

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ СТАТИСТИЧНИХ ПІДХОДІВ І НЕЙРО-НЕЧІТКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ЗЕРНА

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Досліджено ефективність статистичних методів (лінійна та поліноміальна регресія, ARIMA, експоненційне згладжування) та нейро-нечітких моделей (Mamdani та ANFIS – що базується на моделі Sugeno) у прогнозуванні температури зерна. Проведено порівняльний аналіз точності прогнозів на основі реальних і симуляційних даних. Оцінено час навчання та прогнозування для кожного підходу, а також визначено їхню обчислювальну складність.

Ключові слова: прогнозування температури зерна, статистичні моделі, нейро-нечіткі системи, порівняльний аналіз, точність прогнозування.

Abstract

The effectiveness of statistical methods (linear and polynomial regression, ARIMA, exponential smoothing) and neuro-fuzzy models (Mamdani and ANFIS – based on the Sugeno model) in grain temperature forecasting has been investigated. A comparative analysis of forecasting accuracy was conducted based on real and simulated data. The training and forecasting time for each approach was evaluated, along with their computational complexity.

Keywords: grain temperature forecasting, statistical models, neuro-fuzzy systems, comparative analysis, forecasting accuracy.

Вступ

Забезпечення належних умов зберігання зерна є критично важливим для збереження його якості та запобігання самозігріванню. Традиційні методи прогнозування температури зерна базуються на статистичних підходах, однак вони мають обмеження у випадках, коли процеси є нелінійними та залежать від багатьох взаємопов'язаних факторів. У цьому контексті нейро-нечіткі моделі стають перспективним інструментом для прогнозування температури завдяки їх здатності адаптивно моделювати складні залежності.

Результати дослідження

Реальні дані були отримані з автоматизованих систем моніторингу зерносховищ, які фіксували зміни температурного режиму протягом кількох сезонів. Симуляційні дані ґрунтувалися на математичних моделях теплопередачі та враховували зовнішні чинники, такі як температура навколишнього середовища, рівень вологості та вентиляції.

Для навчання та тестування моделей використовувалися реальні дані, які були отримані з автоматизованої IoT-системи моніторингу зерносховища, що включала сенсори температури, термометричні кабелі, мережеві модулі передачі даних та програмне забезпечення для їх аналізу.

Система моніторингу містила 200 датчиків, розташованих у трьох площинах (x-y, x-z, y-z) зі відстанями між ними по горизонту – до 5 м, а по вертикалі – до 2 м. Дані збиралися тричі на тиждень у період з 3 липня 2015 року по 17 грудня 2018 року, після чого інтерполювалися до щоденних значень. Загальний обсяг датасету становив близько 1500 записів, що забезпечувало можливість оцінки коротко- та довгострокових тенденцій зміни температури зерна.

Окрім температури зерна, аналізувалися такі параметри, як температура навколишнього середовища, вологість повітря, вентиляція, щільність насипу, початкова температура зерна, час зберігання та тип зернової культури. Наприклад, температура навколишнього середовища безпосередньо впливає на зерно, особливо в умовах природної вентиляції, а рівень вологості може сприяти самозігріванню. Щільність насипу визначає теплообмінні процеси, тоді як вентиляція впливає на рівномірність розподілу температури.

Перед використанням дані проходили валідацію для видалення аномальних значень, що могли виникнути через помилки сенсорів або системи передачі. Також виконувалася нормалізація параметрів для забезпечення коректної роботи моделей. Датасет було розділено на навчальну (70%), валідаційну (15%) і тестову (15%) вибірки для адекватного навчання та оцінки точності прогнозів.

Моделі прогнозування використовували підхід ковзного вікна (time window) з довжиною 14 днів, що дозволяло передбачати температуру наступного дня на основі попередніх 14 спостережень. Ця методика застосовувалася як для реальних температурних рядів, так і для метеорологічних параметрів.

Для забезпечення коректного порівняння всі моделі навчалися на одному наборі вхідних параметрів, а тестування проводилося на загальному тестовому наборі. Це виключало можливість розбіжностей у вихідних даних для різних методів, що забезпечувало об'єктивність порівняльного аналізу.

Для оцінки точності прогнозування температури зерна було використано три основні метрики: середньоквадратичну похибку (MSE), середню абсолютну похибку (MAE) та корінь середньоквадратичної похибки (RMSE).

Для оцінки ефективності методів прогнозування було проведено аналіз за кількома критеріями: точність прогнозу (MSE, MAE, RMSE), швидкість навчання, швидкість прогнозування та обчислювальна складність. Таблиця 1 містить порівняння статистичних підходів і нейро-нечітких моделей за цими характеристиками. Порівняння здійснюється на прогнозному горизонті в 7 днів.

Таблиця 1 – Порівняння статистичних методів та нейро-нечітких моделей для прогнозування температури зерна

Метод	MSE	MAE	RMSE	Швидкість навчання	Швидкість прогнозування	Обчислювальна складність
Лінійна регресія	1.45	1.15	1.20	Висока	Висока	Низька
Поліноміальна регресія	1.22	1.05	1.10	Висока	Висока	Середня
ARIMA	1.18	0.98	1.09	Середня	Висока	Середня
Експоненційне згладжування	1.30	1.10	1.14	Висока	Висока	Низька
ANFIS(Sugeno)	0.79	0.64	0.89	Низька	Середня	Висока
Mamdani	0.91	0.75	0.95	Низька	Середня	Висока

Як видно з таблиці 1, статистичні методи (ARIMA, експоненційне згладжування) мають високу швидкість навчання та прогнозування, що робить їх ефективними для короткострокових прогнозів. Проте їхня точність прогнозування поступається нейро-нечітким моделям, особливо при складних нелінійних залежностях. У свою чергу, нейро-нечіткі моделі (ANFIS та Mamdani) демонструють вищу точність, проте потребують більше обчислювальних ресурсів і часу на навчання. Вибір підходу залежить від вимог до прогнозування: статистичні методи краще підходять для швидкого прогнозування за стабільних умов, а нейро-нечіткі системи ефективніші при складних і динамічних процесах.

Результати порівняльного аналізу показали, що статистичні методи, зокрема ARIMA та експоненційне згладжування, є ефективними для короткострокового прогнозування (до 7 днів)[1]. Вони дозволяють точно передбачати зміни температури при стабільних умовах зберігання зерна. Однак, із збільшенням горизонту прогнозування їхня точність значно знижується, що пов'язано з неможливістю врахування складних нелінійних залежностей між параметрами. Лінійна та поліноміальна регресія також виявилися корисними для аналізу трендів, але продемонстрували значні відхилення при довгострокових прогнозах. У свою чергу, нейро-нечіткі моделі, зокрема ANFIS та Mamdani, демонструють високу точність прогнозування навіть у довгостроковій перспективі завдяки здатності адаптивно враховувати складні взаємозв'язки між параметрами[2].

Подальший аналіз показав, що нейро-нечіткі моделі демонструють високу стійкість до змін зовнішніх факторів, таких як різкі коливання температури навколишнього середовища або зміни рівня вологості. Особливо це помітно при використанні ANFIS, яка змогла забезпечити стабільні прогнози навіть у складних умовах. Це підтверджує ефективність інтелектуальних методів у системах моніторингу зерносховищ, де критично важлива точність прогнозування[3].

Крім того, аналіз показав, що нейро-нечіткі моделі здатні адаптуватися до змін вхідних даних, що особливо важливо при прогнозуванні в умовах нестабільного середовища. Вони враховують як кількісні, так і якісні показники, що дає змогу краще моделювати складні взаємозв'язки між параметрами. Наприклад, система ANFIS використовує адаптивний механізм оновлення правил, що дозволяє їй більш точно реагувати на зміну температурного режиму в зерносховищах[1].

Окрім точності, важливим фактором є обчислювальна складність. Хоча статистичні методи, такі як ARIMA та експоненційне згладжування, мають невисокі обчислювальні вимоги та швидко генерують прогнози, вони менш ефективні при довгострокових передбаченнях через обмежену здатність моделювати складні нелінійні залежності.

З іншого боку, нейро-нечіткі моделі (ANFIS, Mamdani) забезпечують точніші прогнози завдяки здатності адаптивно змінювати правила та параметри, але вони вимагають значно більше ресурсів для навчання. Наприклад, ANFIS демонструє найкращі результати за показниками MSE та MAE, що робить його перспективним для систем моніторингу зерносховищ, де точність прогнозу є критичною.

Важливим завданням є оптимізація часу навчання нейро-нечітких моделей та їх впровадження у реальні умови експлуатації. Завдяки сучасним обчислювальним технологіям, таким як паралельні обчислення на GPU та використання розподілених систем, можна суттєво зменшити час обробки даних та підвищити ефективність прогнозування. Це відкриває можливості для інтеграції нейро-нечітких підходів у автоматизовані системи управління зберіганням зерна, що дозволить не лише передбачати зміни температури, а й оперативно регулювати умови зберігання.

Висновки

Отримані результати підтверджують перевагу нейро-нечітких моделей у довгостроковому прогнозуванні температури зерна завдяки їхній здатності враховувати складні нелінійні взаємозв'язки між параметрами. Водночас статистичні методи демонструють високу швидкість навчання та прогнозування, що робить їх доцільними для короткострокових прогнозів у випадках з обмеженими обчислювальними ресурсами.

Подальші дослідження можуть бути зосереджені на розробці гібридних підходів, що поєднують точність нейро-нечітких моделей із швидкодією статистичних методів, а також на адаптації прогнозних систем до специфічних умов зберігання зерна. Особливо перспективним є впровадження нейро-нечітких моделей у комплексні автоматизовані системи управління мікрокліматом зерносховищ, що дозволить не лише підвищити точність прогнозів, а й оптимізувати енергетичні витрати та покращити якість збереженого зерна.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. 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.
2. 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, 58.
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.

Лішук Андрій Романович – студент групи 174-23а, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail : a.r.lishchuk@gmail.com

Науковий керівник: **Дубовой Володимир Михайлович** - д-р. техн. наук, професор кафедри комп'ютерних систем управління, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця.

Lishchuk Andrii R. – student of 174-23a group, Faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail : a.r.lishchuk@gmail.com

Supervisor: **Dubovoi Volodymyr** – Dr. Sc. (Eng.), Professor of Computer Control Systems Department, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.