

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-84-21>

УДК 681.58 + 004.6

ВОЛИВАЧ Антоніна

Київський національний університет технологій та дизайну

<https://orcid.org/0000-0002-7119-7774>

e-mail: volivach.ap@knutd.com.ua

СКІДАН Владислав

Київський національний університет технологій та дизайну

<https://orcid.org/0000-0002-8358-9759>

e-mail: skidan.vv@knutd.com.ua

МИТЕЛЬСЬКА Олена

Київський національний університет технологій та дизайну

<https://orcid.org/0009-0004-4147-0866>

e-mail: mytelska.ov@knutd.edu.ua

ПИЛИПЕНКО Владислав

Київський національний університет технологій та дизайну

<https://orcid.org/0000-0002-2761-4817>

e-mail: pylypenko.vi@knutd.edu.ua

ЛОНЧУК Богдан

Київський національний університет технологій та дизайну

<https://orcid.org/0009-0008-8602-7517>

e-mail: bogdanlonchuk55@gmail.com

АНАЛІТИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ МІКРОКЛІМАТИЧНИХ ПАРАМЕТРІВ РОСЛИННОГО СЕРЕДОВИЩА

В роботі представлено інтелектуальну систему автоматизованого моніторингу та прогнозування мікрокліматичних параметрів для догляду за домашніми рослинами. Розроблена система забезпечує безперервний контроль вологості ґрунту, температури повітря та атмосферного тиску з можливістю короткострокового прогнозування на основі методів машинного навчання. Основу математичної моделі становить модифікована Ridge-регресія з регуляризациєю, яка підвищує стійкість до мультиколінеарності вхідних параметрів і забезпечує точність прогнозування при значних коливаннях даних. Для опису добових і сезонних змін застосовано розширення ознак із урахуванням циклічних компонент, що відображають природну періодичність процесів випаровування та охолодження. Експериментальна база даних містить 3764 годинні записи, отримані протягом п'яти місяців спостережень. Діапазон вологості ґрунту становив від 30 до 80 %, температура змінювалась у межах від 20 до 28 °C, а атмосферний тиск – у межах 1003-1023 гПа. За результатами моделювання середня похибка прогнозу вологості не перевищує 2,7 %, що підтверджує високу точність алгоритму. Проведений кореляційний аналіз виявив сильну зворотну залежність між температурою та вологістю ($r \approx -0,65$) і високу пряму кореляцію між індексом водного стресу та швидкістю евапотранспірації ($r \approx 0,85$), що відображає фізіологічну узгодженість процесів транспірації. Отримані результати дозволяють автоматично визначати оптимальний момент поливу, зменшуючи споживання води на 25-40 % у порівнянні з традиційними пороговими системами. Запропонована технологія поєднує сенсорні вимірювання, аналітичні алгоритми та адаптивне керування, що забезпечує перехід від реактивного до проактивного управління мікрокліматом. Практичне значення дослідження полягає у формуванні науково обґрунтованої концепції "розумного вазону", орієнтованої на підвищення ефективності поливу, стабільність умов росту та сталий розвиток домашнього рослинництва

Ключові слова: автоматизована система поливу, моніторинг мікроклімату, машинне навчання, прогнозування параметрів середовища, Ridge-регресія, індекс водного стресу (CWSI), евапотранспірація (ET), кореляційний аналіз, Python, C#.

VOLIVACH Antonina, SKIDAN Vladyslava,
MYTELSKA Olena, PYLYPENKO Vladyslav, LONCHUK Bohdan
Kyiv National University of Technologies and Design

ANALYTICAL MODELING OF MICROCLIMATIC PARAMETERS OF THE PLANT ENVIRONMENT

The paper presents an intelligent system for automated monitoring and forecasting of microclimatic parameters for caring for houseplants. The developed system provides continuous monitoring of soil moisture, air temperature, and atmospheric pressure with the possibility of short-term forecasting based on machine learning methods. The basis of the mathematical model is a modified Ridge regression with regularization, which increases the resistance to multicollinearity of input parameters and ensures the accuracy of forecasting with significant data fluctuations. To describe daily and seasonal changes, feature expansion was used, taking into account cyclic components that reflect the natural periodicity of evaporation and cooling processes. The experimental database contains 3764 hourly records obtained during five months of observations. The range of soil moisture was from 30 to 80%, the temperature varied from 20 to 28 °C, and the atmospheric pressure was within 1003–1023 hPa. According to the modeling results, the average error in the humidity forecast does not exceed 2.7%, which confirms the high accuracy of the algorithm. The conducted correlation analysis revealed a strong inverse relationship between temperature and humidity ($r \approx -0.65$) and a high direct correlation between the water stress index and the evapotranspiration rate ($r \approx 0.85$), which reflects the physiological consistency of transpiration processes. The results obtained allow to automatically determine the optimal moment of irrigation, reducing water consumption by

25-40% compared to traditional threshold systems. The proposed technology combines sensor measurements, analytical algorithms and adaptive control, which ensures the transition from reactive to proactive microclimate management. The practical significance of the study lies in the formation of a scientifically based concept of a "smart flowerpot", aimed at increasing irrigation efficiency, stability of growth conditions and sustainable development of home plant growing

Keywords: automated irrigation system, microclimate monitoring, machine learning, environmental parameter prediction, Ridge regression, water stress index (CWSI), evapotranspiration (ET), correlation analysis, Python, C#.

Стаття надійшла до редакції / Received 22.10.2025

Прийнята до друку / Accepted 24.11.2025

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Особливої актуальності набувають системи автоматизованого догляду за рослинами, що інтегрують сенсорні технології, мікропроцесорне управління та алгоритми штучного інтелекту. Автоматизація процесів в системі «грунт – рослина – атмосфера» вимагає побудови моделей, здатних враховувати нелінійні зв'язки між параметрами середовища – вологістю ґрунту, температурою, атмосферним тиском і рівнем евапотранспірації. Класичні підходи, зокрема моделі Пенмана-Монтейта та FAO-56, демонструють високу точність у польових умовах (85-92 %), проте їх застосування в автоматизованих побутових системах обмежується потребою у численних метеопараметрах і складністю калібрування [1].

Для подолання зазначених обмежень, у сучасних системах автоматизації дедалі ширше застосовують методи машинного навчання для побудови адаптивних регуляторів та прогнозних моделей. При цьому, алгоритми регресійного аналізу, зокрема Ridge та Lasso, демонструють точність на рівні 90-95 % під час опрацювання часових рядів сенсорних даних і забезпечують надійну роботу навіть за наявності мультиколінеарності між параметрами. Інтеграція таких моделей у мікропроцесорні системи керування дозволяє не лише стабільно підтримувати необхідні параметри довкілля в реальному часі, а й прогнозувати зміни мікроклімату з періодом до 48 годин.

Актуальність даної роботи зумовлена потребою у створенні автоматизованої системи моніторингу та прогнозного керування мікрокліматом для домашніх рослин, яка поєднує сенсорну підсистему збору даних, енергоефективний модуль збереження інформації, комунікаційний інтерфейс (UART/USB) та програмний інтелектуальний модуль прогнозування на основі методів машинного навчання.

Метою дослідження є розробка та експериментальна перевірка системи автоматизованого прогнозування параметрів мікроклімату, з використанням методу Ridge-регресії та показника водного стресу рослин – індексу CWSI, дефіциту тиску пари (VPD) і евапотранспірації (ET). Проведення аналізу сучасних наукових робіт і досліджень, присвячених цій тематиці.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

За результатами аналізу літературних джерел було встановлено, що автоматизація догляду за рослинами із застосуванням сенсорів та IoT-технологій є актуальним напрямом сучасного домашнього та лабораторного рослинництва.

У джерелі [2] запропоновано систему автоматизованого поливу з використанням даних про вологість ґрунту та прогнозу погоди з подальшим аналізом за допомогою алгоритмів машинного навчання. Доведено, що застосування моделей регресії дозволяє передбачити оптимальні інтервали поливу та зменшити витрати води.

У праці [3] подано огляд сучасних IoT-рішень, що застосовуються у точному землеробстві. Розглянуто різні типи сенсорів для вимірювання вологості, температури та рівня освітленості, а також підходи до збору й обробки отриманих даних. Автори наголошують на важливості використання енергоощадних технологій зберігання інформації, які забезпечують довготривалий моніторинг без втрати точності показників.

Стаття [4] присвячена розробці автономної системи контролю вологості ґрунту для домашніх рослин із використанням мікроконтролера, датчиків BMP280 та ємнісного сенсора вологості. Авторами запропоновано можливість зберігання даних у флеш-пам'яті з подальшою обробкою на ПК. Такий підхід дозволяє здійснювати прогнозування потреб рослини на основі алгоритмів машинного навчання.

За результатами проведеного аналізу було встановлено, що інтеграція сенсорних даних, енергоефективного зберігання та алгоритмів машинного навчання дозволяє підвищити ефективність автоматизованих систем поливу, зменшити ризик пересихання чи перезволоження ґрунту та прогнозувати майбутні потреби рослин.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою роботи є оцінка ефективності автоматизованої системи поливу домашніх рослин з логуванням даних та аналізом за допомогою алгоритмів машинного навчання. Оцінка виконується у експериментальному середовищі із застосуванням мікроконтролера ATmega328, датчиків вологості та температури, а також енергоефективної пам'яті для збереження даних.

Для досягнення цієї мети передбачено провести експериментальне дослідження, яке включатиме збір даних про вологість ґрунту, температуру та частоту активації виконавчих механізмів з завантаженням даних на ПК через універсальний асинхронний приймач-передавач – UART та аналіз отриманих даних із використанням алгоритмів машинного навчання – регресії та класифікації.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Дослідження ґрунтується на використанні спеціально розробленої автоматизованої системи поливу домашніх рослин, що забезпечує збір та збереження даних про стан ґрунту та мікроклімат у енергоефективну пам'ять (EEPROM/FRAM) із наступним передаванням на ПК через UART для подальшого аналізу алгоритмами машинного навчання. Основною метою є оцінка впливу частоти опитування сенсорів, тривалості роботи насоса та вентилятора на стабільність параметрів ґрунту, температури повітря та ефективності автоматичного поливу.

Запропонована автоматизована система дозволяє здійснювати безперервне опитування датчиків вологості та температури з інтервалом 1 с. Для підвищення точності вимірювань показники сенсорів усереднюються за 10 послідовних вимірювань, а шум відфільтровується цифровими методами. Алгоритм управління реалізує автоколювання, в момент активації насоса й вентилятора при досягненні порогових значень вологості (MOISTURE_MIN = 25 % та MOISTURE_MAX = 45 %) й температури (TEMP_MIN = 18 °C, TEMP_MAX = 26 °C). Тривалість безперервної роботи насоса обмежена до 3000 мс, а мінімальний інтервал між включеннями – 5000 мс для запобігання переливу та перевантаженню обладнання. Зібрані дані передаються на ПК для подальшого аналізу з використанням алгоритмів машинного навчання: регресії для прогнозування майбутньої вологості ґрунту та температури, а також класифікації визначення оптимальних режимів поливу та освітлення. Отримані результати дозволяють коригувати режим роботи виконавчих механізмів та підвищити ефективність підтримки оптимальних умов росту рослин.

Принципову електричну схему системи автоматизованого поливу наведено на Рис. 1.

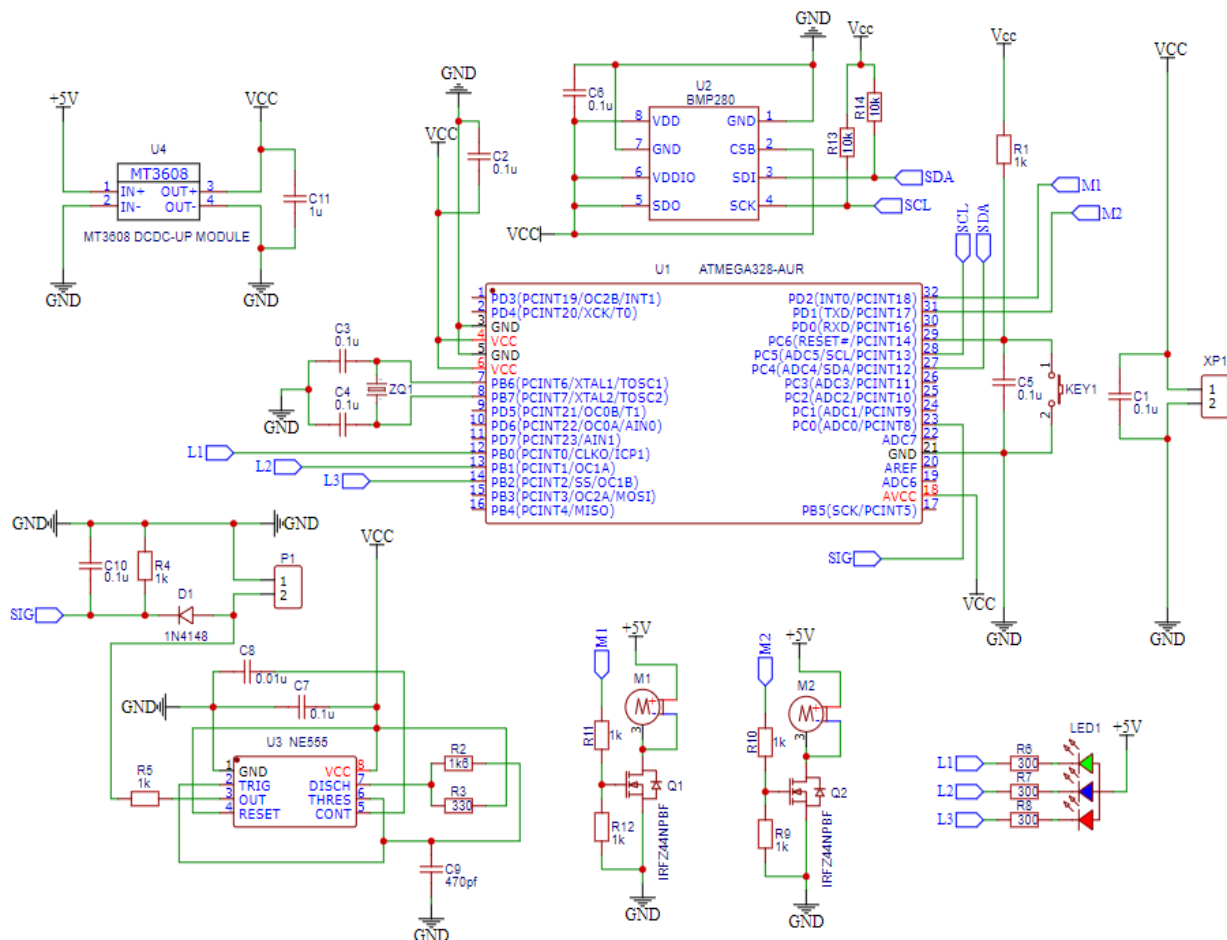


Рис. 1 Принципова електрична схема системи автоматизованого поливу

В якості центрального обчислювального вузла обрано мікроконтролер Atmega328P, який забезпечує достатню продуктивність при низькому енергоспоживанні [5]. Його вибір обґрунтовано наявністю 10-бітного аналого-цифрового перетворювача (АЦП), що дає змогу з високою точністю зчитувати сигнали з ємнісного

датчика вологості ґрунту. Крім того, Atmega328P має інтегровані інтерфейси I²C та UART, що дозволяє підключати цифрові сенсори та периферійні пристрої без використання додаткових мікросхем. Простота програмування в середовищі Arduino IDE робить цей мікроконтролер зручним у розробці та налагодженні системи. Для вимірювання вологості обрано ємнісний сенсор вологості ґрунту Capacitive Soil Moisture Sensor v1.2. На відміну від резистивних аналогів, даний датчик має антикорозійне покриття та забезпечує стабільні показники навіть при тривалому контакті з вологою. Аналоговий вихідний сигнал із сенсора безпосередньо подається на вхід АЦП мікроконтролера. Для контролю температури та атмосферного тиску використовується модуль цифрового сенсору BMP280, який характеризується високою точністю та стабільністю вимірювань. Обмін даними із мікроконтролером здійснюється через інтерфейс I²C, що забезпечує простоту підключення, мінімальну кількість ліній зв'язку та стійкість до перешкод. Отримані параметри дозволяють враховувати зовнішні умови під час прийняття рішення щодо поливу. У ролі виконавчого елемента застосовується n-канальний MOSFET-транзистор IRLZ44N, який працює в режимі електронного ключа та комутує навантаження водяної помпи постійного струму 5 В. Вибір саме цього транзистора зумовлений його низьким опором каналу в відкритому стані та високим коефіцієнтом підсилення, що дозволяє керувати ним безпосередньо від логічного рівня мікроконтролера.

На Рис. 2 представлено експериментальний зразок системи з підключеними сенсорами та RGB LED-індикацією.



Рис. 2. Експериментальний зразок системи з підключеними сенсорами та RGB LED-індикацією

В ході дослідження програмну архітектуру було реалізовано з урахуванням масштабованого збору та зберігання великих обсягів даних для подальшого навчання моделей машинного навчання. Такий підхід дозволяє прогнозувати потребу рослин у поливі та освітленні, а також оцінювати вплив різних параметрів на стабільність мікроклімату. Систему розроблено у середовищі Arduino IDE із використанням стандартних бібліотек Wire.h та Adafruit_BMP280.h для роботи з датчиками [6].

За результатами реалізації автоматизованої системи поливу домашніх рослин було отримано вхідний датасет, що містив 3764 спостереження, зібрані впродовж періоду роботи розробленої системи з частотою дискретизації одна година. Кожне спостереження представлено у вигляді вектору з трьох незалежних змінних, які забезпечують повний опис мікрокліматичного стану системи. Загальний обсяг первинних даних становить 11292 числові значення, організовані у матрицю розміром 3764×3 елементи.

Перший параметр – вологість ґрунту (moisture), виражений у відсотках об'ємного вмісту води в субстраті, варіює в діапазоні від 30% до 80%. Цей параметр характеризується нелінійною динамікою з періодичними циклами: поступове монотонне зниження внаслідок споживання води кореневою системою та випаровування з поверхні субстрату (швидкість деградації $0,3 \pm 0,1$ %/год) чергується з різкими стрибками до 70 ± 5 % в моменти поливу, що відбуваються приблизно кожні 72 години або при досягненні критичного рівня 40%. Така динаміка відтворює реалістичний режим догляду за кімнатними рослинами з періодичністю поливу 3-4 доби.

Другий параметр – температура повітря (temperature), вимірювана у градусах Цельсія, характеризується складною багаточастотною структурою. При цьому, базовий рівень температури становить 23°C з накладенням трьох компонентів варіабельності: добова циклічність з амплітудою $\pm 3^\circ\text{C}$ та періодом 24 години, що моделює природні коливання внаслідок зміни освітленості та активності мешканців приміщення; сезонна компонента з амплітудою $\pm 2^\circ\text{C}$ та періодом 365 діб, що відображає річні кліматичні зміни; лінійний тренд з градієнтом $+0,002^\circ\text{C}/\text{год}$, що імітує поступове потепління від зими до літа. Накладений білий шум з

дисперсією $0,5^{\circ}\text{C}$ забезпечує реалістичну стохастичність вимірювань. Діапазон температур обмежений інтервалом $18\text{--}30^{\circ}\text{C}$, що відповідає комфортним умовам для більшості декоративних рослин.

Третій параметр – атмосферний тиск (pressure), виражений у гектопаскалях (hPa), відображає вплив метеорологічних процесів та проникнення погодних систем у закриті приміщення. Середнє значення тиску становить 1013 hPa, із періодичними коливаннями амплітудою 10 hPa та періодом п'ять діб, що моделює проходження циклонів та антициклонів. Додаткова гармонічна компонента з подвоєною частотою та амплітудою 5 hPa забезпечує формування складної інтерференційної картини коливань. Випадкова складова з дисперсією 2 hPa імітує короткострокові флуктуації, пов'язані з вентиляцією приміщення та мікрометеорологічними ефектами. Діапазон тиску обмежено інтервалом 990–1025 hPa, що охоплює типові варіації в помірних широтах.

Для навчання моделі прогнозування застосовується технологія ковзного вікна розміром 168 годин (7 діб), що формує навчальну підвибірку з останніх спостережень відносно моменту прогнозування. Така стратегія забезпечує адаптивність моделі до нестационарних характеристик часових рядів та максимальну релевантність історичних даних для короткострокового прогнозування. Навчальна вибірка містить 168 векторів спостережень для кожного з трьох параметрів, що становить 504 первинних значення на ітерацію навчання.

Кожне спостереження в навчальній вибірці піддається нелінійній трансформації для розширення простору ознак. Застосовується поліноміальне перетворення другого ступеня, що генерує три базисні функції: константу (bias term), лінійну компоненту часового індексу t та квадратичну компоненту t^2 . Це дозволяє моделі апроксимувати параболічні тренди в даних без необхідності явного моделювання нелінійних залежностей. Додатково вводяться дві тригонометричні ознаки – синус та косинус аргументу $2\pi t/24$, що формують ортогональний базис для представлення 24-годинної періодичності. Такий підхід забезпечує безперервність циклічної змінної при переході через межу доби та уникає розривів, властивих безпосередньому використанню годинного індексу.

Результуюча матриця ознак має розмірність 168×5 для кожного параметру, що становить 840 елементів на одну змінну або 2520 елементів для всієї системи. Вектор цільових значень містить 168 спостережень для кожного з трьох прогнозованих параметрів. Загальна кількість даних, що використовується в одному циклі навчання-прогнозування, становить 3024 числових значення, не враховуючи проміжних обчислень градієнтів та регуляризаційних термів.

На основі первинних даних обчислюється чотири похідні параметри, що характеризують різні аспекти взаємодії рослини з мікрокліматом. Дефіцит тиску пари (VPD) розраховується за формулою Тетенса для тиску насиченої пари з подальшим урахуванням відносної вологості повітря, оціненої через емпіричну кореляцію з вологістю ґрунту. Цей параметр кількісно описує транспіраційний потенціал атмосфери й приймає значення в діапазоні 0,4–2,0 кПа для розглянутих умов.

Індекс водного стресу (CWSI) обчислюється як нормалізована відстань поточної вологості від максимального комфортного рівня 75% відносно діапазону між критичним мінімумом 35% та максимумом [7]. Значення CWSI лежить в інтервалі $[0, 1]$, де 0 відповідає ідеальним умовам, а 1 – критичному стану рослини, що потребує термінового втручання. Графік індексу водного стресу (CWSI) представлено на рис. 3.

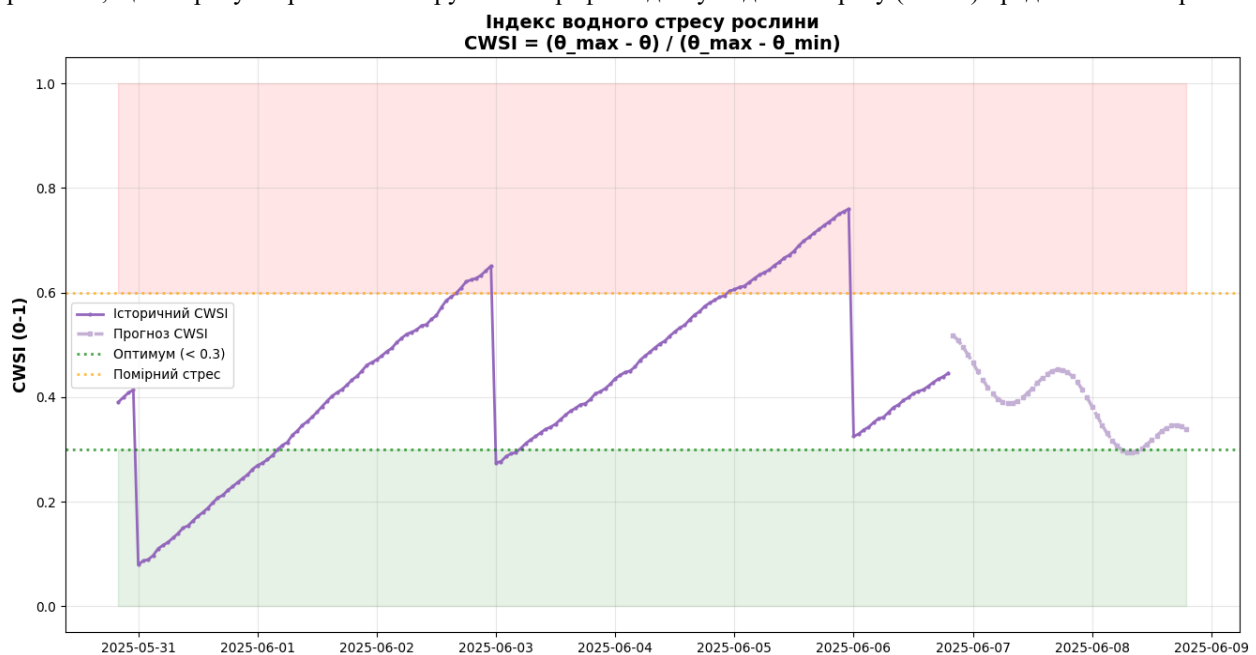


Рис. 3. Графік індексу водного стресу (CWSI)

Евапотранспірація (ЕТ) моделюється як добуток температурного надлишку над базовим рівнем 15°C та відношення референтної вологості 60% до поточної вологості ґрунту з коефіцієнтом пропорційності 0,05 [8]. Цей параметр виражається у відсотках втрати вологості на годину та типово варіює від 0,05 до 0,25 %/год залежно від термо-гідрологічних умов. Графік евапотранспірації (ЕТ) представлено на рис. 4.

Евапотранспірація (втрата води)
 $ET = K_o \cdot (T - T_o) \cdot (M_{ref}/M)$

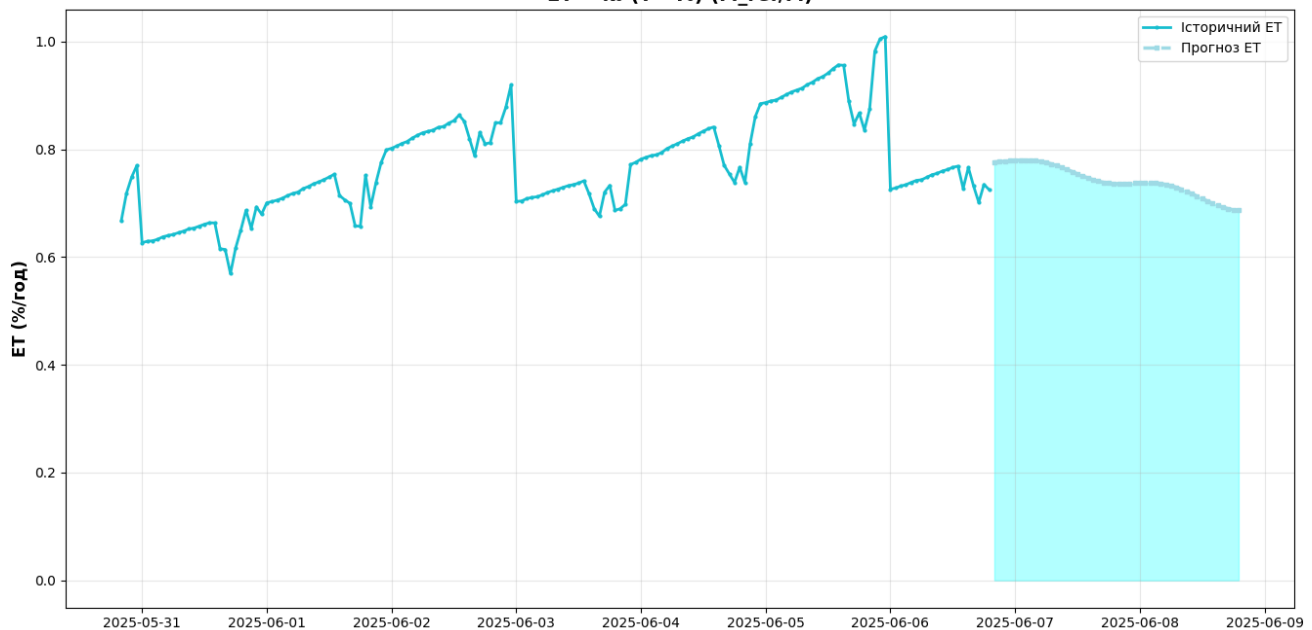


Рис. 4. Графік евапотранспірації (ЕТ)

Швидкість зміни вологості dM/dt обчислюється методом чисельного диференціювання за схемою градієнта NumPy, що використовує центральні різниці другого порядку точності у внутрішніх точках та односторонні різниці на границях інтервалу [9]. Цей параметр набуває як негативних значень (висихання) в діапазоні від -0,3 до -0,5 %/год, так і позитивних (зволоження) до +20-30 %/год у моменти поливу. Графік швидкості зміни вологості представлено на рис. 5.

Швидкість зміни вологості (похідна)
 $dM/dt \approx (M(t) - M(t-1)) / \Delta t$

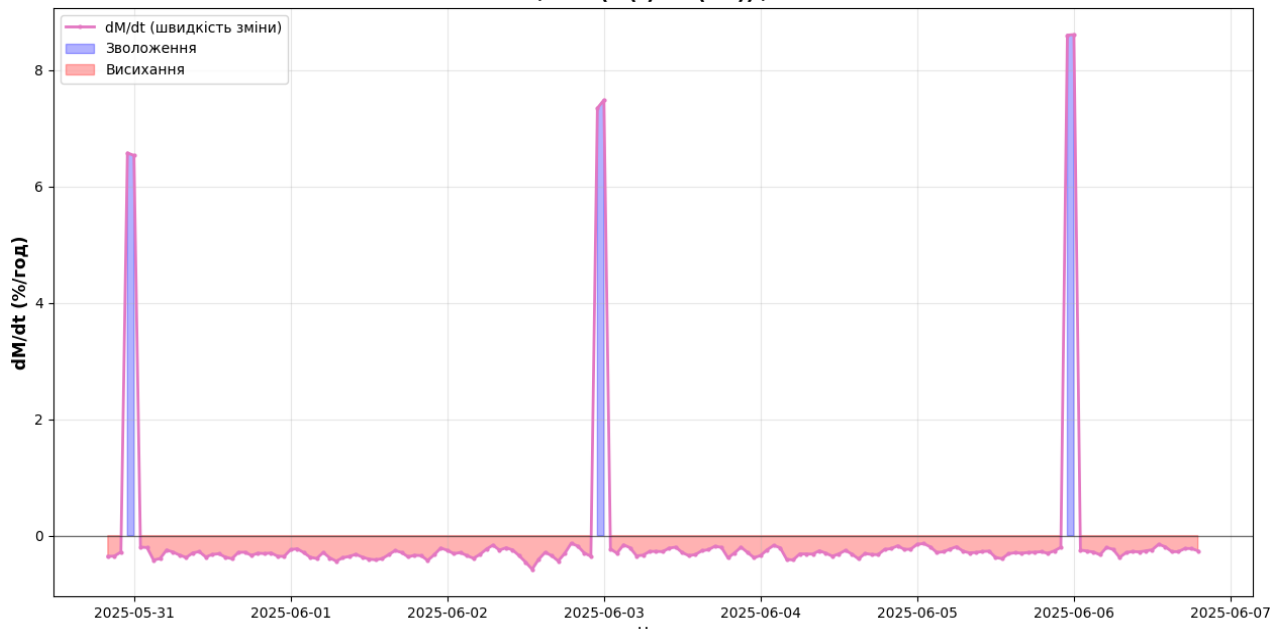


Рис. 5. Графік швидкості зміни вологості dM/dt

Для всіх чотирьох похідних параметрів обчислюються як історичні значення на інтервалі 168 годин (всього 672 значення для VPD, CWSI, ET та 168 для dM/dt), так і прогнозні значення з періодом до 48 годин (144 значення для VPD, CWSI та ET). Загальний обсяг похідних даних становить 816 числових значень на один цикл аналізу.

Результатом роботи моделі є прогноз трьох основних параметрів з періодом до 48 годин, що становить 144 точкових оцінки. Для кожного прогнозу обчислюються межі 95% довірчого інтервалу за формулою $\hat{y} \pm 2\sigma\sqrt{(1 + t/168)}$, де σ – емпірична стандартна помилка, оцінена на навчальній вибірці через залишки регресії, а t – індекс прогнозованої точки. Коефіцієнт $\sqrt{(1 + t/168)}$ відображає зростання невизначеності з часом внаслідок накопичення помилок екстраполяції. Довірчі інтервали представлені 288 додатковими значеннями (верхня та нижня межі для 144 прогнозів).

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

1. Розроблено автоматизовану систему поливу домашніх рослин, яка забезпечує контроль вологості ґрунту та температури повітря в реальному часі. Система оснащена енергоефективною пам'яттю для збереження даних сенсорів та передачею інформації на ПК через послідовний порт для подальшого аналізу.

2. Реалізовано програмну частину для опитування сенсорів та керування насосом за алгоритмом автоколивання, що дозволяє підтримувати оптимальні умови росту рослин і запобігати їх пересиханню або перезволоженню.

3. Встановлено, що застосування Ridge-регресії з розширеним простором ознак, включає поліноміальні трансформації другого ступеня та тригонометричні компоненти, забезпечує ефективне моделювання нелінійних трендів і циклічних залежностей у часових рядах мікрокліматичних параметрів. Використання L2-регуляризації з коефіцієнтом $\alpha = 0,5$ регулює стабільність моделі та запобігає перенаванчання при роботі з високорозмірним простором ознак.

4. Розроблена система забезпечує короткостроковий прогноз на з періодом до 48 годин для трьох ключових параметрів: вологості ґрунту, температури повітря та атмосферного тиску. Використання ковзного вікна навчання в межах 168 годин дозволяє моделі адаптуватися до нестационарних характеристик часових рядів та враховувати актуальні тенденції у динаміці мікроклімату.

5. Система генерує конкретні рекомендації щодо догляду за рослинами на основі прогнозованих значень параметрів, зокрема: ідентифікацію критичних моментів для поливу при прогнозованому зниженні вологості нижче 45%, попередження про екстремальні температурні умови (вище 27°C або нижче 19°C) та прогнозування погодних змін на основі динаміки атмосферного тиску. Це дозволяє перейти від реактивного до проактивного управління умовами утримання рослин.

Подальше вдосконалення системи може включати впровадження більш складних моделей часових рядів (ARIMA, LSTM-мережі) для підвищення точності довгострокових прогнозів, інтеграцію зовнішніх метеорологічних даних, адаптивний підбір гіперпараметрів моделі з урахуванням особливостей конкретних видів рослин, а також розробку системи автоматичного керування поливом на основі прогнозних рекомендацій.

Розроблена система демонструє практичне застосування методів машинного навчання для вирішення задач точного землеробства та розумного домашнього господарства, забезпечуючи науково обґрунтований підхід до оптимізації умов вирощування рослин.

Література

1. Romashchenko, M. I., Bogaenko, V. O., Shatkovskiy, A. P., Matyash, T. V., Kolomiets, S. S., Shevchuk, S. A., ... & Sardak, A. S. (2022). Conceptual principles of watering control under irrigation. *Land Reclamation and Water Management*, (1), 5-17. <https://doi.org/10.31073/mivg202201-328>
2. Abo-Zahhad, M. M. (2023). Iot-based automated management irrigation system using soil moisture data and weather forecasting adopting machine learning technique. *Sohag Engineering Journal*, 3(2), 122-140.
3. Soussi, A., Zero, E., Sacile, R., Trincherio, D., & Fossa, M. (2024). Smart sensors and smart data for precision agriculture: a review. *Sensors*, 24(8), 2647.
4. Zhu, Y., Zhang, S., Tang, S., & Gao, Q. (2025). Research Progress and Applications of Artificial Intelligence in Agricultural Equipment. *Agriculture*, 15(15), 1703.
5. Hikmah, N., Islam, P., Mislani, M., & Munir, R. (2021). Rancang Bangun Sistem Monitoring Suhu dan Kelembaban Tanah pada Media Tanam Berbasis Mikrokontroler ATMEGA328P. *Progressive Physics Journal*, 2(1), 29-36. <https://doi.org/10.30872/ppj.v2i1.752>
6. Al-Obaidi, M. A. M., Radhi, M. A. H., Ibrahim, R. S., & Sutikno, T. (2020). Technique smart control soil moisture system to watering plant based on IoT with arduino uno. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(5), 2038-2044. <https://doi.org/10.11591/eei.v9i5.1896>
7. Appiah SA, Li J, Lan Y, Darko RO, Alordzinu KE, Al Aasmi A, Asenso E, Issaka F, Afful EA, Wang H, Qiao S. Real-Time Assessment of Mandarin Crop Water Stress Index. *Sensors* (Basel). 2022 May 26;22(11):4018. <https://doi.org/10.3390/s22114018> PMID: 35684639; PMCID: PMC9185456.
8. Xing, W., Wang, W., Shao, Q., Song, L., & Cao, M. (2021). Estimation of Evapotranspiration and Its Components across China Based on a Modified Priestley-Taylor Algorithm Using Monthly Multi-Layer Soil Moisture Data. *Remote Sensing*, 13(16), 3118. <https://doi.org/10.3390/rs13163118>

Shaikh, Janarul, and Sanjeet Sahoo. "Effect of Evapotranspiration on Soil Moisture Dynamics in Top Surface Layer of a Loamy Land in Climate Change Condition" *Acta Horticulturae et Regiotecturae*, vol. 27, no. 1, Slovak University of Agriculture in Nitra, 2024, pp. 6-14. <https://doi.org/10.2478/ahr-2024-0002>

References

- 1 Romashchenko, M.I., Bogaenko, V.O., Shatkovskiy, A.P., Matyash, T.V., Kolomiets, S.S., Shevchuk, S.A., ... & Sardak, A.S. (2022). Conceptual principles of watering control under irrigation. *Land Reclamation and Water Management*, (1), 5–17. <https://doi.org/10.31073/mivg202201-328>
- 2 Abo-Zahhad, M.M. (2023). Iot-based automated management irrigation system using soil moisture data and weather forecasting adopting machine learning technique. *Sohag Engineering Journal*, 3(2), 122–140.
- 3 Soussi, A., Zero, E., Sacile, R., Trinchero, D., & Fossa, M. (2024). Smart sensors and smart data for precision agriculture: a review. *Sensors*, 24(8), 2647.
- 4 Zhu, Y., Zhang, S., Tang, S., & Gao, Q. (2025). Research Progress and Applications of Artificial Intelligence in Agricultural Equipment. *Agriculture*, 15(15), 1703.
- 5 Hikmah, N., Islam, P., Mislan, M., & Munir, R. (2021). Rancang Bangun Sistem Monitoring Suhu dan Kelembaban Tanah pada Media Tanam Berbasis Mikrokontroler ATMEGA328P. *Progressive Physics Journal*, 2(1), 29–36. <https://doi.org/10.30872/ppj.v2i1.752>
- 6 Al-Obaidi, M.A.M., Radhi, M.A.H., Ibrahim, R.S., & Sutikno, T. (2020). Technique smart control soil moisture system to watering plant based on IoT with Arduino Uno. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 9(5), 2038–2044. <https://doi.org/10.11591/eei.v9i5.1896>
- 7 Appiah SA, Li J, Lan Y, Darko RO, Alordzinu KE, Al Aasmi A, Asenso E, Issaka F, Afful EA, Wang H, Qiao S. Real-Time Assessment of Mandarin Crop Water Stress Index. *Sensors (Basel)*. 2022 May 26;22(11):4018. <https://doi.org/10.3390/s22114018> PMID: 35684639; PMCID: PMC9185456.
- 8 Xing, W., Wang, W., Shao, Q., Song, L., & Cao, M. (2021). Estimation of Evapotranspiration and Its Components across China Based on a Modified Priestley–Taylor Algorithm Using Monthly Multi-Layer Soil Moisture Data. *Remote Sensing*, 13(16), 3118. <https://doi.org/10.3390/rs13163118>
- 9 Shaikh, Janarul, and Sanjeet Sahoo. "Effect of Evapotranspiration on Soil Moisture Dynamics in Top Surface Layer of a Loamy Land in Climate Change Condition" *Acta Horticulturae et Regiotecturae*, vol. 27, no. 1, Slovak University of Agriculture in Nitra, 2024, pp. 6-14. <https://doi.org/10.2478/ahr-2024-0002>