

КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ, СИСТЕМИ ТА ЗАСОБИ АВТОМАТИЗАЦІЇ

УДК 681.5

МЕТОД АВТОМАТИЧНОГО КОНТРОЛЮ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ ЗЕРНОВИХ У СИЛОСАХ ЕЛЕВАТОРІВ

Святобатько А. В., Фурман І. О.

Харківський національний технічний університет сільського господарства імені Петра Василенка

Запропоновано вдосконалений метод контролю температури зернових в силосах елеваторів та прогнозування його змін.

Постановка проблеми. Сьогодні існує багато систем контролю температури зернових, які діагностують поточний стан зерна в силосах елеваторів та на складах. Оператор, який аналізує значення температури приймає рішення вентиляції без врахування тенденції змін, оскільки ці операції займають великі проміжки часу та являються складними. У таких системах відсутнє врахування тенденцій та швидкості зміни температури зерна й обчислення критичного часу без вентиляції.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Головною причиною зменшення якісних показників зерна при його зберіганні в силосах елеватора являється процес самозігрівання зернової маси. Своєчасно, на початковій стадії, виявлений процес самозігрівання зерна призведе не тільки до зниження його якісних показників, але й до суттєвого підвищення температури зерна (35°C) у зоні осередку самозігрівання. У тому випадку, коли осередок самозігрівання не виявлено, відбувається займання зернової маси, яке, в кінцевому підсумку, може призвести до руйнування конструкції силосного корпусу елеватора.

Існує багато реалізацій системи термометрії закордонних та вітчизняних виробників. Найсучасніші термодатчики та системи контролю температури зерна закордонних виробників, які встановлюються на елеваторах, зв'язуються з комп'ютером оператора за допомогою радіоканалу.

На рис.1 зображено розміщення трьох термодатчиків в бункері зерна з радіусом $R = 275$ см.

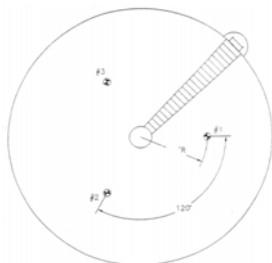


Рисунок 1 – Розміщення термодатчиків в бункері зерна

В таблиці 1 наведені вихідні дані з існуючої системи термометрії на елеваторі в смт. Степанівка Сумського району Сумської області: дані про температуру зерна в силосі з кожного датчика з трьох термодатчиків. Дані отримані на початку вересня 2011 року, всі

виміри проводилися на протязі одного дня.

Таблиця 1 – Дані з термодатчиків

№ підв.	Час	D1, t ⁰ C	D2, t ⁰ C	D3, t ⁰ C	D4, t ⁰ C	D5, t ⁰ C	D6, t ⁰ C	D7, t ⁰ C	D8, t ⁰ C	D9, t ⁰ C	D10, t ⁰ C
1	08:00	10	12	14	15	14	16	17	15	16	15
1	10:00	18	20	28	29	28	29	28	29	27	29
2	08:00	10	12	13	13	--	14	15	14	16	15
2	10:00	18	19	20	21	--	22	23	25	27	30
3	08:00	11	11	14	12	15	13	15	14	15	15
3	10:00	18	19	20	21	22	22	23	25	26	29

Дивлячись на отримані дані, ми бачимо що є тенденція збільшення температури зерна. Також із приведеної таблиці бачимо, що D5 на підвісці №2 не працює, отже стан цієї ділянки нам невідомий. Дуже важко оцінити, через який час потрібно бути вентиляції зерно в даному бункері, а тим паче слідити за усіма бункерами на елеваторі, кількість яких на елеваторі складає 22, 10 з яких має в своєму складі не 3 а 12 підвісок. Отже маємо: оператор повинен постійно аналізувати стан зерна з 1560 датчиків температури на об'єкті та запускати і зупиняти вентиляцію.

Зараз на більшості подібних об'єктів пуск вентиляції відбувається зранку і частіше не вимикається до вечора, поки температура не знизиться до $10-15^{\circ}\text{C}$, а в літні місяці часто працює цілодобово, якщо зберігається зерно. Таким чином, метод має не тільки допомагати оператору прийняти рішення відносно пуску чи зупинки вентиляції, але й прогнозувати можливі дії оператора на найближчий час.

Мета статті. Запропонувати метод автоматичного контролю та прогнозування температури зернових у силосах елеваторів.

Основні матеріали дослідження. Виходячи з розглянутих досліджень та публікацій запропоновано використовувати в якості обчислювального апарату

нейронну мережу.

Головна особливість мережі полягає у паралельній обробці інформації всіма ланками, що дозволяє значно прискорити процес обробки інформації. Також при великій кількості з'єднань мережа стає більш надійною навіть при пошкодженнях зв'язків між нейронами.

Нейронні мережі здатні до навчання й узагальнення накопичених знань. Нейронна мережа має риси штучного інтелекту. Натренована на обмеженій безлічі даних мережа здатна узагальнювати отриману інформацію й показувати гарні результати на даних, що не використовувалися при її навчанні [1].

На даний час нейронні мережі використовуються для розв'язку цілого ряду завдань, одним з яких є завдання прогнозування.

Прогнозування - це пророкування майбутніх подій. Нехай задані n дискретних відліків $\{y(t_1), y(t_2), \dots, y(t_n)\}$ у послідовні моменти часу t_1, t_2, \dots, t_n . Тоді завдання прогнозування полягає в пророкуванні значення $y(t_{n+1})$ у деякий майбутній момент часу t_{n+1} . Метою прогнозування є зменшення ризику при прийнятті рішень. Прогноз звичайно виходить помилковим, але помилка залежить від використовуваної прогнозуючої системи. Надаючи прогнозу більше ресурсів, можна збільшити точність прогнозу й зменшити збитки, пов'язані з невизначеністю при прийнятті рішень.

У даній статті пропонується застосування нейронної мережі для розв'язку завдання прогнозування тимчасових рядів. Користувач вибирає довільний часовий ряд, що містить N відліків, і розбиває його на три безлічі: навчальну, тестуючу й контрольну вибірки, які потім подаються на вхід мережі. Результатом прогнозування є значення тимчасового ряду в необхідний момент часу. Для підвищення якості прогнозу необхідно зробити попередню обробку інформації. Оскільки часовий ряд являє собою послідовність числових відліків, попередня обробка зводиться до масштабування значень відліків з метою їх приведення в єдиний діапазон. Кожна вибірка являє собою дискретну функцію, задану в точках на інтервалі $[0, N]$ з кроком 1, де N - максимальне значення аргументу цієї функції.

При розв'язанні завдань прогнозування роль нейронної мережі полягає в пророкуванні майбутньої реакції системи за її попередньою поведінкою. Володіючи інформацією про значення змінної x у моменти, попередні прогнозуванню $x_{(k-1)}, x_{(k-2)}, \dots, x_{(k-n)}$, мережа виробляє розв'язок, яким буде найбільш імовірне значення послідовності $x_{(k)}$ у теперішній момент k . Для адаптації ваг коефіцієнтів мережі використовуються фактична похибка прогнозування $\varepsilon = x_{(k)} - x_{(k)}$ і значення цієї похибки в попередні моменти часу [2].

При виборі архітектури мережі звичайно випробується декілька конфігурацій з різною кількістю елементів. Виходячи з того, що завдання прогнозування є окремим випадком завдання регресії, впливає, що воно може бути розв'язане наступними типами нейронних мереж: багат шаровим перцептроном (MLP), радіально-базисною мережею (RBF), узагальнено-регресійною мережею (GRNN), мережею Вольтеррі й мережею Ельмана.

При розв'язанні завдання прогнозування тимчасових рядів у якості нейронної мережі була обрана узагальнено-регресійна мережа, що реалізує методи ядерної апроксимації. У завданнях регресії вихід мережі може розглядатися як очікуване значення моделі в даній точці простору входів. Це очікуване значення пов'язане зі щільністю імовірності спільного розподілу вхідних і вихідних даних. У точці розташування кожного навчального спостереження міститься гауссова ядерна функція. Вважається, що кожне спостереження свідчить про деяку впевненість у тому, що поверхня відгуку в даній точці має певну висоту, і ця впевненість убуває при відході убик від точки. GRNN – мережа копіює усередину себе всі навчальні спостереження й використовує їх для оцінки відгуку в довільній точці. Залишкова вихідна оцінка мережі виходить як зважене середнє виходів за усіма навчальними спостереженнями, де значення ваг відбивають відстань від цих спостережень до тієї точки, в якій проводиться оцінювання.

Структура нейронної мережі GRNN представлена на рис. 2.

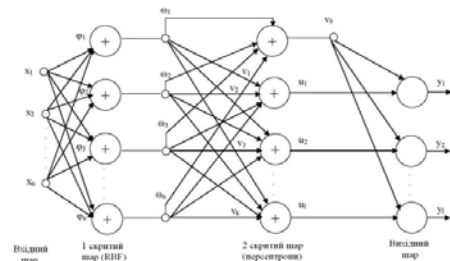


Рисунок 2 – Узагальнена структура мережі GRNN

GRNN – мережа має два сховані шари: шар радіальних елементів і шар елементів, які формують зважену суму для відповідного елемента вихідного шару. У вихідному шарі визначається зважене середнє шляхом розподілу зваженої суми на суму ваг. У якості радіальної функції застосовується функція Гаусса. Вхідний шар передає сигнали на перший проміжний шар нейронів, що є радіально симетричними. Вони несуть у собі інформацію про дані навчальних випадків або ж їх кластерах і передають її в другий проміжний шар. У ньому формуються зважені суми для всіх елементів вихідного шару й сума ваг, що обчислюється спеціальним елементом. Якщо позначити вихід i -го нейрона RBF – шару як v_i , те вихідний сигнал i -го нейрона другого проміжного шару обчислюється за формулою

$$u_i = \sum_{i=1}^k v_i, \quad (1)$$

де k - число нейронів в RBF - шарі.

Позначивши тепер вагові коефіцієнти i -го нейрона RBF - шару як ω_i , одержимо формулу для суми ваг

$$v_0 = \sum_{i=1}^k \omega_i, \quad (2)$$

Отже, вихідний шар поділяє зважені суми на суму

ваг і видає остаточний прогноз. Позначивши його y_1 , одержимо формулу

$$y_1 = \frac{u_1}{v_0}, \quad (3)$$

Розглянемо тепер принципи функціонування першого проміжного шару, структура якого представлено на рис. 3.

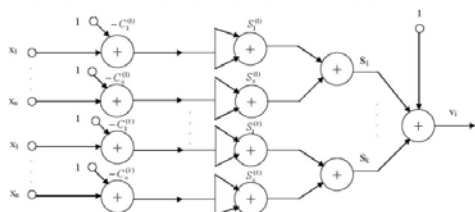


Рисунок 3 – Структура RBF-шару мережі GRNN

На вхід радіальних елементів зі вхідного шару подається вектор x . Базисні функції Rbf-шару задаються матрицею Q , але в практичному плані більш зручно використовувати для опису елементів матрицю кореляції C , яка виходить із матриці Q у такий спосіб

$$C = Q^T \cdot Q \quad (4)$$

Центр i -го нейрона радіального шару позначимо як c_i .

Залишковий результат обробки вхідних сигналів S_j обчислюється за формулами

$$S_j^{(i)} = -\frac{1}{2} \sum_{t=1}^n (x_t - c_i^{(i)})^2 \quad (5)$$

$$S_i = \sum_{j=1}^n S_j^{(i)} \quad (6)$$

$$v_i = \sum_{t=1}^k \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{S_t}{\sigma_t^2}\right) \omega_t \quad (7)$$

Потім вектор вихідних сигналів v передається на вхід другого проміжного шару мережі.

Гідністю мережі GRNN можна вважати визначеність структури: мережа фактично вміщує в себе всі навчальні дані. З іншого боку, така структура нейромережі і є її самим більшим недоліком: при великому обсязі навчальних даних швидкість роботи мережі падає, іноді дуже суттєво, через помітне збільшення складності архітектури.

Вихідне значення мережі має імовірнісний вигляд, тому його легше інтерпретувати. При невеликому обсязі вхідних даних мережа дуже швидко навчається. Навчання мережі необхідно виконувати окремо для кожного тимчасового ряду, тому що спроба прогнозування рядка, на якому мережа не була навчена, приведе до помилкового результату [3].

У якості алгоритму навчання використовувався модифікований алгоритм зворотного поширення помилки з автоматичною корекцією довжини кроку на-

вчання (ParTan).

Формування результатів для оператора відбувається у вигляді таблиці 2, в якій наведено прогноз по вхідним даним (дані отримані в 8:00) та навчальним даним (дані отримані в 10:00), та в вигляді керуючих дій на систему вентилявання (якщо необхідно).

Таблиця 2 – Дані, які отримані з нейронної мережі

№ п/дв.	Час	Д1, t ⁰ C	Д2, t ⁰ C	Д3, t ⁰ C	Д4, t ⁰ C	Д5, t ⁰ C	Д6, t ⁰ C	Д7, t ⁰ C	Д8, t ⁰ C	Д9, t ⁰ C	Д10, t ⁰ C
1	12:00	21	24	26	28	28	29	30	30	29	31
2	12:00	22	24	26	26	27	28	29	29	30	33
3	12:00	22	24	25	26	27	27	28	28	30	32

Висновок. З наведеного матеріалу бачимо, що система стає більш інтелектуальною, має змогу прогнозувати значення датчиків, даних з яких отримано не було, а також система може забезпечити зменшення витрат на використання енергії при недоцільному вентиляванні.

Список використаних джерел

1. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И. Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
2. Горбань А. Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей. // Горбань А. Н. Сибирский журнал вычислительной математики, 1998. Т.1, №1, с.12-24.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Пер. с английского Ю. А. Зуев. – М.: Мир, 1992.

Аннотация

МЕТОД АВТОМАТИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕМПЕРАТУРЫ ЗЕРНОВЫХ В СИЛОСАХ ЭЛЕВАТОРОВ

Святотатько А. В., Фурман И. А.

Предложен усовершенствованный метод контроля температуры зерновых в силосах элеваторов и на складах.

Abstract

METHOD OF THE AUTOMATIC CONTROL AND FORECASTING OF TEMPERATURE GRAIN IN SILOS ELEVATORS

A. Svyatobatko, I. Furman

The advanced quality monitoring of temperature grain in silos elevators, and forecasting his change.