

Список використаних джерел

1. Рябчун В.К., Мельник В.С., Іллічов Ю.Г., Харченко Ю.В., Чернобай С.В., Капустіна Т.Б., Щеченко О.Є. Адаптивність та стабільність нових сортів і ліній ярого тритикале. Селекція і насінництво № 121 (2022). 51-62. DOI: <https://doi.org/10.30835/2413-7510.2022.260996>.
2. Методика проведення кваліфікаційної експертизи сортів рослин на придатність до поширення в Україні. Загальна частина. Київ, 2016. 117 с.
3. Методика проведення кваліфікаційної експертизи сортів рослин на придатність до поширення в Україні. Методи визначення показників якості продукції рослинництва. / Український інститут експертизи сортів рослин; ред. Ткачик С. О.; Києнко З. Б., Присяжнюк Л. М. та ін. – Вінниця, 2016. – 159 с. ISBN 978-966-924-578-6.

УДК (631.582:662.7):(004.942:004.85)

JEL Classification: Q16, O33

DOI: <https://doi.org/10.64076/eecsr250708.25>

Тарасюк А. М.,

доктор філософії (PhD), старший викладач
кафедри цифрової економіки та системного аналізу,
Державний торговельно-економічний
університет, м. Київ

Гамалій В. Ф.,

д-р фіз.-мат. наук, професор, професор кафедри
цифрової економіки та системного аналізу,
Державний торговельно-економічний
університет, м. Київ

СИНЕРГЕТИЧНЕ УПРАВЛІННЯ СІВОЗМІНАМИ ТА ВИРОБНИЦТВОМ БІОПАЛИВА НА ОСНОВІ ПРОГНОЗНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ (DEEP LEARNING)

В умовах глобальних кліматичних змін та зростаючої потреби в енергетичній незалежності, пошук синергії між сталим аграрним виробництвом та відновлюваною енергетикою набуває виняткової актуальності. Перехід до зеленої економіки вимагає не лише розробки нових технологій генерації енергії, але й фундаментального переосмислення традиційних галузей, зокрема сільського господарства. Виробництво біопалива з рослинної

біомаси є одним із ключових напрямів, що дозволяє інтегрувати аграрний сектор в енергетичну систему країни, однак цей процес пов'язаний зі значними викликами, такими як ризик виснаження ґрунтів та конкуренція з продовольчими культурами.

Науково обґрунтована сівозміна виступає наріжним каменем сталого землеробства, забезпечуючи підтримання родючості ґрунту, фітосанітарний контроль та стабільність агроєкосистем. Проте традиційні підходи до планування сівозмін часто є статичними та не враховують складну динаміку взаємозв'язків між агрономічними, економічними та енергетичними чинниками. Задача оптимізації ротації культур з метою одночасного досягнення високої продовольчої врожайності та максимального виходу енергетичної біомаси є складною багатофакторною проблемою, вирішення якої виходить за межі можливостей класичних аналітичних методів.

Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту, зокрема методів глибинного навчання (Deep Learning), відкриває принципово нові можливості для вирішення подібних завдань. Здатність нейронних мереж виявляти приховані нелінійні залежності у великих масивах даних дозволяє створювати високоточні прогностні моделі. Застосування таких моделей для аналізу впливу різних сценаріїв сівозмін на агрономічні показники та потенціал виробництва біопалива створює основу для розробки інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. Такий підхід уможливорює перехід від реактивного до проактивного, синергетичного управління, де аграрні та енергетичні цілі не протиставляються, а гармонійно поєднуються.

Для реалізації синергетичного управління сівозмінами та виробництвом біопалива запропоновано алгоритм, що базується на інтеграції прогностичних моделей глибинного навчання в єдину систему підтримки прийняття рішень. В основі цього підходу лежить визнання того, що управління сучасним агровиробництвом вимагає переходу до принципів біоекономіки, де аграрні та енергетичні процеси розглядаються як єдина, взаємопов'язана система [6]. Складність оптимізації таких систем, як зазначає Ковальчук С. І., потребує застосування синергетичних підходів до моделювання сівозмін, що враховують потенціал біоенергетичних культур [7].

Запропонований алгоритм складається з кількох ключових етапів. На першому етапі здійснюється формування та агрегація багатовимірних наборів даних, що включають історичну інформацію про погодні умови, агрохімічні показники ґрунту, врожайність різних культур, а також ринкові ціни на продовольчу продукцію та біопаливо. На основі цих даних за допомогою архітектур глибоких нейронних мереж, зокрема рекурентних

(LSTM) та згорткових (CNN) мереж, будується комплекс прогностичних модулів. Як демонструють дослідження Zhang та Li, такі моделі здатні з високою точністю прогнозувати вихід біомаси в системах сівоzmіни [5]. Застосування глибинного навчання для аграрного прогнозування в цілому підтверджує свою ефективність, дозволяючи виявляти складні нелінійні залежності в даних [1, 10].

На другому, ключовому етапі, ці прогностичні модулі інтегруються в рамки моделі глибокого навчання з підкріпленням (Deep Reinforcement Learning, DRL). Подібний підхід, успішно апробований Saleh та Mahfouz для оптимізації ротації культур [3], дозволяє системі не просто прогнозувати, а навчатися оптимальної стратегії управління. У розробленій моделі "агент" (алгоритм) приймає послідовні рішення щодо вибору культури для висіву на кожному полі в кожному сезоні. Після кожного рішення система моделює майбутній стан агроєкосистеми та розраховує комплексну "винагороду". Ця функція винагороди є математичним вираженням синергетичної мети: вона включає прогнозований економічний прибуток від продажу продовольства, вартість виробленого біопалива, а також показники, що відображають стан ґрунту, що відповідає концепції сталого розвитку [8]. Таким чином, алгоритм вчиться балансувати між короткостроковою вигодою та довгостроковою стійкістю.

На завершальному етапі алгоритм функціонує як інтелектуальна система підтримки прийняття рішень, що є практичним втіленням ідей, викладених у роботах Панчука В. В. та Kaur і Singh [9, 2]. Система не видає єдиного жорсткого наказу, а пропонує агроному кілька оптимальних багаторічних сценаріїв сівоzmіни, кожен з яких має детальну оцінку ризиків та потенційних переваг. Завдяки інтеграції методів системної динаміки, подібних до тих, що описані Wang et al. [4], модель здатна враховувати довгострокові наслідки прийнятих рішень. Такий підхід дозволяє реалізувати по-справжньому адаптивне, прогностичне управління, що максимізує синергію між виробництвом продуктів харчування, збереженням природних ресурсів та генерацією відновлюваної енергії.

Для практичної реалізації описаного алгоритму розроблено гібридну архітектуру нейронної мережі, що виступає ядром інтелектуального агента в моделі глибокого навчання з підкріпленням (DRL). Ця архітектура спеціально спроектована для ефективного обробки гетерогенних даних, що характеризують складний стан агроєкосистеми. Вхідні дані, що описують поточний стан, мають виражену просторово-часову природу, що вимагає застосування спеціалізованих нейромережових модулів.

Для аналізу просторових даних, таких як агрохімічні карти полів, розподіл вологості ґрунту чи супутникові знімки вегетації, використовується модуль

на основі згорткових нейронних мереж (CNN). Агроландшафт у цьому випадку розглядається як багатоканальне зображення, де кожен піксель відповідає певній ділянці поля, а канали містять нормалізовані значення показників: вміст азоту, фосфору, калію, органічної речовини, кислотність тощо. Згорткові шари такої мережі здатні автоматично виділяти значущі просторові патерни та локальні взаємозв'язки, наприклад, зони з дефіцитом поживних речовин або ділянки з підвищеним ризиком ерозії, формуючи компактний вектор просторових ознак.

Паралельно для обробки часових послідовностей – історичних метеорологічних даних (температура, опади, сонячна радіація), динаміки ринкових цін на продукцію та біопаливо, а також історії сівозміни для кожного конкретного поля – залучається модуль на базі рекурентних мереж з довгою короткочасною пам'яттю (LSTM). Завдяки своїй внутрішній структурі з вентилями пам'яті (memory gates), LSTM-мережі ефективно вловлюють довгострокові залежності в часових рядах, ігноруючи несуттєві коливання та фокусуючись на трендах, що є критично важливим для прогнозування врожайності та стану ґрунту на майбутні сезони.

Отримані від CNN та LSTM вектори ознак, що кодують просторові та часові залежності відповідно, об'єднуються на етапі конкатенації. Це дозволяє сформувати єдиний, комплексний та інформаційно насичений вектор стану, який всебічно описує поточну ситуацію в керованій агроєкосистемі. Цей інтегрований вектор стану подається на вхід до центрального блоку архітектури, реалізованого у вигляді кількох повнозв'язних шарів (Multi-Layer Perceptron, MLP). Саме цей блок виконує функцію апроксимації, що є серцем моделі навчання з підкріпленням: він або оцінює цінність (Q-value) кожної можливої дії (вибору культури) в поточному стані, або безпосередньо формує оптимальну стратегію (policy), генеруючи на виході розподіл ймовірностей для кожної з можливих до висіву культур.

Розроблений алгоритм, що базується на інтелектуальному агенті з гібридною нейромережевою архітектурою (CNN-LSTM), демонструє здатність до інтеграції гетерогенних просторово-часових даних для моделювання агроєкосистеми. Запропонований підхід дозволяє перейти від статичного планування до проактивного, адаптивного управління, де агент не просто прогнозує, а навчається оптимальній довгостроковій стратегії. Ключовим результатом є створення інструменту підтримки прийняття рішень, здатного генерувати та оцінювати сценарії, які максимізують синергію між економічною рентабельністю, виробництвом біоенергії та збереженням родючості ґрунтів, що є практичним втіленням принципів сталої біоекономіки.

Список використаних джерел

1. Іванченко О. М. Глибинне навчання в аграрному прогнозуванні: аналіз застосувань / О. М. Іванченко // АгроСвіт. – 2021. – № 17. – С. 39–45.
2. Kaur, H., & Singh, A. Deep learning-based decision support system for crop-biofuel trade-off optimization // IEEE Access. – 2020. – Vol. 8. – P. 177567–177578.
3. Saleh, A. A., & Mahfouz, M. Y. Predictive crop rotation optimization using deep reinforcement learning // Computers and Electronics in Agriculture. – 2021. – Vol. 186. – P. 106153.
4. Wang, C., et al. Integrated deep learning and system dynamics approach for biofuel production planning // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2023. – Vol. 168. – P. 113679.
5. Zhang, Y., & Li, J. Deep learning models for biomass yield prediction in crop rotation systems // Agricultural Systems. – 2022. – Vol. 198. – P. 103380.
6. Гайдай Ю. В. Біоекономіка: синергетичне управління в системах агровиробництва / Ю. В. Гайдай. – Київ : НАУ, 2020. – 288 с.
7. Ковальчук С. І. Моделювання сівозмін з урахуванням біоенергетичних культур: синергетичний підхід / С. І. Ковальчук // Економіка АПК. – 2022. – № 5. – С. 61–68.
8. Лисенко Т. С. Потенціал біопаливного виробництва у сівозмінних моделях сталого розвитку / Т. С. Лисенко // Наукові праці НУБіП України. – 2021. – Вип. 305. – С. 22–29.
9. Панчук В. В. Інтелектуальні системи управління аграрними технологіями: машинне та глибинне навчання / В. В. Панчук // Техніка, енергетика, транспорт АПК. – 2023. – № 3. – С. 74–80.
10. Савчук А. М. Прогнозне управління агроєкосистемами з використанням моделей глибинного навчання / А. М. Савчук // Вісник аграрної науки. – 2024. – № 4. – С. 47–55.