що дозволяє аграріям оперативно реагувати на зміни умов та запобігати можливим проблемам, таким як посуха чи захворювання рослин. Крім того, IoT технології сприяють автоматизації багатьох процесів в агропідприємстві. Наприклад, системи автоматичного поливу та внесення добрив можуть працювати на основі даних від датчиків, що забезпечує рівномірне та ефективне використання ресурсів. Це знижує потребу в ручній праці та підвищує продуктивність праці аграріїв. Прогнозування розвитку агропідприємництва на основі IoT також сприяє кращому плануванню та управлінню ризиками. Аналіз великих обсягів даних дозволяє виявляти тренди та закономірності, що дає можливість прогнозувати майбутні врожаї, оцінювати економічну доцільність впровадження нових технологій та оптимізувати логістичні процеси. Це особливо важливо в умовах глобальних змін клімату та нестабільності ринків, коли здатність швидко адаптуватися до нових умов стає ключовим фактором успіху. Впровадження IoT в агропідприємство також сприяє підвищенню прозорості та відстежуваності всього ланцюга постачання продуктів харчування від поля до столу споживача. Це важливо для забезпечення якості продукції, дотримання стандартів безпеки харчових продуктів та підвищення довіри споживачів до виробника.

Отже, прогнозування розвитку агропідприємництва на основі IoT є необхідним для підвищення ефективності, стійкості та конкурентоспроможності аграрного сектору в умовах сучасних викликів. Використання технологій Інтернету речей дозволяє аграріям отримувати точні дані, оптимізувати використання ресурсів, автоматизувати процеси, покращувати управління ризиками та забезпечувати високу якість продукції.

Для прогнозування розвитку агропідприємництва на основі IoT можна використовувати різні методи, включаючи GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) моделі, але їх доцільність залежить від конкретних завдань і типу даних. Ось деякі підходи, які можна застосувати:

1. GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) моделі можуть бути корисними для аналізу та прогнозування волатильності в серіях часових даних. В агропідприємстві ці моделі можуть використовуватися для

прогнозування цін на продукцію або волатильності врожайності в залежності від кліматичних умов.

2. ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) моделі підходять для прогнозування часового ряду, що складається з аграрних даних, таких як врожайність, опади чи ціни на сільськогосподарські продукти. Ці моделі добре працюють з даними, які мають сезонність або тренд.

3. Економетричні моделі, такі як VAR (Vector Autoregression), можуть бути використані для аналізу взаємозалежностей між кількома часовими рядами, наприклад, між різними сільськогосподарськими продуктами або між врожайністю та кліматичними умовами тощо.

GARCH моделі мають низку переваг у порівнянні з моделями ARIMA та економетричними моделями, особливо коли йдеться про моделювання та прогнозування умовної волатильності часових рядів. Однією з ключових переваг GARCH моделей є їх здатність ефективно моделювати часові ряди, які демонструють змінну волатильність. На відміну від ARIMA моделей, які зосереджуються на прогнозуванні рівнів часового ряду без врахування змін у волатильності, GARCH моделі дозволяють враховувати і прогнозувати динаміку волатильності, що є критично важливим для фінансових та економічних часових рядів.

Ще однією важливою перевагою GARCH моделей є їх здатність враховувати гетероскедастичність даних. Гетероскедастичність означає, що дисперсія залишків змінюється з часом, що часто спостерігається в реальних економічних даних. ARIMA моделі, з іншого боку, припускають постійну дисперсію залишків, що може призводити до менш точних прогнозів у присутності гетероскедастичності. Економетричні моделі, хоча й можуть враховувати гетероскедастичність, часто є менш спеціалізованими для цього завдання порівняно з GARCH.

Крім того, GARCH моделі є гнучкими та мають багато варіацій, які дозволяють адаптуватися до різних характеристик даних. Наприклад, існують розширення базової GARCH моделі, такі як EGARCH, GJR-GARCH та TGARCH, які дозволяють моделювати асиметричні ефекти та різні типи умовної волатильності. Це робить GARCH моделі більш універсальними та здатними точно відображати складніші динаміки часових рядів. ARIMA моделі не мають таких розширень, що обмежує їх застосування в умовах, де присутні асиметричні ефекти чи складні волатильні структури.

Важливою перевагою GARCH моделей є також їх здатність використовувати різні розподіли для залишків, що дозволяє моделювати дані з важкими хвостами або інші відхилення від нормального розподілу. Це забезпечує більшу точність прогнозів у порівнянні з ARIMA моделями, які зазвичай припускають нормальний розподіл залишків. Економетричні моделі можуть використовувати

різні розподіли, але GARCH моделі спеціально розроблені для роботи з такими випадками, що робить їх більш підходящими для задач, де розподіл залишків є критичним фактором.

Таким чином, обґрунтовано, що GARCH моделі пропонують значні переваги у порівнянні з ARIMA та економетричними моделями, особливо в контексті моделювання та прогнозування умовної волатильності. Їх здатність враховувати гетероскедастичність, гнучкість у виборі структури та розподілів залишків, а також адаптивність до різних характеристик даних роблять їх незамінним інструментом для аналізу економічних та фінансових часових рядів.

На рис. 1 наведено етапи використання GARCH моделі для прогнозування розвитку агропідприємництва на основі IoT.



Рис. 1. Етапи використання GARCH моделі для прогнозування розвитку агропідприємництва на основі IoT

Джерело: побудовано автором

Таким чином, використання різних підходів і моделей, включаючи GARCH, ARIMA, та методи машинного навчання, дозволить забезпечити комплексний та точний підхід до прогнозування розвитку агропідприємництва на основі IoT.

GARCH (Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) моделі використовуються для моделювання та прогнозування умовної волатильності часових рядів. Основна ідея полягає в тому, що поточна волатильність залежить від минулих похибок і минулої волатильності. Розглянемо основні етапи та математичні формули, які використовуються в GARCH моделях.

1. Структура моделі GARCH (p, q). Модель GARCH (p, q) складається з двох основних рівнянь: рівняння для умовного середнього і рівняння для умовної дисперсії. Рівняння умовного середнього

$$y_t = \mu + \epsilon_t, \quad (1)$$

де y_t – значення часового ряду в момент часу t , μ – середнє значення, ϵ_t – залишкова похибка.

Рівняння умовної дисперсії:

$$\epsilon_t = \sigma_t^2 z_t, \quad (2)$$

де σ_t^2 – умовна дисперсія в момент часу t ;

z_t – білий шум з нормальним розподілом

Рівняння для умовної дисперсії в моделі GARCH(p, q) виглядає так:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2, \quad (3)$$

де α_0 – константа, α_i і β_j – коефіцієнти для лагів похибок і дисперсії.

2. Оцінка параметрів моделі. Параметри моделі ($\alpha_0, \alpha_1, \beta_j$) оцінюються за допомогою методу максимальної правдоподібності (Maximum Likelihood Estimation, MLE). Функція правдоподібності для GARCH моделі базується на припущенні нормального розподілу залишків ϵ_t . Функція логарифмічної правдоподібності для одного спостереження виглядає так:

$$L(\theta) = -\frac{1}{2} \log 2\pi + \log \sigma_t^2 + \frac{\epsilon_t^2}{\sigma_t^2}. \quad (4)$$

Загальна функція логарифмічної правдоподібності для всього ряду:

$$L(\theta) = \sum_{t=1}^T L(\theta), \quad (5)$$

де θ – вектор параметрів $\alpha_0, \alpha_1, \beta_j$.

3. Валідація моделі. Після оцінки параметрів, модель потрібно валідувати. Це включає перевірку залишків на автокореляцію та гетероскедастичність. Тест на автокореляцію: проведення тесту Льюнга-Бокса (Ljung-Box test) на залишки ϵ_t :

$$Q(m) = T(T+2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{T-k}, \quad (6)$$

де T – кількість спостережень;

$\hat{\rho}_k$ – автокореляція лагу k .

Тест на гетероскедастичність. Проведення тесту ЛМ-арх (Lagrange Multiplier ARCH test):

$$\epsilon_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i \hat{\epsilon}_{t-i}^2 + u_t. \quad (7)$$

Тест перевіряє наявність автокореляції в залишках квадратичних похибок ϵ_t^2 .

4. Прогнозування. Після оцінки та валідації моделі, можна переходити до прогнозування. Прогнозування умовної дисперсії здійснюється за допомогою рівняння умовної дисперсії:

$$\hat{\sigma}_{t+h}^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \hat{\epsilon}_{t+h-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \hat{\sigma}_{t+h-j}^2, \quad (8)$$

де $\hat{\sigma}_{t+h}^2$ – прогнозування дисперсії h періодів.

Створення удосконаленої моделі, яка враховує пропозиції щодо усунення всіх дев'яти недоліків GARCH моделі, вимагає інтеграції різних підходів і технік. Для початку, спрощення моделі здійснюється шляхом використання інформаційних критеріїв, таких як AIC та BIC, для вибору оптимальної кількості лагів p і q у GARCH моделі. Наступним кроком є перевірка стаціонарності часового ряду за допомогою тесту Дікі-Фуллера (ADF), і якщо ряд не стаціонарний, застосовуються методи диференціювання або логарифмування. Щоб подолати обмеження у передбаченні екстремальних подій, використовуються розширені моделі, такі як EGARCH або GJR-GARCH, які враховують асиметричні ефекти та шоки. Для врахування нелінійних залежностей у даних до моделі додаються нелінійні моделі машинного навчання, наприклад, LSTM (Long Short-Term Memory), що працюють разом з GARCH моделлю. Припущення нормального розподілу залишків змінюється на користь моделей, які враховують інші розподіли, такі як t -розподіл або GED (Generalized Error Distribution). Для подолання проблеми потреби у великій кількості даних здійснюється агрегація даних з різних джерел і використовуються методи передачі знань (Transfer Learning) для покращення моделей на малих вибірках. Щоб зробити модель більш інтерпретованою, використовуються методи візуалізації результатів, що допомагають пояснити параметри моделі та їх вплив на результати. Також застосовуються простіші моделі для початкового аналізу. Інтеграція зовнішніх факторів, таких як погодні умови, здійснюється через використання моделей GARCH-X або VAR-GARCH, що дозволяє врахувати взаємозалежності між кількома змінними. Нарешті, для подолання затримки в реакції на зміни використовуються адаптивні версії GARCH моделей, які комбінуються з методами машинного навчання, що оновлюють параметри в реальному часі. Таким чином, інтеграція цих підходів і технік дозволяє створити удосконалену модель, яка більш точно відображає реальність і забезпечує надійніші прогнози.

Наведемо математичний інструментарій для удосконаленої моделі, яка враховує всі дев'ять пропозицій щодо усунення недоліків GARCH моделі.

1. Спрощення моделі. Для вибору оптимальної кількості лагів p і q використовуються інформаційні критерії, такі як AIC (Akaike Information Criterion) і BIC (Bayesian Information Criterion):

$$AIC = 2k - 2 \ln(L);$$

$$BIC = k \ln(n) - 2 \ln(L), \quad (9)$$

де k – кількість параметрів моделі, n – кількість спостережень, L – максимальна функція правдоподібності.

2. Вимоги до стаціонарності. Перевірка на стаціонарність виконується за допомогою тесту Дікі-Фуллера (ADF):

$$\Delta y_t = \alpha + \beta_t + \gamma y_{t-1} + \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (10)$$

де $\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$. Якщо γ значимо відрізняється від нуля, то ряд стаціонарний.

3. Обмеження у передбаченні екстремальних подій. Використання розширених моделей, таких як EGARCH, для врахування асиметричних ефектів:

$$\log(\sigma_t^2) = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \left(\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} - E \left[\frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \right] \right) + \sum_{j=1}^p \beta_j \frac{\varepsilon_{t-i}}{\sigma_{t-i}} \log(\sigma_{t-j}^2). \quad (11)$$

4. Лінійність. Використання нелінійних моделей, таких як LSTM (Long Short-Term Memory):

$$\begin{aligned} h_t &= \sigma(W_h \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_h); \\ c_t &= f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t; \\ \tilde{c}_t &= \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c); \\ y_t &= o_t \cdot \tanh(c_t), \end{aligned} \quad (12)$$

де h_t – прихований стан, c_t – стан пам'яті, x_t – вхідні дані, σ – сигмоїдальна функція активації.

5. Припущення нормального розподілу

Використання альтернативних розподілів залишків, таких як t -розподіл або GED (Generalized Error Distribution):

$$f(x; \nu) = \frac{\Gamma \frac{\nu+1}{2}}{\sqrt{\nu\pi} \Gamma \frac{\nu+1}{2}} \left(1 + \frac{x^2}{\nu} \right)^{-\frac{\nu}{2}} \quad (13),$$

де ν – параметр розподілу.

6. Потреба в великій кількості даних. Агрегація даних та використання методів передачі знань (Transfer Learning):

$$\theta^* = \operatorname{argmin}_{\theta} [L_{\text{source}}(\theta) + \lambda L_{\text{target}}(\theta)], \quad (14)$$

де L_{source} – втрата на джерельних даних; L_{target} – втрата на цільових даних; λ – регуляційний параметр.

7. Обмежена інтерпретованість. Використання візуалізації результатів, наприклад, побудова графіків умовної волатильності та фактичних даних:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2. \quad (15)$$

8. Відсутність обліку зовнішніх факторів. Використання моделей GARCH-X для врахування зовнішніх факторів:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{k=1}^r \gamma_k X_{t-k}, \quad (16)$$

де X_{t-k} – зовнішні фактори.

9. Затримка в реакції на зміни. Використання адаптивних версій GARCH моделей, які оновлюють параметри в реальному часі:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2 + \sum_{k=1}^m \delta_k \Delta \sigma_{t-k}^2, \quad (17)$$

де $\Delta \sigma_{t-j}^2$ – зміни дисперсії на попередніх кроках.

Комбінуючи всі ці підходи, отримуємо удосконалену модель, яка враховує всі дев'ять пропозицій для усунення недоліків GARCH моделі. Використання таких комплексних підходів дозволяє створити більш точні та надійні прогнози для агропідприємництва.

Цей інструментарій включає різноманітні математичні та статистичні методи, які можуть бути інтегровані в удосконалену модель. Це забезпечує більшу гнучкість та точність у прогнозуванні, враховуючи всі дев'ять запропонованих удосконалень.

Висновки. Отже, доведено, що прогнозування розвитку агропідприємництва на основі моделей GARCH та IoT є ефективним для підвищення точності управлінських рішень в аграрному секторі. Запропоновано комплексний підхід, що поєднує переваги традиційних GARCH-моделей та технологій Інтернету речей з удосконаленими методами машинного навчання, адаптивного моделювання та інтеграції зовнішніх факторів. Це дозволяє покращити точність прогнозів, оптимізувати використання ресурсів та підвищити стійкість і конкурентоспроможність агропідприємств.

БІБЛІОГРАФІЧНИЙ СПИСОК:

- Grynko, T., Hviniazhvili, T. & Romanova, L. A. Scientific-methodical approach to the formation of a management mechanism for the development of the enterprise innovative potential. *Innovation and Sustainability*. 2022. Vol. 4. P. 30–38. DOI: <https://doi.org/10.31649/ins.2022.4.30.38>
- Кушнір О., Жигулін О. Механізм формування інклюзивної моделі розвитку бізнесу в агропродовольчій, готельній і ресторанній сферах. *Food Industry Economics*. 2022. № 14(1). DOI: <https://doi.org/10.15673/fie.v14i1.2264>
- Фролова Л. В., Котов Б.В. Тенденції розвитку підприємницьких структур в Україні. *Економічний журнал Одеського політехнічного університету*. 2022. № 4 (22). С. 52–61. DOI: <https://doi.org/10.15276/EJ.04.2022.6>
- Milian G., Jorge F., and Delgado T. Sustainable Management of Environmental Risks in Agricultural Production: Ensuring the Right to Food. *Global Jurist*. 13 January 2022. P. 1–19. DOI: <https://doi.org/10.1515/gj-2021-0086>
- Kucher L., Kniaz S., Pavlenko O., Holovina O., Shayda O., Franiv I., & Dzvonik V. Development of Entrepreneurial Initiatives in Agricultural Business: A Methodological Approach. *European Journal of Sustainable Development*. 2021. Vol. 10. No. 2. P. 321–335. DOI: <https://doi.org/10.14207/ejsd.2021.v10n2p321>.

6. Erisman J.W. Setting ambitious goals for agriculture to meet environmental targets. *One Earth*. 2021. Vol. 4. P. 15–18. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.12.007>.

7. Khadija van der Straaten, Rajneesh Narula and Elisa Giuliani. The multinational enterprise, development, and the inequality of opportunities: A research agenda. *Journal of International Business Studies*. 2023. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41267-023-00625-y>

8. Кернасюк Ю.В. Прогноз розвитку аграрного сектору економіки з використанням штучних нейронних мереж, *Вісник аграрної науки*, 2019. Том 97. № 6. С. 75–81. DOI: <https://doi.org/20.31073/agrovisnyk201906-11>

9. D. Akullo, H. Maat, A.E.J. Wals. An institutional diagnostics of agricultural innovation; Public-private partnerships and smallholder production in Uganda, *NJAS – Wageningen J. Life Sci.* 2019. Vol.84 P. 6–12. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.njas.2017.10.006>

REFERENCES:

1. Grynko, T., Hviniazhvili, T. & Romanova, L. A. (2022). Scientific-methodical approach to the formation of a management mechanism for the development of the enterprise innovative potential. *Innovation and Sustainability*. Vol. 4. 30–38. DOI: <https://doi.org/10.31649/ins.2022.4.30.38>

2. Kushnir O., Zhyhulin O. (2022). Mekhanizm formuvannya inklyuzyvnoyi modeli rozvytku biznesu v ahroprodovol'chii, hotel'niy i restoranni sferakh. [The mechanism of formation of an inclusive model of business development in the agro-food, hotel and restaurant spheres]. *Food Industry Economics*. №14(1). <https://doi.org/10.15673/fie.v14i1.2264> [in Ukrainian].

3. Frolova L. V., Kotov B.V. (2022). Tendentsiyi rozvytku pidpryyemnyts'kykh struktur v Ukrayini.

[Trends in the development of entrepreneurial structures in Ukraine]. *Ekonomichnyy zhurnal Odes'koho politekhnichnoho universytetu*. Vol. 4. No. 22. 52–61. DOI: <https://doi.org/10.15276/EJ.04.2022.6> [in Ukrainian].

4. Milian G., Jorge F., and Delgado T. (2022). Sustainable Management of Environmental Risks in Agricultural Production: Ensuring the Right to Food. *Global Jurist*. 13 January 2022. P. 1–19. DOI: <https://doi.org/10.1515/gj-2021-0086>

5. Kucher L., Kniaz S., Pavlenko O., Holovina O., Shayda O., Franiv I., & Dzvonyk V. (2021). Development of Entrepreneurial Initiatives in Agricultural Business: A Methodological Approach. *European Journal of Sustainable Development*. Vol. 10. No. 2. P. 321–335. DOI: <https://doi.org/10.14207/ejsd.2021.v10n2p321>.

6. Erisman J.W. (2021). Setting ambitious goals for agriculture to meet environmental targets. *One Earth*. Vol. 4. P. 15–18. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.12.007>

7. Khadija van der Straaten, Rajneesh Narula and Elisa Giuliani. (2023). The multinational enterprise, development, and the inequality of opportunities: A research agenda. *Journal of International Business Studies*. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41267-023-00625-y>

8. Kernasyuk YU.V. (2019). Prohnoz rozvytku ahrarynoho sektoru ekonomiky z vykorystannyam shtuchnykh neyronnykh merezh. [Forecast of the development of the agricultural sector of the economy using artificial neural networks]. *Visnyk ahrarynoyi nauky*. Vol. 97. No. 6. 75–81. DOI: <https://doi.org/20.31073/agrovisnyk201906-11> [in Ukrainian].

9. D. Akullo, H. Maat, A.E.J. Wals. (2019). An institutional diagnostics of agricultural innovation; Public-private partnerships and smallholder production in Uganda, *NJAS – Wageningen J. Life Sci.* Vol.84 P. 6–12. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.njas.2017.10.006>