

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-81-28>

УДК 004.8:631.563

ЛІЩУК Андрій

Вінницький національний технічний університет
e-mail: a.r.lishchuk@gmail.com

АНАЛІЗ ВПЛИВУ ВХІДНИХ ПАРАМЕТРІВ НА ТОЧНІСТЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ЗЕРНА ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ СИСТЕМ

У статті проведено аналіз впливу вхідних параметрів на точність прогнозування температури зерна у сховищах за допомогою адаптивної нейро-нечіткої системи логічного висновку (ANFIS). Основна увага приділена визначенню найважливіших параметрів, які забезпечують високу ефективність моделі, зокрема включенню поточної температури зерна як інтегрального показника, що відображає енергетичний стан зернової маси. Додавання цього параметра дозволило моделі враховувати початкові умови та значно покращити прогнозування теплових процесів.

Окрім числових параметрів, таких як температура повітря, відносна вологість та швидкість вітру, модель враховує часові ряди, сформовані на основі попередніх значень температури зерна та екологічних умов. Для цього було використано ковзне вікно (sliding window) з шириною 8 інтервалів (2 години), що дозволило моделі аналізувати короткострокові зміни температури та динаміку зовнішніх умов. Такий підхід сприяє підвищенню точності прогнозування за рахунок врахування залежностей між поточними та попередніми станами зернової маси.

Окрему увагу приділено інтеграції якісних параметрів, таких як вид та сорт зерна, представлених у вигляді лінгвістичних змінних за допомогою нечіткої логіки. Використання експертних даних дозволило створити систему правил, яка адаптується до специфіки різних зернових культур і забезпечує високу гнучкість моделі у різноманітних умовах зберігання.

Результати моделювання показали, що розроблена модель ANFIS із оптимальним набором параметрів демонструє значно нижчі значення RMSE у порівнянні з базовими моделями ARIMA та LSTM. Зокрема, модель підтвердила свою перевагу у точності прогнозування для різних зон зерносховища, забезпечуючи стабільність температурних умов та своєчасне виявлення ризиків теплового самозігрівання. Отримані результати підкреслюють важливість урахування як числових, так і якісних параметрів для підвищення ефективності автоматизованих систем моніторингу температури у зерносховищах.

Ключові слова: нейро-нечітка система, прогнозування температури зерна, точність прогнозування, ANFIS.

LISHCHUK Andrii

Vinnitsia National Technical University

ANALYSIS OF THE IMPACT OF INPUT PARAMETERS ON THE ACCURACY OF GRAIN TEMPERATURE FORECASTING USING NEURO-FUZZY SYSTEMS

The article analyzes the impact of input parameters on the accuracy of grain temperature forecasting in storage facilities using an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). Particular attention is given to identifying the most significant parameters that ensure the high efficiency of the model, including incorporating the current grain temperature as an integral indicator reflecting the energy state of the grain mass. Adding this parameter allowed the model to account for initial conditions and significantly improve the prediction of thermal processes.

In addition to numerical parameters, such as air temperature, relative humidity, and wind speed, the model also considers time series formed based on previous values of grain temperature and environmental conditions. For this purpose, a sliding window with a width of 8 intervals (2 hours) was used, enabling the model to analyze short-term temperature changes and the dynamics of external conditions. This approach enhances forecasting accuracy by accounting for dependencies between the current and previous states of the grain mass.

Special attention is paid to integrating qualitative parameters, such as the type and variety of grain, represented as linguistic variables using fuzzy logic. The use of expert data facilitated the creation of a rule-based system that adapts to the specifics of different grain crops and ensures the model's high flexibility under various storage conditions.

The modeling results demonstrated that the developed ANFIS model with an optimal set of parameters achieves significantly lower RMSE values compared to baseline models such as ARIMA and LSTM. In particular, the model confirmed its superiority in forecasting accuracy for various storage zones, ensuring temperature stability and timely detection of thermal self-heating risks. The obtained results highlight the importance of considering both numerical and qualitative parameters to improve the efficiency of automated grain storage temperature monitoring systems.

Keywords: neuro-fuzzy system, grain temperature forecasting, forecasting accuracy, ANFIS.

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

Збереження якості зерна під час його тривалого зберігання є важливою проблемою в аграрному секторі, оскільки навіть незначні відхилення у фізичних чи екологічних умовах можуть призвести до значних втрат. Одним із ключових параметрів, який безпосередньо впливає на стан зернових мас, є їхня температура. Температура зерна відіграє вирішальну роль у процесах теплового самозігрівання, утворення місць підвищеної вологості та активного розмноження шкідників. У цьому контексті надійне прогнозування

температури зерна дозволяє забезпечити своєчасне втручання та запобігти втратам, забезпечуючи не лише збереження якості продукту, але й ефективність усієї логістичної системи.

Температура зерна є параметром, що відображає кількість накопиченої теплової енергії у зерновій масі. Зміни теплової енергії залежать від взаємодії зерна із зовнішніми екологічними факторами, такими як температура повітря, вологість, швидкість вітру та атмосферний тиск. Наприклад, підвищення температури навколишнього повітря сприяє нагріванню зерна, тоді як висока вологість і швидкість вітру можуть мати охолоджувальний ефект.

Інтегральний характер теплової енергії означає, що для розрахунку змін необхідно враховувати як поточні умови, так і попередній тепловий стан зернової маси. Це забезпечує більш точний аналіз, оскільки тепла енергія акумулюється і розподіляється нерівномірно у часі. У цьому контексті модель повинна враховувати не лише моментальні значення параметрів, а й їхню динаміку впродовж часу, що дозволяє адаптувати прогноз до умов зберігання.

На сьогодні існують різні системи прогнозування температури зерна, зокрема, засновані на фізичних моделях, емпіричних методах та алгоритмах машинного навчання. Проте, ці системи часто стикаються з низкою проблем:

- недостатня точність прогнозів через високий рівень складності теплових процесів у зернових масах;
- складність налаштування моделей для різних умов зберігання;
- короткий інтервал достовірного прогнозування.

Крім складності теплових процесів, важливим викликом є облік якісних параметрів, таких як вид зерна або його сорт, які не можуть бути представлені у вигляді числових даних. Використання нечіткої логіки дозволяє врахувати ці параметри, оскільки вона працює з лінгвістичними змінними і правилами, побудованими на експертних знаннях. Це є особливо важливим для складних систем, де точні числові значення можуть бути недоступними або сильно варіюватися залежно від умов зберігання.

До прикладу, модель AMSformer використовує багатомасштабну увагу та механізми адаптивної уваги каналів, що збільшує складність і обчислювальні вимоги, через що використання її у системах з обмеженими ресурсами - є неможливим[5]. Кодувально-декодуюча модель з механізмом уваги хоч і потребує менші обчислювальні вимоги, проте має короткий інтервал достовірного прогнозування, що є суттєвим недоліком[3]. А такі базові моделі як ARIMA та LSTM, мають недостатню точність прогнозування у складних умовах[2]. У зв'язку з цими недоліками запропонованих моделей, виникає потреба у вдосконаленні підходів до прогнозування температури зерна. Автори деяких підходів висувають гіпотезу, що методи нейро-нечіткого прогнозування здатні підвищити точність і адаптивність таких моделей завдяки здатності нейронних мереж адаптуватися до складних нелінійних залежностей та можливостям нечіткої логіки працювати з неточними чи неповними даними[4][14].

Методи нейро-нечіткого прогнозування, які поєднують переваги штучних нейронних мереж і нечіткої логіки, демонструють значний потенціал для вирішення цих завдань. Нечітка логіка дозволяє враховувати невизначеність і неточність вхідних даних, тоді як нейронні мережі забезпечують адаптивність та здатність до навчання. Це особливо важливо для моделювання процесів зберігання зерна, де точні дані не завжди доступні, а взаємозв'язки між параметрами складні.

Особливістю нечіткої логіки є здатність працювати з якісними або експертними даними, які не можуть бути виміряні напряму. Наприклад, вид зерна (пшениця, кукурудза, зерноsumіш, тощо) та його сорт можуть суттєво впливати на процеси теплового самозгрівання, але ці параметри часто не мають числового вираження. Для врахування таких даних створюються правила нечіткої логіки, наприклад – 'Якщо вид зерна – пшениця і сорт – високоякісний, то ризик підвищення температури низький'. Ці правила формуються на основі експертних знань та уточнюються в процесі навчання моделі.

Попередні дослідження показали, що вплив вхідних числових параметрів є складним і варіюється залежно від умов зберігання. Ці параметри охоплюють спектр екологічних, фізичних і технологічних показників, які можуть суттєво впливати на теплові процеси в зернових масах. Серед основних параметрів розглядаються:

- температура повітря, яка визначає загальні теплові умови середовища;
- вологість повітря, що впливає на конденсаційні процеси всередині зернової маси;
- швидкість та напрям вітру, що може впливати на теплообмінні процеси;
- атмосферний тиск, який може служити важливим індикатором загального теплового балансу зберігання.

Важливою особливістю даного дослідження є акцент на виявленні взаємозв'язків між цими параметрами[3]. Наприклад, хоча температура повітря і вологість є очевидними факторами, що впливають на температурний режим зернової маси, їхній вплив може змінюватися залежно від рівня атмосферного тиску або напрямку та швидкості вітру[3]. Нейро-нечіткі системи, які використовуються в даному дослідженні, є потужним інструментом для аналізу складних нелінійних взаємозв'язків між вхідними

параметрами, оскільки вони поєднують здатність нечіткої логіки працювати з невизначеностями та адаптивність нейронних мереж до великих обсягів даних[6].

Аналіз комбінацій вхідних параметрів дозволяє визначити їхній відносний вплив на точність прогнозування[7]. Наприклад, один набір параметрів може давати високу точність у контрольованих умовах, але бути менш ефективним у реальних умовах, де спостерігається значна варіативність. Тому важливим завданням є не лише вибір параметрів, але й їхня оптимізація для конкретних умов зберігання[5].

Окремо слід зазначити, що впровадження таких систем у практику зберігання зерна сприяє мінімізації людського фактору в ухваленні рішень і забезпечує автоматизоване управління процесами моніторингу та контролю[9]. Результати аналізу вхідних параметрів, отримані в цьому дослідженні, дозволять ідентифікувати найбільш впливові фактори, оптимізувати структуру моделей прогнозування та запропонувати рекомендації для вдосконалення існуючих систем. Зрештою, це сприятиме підвищенню економічної ефективності, зниженню втрат продукції та забезпеченню продовольчої безпеки[4].

Сучасні підходи до прогнозування температури зерна активно використовують нейронні мережі, зокрема LSTM та CNN-LSTM, які є ефективними для аналізу часових рядів[1]. LSTM забезпечує обробку довгострокових залежностей, враховуючи кліматичні та сезонні фактори, а також реакцію зерна на зовнішні умови[2]. Гібридні моделі CNN-LSTM поєднують виділення локальних особливостей (CNN) та аналіз довгострокових залежностей (LSTM), що дозволяє враховувати як локальні, так і глобальні тенденції[3].

Переваги цих методів включають досить високу точність прогнозів і здатність працювати з великими даними. Водночас викликами є потреба в якісних даних, обчислювальна складність і ризик перенавантаження. Практичне застосування LSTM і CNN-LSTM передбачає інтеграцію в системи управління зберіганням зерна, що сприяє зменшенню втрат і стабільності умов зберігання.

Метою дослідження є розробка та впровадження методів нейро-нечіткого прогнозування температури зерна, які дозволять:

- забезпечити точне прогнозування температурних змін у реальному часі;
- оптимізувати системи моніторингу та управління умовами зберігання;
- зменшити втрати зерна завдяки своєчасному реагуванню на зміни температури.

Це дослідження спрямоване на вирішення актуальної проблеми забезпечення продовольчої безпеки шляхом підвищення ефективності управління зерновими запасами. Результати роботи можуть бути корисними для аграрного сектору, сприяючи зменшенню економічних втрат і забезпеченню стабільних умов зберігання продукції.

ЗБІР ТА ОБРОБКА ДАНИХ

Данні, які використовувалися для вирішення поставленої задачі, було запозичено у авторів статті «Grain Pile Temperature Forecasting from Weather Factors: A Support Vector Regression Approach», в якій запропонований підхід для прогнозування температури зерна за опорною векторною регресією. Цей набір не є загальнодоступним, і надавався для дослідження по запиту. Датасет був доповнений та модифікований для вирішення поставленої задачі у цьому дослідженні. Збір даних про температуру зернової маси, а саме пшениці, всередині сховища, яке розташоване у Канаді, виконується за допомогою 27-ми температурних датчиків, які розташовані на однаковій відстані один від одного. Датчики формують тривимірну матрицю $3 \times 3 \times 3$. Відстань між сусідніми датчиками у ширину та довжину дорівнює 5 м. Відстань від будь-якого кутового датчика до стіни, стелі або підлоги сховища дорівнює 0,5 м. Відстань між сусідніми датчиками у висоту дорівнює 2,5 м. Зібрані дані за допомогою мережі датчиків надходять на сервер, де обробляються і зберігаються. Дані про погодні умови навколишнього середовища біля зерносховища було отримано за допомогою метеорологічних приладів, таких як прилади для вимірювання температури повітря, вологості, швидкості і напрямку вітру та атмосферного тиску. Дані збиралися протягом 11-ти днів фіксуючи значення кожних 15 хвилин, і охоплюють відрізок часу починаючи з 26.07.2018 і закінчуючи 05.08.2018.

Для врахування часової залежності змін температури зерна використовувалися часові ряди. Модель прогнозує температуру зерна на основі ковзного вікна(sliding window) з попередніх значень температури та погодних умов. Кожне значення температури зерна визначається як функція від поточного часу t , а також від значень параметрів за попередні 8 інтервалів часу (15 хвилин кожний). Цей підхід дозволяє моделі аналізувати короткострокові зміни температури та адаптувати прогноз до динаміки умов.

Для обробки якісних даних, таких як вид і сорт зерна, було додано експертні оцінки. Вид зерна (наприклад, 'пшениця', 'кукурудза', 'ячмінь') і сорт ('висока якість', 'середня якість', 'низька якість') були представлені у вигляді лінгвістичних змінних. Їх значення використовувалися для генерації нечітких правил у моделі ANFIS, наприклад: 'Якщо вид зерна – пшениця і сорт – високоякісний, то ризик підвищення температури низький'. Оскільки лінгвістичні параметри не мають чіткої числової шкали, вони були перетворені через функції належності, що дозволило інтегрувати ці параметри в нечітку логіку моделі.

Для оцінки лінійного зв'язку між погодними умовами та температурою зерна у зерносховищі було використано кореляцію Пірсона між парами значень. Чим вище абсолютне значення коефіцієнта кореляції, тим вище лінійний зв'язок між двома параметрами[3]. Кореляційний коефіцієнт може приймати значення

від -1 (зворотна пропорціональна функціональна залежність), через 0 (відсутність кореляції), до +1 (пряма пропорціональна функціональна залежність)[8]. У таблиці 1 наведено коефіцієнти кореляції для всіх параметрів погодних умов та температурою зерна у зернохосовищі. Можемо спостерігати що температура зерна у сховищі має високу позитивну кореляцію із температурою повітря ззовні (0.847), а також високу негативну кореляцію із відносною вологістю повітря (-0.763), що свідчить про її вплив на зниження температури зернової маси за певних умов[10]. Швидкість вітру має слабку від'ємну кореляцію із поверхневою температурою зерна (-0.215), що відповідає її можливому охолоджувальному ефекту. Високий кореляційний коефіцієнт означає що між вказаними парами змінних є сильний взаємозв'язок, що слід врахувати при побудові моделі[11].

Таблиця 1.

Кореляційна матриця, для різних параметрів прогнозу

	Air temperature	Relative humidity	Wind speed	Wind direction	Air pressure	Surface temperature of grain
Air temperature	1.000	-0.712	0.348	0.123	-0.245	0.847
Relative humidity	-0.712	1.000	-0.436	-0.174	0.318	-0.763
Wind speed	0.348	-0.436	1.000	0.243	-0.128	-0.215
Wind direction	0.123	-0.174	0.243	1.000	-0.076	0.048
Air pressure	-0.245	0.318	-0.128	-0.076	1.000	-0.158
Surface temperature of grain	0.847	-0.763	-0.215	0.048	-0.158	1.000

НЕЙРО-НЕЧІТКА МОДЕЛЬ ANFIS, ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ

Для навчання нейро-нечіткої моделі необхідно спочатку обробити дані, таким чином, щоб вони були максимально коректні та корисні для використання їх у побудові моделі. Датасет може містити некоректні дані у вигляді аномальних значень, а саме нульові значення або такі, які не підходять за контекстом. Такі значення можуть сильно вплинути на якість навчання нейро-нечіткої моделі, оскільки моделі ANFIS дуже чутливі до якості датасету. Аномальні значення були замінені методом лінійної інтерполяції. Вона обчислює значення у для будь-якого x між x_1 та x_2 за допомогою наступної формули:

$$y = y_1 + \frac{(x-x_1)(y_2-y_1)}{x_2-x_1} \quad (1)$$

де x - значення, для якого ми хочемо обчислити інтерпольоване значення y ; x_1 та x_2 - відомі значення абсциси (вхідні дані); y_1 та y_2 - відповідні ординати (вихідні дані).

Для покращення ефективності прогнозування дані необхідно нормалізувати, тобто привести їх до єдиного масштабу. Це дозволить покращити ефективність алгоритму та якості результатів. У даній роботі було використано Z-score нормалізацію, яка перетворює дані так, що середнє значення дорівнює 0, а стандартне відхилення дорівнює 1.

$$z = \frac{x-\mu}{\sigma} \quad (2)$$

де x - вихідне значення; μ - середнє значення у наборі даних; σ - стандартне відхилення у наборі даних; z - нормалізоване значення.

Адаптивна нейро-нечітка інтерпретаційна система (ANFIS) поєднує переваги нейронних мереж і принципів нечіткої логіки для моделювання складних, нелінійних систем. Цей гібридний підхід використовує здатність нейронних мереж до навчання та можливості нечіткої логіки для точного прогнозування температури зерна у сховищі[15].

ANFIS складається з п'яти шарів, кожен з яких виконує певні функції[12]:

- Шар фазифікації: Перетворює чіткі вхідні значення у нечіткі значення за допомогою функцій належності.

$$\mu_A(x) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x-c}{a}\right)^{2b}} \quad (3)$$

де a , b і c - параметри функції належності.

- Шар правил: Генерує силу активності кожного правила.

$$w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad (4)$$

де w_i - сила активності правила i .

- Шар нормалізації: Нормалізує сили активності правил.

$$\tilde{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (5)$$

де \tilde{w} - нормалізована сила активності.

- Шар дефазифікації: Обчислює наслідок кожного правила.

$$f_i = \tilde{w}_i \times (p_i x + q_i y + r_i) \quad (6)$$

де p_i , q_i і r_i - параметри наслідку правила i .

- Вихідний шар: Агрегує виходи всіх правил для отримання кінцевого виходу.

$$f = \sum_{i=1}^N f_i \quad (7)$$

Процес навчання ANFIS включає налаштування параметрів функцій належності та параметрів наслідків для мінімізації помилки між прогнозованими та фактичними значеннями. Це досягається за допомогою гібридного алгоритму навчання, що поєднує градієнтний спуск і метод найменших квадратів[14].

Мета полягає в мінімізації функції помилки:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (y_k - \hat{y}_k)^2 \quad (8)$$

де y_k - фактичне значення, а \hat{y}_k - прогнозоване значення.

Ефективність моделі оцінюється за допомогою кореня середньоквадратичної помилки (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (9)$$

У розробленій моделі ANFIS використано три основні числові вхідні параметри: температура повітря, відносна вологість і швидкість вітру.

Для підвищення точності моделі до вхідних параметрів було додано поточну температуру зерна. Температура зерна є інтегральним параметром, що відображає кількість накопиченої теплової енергії. Її зміна залежить від екологічних факторів (температура повітря, вологість, швидкість вітру тощо) та стану зернової маси. Додавання цього параметра дозволяє моделі враховувати початковий енергетичний стан зерна при прогнозуванні.

Крім того, для врахування часових залежностей у прогнозуванні було додано попередні значення температури зерна, що формують часовий ряд. Формула моделі набуває вигляду:

$$y_t = f(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-n}, P_t) \quad (10)$$

де y_t — прогнозована температура зерна в момент часу t ; x_{t-1} , x_{t-2} , ..., x_{t-n} — попередні значення температури зерна за n -інтервалів; P_t — поточні параметри середовища (температура повітря, вологість, швидкість вітру).

Окрім числових параметрів, додано два лінгвістичні параметри – вид і сорт зерна, представлені через нечіткі змінні. Кожна вхідна змінна була фазифікована за допомогою функцій належності.

Вихід моделі представлений у вигляді одного прогнозованого значення – температури зерна на певний часовий інтервал (15 хвилин). Спрощена структурна схема розробленої моделі зображена на рисунку 1.

На рисунку зображено структуру нейро-нечіткої моделі ANFIS, яка використовується для прогнозування температури зерна. Модель складається з п'яти шарів: вхідний шар(input) приймає числові параметри (температура, вологість, швидкість вітру) та лінгвістичні параметри (тип і сорт зерна); шар фазифікації(inputmf) перетворює вхідні дані на нечіткі значення за допомогою функцій належності; шар правил(rule) генерує нечіткі правила на основі взаємозв'язків між параметрами; шар нормалізації(прихований) визначає вагу кожного правила; шар дефазифікації(outputmf) перетворює нечіткі виходи у чітке значення, що відповідає прогнозованій температурі зерна. У моделі використовується один вихід(output), який забезпечує прогноз температури на заданий часовий інтервал.

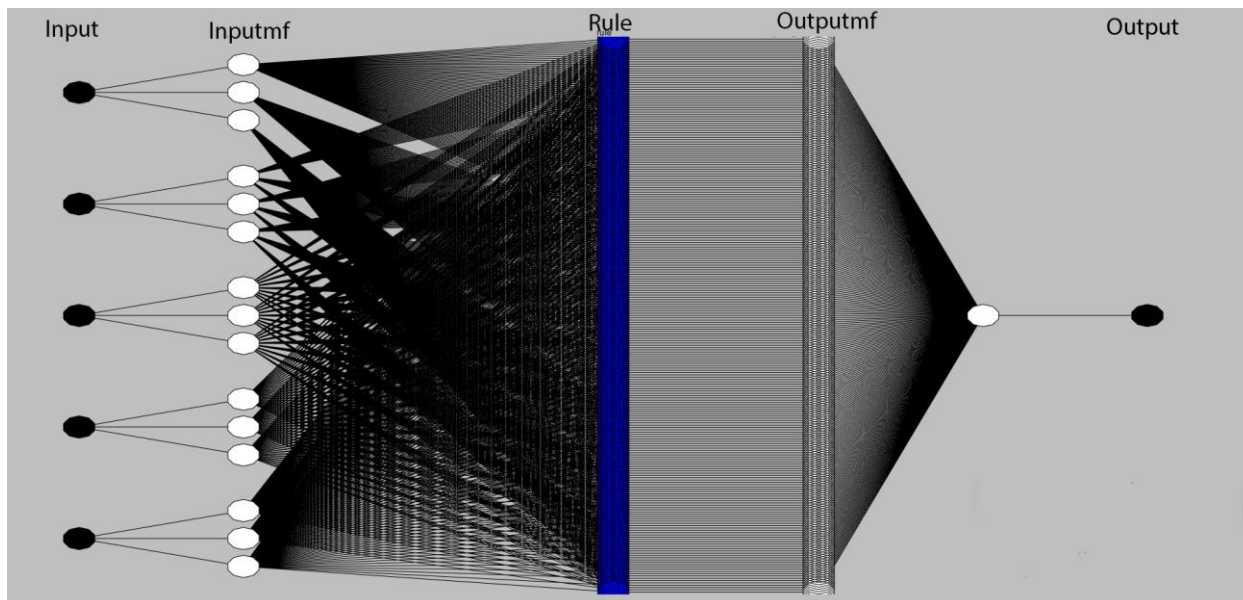


Рис. 1. Спрощена структура розробленої нейро-нечіткої моделі ANFIS для прогнозування температури зерна

Для врахування часових залежностей у моделі ANFIS застосовувалося ковзне вікно(sliding window) з шириною 8 інтервалів (2 години). На кожному етапі прогнозування модель враховувала значення температури зерна за попередні 8 інтервалів часу, що дозволяє аналізувати короткострокові зміни. Поточні екологічні параметри, такі як температура повітря, вологість і швидкість вітру, також використовувалися як вхідні дані. Структура моделі адаптована для аналізу нелінійних залежностей, а нечіткі правила базуються на експертних знаннях для точного моделювання впливу зовнішніх факторів.

У моделі ANFIS застосовуються правила нечіткої логіки, які враховують взаємозв'язок між параметрами. Наприклад:

- 'Якщо температура повітря висока і вологість низька, то температура зерна значно підвищується.'
- 'Якщо тип зерна – пшениця і сорт – середньої якості, то ризик підвищення температури середній.'

Навчання моделі ANFIS виконується за допомогою гібридного алгоритму, який поєднує метод найменших квадратів для визначення параметрів наслідків і градієнтний спуск для налаштування параметрів функцій належності. Навчання проводилося на основі даних, зібраних із зернохосвищ, включаючи часові ряди температури, вологості та інших параметрів.

РЕЗУЛЬТАТИ РОБОТИ

У даній роботі реалізовано модель на основі архітектури адаптивної нейро-нечіткої системи логічного висновку(ANFIS). Створення, навчання та тестування моделі здійснювалося у середовищі Matlab, оскільки воно має інтегровану підтримку нечіткої логіки та нейронних мереж. Також Matlab підтримує паралельні обчислення і оптимізацію, що дозволяє значно зменшити час обробки та підвищити продуктивність. Це особливо корисно при навчанні складних моделей.

Для побудови моделі використовувалися такі числові вхідні параметри: температура повітря, відносна вологість, швидкість вітру, а також поточна температура зерна. Включення поточної температури зерна як вхідного параметра дозволило врахувати початковий енергетичний стан зернової маси, що суттєво підвищило точність прогнозу.

Створені моделі використовують гаусові функції належності для параметрів погодних умов, оскільки вони добре відображають безперервну природу погодних даних і плавні переходи між різними рівнями, а також трикутні функції належності для якісних даних, таких як вид і сорт зерна, оскільки вони забезпечують чіткіші межі між категоріями. Створення системи нечіткого виведення правил здійснено автоматично за допомогою функціоналу середовища Matlab, з подальшим переглядом та редагуванням цих правил.

Для аналізу впливу різних вхідних параметрів на точність прогнозування було створено декілька нейронних мереж із різними поєднаннями вхідних параметрів. Основний вхідний параметр – температура повітря ззовні зернохосвища, який безпосередньо і точно впливає на якість прогнозування, тому він є обов'язковим при побудові моделі. Також аналіз показав, що включення поточної температури зерна до вхідних параметрів суттєво покращило точність моделі, особливо в умовах значних температурних коливань у зернохосвищі. Використання цього параметра забезпечує точніше прогнозування змін температури в реальному часі.

Для визначення впливу вхідних параметрів на точність прогнозування використовувався кореляційний аналіз, який проводився на основі даних, зібраних кожні 15 хвилин протягом 11 днів. Важливо зазначити, що отримані коефіцієнти кореляції відображають короткострокові залежності між параметрами та не враховують інерційність процесів, таких як біологічне самозігрівання зерна, які розвиваються протягом тривалішого часу. У таблиці 1 показано, що вхідний параметр – вологість повітря має від'ємну кореляцію (-0.763) із температурою зерна. Це свідчить про те, що підвищення вологості повітря може знижувати температуру зерна, особливо в умовах тривалого зберігання. Водночас швидкість вітру має слабку від'ємну кореляцію (-0.215), що відповідає її потенційному охолоджувальному ефекту. Інші параметри, такі як температура повітря, демонструють сильну позитивну кореляцію (0.847) із температурою зерна, що підтверджує їхній прямиий вплив.

Модель із найкращою якістю прогнозування має на вході три параметри – температуру повітря, відносну вологість і швидкість вітру. Крім цих параметрів, значну роль відіграє включення поточної температури зерна як вхідного параметра. Це дозволило значно покращити адаптивність моделі до реальних умов зберігання та підвищити її точність. Саме цей набір змінних забезпечує найкращу точність моделі. Додавання до наявних параметрів додаткових даних погіршувало точність моделі. Така ж ситуація спостерігалася і при виключенні однієї зі змінних або при комбінуванні інших вхідних параметрів.

Включення якісних параметрів, таких як вид і сорт зерна, через нечітку логіку дозволило покращити точність прогнозування, особливо в умовах, де числові дані були недостатніми або варіювалися. Наприклад, моделі, які враховували вплив виду зерна (наприклад, пшениця чи ячмінь) і сорту зерна як лінгвістичних змінних, показали кращі результати в умовах різних кліматичних зон зберігання. Це було досягнуто завдяки створенню нечітких правил, що враховували специфіку зернових мас. Аналіз впливу цих параметрів підтвердив, що використання експертних даних у вигляді нечітких змінних значно знижує ризик перенавчання моделі та підвищує її адаптивність до різних умов.

Оцінювання якості прогнозування виконувалося розрахунком кореня середньоквадратичної помилки (RMSE) та використанням валідаційної вибірки, що дозволило точніше налаштувати модель і не допустити її перенавчання.

Розроблена нейро-нечітка модель прогнозування була порівняна із двома базовими методами, а саме ARIMA та LSTM[13]. Результати прогнозування представлені на зображеннях 3-5. Результати показані для трьох датчиків розташованих по кутах хосвища та його середині. На графіках можемо бачити, що запропонована модель прогнозує температуру у будь якому місці хосвища однаково добре.

RMSE показник продуктивності для всіх моделей показаний на таблиці 2 та зображений наглядно на рисунку 2.

Таблиця 2.

RMSEs різних методів прогнозування в різних місцях зернохосвища

	L(1,1,3)	L(2,1,3)	L(2,2,1)	L(3,1,3)	L(3,3,1)
ARIMA	0,670	1,203	1,993	1,519	0,581
LSTM	0,530	1,009	1,711	1,223	0,521
Proposed Model	0,428	1,132	1,667	1,032	0,503

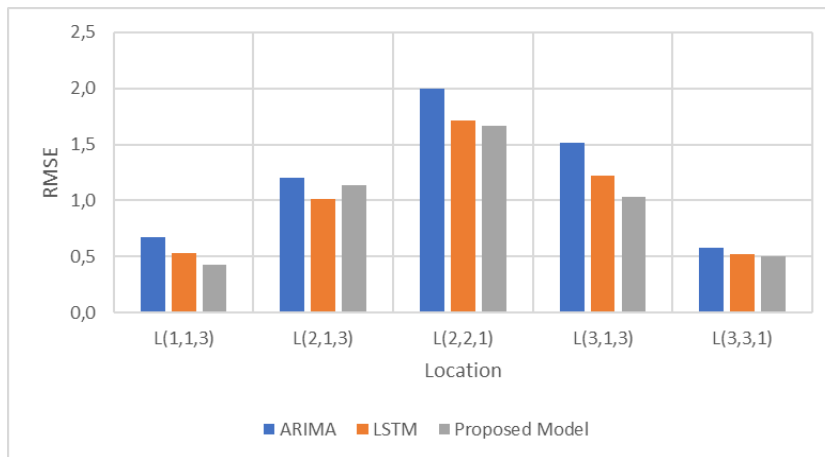


Рис. 2. RMSEs різних методів прогнозування в різних місцях сховища

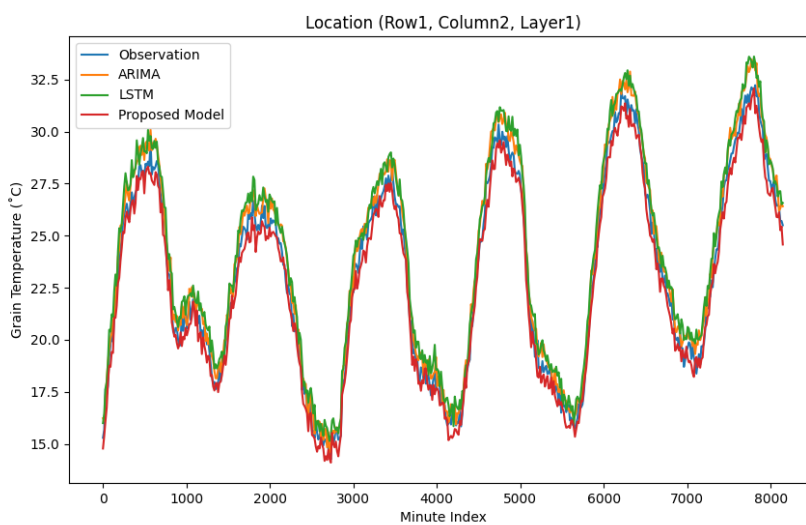


Рис. 3. Прогнозування температури зерна біля датчика (рядок 1, стовпець 2, шар 1) поблизу даху сховища

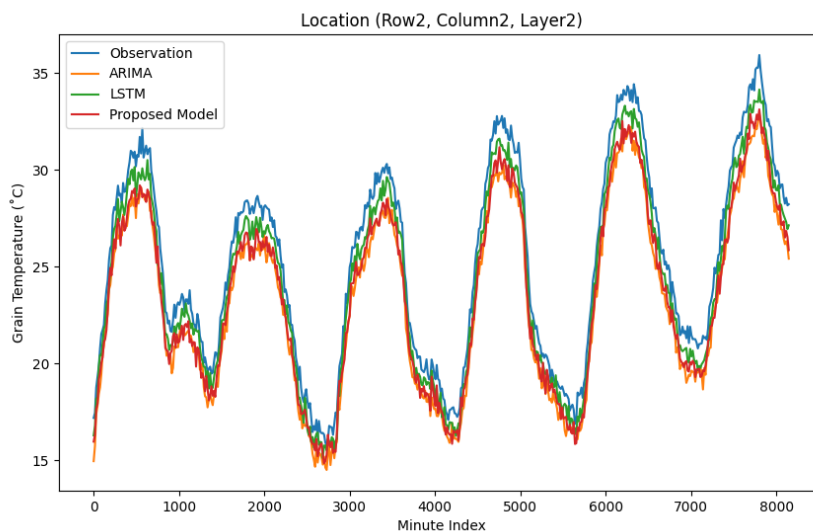


Рис. 4. Прогнозування температури зерна біля датчика (рядок 2, стовпець 2, шар 2) посередині сховища

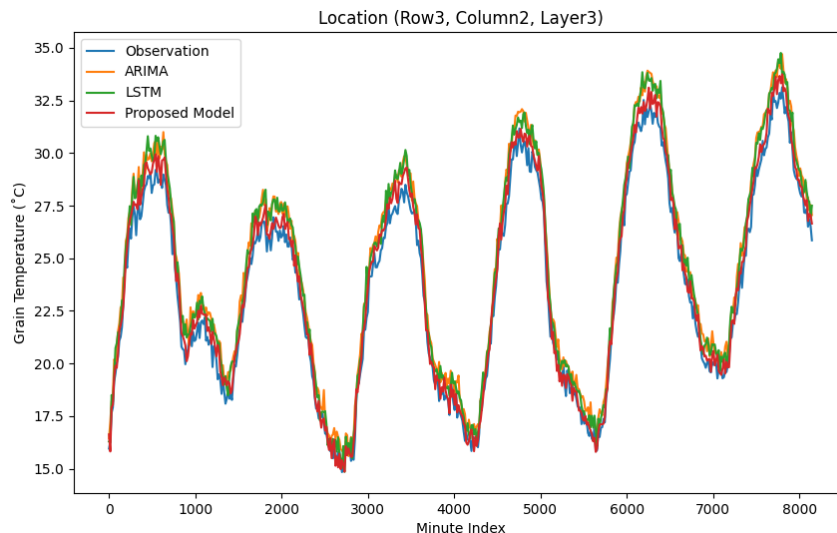


Рис. 5. Прогнозування температури зерна біля датчика (рядок 3, стовпець 2, шар 3) поблизу підлоги сховища

Як можемо бачити на усіх рівнях зерносховища, тобто біля даху - датчик (рядок 1, стовпець 2, шар 1), біля підлоги - датчик (рядок 3, стовпець 2, шар 3) та посередині сховища - датчик (рядок 2, стовпець 2, шар 2), прогнозування має високу ефективність, що свідчить про високу точність побудованої моделі, що дорівнює від 2% до 7%. Тому можемо зробити висновок, що побудована модель має кращу здатність до прогнозування у порівнянні із базовими методами ARIMA та LSTM, хоч і не значну у деяких місцях зерносховища.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У статті досліджено вплив вхідних параметрів на точність прогнозування температури зерна за допомогою нейро-нечітких систем. Найважливішими параметрами, що забезпечують високу точність моделі, є температура повітря, відносна вологість, швидкість вітру та поточна температура зерна. Включення поточної температури зерна як вхідного параметра дозволило врахувати початковий енергетичний стан зернової маси та покращило точність прогнозу.

Інтеграція якісних параметрів, таких як вид і сорт зерна, через нечітку логіку дозволила підвищити точність прогнозування, особливо в умовах, де числові дані були недостатніми або мали значну варіативність. Використання нечіткої логіки для врахування лінгвістичних і експертних характеристик забезпечує більшу адаптивність моделі до різних умов зберігання. Це підхід, який є особливо ефективним для складних систем моніторингу, де точні числові дані можуть бути недоступними.

Результати кореляційного аналізу підтвердили значущість основних параметрів для моделювання, а використання експертних даних через нечіткі змінні сприяло зниженню ризику перенавчання моделі. Побудована нейро-нечітка модель продемонструвала найкращу точність, що підтверджується низькими значеннями RMSE, зокрема завдяки включенню поточної температури зерна та врахуванню часових залежностей.

Порівняння запропонованої моделі з методами ARIMA та LSTM підтвердило її перевагу у прогнозуванні температури для різних зон зерносховища, забезпечуючи стабільність умов зберігання, зменшення втрат продукції та підвищення ефективності управління запасами.

Перспективи подальших досліджень включають створення або пошук розміченого датасету, який враховує числові та лінгвістичні параметри, що підвищить точність і адаптивність моделі до реальних умов. Важливим напрямом є дослідження динамічних процесів, зокрема додавання рекурентних шарів для моделювання довгострокових залежностей, а також модифікація архітектури моделі шляхом поєднання нейро-нечіткої логіки з сучасними методами глибокого навчання. Подальше тестування моделі в різних умовах і її інтеграція в автоматизовані системи забезпечать ефективність управління зберіганням зерна, сприятимуть зниженню втрат і підвищенню продовольчої безпеки.

References

1. S. Duan, W. Yang, X. Wang, S. Mao and Y. Zhang, "Grain Pile Temperature Forecasting from Weather Factors: A Support Vector Regression Approach," 2019 IEEE/CIC International Conference on Communications in China (ICCC), Changchun, China, 2019, pp. 255-260.

2. S. Duan, W. Yang, X. Wang, S. Mao and Y. Zhang, "Deep Spatio-Temporal Attention Model for Grain Storage Temperature Forecasting," 2020 IEEE 26th International Conference on Parallel and Distributed Systems (ICPADS), Hong Kong, 2020, pp. 593-600.
3. S. Duan, W. Yang, X. Wang, S. Mao and Y. Zhang, "Temperature Forecasting for Stored Grain: A Deep Spatiotemporal Attention Approach," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 8, no. 23, pp. 17147-17160, 1 Dec.1, 2021.
4. Sun, F., Gong, C. & Lyu, Z. Grain storage temperature prediction based on chaos and enhanced RBF neural network. Sci Rep 14, 24015 (2024).
5. Zhang Q, Zhang W, Huang Q, Wan C, Li Z. AMSformer: A Transformer for Grain Storage Temperature Prediction Using Adaptive Multi-Scale Feature Fusion. Agriculture. 2025; 15(1):58.
6. Mohamed, Hatem & Abd elkader, Hatem & Ibrahim, Amr & El-Shora, Awd. (2020). Developing a Neuro-Fuzzy Model for Weather Prediction. International Journal of Computer Applications. Volume 177. 15-26.
7. Q. Wang, M. Hou, Y. Qin and F. Lian, "Temperature Forecasting of Grain in Storage: An Improved Approach Based on Broad Learning Network," in IEEE Access, vol. 12, pp. 115112-115123, 2024.
8. Wang, Qiyang & Feng, Jiachang & Han, Feng & Wu, Wenfu & Gao, Shucheng. (2020). Analysis and prediction of grain temperature from air temperature to ensure the safety of grain storage. International Journal of Food Properties. 23. 1200-1213. 10.1080/10942912.2020.1792922.
9. Li, Xinze and Wu, Wenfu and Guo, Hongpeng and Qiao, Xinghan and Lu, Yanhui and Wu, Yun and Qiao, Guran, An Interpretable Temperature Prediction Method for Grain in Storage Based on Improved Temporal Fusion Transformers. Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=4937130> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4937130>
10. Cui, H.; Zhang, Q.; Zhang, J.; Wu, Z.; Wu, W. Classification of Grain Storage Inventory Modes Based on Temperature Contour Map of Grain Bulk Using Back Propagation Neural Network. Agriculture 2021, 11, 451.
11. Cui, H.; Zhang, Q.; Wu, W.; Zhang, H.; Ji, J.; Ma, H. Modeling and Application of Temporal Correlation of Grain Temperature during Grain Storage. Agriculture 2022, 12, 1883.
12. Sekertekin, A., Bilgili, M., Arslan, N. et al. Short-term air temperature prediction by adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and long short-term memory (LSTM) network. Meteorol Atmos Phys 133, 943–959 (2021).
13. Tektas, Mehmet. (2010). Weather Forecasting Using ANFIS and ARIMA MODELS: Case study for İstanbul. Environmental Research Engineering and Management. 51. 5-10. 10.5755/j01.erem.51.1.58.
14. Bhardwaj, Rashmi and Varsha Duhoon. "Real Time Prediction of Temperature using ANFIS-SUGENO Model." International Journal of Engineering and Advanced Technology (2019): n. pag.
15. Fister, J. Pérez-Aracil, C. Peláez-Rodríguez, J. Del Ser, S. Salcedo-Sanz, Accurate long-term air temperature prediction with Machine Learning models and data reduction techniques, Applied Soft Computing, Volume 136, 2023, 110118, ISSN 1568-4946.