

КОМП'ЮТЕРНО-ІНТЕГРОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ, СИСТЕМИ ТА ЗАСОБИ АВТОМАТИЗАЦІЇ

УДК 681.5

МЕТОД КОНТРОЛЮ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ПАРАМЕТРІВ ЗЕРНОВОЇ МАСИ, ЩО ЗБЕРІГАЄТЬСЯ У БУНКЕРІ, ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Святобатько А. В., Фурман І. О.

Харківський національний технічний університет сільського господарства імені Петра Василенка

Запропоновано вдосконалений метод контролю параметрів зернових в бункерах елеваторів за допомогою нейронної мережі.

Постановка проблеми. Сьогодні існує багато систем контролю параметрів зернових, які діагностують поточний стан зерна в бункерах елеваторів. Оператор, який аналізує параметри, приймає рішення проведення технологічних операцій. У таких системах присутній людський фактор, який може призвести до значних збитків в разі некоректного проведення технологічних операцій.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Головною причиною зменшення якісних показників зерна при його зберіганні в бункерах елеватора, являє собою процес самозігрівання зернової маси, підвищення вологості, розвиток шкідників. Своєчасно, на початковій стадії невиявлений процес підвищення чи розвиток негативних факторів може призвести 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, але усі вони контролюють лише температуру. Найсучасніші термомідрівки та системи контролю температури зерна закордонних виробників, які встановлюються на елеваторах, зв'язуються з комп'ютером оператора за допомогою каналу зв'язку, але усі рішення приймає оператор. Зараз на більшості об'єктів пуск вентиляції чи інших технологічних операцій відбувається оператором, а в літні місяці вентилявання часто працює цілодобово.

Мета статті. Запропонувати метод автоматичного контролю параметрів зернових у бункерах елеваторів за допомогою нейронної мережі.

Основні матеріали дослідження. Виходячи з існуючих рішень з контролю параметрів зерна запропоновано використовувати в якості обчислювального апарату нейронну мережу. Блок-схема методу контролю та дослідження параметрів зернової маси, що пропонується автором, наведена на рис. 1. Основним інструментом для контролю та дослідження зерна обрано нейронну мережу. Автором було проведено аналіз архітектури нейронних мереж, для яких задач вони використовуються та спосіб їх навчання, які на даний час мають найбільше розповсюдження. Результати аналізу зведені до табл. 1

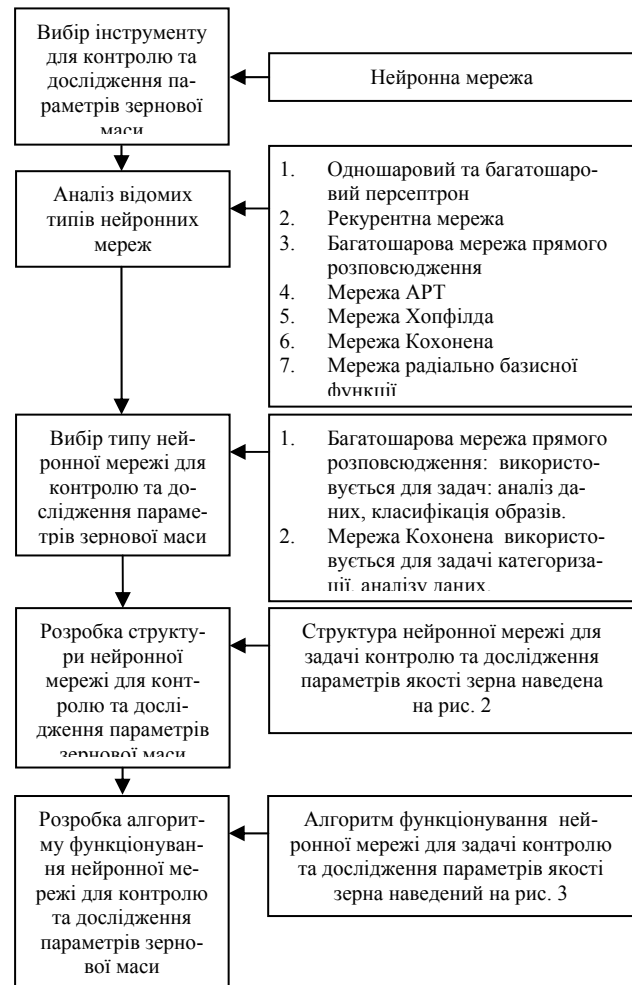


Рисунок 1 – Метод контролю та дослідження параметрів зернової маси, що зберігається у бункері

Виходячи з поставленої задачі найбільш відповідають нашим вимогам наступні нейронні мережі:

1. Багатошарова прямого розповсюдження: використовується для задач: аналіз даних, класифікація образів.

2. Мережа Кохонена: використовується для задач: категоризація, аналіз даних.

Оскільки мережа Кохонена – це окремий випадок багатошарової нейронної мережі прямого розповсюдження, то автором запропоновано обрати саме цю мережу для задачі контролю та дослідження параметрів зернової маси, що зберігається у бункері.

Таблиця 1 – Аналіз архітектури мереж

Архітектура	Алгоритм навчання	Задача
Одношаровий та багатошаровий перцептрон	Алгоритм навчання перцептрона. Зворотне розповсюдження. Adaline та Madaline	Класифікація образів. Апроксимація функцій. Прогнозування. Керування
Рекурентна	Алгоритм навчання Больцмана	Класифікація образів
Багатошарова прямого розповсюдження	Лінійний дискримінантний аналіз	Аналіз даних. Класифікація образів
Змагання	Векторне квантування	Категоризація всередині класу. Стиснення даних
Мережа АРТ	ARTMap	Класифікація образів
Мережа Хопфілда	Навчання асоціативної пам'яті	Асоціативна пам'ять
Мережа Кохонена	SON Кохонена	Категоризація, аналіз даних
Мережа радіально базисної функції	Алгоритм навчання радіально базисної функції	Класифікація образів. Апроксимація функцій. Прогнозування. Керування

Нейронна мережа дозволяє створювати систему, яка буде адаптуватись при підключенні до датчиків існуючої системи. В основу системи пропонується покласти мережу, яка розпізнає сигнали та класифікує їх за певними критеріями. Також дана мережа повинна розпізнавати та відсікати шуми в сигналі. У зв'язку з наведеним вище, за основу спрощеної моделі нейронної мережі, призначеної для розпізнавання сигналів, була взята модель мережі Кохонена. Використовуючи нейронні мережі Кохонена для класифікації, необхідно формалізувати задачу. Самий наочний спосіб: обираємо в якості вхідних даних вектор параметрів одного об'єкту. Результатом роботи мережі буде код класу, до якого належить наданий на вході об'єкт. Звідси мережа буде мати M виходів за кількістю класів, та чим більше значення має вихід номер m_0 , тим більша ймовірність що вхідний об'єкт належить до класу m_0 . Корисно застосовувати функцію активації SOFTMAX за формулою:

$$OUT = \frac{e^{NET}}{\sum_i e^{NET_i}} \quad (1)$$

При застосуванні даної функції сума виходів завжди буде дорівнювати одиниці. Кожний вихід може бути тлумачений як ймовірність належності об'єкту до певного класу. Усі виходи утворюють повну групу, так як сума виходів дорівнює одиниці і об'єкт відноситься до одного класу. Обираємо евклідовий вимір близькості. В цьому випадку ядро класу, мінімізуючи суму вимірів близькості для об'єктів цього класу, співпадає з центром вагомості об'єктів:

$$C^{m_0} = \frac{1}{Nm_0} \sum_{p:m(p)=m_0} x^p \quad (2)$$

де Nm_0 — число об'єктів x^p в класі m_0 .

При діленні на класи повинна бути мінімізований сумарний вимір близькості для усієї множини $\{x^p\}$

вхідних об'єктів:

$$D = \sum_p \sum_i (x_i^p - c_i^{m(p)})^2 = \sum_p [(x^p \cdot x^p) - 2(x^p \cdot c^{m(p)}) + (c^{m(p)} \cdot c^{m(p)})] \quad (3)$$

Було розглянуто скалярну множину. В цій сумі два слогани не залежать від способу розподілу та постійні, а саме:

$$\sum_p (x^p \cdot x^p) = const, \sum_p (c^{m(p)} \cdot c^{m(p)}) = const \quad (4)$$

Звідси задача пошуку мінімуму D еквівалентна пошуку максимуму виразу:

$$\min D \rightarrow \max \sum_p \sum_i x_i^p c_i^{m(p)} \quad (5)$$

Запишемо варіант алгоритму класифікації для пошуку максимуму цієї функції:

1. Цикл: для кожного вектору x^p {
2. Цикл: для кожного m {
3. Розрахувати:
 $\sum_i x_i^p c_i^{m(p)} = D^{m,p}$
 } // кінець циклу
4. Знаходимо m_0 , для якого $\{m_0 : \max_m \{D^{m,p}\}\}$,
5. Відносимо об'єкт до класу m_0 .
 } // кінець циклу

Такий алгоритм легко реалізувати у вигляді нейронної мережі. Для цього потрібно M суматорів, що знаходять усі $D^{m,p}$, та інтерпретатора, що знаходить суматор з максимальним значенням на виході. Сума $\sum_i x_i^p c_i^{m(p)}$ дуже схожа на зважену суму $NET_{ij} = \sum_i w_{ij} x_{ij}$, що розраховується формальним нейроном. Обираємо x^p в якості вхідних сигналів та компоненти ядра $c_i^{m(p)}$ в якості вагових коефіцієнтів w_{ij} . Звідси кожен формальний нейрон з кількістю входів, що дорівнює числу компонентів у вхідному векторі, буде видавати на виході одну з сум $D^{m,p}$. Щоб виявити клас, до якого відноситься об'єкт, необхідно обрати серед усіх нейронів даного шару один з найбільшим значенням виходу – це виконує інтерпретатор. Інтерпретатор – або програма, обираюча нейрон з найбільшим значенням виходу, або шар нейронів з латеральним гальмуванням, складений з нейронів, які мають зворотній зв'язок. На звичайних комп'ютерах програмний інтерпретатор більш ефективний, так як латеральне гальмування потребує моделювання процесу в часі, що потребує багатьох ітерацій. Розглянута мережа нейронів, яка використовує евклідову міру близькості для класифікації об'єктів, має назву мережа Кохонена (рис. 2).

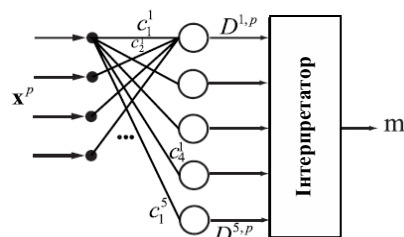


Рисунок 2 – Мережа Кохонена

Нейрони шару Кохонена генерують сигнали $D^{m,p}$. Інтерпретатор обирає максимальний сигнал шару Кохонена та видає номер класу m , що відповідає номеру входу, за яким інтерпретатором було отримано максимальний сигнал. Це відповідає номеру класу об'єкта, котрий був наведений на вході, у вигляді вектору x^p .

Ядра c^m являють собою вагові коефіцієнти нейронів. Кожен нейрон Кохонена запам'ятовує одне ядро класу та відповідає за виявлення об'єктів у своєму класі, тобто значення виходу нейрону тим більше, чим ближче об'єкт підходить до даного ядра класу.

Загальна кількість класів співпадає з кількістю нейронів Кохонена. Змінюючи кількість нейронів можливо динамічно змінювати кількість класів.

Нейрон Кохонена має лінійну функцію активації. Якщо застосувати функцію SOFTMAX, то вихід слою Кохонена трактується як ймовірність належності об'єкту до кожного з класів. Але застосування SOFTMAX некоректно з точки зору принципу локальності, так як обчислення даної функції активації потребує знання усіх виходів мережі кожним з нейронів, а в реальній мережі це не виконується.

Вхідні вектори мережі частіше за все нормуються виразом

$$x^p / |x^p| \rightarrow x^p \text{ або } x^p / \sum_p |x^p|^2 \rightarrow x^p \quad (6)$$

Можливі також і інші варіанти нормування.

Отже, якщо брати за основу методу контролю та дослідження параметрів зернової маси, що зберігається в бункері, нейронну мережу Кохонена, то алгоритм реалізації методу повинен мати наступний вигляд (рис 3).

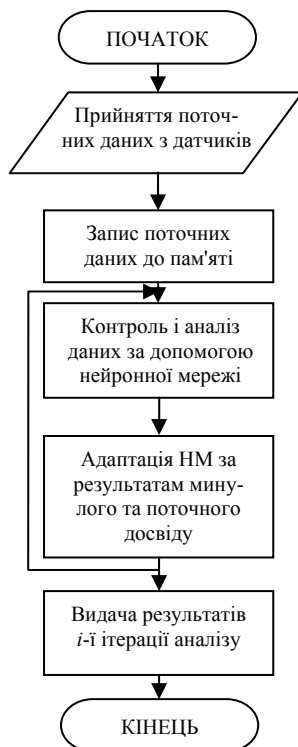


Рисунок 3 – Алгоритм реалізації методу контролю та дослідження параметрів зернової маси.

Алгоритм має просту послідовну структуру, але такі елементи як запис та аналіз даних виконуються за участю нейронної мережі, отже в середині дані блоки мають паралельну структуру. Використання нейронної мережі необхідне для того, щоб доступ до записаних даних відбувався безпосередньо, а не через адресу. Завдяки цьому поліпшуються показники швидкодії, гнучкості та адаптивності системи. Також аналіз даних буде вестись не тільки з новими даними а й з тими що було отримано раніше, це дозволить мережі донавчатися, створюючи нові класи даних без зовнішнього вчителя.

Висновок. В результаті бачимо, що інструментом для контролю та дослідження параметрів зернової маси має бути нейронна мережа. Проаналізувавши розповсюджені на даний момент типи нейронних мереж, провели їх аналіз, після чого була обрана найбільш підходяща для даної задачі – нейронна мережа Кохонена. Було проведено аналіз принципу дії даної мережі. Використовуючи нейронну мережу Кохонена було створено алгоритм для задачі контролю та дослідження параметрів зернової маси, що зберігається в бункері.

З наведеного матеріалу бачимо, що система стає більш інтелектуальною, може забезпечити зменшення витрат на використанні енергії при недоцільних технологічних операціях, та підвищити якість контролю параметрів зернової маси.

Список використаних джерел

1. Заенцев И. В. Нейронные сети: основные модели: Учебное пособие/ Иван Витальевич Заенцев – Воронеж: ВГУ, 1999. – 76 с.
2. Ben Krose. An introduction to Neural Networks/ Ben Krose, Patrick van der Smagt. – Netherlands, Amsterdam: The University of Amsterdam. 1996. – 135 с.

Аннотация

МЕТОД КОНТРОЛЯ И ИССЛЕДОВАНИЯ ПАРАМЕТРОВ ЗЕРНОВОЙ МАССЫ, КОТОРАЯ ХРАНИТСЯ В БУНКЕРЕ, С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Святобатько А. В., Фурман И. А.

Предложен усовершенствованный метод контроля параметров зерновых в бункерах элеваторов с использованием нейронной сети.

Abstract

METHOD OF MONITORING AND RESEARCH OF THE PARAMETERS OF THE GRAIN MASS, WHICH IS STORED IN A SILO, USING NEURAL NETWORKS

A. Svyatobatko, I. Furman

The advanced method monitoring the parameters of grain in silos using a neural network.