

УДК 004.8:631.1

DOI: <https://doi.org/10.17721/AIT.2025.2.02>

Владислав ГНАТІЄНКО, аспірант

ORCID ID: 0009-0000-2678-5158

e-mail: hnatienko.vladyslav@knu.ua

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

Віталій СНИТЮК, д-р техн. наук, проф.

ORCID ID: 0000-0002-9954-8767

e-mail: snytyuk@knu.ua

Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ТЕХНОЛОГІЯ РОЗПОДІЛЕНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКИХ КУЛЬТУР

В с т у п . Прогнозування врожайності сільськогосподарських культур відіграє важливу роль у забезпеченні сталого розвитку світової економіки. Передбачення перевиробництва продукції сільського господарства чи продовольчих криз у певних країнах робить можливим завчасний перерозподіл продовольчих потоків та резервування відповідних ресурсів. На рівні окремих країн об'єктивізуються процеси прийняття рішень та вживаються заходи щодо підвищення врожайності рослин та недопущення можливих втрат. У статті пропонується технологія прогнозування врожайності, в основі якої лежать моделі, де входними факторами є показники якості ґрунту, типу та кількості шкідників стану рослин. Їх оптимізація визначається через врахування характеристик зовнішнього середовища та впливу людини.

М е т о д и . В основі дослідження лежать моделі ідентифікації залежності врожайності від певних факторів та методи їх структурної та параметричної ідентифікації й оптимізації.

Р е з у л ь т а т и . Розроблено комплекс моделей для визначення врожайності рослин як залежностей від факторів, які є визначальними на етапі посіву; від типу та обсягу внесених добрив; від технологій обробки рослин та умов зовнішнього середовища; від технологій та обсягу поливу. Запропоновано моделі для визначення вегетаційного індексу для кожного етапу впливу на рослини як залежності від впливів попередніх періодів. Розроблено інтегральну модель для прогнозування врожайності рослин як зважену суму моделей-залежностей врожайності від впливу на рослини протягом вегетаційного періоду, що дозволило суттєво зменшити середньостатистичну помилку прогнозування.

В и с н о в к и . Одержані в статті результати становлять методологічну базу технології розподіленого прогнозування врожайності сільськогосподарських культур. Необхідність дослідження визначається низькою точністю прогнозування врожайності рослин поля та узагальненими рекомендаціями щодо агро впливів на рослини. Використання пропонуємої моделі дозволить диверсифікувати ризики рослинництва та підвищити обсяги виробництва сільськогосподарської продукції.

К л ю ч о в і с л о в а : рослинництво, врожайність, вегетаційний індекс, розподілене прогнозування, моделі, фактори, експериментальна верифікація.

Вступ. В умовах зростаючої світової популяції та глобальних викликів, пов'язаних зі зміною клімату, продовольча безпека набуває ключового значення як для світу в цілому, так і для України зокрема. Від забезпеченості населення якісними харчовими продуктами залежить добробут суспільства та соціально-економічна стабільність.

Прогнозування врожайності сільськогосподарських культур є одним із найважливіших інструментів забезпечення продовольчої безпеки. Завдяки прогнозам можна передбачити очікувані обсяги виробництва, що дозволяє своєчасно вживати заходів для мінімізації потенційних втрат та застосувати компенсаційні механізми.

Аналіз попередніх досліджень. Задача прогнозування врожайності сільськогосподарських культур є актуальною і вже тривалий час перебуває в центрі уваги наукової спільноти. За останні десятиліття запропоновано широкий спектр моделей і методів прогнозування. Першу групу складають лінійні моделі прогнозування. Істотна нелінійність вегетаційних процесів та відсутність повноцінних наборів даних є значною перешкодою для їх застосування. Так, у дослідженні (Гузь, Чухліб, & Симоненко, 2024) прогнозування середньої врожайності соняшника в різних агрокліматичних зонах виконано на основі кліматичних та агрометеорологічних даних із використанням лінійних регресійних моделей, побудованих із використанням дуже малої вибірки (три спостереження), чого недостатньо для достовірної оцінки узагальнюючої прогностичної здатності запропонованих моделей. Стаття (Симоненко, 2016) присвячена визначенню лінійної залежності між середньомісячною температурою в травні та середньою врожайністю озимої пшениці в Україні. Контрольна вибірка в дослідженні відсутня, а на навчальних даних середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE) запропонованої моделі складає 17%. Автори роботи (Майданович, Сайдак, 2021) для прогнозування середньої врожайності зернових і зернобобових культур в Одеській області побудували лінійні регресійні моделі із використанням вегетаційного індексу VHI на 16-й та 20-й тижні року. Точність моделі оцінювалась на навчальних даних: коефіцієнт кореляції між фактичними значеннями та прогнозованими склав 0.93 (для кінця квітня) і 0.89 (для кінця травня). У дослідженні (Семенова, 2014) прогнозування середньої врожайності озимої пшениці по областях степової зони України виконувалося з використанням лінійної моделі, де аргументами вказані нормовані вегетаційні індекси та показники атмосферного блокування (ECBI, VCI, WVI). При оцінюванні точності отримано високі коефіцієнти детермінації, однак спостерігається значний розкид стандартної похибки (від 0.08 до 4.83 т/га), що свідчить про нестабільність моделі на різних наборах даних. Для прогнозування середньої врожайності районів Київської області використовувалась багатоваріантна лінійна регресія з метеорологічними даними (подекадні температури та опади) (Жолобак та ін., 2010). Типова похибка моделі становила 5–15% для більшості років, в екстремальні роки сягала 20–25%; при надходженні нових метеоданих впродовж дозрівання рослин точність прогнозу зростала, з мінімальною похибкою близько 11%.

Іншу групу утворюють моделі, в основі яких лежить моделі, що базуються на екстраполяції врожайності або інших параметрів минулих років. Дослідники (Климко, Федченко, 2015) для великого аграрного підприємства застосували модель Брауна та динамічну регресію без урахування додаткових факторів. Точність прогнозування є низькою: вгадується лише загальний тренд, але для більшості років спостерігаються значні відхилення між прогнозованими і фактичними значеннями. У статті (Ольвач, 2009) наведено дані про прогнозування середньої врожайності зернових у Сумській області, яке здійснювалось шляхом аналітичного вирівнювання ряду врожайності за 15 років спостережень, з апроксимацією лінійною, параболічною та гіперболічною функцією. Модель перевіряли на навчальній вибірці, де залишкове середнє квадратичне відхилення становило 4,6–5,0 ц/га, а коефіцієнт варіації 21–23%, однак тестова вибірка не розглядалась. Автори (Грицюк, 2010) виконували прогнозування середньої врожайності озимої пшениці по областях південно-східної України з використанням двошарової прямошв'язної нейронної мережі на основі часових рядів з додатковим згладжуванням Фур'є. Вдалось досягти вищої точності порівняно з ARIMA (середня відносна похибка 20% проти 23%), однак абсолютні значення похибки залишаються високими для практичного використання. У роботі (Грицюк, 2011) для прогнозування врожайності на регіональному та національному рівні використовували різні моделі — від лінійно-гармонічних і адаптивних гармонічних моделей до ARIMA й динамічного нелінійного моделювання. Конкретних числових показників точності автори не навели, що не дозволило оцінити точність прогнозування.

Окрему увагу заслуговують нелінійні моделі, які застосовуються для аналізу взаємозв'язків між факторами впливу та врожайністю. З огляду на те, що більшість природних процесів є суттєво нелінійними, використання таких моделей може дати змогу досягти вищої точності прогнозування. У роботі (Лиховид та ін., 2024) для прогнозування врожайності кукурудзи на дослідних ділянках було використано поліноміальну регресію другого ступеня на основі супутникового індексу NDVI. Вдалось досягти прийнятної точності на навчальній вибірці (середня абсолютна помилка MAPE $\approx$ 7.6%), проте відсутність тестування на незалежних даних не дозволяє зробити висновки щодо здатності моделі до узагальнення. Згідно з дослідженням (Михайловський, Адаменко, & Кульбіда, 2014) прогнозування середньої врожайності по областях на основі індексу NDVI з використанням апроксимації нелінійними функціями виконується з невисокою точністю (середньоквадратична помилка RMSE $\approx$ 75% від стандартної помилки), що свідчить про недостатність використання одного лише вегетаційного індексу для надійних прогнозів. У дослідженні (Бідюк та ін., 2017) використання градієнтного бустингу для прогнозування врожайності озимої пшениці на полях агрохолдингу привело до найвищої точності серед розглянутих моделей, забезпечивши RMSE 4,94 (10–14% від середніх значень врожайності). При використанні лінійних моделей отримано гірші результати за всіма основними метриками. У статті (Булакевич, & Качановський, 2018) використовувалися дві моделі: перша — rule-based класифікація для ідентифікації площ посівів озимої пшениці на супутникових знімках Sentinel-2, а друга — багатошарова нейронна мережа для прогнозування біомаси на основі NDVI та календарної дати. MAPE для прогнозу біомаси становила 11–14%. Дослідники в (Aubakirova et al., 2022) для прогнозування середньої врожайності пшениці по районах Північного Казахстану застосували багатошарову нейронну мережу із врахуванням агрохімічних, метеорологічних та фітосанітарних факторів. Дані було усереднено по районах, що, ймовірно, знизило точність моделі через внутрішньорайонні відмінності (MAPE склала 12,02%).

Для прогнозування також застосовують експертні оцінки та нечітку логіку, які дозволяють врахувати досвід і знання фахівців. Автори (Пащенко, & Марюшко, 2022) розробили багатокритеріальну нечітку систему прийняття рішень для прогнозування врожайності з урахуванням числових показників та лінгвістичних змінних — даних про погодні умови та біологічні й техногенні чинники. Для оцінки важливості факторів та визначення найкращих альтернатив використали метод аналізу ієрархій. Практична перевірка не проводилась; наведено лише демонстраційний приклад роботи системи на малому наборі даних. У дослідженні (Попов та ін., 2024) для прогнозування врожайності кукурудзи застосовано нечітку когнітивну карту, що поєднує експертні оцінки та супутникові дані. Однак модель не була протестована на реальних даних, тому її ефективність невідома.

Таким чином, проведений огляд свідчить, що сучасні технології прогнозування врожайності відрізняються типом вхідних даних або типом використовуваних моделей. У більшості випадків вони є малоточними: середня похибка становить 11–14 %, а значення менше 10 % трапляються лише в окремих випадках. Якщо масштабувати такі відхилення на загальний обсяг продукції великих агрохолдингів, потенційні помилки в оцінках становили б мільйони тонн, що робить наведені технології практично непридатними до широкого впровадження. Підвищення точності навіть на декілька відсотків істотно підвищило б прикладну цінність прогнозів, дозволяючи агровиробникам завчасно приймати обґрунтовані рішення і тим самим зміцнювати продовольчу безпеку. Другою критичною проблемою є несвоєчасність прогнозів. У більшості досліджень прогнози формують наприкінці вегетаційного періоду, за декілька місяців до збирання врожаю, тому впливати на кінцевий результат майже неможливо. Завчасне прогнозування на ранніх етапах розвитку культур дало б змогу більш ефективно управляти ризиками. Більш того, виявлення загальних тенденцій у змінах клімату та аналіз його впливу на вирощування рослин дозволили б прогнозувати ризики на майбутні роки. Нарешті, переважна більшість робіт фокусується на некерованих факторах — погодних умовах та супутникових вегетаційних індексах. Така однобічність унеможливорює оптимізацію керованих агровиробничих параметрів (сівозміна, норми добрив, режими зрошування тощо) й, відповідно, обмежує практичну корисність прогнозів.

Зважаючи на вищенаведене, розробка технологій прогнозування врожайності із врахуванням впливу керованих факторів, що дозволило б збільшити його точність, а також підвищити продуктивність сільськогосподарського виробництва та знизити ризики, є актуальною науково-практичною задачею.

Методи.

Розглядаючи сільськогосподарське виробництво, а саме рослинництво, відзначимо його дискретність, незважаючи на неперервний характер вегетації. Адже результуюча врожайність і валовий збір продукції залежить від того, яким було насіння, коли воно було висаджене, які характеристики ґрунту, разом із тим, якими були природні умови,

агротехнічні заходи для боротьби із шкідниками та внесення мінеральних добрив. У багатьох випадках важливим є і полив.

Розглянемо процес вирощування деяких сільськогосподарських рослин як складний процес, а поле, на якому цей процес відбувається як деяку складну екосистему S . Внутрішніми характеристиками екосистеми є показники якості ґрунту X , активності або концентрації шкідників Y , стану рослин Z . На екосистему впливають фактори зовнішнього середовища, зокрема, погодні умови W та дії людини H . Стан екосистеми S в момент часу t визначимо як кортеж $S(t) = \langle X(t), Y(t), Z(t), W(t), H(t) \rangle$. Для побудови моделей складові кортежу деталізуємо (за результатами попереднього експертного аналізу складові кортежу є найбільш інформативними факторами моделі і при необхідності їх кількість можна як збільшити, так і зменшити):

$$1. X(t) = \{X_i(t)\}_{i=1}^{10},$$

де $X_1(t)$ – концентрація азоту, $X_2(t)$ – концентрація фосфору, $X_3(t)$ – концентрація калію (макроелементи), $X_4(t)$ – концентрація бору, $X_5(t)$ – концентрація цинку, $X_6(t)$ – концентрація міді (мікроелементи), $X_7(t)$ – вміст гумусу, $X_8(t)$ – вологість ґрунту, $X_9(t)$ – температура ґрунту, $X_{10}(t)$ – щільність ґрунту;

2. $Y_1(t)$ – показник активності патогенних грибів, $Y_2(t)$ – показник забур'яненості, $Y_3(t)$ – показник активності комах-шкідників;

$$3. Z(t) = \{Z_i(t)\}_{i=1}^{12},$$

де $Z_1(t)$ – концентрація біомаси, $Z_2(t)$ – репродуктивна щільність, $Z_3(t)$ – густина стояння, $Z_4(t)$ – водозабезпеченість рослин, $Z_5(t)$ – фотосинтетична активність, $Z_6(t), Z_7(t), Z_8(t)$ – забезпеченість рослин натрієм, фосфором, калієм, відповідно, $Z_9(t), Z_{10}(t), Z_{11}(t)$ – забезпеченість рослин бором, цинком, міддю, відповідно, $Z_{12}(t)$ – показник хвороб рослин;

4. $W_1(t)$ – сумарні опади, $W_2(t)$ – температура повітря, $W_3(t)$ – швидкість вітру, $W_4(t)$ – напрям вітру, $W_5(t)$ – інтенсивність граду, $W_6(t)$ – сумарна сонячна радіація;

$$5. H(t) = \{H_i(t)\}_{i=1}^{17},$$

де $H_1(t)$ – вибір гібрида, $H_2(t)$ – густина посіву, $H_3(t)$ – дата посіву, $H_4(t) - H_{10}(t)$ – норми внесення азоту, фосфору, калію, бору, селену, магнію, кальцію, відповідно, $H_{11}(t), H_{12}(t), H_{13}(t)$ – дані про застосування гербіцидів, фунгіцидів, інсектицидів, відповідно, $H_{14}(t)$ – обсяг зрошування, $H_{15}(t)$ – дата збирання, $H_{16}(t)$ – параметри десикації, $H_{17}(t)$ – параметри налаштування комбайна;

Задача полягає у максимізації сумарного врожаю поля

$$P = P(Z(T)) \rightarrow \max, \quad (1)$$

де T – час закінчення вегетації. Для цього потрібно виконати таку послідовність впливів на систему S , щоб сукупність значень показників рослин Z була оптимальною в момент часу $t_n = T$. Додатково можна розглядати цілі збереження родючості ґрунту для подальшого використання в агровиробництві та покращення співвідношення й кількості поживних речовин у рослинній продукції (встановлено, що агротехнічні умови вирощування впливають на вміст поживних речовин у рослинній сировині, зокрема на вміст олії у насінні соняшника, білка у насінні льону тощо (Ranjitha et al., 2025; Каплін, 2007)), проте це варто розглядати в окремих дослідженнях.

Позначимо послідовність впливів людини як $h^m = \{H^m(t)\}_{t=t_0}^{t=t_n}$, де $m = \overline{1, M}$, M – кількість можливих комбінацій

впливів, що задовольняють екологічні регламенти й технологічні обмеження, t_0 – час висадження рослин.

Тоді задачу (1) зводимо до такої задачі:

$$\text{знайти } h^* = \underset{m \in \{1, 2, \dots, M\}}{\text{Arg max}} P, \quad (2)$$

тобто потрібно знайти таку допустиму послідовність дій h^* , яка забезпечує найвищу врожайність. Враховуючи неможливість точного прогнозування значень внутрішніх характеристик та факторів зовнішнього середовища на весь період вегетації, потрібно оптимізувати рішення для кожного людського впливу окремо.

Розглянемо етап посіву. На цьому етапі людина визначає гібрид, густоту посіву та дату посіву. Вибір гібрида впливає на тривалість вегетації, стійкість рослини до впливу шкідників, різних видів пестицидів та до впливу екстремальних температур. Густина посіву, як правило, вибирається відповідно до обраного гібриду, її оптимальні значення відомі агровиробникам, проте варто розглядати і цей параметр при формуванні послідовності впливів. Найважливіші показники, що можуть значно варіюватись від зміни дати посіву, включають температуру і вологість ґрунту, частоту й інтенсивність опадів та температуру повітря.

Наведені параметри є більш інформативними, ніж календарна дата, тому для оптимізації доцільно аналізувати їх, а плануючи посіви, обирати таку дату, при якій значення цих параметрів є близькими до оптимальних. Таким чином, необхідно визначити оптимальну комбінацію гібрида, густоти посіву та дати посіву, із врахуванням стану ґрунту та погодних умов. В залежності від подальших умов вирощування, така комбінація може варіюватись, проте має простежуватись загальна тенденція. Тобто, потрібно ідентифікувати залежність

$$P = f_1(H_1(0), H_2(0), X_8(0), X_9(0), W_1(0-16), W_2(0-16), W_{2\max}(t_0 - t_n), Y_{yp}), \quad (3)$$

де $H_1(0)$ – тип вибраного гібриду, $H_2(0)$ – густина посіву, $X_8(0)$ – вологість ґрунту в момент посіву, $X_9(0)$ – температура ґрунту в момент посіву, $W_1(0-16)$ – загальна кількість опадів протягом перших 16-ти днів після посіву, $W_2(0-16)$ – середня температура повітря протягом перших 16-ти днів з моменту посіву, $W_{2\max}(t_0 - t_n)$ – середнє максимальне значення температури повітря впродовж періоду вегетації для даного регіону, $W_2(0, t_n)$ – середня температура наприкінці вегетації в даному регіону для вибраної дати посіву, Y_{yp} – типові види шкідників та їх активність для даного регіону. Очевидно, що врожай поля визначається не лише факторами, перерахованими в (3). У момент посіву невідомо, в якому стані перебуватиме система S та якими будуть погодні умови протягом вегетаційного періоду. У залежності (3) не враховується дата посіву, оскільки вплив регіональних відмінностей може суттєво знизити точність моделювання. Водночас, залежність (3) дає можливість попереднього аналізу впливу початкових факторів на врожайність. Виконавши структурну та параметричну ідентифікацію (3), можна розв'язати задачу (1).

Важливу роль у виробництві сільськогосподарської продукції відіграють добрива. Враховуючи тривалий розвиток агровиробництва та постійне вдосконалення виробничих практик, можна вважати сучасні способи внесення добрив близькими до оптимальних. При цьому ефективність їх застосування можна підвищити, враховуючи дані про стан ґрунту та погодні умови. Такі дані впливають на визначення комбінації речовин і кількість їх внесення для максимізації врожайності, оскільки в залежності від умов навколишнього середовища речовини можуть краще або гірше засвоюватись рослинами та бур'янами. Таким чином, потрібно ідентифікувати залежність

$$P = f_2(X_8(t_j), X_9(t_j), X_{10}(t_j), W_1(t_j - n, 16), W_2(t_j - n, 16), R(t_j)), \quad (4)$$

де $X_8(t_j)$ – вологість ґрунту в момент внесення речовин t_j , $X_9(t_j)$ – температура ґрунту в момент внесення речовин, $X_{10}(t_j)$ – щільність ґрунту в момент внесення речовин, $W_1(t_j - n, 16)$ та $W_2(t_j - n, 16)$ – кількість опадів та температура повітря (середнє) від дати посіву до моменту через 16 днів після посіву, відповідно, $R(t_j)$ – кількість кожної речовини та спосіб її внесення, наприклад, підживлення по листу, внесення в ґрунт, крапельне тощо. Структурно та параметрично ідентифікувавши залежність (4) можна розв'язати задачу (1).

Для уточненого моделювання можна було б додатково розглядати вміст поживних речовин в рослині, наявність в неї хвороб та аналізувати стан бур'янів, проте, ймовірно, на практиці такий аналіз набагато більш трудомісткий, ніж моделювання на основі наведених параметрів. Існують типові етапи внесення добрив, тому можна виконувати оптимізацію окремо для кожного з них або визначити загальну залежність та загальні правила внесення речовин в залежності від фази вегетації та стану системи S .

На наступному етапі розглянемо задачу ідентифікації сумарного врожаю як залежності від технологій обробки рослин та умов зовнішнього середовища:

$$P = f_3(Y_1(t_k), Y_2(t_k), Y_3(t_k), I(t_k), W_1(t_k - m, 16), W_2(t_k - n, 16), W_2(t_k - n, 16), H_{11}(t_k), H_{12}(t_k), H_{13}(t_k)), \quad (5)$$

де $Y_1(t_k)$ – показник активності патогенних грибів у момент обробки t_k , $Y_2(t_k)$ – показник забур'яненості, $Y_3(t_k)$ – показник активності комах-шкідників, $I(t_k)$ – індекс ураження хворобами в момент обробки, $W_1(t_k - m, 16)$ – інтенсивність опадів за m днів до та протягом 16 діб після обробки (дощ може змивати препарат), $W_2(t_k - n, 16)$ – температура повітря за той же період, $H_{11}(t_k), H_{12}(t_k), H_{13}(t_k)$ – доза та тип гербіциду, фунгіциду та інсектициду, відповідно.

З урахуванням актуальних концепцій та вимог Євросоюзу у сфері сільського господарства (зокрема, Mission Soil та Farm-to-Fork Strategy) фокус агровиробництва зміщується в сторону екологічно безпечних практик. Одним із ключових наслідків є жорсткіші регламенти щодо застосування пестицидів: обмежуються як частота обробок, так і допустимі дози діючих речовин, а також посилюються вимоги до вибору низькотоксичних препаратів. Відповідно, оптимізація пестицидних обробок здійснюватиметься за додаткових умов – лише такі комбінації пестицидів вважаються припустимими, що задовольняють визначеним обмеженням.

Важливим фактором впливу на процес вирощування рослин є зрошення. Будемо розглядати вологозабезпеченість рослини впродовж всього періоду вегетації та залежність врожайності від цього показника. Рационально враховувати прогнозовані опади на найближчий час та типові майбутні періоди дощів або посухи для даного регіону. Для цього ідентифікуємо залежність

$$P = f_4(Z_4(t_0, t_n), W_1(t_0, t_n)), \quad (6)$$

де $Z_4(t_0, t_n)$ – вологозабезпеченість рослини впродовж всього періоду вегетації, $W_1(t_0, t_n)$ – кількість опадів впродовж всього періоду вегетації. Якщо процес аналізу вологозабезпеченості рослин є занадто трудомістким, можна визначити цей показник наближено на основі стану ґрунту та метеорологічних даних або на основі супутникових знімків.

Для оптимізації десикації найчастіше застосовують метод, запропонований у дослідженні (Гнатієнко, & Снитюк, 2024). Дата збирання та особливості налаштування комбайну, як правило, визначаються досвідченими спеціалістами безпосередньо перед збиранням врожаю.

Наведемо деякі узагальнені та уточнюючі пропозиції щодо прогнозування врожайності рослин. Припустимо, що внесення добрив, або засобів боротьби із шкідниками, або полив відбувались у певні моменти часу: $\{t_0, t_1, \dots, t_n\}$, де $t_0 < t_1 < \dots < t_n$ і t_0 відповідає часу посіву, а t_n – є часом збору врожаю. На часових проміжках $(t_k, t_{k+1}]$ могли випадати опади, змінюватись середньодобова температура, $k = \overline{0, n-1}$. Вегетаційний індекс посівів в $(k+1)$ -й момент часу є залежністю

$$V(t_{k+1}) = G_{k+1}(V(t_k), W((t_k, t_{k+1}]), P(t_k), F(t_k), H_{14}(t_k)), \quad (7)$$

від вегетаційного індексу $V(t_k)$ в k -й момент часу, погодних умов $W((t_k, t_{k+1}])$ на проміжку часу $(t_k, t_{k+1}]$, внесених пестицидів $H^P(t_k)$, добрив $H^D(t_k)$ та поливу в k -й момент часу, $k = \overline{0, n-1}$.

Модель (7) дозволить розв'язати задачу підбору оптимальних значень параметрів типу та кількості мінеральних добрив, засобів протидії шкідникам і обсягу поливу. Фактори залежності (7) зазвичай визначаються емпірично експертами. Формально їх висновки можна подати через функції належності. У такому випадку для ідентифікації (7) застосовний апарат теорії нечітких множин та нечіткої логіки. Є два способи розв'язати задачу ідентифікації: перший, якщо параметри функцій належності відомі і другий, якщо вони невідомі.

Модель (7) можна подати системою нечітких продукційних моделей, враховуючи вказане вище, що значна кількість параметрів, що описують вегетаційний процес, мають нечітку природу:

$$\text{If } V(t_k) \in \Theta_1^k \text{ \& } W((t_k, t_{k+1}]) \in \Theta_2^k \text{ \& } H^P(t_k) \in \Theta_3^k \text{ \& } H^D(t_k) \in \Theta_4^k \text{ \& } H_{14}(t_k) \in \Theta_5^k \text{ Then } V(t_{k+1}) \in \Omega^{k+1},$$

(8)

де Θ_i^k , Ω^k – нечіткі множини антецендентів і консеквента нечітких продукційних правил, $i = \overline{1, 5}$, $k = \overline{0, n-1}$.

Моделі типу (8) описують вплив погодних умов і агротехнічних заходів на вегетаційний індекс рослин у наступний період, коли проводяться наступні агротехнічні заходи чи здійснюється полив. Ідентифікація моделей типу (8) дозволить знаходити такі значення параметрів, при яких вегетаційний індекс у наступному періоді при незмінних інших умовах має бути оптимальним.

Можна побудувати моделі такого типу:

$$\begin{aligned} P_1 &= g_1(V(t_0), W((t_0, t_1]), H^P(t_0), H^D(t_0), H_{14}(t_0)), \\ P_2 &= g_2(V(t_1), W((t_1, t_2]), H^P(t_1), H^D(t_1), H_{14}(t_1)), \end{aligned} \quad (9)$$

$$\dots$$

$$P_n = g_n(V(t_{n-1}), W((t_{n-1}, t_n]), H^P(t_{n-1}), H^D(t_{n-1}), H_{14}(t_{n-1})),$$

де P_i – сумарний врожай поля (або врожайність рослин поля), прогнозований з використанням i -ї моделі, $i = \overline{1, n}$.

На відміну від моделей (7-8), які показують вплив вегетаційного індекса попереднього періоду на індекс наступного періоду, моделі типу (9) вказують на залежність врожайності с/г культури від агротехнічних заходів у k -й момент часу та погодних умов на проміжку часу $(t_k, t_{k+1}]$ (рис. 1).

Такі моделі, побудовані на реальних даних можуть бути використаними для прогнозування майбутнього урожаю. Водночас, очевидно, що всі вони матимуть різні прогностичні властивості.

Для перевірки моделей (9) на адекватність, використаємо критерій зовнішнього доповнення. Для цього розіб'ємо початкову множину даних на дві вибірки: навчальну та контрольну. З використанням елементів першої вибірки здійснюватимемо ідентифікацію моделей (9). Підставляючи елементи другої вибірки у моделі (9), знайдемо відповідні середньоквадратичні помилки $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$ (рис. 2).

Впорядкуємо їх за спаданням та визначимо порогове значення θ , відберемо ті ε_i , які менші порогового значення, перенумеруємо їх та залишимо відповідні моделі $P_{k_1}, P_{k_2}, \dots, P_{k_m}$, де $m < n$. Надамо кожній моделі ваговий коефіцієнт

$W_i = (1/\varepsilon_{k_i}) / \sum_{i=1}^m 1/\varepsilon_{k_i}$, $i = \overline{1, m}$. Таким чином, модель, яка має найкращі прогностичні властивості, матиме і найбільшу вагу. Для прогнозування використовуватиметься модель (10):

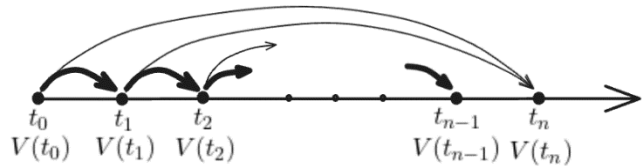


Рис. 1. Динаміка вегетаційного індексу

$$P = \sum_{i=1}^m w_i P_{k_i} . \quad (10)$$

Використання (10) у загальному випадку дозволить мінімізувати середньоочікувані ризики малоточних прогнозів та підвищити точність прогнозування.

Результати. Для експериментальної верифікації пропонуємої моделі проведено моделювання. Дані згенеровані за встановленими правилами щодо коректності виконання агротехнічних завдань та відповідності умов вирощування рослин. Наприклад, для етапу посіву було встановлено діапазони значень параметрів ґрунту та погодних умов, які прийнято як оптимальні, та результуючу врожайність оцінено із урахуванням штрафу за відхилення від таких умов.

Розглянемо послідовність дій для визначення оптимальних умов посіву з використанням залежності (3). Вважається, що агропродуценти обирають гібрид із урахуванням його стійкості до найактивніших шкідників у даному регіоні та до екстремальних температур, а також із урахуванням особливостей регіону. Таким чином, необхідно визначити оптимальні густоту посіву, стан ґрунту і погодні умови при посіві.

Додатково при виборі дати посіву необхідно враховувати типову тривалість теплого сезону в даному регіоні та тривалість вегетації обраного гібрида.

Ідентифікація залежності f_1 виконана з використанням лінійної множинної регресії (linear, метод найменших квадратів), нелінійної множинної регресії (brandon, метод Брандона), поліному Колмогорова-Габора (gmdh, методу групового урахування аргументів), багатосарової прямозв'язної нейронної мережі (mlp, метод зворотного поширення помилки) та RBF-мережі (rbf, метод прямого навчання). Найвища точність досягнута при використанні багатосарової прямозв'язної нейронної мережі. Показники точності представлені на рис. 3. Для досягнення більшої точності при моделюванні з використанням фактичних спостережень може бути застосований метод, наведений в дослідженні (Hnatienko, Hnatienko, 2024).

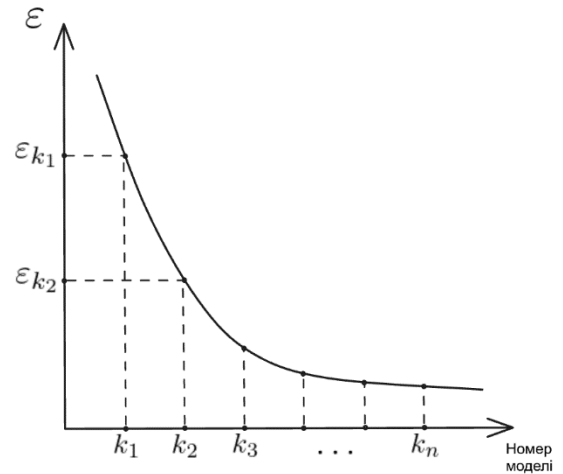


Рис. 2. Впорядкування моделей за критерієм зовнішнього доповнення

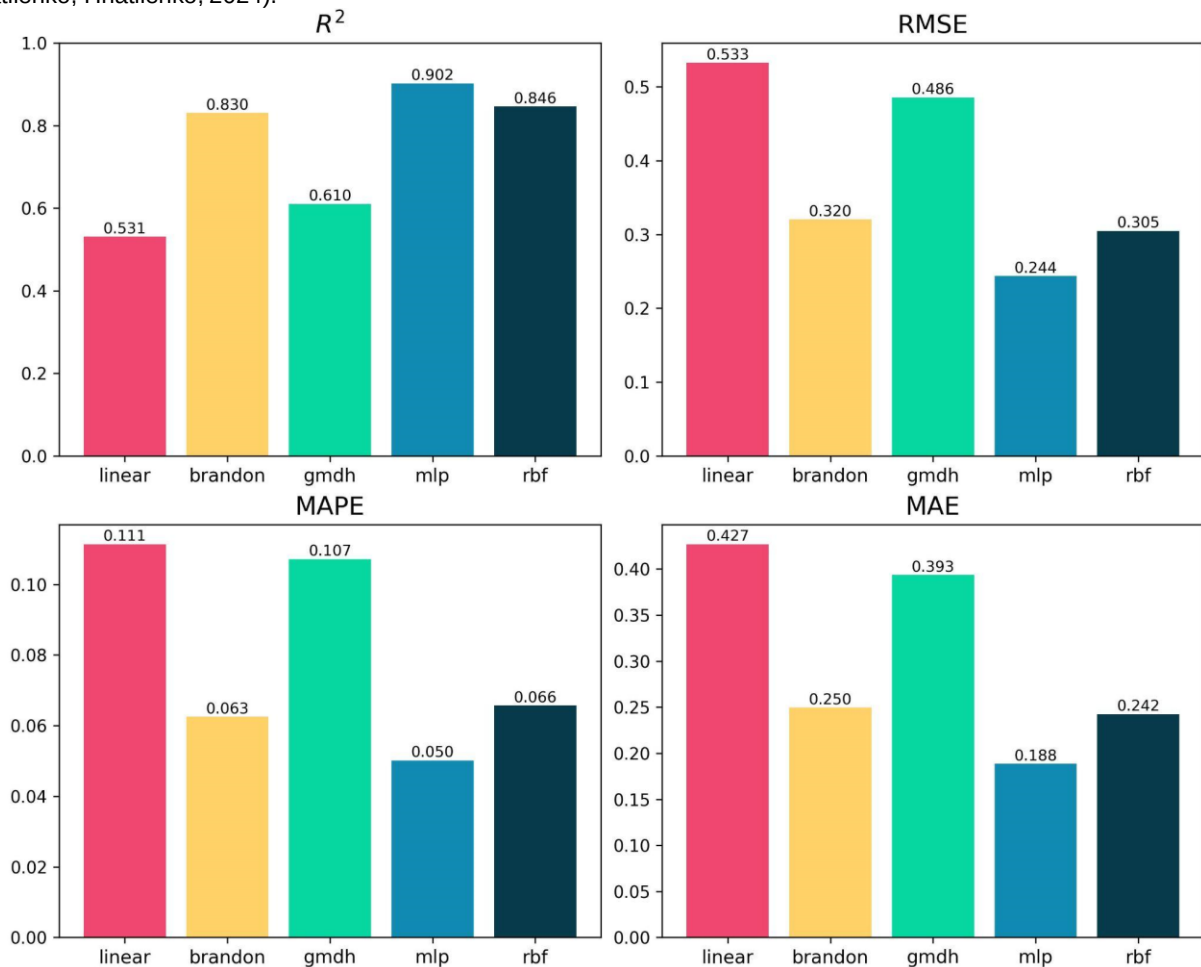


Рис. 3. Оцінка точності моделей на контрольній вибірці

Для оптимізації залежності f_1 було застосовано еволюційні стратегії. Визначено оптимальні умови посіву. Знайдені показники відповідають умовам, які було прийнято за оптимальні при генерації даних. Визначено також найгірші умови, які призводять до найнижчої врожайності: низькі температура та вологість ґрунту в момент посіву, інтенсивні опади у перші 16 днів після посіву, зависока густота посіву та знижена температура наприкінці періоду вегетації (рис. 4).

Множину цілком контрольованих параметрів складають густота посіву та дата посіву. Для вибору дати розглядається діапазон від типової найбільш ранньої дати посіву (для соняшника, як правило, наприкінці березня) до типової найбільш пізньої (для соняшника, як правило, початок червня). У перший день діапазону відомі точні показники стану ґрунту та погодних умов, тому може бути виконане прогнозування врожайності з використанням залежності f_1 — буде отримано значення врожайності в разі вибору поточної дати для посіву. Окрім цього потрібно визначити найкращі потенційні умови посіву в разі вибору іншої дати — для цього за допомогою іншої моделі потрібно виконати прогнозування стану ґрунту та погодних умов, та для кожного прогнозу визначити потенційну врожайність з її використанням. Якщо прогнозована врожайність для однієї з майбутніх дат є вищою, приймається рішення про перенесення посіву. Щодня прогнози оновлюються та уточнюються з урахуванням нових даних.

Важливо враховувати обмежені можливості прогнозування погоди. Вважається, що довгострокове прогнозування погодних умов неможливе. У 1969 році Едвард Лоренц висунув гіпотезу про принципову межу передбачуваності стану атмосфери. Він показав, що навіть дві формально детерміновані системи за наявності малих початкових відмінностей упродовж скінченного інтервалу часу будуть відрізнятися так, ніби це два випадкові стани системи (Lorenz, 1969). Це підтверджується дослідженнями, в яких виконується прогнозування погодних умов: коли термін прогнозування досягає 14 днів, середня квадратична похибка моделі стає не меншою за середнє квадратичне відхилення вибірки (Lorenz, 1969), а в деяких випадках це спостерігається і для коротших термінів (Hu, Wang, Shen, 2022; Saubhagya, et al., 2024). Тому метод визначення оптимальних умов посіву може бути розроблений із урахуванням таких особливостей. Середні значення температури та опадів впродовж типових календарних дат, в які приймається рішення про посів, можуть бути використані для визначення орієнтовних значень врожайності при найгіршому та найкращому сценаріях. Додатково можна використати середні значення показників ґрунту. Спираючись на ці значення та на короткострокові прогнози погодних умов і стану ґрунту може бути визначена дата посіву таким чином, щоб врожайність була близькою до максимальної.

Аналогічно можуть бути ідентифіковані та знайдені оптимуми залежностей f_2, f_3 та f_4 , проте для побудови адекватних моделей доцільно детально розглядати кожну із задач ідентифікації окремо. Наприклад, для оптимізації зрошування можна розглядати вологозабезпеченість ґрунту по відношенню до його потенціалу вологозабезпеченості як основний параметр (нестача вологи призводить до водного стресу рослин, що знижує врожайність (Ucak, & Secme, 2021)). При цьому виникають такі складності:

1. Невідомо, наскільки змінюватиметься вологозабезпеченість ґрунту після випадання опадів. Зазвичай метеорологічні дані містять лише сумарну кількість опадів у міліметрах, і, з огляду на те, що дані однієї станції репрезентують великі території радіусом 5–15 км, такий показник є надто узагальненим. Навіть в межах одного поля опади можуть бути нерівномірними, а нерівномірність параметрів ґрунту (щільності, складу тощо) призводить до непередбачуваності розподілу та швидкості стікання вологи. Тому вплив опадів на вологозабезпеченість за єдиним загальним показником передбачити майже неможливо.
2. Якщо для визначення вологозабезпеченості ґрунту застосовують датчики, то потрібно розв'язувати задачу визначення мінімально достатньої кількості та місць розташування цих датчиків, щоб забезпечити достатню точність даних, що описують стан поля, при мінімальних витратах на обладнання. Для розв'язання такої задачі можна використати метод, що ґрунтується на ідеях, запропонованих в дослідженнях (Зозуля та ін.; 2023; Гнатієнко, & Скубій, 2023).

Оптимізація моделі: mlr

Gen 002: best = 5.8245

Gen 004: best = 5.8379

Gen 006: best = 5.8459

Gen 008: best = 5.8459

Gen 010: best = 5.8459

Найкращі параметри:

H_2(0) : 57.337

X_8(0) : 20.866

X_9(0) : 15.827

W_1(0,16) : 0.100

W_2(0,16) : 5.200

W_2(0,t_n) : 15.506

Прогнозована врожайність: 5.846

Gen 002: worst = 1.8609

Gen 004: worst = 1.8609

Gen 006: worst = 1.8608

Gen 008: worst = 1.8595

Gen 010: worst = 1.8595

Найгірші параметри:

H_2(0) : 70.000

X_8(0) : 10.000

X_9(0) : -0.100

W_1(0,16) : 126.700

W_2(0,16) : 6.199

W_2(0,t_n) : 9.100

Прогнозована врожайність: 1.86

Рис. 4. Значення параметрів, при яких врожайність найвища та найнижча, відповідно

3. Навіть при застосуванні датчиків можна визначити лише поточний стан ґрунту. Точність прогнозування опадів значно обмежена, а враховуючи неможливість точно визначити зміну стану ґрунту навіть при відомій інтенсивності опадів, виникає складність визначення доцільності зрошування. В разі непередбачених опадів процедура може бути надмірною та лише зашкодить рослинам. З іншої сторони, помилкове передбачення опадів може призвести до рішення щодо відміни зрошування, що також може значно погіршити стан рослин.

При оптимізації застосування пестицидів також виникають значні складнощі, оскільки необхідно враховувати особливості ґрунту, рослин, погодних умов та активність шкідників на полі, що можуть значно відрізнятися для різних випадків, через що складно визначити узагальнюючі особливості, які дозволили б застосовувати моделі поза межами навчальної вибірки. Окрім цього необхідно розробити спосіб визначення активності шкідників, що має включати врахування виду шкідників, їх розповсюдженості на полі та можливість визначення цих показників із мінімальними витратами ресурсів. Доцільно використовувати прилади віддаленого моніторингу, проте в такому разі виникає задача розпізнавання образів для визначення ключових особливостей стану системи S , що можуть вказувати на необхідність застосування пестицидів. Для оптимізації внесення добрив також важливо визначити основні фактори, що найбільше впливають на врожайність, врахувати зміни вегетаційних показників в разі застосування добрив, в залежності від стану рослин, та яким чином враховувати погодні умови і стан ґрунту при визначенні термінів внесення речовин. Додаткові задачі можуть включати оптимізацію диференційованого внесення та автоматизацію моніторингу значень відповідних параметрів.

Висновки. У статті пропонується технологія прогнозування врожайності сільськогосподарських культур із урахуванням впливу керованих факторів агропромисловості. Запропоновано підхід до поетапної оптимізації рішень на всіх ключових стадіях виробничого циклу (посів, зрошення, внесення добрив і пестицидів), що дозволяє отримувати більш точні рекомендації для аграріїв. Важливість проведеної роботи полягає у впровадженні гнучкої технології оптимізації, яка враховує як особливості конкретного поля, так і сучасні регуляторні вимоги ЄС щодо обмежень на використання хімічних засобів.

Подальші дослідження полягатимуть у розробці методів оптимізації застосування пестицидів з урахуванням екологічних та нормативних обмежень, а також оптимізації внесення добрив для підвищення врожайності й зменшення негативного впливу на довкілля; технологій оптимізації процесу зрошування з урахуванням неоднорідності полів і нерівномірності та непередбачуваності опадів; моделей та методів для визначення оптимальних умов посіву з мінімізацією невизначеності, пов'язаної з неможливістю довгострокового прогнозування погодних факторів.

Внесок авторів. Владислав Гнатієнко – методологія, програмне забезпечення, валідація даних, написання – оригінальна чернетка. Віталій Снитюк – концептуалізація, формальний аналіз, написання – перегляд і редагування.

Джерела фінансування. Це дослідження не отримало жодного гранту від фінансової установи в державному, комерційному або некомерційному секторах.

Використання інструментів штучного інтелекту. Автори заявляють, що під час підготовки цього рукопису, проведення аналізу даних та написання тексту не використовувалися інструменти генеративного штучного інтелекту або інші ШІ-технології. Робота є повністю оригінальним продуктом інтелектуальної діяльності авторів.

Список використаних джерел

- Бідюк, П. І., Терентьев, О. М., Просянікіна-Жарова, Т. І., & Ефендієв, В. В. (2017). Прогнозне моделювання нелінійних нестационарних процесів у рослинництві з використанням інструментів SAS Enterprise Miner. *Наукові вісті Національного технічного університету України «Київський політехнічний інститут»*, 1 (111), 24–36. <https://doi.org/10.20535/1810-0546.2017.1.87423>
- Булакевич, С., & Качановський, О. (2018). Моніторинг стану сільськогосподарських угідь озимої пшениці з використанням даних супутників Sentinel та систем штучного інтелекту. *Сучасні досягнення геодезичної науки та виробництва*, 1, 59–63. http://nbuv.gov.ua/UJRN/sdgn_2018_1_15
- Гнатієнко, Г. М., & Скубій, О. А. (2023). Методологія застосування комплексної функціональної діагностики стану сільськогосподарських посівів. У Снитюк В. Є. (ред.), *Міжнародний науковий симпозиум "ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ РІШЕННЯ-С". Обчислювальний інтелект (результати, проблеми, перспективи). Теорія прийняття рішень: праці міжнар. наук. симпозиуму, 28 вересня 2023 р., Київ–Ужгород, Україна (с. 54–57)*. Каравела. https://intsol.knu.ua/wp-content/uploads/2023/11/%D0%97%D0%B1%D1%96%D1%80%D0%BA%D0%B0-IntSol-2023_20_10_2023_2.pdf
- Гнатієнко, В. Г., & Снитюк, В. Є. (2024). Інтелектуальний аналіз та прогнозування ефективності десикації за супутниковими зображеннями. У *Матеріали 1-ої Міжнародної науково-практичної конференції "ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ: РЕЗУЛЬТАТИ І ПЕРСПЕКТИВИ"*, 6 березня 2024 р. (с. 340–343). Факультет інформаційних технологій, Київський національний університет імені Тараса Шевченка. https://4281e11e-3087-4068-8229-9c59c844d3c7.usfiles.com/uqgd/016074_8fc56ecbbfa94cde874eedd872f3780e.pdf
- Грицюк, П. М. (2010). Застосування штучних нейронних мереж для довгострокового прогнозування врожайності зернових. *Моделювання регіональної економіки*, 1, 37–46.
- Грицюк, П. М. (2011). Динамічні і стохастичні методи моделювання та прогнозування системи зерновиробництва України [Автореферат докторської дисертації]. Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана.
- Гузь, М. М., Чухліб, А. В., & Симоненко, О. І. (2024). Моделювання та прогнозування врожайності соняшнику на основі кореляційно-регресійного аналізу кліматичних факторів. *Ефективна економіка*, 8. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2024.8.37>
- Жолобак, Г. М., Якимчук, В. Г., Сахачський, О. І., Суханов, К. Ю., Рябоконенко, О. Д., & Федоровський, О. Д. (2010). Моделювання і прогнозування в задачах природокористування (на прикладі оцінки врожайності озимої пшениці). *Доповіді Національної академії наук України*, 4, 164–168. <https://nasplb.isofo.kiev.ua/handle/123456789/29548>
- Зозуля, О. Л., Швартау, В. В., Михальська, Л. М., Ковель, О. Л., Гнатієнко, Г. М., Снитюк, В. Є., Домрачев, В. М., & Тмєнова, Н. П. (2023). *Сучасні методи цифрового моніторингу в рослинництві* [Монографія]. Від А до Я.
- Каплін, С. О. (2007). Вплив рівнів водозабезпечення, добрив, густоти стояння рослин на врожай та якість соняшнику олійного типу [Автореферат кандидатської дисертації]. Херсонський державний аграрний університет.
- Климко, О. Г., & Федченко, Н. П. (2015). Застосування економіко-математичного моделювання до рівня врожайності сільськогосподарських культур. *Економіка і регіон*, 3(52), 127–132.
- Лиховид, П. В., Вожегова, Р. А., Грановська, Л. М., & Шарій, В. О. (2024). Математична модель прогнозування врожайності кукурудзи залежно від величини нормалізованого диференційного вегетаційного індексу в умовах зрошення. *Вісник аграрної науки*, 102 (3), 74–80. <https://doi.org/10.31073/agrovysnyk202403-11>
- Майданович, Н., & Сайдак, Р. (2021). Застосування вегетаційних індексів VHI для прогнозування врожайності сільськогосподарських культур. *Техніко-технологічні аспекти розвитку та випробування нової техніки і технологій для сільського господарства України*, 29(43), 126–134. <https://ita.org.ua/article/view/250722>
- Михайловський, В. В., Адаменко, Т. І., & Кульбіда, М. І. (2014). Кількісне прогнозування врожайності з використанням супутникових спостережень. *Вісник Одеського державного екологічного університету*, 17, 46–50. http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vodeu_2014_17_7

Ольвач, В. І. (2009). Прогнозування та планування врожайності зернових культур у зернопродуктовому підкомплексі Сумської області. *Вісник Східноєвропейського університету економіки і менеджменту. Серія: Економіка і менеджмент*, 1(5), 149–156.

Пашченко, Р. Е., & Марюшко, М. В. (2022). Прогнозування рівня врожаю сільськогосподарських культур із застосуванням нечіткого опису чинників впливу та індикаторів стану посівів. *Системи управління, навігації та зв'язку*, 3(69), 78–87. <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2022.3.078>

Попов, М. О., Тараріко, О. Г., Альперт, С. І., Кохан, С. С., Ільєнко, Т. В., Андреев, А. А., & Сибірцева, О. М. (2024). Метод прогнозування врожайності кукурудзи на зерно з використанням нечітких когнітивних карт. *Український журнал дистанційного зондування Землі*, 11(2), 4–12. <https://doi.org/10.36023/uirs.2024.11.2.261>

Семенова, І. Г. (2014). Моделювання врожайності озимої пшениці в степовій зоні України з використанням вегетаційних індексів. *Український гідрометеорологічний журнал*, 15, 117–124. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILE=&2_S21STR=Uggi_2014_15_19

Симоненко, О. І. (2016). Динамічні економетричні моделі прогнозування врожайності озимої пшениці на основі оцінювання природно-кліматичних характеристик. *Науковий вісник НУБІП України. Серія: Економіка, аграрний менеджмент, бізнес*, 249, 363–372. <https://www.journals.nubip.edu.ua/index.php/Economica/uk/article/view/7398>

Aubakirova, G., Ivel, V., Gerassimova, Y., Moldakhmetov, S., & Petrov, P. (2022). Application of artificial neural network for wheat yield forecasting. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 3(4), 31–39. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.259653>

Hnatiienko, V., & Hnatiienko, H. (2024). Integration of machine learning and deep learning methods for sunflower yield prediction. *Management of Development of Complex Systems*, 59, 225–234. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.59.225-234>

Hu, Y., Wang, Q., & Shen, X. (2022). Analogue ensemble averaging method for bias correction of 2-m temperature of the medium-range forecasts in China. *Atmosphere*, 13 (12), 2097. <https://doi.org/10.3390/atmos13122097>

Lorenz, E. N. (1969). The predictability of a flow which possesses many scales of motion. *Tellus*, 21(3), 289–307. <https://doi.org/10.3402/tellusa.v21i3.10086>

Ranjitha, G., Savita, B., Babar, S. R., Yadahalli, V. G., & Awaradi, M. (2025). Studies on the impact of iron and zinc nutrition on growth and quality of linseed (*Linum usitatissimum* L.). *International Journal of Research in Agronomy*, 8(2S), 216–219. <https://doi.org/10.33545/2618060X.2025.v8.i2Sd.2568>

Saubhagya, S., Tilakaratne, C., Lakraj, P., & Mammadov, M. (2024). Granger causality-based forecasting model for rainfall at Ratnapura area, Sri Lanka: A deep learning approach. *Forecasting*, 6(4), 1124–1151. <https://doi.org/10.3390/forecast6040056>

Ucak, A. B., & Secme, H. (2021). Determination of irrigation time using plant water stress index values of second crop sunflower in semi-arid climate conditions. *Turkish Journal of Agriculture – Food Science and Technology*, 9(12), 2289–2295. <https://doi.org/10.24925/turjaf.v9i12.2289-2295.4641>

References

Aubakirova, G., Ivel, V., Gerassimova, Y., Moldakhmetov, S., & Petrov, P. (2022). Application of artificial neural network for wheat yield forecasting. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 3(4), 31–39.

Bidiuk, P. I., Terentiev, O. M., Prosiiankina-Zharova, T. I., & Efendiiev, V. V. (2017). Predictive modeling of nonlinear nonstationary processes in crop production using SAS Enterprise Miner tools. *Scientific Bulletin of the National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*, 1(111), 24–36 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.20535/1810-0546.2017.1.87423>

Bulakevych, S., & Kachanovskiy, O. (2018). Monitoring the condition of winter wheat farmland using Sentinel satellite data and artificial intelligence systems. *Modern Achievements of Geodetic Science and Production*, 1, 59–63 [in Ukrainian]. http://nbuv.gov.ua/UJRN/sdgn_2018_1_15

Hnatiienko, H. M., & Skubii, O. A. (2023). Methodology for applying comprehensive functional diagnostics of agricultural crop conditions. In Snytiuk V. Ye. (Ed.), *International Scientific Symposium "INTELLIGENT SOLUTIONS-C". Computational Intelligence (results, problems, prospects). Decision-Making Theory: Proceedings of the International Scientific Symposium*, September 28, 2023, Kyiv–Uzhgorod, Ukraine (pp. 54–57). Karavela [in Ukrainian]. https://intsol.knu.ua/wp-content/uploads/2023/11/%D0%97%D0%B1%D1%96%D1%80%D0%BA%D0%B0-IntSol-2023_20_10_2023_2.pdf

Hnatiienko, V., & Hnatiienko, H. (2024). Integration of machine learning and deep learning methods for sunflower yield prediction. *Management of Development of Complex Systems*, 59, 225–234. <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2024.59.225-234>

Hnatiienko, V. H., & Snytiuk, V. Ye. (2024). Intelligent analysis and forecasting of desiccation efficiency based on satellite imagery. In *Proceedings of the 1st International Scientific and Practical Conference "Information Systems and Technologies: Results and Prospects"*, March 6, 2024 (pp. 340–343). Faculty of Information Technologies, Taras Shevchenko National University of Kyiv [in Ukrainian]. https://4281e11e-3087-4068-8229-9c59c844d3c7.usfiles.com/ugd/016074_8fc56ecbbfa94cde874eedd872f3780e.pdf

Hrytsiuk, P. M. (2010). Application of artificial neural networks for long-term forecasting of grain yields. *Modeling of Regional Economy*, 1, 37–46 [in Ukrainian].

Hrytsiuk, P. M. (2011). Dynamic and stochastic methods of modeling and forecasting the grain production system of Ukraine [Doctoral dissertation abstract]. Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman [in Ukrainian].

Hu, Y., Wang, Q., & Shen, X. (2022). Analogue ensemble averaging method for bias correction of 2-m temperature of the medium-range forecasts in China. *Atmosphere*, 13 (12), 2097. <https://doi.org/10.3390/atmos13122097>

Huz, M. M., Chukhlib, A. V., & Symonenko, O. I. (2024). Modeling and forecasting sunflower yield based on correlation and regression analysis of climatic factors. *Efektivna Ekonomika*, 8 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.32702/2307-2105.2024.8.37>

Kaplin, S. O. (2007). Influence of water supply levels, fertilizers, and plant density on yield and quality of high-oleic sunflower [PhD dissertation abstract]. Kherson State Agrarian University [in Ukrainian].

Klymko, O. H., & Fedchenko, N. P. (2015). Application of economic and mathematical modeling to crop yield levels. *Economics and Region*, 3(52), 127–132 [in Ukrainian].

Lorenz, E. N. (1969). The predictability of a flow which possesses many scales of motion. *Tellus*, 21(3), 289–307.

Lykhovoyd, P. V., Vozhehova, R. A., Hranovska, L. M., & Sharii, V. O. (2024). Mathematical model for forecasting maize yield depending on the normalized difference vegetation index under irrigation conditions. *Bulletin of Agricultural Science*, 102(3), 74–80 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.31073/agrovisnyk202403-11>

Maidanovych, N., & Saidakh, R. (2021). Application of VHI vegetation indices for forecasting crop yields. *Technical and Technological Aspects of Development and Testing of New Machinery and Technologies for Agriculture of Ukraine*, 29(43), 126–134 [in Ukrainian]. <https://tta.org.ua/article/view/250722>

Mykhailovskiy, V. V., Adamenko, T. I., & Kulbida, M. I. (2014). Quantitative forecasting of crop yields using satellite observations. *Bulletin of the Odessa State Environmental University*, 17, 46–50 [in Ukrainian]. http://nbuv.gov.ua/UJRN/Vodeu_2014_17_7

Olvach, V. I. (2009). Forecasting and planning grain crop yields in the grain production subcomplex of Sumy region. *Bulletin of the Eastern European University of Economics and Management. Series: Economics and Management*, 1(5), 149–156 [in Ukrainian].

Pashchenko, R. E., & Mariushko, M. V. (2022). Forecasting crop yield levels using fuzzy description of influencing factors and crop condition indicators. *Control, Navigation and Communication Systems*, 3(69), 78–87 [in Ukrainian].

Popov, M. O., Tarariko, O. H., Alpert, S. I., Kokhan, S. S., Iliencko, T. V., Andreiev, A. A., & Sybyrtseva, O. M. (2024). A method for forecasting grain maize yield using fuzzy cognitive maps. *Ukrainian Journal of Remote Sensing*, 11(2), 4–12 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.36023/uirs.2024.11.2.261>

Ranjitha, G., Savita, B., Babar, S. R., Yadahalli, V. G., & Awaradi, M. (2025). Studies on the impact of iron and zinc nutrition on growth and quality of linseed (*Linum usitatissimum* L.). *International Journal of Research in Agronomy*, 8(2S), 216–219. <https://doi.org/10.33545/2618060X.2025.v8.i2Sd.2568>

Saubhagya, S., Tilakaratne, C., Lakraj, P., & Mammadov, M. (2024). Granger causality-based forecasting model for rainfall at Ratnapura area, Sri Lanka: A deep learning approach. *Forecasting*, 6(4), 1124–1151. <https://doi.org/10.3390/forecast6040056>

Semenova, I. H. (2014). Modeling winter wheat yield in the steppe zone of Ukraine using vegetation indices. *Ukrainian Hydrometeorological Journal*, 15, 117–124 [in Ukrainian]. http://www.irbis-nbuv.gov.ua/cgi-bin/irbis_nbuv/cgiirbis_64.exe?21DBN=LINK&P21DBN=UJRN&Z21ID=&S21REF=10&S21CNR=20&S21STN=1&S21FMT=ASP_meta&C21COM=S&2_S21P03=FILE=&2_S21STR=Uggi_2014_15_19

Symonenko, O. I. (2016). Dynamic econometric models for forecasting winter wheat yield based on the assessment of natural and climatic characteristics. *Scientific Herald of NULES of Ukraine. Series: Economy, agrarian management, business*, 249, 363–372 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2022.259653>

Ucak, A. B., & Secme, H. (2021). Determination of irrigation time using plant water stress index values of second crop sunflower in semi-arid climate conditions. *Turkish Journal of Agriculture – Food Science and Technology*, 9(12), 2289–2295. <https://doi.org/10.24925/turjaf.v9i12.2289-2295.4641>

Zholobak, H. M., Yakymchuk, V. H., Sakhatykyi, O. I., Sukhanov, K. Yu., Riabokononko, O. D., & Fedorovskyi, O. D. (2010). Modeling and forecasting in environmental management tasks (on the example of winter wheat yield assessment). *Reports of the National Academy of Sciences of Ukraine*, 4, 164–168 [in Ukrainian]. <https://nasplib.isofts.kiev.ua/handle/123456789/29548>

Zozulia, O. L., Shvartau, V. V., Mykhalska, L. M., Kovel, O. L., Hnatiienko, H. M., Snytyuk, V. Ye., Domrachev, V. M., & Tmienova, N. P. (2023). *Modern methods of digital monitoring in crop production* [Monograph]. Vid A do Ya [in Ukrainian].

Отримано редакцією журналу / Received: 02.12.2025

Прорецензовано / Revised: 26.12.2025

Схвалено до друку / Accepted: 29.12.2025

Vladyslav HNATIENKO, PhD Student
ORCID ID: 0009-0000-2678-5158
e-mail: hnatiienko.vladyslav@knu.ua
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

Vitaliy SNYTYUK, DSc (Engin.), Prof.
ORCID ID: 0000-0002-9954-8767
e-mail: snytyuk@knu.ua
Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

INTELLIGENT TECHNOLOGY FOR SITE-SPECIFIC FORECASTING OF AGRICULTURAL CROP YIELDS

I n t r o d u c t i o n. Forecasting the yield of agricultural crops plays an important role in ensuring the sustainable development of the global economy. Predicting overproduction of agricultural products or food crises in certain countries makes it possible to carry out timely redistribution of food flows and reservation of appropriate resources. At the level of individual countries, decision-making processes are objectified and measures are taken to increase crop yields and prevent possible losses. The paper proposes a crop yield forecasting technology based on models in which the input factors are indicators of soil quality, the type and quantity of pests, and plant condition. Their optimization is determined by taking into account the characteristics of the external environment and human influence.

M e t h o d s. The research is based on models for identifying the dependence of crop yield on certain factors and on methods of their structural and parametric identification and optimization.

R e s u l t s. A set of models has been developed to determine crop yields as dependencies on factors that are decisive at the sowing stage; on the type and amount of applied fertilizers; on plant treatment technologies and environmental conditions; on irrigation technologies and volumes. Models for determining the vegetation index for each stage of plant impact have been proposed as dependencies on the influences of previous periods. An integrated model for site-specific crop yield forecasting has been developed as a weighted sum of dependency models reflecting the influence on plants during the vegetation period, which made it possible to significantly reduce the average statistical forecasting error.

C o n c l u s i o n s. The results obtained in the paper form a methodological basis for the technology of site-specific forecasting of agricultural crop yields. The necessity of this research is determined by the low accuracy of crop yield forecasting and generalized recommendations regarding agricultural impacts on plants. The application of the proposed models will make it possible to diversify crop production risks and increase agricultural output.

K e y w o r d s: crop production, yield, vegetation index, site-specific forecasting, models, factors, experimental verification.

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів. Один із співавторів є головним редактором видання, тому не брав участі у рецензуванні та прийнятті рішення щодо публікації цієї статті. Спонсори не брали участі в розробленні дослідження; у зборі, аналізі чи інтерпретації даних; у написанні рукопису; або в рішенні про публікацію результатів.

All authors have read and agreed to the published version of the manuscript. One of the co-authors is the editor-in-chief of the publication, therefore he did not participate in the review and decision-making regarding the publication of this article. The authors declare no conflicts of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses, or interpretation of data; in the writing of the manuscript; or in the decision to publish the results.