

УДК 004.89:519.22 (043.3)

Oleksandr Terentiev, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Principal researcher

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-4288-1753> *e-mail*: o.terentiev@gmail.com

Denys Prosyankin, graduate student

ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0000-4402-6921> *e-mail*: dipruman@ukr.net

Institute of Telecommunications and Global Information Space of the National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine

IMPROVEMENT OF CEREAL HARVEST PROGRAMMING METHODS USING COMPUTER SIMULATION INFORMATION TECHNOLOGY

Abstract. *The paper is dedicated to a topical scientific and applied problem – the development of information technology of computer modelling intended for programming the yield of agricultural crops. The paper describes information technology of computer modelling of the yield of agricultural crops (on the example of Avena sativa subsp. nudisativa), which is based on the application of Bayesian methods to modelling and prediction in conditions of statistical, parametric and structural uncertainty. The study was based on the materials of laboratory experiments carried out in conditions close to natural, on the prediction of physiological processes occurring in plants under the influence of regulated and unregulated factors.*

Proposed approach described the change in the productivity of grain crops, in particular Avena sativa subsp. nudisativa, depending on the parameters of plant growth and development, photosynthetic apparatus and duration of its functioning. Scientific novelty of the work was application of probabilistic and statistical models in the form of Bayesian networks in the system of programming the yield of agricultural crops.

The paper considered several scenarios of the combined effect of growth regulators and herbicides on the productivity of Avena sativa subsp. nudisativa. Net productivity of photosynthesis was chosen as the target variable of the studied process. Mathematical models in the form of Bayesian network turned out to be adequate for the process chosen for modelling. Achieved error of model classification was about 20%. The model structure was built in Genie 2.0 modelling system. It was found that by researching and simulating potential opportunities of ecological features of plants, it was possible to achieve an increase in yield by reducing the doses of herbicides and growth regulators by their combined use, which significantly increased the crop quality.

Proposed information technology uses methods of intelligent data analysis, has a modular structure and can be used separately and as part of other information and analytical systems.

Keywords: *modelling; mathematical models; Bayesian network; biological processes; ecological crop production.*

О.М. Терентьєв, Д.І. Присянкін

Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України,
м. Київ, Україна

УДОСКОНАЛЕННЯ МЕТОДИКИ ПРОГРАМУВАННЯ УРОЖАЮ ЗЕРНОВИХ З ВИКОРИСТАННЯМ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ КОМП'ЮТЕРНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

***Анотація.** Стаття присвячена актуальній науково-прикладній проблемі – розробці інформаційної технології комп'ютерного моделювання, призначеної для програмування урожайності сільськогосподарських культур. В роботі описано інформаційну технологію комп'ютерного моделювання урожайності сільськогосподарських культур (на прикладі вівса голозерного), яка базується на застосуванні байєсівських методів до моделювання та прогнозування в умовах статистичної, параметричної та структурної невизначеності. Дослідження виконане на матеріалах лабораторних дослідів, проведених в умовах, наближених до природних, з прогнозування фізіологічних процесів, які відбуваються у рослинах під впливом регульованих та нерегульованих чинників.*

Пропонований підхід описує зміну урожайності зернових культур, зокрема вівса голозерного, в залежності від параметрів росту і розвитку рослин, фотосинтетичного апарату та тривалості його функціонування. Науковою новизною роботи є застосування ймовірнісно-статистичних моделей у формі мереж Байєса у системі програмування урожайності сільськогосподарських культур.

В роботі розглянуто декілька сценаріїв сумісного впливу рострегуляторів та гербіцидів на урожайність вівса голозерного. В якості цільової змінної досліджуваного процесу обрана чиста продуктивність фотосинтезу. Математичні моделі у вигляді мережі Байєса виявилися адекватними обраному для моделювання процесу. Досягнута помилка класифікації моделей становить близько 20%. Структуру моделі побудовано в системі моделювання Genie 2.0. Виявлено, що дослідивши та змодельовавши потенційні можливості екологічних особливостей рослин, можна досягти зростання урожайності за рахунок зменшення доз гербіцидів і регуляторів росту за сумісного їх використання, що значно підвищує якість врожаю.

Пропонована інформаційна технологія використовує методи інтелектуального аналізу даних, має модульну структуру та може застосовуватись окремо та в складі інших інформаційно-аналітичних систем.

***Ключові слова:** моделювання; математичні моделі; мережа Байєса; біологічні процеси; екологічне рослинництво.*

<https://doi.org/10.32347/2411-4049.2023.4.152-169>

Вступ

Зростаючі потреби у продукції сільського господарства вимагають його переходу на якісно новий рівень землеробства, який забезпечує найбільш повне та ефективне використання земельних ресурсів, добрив, засобів захисту рослин, регуляторів росту, урахування кліматичних умов, енергозбереження тощо. Тобто, актуальним завданням є створення і впровадження науково обґрунтованих технологій вирощування сільськогосподарських культур,

основаних на програмуванні врожаю, ощадливому використанні наявних ресурсів, мінімізації навантаження на агроєкосистему. Програмування врожаю – один із напрямів аграрної науки, завданням якого є оптимізація умов вирощування рослин на основі впровадження методів землеробства, які дозволяють перевести рослинництво на контрольовану основу. Такий підхід передбачає дослідження закономірностей перебігу процесів розвитку та росту рослин, аналіз причинно-наслідкових зв'язків факторів, що впливають на них, особливо біологічних, побудову відповідних моделей та прогнозів. Отже, потрібна інформаційна технологія, яка б спростила накопичення та обробку даних, містила інструменти інтелектуального аналізу даних, спеціалізовані інструменти обробки даних лабораторних та польових дослідів, виконання значної кількості розрахунків, побудову моделей різних типів, зокрема математичних, тощо.

Сьогодні в аграрному секторі для програмування урожайності сільськогосподарських культур потужний аналітичний інструментарій математичного моделювання використовується дуже обмежено. Значною мірою це пов'язано з відсутністю опрацьованих та готових до практичного застосування методик комп'ютерного моделювання та інформаційних технологій, адаптованих для роботи з даними, що характеризують агрометеорологічні, агрофізичні, агрохімічні та агротехнічні фактори урожайності. Тому, проблема розробки інформаційної технології комп'ютерного моделювання урожайності сільськогосподарських культур, придатної до використання у системі програмування урожайності, має наукове та практичне значення.

Пропонована в даній роботі інформаційна технологія комп'ютерного моделювання дозволяє поєднати експериментальні дослідження, сучасні інформаційні технології обробки даних, математичний апарат та практичні підходи до програмування врожаю сільськогосподарських культур, моделюючи фізіологічні процеси, що відбуваються в рослинах під впливом регульованих та нерегульованих факторів. Все це свідчить про високу актуальність досліджень.

Постановка задачі

Дана робота є продовженням дослідження, представленою в роботі [1].

Метою дослідження є удосконалення існуючих методик програмування врожаю сільськогосподарських культур на основі інформаційної технології комп'ютерного моделювання, особливістю якої є застосування ймовірнісно-статистичних моделей для прогнозування фізіологічних процесів, які відбуваються у рослинах під впливом регульованих та нерегульованих чинників.

Задачі дослідження:

- виконати дослідження сучасних методів моделювання та прогнозування процесів розвитку та росту рослин в умовах невизначеності, спричиненої впливом чинників зовнішнього середовища та агрохімічних факторів;
- проаналізувати дані, що використовуються для дослідження урожайності сільськогосподарських культур, зокрема, отримані в ході лабораторних дослідів;

- розробити методику побудови комп'ютерних моделей для опису та прогнозування соціально-економічних процесів та систем в умовах невизначеності;
- удосконалити методику комп'ютерного моделювання процесів розвитку та росту рослин під впливом гербіцидів та регуляторів росту;
- побудувати ймовірно-статистичні моделі у формі мережі Байєса, які описують сумісний вплив регуляторів росту та гербіцидів на урожайність сільськогосподарських культур;
- виконати апробацію пропонованих моделей та методів комп'ютерного моделювання у системі програмування урожайності;
- виконати аналіз адекватності побудованих моделей на матеріалах лабораторних дослідів, проведених в умовах, наближених до польових, та сформулювати на їх основі висновки щодо можливості їх застосування для розв'язання задач програмування врожаю сільськогосподарських культур.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Складність створення аналітичного інструментарію для розв'язання задач моделювання, прогнозування та підтримки прийняття рішень у сільському господарстві пов'язана з необхідністю урахування значної кількості факторів, зокрема таких, що характеризують біологічні та фізіологічні процеси сільськогосподарських культур під впливом факторів зовнішнього середовища, які можуть бути як керованими, так і некерованими, передбачити можливі проблемні ситуації, сценарії розвитку подій, можливі наслідки та потенційні ризики [2–8]. Переважають такі інформаційні системи, як е-сільське господарство, системи точного землеробства тощо. Прикладами таких програмних продуктів є розробки підприємств-партнерів компанії KPMG [9], EOS Data Analytics [10], Технопарку Київського національного університету імені Тараса Шевченка [11], УкрНДПІВТ ім. Л. Погорілого [12]. Слід зазначити, що більшість з них не містять підсистем прогнозного моделювання урожайності сільськогосподарських культур. Потужні модельні комплекси, такі як Vensim 5.0, AnyLogic та NetLogic, AutoStat, OptQuest, OPTIMIZ, SimRunner2, WITNESS Optimizer тощо, також не набули поширення. Тобто цей сегмент ІТ-ринку залишається недостатньо опрацьованим.

Оскільки більшість процесів в сільському господарстві, зокрема рослинництві, характеризуються наявністю нелінійності та нестационарністю, для урахування цих особливостей, пропонується удосконалення методології моделювання і прогнозування таких процесів на основі нових підходів до моделювання і прогнозування, які передбачають комбіноване застосування класичного статистичного і ймовірного (байєсівського) підходів, ситуаційне та сценарне моделювання та прогнозування. Зокрема, об'єднання методів оптимальної фільтрації, регресійного аналізу і байєсівського підходу дає можливість будувати моделі високого ступеня адекватності для нелінійних нестационарних процесів у рослинництві і отримувати на їх основі оцінки прогнозів високої якості [1, 12–17].

Оптимальним інструментом поєднання у єдиній інформаційній технології математичного моделювання, інтелектуального аналізу даних та комп'ютерної системи є комп'ютерне моделювання. Саме комп'ютерне моделювання надає

можливості найбільш повного відображення стану та динаміки досліджуваних систем, які можна реалізувати на сьогоднішній день.

Теоретичні основи дослідження

Мережа Байєса представляє собою пару [13, 18, 19] $\langle G, B \rangle$, де G – це направлений ациклічний граф, а B – це множина параметрів, що визначають мережу, або множина таблиць умовних ймовірностей вершин (СРТ – conditional probability table). Таблиці умовних ймовірностей дозволяють визначити кількісно вплив причин на умовні ймовірності настання випадкових подій.

Нехай, $P = P(X^{(i)} | pa(X^{(i)}))$, $i = 1 \dots N$ для кожного можливого значення $x^{(i)} \in X^{(i)}$ та $pa(X^{(i)}) \in Pa(X^{(i)})$, де $Pa(X^{(i)})$ – множина батьків змінної (причин) $X^{(i)} \in G$. Кожна змінна $X^{(i)} \in G$ є вершиною мережі Байєса. Повна спільна ймовірність мережі Байєса обчислюється за формулою (1) [13, 18, 19]:

$$P_B(X^{(1)}, \dots, X^{(N)}) = \prod_{i=1}^N P_B(X^{(i)} | Pa(X^{(i)})). \tag{1}$$

З математичної точки зору, мережа Байєса – це модель подання існуючих і відсутніх імовірнісних залежностей. При цьому зв'язок $A \rightarrow B$ є причинним, коли подія A – причина виникнення B , тобто коли існує механізм, відповідно до якого значення, прийняте A , впливає на значення, прийняте B .

Нехай Ω – випадковий простір (множина) подій випадкових експериментів, що містить всі можливі значення випадкової змінної. Наприклад, є дві події $E \in \Omega$ і $H \in \Omega$, що, відповідно, є спостереженням та гіпотезою. Формула Байєса використовується для обчислення ймовірності того, що подія E відбудеться за умови, що відбулась подія H . Тобто, для обчислення $P(E|H)$ – умовної ймовірності E для заданої події H [13, 18, 19].

Умовна ймовірність $P(E|H)$ розраховується як відношення сукупної ймовірності подій E та H , $P(E \cap H)$ до ймовірності події H , за умови, що вона не дорівнює нулю (2) [13, 18, 19]:

$$p(E | H_k) = \frac{p(E \cap H_k)}{p(H_k)}. \tag{2}$$

Аналогічно для події H (3):

$$p(E | H) = \frac{P(H \cap E)}{P(E)}. \tag{3}$$

Тобто, правило Байєса (враховуючи властивість комутативності сукупної ймовірності) [13, 18, 19] матиме вигляд (4):

$$P(H | E) = \frac{P(E|H)P(H)}{P(E)}. \tag{4}$$

У формулі (4) відображені причинно-наслідкові зв'язки між спостереженнями та гіпотезами, по-іншому кажучи, вона описує залежності між умовними ймовірностями множини випадкових змінних, які розраховуються за формулою Байєса.

Ймовірності $p(H)$ та $p(E|H)$ є апіорними, тобто задаються до початку спостережень. Ймовірність $p(E|H)$ є апостеріорною. Перевага байєсівського методу полягає в тому, що апіорні ймовірності можна уточнювати (оновлювати) відповідно до умов та характеру перебігу процесу, що досліджується, що дозволяє уточнювати ймовірності подій при надходженні додаткової інформації.

Тобто, мережа Байєса складається з якісної частини мережевої структурної моделі (DAG), яка являє собою граф, та кількісної складової – таблиць умовних ймовірностей (CPT), яка відображує реакцію дочірніх вузлів мережі на зміни у причинних вузлах мережі.

Головне припущення теорії побудови мереж Байєса полягає в тому, що події є вичерпними ($\cup_{i=1}^n H_i = \Omega$) і не перетинаються (5). При виконанні цих умов, ймовірність події E можна розрахувати, скориставшись умовними ймовірностями [13, 18, 19].

$$p(E) = \sum_{i=1}^n p(E \cap H_i) = \sum_{i=1}^n p(E | H_i) \cdot p(H_i). \tag{5}$$

Підставивши даний вираз у формулу (4), отримаємо вираз (6) [13, 18, 19]:

$$p(H_k | E) = \frac{p(E | H_k) \cdot p(H_k)}{p(E)}, \tag{6}$$

який використовують для побудови мережі Байєса.

Формула Байєса має вигляд (7):

$$P(G | D) = \frac{P(D|G)P(G)}{P(D)}, \tag{7}$$

де G – направлений ациклічний граф, що відповідає випадковим змінним, а $D = \{x^1, \dots, x^N\}$ – множина даних.

Прологарифмуємо (7):

$$\log(P(G | D)) = \log(P(D | G)) + \log(P(G)) + (-\log(P(D))). \tag{8}$$

У формулі (8) доданок $-\log(P(D))$ – грає роль штрафної компоненти за надмірну складність моделі.

Для виконання точних розрахунків, пов'язаних з вибором моделі, необхідно обчислити $P(D) = \sum_G P(D | G)$, що є задачею експоненційної складності.

Тому, щоб спростити задачу, можна використовувати Байєсовий інформаційний критерій, який визначається як (9) [13, 18, 19]:

$$\log(P(G | D)) \approx \log(P(D | G, \hat{\theta}_G)) - \frac{\log(N)}{2} \cdot \dim(G), \quad (9)$$

де N – число моделей, $\dim(G)$ – розмір моделі (кількість вільних параметрів), $\hat{\theta}_G$ – максимально правдоподібна оцінка параметрів, $-\frac{\log(N)}{2} \dim(G)$ – штрафуюча компонента за надмірно складні моделі.

Наступним кроком після вибору структури є навчання структури, так щоб направлений ациклічний граф найкраще задовольняв даним. Це завдання є NP-задачею. Тому, зазвичай використовують локальні алгоритми пошуку, такі як, наприклад, жадібний метод пошуку екстремуму або метод гілок і меж для пошуку в просторі графів тощо.

Всі існуючі сучасні методи побудови структури мереж Байєса можна умовно розділити на дві категорії [13, 20–23] на основі оціночних функцій (search & scoring) та застосовуючи тест на умовну незалежність (dependency analysis).

Для урахування структурно-параметричних невизначеностей і адекватного опису причинно-наслідкових зв'язків та можливих варіантів розвитку подій під впливом різних груп детермінованих та випадкових чинників моделі у формі мереж Байєса застосовується методика використання ймовірнісно-статистичних методів для уніфікованих за структурою моделей у просторі станів. Згідно з цією методикою, спочатку розв'язується задача оцінювання елементів структури і параметрів моделі. Структура моделі оцінюється на підставі дослідження закономірностей протікання процесу, застосування статистичних тестів для перевірки наявності нелінійності, інтегрованості, гетероскедастичності, аналізу кореляційних функцій, візуального аналізу даних. При цьому вибирається декілька найбільш ймовірних структур моделей-кандидатів. Потім обчислюються оцінки параметрів моделей-кандидатів і обирається краща з них, використовуючи статистичні характеристики адекватності моделей.

Для оцінювання якості роботи будь-якого методу побудови ймовірнісного висновку, можна скористатися такими характеристиками, як середньоквадратична похибка, KL -відстань або квадратична відстань Хеллінджера (Hellinger) [13, 18, 19].

Середньоквадратична похибка MSE (10):

$$MSE = \frac{1}{\sum_{X^{(i)} \in X \setminus E} \text{card}(A^{(i)})} \cdot \sum_{X^{(i)} \in X \setminus E} \left(\sum_{\forall x^{(i)} \in X^{(i)}} (P(x^{(i)} | e) - \hat{P}(x^{(i)} | e))^2 \right). \quad (10)$$

KL -відстань D_K між значенням ймовірності $P(X^{(i)} | e)$ та оцінкою $\hat{P}(X^{(i)} | e)$ (11) [13, 18, 19]:

$$D_K(P(X^{(i)} | e), \hat{P}(X^{(i)} | e)) = \sum_{\forall x^{(i)} \in A^{(i)}} \left(P(x^{(i)} | e) \cdot \log \left(\frac{P(x^{(i)} | e)}{\hat{P}(x^{(i)} | e)} \right) \right). \quad (11)$$

KL-відстань D_K всієї мережі Байєса (12) [13, 18, 19]:

$$D_K(P, \hat{P}) = \frac{1}{\text{card}(X \setminus E)} \cdot \sum_{X^{(i)} \in X \setminus E} D_K(P(X^{(i)}|e), \hat{P}(X^{(i)}|e)). \quad (12)$$

Квадратична відстань Хеллінджера D_H між значенням ймовірності $P(X^{(i)}|e)$ та оцінкою $\hat{P}(X^{(i)}|e)$ (13) [13, 18, 19]:

$$D_H(P(X^{(i)}|e), \hat{P}(X^{(i)}|e)) = \sum_{\forall X^{(i)} \in A^{(i)}} \left(\sqrt{P(X^{(i)}|e)} - \sqrt{\hat{P}(X^{(i)}|e)} \right)^2. \quad (13)$$

Квадратична відстань Хеллінджера D_H всієї мережі Байєса:

$$D_H(P, \hat{P}) = \frac{1}{\text{card}(X \setminus E)} \cdot \sum_{X^{(i)} \in X \setminus E} D_H(P(X^{(i)}|e), \hat{P}(X^{(i)}|e)). \quad (14)$$

У формулах (11–14) [13, 18, 19–22] $X = \{X^{(1)}, \dots, X^{(N)}\}$ – множина всіх вершин графа мережі Байєса G , де кожна j -а вершина мережі ($j = 1, \dots, N$) має $A^{(j)} = \{0, 1, \dots, \alpha^{(j)} - 1\}$ ($\alpha^{(j)} \geq 2$) станів; запис $\text{card}(A^{(j)})$ означає потужність множини $A^{(j)}$ (кількість елементів, з яких складається множина); $E \subset X, E = e$ – множина подій (інстанційовані вершини); $P(X^{(i)}|e)$ – значення ймовірності вершини $X^{(i)}$ за умови відбуття події, $E = e$, $\hat{P}(X^{(i)}|e)$ – значення оцінки ймовірності.

Методика дослідження

Особливістю дослідження біологічних систем є задача збору та накопичення знань та даних з означеної проблеми, їх обробка із використанням сучасних інформаційних технологій, на основі яких із використанням методів Data Science виконується повний цикл задач аналітичного процесу, починаючи від аналізу якості даних та роботи з пропусками, до побудови сценаріїв з використанням моделей-кандидатів розвитку суб'єкта дослідження на основі методів інтелектуального аналізу даних. Пропонована схема використання комп'ютерного моделювання в системі програмування урожайності сільськогосподарських культур представлена на рис. 1.

Отже, основна ідея роботи полягає у створенні технології комп'ютерного моделювання, призначеної для автоматизації процесу програмування урожайності сільськогосподарських культур, яка буде вирішувати проблеми дослідження перебігу процесів росту та розвитку рослин, консолідувати найбільш вагомні показники, за якими можна оцінити стан та динаміку їх розвитку при прийнятті рішення щодо застосування необхідних агротехнічних заходів. Запропонована інформаційна технологія комп'ютерного моделювання

допоможе зменшити час опрацювання великих масивів даних для швидкого реагування на виникнення проблем у розвитку рослин, які в подальшому можуть призвести до погіршення якості та втрат урожаю.

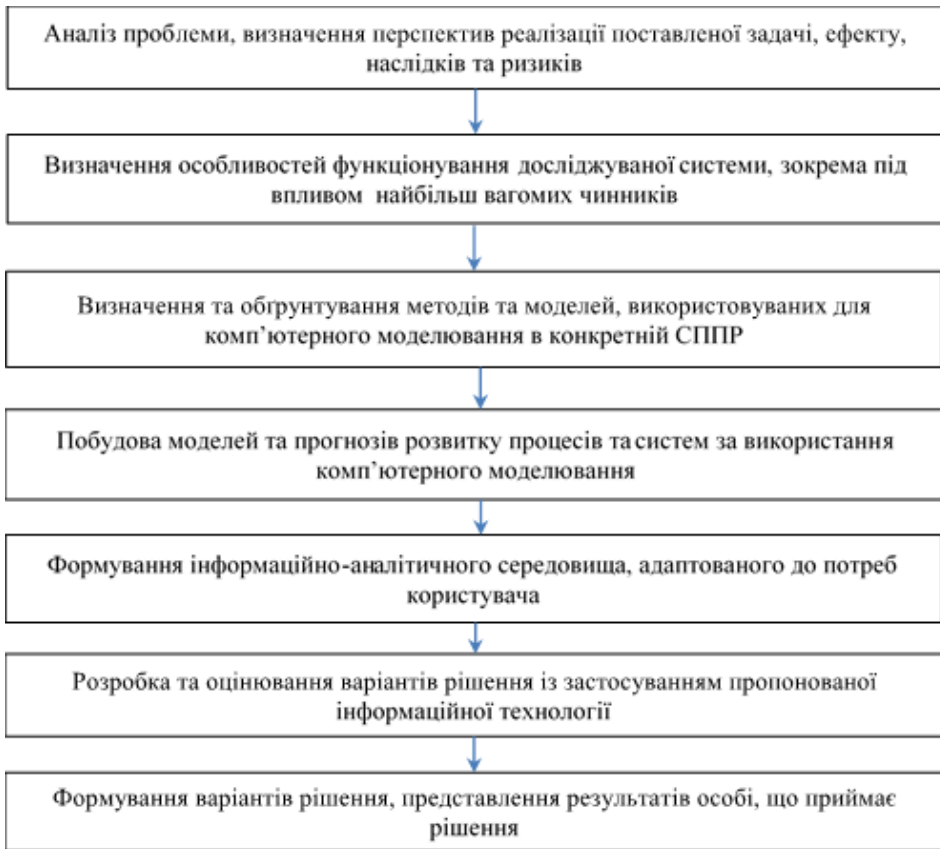


Рисунок 1. Схема використання комп'ютерного моделювання для моделювання та прогнозування

В даній роботі запропонована інформаційна технологія комп'ютерного моделювання у дослідженні впливу гербіцидів та регуляторів росту на фотосинтетичний апарат рослин зернових культур. Процес фотосинтезу здійснює суттєвий вплив і може визначати спрямованість та перебіг фізіолого-біохімічних процесів у рослинах, в тому числі й таких, що впливають на формування врожаю. Вплив вказаних показників залежить від кліматичних умов, технології вирощування, біологічних особливостей сорту тощо. Тому, одним із найважливіших завдань підвищення екологічності рослинництва є дослідження впливу керованих та некерованих факторів на формування продуктивності фотосинтезу. Суттєвий вплив на показники фотосинтезу сільськогосподарських культур чинить застосування біологічно активних речовин, таких як регулятори росту та гербіциди. Їх раціональне поєднання сприяє не лише підвищенню урожайності сільськогосподарських культур, а й створює умови для покращення якості продуктів харчування та безпеки їх для здоров'я людини, що й зумовило вибір об'єкта дослідження [3–8, 23].

Математичне моделювання продуктивності посівів зернових виконано на прикладі вівса голозерного. Для дослідження фотосинтетичних процесів у цих сільськогосподарських рослинах була проведена серія дослідів, що виконувалась за розробленою схемою та складалась з двох груп дослідів, всього 18 варіантів.

Перша група дослідів передбачала, що насіння не оброблене перед посівом регулятором росту:

1. Без препаратів і ручних прополовань (контроль I).
2. Без препаратів + ручні прополовання (контроль II).
3. Лонтрел 300 0,16 мл/га.
4. Лонтрел 300 0,41 мл/га.
5. Лонтрел 300 0,66 мл/га.
6. Альбіт 40 мл/га.
7. Лонтрел 300 0,16 мл/га + Альбіт 40 мл/га.
8. Лонтрел 300 0,41 мл/га + Альбіт 40 мл/га.
9. Лонтрел 300 0,66 мл/га + Альбіт 40 мл/га.

Друга група дослідів: насіння оброблене перед посівом регулятором росту Альбіт 40 мл/т (Фон):

10. Фон + Без препаратів і ручних прополовань (контроль I).
11. Фон + Без препаратів + ручні прополовання (контроль II).
12. Фон + Лонтрел 300 0,16 мл/га.
13. Фон + Лонтрел 300 0,41 мл/га.
14. Фон + Лонтрел 300 0,66 мл/га.
15. Фон + Альбіт 40 мл/га.
16. Фон + Лонтрел 300 0,16 мл/га + Альбіт 40 мл/га.
17. Фон + Лонтрел 300 0,41 мл/га + Альбіт 40 мл/га.
18. Фон + Лонтрел 300 0,66 мл/га + Альбіт 40 мл/га.

Результуючим показником накопичення сухої речовини в рослині є чиста продуктивність фотосинтезу (ЧПФ) – маса сухої речовини, що синтезувалась за певний проміжок часу, в перерахунку на одиницю площі листків під час вегетаційного періоду. Показник ЧПФ виражає продуктивну здатність до фотосинтезу одиниці площі листової поверхні за певний інтервал часу. ЧПФ знаходиться в прямій залежності від урожайності, що в свою чергу дозволяє встановити потенціал продуктивності того чи іншого сорту за різних умов та способів вирощування.

Враховуючи особливості досліджуваних процесів, наявність причинно-наслідкових зв'язків між факторами, було обрано ймовірно-статистичні моделі у формі мереж Байеса. Оскільки результуючим показником продуціонального процесу є чиста продуктивність фотосинтезу, саме цей показник визначено цільовою змінною при побудові мережі Байеса. Показниками, які характеризують процес фотосинтезу і використані при побудові моделі, є хлорофіли a і b , площа листя, маса сухих речовин та чиста продуктивність фотосинтезу. Норми внесення препаратів розраховували на відповідну площу з врахуванням норми витрати води 300 л/га. Повторність дослідів – триразова. Аналізи в досліді виконували на третю і п'яту добу після внесення препаратів. Вегетаційний дослід проводили в суворо контрольованих умовах згідно з методикою З.І. Журбицького [24]. Суму хлорофілів $a+b$, вміст хлорофілів a і b та каротиноїдів визначали у 100% ацетоні за допомогою

спектрофотометра за методикою з використанням для розрахунків формул D. Wettstein [25], визначення маси сухих розчинних речовин [26].

Для побудови топології мережі Байєса з-поміж інших методів було обрано метод PC [27], який показав найкращі результати. Побудова структури мережі Байєса виконувалась автоматизовано із використанням програмного забезпечення Genie 2.0 [28]. Параметри мережі, задані у налаштування даного програмного забезпечення: максимальна кількість батьківських вершин, що може мати мережа Байєса – 8 (налаштування «Max Adjacency Size»), рівень значущості для тесту на умовну незалежність між вершинами – 0,05 (налаштування «Significance Level»), максимальний час виділений на роботу алгоритму, якщо значення дорівнює 0, то обмежень по часу немає (налаштування «Max Time (seconds)»).

Алгоритм PC [27, 29] є модифікацією алгоритму SGS [30]. Обидва алгоритми засновані на d -сепарабельності та послідовному переборі різноманітних комбінацій вершин із урахуванням обмежень, для виявлення причин. Час виконання PC-алгоритму є експоненційним, тому він ефективний лише для невеликої кількості вершин.

В основу роботи алгоритму покладений тест на умовну незалежність. В якості навчального набору даних використовується множина екземплярів D , що містить множину змінних V . Для тесту на умовну незалежність $I(x, y | S)$, із заданим рівнем значущості $0 < \alpha < 1$ та порядком впорядкування (V) , на множині змінних V , послідовність дій:

- побудувати повний ненаправлений граф за змінними-вершинами V ;
- для всіх суміжних вузлів x і y знайти розподілення, спочатку використовуючи впорядкування за зменшенням, а потім за збільшенням значень умовної незалежності між x та y . Значення умовної незалежності $I(x, y | S)$ підтверджується тоді, і тільки тоді, коли всі змінні в S є суміжними з x і y ;
- якщо значення умовної незалежності між x і y виявлене та підтверджено, тоді відповідний зв'язок між вершинами x і y видаляється. Послідовність перевірки на умовну незалежність задається порядком V ;
- для кожної трійки вершин (x, y, z) , таких, що x суміжне із y , а y в свою чергу суміжне з z , але при цьому x не суміжне із z , то зв'язок між змінними $x - y - z$ задається направленим $x \rightarrow y \leftarrow z$ тоді і тільки тоді, коли y не належить множині S , що розділює x і z на попередньому другому кроці;
- вказані дії повторюють, до тих пір, доки не залишиться дуг, що можуть бути направлені, при цьому не повинно бути циклів.

Інформаційна технологія, представлена на рис. 2, містить інструменти інтелектуального аналізу даних, має гнучку модульну структуру та може застосовуватись окремо та в складі інших інформаційно-аналітичних систем.

В результаті побудови математичних моделей для дослідження фотосинтезу отримано ймовірісно-статистичну модель у формі мережі Байєса, яка описує сумісний вплив рострегуляторів та гербіцидів на урожайність вівса голозерного. Представлена модель дозволяє виявити потенційні можливості щодо підвищення екологічності рослинництва за рахунок зменшення доз гербіцидів та регуляторів росту за сумісного їх використання.

Отримана мережа Байеса представлена на рис. 3. Похибка помилкової класифікації дорівнює 20%.

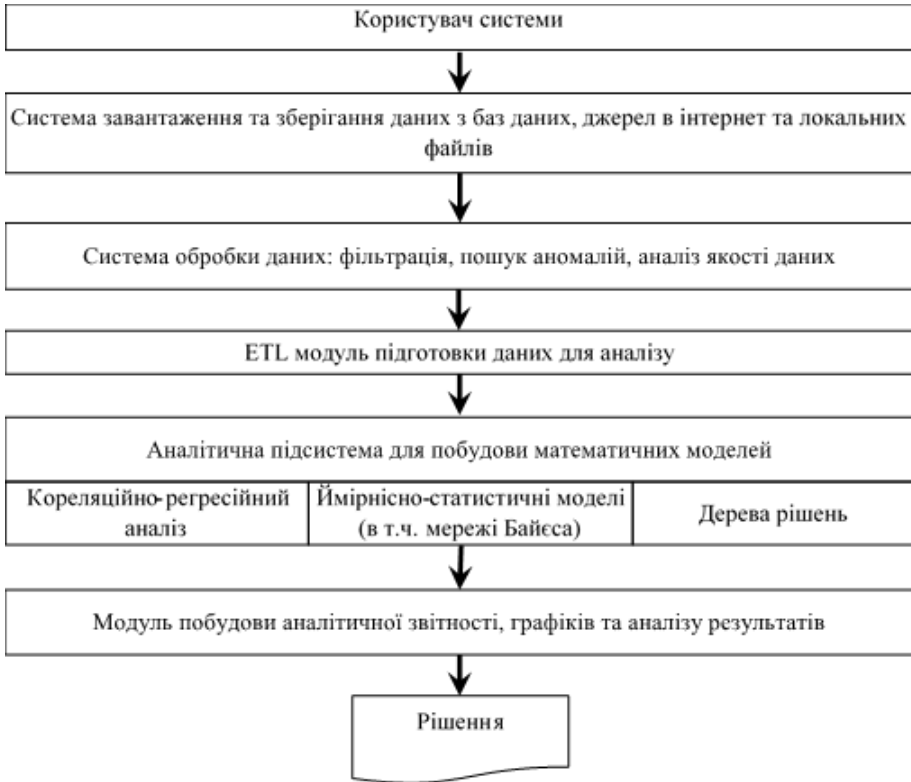


Рисунок 2. Схема пропонованої інформаційної технології

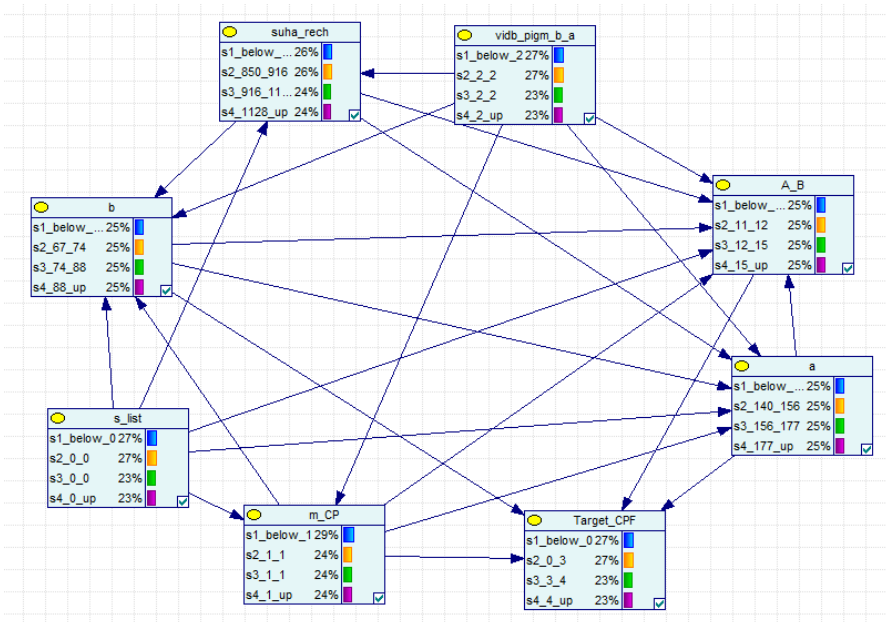


Рисунок 3. Мережа Байеса

Таблиця 1. Позначення змінних, використаних при побудові мережі Байєса

Назва	Позначення	Одиниці виміру
Показник чистої продуктивності фотосинтезу	CPF	г/м ²
Вміст хлорофілу А	А	мг/г сирової маси
Вміст хлорофілу В	В	мг/г сирової маси
Площа листя	s_list	м ²
Маса сухої речовини	m_CP	г
Вміст сухої речовини	suha rech	%
Відношення пігментів	vidb_pigm_a_b	б/р

Повна спільна ймовірність побудованої мережі Байєса (рис. 3) обчислюється за формулою:

$$P(\text{Target CPF, A B, vidb pigm b, a, a, b, suha rech, s list, m CP}) = P(\text{Target CPF} \mid \text{a, b, s list, m CP}) \cdot P(\text{m CPF} \mid \text{vidv pigm b a, suha rech, s list, m CP}) \cdot P(\text{m CP} \mid \text{vidb pigm b a, s list}) \cdot P(\text{s list}) \cdot P(\text{b} \mid \text{vidb pigm b a, suha rech, s list, m CP}) \cdot P(\text{suha rech} \mid \text{vidb pigm b a, s list, m CP}) \cdot P(\text{vidb pigm b a}) \cdot P(\text{A B} \mid \text{Target CPF, vidb pigm b a, b suha rech, s list, m CP}) \cdot P(\text{a} \mid \text{vidb pigm b a, b, suha rech, list, m CP}).$$

Для обчислення значень умовних ймовірностей цільової змінної, формула Байєса для побудованої топології мережі має вигляд:

$$P(\text{Target CPF} \mid \text{a, b, s list, m CP}) = \frac{P(\text{Target CPF, a, b, s list, m CP})}{P(\text{a, b, s list, m CP})},$$

де знаменник має вигляд:

$$P(\text{a, b, s list, m CP}) = P(\text{a} \mid \text{vidb pigm b a, b, suha rech, s list, m CP}) \cdot P(\text{b} \mid \text{vidb pigm b a, suha rech, s list, m CP}) \cdot P(\text{s list}) \cdot P(\text{m CP} \mid \text{vidb pigm b a, s list}).$$

На основі результатів моделювання побудована множина сценаріїв, представлена в табл. 2.

Таблиця 2. Сценарії зміни урожайності вівса голозерного на основі побудованої мережі Байєса

Номер сценарію	Сума хлорофілів А і В (А_В)	Маса сухої речовини (m_CP)	Показник чистої продуктивності фотосинтезу (CPF)
1	Збільшення на 15%	Збільшення на 20%	Збільшення на 18%
2	Збільшення на 20%	Збільшення на 15%	Збільшення на 10%
3	Збільшення на 15%	Залишається незмінним	Збільшення на 5%

Найкращим є сценарій номер 1, коли за збільшення суми хлорофілів a і b , відбувається збільшення маси сухої речовини та збільшення показника чистої продуктивності фотосинтезу, що є одним з важливих показників асиміляційної діяльності посівів сільськогосподарських культур.

Отже, результати моделювання підтверджують результати лабораторних досліджень дії гербіциду Лонтрел 300 як окремо, так і в комплексі з PPP Альбіт. При підвищенні норми застосування гербіциду у суміші з регулятором росту рослин без передпосівної обробки насіння PPP Альбіт, простежується зниження вмісту хлорофілів a і b та їх суми в листках вівса голозерного, що є наслідком підвищення рівня пероксидного окислення ліпідів у рослинах, що можливо призводить до гальмування синтезу хлорофілу, його руйнування (фотоокиснення). За сумісного ж використання гербіциду та регулятора росту у рослинах вівса голозерного з передпосівною обробкою насіння PPP Альбіт, простежується збільшення рівня хлорофілів a і b та їх суми в листках вівса голозерного, що корелює з чистою продуктивністю фотосинтезу рослин вівса голозерного та масою сухої речовини, у результаті підвищення інтенсивності процесу фотосинтезу. Сумісне внесення гербіциду з регулятором росту підсилює функціонування основних захисних систем вівса голозерного, що виражається у зростанні вмісту в листках вівса хлорофілів a і b та збільшенні чистої продуктивності фотосинтезу, що призводить до накопичення більшої маси сухої речовини та загалом врожайності. Тобто, моделюючи співвідношення гербіцид-регулятор росту, можна впливати на перебіг процесів, що відбуваються в рослинах у період їх вегетації, тим самим програмуючи майбутні врожаї.

Висновки

Завдяки властивостям гнучкості та інтегрованості дана розробка може бути використана у інформаційно-аналітичних системах, системах підтримки прийняття рішень у аграрному секторі на будь-якому з етапів її впровадження. Комп'ютерні модулі, призначені для аналізу, моделювання вибраних процесів, прогнозування, поглибленої обробки даних, можуть використовуватися як поодиночі, так і комплексно; вони можуть бути реалізовані як в потужних інструментальних системах, таких як SAS та SPSS, так і в інших інструментальних середовищах.

У подальших дослідженнях для програмування урожайності доцільно застосовувати комплекс моделей, наприклад такий, до складу якого входять регресійні моделі, мережі Байєса, дерева рішень, нейронні мережі, інші методи інтелектуального аналізу даних, а крім того, виконати апробацію запропонованої методики для програмування урожаю різних сільськогосподарських культур, дослідивши як внутрішні, так і зовнішні чинники.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Бідюк, П.І., Терентьєв, О.М., Присянкін-Жарова, Т.І., & Ефендієв, В.В. (2017). Прогнозне моделювання нелінійних нестационарних процесів у рослинництві з використанням інструментів SAS Enterprise Miner. *Наукові вісті НТУУ КІП*, 1, 24–36. <https://doi.org/10.20535/1810-0546.2017.1.87423>

2. Westra, E.P., Shaner, D.L., Westra, P.H., & Chapman, P.L. (2014). Dissipation and Leaching of Pyroxasulfone and S-Metolachlor. *Weed Technology*, 28 (1), 72–81. <https://doi.org/10.1614/WT-D-13-00047.1>
3. Gulner, G., Kömives, T., & Rennenberg, H. (2001). Enhanced tolerance of transgenic poplar plants overexpressing γ -glutamylcysteine synthetase towards chloroacetanilide herbicides. *The Journal of Experimental Botany*, 52 (358), 971–979. <https://doi.org/10.1093/jexbot/52.358.971>
4. Foyer, C.H., & Noctor, G. (2009). Redox regulation in photosynthetic organisms: Signaling, acclimation and practical implications. *Antioxidants and Redox Signaling*, 11, 862–905. <https://doi.org/10.1089/ars.2008.2177>
5. Заболотна, А.В., Заболотний, О.І., Розборська, Л.В., Жижак, І.Д., & Даценко, А.А. (2021). Вміст пігментів і чиста продуктивність фотосинтезу кукурудзи за використання регуляторів росту рослин. *Вісник Сумського національного аграрного університету Серія «Агронія і біологія»*, 4 (46), 9–15. <https://doi.org/10.32845/agrobio.2021.4.2>
6. Wang, G.; Zhuang, L.; Mo, L.; Yi, X.; Wu, P.; & Wu, X. (2023). BAG: A Linear-Nonlinear Hybrid Time Series Prediction Model for Soil Moisture. *Agriculture*, 13 (2), 379. <https://doi.org/10.3390/agriculture13020379>
7. Ma, D., Maki, H., Neeno, S., Zhang, L., Wang, L., & Jin, J. (2020). Application of non-linear partial least squares analysis on prediction of biomass of maize plants using hyperspectral images. *Biosystems Engineering*, 200, 40-54. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.09.002>
8. Paine, C.E.T., Marthews, T.R., Vogt, D.R., Purves, D., Rees, M., Hector, A., & Turnbull, L.A. (2012). How to fit nonlinear plant growth models and calculate growth rates: an update for ecologists. *Methods in Ecology and Evolution*, 3, 245–256. <https://doi.org/10.1111/j.2041-210X.2011.00155.x>
9. KPMG. Retrieved from <https://kpmg.com/ua/uk/home.html>
10. EOS Data Analytics. Retrieved from <https://eos.com/uk/>
11. Інформаційна технологія моніторингу вирощування озимих культур (Програмування врожаю озимих сільськогосподарських культур). <https://scf.knu.ua/ua/kataloh-innovatsiinykh-proektiv-3/361-informatsiina-tekhnohiiia-monitorynhu-vyroshchuvannia-ozymykh-kultur-prohramuvannia-vrozhaiu-ozymykh-silskohospodarskykh-kultur>
12. Проект АгроТехінтелект. Retrieved from <https://www.ndipvt.com.ua/agrotehintel.html>
13. Згуровський, М.З., Бідюк, П.І., Терентьев, О.М., & Просянкін-Жарова, Т.І. (2015). *Байєсівські мережі у системах підтримки прийняття рішень*. Київ: ТОВ «Видавниче Підприємство «Едельвейс».
14. de Carvalho Pinto, Nicolai, M., Rodrigues, Ferreira R. et al. (2009). Herbicide selectivity by differential metabolism: considerations for reducing crop damages sci. agric. (piracicaba, braz.). *Scientia Agricola*, 66 (1), 136-142. <https://doi.org/10.1590/S0103-90162009000100020>
15. Лобода, О.М., & Худік, Н.Д. (2021). Використання експертних оцінок для визначення пріоритетних напрямів впровадження цифрових технологій в агробізнесі. *АГРОСВІТ*, 4, 38–44. <https://doi.org/10.32702/2306&6792.2021.4.38>
16. Коковіхін, С.В., & Коваленко, В.П. (2019). Математичне моделювання рівнів продуктивності багаторічних бобових культур в умовах Лісостепу України. *Таврійський науковий вісник*, 108, 39–45. <https://doi.org/10.32851/2226-0099.2019.108.6>
17. Бондаренко, Л.В. (2017). Впровадження нових інформаційних технологій у професійну діяльність агронома. *Наукова праця. Педагогіка*, 281 (293), 47–53.
18. Pearl, J. (2000). *Causality: models, reasoning, and inference*. Cambridge University Press.
19. Jensen, F.V. (2001). *Bayesian networks and decision graphs*. New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3502-4>
20. Spiegelhalter, D., Dawid, P., Lauritzen, S. and Cowell, R. (1993). Bayesian analysis in expert systems. *Statistical Science*, 8 (3), 219–247.

21. Trofymchuk, O., Bidiuk, P., Terentiev, O., & Prosyankina-Zharova, T. (2019). *Decision Support Systems for Modelling, Forecasting and Risk Estimation*. Riga: LAP Lambert Academic Publishing.
22. Lauritzen, S.L. and Spiegelhalter, D.J. (1988). Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. *Journal Royal Statistics Society, series B (Methodology)*, 50 (2), 157–194.
23. Карпенко, В.П., & Просянкін, Д.І. (2015). Ліпопероксидаційні та антиоксидантні процеси в рослинах вівса голозерного за дії біологічно активних речовин. *Вісник Уманського Національного університету садівництва*, 1, 47–50.
24. Грицаєнко, З.М. Грицаєнко, А.О., & Карпенко, В.П. (2003). *Методи біологічних та агрохімічних досліджень рослин і ґрунтів*. Київ: ЗАТ «Нічлава».
25. Pateiro, M., Domínguez, R., Muneke, P.E.S., Nieto, G., Bangar, S.P., Dhama, K., Lorenzo, J.M. (2023). Bioactive Compounds from Leaf Vegetables as Preservatives. *Foods*, 12 (3), 637. <https://doi.org/10.3390/foods12030637>
26. Визначення розчинних сухих речовин рефрактометричним методом (ISO 2173:2003 IDT): ДСТУ ISO 2173:2007 (2007). Retrieved from <http://csm.kiev.ua/nd/nd.php?b=1&l=24791>
27. Spirtes, P., Glymour, C., & Scheines, R. (1993). *Causation, Prediction and Search. Part of the book series: Lecture Notes in Statistics (LNS, vol. 81)*. Berlin: Springer Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-1-4612-2748-9>
28. Genie 2.0. Retrieved from <https://www.bayesfusion.com/genie/>
29. Kelangath, S., Das, P.K., Quigley, J., & Hirdaris, S.E. (2012). Risk analysis of damaged ships - A data-driven Bayesian approach. *Ships and Offshore Structures*. 7 (3), 333-347. <https://doi.org/10.1080/17445302.2011.592358>
30. Spirtes, P., Glymour C., & Scheines, R. (1991). From probability to causality. *Philosophical Studies*, 64, 1–36. <https://doi.org/10.1007/BF00356088>

Стаття надійшла до редакції 29.08.2023 і прийнята до друку після рецензування 01.12.2023

REFERENCES

1. Bidjuk, P.I., Terent'jev, O.M., Prosjankina-Zharova, T.I., & Efendijev, V.V. (2017). Prognose modeljuvannja nelinejnijh nestacionarnyh procesiv u roslynnjctvi z vykorystannjam instrumentiv SAS Enterprise Miner. *Naukovi visti NTUU KPI*, 1, 24-36 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.20535/1810-0546.2017.1.87423>
2. Westra, E.P., Shaner, D.L., Westra, P.H., & Chapman, P.L. (2014). Dissipation and Leaching of Pyrooxasulfone and S-Metolachlor. *Weed Technology*, 28(1), 72–81. <https://doi.org/10.1614/WT-D-13-00047.1>
3. Gulner, G., Kömives, T., & Renneberg, H. (2001). Enhanced tolerance of transgenic poplar plants overexpressing γ -glutamylcysteine synthetase towards chloroacetanilide herbicides. *The Journal of Experimental Botany*, 52(358), 971–979. <https://doi.org/10.1093/jexbot/52.358.971>
4. Foyer, C.H., & Noctor, G. (2009). Redox regulation in photosynthetic organisms: Signaling, acclimation and practical implications. *Antioxidants and Redox Signaling*, 11, 862–905. <https://doi.org/10.1089/ars.2008.2177>
5. Zabolotna, A.V., Zabolotnyj, O.I., Rozbors'ka, L.V., Zhyljak, I.D., & Dacenko A.A. (2021). Vmist pigmentiv i chysta produktyvnist' fotosyntezy kukurudzy za vykorystannja reguljatoriv rostu roslyn. *Visnyk Sums'kogo nacional'nogo agrarnogo universytetu Serija «Agronomija i biologija»*, 4(46), 9-15 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.32845/agrobio.2021.4.2>
6. Wang, G., Zhuang, L., Mo, L., Yi, X., Wu, P., & Wu, X. (2023). BAG: A Linear-Nonlinear Hybrid Time Series Prediction Model for Soil Moisture. *Agriculture*, 13(2), 379. <https://doi.org/10.3390/agriculture13020379>

7. Ma, D., Maki, H., Neeno, S., Zhang, L., Wang, L., & Jin, J. (2020). Application of non-linear partial least squares analysis on prediction of biomass of maize plants using hyperspectral images. *Biosystems Engineering*, 200, 40-54. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.09.002>
8. Paine, C. E. T., Marthews, T. R., Vogt, D. R., Purves, D., Rees, M., Hector, A., & Turnbull, L. A. (2012). How to fit nonlinear plant growth models and calculate growth rates: an update for ecologists. *Methods in Ecology and Evolution*, 3, 245–256. <https://doi.org/10.1111/j.2041-210X.2011.00155.x>
9. KPMG. Retrieved from <https://kpmg.com/ua/uk/home.html>
10. EOS Data Analytics. Retrieved from <https://eos.com/uk/>
11. Інформаційна технологія моніторингу виробництва озимих культур (Програмування врожайності озимих сільськогосподарських культур). Retrieved from <https://scp.knu.ua/ua/katalog-innovatsiinykh-proektiv-3/361-informatsiina-tehnolohiia-monitorynhu-vyroshchuvannia-ozymykh-kultur-prohramuvannia-vrozhaiu-ozymykh-silskohospodarskykh-kultur> [in Ukrainian].
12. Proekt AgroTehintelekt. Retrieved from <https://www.ndipvt.com.ua/agrotehintel.html> [in Ukrainian].
13. Zgurovs'kyj, M.Z., Bidjuk, P.I., Terent'jev, O.M., & Prosjankina-Zharova T.I. (2015). *Bajjesiv's'ki merezhi u systemah pidtrymky pryjnjattja rishen'*. Kyi'v: TOV «Vydavnyche Pidpryjemstvo «Edel'vejs» [in Ukrainian].
14. de Carvalho, P., Nicolai, M., Rodrigues, Ferreira, R. et al. (2009). Herbicide selectivity by differential metabolism: considerations for reducing crop damages sci. agric. (piracicaba, braz.). *Scientia Agricola*, 66(1), 136-142. <https://doi.org/10.1590/S0103-90162009000100020>
15. Loboda, O.M., & Hudik, N.D. (2021). Vykorystannja ekspertnyh ocinok dlja vyznachennja priorytetnyh naprjamiv vprovadzhennja cyfrovych tehnologij v agrobiznesi. *Agrosvit*, 4, 38-44 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.32702/2306&6792.2021.4.38>
16. Kokovihin, S.V., & Kovalenko, V.P. (2019). Matematyčne modeljuvannja rivniv produktyvnosti bagatorichnyh bobovyh kultur v umovah Lisostepu Ukrai'ny. *Tavrijs'kyj naukovyj visnyk*, 108, 39-45 [in Ukrainian]. <https://doi.org/10.32851/2226-0099.2019.108.6>
17. Bondarenko, L.V. (2017). Vprovadzhennja novykh informacijnyh tehnologij u profesijnu dijial'nist' agronoma. *Naukova pracja. Pedagogika*, 281 (293), 47-53 [in Ukrainian].
18. Pearl, J. (2000). *Causality: models, reasoning, and inference*. Cambridge University Press.
19. Jensen, F.V. (2001). *Bayesian networks and decision graphs*. New York: Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4757-3502-4>
20. Spiegelhalter, D., Dawid, P., Lauritzen, S., & Cowell, R. (1993). Bayesian analysis in expert systems. *Statistical Science*, 8 (3), 219–247.
21. Trofymchuk, O., Bidiuk, P., Terentiev, O., & Prosyankina-Zharova, T. (2019). *Decision Support Systems for Modelling, Forecasting and Risk Estimation*. Riga: LAP Lambert Academic Publishing.
22. Lauritzen, S.L., & Spiegelhalter, D.J. (1988). Local computations with probabilities on graphical structures and their application to expert systems. *Journal Royal Statistics Society, series B (Methodology)*. 50 (2), 157-194.
23. Karpenko, V.P., & Prosjankin, D.I. (2015). Lipoperoksydacijni ta antyoksydantni procesy v roslynah vivsa golozernogo za dii' biologichno aktyvnyh rehovyn. *Visnyk Umans'kogo Nacional'nogo universytetu sadivnyctva*, 1, 47-50 [in Ukrainian].
24. Grycajenko, Z.M. Grycajenko, A.O., & Karpenko, V.P. (2003). Metody biologichnyh ta agrohimičnyh doslidzhen' roslyn i g'runtiv. Kyi'v: ZAT «Nichlava» [in Ukrainian].
25. Pateiro, M., Domínguez, R., Munekata, P.E.S., Nieto, G., Bangar, S.P., Dhama, K., & Lorenzo, J.M. (2023). Bioactive Compounds from Leaf Vegetables as Preservatives. *Foods*, 12 (3), 637. <https://doi.org/10.3390/foods12030637>

26. Vyznachennja rozchynnyh suhyh rehovyn refraktometrychnym metodom (ISO 2173:2003 IDT): DSTU ISO 2173:2007 (2007). Retrieved from <http://csm.kiev.ua/nd/nd.php?b=1&l=24791> [in Ukrainian].
27. Spirtes, P., Glymour, C., & Scheines, R. (1993). *Causation, Prediction and Search. Part of the book series: Lecture Notes in Statistics* (LNS, vol. 81). Berlin: Springer Verlag. <https://doi.org/10.1007/978-1-4612-2748-9>
28. Genie 2.0. Retrieved from <https://www.bayesfusion.com/genie/>
29. Kelangath, S., Das, P.K., Quigley, J., & Hirdaris, S.E. (2012). Risk analysis of damaged ships - A data-driven Bayesian approach. *Ships and Offshore Structures*. 7 (3), 333-347. <https://doi.org/10.1080/17445302.2011.592358>
30. Spirtes, P., Glymour C., & Scheines, R. (1991). From probability to causality. *Philosophical Studies*, 64, 1–36. <https://doi.org/10.1007/BF00356088>

The article was received 29.08.2023 and was accepted after revision 01.12.2023

Терентьев Александр Михайлович

доктор технічних наук, доцент, провідний науковий співробітник відділу прикладної інформатики, Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України

Адреса робоча: 03186 Україна, м. Київ, Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-4288-1753> **e-mail:** o.terentiev@gmail.com

Просьянкін Денис Іванович

аспірант, Інститут телекомунікацій і глобального інформаційного простору НАН України

Адреса робоча: 03186 Україна, м. Київ, Чоколівський бульвар, 13

ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0000-4402-6921> **e-mail:** dipruman@ukr.net