УДК 631.171:621:004.89 https://doi.org/10.32515/2664-262X.2026.14(45).99-115

А. М. Тригуба, проф., д-р техн. наук, **О. І. Фількін, М. П. Коциловський**
Львівський національний університет ветеринарної медицини та біотехнологій імені С. З. Ґжицького, м. Львів, Україна
e-mail: trianamik@gmail.com, filkin.orest@gmail.com, kotsylovskyimp@lnup.edu.ua
Н. Я. Коваль, д-р філос.
Львівський державний університет безпеки життєдіяльності, м. Львів, Україна
e-mail: kovaln870@gmail.com

Обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту

Метою статті є розробка моделі обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту. Основну увагу приділено формуванню адаптивних технічних рішень для функціонування обладнання в умовах цифровізації аграрного виробництва, коли визначення раціональних параметрів технологічних систем враховує мінливість виробничих умов, енергетичних навантажень, режимів використання та поточного технічного стану обладнання. У межах дослідження побудовано функціональну схему використання даних кіберфізичних систем, яка охоплює фізичний рівень функціонування обладнання, сенсорний рівень збору параметрів, рівень контролерів, модулі передачі даних, аналітичний блок і підсистему прийняття рішень. Запропонована модель обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва базується на формуванні інформаційної бази параметрів роботи обладнання, що включає технологічні, енергетичні, конструктивні та експлуатаційні характеристики. На основі цих даних формується вектор ознак, який надходить до інтелектуального модуля оцінювання, де використано поєднання багатошарової нейронної мережі, алгоритму XGBoost та нечіткої логіки для визначення раціональних параметрів обладнання. У комп'ютерній реалізації модель формалізується у вигляді послідовності етапів – нормалізація даних, формування інтегрального критерію ефективності, прогнозування робочих параметрів і адаптивне коригування режимів функціонування. Практичну перевірку моделі виконано в умовах ТзОВ «Інтелектуальні вендингові системи» із використанням дослідного зразка автоматизованої установки під час миття трактора John Deere 8320R. Отримані результати підтвердили зниження витрат води, електроенергії та тривалості технологічного циклу за одночасного підвищення стабільності роботи обладнання. Запропонована модель створює основу для переходу від статичного обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва до інтелектуального, що відповідає принципам Індустрії 4.0 та сучасного машинобудування.
кіберфізична система, обладнання, аграрне виробництво, конструктивно-технологічні параметри, обчислювальний інтелект, інтелектуальне моделювання, цифровізація виробництва

Постановка проблеми. Підвищення ефективності функціонування обладнання аграрного виробництва є одним із визначальних напрямів сучасного розвитку галузевого машинобудування в умовах цифрової трансформації виробничих процесів [1, 2, 3]. У сучасних технологічних системах аграрного виробництва зростають вимоги не лише до продуктивності технічних засобів, а й до їхньої здатності працювати в умовах змінного навантаження, мінливих виробничих умов та жорстких обмежень щодо споживання енергетичних ресурсів. Особливо це стосується обладнання, яке безпосередньо пов'язане з технологічними процесами миття техніки, енергозабезпечення виробничих процесів,

© А. М. Тригуба, О. І. Фількін, М. П. Коциловський, Н. Я. Коваль, 2026

підготовки сировини та підтримання функціонування виробничої інфраструктури, де навіть незначне відхилення конструктивних параметрів або режимів використання обладнання призводить до зниження загальної ефективності виробництва.

На практиці у аграрному виробництві значна частина обладнання продовжує експлуатуватися за параметрами, що визначалися на етапі проєктування без урахування мінливості виробничих умов [3, 5, 6]. При цьому реальні режими роботи обладнання досить часто істотно відрізняються від нормативних, оскільки на них впливають сезонні зміни, коливання навантаження, різна інтенсивність використання технічних систем, а також відмінності у характеристиках сировини чи технологічного середовища. За таких умов традиційні методи розрахунку конструктивно-технологічних параметрів втрачають достатню точність, оскільки не враховують постійне оновлення інформації про стан обладнання та його фактичну поведінку під час експлуатації.

У зв’язку з цим особливого значення набуває використання кіберфізичних систем, які дозволяють поєднати фізичні технічні засоби з цифровими модулями збору, передавання та аналізу даних [7, 8, 9]. Сенсорні елементи, інтегровані у структуру обладнання, забезпечують постійне надходження інформації про режими його роботи, енергетичні витрати, температурні характеристики, навантаження окремих вузлів та інші параметри, що забезпечують оцінення реального стану функціонування технічної системи. Така інформація забезпечує перехід від статичного проєктування до адаптивного обґрунтування параметрів обладнання в умовах реальних виробничих умов його експлуатації.

Разом із цим сам по собі збір великого обсягу технологічних даних не забезпечує автоматичного підвищення ефективності, якщо відсутній інструментарій їхньої глибокої інтерпретації. Саме тому в сучасних дослідженнях дедалі активніше використовуються методи обчислювального інтелекту, які дозволяють виявляти приховані закономірності між параметрами функціонування обладнання, прогнозувати зміну його режимів роботи та формувати рекомендації щодо вибору раціональних конструктивних характеристик [10, 11]. Використання нейромережевих моделей, адаптивних алгоритмів прогнозування та методів багатофакторного аналізу лежить в основі визначення таких параметрів обладнання, які забезпечують не лише технологічну ефективність, а й стабільність функціонування в умовах мінливих виробничих умов.

Проблема полягає в тому, що більшість існуючих технічних рішень у галузі аграрного машинобудування переважно орієнтована на нормативні або середньостатистичні умови функціонування, без урахування реальних даних отриманих під час експлуатації обладнання. У результаті параметри машин і технологічних установок часто визначаються із запасом або, навпаки, без необхідної адаптації до конкретного виробничого середовища, що призводить до перевитрат енергії, нерівномірного завантаження вузлів та скорочення ресурсу роботи обладнання.

У зв’язку з цим виникає науково-практична задача, яка полягає у створенні моделі обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі інтеграції даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту. Така модель дозволяє сформувати новий рівень технічного супроводу аграрного виробництва, у якому конструктивні рішення приймаються не лише на етапі проєктування обладнання, але й постійно уточняються відповідно до поточних умов експлуатації, що відповідає сучасним вимогам цифровізації, адаптивного управління та ресурсоефективності.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Упродовж останніх років у галузі аграрного машинобудування суттєво зростає інтерес до використання кіберфізичних

систем як основи для адаптивного управління технічними процесами та обґрунтування параметрів обладнання в умовах мінливого виробничого середовища. У сучасних дослідженнях зазначається, що інтеграція сенсорних модулів, цифрового збору даних і аналітичних алгоритмів дає змогу оперативно оцінювати режими функціонування технічних систем та формувати рішення щодо їхнього налаштування залежно від поточного навантаження і зовнішніх умов [12].

Розвиток кіберфізичних систем, які використовуються у сільському господарстві, трансформував підходи до управління виробничими процесами. Це пов'язано із тим, що дані надходять від технічних об'єктів у реальному часі і вони є основою для побудови цифрових моделей функціонування обладнання. У роботі [13, 14, 15, 16] показано, що використання цифрових двійників і сенсорних платформ у розумному сільському господарстві дозволяє підвищити точність контролю технологічних процесів та скоротити витрати ресурсів.

Окремий напрям досліджень пов'язаний із застосуванням методів обчислювального інтелекту для прогнозування параметрів технічних систем. Зокрема, у роботах [17, 18] наголошується, що машинне навчання дозволяє виявляти залежності між енергоспоживанням, навантаженням обладнання та зміною технологічних режимів, що створює передумови для адаптивного вибору конструктивних характеристик технічних засобів.

У машинобудівних дослідженнях останніх років значна увага приділяється інтеграції сенсорних даних із моделями прогнозування технічного стану обладнання. Разом із тим, більшість наявних рішень орієнтована на окремі автоматизовані процеси, тоді як питання комплексного використання даних кіберфізичних систем для обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва залишається недостатньо дослідженим [19]. Саме це визначає потребу у розробці моделей, у яких поєднуються дані моніторингу, адаптивне прогнозування та технічне проєктування.

Таблиця 1 – Основні напрями сучасних досліджень у сфері кіберфізичних систем та інтелектуального обґрунтування параметрів обладнання

Напрям дослідження	Основний зміст	Джерело
Кіберфізичні системи в аграрному виробництві	Інтеграція сенсорних мереж, IoT-платформ і цифрового контролю виробничих процесів	[12, 13, 19]
Цифрові двійники технічних систем	Побудова цифрових моделей функціонування обладнання в реальному часі	[12, 20]
Машинне навчання в аграрній інженерії	Прогнозування режимів роботи технічних систем і виробничих параметрів	[17, 21]
Енергетичне моделювання обладнання	Оптимізація енергоспоживання та аналіз навантаження технічних систем	[18, 22]
Інтелектуальна оптимізація параметрів обладнання	Використання аналітичних моделей для вибору конструктивних характеристик	[21, 23]
Сенсорний моніторинг технічного стану	Збір даних про температурні режими, навантаження і витрати ресурсів	[12, 24]

Джерело: розроблено авторами

Аналіз таблиці 1 показує, що найбільш активно розвиваються наукові напрями, пов'язані з цифровим моніторингом виробничих процесів, використанням сенсорних платформ та інтеграцією методів машинного навчання у технічні системи аграрного виробництва. Переважна частина сучасних досліджень зосереджена на створенні

цифрових моделей функціонування обладнання та прогнозуванні його режимів роботи на основі даних, що надходять у реальному часі. Разом із тим, більшість існуючих підходів орієнтована на окремі компоненти технічних систем без достатнього врахування взаємозв'язку між конструктивними параметрами обладнання, експлуатаційними режимами та сенсорною інформацією. Це зумовлює потребу у розробці моделі, яка дозволить комплексно використовувати дані кіберфізичних систем і методи обчислювального інтелекту для обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва з урахуванням умов реальної його експлуатації.

Постановка завдання. Метою роботи є розробка моделі обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту. У основі запропонованої моделі використано підхід, орієнтований на формування адаптивних технічних рішень для функціонування обладнання в умовах цифровізації аграрного виробництва, коли визначення раціональних параметрів технологічних систем враховує мінливість виробничих умов, енергетичних навантажень, режимів використання та поточного технічного стану обладнання. Використання даних, що надходять від сенсорних модулів, систем контролю та цифрових каналів моніторингу, створює передумови для переходу від традиційних розрахункових підходів до динамічного інтелектуального обґрунтування параметрів технічних систем.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити два завдання:

– розробити функціональну схему використання даних кіберфізичних систем для формування інформаційної бази визначення конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва з урахуванням взаємодії сенсорних елементів, виконавчих механізмів, контролерів та модулів збору інформації про особливості функціонування обладнання;

– запропонувати модель обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту та виконати її перевірку.

Реалізація поставлених завдань дозволить підвищити точність визначення параметрів технічних систем, забезпечити адаптивність функціонування обладнання до реальних умов експлуатації та створити основу для підвищення енергоефективності технологічних процесів аграрного виробництва.

Виклад основного матеріалу. На сучасному етапі розвитку технічних систем аграрного виробництва обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання вже не може базуватися виключно на статичних довідкових характеристиках або нормативно закладених режимах експлуатації. Практика функціонування аграрних машин і технологічних установок показує, що навіть за однакової конструктивної схеми фактична ефективність роботи обладнання суттєво змінюється під впливом режимів навантаження, виробничих умов, інтенсивності використання, тривалості циклу та енергетичних коливань. Саме тому формування інформаційної бази параметрів пропонується здійснювати через інтеграцію даних кіберфізичних систем, які забезпечують безперервне надходження фактичної інформації про функціонування технічного об'єкта.

Функціональна схема використання даних кіберфізичних систем для формування інформаційної бази визначення конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва (рис. 1**)**, відображає послідовність переходу від фізичного рівня роботи обладнання до формування інформаційної бази із їхніми параметрами, яка у подальшому аналітично опрацьовується. У схеми центральне місце займає обладнання аграрного виробництва. Це пояснюється тим, що саме воно виступає джерелом первинної технічної інформації, що формується у процесі роботи

обладнання. Сенсорні елементи реєструють температуру, тиск, навантаження, витрати ресурсів, рівень вібрацій та швидкість функціонування (виконання окремих операцій). Одночасно виконавчі механізми забезпечують реалізацію керувальних впливів, які формуються контролерами після аналізу поточного стану системи.



Рисунок 1 – Функціональна схема використання даних кіберфізичних систем для формування інформаційної бази визначення конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва

Джерело: розроблено авторами

Особливістю наведеної схеми (рис. 1) є те, що первинна інформація не використовується безпосередньо для прийняття рішень, а проходить кілька послідовних етапів оброблення. Контролери та вбудовані обчислювальні модулі виконують первинну фільтрацію, синхронізацію та нормалізацію сигналів. Це особливо характерно для аграрного обладнання, де різні параметри надходять із різною частотою, а часові характеристики сенсорних сигналів істотно відрізняються.

Формування інтегрованого вектора вхідних параметрів описується:

$$X(t) = \{T(t), P(t), L(t), V(t), R(t), \tau(t)\}, \quad (1)$$

де $T(t)$ – температура у t-й момент часу; $P(t)$ – потужність споживання; $L(t)$ – рівень навантаження; $V(t)$ – швидкість функціонування; $R(t)$ – витрати ресурсів; $\tau(t)$ – тривалість технологічного циклу.

У реальних виробничих умовах ці параметри характеризуються неоднорідністю та високою варіативністю, тому після первинного збору інформації застосовується етап нормалізації:

$$x_i^{norm} = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}, \quad (2)$$

де x_i^{norm} – нормалізоване значення i-го параметра, приведене до безрозмірного інтервалу [0;1]; x_i – фактичне виміряне значення параметра у поточний момент функціонування обладнання; x_{min} – мінімальне значення параметра у вибірці

спостережень або в межах допустимого технологічного діапазону; x_{max} – максимальне значення параметра у вибірці або у встановленому робочому інтервалі.

Нормалізований масив параметрів формує інформаційну базу, яка накопичується у вигляді часових рядів, журналів подій, режимів роботи та історії відхилень. Саме цей рівень (рис. 1) є базовим для подальшого створення аналітичного модуля, де здійснюється попередня обробка, виділення інформативних ознак і виявлення закономірностей функціонування.

Для оцінювання інформативності кожного параметра пропонується використовувати ентропійний підхід:

$$H(X) = -\sum_{i=1}^{n} p_i \log_2 p_i, \tag{3}$$

де p_i – імовірність настання окремого стану параметра.

Формула (3) дозволяє кількісно визначити, які саме характеристики мають найбільший вплив на зміну технічного стану обладнання. На основі сформованої інформаційної бази створюється аналітичний модуль, який взаємодіє з моделями обчислювального інтелекту. У цьому випадку використання нейромережевих, регресійних або нечітких моделей дозволяє перейти від простого накопичення інформації до прогнозування раціональних параметрів обладнання.

Структура взаємозв'язків між конструктивними, технологічними та експлуатаційними параметрами обладнання аграрного виробництва наведена на рис. 2. На відміну від функціональної схеми формування даних, тут показано причинно-наслідковий механізм впливу окремих груп параметрів на результативні показники роботи обладнання.

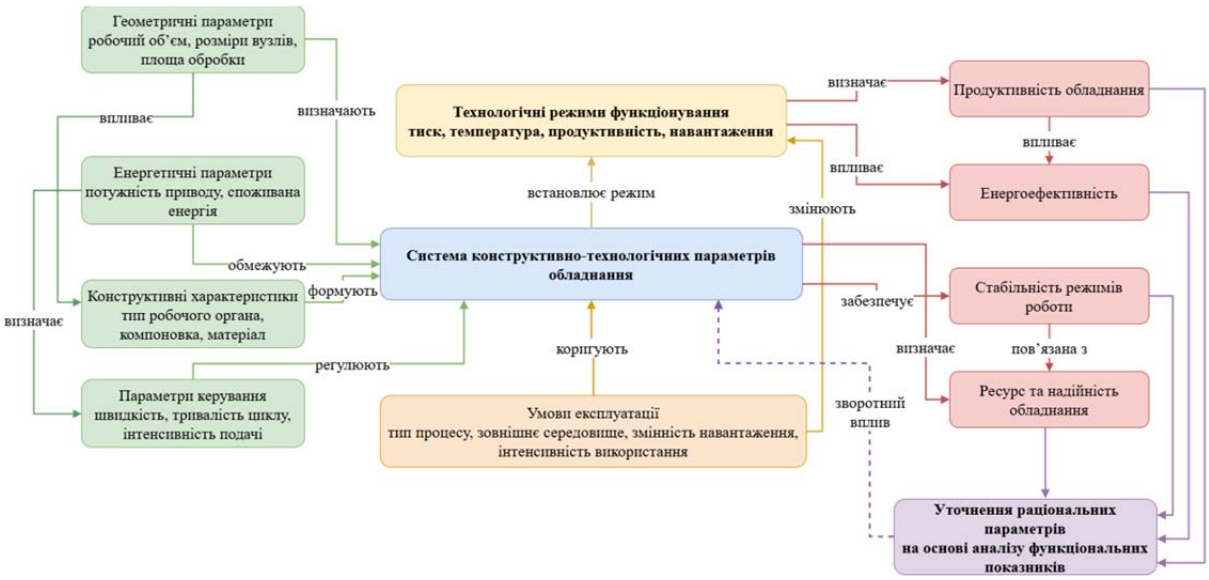


Рисунок 2 – Взаємозв'язок конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва

Джерело: розроблено авторами

Першою групою є геометричні параметри (робочий об'єм, розміри вузлів, площа обробки тощо). Саме вони задають фізичні межі продуктивності обладнання. Друга група охоплює енергетичні параметри (потужність приводу, рівень споживаної енергії, характер енергетичного навантаження тощо). Конструктивні характеристики, такі як тип робочого органу, компоновка вузлів і матеріал елементів, формують можливості адаптації обладнання до змін режимів його роботи.

Узагальнену функціональну залежність між цими групами параметрів описано функцією:

$$Q = f\left(G, E, C, U\right), \tag{4}$$

де G – геометричні параметри, E – енергетичні параметри, C – конструктивні характеристики, U – параметри керування.

Водночас, продуктивність обладнання залежить не лише від його конструкції, а й від технологічного режиму функціонування:

$$Q = \frac{V \cdot \eta}{\tau}, \tag{5}$$

де V – обсяг виконаної роботи, η – коефіцієнт енергоефективності, τ – тривалість циклу.

З рис. 2 видно, що технологічний режим функціонування формує проміжний вузол системи взаємозв'язків. Зокрема, через температуру, тиск, продуктивність і навантаження реалізується вплив конструктивних параметрів на кінцеві результати.

Для оцінювання стабільності режимів пропонується використовувати показник варіації:

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \cdot 100\%, \tag{6}$$

де σ – середньоквадратичне відхилення параметра; μ – середнє значення параметра.

Чим менше значення коефіцієнта CV, тим стабільніше функціонує обладнання за заданих конструктивних параметрів. Основні конструктивно-технологічні параметри, які підлягають подальшому обґрунтуванню, систематизовано і представлено у таблиці 2.

Таблиця 2 – Основні конструктивно-технологічні параметри обладнання аграрного виробництва

Група параметрів	Основні характеристики	Функціональний вплив
Геометричні	Робочий об'єм, розміри вузлів, площа контакту	Формування продуктивності
Енергетичні	Потужність приводу, споживання енергії	Визначення енергоефективності
Конструктивні	Тип робочого органу, матеріал, компоновка	Стабільність функціонування
Режимні	Швидкість, тривалість циклу, тиск	Технологічна адаптація
Експлуатаційні	Інтенсивність використання, середовище	Надійність і ресурс

Джерело: розроблено авторами

На основі таблиці 2 встановлено, що конструктивно-технологічні параметри не існують окремо, а формують взаємопов'язану систему, у якій зміна одного показника неминуче впливає на інші показники.

Для комплексного оцінювання раціональності конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва, яке функціонує в умовах змінних технологічних режимів та різнорідних навантажень, доцільно використовувати інтегральний критерій, що дозволяє одночасно врахувати кілька основних характеристик ефективності роботи технічного обладнання:

$$I = \alpha_1 Q + \alpha_2 \eta + \alpha_3 S + \alpha_4 R, \tag{7}$$

де I – інтегральний показник комплексного оцінювання конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва; α_1 – ваговий коефіцієнт значущості продуктивності обладнання; α_2 – ваговий коефіцієнт значущості енергоефективності; α_3 – ваговий коефіцієнт значущості стабільності технологічного режиму; α_4 – ваговий коефіцієнт значущості ресурсу обладнання; Q – фактична продуктивність обладнання, що характеризує обсяг виконаної роботи за одиницю часу; η – коефіцієнт енергоефективності, який відображає співвідношення корисної роботи до витраченої енергії; S – показник стабільності функціонування, який характеризує рівномірність роботи обладнання без критичних коливань параметрів; R – ресурс обладнання, що визначає залишкову технічну придатність або довговічність вузлів у процесі експлуатації.

Застосування такого інтегрального критерію дозволяє перейти від оцінювання окремих технічних характеристик до узагальненого аналізу, у якому кожна складова враховується відповідно до її реального впливу на результат функціонування системи. У практиці аграрного виробництва це особливо важливо, оскільки підвищення лише одного параметра, наприклад продуктивності, не завжди забезпечує загальне покращення роботи обладнання, якщо одночасно зростають енергетичні витрати або знижується ресурс. Саме цей інтегральний показник стає основою для подальшого використання методів обчислювального інтелекту при визначенні раціональних конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва.

Схема моделі обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту (рис. 3) відображає повний цикл переходу від первинного фізичного функціонування обладнання до формування раціональних параметрів його роботи в адаптивному режимі.

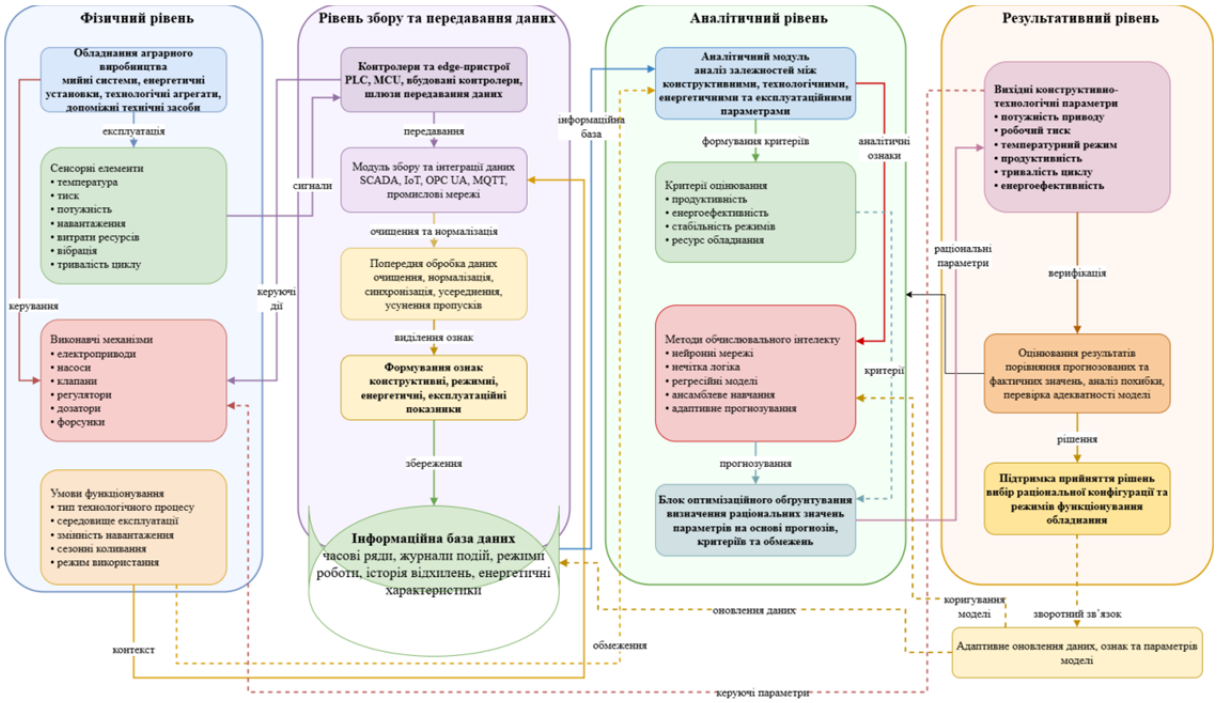


Рисунок 3 – Схема моделі обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту

Джерело: розроблено авторами

Її принципова відмінність полягає у багаторівневій побудові, де кожен структурний блок виконує окрему функцію, але одночасно залишається інтегрованим у загальну систему безперервного зворотного зв'язку.

На фізичному рівні джерелом первинної інформації є обладнання аграрного виробництва (машини, енергетичні установки, технологічні агрегати та допоміжні технічні системи тощо). Саме на цьому рівні виникають усі процеси, які надалі підлягають цифровій інтерпретації. Сенсорні елементи реєструють температуру, тиск, потужність, навантаження, параметри ресурсу, вібрацію та швидкість виконання технологічного циклу. Паралельно виконавчі механізми реалізують регулювання через електроприводи, клапани, форсунки, дозатори або регулятори подачі. Умови функціонування технологічного процесу фіксуються через рівень зовнішнього середовища, інтенсивність використання, сезонні коливання навантаження, що формують змінний контекст, який безпосередньо впливає на поведінку системи.

У математичному вигляді стан фізичного рівня записується як багатовимірний вектор:

$$Z(t) = \{X(t), U(t), E(t)\}, \tag{8}$$

де $Z(t)$ – поточний стан обладнання; $X(t)$ – вектор сенсорних параметрів; $U(t)$ – керуючі дії виконавчих механізмів; $E(t)$ – зовнішні експлуатаційні умови.

На рівні збору та передавання даних контролери PLC, MCU та периферійні пристрої виконують первинну синхронізацію, нормалізацію та перевірку достовірності сигналів. У цьому блоці формується єдина інформаційна база, яка вже придатна до подальшої аналітичної інтерпретації. Особливість цього етапу полягає в інтеграції даних різної часової частоти, що є типовим для технічних систем аграрного виробництва. Для узгодження часових рядів використовується оператор згортки потоків даних:

$$D(t) = \int_{t-\Delta t}^{t} X(\tau) d\tau, \tag{9}$$

де $D(t)$ – агрегований інформаційний масив за часовий інтервал Δt.

У подальшому виконується формування ознак, які описують функціональний стан обладнання. У схемі (рис. 3) нами представлено як окремий блок формування ознак (конструктивних, режимних, енергетичних та експлуатаційних характеристик). На цьому етапі застосовується матриця ознак:

$$F = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \text{L} & f_{1m} \\ f_{21} & f_{22} & \text{L} & f_{2m} \\ \text{M} & \text{M} & \text{O} & \text{M} \\ f_{n1} & f_{n2} & \text{L} & f_{nm} \end{bmatrix}, \tag{10}$$

де F – матриця інформативних ознак; n – кількість спостережень; m – кількість параметрів.

На аналітичному рівні здійснюється перехід від накопичення та структуризації інформації до інтелектуального оцінювання функціонального стану обладнання, де первинні дані вже розглядаються не як окремі технічні показники, а як взаємопов'язана система параметрів, що характеризує поведінку технологічного процесу в динаміці. Саме на цьому рівні сформована інформаційна база, яка містить часові ряди, журнали подій, режими роботи, енергетичні характеристики та історію відхилень, використовується для виявлення прихованих закономірностей функціонування обладнання та визначення тих параметрів, які найбільше впливають на зміну результативних характеристик.

Першим етапом аналітичного рівня є аналіз масиву даних із використанням статистичних, технологічних, енергетичних і часових характеристик. Це дозволяє перейти від прямого спостереження до оцінювання впливу параметрів на кінцеву ефективність роботи обладнання. При цьому оцінюється не лише середнє значення показників, а й характер їхніх коливань, наявність критичних відхилень, стійкість режимів та взаємний вплив окремих змінних. Для цього формується коваріаційна матриця параметрів:

$$C = \frac{1}{n-1}\sum_{k=1}^{n}(X_k - \bar{X})(X_k - \bar{X})^T, \tag{10}$$

де C – матриця коваріацій між параметрами; X_k – вектор спостережень у k-й момент часу; $\bar{X}$ – середній вектор параметрів; n – кількість спостережень.

Застосування матриці (10) дозволяє визначити, які технічні характеристики обладнання змінюються узгоджено, а які мають незалежний характер впливу. Наприклад, зростання навантаження на обладнання супроводжується збільшенням енергоспоживання та температури, тоді як зміна швидкості його роботи не завжди прямо впливає на ресурс обладнання.

Наступним етапом є формування критеріїв оцінювання роботи обладнання, що у схемі (рис. 3) представлені як окремий блок, де враховуються продуктивність, енергоефективність, стабільність режиму та ресурс обладнання. Для того щоб оцінка була узгодженою, кожен критерій приводиться до безрозмірного вигляду через функцію відносної оцінки:

$$K_j = \frac{x_j}{x_j^{ref}}, \tag{11}$$

де K_j – відносний критерій оцінювання j-го параметра; x_j – фактичне значення показника; x_j^{ref} – еталонне або нормативне значення показника.

Після цього критерії інтегруються у багатофакторну систему оцінювання, яка передається до блоку методів обчислювального інтелекту.

На цьому ж аналітичному рівні виконується визначення чутливості системи до зміни окремих параметрів, що дозволяє встановити, які характеристики є визначальними при прогнозуванні раціонального режиму. Для цього використовується частинна похідна інтегрального критерію:

$$S_i = \frac{\partial I}{\partial x_i}, \tag{12}$$

де S_i – коефіцієнт чутливості інтегрального критерію до параметра x_i.

Якщо значення S_i є високим, це означає, що навіть незначна зміна параметра суттєво впливає на загальну ефективність роботи обладнання. У аграрному виробництві це особливо важливо для врахування навантаження, температурного режиму та енергетичних характеристик.

Після завершення статистичного оцінювання дані передаються до блоку методів обчислювального інтелекту, де нейромережеві (регресійні або нечіткі) моделі формують прогноз раціональних параметрів обладнання. Таким чином, аналітичний рівень фактично виконує роль інтелектуального ядра всієї моделі, оскільки саме тут формується перехід від фактичних даних до обґрунтованого технічного рішення.

Наступний блок передбачає використання методів обчислювального інтелекту (нейромережі, регресійні моделі, нечітку логіку та адаптивне прогнозування). Завдяки ньому формується прогноз раціональних параметрів обладнання через нелінійну функцію:

$$Y(t+1) = \Phi(W \cdot F(t) + b), \quad (13)$$

де $Y(t+1)$ – прогнозовані раціональні параметри обладнання; W – матриця ваг моделі; b – вектор зміщення; Φ – нелінійна функція перетворення.

На відміну від попередніх формул, ця модель вже працює як прогнозний інструмент, оскільки враховує часову зміну параметрів. Блок оптимізаційного обґрунтування у моделі виконує пошук найкращого варіанта параметрів обладнання на основі сформованих критеріїв. Для цього застосовується задача багатокритеріальної оптимізації:

$$\min_{u \in U} \left\{ \lambda_1 f_1(u) + \lambda_2 f_2(u) + \lambda_3 f_3(u) + \lambda_4 f_4(u) \right\}, \quad (14)$$

де $f_1(u)$ – критерій продуктивності обладнання; $f_2(u)$ – критерій енергоефективності обладнання; $f_3(u)$ – критерій стабільності роботи обладнання; $f_4(u)$ – критерій використаних ресурсів обладнанням; λ_i – коефіцієнти пріоритетності.

На результативному рівні модель формує конкретні раціональні параметри обладнання (продуктивність, тиск, температурний режим, тривалість циклу, енергоефективність тощо). Після цього запускається процедура перевірки крайових рішень, де здійснюється оцінювання результатів моделювання. Для перевірки відхилення прогнозованого режиму роботи обладнання від фактичного використовується похибка:

$$\varepsilon = \frac{| Y_{fact} - Y_{pred} |}{Y_{fact}} \cdot 100\%, \quad (15)$$

де ε – відносна похибка прогнозування, що характеризує ступінь відхилення розрахованого значення параметра від фактично зафіксованого в процесі роботи обладнання; Y_{fact} – фактичне значення параметра функціонування обладнання, отримане із сенсорної системи або за результатами реального вимірювання; Y_{pred} – прогнозоване значення параметра, визначене математичною моделлю або алгоритмом обчислювального інтелекту; $| Y_{fact} - Y_{pred} |$ – абсолютне відхилення між фактичним і прогнозованим значеннями параметра; 100% – коефіцієнт переходу до відсоткового представлення результату.

Застосування залежності (15) забезпечує кількісну оцінку адекватності розробленої моделі під час визначення раціональних параметрів обладнання аграрного виробництва. Якщо значення ε є незначним, це свідчить про високу відповідність між розрахунковими та фактичними характеристиками функціонування обладнання, а отже, і про достатню точність моделі для використання в умовах реального технологічного процесу.

У межах кіберфізичних систем така оцінка виконується після кожного циклу прогнозування, що дозволяє реалізувати механізм самокоригування параметрів моделі. У випадку збільшення похибки понад допустиме значення запускається процедура адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів або повторного навчання алгоритму, завдяки чому підтримується стійкість прогнозування навіть за зміни навантажень, технологічних режимів чи енергетичних характеристик обладнання

У випадку перевищення допустимого порогу ε модель активує блок адаптивного оновлення даних, який через зворотний зв’язок повертає систему до аналітичного рівня. Саме ця частина моделі робить забезпечує не статичність, а можливість самонавчатися.

Таблиця 3 – Логіка функціонування рівнів моделі

Рівень моделі	Функціональне призначення	Вхідні дані	Методи оброблення	Результат функціонування
Фізичний рівень	Формування потоку первинних технологічних параметрів функціонування обладнання в режимі реального часу	Температура, тиск, витрата енергії, навантаження, швидкість обертання	Сенсорний моніторинг, первинна фільтрація сигналів, нормалізація	Масив первинних технічних сигналів
Рівень збору та інтеграції даних	Агрегація, синхронізація та структуризація інформаційних потоків	Первинні сигнали з датчиків, часові мітки, історичні записи	Бази даних, буферизація, часовий аналіз, цифрова синхронізація	Єдина інформаційна база для аналітичної обробки
Аналітичний рівень	Виявлення закономірностей функціонування системи та побудова прогнозних залежностей	Поточні й архівні параметри, виробничі режими	Регресійний аналіз, нейромережеве прогнозування, оцінювання похибки, ентропійний аналіз	Прогнозовані параметри, критерії відхилення, аналітичні індикатори
Інтелектуаль-ний рівень прийняття рішень	Визначення доцільних керуючих впливів залежно від стану технологічного процесу	Прогнозні показники, допустимі межі, цільові критерії	Алгоритми обчислювального інтелекту, нечітка логіка, адаптивна оптимізація	Управлінське рішення щодо корекції режиму
Результативний рівень	Формування раціональних параметрів функціонування обладнання	Управлінське рішення, обмеження технологічного процесу	Модуль адаптивного коригування параметрів	Раціональний режим роботи обладнання

Джерело: розроблено авторами

Запропонована багаторівнева модель обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту (рис. 3**)** відображає послідовний перехід від формування первинних технічних сигналів до інтелектуального визначення раціональних параметрів роботи обладнання в реальному часі. На відміну від традиційних підходів, у яких етапи збору даних, аналітичного оцінювання та прийняття рішень розглядаються окремо, у запропонованій моделі ці рівні інтегровані в єдину функціональну структуру, що забезпечує безперервний інформаційний зв’язок між фізичними параметрами процесу та результативним управлінським впливом. Новизна моделі полягає у введенні окремого аналітичного рівня, де поряд із класичним аналізом використовується прогнозне оцінювання конструктивно-технологічних параметрів обладнання із застосуванням методів обчислювального інтелекту. Це дає можливість враховувати мінливість виробничих

умов та відхилення технологічних режимів. Завдяки цьому модель орієнтована не лише на фіксацію поточного стану обладнання, а й на прогнозування його функціонування з подальшим формуванням адаптивного режиму роботи обладнання. Важливою особливістю запропонованої моделі є те, що кожен рівень формує завершений інформаційний результат, який використовується як вхід для наступного рівня, забезпечуючи системну узгодженість усієї моделі. Це створює передумови для підвищення точності визначення раціональних параметрів обладнання, зменшення енергетичних втрат та підвищення стійкості функціонування обладнання у мінливих виробничих умовах.

Апробацію запропонованої математичної моделі виконано в умовах ТзОВ «Інтелектуальні вендингові системи» (м. Львів). Як об’єкт дослідження використано дослідний зразок автоматизованої установки для миття сільськогосподарської техніки, який призначений для миття трактора John Deere 8320R після виконання польових робіт. Особливість цього обладнання полягає у поєднанні гідравлічної системи подачі мийного розчину, електромеханічного приводу насосної станції, вузла регулювання тиску, температурного контролю мийного середовища та цифрового блока керування, який дозволяє інтегрувати дані сенсорних елементів у єдину інформаційну систему [25]. Для моделювання використовували масив даних, отриманий під час 42 циклів миття техніки за різного ступеня забруднення після польових робіт. У ході експерименту фіксувалися температура мийного розчину, робочий тиск у системі, витрата води, електрична потужність насосної станції та тривалість повного циклу миття. Для інтелектуального аналізу використано багатошарову нейронну мережу прямого поширення (MLP), градієнтний бустинг XGBoost і нечітку логіку для адаптації вагових коефіцієнтів інтегрального критерію. Це дозволило сформувати раціональні режими миття залежно від фактичного рівня забруднення трактора та поточного навантаження насосної системи.

Таблиця 4 – Результати визначення раціональних конструктивно-технологічних параметрів мийної установки для миття трактора John Deere 8320R

Показник	Базове значення	Раціональне значення	Зміна показника, %
Діаметр форсунки, мм	1,6	1,4	-12,5
Кількість форсунок, од	10	12	+20,0
Кут розпилення, °	25	30	+20,0
Робочий тиск, МПа	11,2	9,8	-12,5
Температура мийного розчину, °С	54	49	-9,3
Витрата води, л/хв	21,6	18,4	-14,8
Потужність насосної системи, кВт	8,1	7,0	-13,6
Тривалість циклу миття, хв	19,6	16,8	-14,3

Джерело: розроблено авторами

Аналіз результатів наведених у таблиці 4 свідчить, що найбільш суттєвий вплив на ефективність миття поверхонь трактора John Deere 8320R має узгодження конструктивних параметрів форсункової системи з технологічним режимом подачі мийного розчину. Зменшення діаметра форсунки до 1,4 мм при одночасному збільшенні кількості форсунок до 12 одиниць дозволило сформувати рівномірніше покриття складних зон забруднення без збільшення загальної витрати води. Зміна кута розпилення до 30° забезпечила покращення охоплення поверхонь ходової частини та вузлів трансмісії, що дало можливість знизити робочий тиск на 12,5 % без втрати якості миття. Одночасно коригування температурного режиму до 49°С сприяло підвищенню ефективності розчинення органічних забруднень, унаслідок чого тривалість циклу миття скоротилася на 14,3 %.

Таким чином, використання запропонованої моделі дозволило перейти від традиційного встановлення режимів роботи мийної установки за фіксованими технологічними налаштуваннями до адаптивного визначення раціональних конструктивно-технологічних параметрів на основі фактичних даних кіберфізичної системи. Отримані результати показали, що узгоджене коригування конструктивних характеристик форсункової системи, параметрів подачі мийного розчину, температурного режиму та енергетичного навантаження насосного обладнання забезпечує підвищення продуктивності миття техніки, скорочення тривалості технологічного циклу та зменшення витрат ресурсів без зниження якості миття техніки.

Висновки.

1. У результаті виконаного дослідження досягнуто поставлену мету щодо розробки моделі обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва на основі даних кіберфізичних систем та методів обчислювального інтелекту. Запропонована модель базується на підході, який орієнтований на формування адаптивних технічних рішень для функціонування обладнання в умовах цифровізації аграрного виробництва, коли визначення раціональних параметрів здійснюється з урахуванням мінливості виробничих умов, енергетичних навантажень, режимів використання та поточного технічного стану технічних систем.

2. Розроблено функціональну схему використання даних кіберфізичних систем для формування інформаційної бази визначення конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва. Запропонована схема передбачає узгодження взаємодії сенсорних елементів, виконавчих механізмів, контролерів, модулів збору інформації та аналітичного блоку обробки даних, що забезпечує перехід від фізичного рівня функціонування обладнання до аналітичного середовища прийняття управлінських рішень. Визначена послідовність формування інформаційної бази передбачає збір первинних даних про параметри обладнання, нормалізацію даних про них, формування інформативних ознак та побудову масиву технологічних характеристик, придатного для подальшого використання в інтелектуальних моделях.

3. Запропоновано модель обґрунтування конструктивно-технологічних параметрів обладнання аграрного виробництва, яка передбачає 4 рівні, що забезпечують виконання повного циклу переходу від первинного фізичного функціонування обладнання до формування раціональних параметрів його роботи в адаптивному режимі. Вона базується на використанні алгоритмів обчислювального інтелекту, що дозволяє врахувати приховані зв’язки між параметрами обладнання, визначати раціональні параметри функціонування обладнання залежно від зміни технологічних режимів, виробничого навантаження, енергетичних характеристик та поточного технічного стану системи.

4. Перевірку запропонованої моделі виконано в умовах ТзОВ «Інтелектуальні вендингові системи» на прикладі дослідного зразка автоматизованої установки під час миття трактора John Deere 8320R. Результати перевірки моделі показали, що її використання забезпечує обґрунтоване коригування конструктивних і технологічних параметрів обладнання. Зокрема, діаметр форсунок зменшено до 1,4 мм, кількість форсункових елементів збільшено до 12 одиниць, робочий тиск оптимізовано до 9,8 МПа, температура мийного розчину – до 49 °С, а витрата води – до 18,4 л/хв. Це дозволило знизити витрати води на 14,8%, зменшити споживання електроенергії насосною системою на 13,6%, скоротити тривалість циклу миття на 14,3% та підвищити продуктивність очищення на 16,7% порівняно з базовим режимом функціонування обладнання. Середня відносна похибка прогнозування становила 3,7%, що підтверджує достатню адекватність моделі для використання в реальних виробничих умовах.

Список літератури

1. Uztürk D., Kuter S., Akdemir B. Industry 4.0 technologies in Smart Agriculture: A review of research trends, opportunities, and challenges. *Technological Forecasting and Social Change*. 2024. Vol. 208. Art. 123855. DOI: https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123855
2. Yuan J., Huang Z. Intelligent Agricultural Machinery and Robots: Embracing Technological Advancements for a Sustainable and Highly Efficient Agricultural Future. *Agriculture*. 2024. Vol. 14, No. 12. Art. 2150. DOI: https://doi.org/10.3390/agriculture14122150
3. Швець М. Д., Аулін В. В., Голуб Д. В. Інтеграція технологій вантажних робіт і виробничих процесів на основі цифрового моніторингу. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки.* 2025. Вип. 11(42), ч. I. С. 320–329. URL: https://mapiea.kntu.kr.ua/pdf/11%2842%29_I/38.pdf
4. Shamshiri R. R., Kalantari F., Ting K. C., Thorp K. R., Hameed I. A., Weltzien C., Ahmad D., Shad Z. Advances in greenhouse automation and controlled environment agriculture: A transition toward dynamic operational control in agricultural systems. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2018. Vol. 153. P. 69–90. DOI: https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.029
5. Аулін В. В., Голуб Д. В., Замота Т. М. Інноваційні рішення в складській логістиці на основі автоматизації та цифровізації технічних систем. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки.* 2024. Вип. 10(41), ч. I. С. 280–289. URL: https://mapiea.kntu.kr.ua/pdf/10%2841%29_I/29.pdf
6. Bechar A., Vigneault C. Agricultural robots for field operations: Concepts and components. *Biosystems Engineering*. 2016. Vol. 149. P. 94–111. DOI: https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.06.014
7. Lee J., Davari H., Singh J., Pandhare V. Industrial artificial intelligence for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*. 2018. Vol. 18. P. 20–23. DOI: https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.09.002
8. Фількін О. І., Тригуба А. М. Цифровий двійник кіберфізичної системи миття сільськогосподарської техніки. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2025. Вип. 12(43), ч. I. С. 253–264. DOI: https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.253-264
9. Monostori L., Kádár B., Bauernhansl T., Kondoh S., Kumara S., Reinhart G., Sauer O., Schuh G., Sihn W., Ueda K. Cyber-physical systems in manufacturing. *CIRP Annals*. 2016. Vol. 65, No. 2. P. 621–641. DOI: https://doi.org/10.1016/j.cirp.2016.06.005
10. Kusiak A. Smart manufacturing must embrace big data. *Nature*. 2018. Vol. 544. P. 23–25. DOI: https://doi.org/10.1038/544023a
11. Wang L., Törngren M., Onori M. Current status and advancement of cyber-physical systems in manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*. 2015. Vol. 37. P. 517–527. DOI: https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2015.04.008
12. Montalvo A., Camacho O., Chavez D. Cyber-Physical Systems for Smart Farming: A Systematic Review. *Sustainability*. 2025. Vol. 17, No. 14. Art. 6393. DOI: https://doi.org/10.3390/su17146393.
13. Tryhuba A., Filkin O., Tryhuba I., Tatomyr A., Malanchuk O. Architecture of a cyber-physical system for washing agricultural machinery. *Research in Agricultural Engineering*. 2025. Vol. 71, No. 4. P. 235–246. DOI: https://doi.org/10.17221/91/2025-RAE
14. Alves R. G., Souza G., Maia R. F., Tran A. L. H., Kamienski C. A digital twin for smart farming. In: 2019 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC). Seattle, USA, 2019. P. 1–4. DOI: https://doi.org/10.1109/GHTC46095.2019.9033058.
15. Головатий А. О., Чумак В. М., Манько Є. В., Аулін В. В., Кульова Д. О. Вдосконалення математичного моделювання машинобудівних технологій для смарт-підприємств в системі машинного зору. *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*. 2025. Вип. 11(42), ч. II. С. 143–159. DOI: https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.143-159
16. Tryhuba A., Padyuka R., Tymochko V., Lub P. Mathematical model for forecasting product losses in crop production projects. *CEUR Workshop Proceedings*. 2022. Vol. 3109. P. 25–31. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3109/paper4.pdf
17. Qian M., Shi Y., Chen J. Smart Irrigation Systems from Cyber–Physical Perspective. *Future Internet*. 2024. Vol. 16, No. 7. Art. 234. DOI: https://doi.org/10.3390/fi16070234.
18. Inderwildi O., Zhang C., Wang X., Kraft M. The impact of intelligent cyber-physical systems on the decarbonization of energy. *Energy & Environmental Science*. 2020. Vol. 13. P. 744–771. DOI: https://doi.org/10.1039/C9EE03418C.
19. Zamora-Izquierdo M. A., Santa J., Martínez J. A., Martínez V., Skarmeta A. F. Smart farming IoT platform based on edge and cloud computing. *Biosystems Engineering*. 2019. Vol. 177. P. 4–17. DOI: https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.10.014.
20. Jones D., Snider C., Nassehi A., Yon J., Hicks B. Characterising the Digital Twin: A systematic literature review. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*. 2020. Vol. 29. P. 36–52. DOI: https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2020.02.002.
21. Liakos K. G., Busato P., Moshou D., Pearson S., Bochtis D. Machine learning in agriculture: A review. Sensors. 2018. Vol. 18, No. 8. Art. 2674. DOI: https://doi.org/10.3390/s18082674.

22. Moysiadis V., Sarigiannidis P., Vitsas V., Khelifi A. Smart farming in Europe. *Computers and Electronics in Agriculture.* 2021. Vol. 191. Art. 106515. DOI: https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106515.
23. Wolfert S., Ge L., Verdouw C., Bogaardt M.-J. Big Data in Smart Farming – A review. *Agricultural Systems.* 2017. Vol. 153. P. 69–80. DOI: https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023.
24. Benos L., Bechar A., Bochtis D. Safety and ergonomics in human-robot interactive agricultural operations. *Biosystems Engineering.* 2020. Vol. 200. P. 55–72. DOI: https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.09.017.
25. Тригуба А., Фількін О. Технологія мийки сільськогосподарської техніки та метод оцінки її ефективності за різних рівнях забруднення. *Вісник Львівського національного екологічного університету. Серія Агроінженерні дослідження.* 2025. 29, С. 34–47. https://doi.org/10.32718/agroengineering2025.29.34-47

References

1. Uztürk, D., Kuter, S., & Akdemir, B. (2024). Industry 4.0 technologies in smart agriculture: A review of research trends, opportunities, and challenges. *Technological Forecasting and Social Change*, 208, 123855. https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123855 [in English].
2. Yuan, J., & Huang, Z. (2024). Intelligent agricultural machinery and robots: Embracing technological advancements for a sustainable and highly efficient agricultural future. *Agriculture*, 14(12), 2150. https://doi.org/10.3390/agriculture14122150 [in English].
3. Shvets, M. D., Aulin, V. V., & Holub, D. V. (2025). Intehratsiia tekhnolohii vantazhnykh robit i vyrobnychykh protsesiv na osnovi tsyfrovoho monitorynhu. Tsentralnoukrayinskyy naukovyy visnyk. Tekhnichni nauky, 11(42), Part I, 320–329. https://mapiea.kntu.kr.ua/pdf/11%2842%29_I/38.pdf [in Ukrainian].
4. Shamshiri, R. R., Kalantari, F., Ting, K. C., Thorp, K. R., Hameed, I. A., Weltzien, C., Ahmad, D., & Shad, Z. (2018). Advances in greenhouse automation and controlled environment agriculture: A transition toward dynamic operational control in agricultural systems. Computers and Electronics in Agriculture, 153, 69–90. https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.08.029 [in English].
5. Aulin, V. V., Holub, D. V., & Zamota, T. M. (2024). Innovatsiini rishennia v skladskii lohistytsi na osnovi avtomatyzatsii ta tsyfrovizatsii tekhnichnykh system. Tsentralnoukrayinskyy naukovyy visnyk. Tekhnichni nauky, 10(41), Part I, 280–289. https://mapiea.kntu.kr.ua/pdf/10%2841%29_I/29.pdf [in Ukrainian].
6. Bechar, A., & Vigneault, C. (2016). Agricultural robots for field operations: Concepts and components. Biosystems Engineering, 149, 94–111. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.06.014 [in English].
7. Lee, J., Davari, H., Singh, J., & Pandhare, V. (2018). Industrial artificial intelligence for Industry 4.0-based manufacturing systems. Manufacturing Letters, 18, 20–23. https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2018.09.002 [in English].
8. Filkin, O. I., & Tryhuba, A. M. (2025). Tsyfrovyi dviinyk kiberfizychnoi systemy myttia silskohospodarskoi tekhniky. Tsentralnoukrayinskyy naukovyy visnyk. Tekhnichni nauky, 12(43), Part I, 253–264. https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.253-264 [in Ukrainian].
9. Monostori, L., Kádár, B., Bauernhansl, T., Kondoh, S., Kumara, S., Reinhart, G., Sauer, O., Schuh, G., Sihn, W., & Ueda, K. (2016). Cyber-physical systems in manufacturing. CIRP Annals, 65(2), 621–641. https://doi.org/10.1016/j.cirp.2016.06.005 [in English].
10. Kusiak, A. (2018). Smart manufacturing must embrace big data. Nature, 544, 23–25. https://doi.org/10.1038/544023a [in English].
11. Wang, L., Törngren, M., & Onori, M. (2015). Current status and advancement of cyber-physical systems in manufacturing. Journal of Manufacturing Systems, 37, 517–527. https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2015.04.008 [in English].
12. Montalvo, A., Camacho, O., & Chavez, D. (2025). Cyber-physical systems for smart farming: A systematic review. Sustainability, 17(14), 6393. https://doi.org/10.3390/su17146393 [in English].
13. Tryhuba, A., Filkin, O., Tryhuba, I., Tatomyr, A., & Malanchuk, O. (2025). Architecture of a cyber-physical system for washing agricultural machinery. Research in Agricultural Engineering, 71(4), 235–246. https://doi.org/10.17221/91/2025-RAE [in English].
14. Alves, R. G., Souza, G., Maia, R. F., Tran, A. L. H., & Kamienski, C. (2019). A digital twin for smart farming. In 2019 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC) (pp. 1–4). https://doi.org/10.1109/GHTC46095.2019.9033058 [in English].
15. Holovaty, A. O., Chumak, V. M., Manko, Ye. V., Aulin, V. V., & Kulova, D. O. (2025). Vdoskonalennia matematychnoho modeliuvannia mashynobudivnykh tekhnolohii dlia smart-pidpryiemstv v systemi mashynnoho zoru. Tsentralnoukrayinskyy naukovyy visnyk. Tekhnichni nauky, 11(42), Part II, 143–159. https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.143-159 [in Ukrainian].
16. Tryhuba, A., Padyuka, R., Tymochko, V., & Lub, P. (2022). Mathematical model for forecasting product losses in crop production projects. CEUR Workshop Proceedings, 3109, 25–31. https://ceur-ws.org/Vol-3109/paper4.pdf [in English].

17. Qian, M., Shi, Y., & Chen, J. (2024). Smart irrigation systems from cyber–physical perspective. Future Internet, 16(7), 234. https://doi.org/10.3390/fi16070234 [in English].
18. Inderwildi, O., Zhang, C., Wang, X., & Kraft, M. (2020). The impact of intelligent cyber-physical systems on the decarbonization of energy. Energy & Environmental Science, 13, 744–771. https://doi.org/10.1039/C9EE03418C [in English].
19. Zamora-Izquierdo, M. A., Santa, J., Martínez, J. A., Martínez, V., & Skarmeta, A. F. (2019). Smart farming IoT platform based on edge and cloud computing. Biosystems Engineering, 177, 4–17. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.10.014 [in English].
20. Jones, D., Snider, C., Nassehi, A., Yon, J., & Hicks, B. (2020). Characterising the digital twin: A systematic literature review. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 29, 36–52. https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2020.02.002 [in English].
21. Liakos, K. G., Busato, P., Moshou, D., Pearson, S., & Bochtis, D. (2018). Machine learning in agriculture: A review. Sensors, 18(8), 2674. https://doi.org/10.3390/s18082674 [in English].
22. Moysiadis, V., Sarigiannidis, P., Vitsas, V., & Khelifi, A. (2021). Smart farming in Europe. Computers and Electronics in Agriculture, 191, 106515. https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106515 [in English].
23. Wolfert, S., Ge, L., Verdouw, C., & Bogaardt, M.-J. (2017). Big data in smart farming – A review. Agricultural Systems, 153, 69–80. https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023 [in English].
24. Benos, L., Bechar, A., & Bochtis, D. (2020). Safety and ergonomics in human-robot interactive agricultural operations. Biosystems Engineering, 200, 55–72. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.09.017 [in English].
25. Tryhuba, A., & Filkin, O. (2025). Tekhnolohiia myiky silskohospodarskoi tekhniky ta metod otsinky yii efektyvnosti za riznykh rivniakh zabrudnennia. Visnyk Lvivskoho natsionalnoho ekolohichnoho universytetu. Seriia Ahroinzhenerni doslidzhennia, 29, 34–47. https://doi.org/10.32718/agroengineering2025.29.34-47 [in Ukrainian].

Anatoliy Tryhuba, Prof., DSc., **Orest Filkin**, **Maryan Kotsylovskyi**
Stepan Gzhytskyi National University of Veterinary Medicine and Biotechnologies Lviv, Lviv, Ukraine
Nazar Koval, PhD tech. sci.
Lviv State University of Life Safety, Lviv, Ukraine

Substantiation of Structural and Technological Parameters of Agricultural Production Equipment Based on Cyber-Physical System Data and Computational Intelligence Methods

The purpose of the article is to develop a model for substantiating the structural and technological parameters of agricultural production equipment based on cyber-physical system data and computational intelligence methods. The main focus is placed on the formation of adaptive technical solutions for equipment operation under conditions of agricultural production digitalization, where the determination of rational technological system parameters takes into account variability of production conditions, energy loads, operating modes, and the current technical state of equipment. Within the study, a functional scheme for the use of cyber-physical system data was developed, covering the physical level of equipment operation, the sensor level of parameter acquisition, the controller level, data transmission modules, the analytical block, and the decision-making subsystem.

The proposed model for substantiating the structural and technological parameters of agricultural production equipment is based on the formation of an information base of equipment operating parameters, including technological, energy, structural, and operational characteristics. Based on these data, a feature vector is formed and transferred to an intelligent evaluation module, where a combination of a multilayer neural network, the XGBoost algorithm, and fuzzy logic is applied to determine rational equipment parameters. In computer implementation, the model is formalized as a sequence of stages including data normalization, formation of an integral efficiency criterion, prediction of operating parameters, and adaptive adjustment of operating modes.

The practical verification of the model was carried out under the conditions of Intelligent Vending Systems LLC using an experimental automated washing unit during the cleaning process of a John Deere 8320R tractor. The obtained results confirmed the possibility of reducing water consumption, electricity use, and technological cycle duration while simultaneously increasing the operational stability of the equipment. The proposed model provides a basis for the transition from static substantiation of structural and technological parameters of agricultural production equipment to intelligent substantiation in accordance with the principles of Industry 4.0 and modern mechanical engineering.

cyber-physical system, equipment, agricultural production, structural and technological parameters, computational intelligence, intelligent modeling, production digitalization

Одержано (Received) 21.03.2026 *Прорецензовано (Reviewed) 23.03.2026*
Прийнято до друку (Approved) 01.04.2026