

УДК 004.94:631.372:004.9

[https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12\(43\).1.253-264](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.12(43).1.253-264)**О. І. Фiлькiн, А. М. Тригуба**, проф., д-р техн. наук*Нацiональний природничий унiверситет України, м. Львiв, Україна**e-mail: filkin.orest@gmail.com, trianamik@gmail.com*

Цифровий двiйник кiберфiзичної системи миття сiльськогосподарської техніки

Метою статті є розроблення функцiональної архiтектури цифрового двiйника як складової кiберфiзичної системи миття сiльськогосподарської техніки з урахуванням реального стану об'єкта очищення. Основну увагу придiлено забезпеченню адаптивного керування процесом миття на основi актуальних сенсорних даних i прогнозуванню параметрiв очищення для пiдвищення енергоефективностi, економiї ресурсiв i зменшення навантаження на операторiв.

У межах дослідження побудовано функцiональну схему взаємодiї основних рiвнiв системи – фiзичного, сенсорного, керування (PLC), диспетчерського (SCADA) та рiвня цифрового двiйника. Запропонована математична модель базується на оцiнцi ступеня забруднення поверхонь, розмiрiв техніки, температури й тиску в системi. На основi цих параметрiв формується вектор ознак, що надходить у прогнозну модель, яка забезпечує визначення тривалостi очищення й формування керуючих впливiв на виконавчi механiзми. У комп'ютерній реалiзацiї модель формалiзується у виглядi програмного модуля з трьома основними пiдсистемами – модуль обробки вхiдних даних, модуль чисельного iнтегрування рiвнянь i модуль адаптивної логiки. Для вибору оптимального часу завершення циклу миття сiльськогосподарської техніки запропоновано використовувати нейромережевий модуль, який забезпечує прогнозування тривалостi миття, завдяки навченiй моделi на iсторичних даних.

Результати дослідження пiдтверджують доцiльнiсть використання цифрового двiйника в складi кiберфiзичної системи для миття сiльськогосподарської техніки. Застосування прогнозної моделi дозволяє адаптувати процес миття до реальних умов, зменшуючи витрати води, електроенергiї та миючих засобiв. Представлений пiдхiд сприятиме переходу вiд традицiйних технологiй до iнтелектуалiзованих рiшень, iнтегрованих у цифрову виробничу iнфраструктуру. Це сприяє впровадженню принципiв Iндустрiї 4.0 у вiтчизняне машинобудування.

цифровий двiйник, кiберфiзична система, технологiя, машинобудування, мийка техніки, SCADA, прогнозування, математичне моделювання, iнтелектуальне управлiння, штучна нейронна мережа

Постановка проблеми. Пiдвищення ефективностi обслуговування сiльськогосподарської техніки є одним з основних напрямiв розвитку аграрної iнженерiї в умовах цифровiзацiї виробничих процесiв. Впродовж останнiх десятилiть зросли вимоги до якостi очищення машин пiсля експлуатацiї у польових умовах. Це обумовлено не лише санiтарно-гiгiєнiчними та екологiчними стандартами, але й потребою у збереженнi довговiчностi техніки та зниженнi експлуатацiйних витрат [1-3]. Водночас, у бiльшостi господарств процес миття сiльськогосподарської техніки залишається ручним або напiвавторматизованим, характеризується високим споживанням ресурсiв i низькою адаптивнiстю до умов забруднення.

З огляду на iнтенсивнiсть забруднення, яке залежить вiд типу ґрунту, погодних умов, iнтенсивностi експлуатацiї, виникає потреба у створеннi систем, здатних до самостiйної оцiнки стану техніки, оптимiзацiї витрат води, миючих засобiв i часу миття. Саме в цьому контекстi актуальним є впровадження кiберфiзичних систем (КФС) та розробка цифрових двiйникiв, якi дозволяють моделювати реальний процес миття в режимi реального часу, вiдслiдковувати змiну параметрiв об'єкта та забезпечувати адаптивне управлiння технологiчним циклом.

Проблема полягає в тому, що бiльшiсть iснуючих систем автоматизацiї обмежуються жорстко заданими сценарiями очищення, без урахування фактичного рiвня забруднення або ефективностi попереднiх циклiв [4,5]. Окрiм того, в наявних рiшеннях вiдсутнiй

гнучкий зв'язок між сенсорними даними, обчислювальними модулями та виконавчими механізмами, що унеможливорює адаптацію до нестандартних умов або зміни параметрів миття на основі прогнозу.

У зв'язку з цим існує науково-практичне завдання, яке стосується розробки цифрового двійника КФС миття сільськогосподарської техніки, що поєднує засоби сенсорного моніторингу, моделювання рівня забруднення, адаптивного управління і візуалізації технологічного процесу, забезпечуючи цілісну інтеграцію фізичного та віртуального середовищ. Такий підхід має на меті не лише автоматизацію, але й інтелектуалізацію процесу очищення з урахуванням принципів сталого використання ресурсів та вимог Індустрії 4.0.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Упродовж останнього десятиліття зростає науковий інтерес до цифрових двійників як інструменту візуалізації, моделювання та управління технічними системами у виробничому середовищі. У роботах окремих дослідників зазначено, що застосування цифрових двійників у поєднанні з КФС дозволяє досягти підвищення ефективності управління технологічними процесами. Зокрема, завдяки можливості аналізу даних у реальному часі та швидкому реагуванню на зміни у зовнішньому середовищі [6-7].

Розвиток технологій цифрового моделювання та впровадження КФС суттєво трансформували підходи до управління технічними процесами в машинобудуванні. Окрему нішу в цьому контексті займає створення цифрових двійників – математично описаних моделей, які дозволяють відтворювати поведінку фізичних об'єктів у цифровому середовищі в режимі реального часу [8].

У машинобудівній галузі цифрові двійники знаходять застосування у проєктуванні, моніторингу та оптимізації роботи складних систем. При цьому на рівні практичної реалізації переважають рішення, орієнтовані на контроль за виробничими лініями, роботизованими платформами або окремими верстатами. Зокрема, у дослідженні [9] описано архітектуру КФС для підприємств нового покоління, яка включає в себе багаторівневу обробку даних, сенсорну взаємодію з об'єктами та прогнозування сценаріїв відмов на основі цифрової копії процесу.

Наукові праці, присвячені промисловим застосуванням цифрових двійників, доводять ефективність їх використання у виробничих системах, де потрібне адаптивне управління на основі сенсорних даних. Зокрема, у дослідженні [10] акцентовано увагу на можливості зниження ресурсних витрат шляхом інтеграції IoT-модулів з аналітикою штучного інтелекту в межах КФС. У свою чергу, автори роботи [11] визначають цифровий двійник як ключову компоненту для реалізації концепції «розумного обслуговування» техніки.

Варто також відзначити дослідження [12], які впровадили цифрову модель для адаптивного очищення харчового обладнання на основі оптичних сенсорів, що близьке за принципом до процесів обробки агротехніки. Аналогічно, у роботі [13] реалізовано контроль параметрів промивання з динамічним налаштуванням на базі SCADA-систем. Хоча приклади повністю автоматизованого миття сільськогосподарської техніки з використанням цифрових двійників наразі поодинокі, загальні принципи вже добре сформовані в суміжних галузях.

Аналіз наукових джерел дозволяє зробити висновок, що існує методологічна та технологічна ніша у сфері очищення агротехніки, яка ще не охоплена повною мірою сучасними цифровими підходами. Розробка цифрового двійника КФС миття техніки, що поєднує сенсори, адаптивне управління, прогнозні моделі та візуалізацію процесу, є актуальним науковим завданням, яке поєднує інженерію, програмування та штучний інтелект.

Таким чином, виявлено, що більшість сучасних рішень зосереджені або на механічному мийному обладнанні, або на загальних аспектах КФС, тоді як створення цифрових двійників процесу миття сільськогосподарської техніки залишається недостатньо дослідженим. Це визначає потребу у подальшому науковому аналізі та розробці відповідної архітектури КФС із функцією адаптивного керування мийними циклами.

Постановка завдання. Метою роботи є розробка цифрового двійника кіберфізичної системи миття сільськогосподарської техніки, орієнтованого на умови функціонування смарт-агропідприємств. Такий підхід забезпечує інтеграцію процесу очищення техніки з сучасними вимогами Індустрії 4.0, зокрема цифровізацією, автоматизацією та адаптивним управлінням виробничими процесами.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити два завдання:

- розробити функціональну схему архітектури цифрового двійника як складової кіберфізичної системи, з урахуванням взаємодії сенсорів, виконавчих механізмів, контролерів і SCADA-рівня;
- запропонувати математичну модель, що дозволяє в режимі реального часу прогнозувати параметри мийного процесу на основі вхідних даних про стан техніки та забезпечити адаптивне керування циклами очищення.

Реалізація цих завдань дозволить підвищити ефективність, точність і гнучкість мийних систем в аграрному виробництві.

Виклад основного матеріалу. Розроблення цифрового двійника кіберфізичної системи миття сільськогосподарської техніки ґрунтується на побудові комплексної архітектури, що поєднує фізичну, сенсорну, обчислювальну та віртуальну компоненти. Основна ідея полягає у створенні динамічного цифрового відображення фізичного процесу очищення техніки, яке функціонує в реальному часі, отримує дані від сенсорів, реагує на зміни середовища та формує керуючі дії через контролери [14]. Одним із таких рішень є цифровий двійник, який являє собою віртуальну модель, що тісно пов'язана з фізичною системою і здатна взаємодіяти з нею в реальному часі. Його впровадження в архітектуру кіберфізичної системи миття техніки забезпечує як стабільність, так і гнучкість технологічного процесу.

Сучасні тенденції в сільськогосподарському машинобудуванні вимагають не лише удосконалення механізації основних технологічних операцій, але й запровадження елементів гнучкого цифрового управління [15-17]. Особливо це актуально для систем миття сільськогосподарської техніки, де змінні умови експлуатації, неоднорідні забруднення та необхідність економного використання ресурсів формують потребу у самонавчальній і адаптивній архітектурі. Рішенням у такому випадку виступає інтеграція цифрового двійника до складу кіберфізичної системи.

Архітектура цифрового двійника має ієрархічну структуру, в якій функціонально виділено п'ять узгоджених рівнів. Фізичний рівень складається з виконавчих пристроїв – мийної рамки з форсунками високого тиску, насосної станції, ротаційних щіток, нагрівача мийного розчину та автоматичних заслінок. Робота цих пристроїв підпорядковується керуванню за реальними параметрами. Сенсорний рівень забезпечує безперервне надходження даних від датчиків тиску, температури, витрати води, оптичних сенсорів забруднення поверхні та датчиків положення механізмів. Передача сенсорної інформації здійснюється на програмований логічний контролер (PLC), який формує керуючі впливи за встановленою логікою. Далі ці дані надходять до SCADA-рівня, що дозволяє оператору моніторити процес, реагувати на аварійні сигнали та запускати сценарії очищення. У підсумку вся інформація консолідується у цифровому двійнику – аналітичній моделі, яка не тільки відображає поточний стан системи, але й прогнозує розвиток подій, симулює динаміку процесу та оптимізує параметри в реальному часі.

На рисунку 1 подано функціональну схему архітектури цифрового двійника як складової кіберфізичної системи. Вона відображає зв'язки між компонентами, сигнальні контури та принципи зворотного зв'язку. Важливо відзначити, що взаємодія між рівнями є двосторонньою, тобто дані передаються не лише вгору (від сенсорів до двійника), а й вниз у вигляді адаптивних рішень.

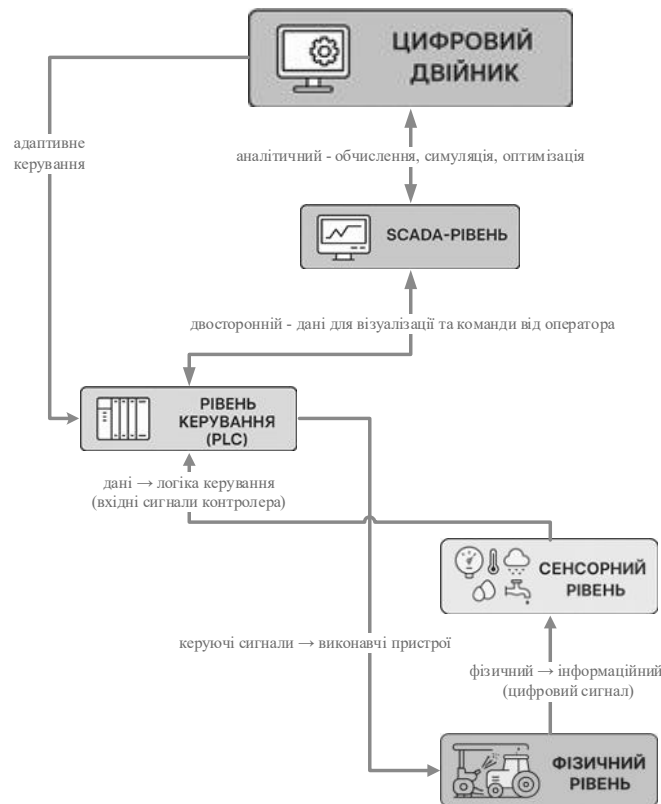


Рисунок 1 – Функціональна схема архітектури цифрового двійника у складі кіберфізичної системи миття техніки

Джерело: розроблено авторами

Формально архітектуру цифрового двійника можна подати як систему рівнянь, де кожен рівень виконує свою операцію:

– сенсорний рівень

$$x(t) = H(s(t)), \quad (1)$$

– контролер (PLC)

$$u(t) = F(x(t), \theta), \quad (2)$$

– SCADA-рівень (моніторинг, втручання)

$$v(t) = G(u(t), m(t)), \quad (3)$$

– цифровий двійник

$$y(t) = M(v(t), x(t), x^{(t)}), \quad (4)$$

де $s(t)$ – вхідні фізичні параметри (температура, тиск, забруднення); $x(t)$ – оброблені сенсорні дані; $u(t)$ – керуючі сигнали; $v(t)$ – візуалізовані параметри процесу; $x^{(t)}$ – прогнозовані цифровим двійником значення; θ – набір логічних правил у PLC; $m(t)$ – реакція оператора або алгоритм SCADA.

Цифровий двійник виконує симуляцію процесу миття сільськогосподарської техніки, визначаючи прогнозовану ефективність режиму за формулою:

$$E = \frac{1}{\tau} \int_0^{\tau} (\alpha P(t) + \beta T(t) + \gamma Z(t)) dt, \quad (5)$$

де $P(t)$ – тиск мийної рідини; $T(t)$ – температура; $Z(t)$ – коефіцієнт забруднення; α, β, γ – вагові коефіцієнти; τ – тривалість циклу.

Максимізація E із врахуванням обмежень на витрати води і енергії дозволяє визначити найефективніший сценарій миття сільськогосподарської техніки. У разі виявлення низької ефективності цифровий двійник передає рекомендації до SCADA, а звідти – до PLC, де змінюються режими миття – підвищується температура або активується ротація щіток.

Функціональна відповідальність рівнів у архітектурі цифрового двійника кіберфізичної системи миття сільськогосподарської техніки представлена у таблиці 1.

Таблиця 1 – Функціональна відповідальність рівнів у архітектурі цифрового двійника

Рівень	Основні функції	Компоненти
Фізичний	Реалізація механічного впливу	Насоси, щітки, форсунки, платформи
Сенсорний	Збір та оцифрування параметрів	Датчики тиску, температури, вологості
PLC-контролер	Виконання логіки керування	Siemens S7-1200, Omron CP1H
SCADA	Візуалізація, логування, інтерфейс людино-машинної взаємодії	WinCC, Ignition, InduSoft
Цифровий двійник	Прогнозування, симуляція, оптимізація	Python, Matlab, Simulink-моделі

Джерело: розроблено авторами

Особливу увагу слід приділити тому, як цифровий двійник враховує зворотний зв'язок. Наприклад, якщо під час миття трактора із гусеничним шасі оптичний сенсор фіксує залишкове забруднення, а тривалість циклу наближається до критичної, система може автоматично внести коригування. Це реалізується через блок симуляцій, де оцінюється гіпотетична реакція системи при збільшенні тиску на 10% або зміні температури. Модель проводить порівняння очікуваного результату зі стандартом, а у випадку невідповідності – надсилає сигнал на зміну параметрів.

Основною особливістю у цій архітектурі є те, що рішення приймається не за жорстко закладеними скриптами, а на основі змінюваних моделей, які навчаються на даних із реального циклу миття сільськогосподарської техніки. Такий підхід дозволяє зробити систему не лише керованою, але й розумною, здатною адаптуватися до нових типів забруднень, умов експлуатації техніки та навіть типу машин.

Підсумовуючи вище сказане, функціональна схема цифрового двійника у складі кіберфізичної системи миття сільськогосподарської техніки є не лише технічно обґрунтованою, а й методологічно завершеною. Вона об'єднує механіку, електроніку, автоматизацію, програмування й аналітику у єдиний інформаційно-технологічний контур. Це дозволяє перейти від класичної автоматизації системи миття сільськогосподарської техніки до рівня інтелектуальної автономної системи.

Для реалізації адаптивного управління процесом миття сільськогосподарської техніки слід сформулювати узагальнену модель, яка здатна в реальному часі враховувати вхідні параметри стану об'єкта, прогнозувати тривалість та ефективність очищення, а також динамічно змінювати режими керування. Така модель поєднує аналітичну (математичну) частину, що відображає фізичні закономірності, з обчислювальною

(комп'ютерною), яка дозволяє реалізувати обчислення на мікроконтролері або сервері зворотного зв'язку.

Вихідним елементом моделі є блок оцінки ступеня забруднення техніки, який виконується на основі даних сенсорів оптичного відбиття або термографічного сканування. Нехай Z_0 відображає нормований рівень забруднення на момент запуску системи. Він виражається у вигляді безрозмірної величини в інтервалі $[0,1]$, де 1 – максимальне забруднення. Математично ця модель має вигляд:

$$\frac{dZ}{dt} = -k_1 \cdot P(t) - k_2 \cdot T(t) + k_3 \cdot R(t), \quad (6)$$

де $Z(t)$ – залишковий ступінь забруднення; $P(t)$ – тиск подачі мийного розчину; $T(t)$ – температура води або піни; $R(t)$ – функція рециркуляції/рефлюксу (показує ступінь повторного забруднення щітки); k_1, k_2, k_3 – коефіцієнти ефективності, що встановлюються експериментально.

Управління процесом передбачає досягнення порогового значення забруднення Z_{th} , при якому процес вважається завершеним. Формально умова зупинки миття сільськогосподарської техніки задається нерівністю:

$$Z(t) \leq Z_{th}, \text{ де } Z_{th} \in [0.05, 0.15]. \quad (7)$$

Математична модель адаптивного керування враховує зміну конфігурації техніки, її габарити, кутову орієнтацію, кількість коліс чи наявність гусеничного приводу. Вектор параметрів об'єкта позначимо як:

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_n], \quad (8)$$

де x_i – геометричні або фізичні параметри.

На основі цих параметрів формується модель обчислення витрати енергії на один цикл миття сільськогосподарської техніки:

$$E_c = \int_0^T [\alpha \cdot P^2(t) + \beta \cdot T(t)^2 + \gamma \cdot V(t)^2] dt, \quad (9)$$

де E_c – загальна витрата енергії на цикл; $V(t)$ – витрата води; α, β, γ – відповідно коефіцієнти ваги.

Структуру математичної моделі прогнозування параметрів процесу миття сільськогосподарської техніки представлено на рис. 2.

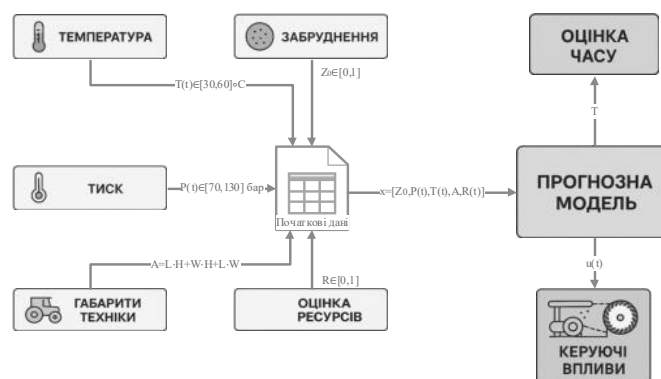


Рисунок 2 – Структура математичної моделі прогнозування параметрів процесу миття сільськогосподарської техніки

Джерело: розроблено авторами

Рисунок 2 ілюструє логічно-математичну структуру моделі прогнозування параметрів процесу миття сільськогосподарської техніки в рамках КФС. Усі

компоненти взаємодіють між собою в реальному часі, формуючи єдиний інформаційно-керуючий контур на основі сенсорних даних, аналітичних моделей та систем адаптивного керування.

На нижньому рівні функціонування моделі знаходяться первинні вхідні величини, що формуються сенсорними елементами системи. Зокрема, показник забруднення техніки Z_0 розраховується на основі оптичних або спектрофотометричних характеристик поверхні згідно з виразом:

$$Z_0 = \frac{I_{em} - I_{om}}{I_{em}}, \quad Z_0 \in [0, 1], \quad (10)$$

де I_{em} – інтенсивність світлового відбиття чистої поверхні; I_{om} – інтенсивність від поточної поверхні.

Параметр Z_0 є досить важливим для визначення ступеня забрудненості об'єкта очищення.

Наступною змінною є тиск водяного потоку $P(t)$, що динамічно змінюється в межах робочого діапазону:

$$P(t) \in [70, 130] \text{ бар}. \quad (11)$$

Тиск водяного потоку $P(t)$ прямо впливає на ефективність механічного видалення забруднень. Аналогічно, температура води або мийного розчину $T(t)$ визначає хімічну активність миючих засобів і налаштовується в межах:

$$T(t) \in [30, 60]^\circ \text{C}. \quad (12)$$

Важливою характеристикою є площа A поверхні, яку потрібно мити. Вона розраховується на основі габаритів сільськогосподарської техніки:

$$A = L \cdot H + W \cdot H + L \cdot W, \quad (13)$$

де L, W, H – відповідно довжина, ширина та висота сільськогосподарської техніки, м.

Отримане значення площі A безпосередньо впливає на прогнозовану тривалість миття сільськогосподарської техніки.

Паралельно формується показник ресурсної готовності R або інтенсивності використання витратних матеріалів (енергії, води, миючих речовин), який нормалізується у вигляді безрозмірної величини:

$$R(t) = \frac{E_{nom}}{E_{max}}, \quad R(t) \in [0, 1]. \quad (14)$$

Усі зазначені вище параметри формуються у вектор ознак x , який забезпечує початкові дані для виконання прогнозування режиму миття сільськогосподарської техніки:

$$x(t) = [Z_0, P(t), T(t), A, R(t)] \quad (15)$$

Вектор ознак x передається на вхід прогнозної моделі. Ця модель, реалізована у вигляді функції $f(\cdot)$, що генерує два типи вихідних сигналів. Перший це прогнозована тривалість T циклу миття сільськогосподарської техніки:

$$T = f(x). \quad (16)$$

Тривалість T циклу миття сільськогосподарської техніки слугує орієнтиром для диспетчерської підсистеми. Другий – це керуючі впливи на виконавчі механізми (насоси, піноутворювачі, щітки тощо), що формуються у вигляді вектор-функції:

$$u(t) = [u_1(t), u_2(t), \dots, u_n(t)] = g(x(t), T). \quad (17)$$

Залежно від значення Z_0 прогнозна модель може автоматично змінювати режим миття сільськогосподарської техніки:

$$W_{\text{mode}} = \begin{cases} \text{Інтенсивний,} & Z_0 > 0,8, \\ \text{Звичайний,} & 0,4 < Z_0 \leq 0,8, \\ \text{Швидкий,} & Z_0 \leq 0,4. \end{cases} \quad (18)$$

Таким чином, запропонована схема забезпечує замкнутий контур управління, в якому зібрані дані формують обґрунтовані дії з миття, орієнтовані на поточний стан об'єкта (сільськогосподарської техніки) і ресурсні обмеження системи. В результаті досягається адаптивне, ефективне та мінімізоване за витратами виконання мийного процесу.

У комп'ютерній реалізації модель формалізується у вигляді програмного модуля з трьома основними підсистемами – модуль обробки вхідних даних, модуль чисельного інтегрування рівнянь і модуль адаптивної логіки [18, 19]. Обробка сенсорних даних виконується у вигляді згладжування рядів, нормалізації і підрахунку похідної:

$$\hat{Z}(t) = \frac{1}{\tau} \int_{t-\tau}^t Z(s) ds, \quad \hat{Z}(t) = \frac{Z(t) - Z(t - \Delta t)}{\Delta t}. \quad (19)$$

Для вибору оптимального часу завершення циклу миття сільськогосподарської техніки використовується нейромережевий модуль [20], який забезпечує прогнозування тривалості миття $T_{\text{прог}}$, завдяки навченій моделі на історичних даних. Архітектура цієї моделі – багатошарова мережа із входами $Z_0, P_0, T_0, x_1, \dots, x_n$ та виходом $T_{\text{прог}}$. При цьому під час створення нейромережевої моделі прогнозування тривалості миття $T_{\text{прог}}$ сільськогосподарської техніки використовується функція активації – ReLU, оптимізатор – Adam. У якості метрик оцінювання точності моделі прогнозування тривалості миття $T_{\text{прог}}$ сільськогосподарської техніки застосовуються MAE (Mean Absolute Error), MSE (Mean Squared Error) та R^2 (коефіцієнт детермінації).

Метрика MAE (Mean Absolute Error) відображає середнє абсолютне значення різниці між фактичними значеннями $T_{\text{прог}}$ та прогнозованими $T'_{\text{прог}}$ і визначається формулою:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |T_{\text{прог}} - T'_{\text{прог}}|. \quad (20)$$

Цей показник є дає змогу оцінити, наскільки в середньому прогноз $T'_{\text{прог}}$ відрізняється від реального значення $T_{\text{прог}}$. MAE не чутлива до великих викидів, що робить її надійною у випадку нерівномірно розподілених похибок.

Для підвищення чутливості до великих відхилень використовується MSE (Mean Squared Error), яка обчислюється за формулою:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_{\text{прог}} - T'_{\text{прог}})^2. \quad (21)$$

На відміну від MAE, метрика MSE підносить похибки до квадрату, завдяки чому великі відхилення мають значно більший вплив на загальний результат. MSE є важливою у випадках, коли критичною є саме наявність великих помилок у прогнозах.

Додатково, для оцінювання узагальнюючої здатності моделі використовується коефіцієнт детермінації R^2 , який визначається як:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (T_{\text{прог}} - T'_{\text{прог}})^2}{\sum_{i=1}^n (T_{\text{прог}} - \bar{T}_{\text{прог}})^2}. \quad (22)$$

де $\bar{T}_{\text{прог}}$ – середнє значення фактичних значень тривалості миття сільськогосподарської техніки.

Значення R^2 знаходиться в діапазоні від 0 до 1 (або може бути менше нуля для неточних моделей) і показує частку дисперсії, яку модель може пояснити. Наприклад, $R^2 = 0,95$ означає, що модель пояснює 95% варіації залежної змінної.

Застосування цих трьох метрик у комплексі дозволяє не лише оцінити загальну точність моделі прогнозування тривалості миття $T_{\text{прог}}$ сільськогосподарської техніки, а й виявити потенційні відхилення, перевірити наявність систематичних помилок і обґрунтувати вибір архітектури моделі для конкретної задачі прогнозування.

Таблиця 2 – Приклад вхідних параметрів і результатів прогнозу

№	Тип техніки	Забруднення Z_0	P_0 , бар	T_0 , °C	$T_{\text{прог}}$, с	Режим
1	Комбайн CLAAS TUCANO 440	0.91	110	43	298	Інтенсивний
2	Трактор ЮМЗ-8244.2	0.56	95	37	193	Звичайний
3	Гусеничний обприскувач Case IH Patriot 3330	0.72	100	40	257	Інтенсивний
...	...	...	...	...	...	...
n	Мінітрактор Shifeng SF 244	0.31	85	35	146	Швидкий

Джерело: розроблено авторами

Для моделювання в реальному часі використовується асинхронна обробка даних із частотою оновлення 5 Гц. Це дозволяє оперативно реагувати на зміни умов – зменшення напору води, перегрівання розчину, зміну забруднення внаслідок розмиття частин сільськогосподарської техніки. На кожному кроці оцінюється функція ефективності:

$$\eta(t) = \frac{Z_0 - Z(t)}{E(t)}. \quad (23)$$

де $E(t)$ – накопичена енергія до моменту часу t .

Максимізація $\eta(t)$ виконується шляхом зміни параметрів миття сільськогосподарської техніки, ідентифікованих як оптимальні.

Ефективність запропонованої моделі оцінювалася шляхом аналітичного порівняння характеристик традиційного та адаптивного підходів до керування процесом миття сільськогосподарської техніки. В основу оцінки покладено типові сценарії забруднення й витрат ресурсів, сформовані на підставі даних з відкритих джерел та нормативних показників. У процесі аналізу враховано вплив автоматизованого регулювання тривалості циклу залежно від реального стану об'єкта, що підлягає миттю. За результатами проведених розрахунків встановлено, що застосування адаптивної моделі забезпечує зменшення витрат води орієнтовно на 22%, зниження енергоспоживання до 17% і скорочення тривалості процесу миття на 11% у порівнянні з використанням традиційного сценарію. Зазначені дані є орієнтовними і потребують уточнення під час наступних комп'ютерних або натурних випробувань системи.

Реалізація запропонованих підходів до математичного моделювання та побудови цифрового двійника кіберфізичної системи миття сільськогосподарської техніки потребує врахування особливостей експлуатації техніки в реальних умовах аграрного виробництва, рівня сенсорного оснащення, характеристик керуючої логіки та ступеня інтеграції SCADA-рішень. Перспективними напрямками подальших досліджень є розширення

функціоналу моделі за рахунок обробки поточкових даних у режимі реального часу, адаптація алгоритмів прогнозування до змін у структурі забруднення, а також впровадження технологій Індустрії 4.0 у сферу сервісного обслуговування агротехніки з урахуванням вимог сталого розвитку та ефективного використання ресурсів.

Висновки. 1. У результаті виконаного дослідження досягнуто поставлену мету щодо обґрунтування підходу до створення цифрового двійника кіберфізичної системи миття сільськогосподарської техніки, орієнтованого на інтеграцію з інтелектуальними технологіями смарт-агропідприємств. Запропоноване рішення відповідає сучасним викликам цифровізації аграрного сектору в контексті концепції Індустрії 4.0 та поєднує можливості сенсорного моніторингу, автоматизованого керування й адаптивної оптимізації технічних процесів.

2. Розроблена функціональна схема архітектури цифрового двійника включає узгоджену взаємодію сенсорів, виконавчих механізмів, мікроконтролерів та системи диспетчеризації SCADA, що дозволяє забезпечити наскрізне управління процесом миття сільськогосподарської техніки. Визначено структурні компоненти системи, які підтримують зворотний зв'язок, аналітику даних у реальному часі та оперативне реагування на зміну зовнішніх і внутрішніх умов.

3. Створена математична модель прогнозування параметрів процесу миття сільськогосподарської техніки базується на аналізі вхідних характеристик техніки та дозволяє здійснювати динамічне налаштування циклів миття. За результатами проведених розрахунків встановлено, що застосування адаптивної моделі забезпечує зменшення витрат води орієнтовно на 22%, зниження енергоспоживання до 17% і скорочення тривалості процесу миття на 11% у порівнянні з використанням традиційного сценарію. Це дозволяє не лише зменшити витрати води й енергії, але й продовжити термін служби технічних компонентів.

4. У подальших дослідженнях слід реалізувати комп'ютерну модель цифрового двійника із використанням глибокої нейромережевої архітектури, що дозволить підвищити точність прогнозування параметрів процесу миття, здійснювати сценарний аналіз у реальному часі. Це забезпечить моделювання процесу миття з метою визначення ефективних параметрів засобів для миття сільськогосподарської техніки із використанням кіберфізичних систем. Такий підхід сприятиме переходу від традиційних технологій до інтелектуалізованих рішень, інтегрованих у цифрову виробничу інфраструктуру. Це сприяє впровадженню принципів Індустрії 4.0 у вітчизняне машинобудування.

Список літератури

1. Coulibaly A., Toure S., Müller T. Improving cleaning processes in agricultural machinery through optimized water jet parameters. *Journal of Agricultural Engineering Research*. 2022. № 95(3). С. 255–264. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jaer.2022.05.004>.
2. Zhang Y., Wang J. Energy-efficient cleaning strategies for off-road agricultural vehicles. *Biosystems Engineering*. 2018. № 174. С. 30–42. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.07.002>.
3. Sahu J., Singh R. Integration of smart sensors for automated washing of agricultural equipment under variable field conditions. *Smart Agricultural Technology*. 2023. № 6. Art. 100202. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100202>.
4. Zude M., Herold B., Truppel I. Smart cleaning of agricultural equipment: Adaptive control strategies based on sensor feedback. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019. № 163. Art. 104851. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104851>.
5. Müller J., Reiter M. Limitations of rule-based cleaning automation in agricultural vehicle maintenance. *Precision Agriculture*. 2021. № 22(3). С. 456–470. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09755-4>.
6. Tao F., Qi Q., Liu A., Kusiak A. Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*. 2018. № 48. С. 157–169. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006>.
7. Lu Y., Morris K. C., Frechette S. Current standards landscape for smart manufacturing systems. *National Institute of Standards and Technology*. 2016. URL: <https://nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2016/nist.ir.8107.pdf> (дата звернення: 15.09.2025).
8. Grieves M., Vickers J. Digital Twin: Mitigating Unpredictable, Undesirable Emergent Behavior in Complex Systems. In: Kahlen F. J., Flumerfelt S., Alves A. (eds). *Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems*. Cham : Springer, 2017. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4.

9. Lee J., Bagheri B., Kao H. A. A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*. 2015. № 3. С. 18–23. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>.
10. Tao F., Zhang H., Liu A., Nee A. Y. C. Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019. № 15(4). С. 2405–2415. DOI: <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873186>.
11. Boschert S., Rosen R. Digital Twin – The Simulation Aspect. In: Hehenberger P., Bradley D. (eds). *Mechatronic Futures*. Cham : Springer, 2016. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-32156-1_5.
12. Verboven P., Defraeye T., Datta A., Nicolai B. Digital twins of food process operations: The next step for food process models? *Current Opinion in Food Science*. 2020. № 35. С. 1–8. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.cofs.2020.03.002>.
13. Kibulungu J. W., Laseinde O. T. Automatic control system based on Industry 4.0, PLC, and SCADA. In: *Intelligent Sustainable Systems*. Singapore : Springer, 2023. С. 183–197. DOI: 10.1007/978-981-19-7660-5_16.
14. Вишневецький В. П., Вісцька О. В., Гаркушенко О. М., Князев С. І., Лях О. В., Чекіна В. Д., Череватський Д. Ю. *Смарт-промисловість в епоху цифрової економіки: перспективи, напрями і механізми розвитку : монографія*. Київ : НАН України, Ін-т економіки промисловості, 2018. 192 с.
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](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> (дата звернення: 15.09.2025).
17. Аулін В. В., Гриньків А. В., Головатий А. О., Лисенко С. В., Голуб Д. В., Кузик О. В., Тихий А. А. *Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем : монографія*. Кропивницький : Видавець Лисенко В. Ф., 2020. 428 с.
18. Tryhuba I., Tryhuba A., Hutsol T., Cieszevska A., Andrushkiv O., Glowacki S. та ін. Prediction of biogas production volumes from household organic waste based on machine learning. *Energies*. 2024. № 17(7). С. 1786. DOI: <https://doi.org/10.3390/en17071786>.
19. Lub P., Tryhuba A., Padyuka R., Berezovetsky S., Chubyk R. Simulation modeling usage in the information system for the technological systems project management. *CEUR Workshop Proceedings*. 2023. Vol. 3453. P. 139–148. URL: ceur-ws.org/Vol-3453/paper13.pdf (дата звернення: 15.09.2025).
20. Tryhuba A., Tryhuba I., Malanchuk O., Marmulyak A. A deep neural network model for predicting the competitive score of social projects for community development. *CEUR Workshop Proceedings*. 2024. Vol. 3711. P. 55–74. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3711/paper5.pdf> (дата звернення: 15.09.2025).

References

1. Coulibaly, A., Toure, S., & Müller, T. (2022). Improving cleaning processes in agricultural machinery through optimized water jet parameters. *Journal of Agricultural Engineering Research*, 95(3), 255–264. <https://doi.org/10.1016/j.jaer.2022.05.004>
2. Zhang, Y., & Wang, J. (2018). Energy-efficient cleaning strategies for off-road agricultural vehicles. *Biosystems Engineering*, 174, 30–42. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2018.07.002>
3. Sahu, J., & Singh, R. (2023). Integration of smart sensors for automated washing of agricultural equipment under variable field conditions. *Smart Agricultural Technology*, 6, 100202. <https://doi.org/10.1016/j.atech.2023.100202>
4. Zude, M., Herold, B., & Truppel, I. (2019). Smart cleaning of agricultural equipment: Adaptive control strategies based on sensor feedback. *Computers and Electronics in Agriculture*, 163, 104851. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104851>
5. Müller, J., & Reiter, M. (2021). Limitations of rule-based cleaning automation in agricultural vehicle maintenance. *Precision Agriculture*, 22(3), 456–470. <https://doi.org/10.1007/s11119-020-09755-4>
6. Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 157–169. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006>
7. Lu, Y., Morris, K. C., & Frechette, S. (2016). Current standards landscape for smart manufacturing systems. *National Institute of Standards and Technology*. nvlpubs.nist.gov/nistpubs/ir/2016/nist.ir.8107.pdf (Accessed: 15.09.2025).
8. Grieves, M., & Vickers, J. (2017). Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems. In F. J. Kahlen, S. Flumerfelt, & A. Alves (Eds.), *Transdisciplinary perspectives on complex systems*. Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-38756-7_4
9. Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>
10. Tao, F., Zhang, H., Liu, A., & Nee, A. Y. C. (2019). Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 15(4), 2405–2415. <https://doi.org/10.1109/TII.2018.2873186>
11. Boschert, S., & Rosen, R. (2016). Digital twin – The simulation aspect. In P. Hehenberger & D. Bradley (Eds.), *Mechatronic futures*. Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-32156-1_5
12. Verboven, P., Defraeye, T., Datta, A., & Nicolai, B. (2020). Digital twins of food process operations: The next step for food process models? *Current Opinion in Food Science*, 35, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.cofs.2020.03.002>

13. Kibulungu, J. W., & Laseinde, O. T. (2023). Automatic control system based on Industry 4.0, PLC, and SCADA. In *Intelligent sustainable systems* (pp. 183–197). Singapore: Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-19-7660-5_16
14. Vyshnevskiy, V. P., Vietska, O. V., Harkushenko, O. M., Kniaziev, S. I., Liakh, O. V., Chekina, V. D., & Cherevatskyi, D. Yu. (2018). *Smart-promyslovist' v epokhu tsyfrovoy ekonomiky: perspektyvy, napriamy i mekhanizmy rozvytku [Smart industry in the era of digital economy: Prospects, directions and mechanisms of development]*. Kyiv: NAS of Ukraine, Institute of Industrial Economics. [in Ukrainian].
15. Holovaty, A. O., Chumak, V. M., Manko, Ye. V., Aulin, V. V., & Kulova, D. O. (2025). Vdoskonalennia matematychnoho modeliuvannia mashynobudivnykh tekhnolohii dlia smart-pidpriemstv v systemi mashynnoho zoru [Improvement of mathematical modeling of mechanical engineering technologies for smart enterprises in the machine vision system]. *Tsentralkoukrainskyi naukovi visnyk. Tekhnichni nauky*, 11(42), Part II, 143–159. [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).2.143-159](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> (Accessed: 15.09.2025).
17. Aulin, V. V., Hryn'kiv, A. V., Holovaty, A. O., Lysenko, S. V., Holub, D. V., Kuzyk, O. V., & Tykhyi, A. A. (2020). *Metodolohichni osnovy proektuvannia ta funktsionuvannia intelektualnykh transportnykh i vyrobnychyykh system [Methodological foundations of design and functioning of intelligent transport and production systems]*. Kropyvnytskyi: Publisher Lysenko V. F. [in Ukrainian].
18. Tryhuba, I., Tryhuba, A., Hutsol, T., Cieszevska, A., Andrushkiv, O., & Glowacki, S., et al. (2024). Prediction of biogas production volumes from household organic waste based on machine learning. *Energies*, 17(7), 1786. <https://doi.org/10.3390/en17071786>
19. Lub, P., Tryhuba, A., Padyuka, R., Berezovetsky, S., & Chubyk, R. (2023). Simulation modeling usage in the information system for the technological systems project management. *CEUR Workshop Proceedings*, 3453, 139–148. <https://ceur-ws.org/Vol-3453/paper13.pdf> (Accessed: 15.09.2025).
20. Tryhuba, A., Tryhuba, I., Malanchuk, O., & Marmulyak, A. V. (2024). A deep neural network model for predicting the competitive score of social projects for community development. *CEUR Workshop Proceedings*, 3711, 55–74. <https://ceur-ws.org/Vol-3711/paper5.pdf> (Accessed: 15.09.2025).

Orest Filkin, Anatoliy Tryhuba, Prof., DSc.

National Natural University of Ukraine, Lviv, Ukraine

Digital Twin of a Cyber-Physical System for Washing Agricultural Machinery

The purpose of this article is to develop a functional architecture of a digital twin as a component of a cyber-physical system for washing agricultural machinery, taking into account the real condition of the object being cleaned. Special attention is paid to ensuring adaptive control of the washing process based on current sensor data and forecasting of cleaning parameters to improve energy efficiency, optimize resource consumption, and reduce operator workload.

The research presents the functional interaction scheme of the system's core levels – physical, sensor, control (PLC), supervisory (SCADA), and digital twin level. A mathematical model is proposed based on the assessment of surface contamination level, machinery dimensions, temperature, and pressure. These input parameters form a feature vector, which is processed by a forecasting model that determines the optimal cleaning time and generates control signals for actuators. In the software implementation, the model consists of three key modules – input data processing, numerical integration of equations, and adaptive logic. To determine the optimal washing cycle duration, a neural network module trained on historical data is applied.

The study confirms the feasibility of using a digital twin within a cyber-physical system for the efficient and intelligent cleaning of agricultural equipment. The application of the forecasting model allows real-time adaptation of the process, significantly reducing water, electricity, and detergent consumption. The proposed approach facilitates the transition from conventional to intelligent technologies integrated into the digital manufacturing infrastructure and contributes to the implementation of Industry 4.0 principles in Ukrainian mechanical engineering.

digital twin, cyber-physical system, technology, mechanical engineering, machinery washing, SCADA, forecasting, mathematical modeling, intelligent control, artificial neural network

Одержано (Received) 07.07.2025

Прорецензовано (Reviewed) 01.08.2025

Прийнято до друку (Approved) 27.08.2025