

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Ком'ютерної інженерії та управління _____
(повна назва)

Кафедра _____ Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем _____
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____
Інтелектуальна ідентифікація параметрів _____
процесу фільтраційного сушіння зернової барди _____
(тема)

Виконав:
здобувач _____ 2025 _____ року навчання,
групи _____ КІУКІ-21-10 _____
Олександр ШУЛЕПА _____
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія _____
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____
Комп'ютерна інженерія _____
(повна назва освітньої програми)

Керівник _____ доц. каф. КІТС Олег ІЛЮНІН _____
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри _____

(підпис)

Олег РУДЕНКО _____
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерної інженерії та управління _____

Кафедра _____ Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

Спеціальність _____ 123 Комп'ютерна інженерія _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____ Комп'ютерна інженерія _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

«_____» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ
НА АТЕСТАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Шулєпі Олександр Михайловичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Інтелектуальна ідентифікація параметрів процесу
фільтраційного сушіння зернової барди _____

затверджена наказом по університету від “ 21 ” травня 2025 р. _____ № 399 Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії _____ 20.06.2025 _____

3. Вхідні дані до роботи _____

1. Набір експериментальних даних _____
2. Література та публікації за темою роботи _____
3. Існуючі моделі процесу _____
4. Документвція середовища моделювання - пакет MathLab / SciLab _____

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1. Огляд стану проблеми та постановка задачі _____
2. Аналіз літератури за напрямком дослідження _____
3. Аналіз проблем фільтраційного сушіння зернової барди _____
4. Розробка інтелектуальної моделі сушіння _____
5. Експериментальні дослідження моделі _____
6. Висновки _____

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) _____

Слайд-презентація – 18слайдів

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Затвердження дипломного проєкту	26.05.2025	Виконано
2	Аналіз предметної області та існуючих рішень	27.05.2025-28.05.2025	Виконано
3	Розробка моделі	29.05.2025-30.05.2025	Виконано
4	Вибір технологій та інструментальних засобів	30.05.2025-31.05.2025	Виконано
5	Навчання та дослідження моделі	04.06.2025-07.06.2025	Виконано
6	Написання пояснювальної записки до проєкту	08.06.2025-10.06.2025	Виконано
7	Підготовка презентації	10.06.2025-18.06.2025	Виконано
8	Подання до ДЕК	19.06.2025-23.06.2025	Виконано
9	Захист кваліфікаційної роботи	27.06.2025	

Дата видачі завдання 26 травня 2025 р.

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____ доц. Ілюнін О.О.
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 54 с., 14 рис., 4 табл., 25 джерел.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МОДЕЛЬ, АУГМЕНТАЦІЯ ДАНИХ, ІДЕНТИФІКАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ ПРОЦЕСУ СУШІННЯ, ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ

Сушіння подрібнених матеріалів рослинного походження, зокрема зернової кукурудзяної спиртової барди, є складною тепломасообмінною і технологічною задачею. Кінцеве рішення цієї задачі визначає питомі енергетичні затрати на технологічний процес (ТП) сушіння та якість готової продукції. Режим сушіння сировини повинен забезпечити:

- мінімально можливу тривалість процесу,
- мінімальні енергетичні витрати,
- необхідні якісні характеристики висушеного матеріалу.

Для успішного виконання цих вимог необхідне вирішення оптимізаційної задачі мінімізації вартості технологічних параметрів, що забезпечують процес сушіння. Для цього необхідно дослідити вплив технологічних параметрів процесу (температури та швидкості фільтрування теплового агенту, товщини стаціонарного шару сировини) на кінетику сушіння.

Проведені узагальнення експериментальних досліджень кінетики фільтраційного сушіння спиртової барди та аугментація даних дали змогу сформувати дата-сет для подальшої побудови нейромережевої моделі ідентифікації технологічних параметрів процесу.

Мета дослідження кваліфікаційної роботи є розробка інтелектуальної моделі ідентифікації ключових параметрів процесу сушіння зернової

кукурудзяної барди спиртового виробництва на основі аналізу багатofакторних технологічних даних із застосуванням штучних нейронних мереж для подальшої їх оптимізації. Модель має бути здатна на основі вхідних даних (температура, початкова вологість, швидкість повітряного потоку теплового агенту, тривалість сушіння) оцінювати час сушіння при виконанні завдань та обмежень на кінцеву вологість продукту та швидкість конвеєру установки.

Об'єктом дослідження є технологічний процес фільтраційного сушіння барди, що реалізується на агропереробних промислових підприємствах з використанням сушильних установок фільтраційного типу.

Предмет дослідження: моделі та методи інтелектуальної ідентифікації технологічних параметрів сушіння.

Методи дослідження, застосовані в роботі дозволили: системного аналізу та синтезу – структурувати фактори впливу на ефективність процесу різання; методи теорії штучних нейронних мереж – запропонувати модель для інтелектуальної оцінки часу сушіння барди; методи імітаційного моделювання – здійснити дослідження та аналіз синтезованої моделі та результатів, підтвердити адекватність моделі та розробити рекомендації щодо її використання.

Розроблена модель дозволяє автоматизувати процес ідентифікації параметрів, що знижує час налаштування сушильних установок за оптимальними параметрами. Імітаційне моделювання показало, що використання моделі дозволяє отримати точніші оцінки параметрів процесу (узагальнена адекватність моделі $r^2_{ALL} = 0,9449$ в рамках дата-сету, на якому проводилось навчання) в порівнянні з існуючими аналітичними розрахунковими методами (абсолютне значення відносної похибки близько 15,2%).

Модель може бути використана при розробці програмного коду мікроконтролерів сушильних агрегатів для підвищення ефективності ТП при застосуванні в аналогічних процесах (сушіння волокон хлопку, шовкових коконів).

ABSTRACT

The explanatory note of the qualification work: 54 pages, 14 figures, 4 tables, 25 references.

INTELLIGENT MODEL, DATA AUGMENTATION, IDENTIFICATION OF DRYING PROCESS PARAMETERS, PROCESS OPTIMIZATION

Drying of crushed materials of plant origin, in particular grain corn alcohol distillery stillage, is a complex heat and mass transfer and technological problem. The final solution of this problem determines the specific energy costs for the technological process (TP) of drying and the quality of finished products. The rational mode of drying raw materials should provide:

- the minimum possible duration of the process,
- minimum energy costs,
- the necessary quality characteristics of the dried material.

To successfully fulfill these requirements, it is necessary to solve the optimization task of minimizing the cost of technological parameters that ensure the drying process. For this, it is necessary to study the influence of technological parameters of the process (temperature and filtration rate of the thermal agent, the thickness of the stationary layer of raw materials) on the drying kinetics.

The conducted generalizations of experimental studies of the kinetics of filtration drying of alcohol stillage and data augmentation made it possible to form a data set for further construction of a neural network model for identifying technological parameters of the process.

The purpose of the qualification work is to develop an intelligent model for identifying key parameters of the drying process of grain corn stillage for alcohol production based on the analysis of multifactor technological data using artificial

neural networks for their further optimization. The model should be able to estimate the drying time when performing tasks and restrictions on the final moisture content of the product and the speed of the installation conveyor based on the input data (temperature, initial humidity, air flow rate of the heat agent, drying duration).

The object of the study is the technological process of filtration drying of bard, which is implemented at agro-processing industrial enterprises using filtration-type drying units.

Subject of the study: models and methods of intelligent identification of technological parameters of drying.

The research methods used in the work allowed: system analysis and synthesis – to structure the factors influencing the efficiency of the cutting process; methods of the theory of artificial neural networks – to propose a model for intelligent assessment of the drying time of bard; methods of simulation modeling – to carry out research and analysis of the synthesized model and results, confirm the adequacy of the model and develop recommendations for its use.

The developed model allows you to automate the process of identifying parameters, which reduces the time for setting up drying units for optimal parameters. Simulation modeling showed that the use of the model allows for more accurate estimates of process parameters (generalized adequacy of the model $r^2_{ALL} = 0.9449$ within the dataset on which training was conducted) in comparison with existing analytical calculation methods (absolute value of relative error about 15.2%).

The model can be used in the development of software code for microcontrollers of drying units to increase the TP efficiency when used in similar processes (drying of cotton fibers, silk cocoons).

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	9
ВСТУП	10
1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ І АНАЛІЗ ТЕХНІЧНОГО ЗАВДАННЯ	13
1.1 Об'єкт і предмет дослідження	13
1.2 Огляд досліджень процесу фільтраційного сушіння	14
1.3 Схема та основні технологічні параметри процесу сушіння	18
2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ ПРОЦЕСУ ФІЛЬТРАЦІЙНОГО СУШІННЯ ЗЕРНОВОЇ БАРДИ	23
2.1 Експериментальна аналітична модель	23
2.2 Набір експериментальних даних	25
2.3 Нейронна модель ідентифікації параметрів ТП	28
2.4 Функціональні блоки інформаційної системи та алгоритм обробки даних	29
3 РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ МОДЕЛІ СУШІННЯ ЗЕРНОВОЇ БАРДИ	32
3.1 Обґрунтування вибору типу нейронної мережі	33
3.2 Побудова моделі сушіння барди	39
4 ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ	45
4.1 Експериментальні дослідження моделі	45
4.2 Вартісний критерій вибору оптимальних параметрів	48
5 ЗАХОДИ ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ ТА АДАПТИВНОСТІ МОДЕЛІ	49
ВИСНОВКИ	51
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	53

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

CSV (Comma-Separated Values) – Формат файлів для зберігання табличних даних

IDE (Integrated Development Environment) – Інтегроване середовище розробки

MAE (Mean Absolute Error) – Середня абсолютна помилка

LSTM (Long Short-Term Memory) — рекурентна нейронна мережа

RMSE (Root Mean Square Error) – Середньоквадратична похибка

ML (Machine Learning) – Машинне навчання

MLP (Multi-Layer Perceptron) – Багатошаровий перцептрон

RBF (Radial Basis Function Network) — мережа на основі радіальних базисних функцій

ІС – Інформаційна інтелектуальна система

НІМ – Нейронна ідентифікаційна модель

ТП – Технологічний процес

ВСТУП

Враховуючи великі обсяги утворення барди в процесі виробництва спирту з різноманітних зернових культур, виникає необхідність повторного використання побічної продукції, що водночас покращить екологічну ситуацію за рахунок зменшення негативного впливу на навколишнє середовище.

Барда є основним побічним продуктом, що залишається після перегонки браги на промислових виробництвах етанолу. Залежно від технології виробництва на конкретному виробництві на один літр етилового спирту виходить від 10 до 15 літрів спиртової барди, утилізаційна переробка якої є важливим промисловим завданням – в Україні функціонує близько 80 спиртозаводів і кожен рік після переробки зернових вони утворюють близько 7,8 млн м³ зернової барди [1]. Світове виробництво алкоголю постійно зростає, оскільки його використовують у різних галузях промисловості, зокрема хімічній, харчовій, фармацевтичній тощо.

Сира барда непридатна для тривалого зберігання внаслідок високої вологості (до 80%) після виробничого етапу центрифугування. Цей фактор визначає термін зберігання та придатності сировини. Внаслідок вологості транспортування та тривале зберігання барди економічно є не вигідним [2]. Вологість барди сприяє її непридатності до довгострокового зберігання без втрати біологічних властивостей у якості кормів для тварин, та підвищує вірогідність мікробіологічного псування.

Зернову барду використовують в якості кормів для тварин [3], прирекультивуації посівних сільськогосподарських площин [4], при виробництві біометанолу [5], а також у «зеленій енергетиці» для виробництва етанолу в якості палива [6].

Внаслідок слабкої зберігаємості необроблену післяспиртову барду у тваринництві згодовувують протягом трьох днів після її утворення. Для збільшення строку придатності сирої післяспиртової барди її консервують,

зкладаючи у силосні ями та рукави. Також задля продовження термінів придатності післяспиртову барду сушать, але використання традиційного методу прямого електричного або газового нагріву значно підвищує її собівартість.

Сушіння зернових культур, продукції та технологічних залишків їх глибокої переобки, зокрема зернової барди, є однією із базових стадій післязбиральної обробки сільськогосподарської продукції, від якого значною мірою залежить якість зберігання, стабільність логістичного ланцюга та економічна ефективність агропідприємств.

Сучасні технології сушіння характеризуються високою енергоємністю, складною нелінійною динамікою та чутливістю до зовнішніх умов. Традиційні системи керування здебільшого покладаються на статичні режими, що не дозволяє адаптуватися до мінливих параметрів сировини (вологість, щільність, об'єм), що, у свою чергу, веде до перевитрат енергії або недосушування. Це обґрунтовує необхідність використання інтелектуальних систем, здатних самонавчатися та оптимізувати режим сушіння в реальному часі.

Методи штучного інтелекту, зокрема штучні нейронні мережі (ANNs), вже продемонстрували ефективність у моделюванні складних фізико-технологічних процесів сушіння [7, 8]. Застосування таких методів дозволяє не лише прогнозувати кінцеву вологість продукту, а й ідентифікувати оптимальні технологічні параметри без потреби у складному математичному описі процесу. Таким чином, проблема інтелектуальної ідентифікації параметрів сушіння барди є актуальною як з точки зору наукових досліджень, так і з позиції прикладного інженерного впровадження.

Метою роботи є розробка інтелектуальної моделі для ідентифікації та прогнозування ключових параметрів процесу сушіння зернової барди на основі аналізу багатофакторних технологічних даних із застосуванням штучних нейронних мереж для подальшої їх оптимізації.

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні методів штучного інтелекту з технологічною моделлю сушіння сільськогосподарської сировини для

автоматизованої ідентифікації параметрів процесу. На відміну від класичних регресійних або емпіричних моделей, застосування нейромереж дозволяє врахувати нелінійні залежності між вхідними факторами та вихідними параметрами, що характеризують результат процесу сушіння, а також адаптуватися до нових даних без перепроєктування системи.

Практичне значення дослідження полягає в тому, що отримана модель може бути використана як складова автоматизованої системи керування (АСУ ТП) на реальних об'єктах сушки. Вона дозволяє зменшити енерговитрати та підвищити якість процесу та загальну ефективність сушильних установок. Універсальність підходу дозволяє також застосувати його до сушіння інших видів зернових, технічних культур або неорганічної сировини.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ І АНАЛІЗ ТЕХНІЧНОГО ЗАВДАННЯ

1.1 Об'єкт і предмет дослідження

Об'єктом дослідження в даній роботі виступає технологічний процес фільтраційного сушіння, зокрема спиртової барди, що реалізується на агропереробних промислових підприємствах з використанням сушильних установок різного типу (конвективних, шахтних, барабанних тощо). Сушіння є одним з найважливіших етапів первинної обробки зерна, оскільки від ефективності цього процесу залежить не лише якість кінцевого продукту, а й тривалість його зберігання, втрати ваги при зберіганні та енергетичні витрати підприємства.

У сучасних умовах ведення аграрного виробництва ключовим завданням є оптимізація технологічних процесів з метою підвищення ефективності, автоматизації управління та зменшення залежності від людського фактора. Особливої актуальності набуває застосування засобів штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, які дозволяють розв'язувати задачі прогнозування, оптимізації та керування при наявності складних, нелінійних, багатфакторних зв'язків між змінними процесу.

Предметом дослідження є процес інтелектуальної ідентифікації технологічних параметрів сушіння, тобто побудова такої моделі, яка здатна на основі вхідних даних (температура, початкова вологість, швидкість повітряного потоку теплоагенту, тривалість сушіння) прогнозувати результативні параметри процесу — перш за все кінцеву вологість продукту. Ідентифікація в даному випадку розглядається як встановлення функціональної залежності між параметрами середовища /агрегату та результатом процесу сушіння з використанням методів машинного навчання.

З огляду на складність фізичних процесів, що відбуваються під час сушіння, таких як тепломасообмін, випаровування, внутрішня дифузія вологи в барді, класичні аналітичні або емпіричні моделі часто виявляються недостатніми.

Натомість штучні нейронні мережі дозволяють апроксимувати ці процеси без явного формального опису, навчаючись безпосередньо на даних. Таким чином, застосування нейромережевого підходу дає змогу підвищити точність і гнучкість моделювання, адаптуватися до конкретних умов сушіння та забезпечити вчасне прийняття рішень у режимі реального часу.

Таким чином, актуальність даної роботи обумовлена необхідністю впровадження новітніх інтелектуальних методів аналізу та управління технологічними процесами на основі інтелектуальних систем. Реалізація подібного підходу дозволить зменшити енергетичні витрати, підвищити якість продукції, скоротити втрати та забезпечити стабільність функціонування агропромислових сушильних комплексів.

1.2 Огляд досліджень процесу фільтраційного сушіння

При проектуванні сушильних комплексів розробники дотримуюся наступних правил: конструкційно агрегат має забезпечувати рівномірно розподілений нагрів, вимірювальна апаратура має надійно контролювати параметри процесу сушіння продукту: температуру, вологість, крім того, сушильне обладнання винно бути мінімально металоємним. При виборі типу та конструкції промислової сушарки в першу чергу слід враховувати такі моменти: робочий об'єм, принцип дії, тип сушильного агента, енергоспоживання за цикл, продуктивність, можливість вдосконалення, наявність додаткових опцій [9].

Висока енергоємність процесу в цілому призводить до значних витрат енергії в сушильній промисловості. Витрати енергії знижують екологічну чистоту як самого технологічного процесу сушіння, так і висушених матеріалів,

отриманих за допомогою конвекційних технологій, тому оптимізація процесу сушіння має велике значення в протоколі сталого розаитку.

Одним із новітніх методів видалення як вільної, так і зв'язаної вологи є фільтраційне сушіння. Це пояснюється тим, що під час фільтраційної сушіння нагрівальний агент інтенсивно проходить крізь вологу сировину, яка має пористу структуру. При здійсненні сушіння матеріалів метод фільтрації сушильного агента через шар вогкої сировини забезпечує найкращі умови для міжфазного тепломасообміну, оскільки кожна частинка омивається потоком газообразного теплоагенту [9].

Тому швидкість теплообмінних процесів під час фільтраційного сушіння дисперсних матеріалів є вищою порівняно з традиційними методами, що дає змогу зменшити тривалість сушіння та знизити енерговитрати. Крім того, під час фільтраційної сушіння використовується низькотемпературний термоагент, що дозволяє знизити енерговитрати на нагрівання матеріалу. Для проектування установок фільтраційного сушіння волокнистих матеріалів, які забезпечують найменші енерговитрати на здійснення процесу, необхідно дослідити унікальні кінетичні особливості процесу сушіння обраного матеріалу [10].

Кінетика процесу сушіння в загальноприйнятому варіанті визначає зміну вологості матеріалу в часі. На кінетичні особливості процесів сушіння матеріалів значною мірою впливають властивості вологих матеріалів, параметри нагрівального агента, стан матеріалу в зоні сушіння. Вивчення кінетики сушіння необхідно насамперед для вирішення практичних завдань. Предметом дослідження є проблема швидкості та тривалості сушіння вологих матеріалів. Кінетику сушіння вологих матеріалів досліджено експериментально [9, 10], шляхом побудови кривих сушіння та нагрівання. У роботі [11] методом чисельного моделювання описано процес нагрівання, сушіння та піролізу великих частинок деревини, що знаходяться в печах. Щоб зберегти високий ступінь гнучкості та незалежності конкретних властивостей матеріалу, кінетики, розмірів і форм частинок, цей метод базується на наборі одновимірних і

перехідних диференціальних рівнянь збереження маси та енергії. В [12] запропоновано чисельний метод розрахунку для моделювання одночасного сушіння та піролізу деревини та біомаси. У роботі [13] досліджено процес сушіння побічного продукту целюлозно-паперової промисловості. У цьому випадку кінетику сушіння моделюють за допомогою емпіричних моделей, оскільки разом із вологою з залишків також виділяються небезпечні речовини. Кінетику низькотемпературного сушіння деревини хвойних порід досліджено в [14].

Процес сушіння барди у промислових умовах зазвичай реалізується у шахтних або конвективних сушарках, де сировина поступово втрачає вологу під дією гарячого повітря, що проходить крізь її шар. Цей процес є багатофакторним, нелінійним і залежить від широкого спектра параметрів, включаючи температуру, вологість, швидкість обдуву, тривалість обробки тощо. При використанні роторних установок перед сушінням у матеріал необхідно подрібнити до утворення дрібнодисперсної фракції, яка має тенденцію до самозігрівання, але при початкових температурах термічного агента 200—300 °С. Крім того, сушильні барабани вимагають очищення вихлопних газів від дрібнодисперсних частинок у фільтрах циклонних установок, що вимагає додаткових операційних витрат. Порівняння результатів розрахунків процесу сушіння [15] барди методом фільтрації та в роторній сушарці за продуктивності вихідного матеріалу ~1000 кг приведено в табл.1.1.

Таблиця 1.1 – Продуктивність сушильних установок на 1000 кг

№	Показник	Фільтраційна установка	Роторна установка
1	Час сушіння τ , год	0,39	4,55
2	Кількість енергії, необхідної для процесу сушіння N , кВт·год	1923,91	2146,92
3	Споживання енергії для видалення 1 кг вологи, кВт·год/кг H ₂ O	2,64	3,13

Застосування фільтраційного методу сушіння дозволило значно підвищити ефективність процесу сушіння за рахунок забезпечення високих коефіцієнтів тепломасообміну в нерухомому шарі та використання низькотемпературного теплоагенту.

Враховуючи, що процес сушіння протікає в нерухомому шарі, подрібнення частинок не відбувається, отже, немає необхідності використовувати очисне обладнання, що, в свою чергу, знижує собівартість готової продукції.

Необхідно відмітити, що отримані дослідниками сімейства аналітичних залежностей [9] мають абсолютну похибку до 15.65%, що не завжди задовільно для промислового застосування цих залежностей.

Установку фільтраційного сушіння барди та впливові параметри процесу представлено на рисунку 1.1.

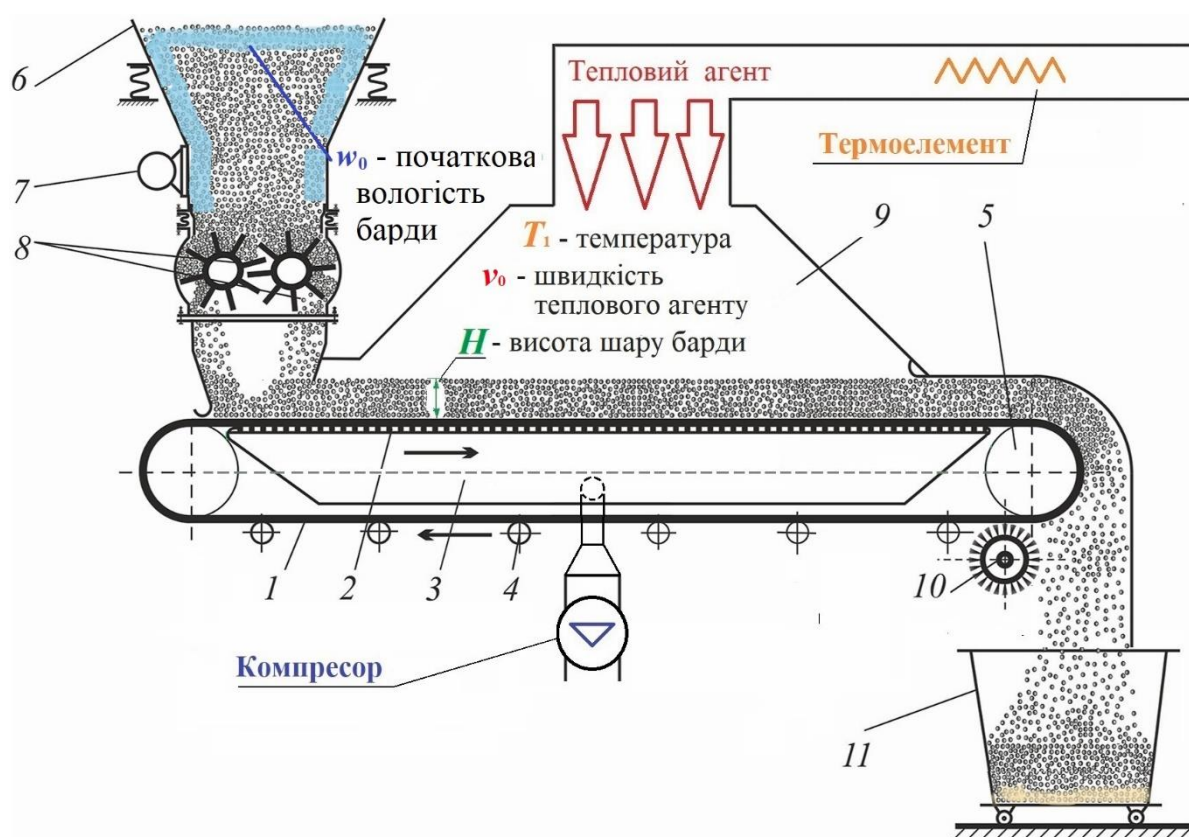


Рисунок 1.1 – Установа фільтраційно-сушильного обладнання для дисперсних матеріалів

На рис.1.1 зображено:

- 1 – стрічковий конвеєр;
- 2, 3 – вакуумна камера розрідження тиску з перфорованою поверхнею;
- 4 – ролики підтримки стрічкового конвеєра;
- 5 – приводний барабан;
- 6 – приймальний бункер для вхідної сировини;
- 7 – вібратор;
- 8 – змішувально-подавальний шнек;
- 9 – сушильна камера;
- 10 – щітка для очищення стрічкового конвеєра;
- 11 – бункер для висушеного матеріалу.

1.3 Схема та основні технологічні параметри процесу сушіння

Схему теплового обміну та масового переносу процесу сушіння представлено на рис.1.2, де представлені початкові та кінцеві:

G_1, G_2 – маси вологої та висушеної сировини, кг година;

t_1, t_2 – температури вологої та висушеної сировини, °C;

w_0^c, w_f^c – вологість сировини, кг H₂O/кг сухої сировини;

T_1, T_2 – початкова та кінцева температури теплового агенту, °C;

W – кількість випареної під час сушіння води, кг година;

$G_{t.a.}$ – витрати теплового агенту, кг година;

v_0 – швидкість подачі теплового агенту в зону сушіння, м/с;

d_1, d_2 – ева вологість теплового агенту, кг H₂O/ кг висушеної сировини;

I_1, I_2 – ентальпія теплового агенту, кДж/кг;

L – довжина сушильної зони, ≈ 9 м;

B – ширина конвеєру, ≈ 0.95 м;

H – висота слою сировини, що сушиться, м;

v_{conv} – швидкість стрічкового конвеєра, м/с.

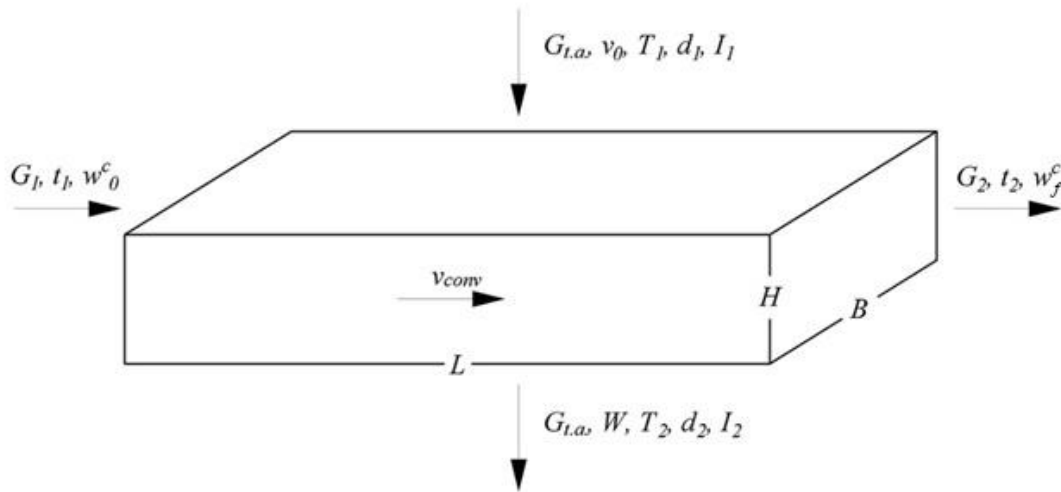


Рисунок 1.2 – Схема теплового обміну та масового переносу процесу сушіння

Таким чином, швидкість руху стрічки конвеєра –цільова змінна v_{conv} , максимуму якої необхідно досягти, умовно визначається наступним рівнянням:

$$v_{conv} = \frac{L}{\tau}, \quad (1.1)$$

де τ – період часу [с], необхідний для досягнення сировиною заданої вологості w^* .

Докладно адаптивний алгоритм обчислення параметрів ТП на основі обробки експериментальних даних представлено в [15]. Усі змінні пов'язані нелінійно та трансцендентно:

$$\tau_I = \frac{1 - \frac{w^c}{w_0^c}}{2.086 \cdot 10^{-4} \cdot T^{0.645} \cdot v_0^{0.278} \cdot e^{-14.606 \cdot H}}, \quad (1.2)$$

$$\tau_{II} = \frac{1.187 \cdot (w_0^c - w_{cr}^c) - \ln\left(\frac{w^c - w_e^c}{w_{cr}^c - w_e^c}\right)}{1.187 \cdot N}, \quad (1.3)$$

де w^c – поточна вологість сировини;

w_0^c – початкова вологість сировини;

w_e^c – рівноважна вологість сировини;

$w_{cr}^c = w^*$ – завдання, критична вологість сировини в кінці періоду повної сатурації теплоагенту відповідно, [кг H₂O/кг сухої сировини];

T – температура теплового агента на вході в установку, [°C];

v_0 – швидкість подачі теплового агента в зону сушіння, [м/с];

H – висота слою сировини, що сушиться, [м];

N – швидкість сушіння протягом періоду повної сатурації теплоагенту, [кг H₂O/ (кг сухої сировини · с)].

Адаптивність обчислень враховується за умов критичних кордонних станів рівноваги, коли враховується вплив додаткової теплоенергії випаровування та виділення тепла вологим матеріалом.

За умов $w_{cr}^c < w^c < 0.5$ кг H₂O/кг сухої сировини час сушіння визначається за формулою (1.3), беручи до уваги додаткове тепловиділення випаровування води з кордонного слою сировини яка сушиться, з використанням емпіричного коефіцієнту $K_{тII} = 0.7 \div 0.9$, який зростає із зменшенням тангенсу кінетичної кривої сушіння (при падінні швидкості сушіння) [16]:

$$\tau = \tau_I + \tau_{II} \cdot K_{тII}, \quad (1.4)$$

де τ – загальна тривалість двох фаз сушіння до сягнення вологості величини завдання w^* , [с].

Порівняння експериментальних даних з теоретично розрахованими на основі отриманих дослідниками сімейства аналітичних залежностей показало, що максимальне значення відносної похибки між експериментальними даними та теоретично розрахованими даними становить 19,42%, а середня відносна похибка 5,37%, що є незадовільним для промислового застосування цих

залежностей та підтверджує актуальність застосування нейромережевих моделей для ідентифікації параметрів ТП як універсальних інтерполяторів.

Формальний опис дозволяє розглядати задачу в рамках регресійного машинного навчання. Цільовою функцією виступає точне прогнозування тривалості сушіння τ – часу досягнення завдання ТП – кінцевої вологості сировини на виході на основі заданого набору вхідних умов та обмежень. Величини деяких параметрів, визначених ШНМ для оптимізації процесу сушіння, неможливо досягнути точно: швидкість подачі та вологість повітря; вплив вологості теплоагенту. У більшості технологічних процесів необхідно оцінювати деяку множину рішень: варіантів налаштування та регулювання параметрів. В фізичній інтерпретації завдання ТП можна представити в вигляді класичної мінімаксної оптимізаційної задачі.

Для вибору конкретного варіанту рішення найбільш поширено використання вартісних критеріїв в оптимізаційних задачах мінімізації операційних витрат C_{OPM} [17] при максимізації швидкості сушіння N (або швидкості конвеєру v_{conv} , що еквівалентно мінімізації τ) для виконання завдань w_f^{c*} та обмежень:

$$MAX(v_{conv}(\tau)) = F(T_1, T_2, d_1, d_2, t_1, t_2, G_1, G_2, G_{t.a.}, v_{t.a.}, w_0, w_f^c, H). \quad (1.5)$$

Для побудови датасету можливе використання як реальних експериментальних даних з відомих джерел, так і симуляційних аугментованих результатів. Подальша підготовка даних, як рекомендовано в роботі [18], включає нормалізацію, виявлення викидів, заповнення пропусків і масштабування до єдиного інтервалу.

2 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ ПРОЦЕСУ ФІЛЬТРАЦІЙНОГО СУШІННЯ ЗЕРНОВОЇ БАРДИ

Основні переваги технології фільтраційного сушіння барди перед класичними методами полягають у наступному:

- швидкість тепломасообмінних процесів під час фільтраційного сушіння дисперсних матеріалів є вищою порівняно з методами прямого нагріву та конвекційного;
- значна тривалість сушіння;
- низькі енерговитрати, обумовлені використанням низькотемпературного теплоагента.

До недоліків можна віднести необхідність ретельного дослідження кінетичних особливостей процесу сушіння кожного конкретного матеріалу.

2.1 Експериментальна аналітична модель

Враховуючи відсутність загальноприйнятих методів розрахунку сушильного обладнання саме фільтраційного типу, на теперішній час застосовується наступний алгоритм [15] ідентифікації параметрів процесу.

1. За початковими даними визначають вологість вхідного w_0^c та висушеного w_f^c матеріалу:

$$w_i^c = \frac{\omega_i}{100 - \omega_i}, i = 0, f, \quad (2.1)$$

де ω_i – вологість матеріалу: вхідного ($i = 0$) та висушеного ($i = f$), [%].

В нашому випадку, згідно технологічного регламенту $w_0^c (\omega_0 = 73) \approx 2.7$.

2. Використовуючи експериментально отримані константи для заданого матеріалу визначають час сушіння τ згідно із формулами (1.2) – (1.4).

3. Геометричні розміри стрічкового конвеєра визначають об'єм V_{mat} та вагу G_{mat} сировини на стрічковому конвеєрі в зоні вакуумної камери:

$$V_{mat} = L \cdot B \cdot H \quad (2.2)$$

$$G_{mat} = V_{mat} \cdot \rho_b \quad (2.3)$$

Де ρ_b – насипна щільність матеріалу, $[\text{кг}/\text{м}^3]$.

4. Визначають масовий вихід сировини після сушіння G'_1 :

$$G'_1 = \frac{3600 \cdot G_{mat}}{\tau} \quad (2.4)$$

5. Визначають об'ємну $Q_{t.a.}$ та масову $G_{t.a.}$ витрати теплового агента:

$$Q_{t.a.} = v_0 \cdot B \cdot H \quad (2.5)$$

$$G_{t.a.} = Q_{t.a.} \cdot \rho_{t.a.} \quad (2.6)$$

де $\rho_{t.a.}$ – щільність теплового агента при температурі T_1 , $[\text{кг}/\text{м}^3]$.

6. Визначають швидкість стрічкового конвеєра згідно формули (1.1).

Далі, згідно рівнянь теплового та масового балансу, визначають необхідне теплозабезпечення процесу.

Під час фільтраційного сушіння було проведено дослідження зміни вмісту води кукурудзяної барди, насипна щільність якої становила $\rho_b = 407,5 \text{ кг}/\text{м}^3$, а початкова вологість $\omega_0 = 72.78 \text{ мас.}\%$. Під час дослідження змінювалися наступні параметри стаціонарного шару матеріалу: висота вологого матеріалу H (40 мм, 80 мм, 120 мм та 160 мм), а також параметри потоку теплового агента, включаючи його температуру T (60°C, 70°C, 80°C та 90°C) та швидкість v_0 (1,24 м/с, 1,76 м/с, 2,29 м/с та 2,82 м/с) через стаціонарний шар досліджуваного

матеріалу. У разі зміни одного з трьох параметрів H , T , v_0 , інші залишалися незмінними.

Для кожного змінного параметра для порівняння було обрано середнє значення таким чином: $H = 0.12$ м, $T = 70^\circ\text{C}$ та $v_0 = 1,76$ м/с.

2.2 Набір експериментальних даних

Досліджувалась барда кукурудзяного винокурного заводу, отримана після центрифугування на виробничій лінії ДП «Вузловський винокурний завод» (Вузлове, Львівська область, Україна). Для визначення вологості спиртової барди використовували автоматизований аналізатор вологості RADWAG MA 50/1.R, підключений до спеціалізованого контролеру SENTOS D1S (Чехія), який архівує параметри ТП. Для більш точного визначення вологості спиртової барди процес вимірів проведено 5 разів.

Отримані експериментальні дані для наочності представлені у вигляді графічних залежностей зміни вологості досліджуваного матеріалу w_n з часом сушіння τ до сягнення певної вологості (рис. 2.1–2.3).

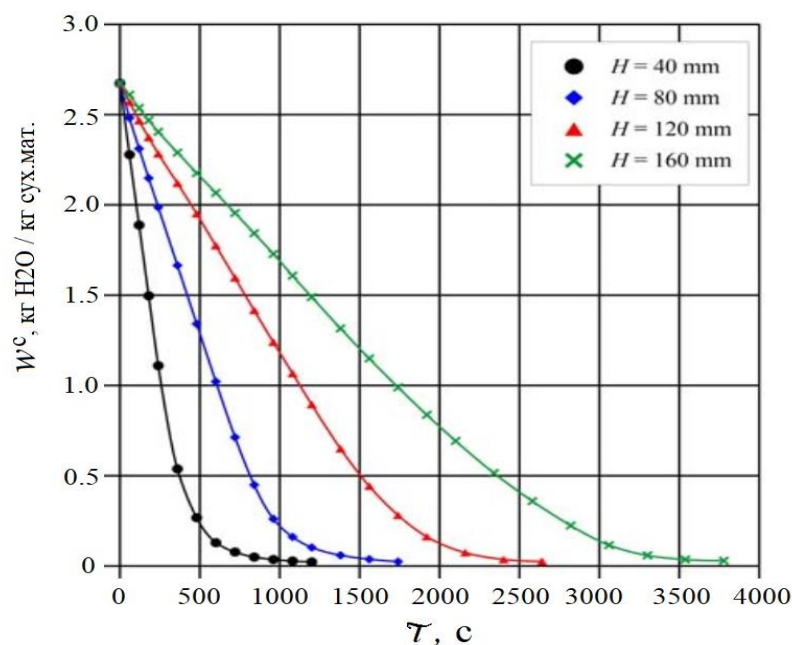


Рисунок 2.1 – Часові зміни вмісту води в барді в залежності від висоти шару вологого матеріалу H (при $T = 70^\circ\text{C}$ та $v_0 = 1,76$ м/с)

Аналізуючи графічну залежність, зображену на рис.2.1, можна спостерігти збільшення часу висихання, а також збільшення висоти шару досліджуваного вологого матеріалу. При $H = 0.16$ м кінцева вологість матеріалу досягається приблизно за 3800 с, тоді як при $H = 0.04$ м вона досягається лише за 1200 с. Таким чином, зі зменшенням висоти шару експериментального матеріалу спостерігається зменшення часу висихання приблизно в 3,2 рази.

Кінетичні криві сушіння барди, показані на рис.2.2, показують зміну часу досягнення кінцевого вмісту води залежно від температури сушильного агента.

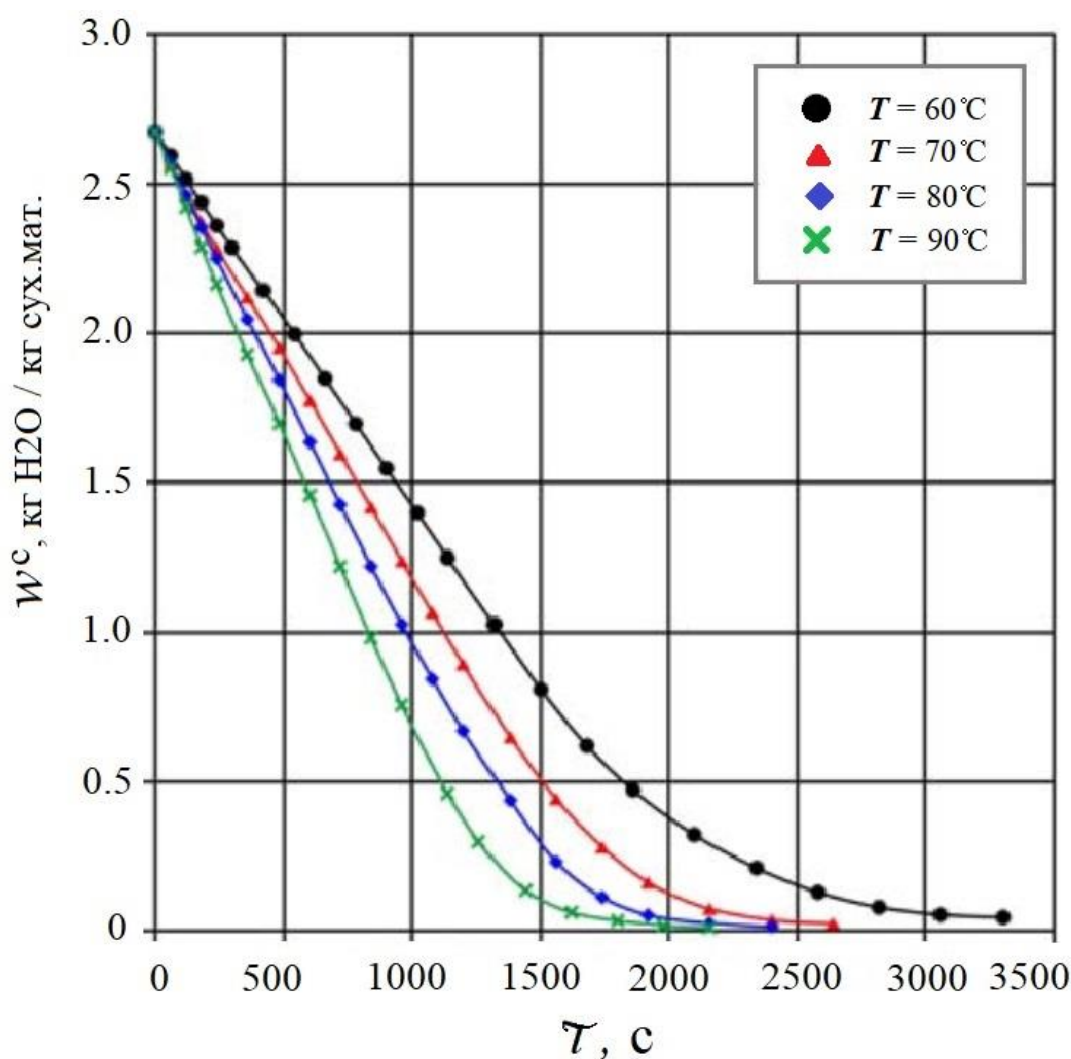


Рисунок 2.2 – Часові зміни вмісту води в барді в залежності від температури термічного агента T (при $H = 0.12$ м та $v_0 = 1,76$ м/с)

Зі збільшенням температури (від 60°C до 90°C) час, необхідний для сушіння, зменшується від ~3300 с до ~2200 с.

В результаті досліджень впливу швидкості термічного агента спостерігається скорочення часу висихання вологого матеріалу зі збільшенням швидкості термічного агента (рис.2.3).

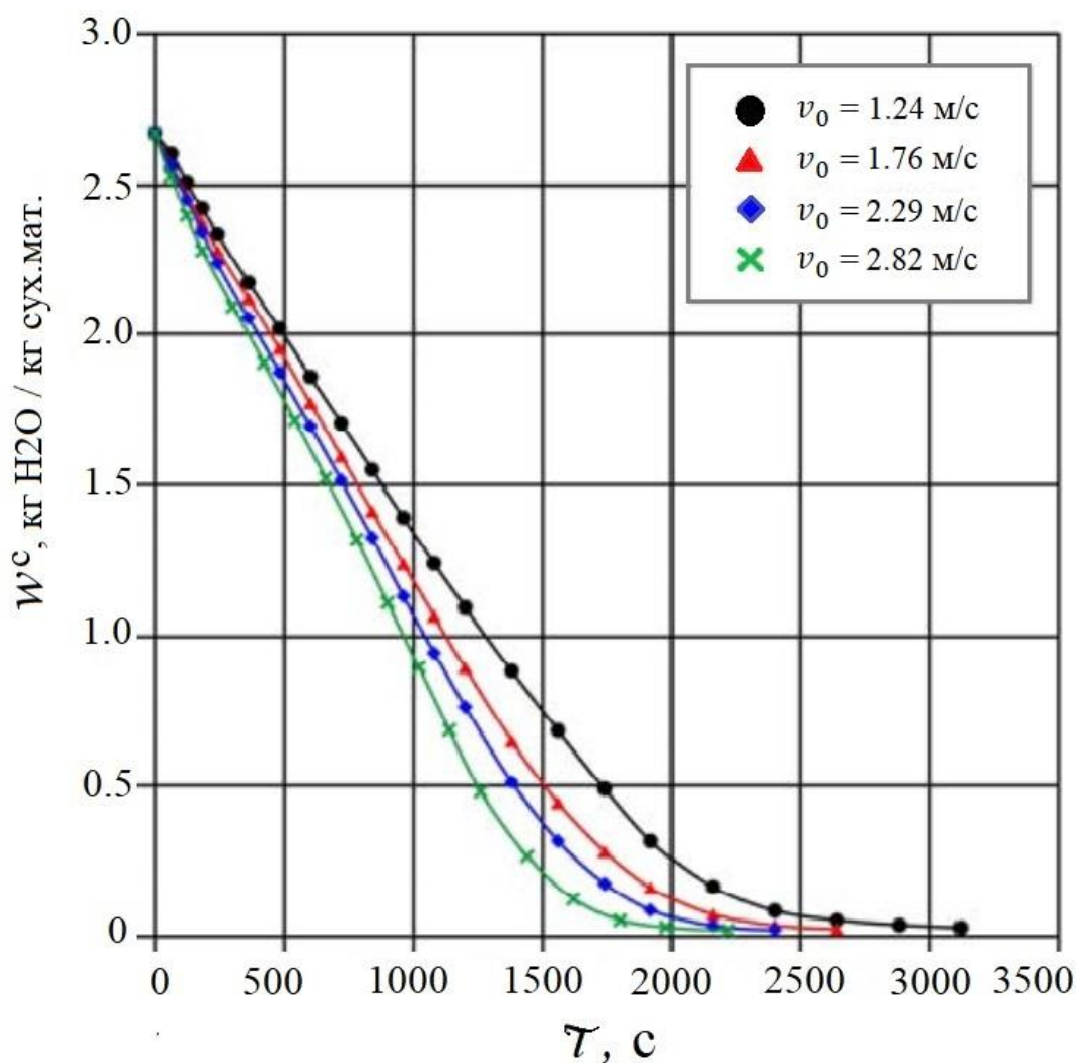


Рисунок 2.3 – Часові зміни вмісту води в барді в залежності від швидкості теплового агента v_0 ($w^c = f(T, v_0)$, $H = 0.12$ м, $T = 70^\circ\text{C}$)

Аугментацію даних застосовують для збільшення варіативності навчальних даних і запобіганню перенавчанню [21]. В задачах обробки числових

даних використовують випадкову варіативність з відхиленнями $2 \div 10\%$ від прогнозованого або обчисленого значення параметру на відрізку значень, де експериментальні дані відсутні. Таким чином сформовано датасет – матрицю спостережень.

2.3 Нейронна модель ідентифікації параметрів ТП

Нейронна ідентифікаційна модель (НІМ) призначена для розв’язання задачі ідентифікації параметрів процесу сушіння барди на основі вхідних технологічних даних. Система має виконувати функції прийому даних, попередньої обробки, моделювання та видачі оцінки.

Загальну архітектуру НІМ наведено на рисунку 2.4.

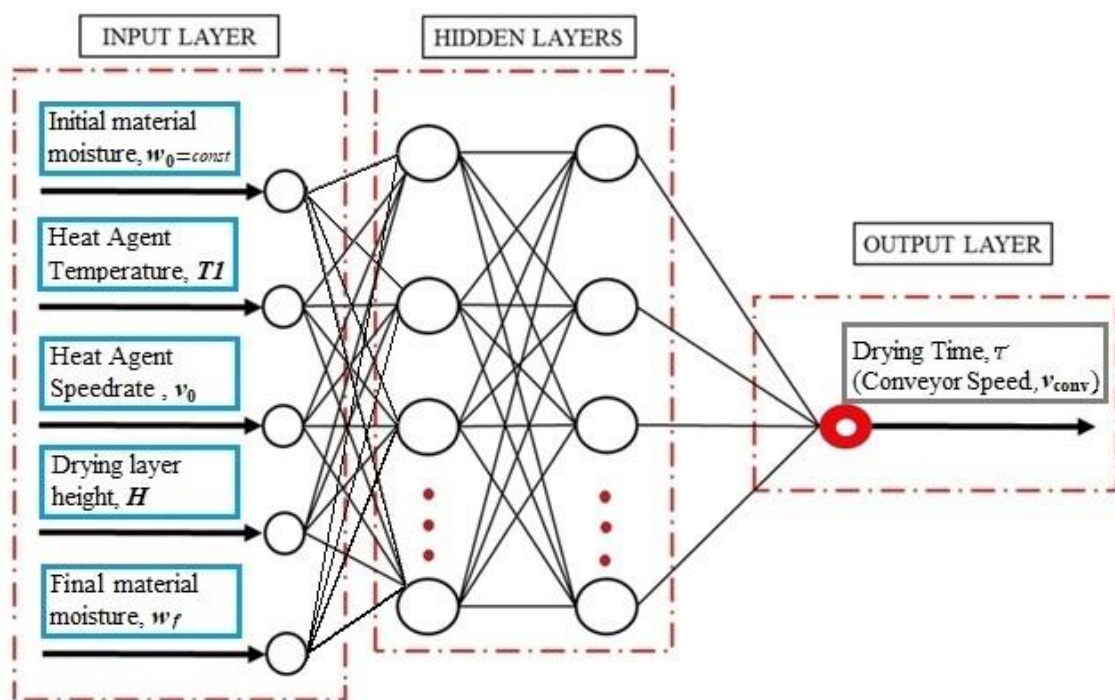


Рисунок 2.4 – Архітектура нейронної мережі для процесу сушки барди

Логічно НІМ складається з таких основних блоків:

1. Блок введення даних – отримує вхідні параметри: температура, час сушіння, вологість, швидкість обдуву.
2. Блок попередньої обробки – нормалізація вхідних даних, перевірка на пропущені значення, стандартизація.
3. Нейромережевий модуль – безпосередньо реалізує функцію прогнозування.
4. Блок контролю результату – визначає рівень точності прогнозу.
5. Інтерфейс виводу – передає результати користувачу (оператору або системі АСУ ТП).

Подібна модульна архітектура дозволить забезпечити масштабованість системи, до якої буде імплементовано модель, гнучкість в оновленні моделі та спрощене тестування.

2.4 Функціональні блоки інформаційної системи та алгоритм обробки даних

Автоматизовані системи ідентифікації технологічних параметрів (зокрема і сушіння кукурудзяної барди) мають чітко визначену конвейерну модульну архітектуру [22], що умовно складається з п'яти взаємопов'язаних функціональних блоків. Така структура дозволяє реалізувати масштабовану, адаптивну та надійну систему, придатну для промислового впровадження.

Основні функціональні блоки системи включають:

1. Блок збору даних — відповідає за прийом інформації з сенсорів температури, вологості, часу сушіння та інших технологічних параметрів. Дані можуть надходити у реальному часі або бути зчитаними з історичних таблиць SCADA-систем. Важливою особливістю є підтримка різних форматів (CSV, JSON, OPC).
2. Блок попередньої обробки — здійснює очищення, нормалізацію та фільтрацію вхідних даних. На цьому етапі відбувається

виявлення пропущених значень, викидів, нормалізація параметрів у стандартний діапазон $[0, 1]$, а також аугментація у випадку нестачі даних у датасеті для покращення стабільності навчання нейронної мережі. Також можуть застосовуватися техніки зменшення розмірності або кодування категоріальних змінних.

3. Нейромережевий блок — реалізує багатошарову нейронну мережу типу RBF, яка приймає на вхід підготовлені дані та генерує прогноз вихідного параметра (наприклад, кінцевої вологості зерна). Модель навчається на попередньо зібраних і промаркованих наборах даних і оптимізується до досягнення мінімальної помилки (середньоквадратичного відхилення).

4. Блок оцінки якості — виконує аналіз точності моделі за допомогою метрик (MAE, RMSE, R^2). У разі зниження точності реалізується механізм повторного навчання моделі або переключення на резервний предиктор.

5. Блок виводу результатів — відповідає за передачу прогнозованих параметрів до зовнішніх систем. Дані можуть бути передані в SCADA, виведені на операторську панель або збережені в архів для подальшого аналізу.

Алгоритм обробки даних в системі реалізують у вигляді конвеєра, який працює у режимі реального часу. Нові дані надходять у вхідний буфер, проходять етап попередньої обробки та подаються на нейромережу. Прогнозоване значення далі оцінюється і виводиться у форматі, придатному для операторського контролю або автоматичного регулювання. У разі виявлення аномалій або погіршення точності система сигналізує про це та може змінити конфігурацію роботи.

Таким чином, функціональні блоки працюють як єдиний узгоджений механізм, що забезпечує не лише високоточне прогнозування, але й автоматичну адаптацію до змін середовища та умов виробництва. Завдяки цьому система

може бути ефективно інтегрована у сучасні цифрові інфраструктури агропромислових підприємств.

3 РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ МОДЕЛІ СУШІННЯ ЗЕРНОВОЇ БАРДИ

Вибір архітектури нейронної мережі є ключовим фактором у побудові моделі для ефективної ідентифікації параметрів технологічного процесу сушіння. Швидкість є показником ефективності в багатьох виробничих процесах, а при обробці зернових, утілізації барди вона є основним критерієм процесу сушіння. Але для зернової кукурудзяної барди глибоких досліджень та експериментального моделювання не проводилось, і відповідно, нейромоделей ідентифікації параметрів процесу сушіння не розроблено. Щоб повністю визначити важливість впливу кожного з параметрів процесу потрібні додаткові дослідження.

Існує декілька популярних типів мереж, що застосовуються у подібних задачах:

MLP (Multilayer Perceptron) — багатошаровий перцептрон, що складається з вхідного шару, одного або декількох прихованих шарів і вихідного шару. Забезпечує добру апроксимацію складних функцій і високу точність на невеликих вибірках.

RBF (Radial Basis Function Network) — мережа на основі радіальних базисних функцій, краще працює в задачах локальної класифікації, але потребує більш точного підбору центрів і масштабів.

LSTM (Long Short-Term Memory) — рекурентна нейронна мережа, ефективна для задач із часовою динамікою, але надмірна для процесів без явної залежності між моментами часу.

Для моделювання процесу сушіння кукурудзяної барди (який є стаціонарним, без наочно виражених часових періодів екстремальних змін параметрів) оптимальним вибором є мережа на основі радіальних базисних функцій, (RBF) із структурою згідно формулі 1.5:

$$v_{conv} = F(T_1, T_2, d_1, d_2, t_1, t_2, G_1, G_2, G_{t.a.}, v_{t.a.}, w_0, w_f^c, H),$$

яка має достатню апроксимуючу здатність навіть при обмежених обсягах даних.

Переваги RBF при використанні у якості моделі:

- ефективно моделює нелінійні зв'язки між вхідними технологічними параметрами та вихідними результатами (вологість, енергоспоживання);
- має низьку обчислювальну складність у порівнянні з рекурентними мережами;
- добре масштабується на практичні задачі з обмеженим обсягом навчальних вибірок.

Це підтверджується дослідженнями:

У роботі [19] модель RBF була використана для прогнозування рівня вологи у зернових культурах і показала точність $R^2 = 0.983$, було продемонстровано, що за швидкістю налагодження RBF перевершує LSTM при моделюванні сушіння сільськогосподарської продукції за умови близьких к статичним вхідних параметрів.

3.1 Обґрунтування вибору типу нейронної мережі

В даній роботі досліджується ступінь впливу кожного з параметрів процесу на швидкість сушіння для визначення головних, впливових на модель, факторів. З огляду на стаціонарність процесу, недоліки апаратно-технічної реалізації подачі теплового агенту, доцільним буде використання радіально-базисної моделі ШНМ для ідентифікації оптимальних параметрів

Для створення інформаційної інтелектуальної системи необхідно враховувати залежності параметрів «вхід-вихід», архітектурну побудову штучної нейронної мережі (ШНМ), що являється обчислювальним ядром, і особливості походження наборів даних для навчання та тестування моделі.

Нейронні мережі успішно інтерполюють невідомі області відображення «вхід-вихід» об'єктів при поданні їх за моделлю «black box», що застосовується для ідентифікації багатовимірних об'єктів. Взагалі властивості нейромережі Φ повністю визначаються типом активаційних функцій, які використовуються в нейронах прихованого шару і утворюють певну основу для вхідного векторного зображення X наступної структури:

$$\varphi(x) = \Phi(\|x - c\|, \sigma) = \Phi(r, \sigma) \quad (3.1)$$

Де $\varphi(x)$ – багатовимірна функція нелінійного перетворення $\Phi(r, \sigma)$;

$r = \|x - c\|$ – декартова відстань між вхідним вектором X і його власним центром c ;

σ – параметр ширини (масштабу) локальної області вхідного простору, де функція $\varphi(x)$ відображує вхідні дані у вихід з задовільною точністю.

В прихованому шарі нейромережі кожен нейрон обчислює відстань між вхідним вектором X і його центром c , і виконує нелінійне перетворення $\Phi(r, \sigma)$ над ним, зумовлене типом активаційної функції. За рахунок властивостей (мають пік у центрі, та монотонно спадають із віддаленням від центру, нескінченно диференціюємі) дуже поширені радіально-базисні функції: (GRB, Гаусіан). Структуру мережі, що реалізує MISO-відображення (MultyInput - SingleOutput) , показано на рис. 3.2.

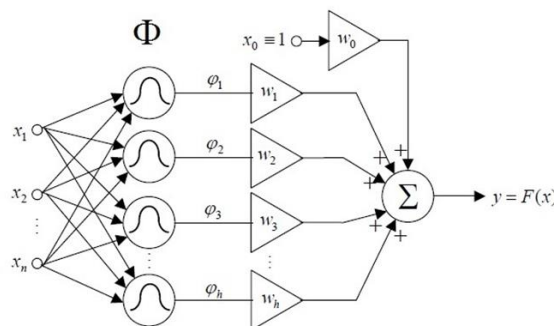


Рисунок 3.1 – Радіально-базисна мережа $y = F(x) = w_0 + \sum_{i=1}^h w_i \varphi_i(x)$.

На практиці налаштовують синаптичні ваги w_i , а центри нейронів c_i і фіксують, а параметри ширини σ обирають а залежності від відстані до центрів-«сусідів».

Для моделювання складних багатовимірних об'єктів успішно застосовують Гаусіан:

$$\varphi(x) = \Phi(\|x - c\|, \Sigma) = \exp(-(x - c)^T \Sigma^{-1} (x - c)) = \exp(-\|x - c\|_{\Sigma^{-1}}^2), \quad (3.2)$$

де Σ – матриця спостережень визначає властивості рецепторного поля радіально-базисної функції: форму, розмір і просторову орієнтацію. Так в n -еліпсоїді $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2)$ осі збігаються з осями вхідного простору.

Можливості радіально-базисних мереж наочно підтверджує задача інтерполяції для багатовимірної функції n змінних, визначених лише у N точках $x(1), x(2), \dots, x(k), \dots, x(N)$. Відомі відповідні значення цієї функції: $d(1), d(2), \dots, d(k), \dots, d(N)$. Завдання лежить у знаходженні $X \rightarrow D$ відображення, яке задовільнить визначеним умовам інтерполяції:

$$d(1), d(2), \dots, d(k), \dots, d(N) \quad (3.3)$$

Рішення в даному випадку полягає у виборі такої функції F :

$$F(x) = \sum_{k=1}^N w_k \Phi_k(\|x - c_k\|, \sigma_k) = \sum_{k=1}^N w_k \Phi_k(\|x - x(k)\|, \sigma_k) \quad (3.4)$$

де $\Phi(\arg)$ – радіально-базисні функції із центрами в точках $x(k)$. Беручи до уваги впрязи (3.2), (3.3) система лінійних рівнянь для знаходження синаптичних ваг w_k має наступний вигляд:

$$\begin{pmatrix} \Phi_{11} & \Phi_{12} & \cdots & \Phi_{1N} \\ \Phi_{21} & \Phi_{22} & \cdots & \Phi_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi_{N1} & \Phi_{N2} & \cdots & \Phi_{NN} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d(1) \\ d(2) \\ \vdots \\ d(N) \end{pmatrix}, \quad (3.5)$$

де $\Phi_{kj} = \Phi(\|x(j) - x(k)\|, \sigma_k); k=1, \dots, N; j=1, \dots, N$.

Якщо позначити $d = (d(1), d(2), \dots, d(N))^T, w = (w_1, w_2, \dots, w_N)^T, \Phi = \{\Phi_{kj}\}$, то можна виразити:

$$\Phi w = d, \quad (3.6)$$

звідки:

$$w = \Phi^P d, \quad (3.7)$$

де Φ^P та Φ псевдоінверсні одна до одної матриці.

Мережі RBF мають один нелінійний прихований шар, тому налаштування параметрів вихідного шару виконують за нескладними стандартними алгоритмами [23]. Для їх навчання RBF-мереж використовують високошвидкісні процедури і фільтрацію вхідних даних.

Факт нелінійного відображення $X \rightarrow D$ можна виразити як:

$$d = f(x), \quad (3.8)$$

Де $x - (n+1)$ – вхідний вектор,

d – вихід,

$f(x)$ – невідома вектор-функція, яка обчислюється за допомогою навчальної вибірки $\{x(k), d(k)\}, k=1, 2, \dots, N$.

Навчання інтерполючої нейронної мережі полягає в тому, щоб знайти функцію $F(x)$, близьку до $f(x)$ на відстань ε , таку що:

$$\|F(x) - f(x)\| \leq \varepsilon, \forall x(k): k = 1, 2, \dots, N, \quad (3.9)$$

де $F(x)$ – відображення, виконане мережею, ε – досить мале число, що визначає точність мережі. У цьому контексті проблема апроксимації повністю збігається з проблемою «навчання під керівництвом учителя» або навчання, де послідовність $\forall x(k): k = 1, 2, \dots, N$ є вхідним сигналом ШНМ, а $y = f(x)$ – навчальним сигналом.

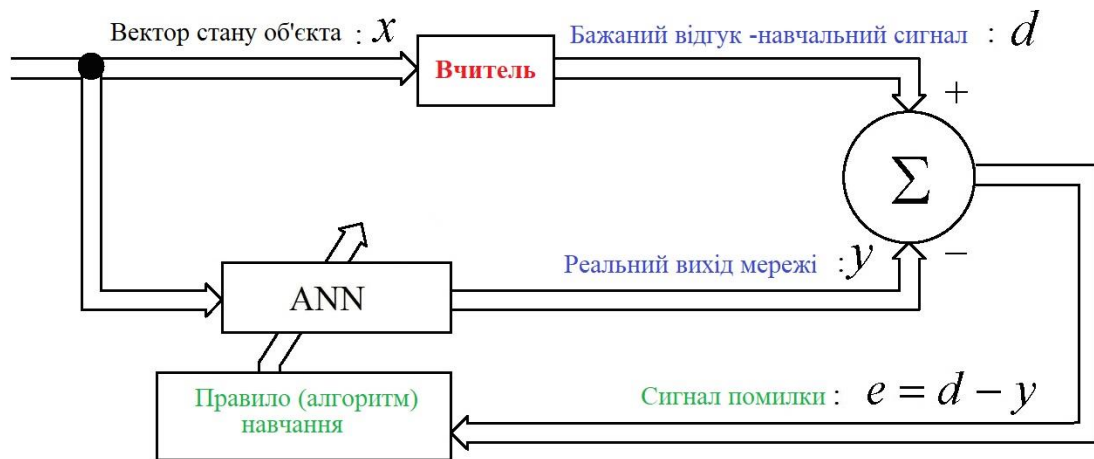


Рисунок 3.2 – Схема «навчання під керівництвом учителя»

Синтез моделі ділиться на два етапи – структурну та параметричну ідентифікацію, а застосування ШНМ також вимагає вирішення двох задач: визначення структури мережі та налаштування (навчання) її параметрів.

Зазвичай зміна структури мережі здійснюється шляхом її поступового ускладнення шляхом додавання нових нейронів, що виконується щоразу, коли виникає додаткова помилка ідентифікації $e=d-y$ при появі нового вхідного сигналу, що перевищує допустимий. Навчання (параметрична ідентифікація) полягає у визначенні параметрів мережі і зводиться до мінімізації помилки ідентифікації – як правило, функціоналу квадратичної помилки:

$$J(k) = \|\varepsilon(k)\|^2 = \|d(k) - y(k)\|^2. \quad (3.10)$$

Найчастіше застосовуються дискретні алгоритми навчання вигляду:

$$w_{ji}(k + 1) = w_{ji}(k) + \zeta(k)e_j(k)x_i(k), \quad (3.11)$$

Теж саме у векторному поданні:

$$w_j(k + 1) = w_j(k) - \zeta_k \nabla_{w_j} E_j(k) = w_j(k) + \zeta(k)e_j(k)x_i(k), \quad (3.12)$$

Де $\nabla_{w_j} E_j(k) = -e_j(k)x_i(k)$ – вектор градієнта цільової функції у просторі синаптичних ваг. Швидкість навчання за алгоритмом (3.10), (3.11) залежить від параметру ζ_k , який визначає крок переміщення в просторі настроюваних синаптичних ваг. Цей параметр експериментально підбирають так, щоб швидкість збіжності значень $w_j(k)$ до визначаємих у процесі градієнтного пошуку оптимальних ваг була максимальною. Для спрощення оцінки вводять вектор відхилень поточних значень $w_j(k)$ від оптимальних у вигляді:

$$\widetilde{w}_j(k) = w_j - w_j(k), \quad (3.13)$$

і після розв’язання рівняння:

$$\frac{\partial \|\widetilde{w}_j(k)\|^2}{\partial \zeta} = 0, \quad (3.14)$$

одержують оптимальне значення параметра кроку у вигляді:

$$\zeta(k) = \|x(k)\|^{-2}. \quad (3.15)$$

На базі попередніх виразів можна сформулювати наступний алгоритм навчання:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \frac{e(k)x(k)}{\|x(k)\|^2}. \quad (3.16)$$

Рівняння (3.16) відоме як однокроковий алгоритм навчання Відроу – Хоффи [24], за яким налагоджують мережі, що описують процеси та об'єкти з монотонними характеристиками та великою розмірністю і кількість вхідних даних.

3.2 Побудова моделі сушіння барди

З огляду на вираз (1.5) та обліку впливових параметрів на ТП в загальному вигляді модель сушіння барди можна представити наступним чином:

$$v_{conv} = F(T_1, v_{t.a.}, w_0^c, w_f^c, H) \quad (3.17)$$

де регульованими параметрами прийняті наступні:

w_0^c, w_f^c – початкова та кінцева вологість сировини, кг H₂O/кг сухої сировини;

T_1 – початкова температура теплового агенту, °C;

$v_{t.a.} = v_0$ – швидкість подачі теплового агенту на вході в зону сушіння, м/с;

H – висота шару сировини, що сушиться, м.

Технологічний параметр початкової вологості сировини w_0^c після попередньої стадії обробки, а саме центрифугування до сягнення певної вологості (73%), визначений регламентно як постійна. Таким чином можна знизити розмірність моделі (3.17) до $N = 4$ вхідних змінних.

$$v_{conv} = F(T_1, v_{t.a.}, w^c, H), \quad (3.18)$$

У середовищі SciLab було проведено ряд експериментальних досліджень із числом N кількості нейронів в прихованому шарі з радіальними активаційними функціями. В результаті було обрано наступну структуру (рис.3.3):

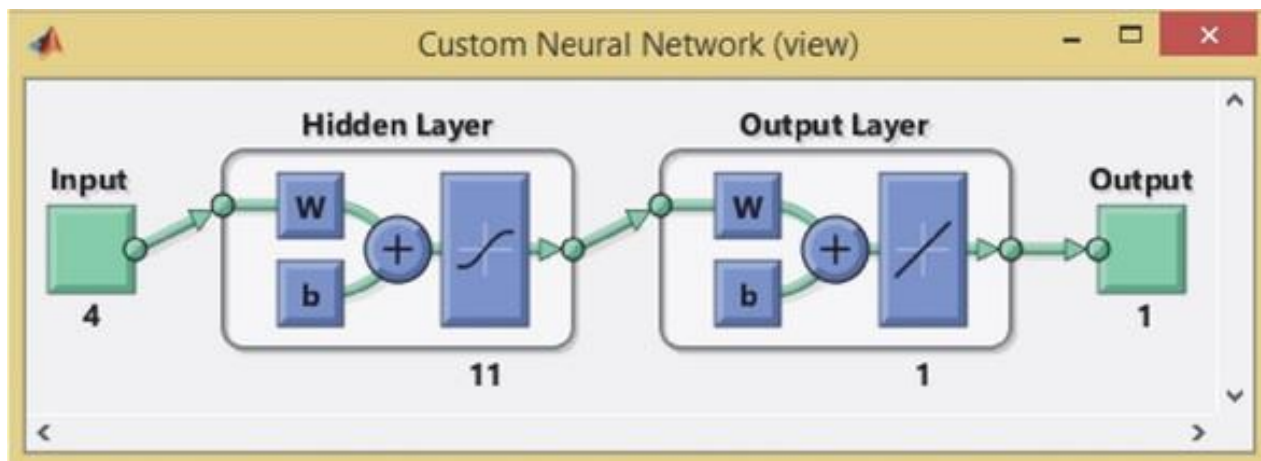


Рисунок 3.3 – Модельована ШНМ

Вхідні значення були випадковим чином розподілені на набори: тренувальний – 80%, та тестовий – 20% та проновормовані за наступною процедурою:

$$\bar{v} = \left(\frac{v - v_{min}}{v_{max} - v_{min}} \right) \times (n_{max} - n_{min}) + n_{min}, \quad (3.19)$$

де $\bar{v}$ – нормалізовані значення вхідних даних,

v – числові значення вхідних даних кожної незалежної змінної;

v_{max} , v_{min} – максимальні та мінімальні значення даних, відповідно, кожної змінної;

n_{min} та n_{max} є мінімальним і максимальним значеннями, відповідно, нового діапазону.

Вираз (3.19) можна записати:

$$\bar{d} = \left(\frac{d - d_{\min}}{d_{\max} - d_{\min}} \right). \quad (3.20)$$

У таблицях 3.1 – 3.3 наведено результати навчання та тестування досліджуваних архітектур НМ.

Таблиця 3.1 – Помилки навчання НМ різних структур

Структура НМ	r^2 узагальнене	Помилка			
		AARD	MSE	RMSE	r^2
1	2	3	4	5	6
4-1-1	0,9847	0,0865	$5,5235 \cdot 10^{-11}$	$7,4324 \cdot 10^{-6}$	0,9845
4-2-1	0,9871	0,0813	$4,4657 \cdot 10^{-11}$	$6,6821 \cdot 10^{-6}$	0,9873
4-3-1	0,9913	0,0513	$3,1603 \cdot 10^{-11}$	$5,6213 \cdot 10^{-6}$	0,9911
4-4-1	0,9915	0,0593	$2,8457 \cdot 10^{-11}$	$5,3352 \cdot 10^{-6}$	0,9918
4-5-1	0,9932	0,0452	$2,1806 \cdot 10^{-11}$	$4,6688 \cdot 10^{-6}$	0,9936
4-6-1	0,9951	0,0391	$1,6684 \cdot 10^{-11}$	$4,0847 \cdot 10^{-6}$	0,9951
4-7-1	0,9854	0,0837	$5,2790 \cdot 10^{-11}$	$7,2655 \cdot 10^{-6}$	0,9952
4-8-1	0,9932	0,0442	$2,2290 \cdot 10^{-11}$	$6,3356 \cdot 10^{-6}$	0,9932
4-9-1	0,9885	0,0647	$4,0143 \cdot 10^{-11}$	$4,7212 \cdot 10^{-6}$	0,9983
4-10-1	0,9888	0,0631	$3,9532 \cdot 10^{-11}$	$6,2872 \cdot 10^{-6}$	0,9891
4-11-1	0,9898	0,0476	$3,4866 \cdot 10^{-11}$	$5,9055 \cdot 10^{-6}$	0,9902
4-12-1	0,9874	0,0772	$4,4738 \cdot 10^{-11}$	$6,6891 \cdot 10^{-6}$	0,9872

Таблиця 3.2 – Помилки перевірки НМ різних структур

Структура НМ	r^2 узагальн.	Помилка			
		AARD	MSE	RMSE	r^2
1	2	3	4	5	6
4-1-1	0,9847	0,1041	$6.9054 \cdot 10^{-11}$	$8.24958 \cdot 10^{-6}$	0.9844
4-2-1	0,9871	0.0967	$5.9794 \cdot 10^{-11}$	$7.7326 \cdot 10^{-6}$	0.9862
4-3-1	0,9913	0.0652	$3.9510 \cdot 10^{-11}$	$6.2857 \cdot 10^{-6}$	0.9910
4-4-1	0,9915	0.0834	$3.5983 \cdot 10^{-11}$	$5.9984 \cdot 10^{-6}$	0.9913
4-5-1	0,9930	0.0876	$3.4220 \cdot 10^{-11}$	$5.8498 \cdot 10^{-6}$	0,9919

Продовження таблиці 3.2

Структура НМ	r^2 узагальн.	Помилка			
		AARD	MSE	RMSE	r^2
4-6-1	0,9951	0.0792	$2.5853 \cdot 10^{-11}$	$5.0846 \cdot 10^{-6}$	0,9938
4-7-1	0,9854	0.0941	$6.2538 \cdot 10^{-11}$	$7.9081 \cdot 10^{-6}$	0,9951
4-8-1	0,9932	0.0826	$3.3818 \cdot 10^{-11}$	$5.8154 \cdot 10^{-6}$	0,9919
4-9-1	0,9885	0.0908	$5.2919 \cdot 10^{-11}$	$4,7214 \cdot 10^{-6}$	0,9874
4-10-1	0,9889	0.0892	$5.3437 \cdot 10^{-11}$	$7.3101 \cdot 10^{-6}$	0,9876
4-11-1	0,9898	0.0922	$4.5246 \cdot 10^{-11}$	$6.3265 \cdot 10^{-6}$	0,9891
4-12-1	0,9874	0.9874	$5.8321 \cdot 10^{-11}$	$7.6365 \cdot 10^{-6}$	0,9857

Таблиця 3.3 – Помилки тесту кількох НМ різних структур

Структура НМ	r^2 узагальн.	Помилка тесту			
		AARD	MSE	RMSE	r^2
1	2	3	4	5	6
4-1-1	0,9245	0.0956	$6.2147 \cdot 10^{-11}$	$7.8832 \cdot 10^{-6}$	0,9171
4-2-1	0,9271	0.1004	$5.0714 \cdot 10^{-11}$	$7.1213 \cdot 10^{-6}$	0,9193
4-3-1	0,9313	0.0393	$2.8072 \cdot 10^{-11}$	$5.2983 \cdot 10^{-6}$	0,9225
4-4-1	0,9316	0.0750	$3.3369 \cdot 10^{-11}$	$5.7765 \cdot 10^{-6}$	0,9221
4-5-1	0,9331	0,0769	$2.9697 \cdot 10^{-11}$	$5.4495 \cdot 10^{-6}$	0,9327
4-6-1	0,9349	0,0591	$3.7071 \cdot 10^{-11}$	$6.7959 \cdot 10^{-6}$	0,9358
4-7-1	0,9357	0,0896	$5.0535 \cdot 10^{-11}$	$7.1088 \cdot 10^{-6}$	0,9389
4-8-1	0,9432	0,0734	$2.8552 \cdot 10^{-11}$	$5.3434 \cdot 10^{-6}$	0,9429
4-9-1	0,9387	0,0805	$4.0283 \cdot 10^{-11}$	$6.3469 \cdot 10^{-6}$	0,9416
4-10-1	0,9397	0,0836	$3.7076 \cdot 10^{-11}$	$6.0890 \cdot 10^{-6}$	0,9315
4-11-1	0,9449	0,0651	$2.6184 \cdot 10^{-11}$	$4.1318 \cdot 10^{-6}$	0,9467
4-12-1	0,9365	0,0787	$4.1049 \cdot 10^{-11}$	$6.4070 \cdot 10^{-6}$	0,9207

Аналіз процесу навчання та тестування архітектур ШНМ проводилося за допомогою чотирьох статистичних оцінок помилок: абсолютного середнього відносного відхилення (AARD%), середньоквадратичної помилки (MSE), кореневої середньоквадратичної помилки (RMSE) і коефіцієнта кореляції r^2 . Вирази оцінок помилок [25] наведено нижче:

$$AARD\% = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\tau_i^{exp} - \tau_i^{ANN}|}{\tau_i^{exp}}, \quad (3.21)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\tau_i^{exp} - \tau_i^{ANN})^2, \quad (3.22)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\tau_i^{exp} - \tau_i^{ANN})^2}, \quad (3.23)$$

$$r^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (\tau_i^{exp} - \bar{\tau})^2}{\sum_{i=1}^N (\tau_i^{exp} - \bar{\tau})^2} - \frac{\sum_{i=1}^N (\tau_i^{exp} - \tau_i^{ANN})^2}{\sum_{i=1}^N (\tau_i^{exp} - \bar{\tau})^2}, \quad (3.24)$$

де τ – час сушіння (або швидкість конвеєру v_{conv});

τ^{exp} і τ^{ANN} – представляють експериментальний та оцінений ШНМ час сушіння (або швидкість конвеєру v_{conv});

$\bar{\tau}$ – середнє експериментальне значення часу сушіння (або швидкості конвеєру v_{conv});

N – кількість використовуваних кортежів значень.

З таблиць 3.1 – 3.3 можна зробити наступні висновки: коли кількість прихованих нейронів збільшується до 11 у процесах навчання та перевірки, значення помилок на наборі даних перевірки стають меншими, ніж в НМ з іншими структурами, тоді як значення r^2 стає вищим. Збільшення кількості нейронів у прихованому шарі не покращує якості НМ: значення AARD [%], MSE та RMSE зростають, а значення r^2 зменшується.

Отже, для досліджуваного процесу сушіння зернової барди оптимальна структура НМ складається з одинадцяти нейронів в прихованому шарі. Таким чином обрано НМ структури 4–11–1.

4 ІМІТАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ

4.1 Експериментальні дослідження моделі

Для наочного подання характеристик розробленої НМ в пакеті SciLab було побудовано множину поверхонь 3D проєкцій повнозв'язної моделі. При поданні тривимірних поверхонь інші параметри фіксовано.

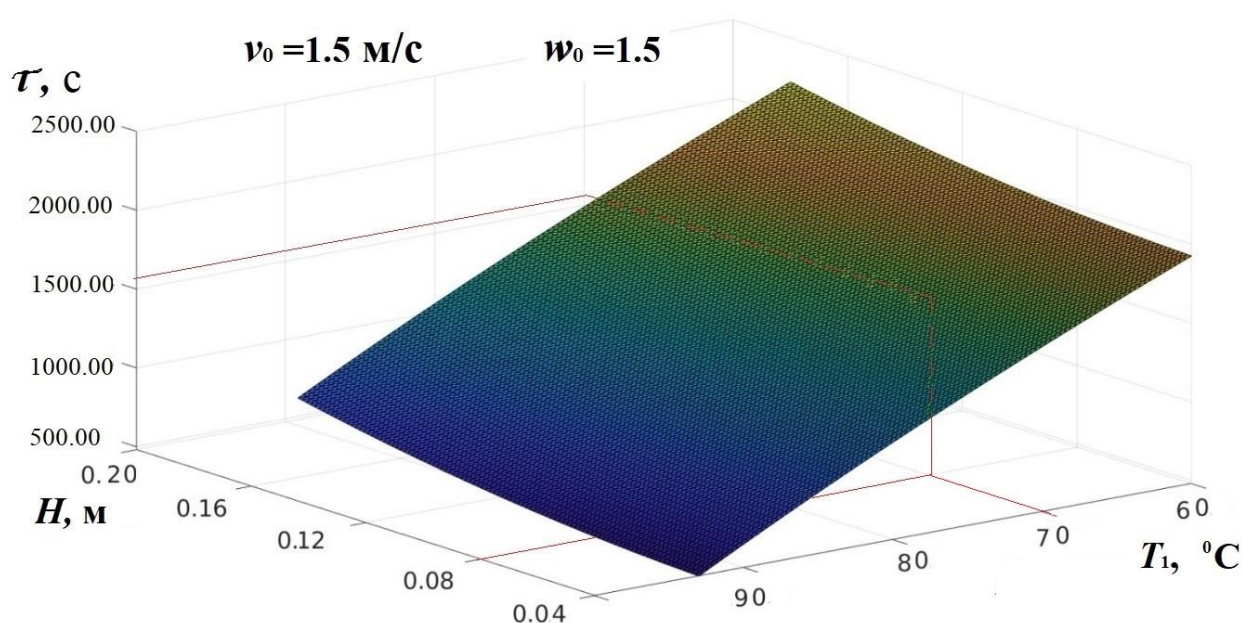


Рисунок 4.1 – Поверхня $\tau = F(T_1, H)$ при $v_0 = 1.5 \text{ м/с}$, $w^c = 1.5$

Так при завданні відносної вологості різі $w_f^{c*} = 1.5 \text{ кг H}_2\text{O/кг сухої сировини}$ та температурі теплоагенту $T_1 = 70^\circ\text{C}$ максимальною швидкістю конвеєру буде $v_{conv}(1560) = 5.677 \cdot 10^{-3} \text{ м/с}$ при фіксованих значеннях параметрів $H = 0.08 \text{ м}$ та швидкості подачі теплоагенту $v_0 = 1.5 \text{ м/с}$.

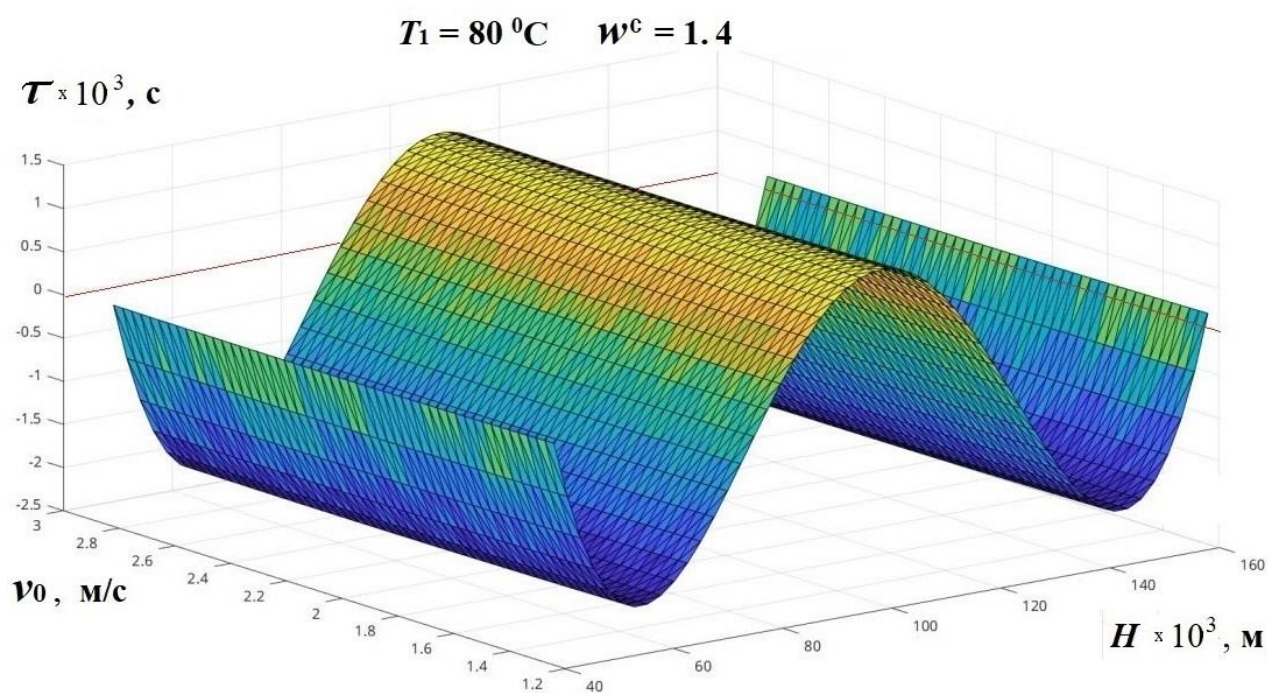


Рисунок 4.2 – Поверхня $\tau = F(H, v_0)$ при $T_1 = 80\text{ }^{\circ}\text{C}$, $w^c = 1.4$

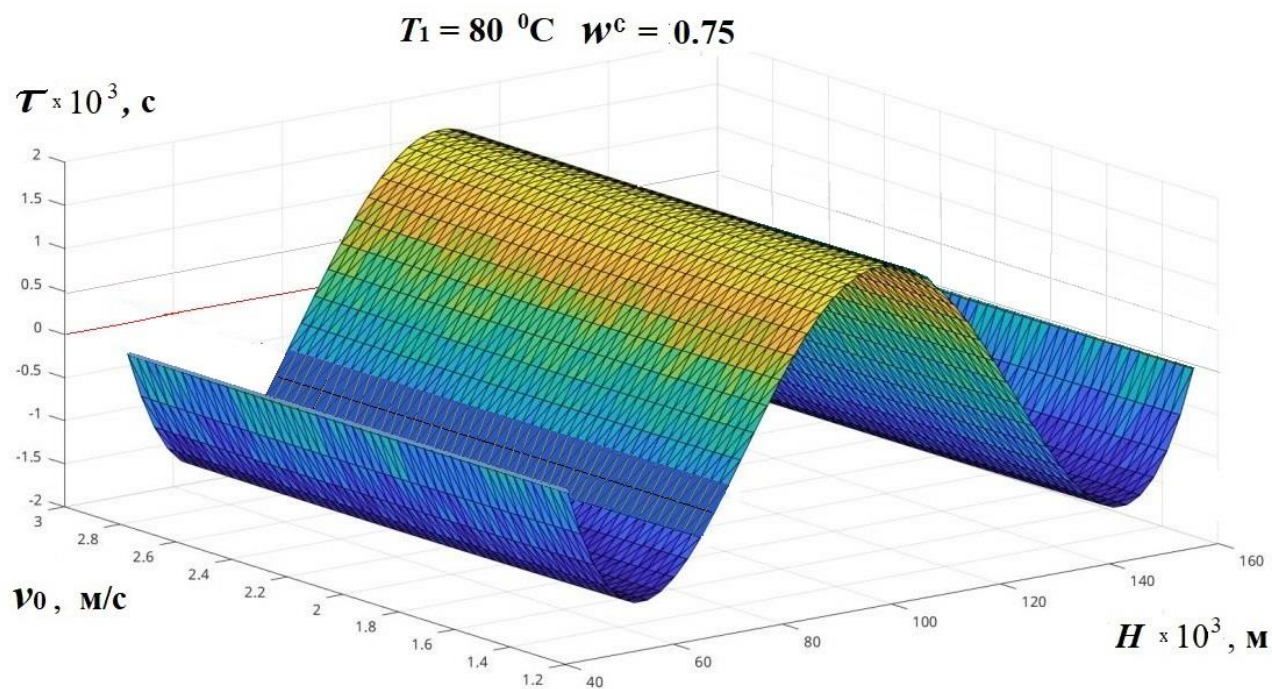


Рисунок 4.3 – Поверхня $\tau = F(H, v_0)$ при $T_1 = 80\text{ }^{\circ}\text{C}$, $w^c = 0.75$

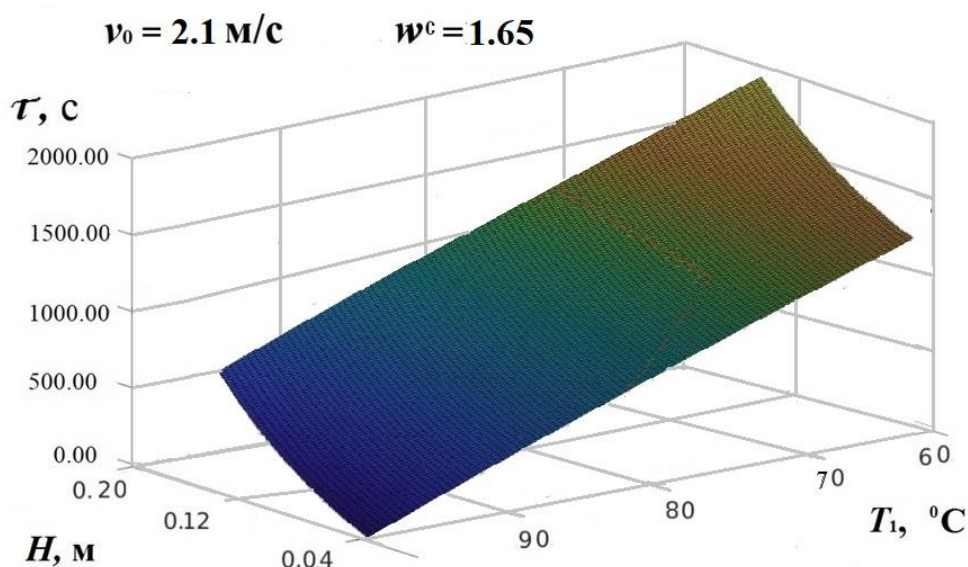


Рисунок 4.4 – Поверхня $\tau = F(T_1, H)$ при $v_0=2.15\text{м/с}$, $w^c=1.65$

Фрагмент лістингу програмного коду виводу поверхонь у середовищі SciLab наведено на рис.4.5:

```
a=linspace(0.0080, 0.0150, 100);
b=linspace(0.0018, 0.0050, 100);
simul(2,1:num_intervals*num_intervals) = 0;
for i=1:num_intervals;
for j=1:num_intervals;
simul(1,(i-1)*num_intervals+j)=a(1,i);
simul(2,(i-1)*num_intervals+j)=b(1,j);
end;
end;
tri=delaunay(simul(1,:),simul(2,:));
V0=data(:,3:4:7)';
T1=data(:,4)';
net=newrbe(V0,T1,1.5);
out=sim(net,simul);
figure;
trisurf(tri,simul(1,:),simul(2,:),out(1,:))
```

Рисунок 4.5 – Фрагмент лістингу програмного коду

4.2 Вартісний критерій вибору оптимальних параметрів

Для деяких вхідних для НМ параметрів неможливо точно виміряти або досягнути заданої величини, наприклад, тиск у більшості компресорів регулюється дискретно-ступінчасто; швидкість подачі та вологість оборотного теплоагенту залежить від щільності барди. Тому для ТП сушіння як і для більшості безперервних процесів необхідно оцінювати декілька варіантів налаштування параметрів з множини рішень близьких до оптимального режиму. В фізичній інтерпретації завдання ТП можна представити в вигляді класичної мінімаксової оптимізаційної задачі.

В оптимізаційних задачах для вибору конкретного варіанту рішення найбільш поширено використання вартісних критеріїв. Відносно досліджуваного процесу завдання лежить в мінімізації операційних витрат $C_{ОРМ}$ при максимальній можливій швидкості сушіння (або швидкості конвеєру $v_{conv} = \frac{L}{\tau}$, що еквівалентно мінімізації τ) при умові виконання завдання w_f^{c*} по кінцевій вологості продукту.

$$C_{ОРМ} = \left\{ \frac{\max(v_{conv})}{for(E_1 \cdot \alpha \cdot T_1 + E_2 \cdot \beta \cdot v_0) \rightarrow \min} \right. \quad (4.1)$$

де

$$v_{conv}(\tau) = F(T_1, T_2, d_1, d_2, t_1, t_2, G_1, G_2, G_{t.a.}, v_{t.a.}, w_0, w_f^{c*}, H).$$

E_1 – питома вартість забезпечення необхідної температури теплоагенту термоелементом з урахуванням собівартості теплоенергії на 1с експлуатації сушильної установки;

E_2 – питома вартість електроенергії необхідної для забезпечення заданої швидкості подачі повітря v_0 компресором;

α, β – вагові коефіцієнти значущості факторів, які визначаються експертами.

5 ЗАХОДИ ПІДВИЩЕННЯ НАДІЙНОСТІ ТА АДАПТИВНОСТІ МОДЕЛІ

З метою забезпечення стабільної, надійної та довготривалої експлуатації нейронної обчислювальної системи в умовах технологічного процесу сушіння кукурудзи, доцільно реалізувати комплекс заходів, спрямованих на підвищення її надійності, адаптивності та стійкості до факторів впливу середовища. Надійність системи визначається її здатністю функціонувати без збоїв при наявності шуму, пропущених даних, зміни вхідних умов, а також у разі порушення зв'язку між модулями.

Одним із першочергових рішень є застосування регуляризації моделі. У процесі навчання використовуються методи L2-регуляризації та Dropout, які дозволяють уникнути перенавчання й покращити узагальнюючу здатність нейромережі. Це забезпечує її ефективну роботу при зміні режимів сушіння або переході на нові типи зернових культур. Крім того, можлива імплементація Batch Normalization, що дозволяє стабілізувати процес навчання та зробити модель менш чутливою до ініціалізації ваг.

Важливим інструментом підвищення адаптивності є система самоконтролю, що включає моніторинг ключових метрик точності прогнозу. У разі виявлення відхилення значень R^2 або MAE за межі допустимих, система має ініціювати автоматичне коригування моделі, що може відбуватися у вигляді довантаження нових даних для повторного навчання або перемикання на резервну модель.

Для зменшення впливу пошкоджених або неповних вхідних даних, необхідно впровадити алгоритм автоматичного заповнення пропущених значень: основу складає метод заповнення середнім/медіанним значенням або інтерполяцією за сусідніми значеннями; у критичних випадках модель інформує

користувача та переходить у захищений режим роботи, що гарантує стабільність загальної системи.

З технічного боку необхідно передбачити механізм гарячого оновлення ваг моделі без зупинки технологічного процесу. Через ізольовану структуру інтерфейсу та ядра моделі можливо здійснювати оновлення без необхідності перезапуску всієї системи, що особливо цінно в режимах неперервного виробництва.

Також доцільно протестувати реалізацію ансамблевого підходу до прогнозування: декілька нейромереж з різною структурою об'єднуються для формування підсумкового рішення шляхом взваженого голосування або усереднення. Цей підхід дозволить зменшити ризики помилок однієї моделі та підвищити надійність загального прогнозу, що підтверджено численними дослідженнями у галузі машинного навчання [25].

На рівні інтерфейсу користувача запропоновано візуальне попередження про зниження достовірності прогнозу. В разі нестабільної роботи сенсорів або зниження R^2 нижче порогу, система виводить індикатор довіри (confidence level) і дозволяє оператору вручну ініціювати перевірку даних або перезапуск.

Комплекс впроваджених заходів забезпечить не лише стійку роботу нейронної системи в умовах нестабільного середовища, а й значно розширить її функціональні можливості. Завдяки цьому модель додатково контролюватиме якість власної роботи, забезпечуючи високий рівень надійності, адаптивності та довіри з боку користувача.

ВИСНОВКИ

В кваліфікаційній роботі розроблено радіально-базисну нейромережеву модель оцінювання максимальної швидкості фільтраційного сушіння зернової барди для ідентифікації оптимальних параметрів процесу сушіння. роботи сушарки. За допомогою імітаційного моделювання досліджено вплив зв'язків між параметрами процесу та відгуком.

Д основних результатів роботи можна віднести наступне.

Розроблена РБМ модель була навчена з використанням 80% експериментальних даних. Після процесу навчання на основі алгоритму зворотного поширення, валідації та тестування було виявлено, що модель 4–11–1 з гаусіанами в якості функцій активації є найкращою архітектурою для визначення тривалості сушіння (швидкості конвеєру). При тестуванні значення r^2 було близьке до 1 ($r^2_{ALL} = 0,9450$). AARD становив 0,0651% під час процесу тестування, а MSE і RMSE були менш ніж 0,0005% для процесу навчання, що вказує на те, що результати ідентифікації параметрів сушіння мережею добре узгоджуються з експериментальними даними. Показники адекватності моделі перевищують аналогічні показники аналітичної моделі (MSE=16%).

Представлено критерій оцінювання обраного набору параметрів для процесу сушіння барди з точки зору енергоспоживання у авртісній шкалі.

Запропоноване рішення при адаптації ШНМ під параметри процесу сушіння різних зернових культур, хлопкового волокна, шовкових коконів може бути використано при розробці мікроконтролеру керування сушилним агрегатом для підвищення ефективності процесу сушіння.

Використання нейромереж у процесі сушіння дозволяє значно підвищити технологічну точність і ефективність. Впровадження такої системи здатне знизити енергоспоживання, мінімізувати втрати сировини внаслідок недосушування або перегріву, а також забезпечити стабільність якості кінцевого

продукту. Особливої значущості набуває можливість інтегрувати модель у сучасні SCADA-системи керування або вбудовувати її на edge-пристрої, що відкриває шлях до створення автономних, інтелектуальних сушильних установок.

Результати роботи узгоджуються з міжнародними тенденціями розвитку точного землеробства та цифрової агротехнології, де ключову роль відіграє штучний інтелект. Таким чином, запропонована система може бути безпосередньо впроваджена в агропромислові підприємства, а також адаптована для інших технологічних процесів, що мають схожі ознаки — багатофакторність, нелінійність та високу залежність від умов середовища.

Проведене дослідження демонструє реальну практичну користь інтеграції сучасних алгоритмів машинного навчання у виробничу інфраструктуру сільського господарства, що робить цю розробку актуальною, економічно обґрунтованою та технологічно перспективною.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Sajbrt V, Rosol M, Ditl P. A comparison of distillery stillage disposal methods. *Acta Polytech.* 2010; 50(2). doi: 10.14311/1175.
2. Ivashchuk OS, Atamanyuk VM, Gnativ ZYa, Chyzhovych RA, Zhrebetskyi RR. Research into kinetics of filtration drying of alcohol distillery stillage. *Voprosy Khimii i Khimicheskoi Tekhnologii.* 2021; (4): 58-65. doi: 10.32434/0321-4095-2021-137-4-58-65.
3. Mikucka W, Zielinska M. Distillery stillage: characteristics, treatment, and valorization. *Appl Biochem Biotechnol.* 2020; 192(3): 770-793. doi: 10.1007/s12010-020-03343-5.
4. Golub NB, Potapova MV. Technology of biogas production from distillery spent wash. *V³dnovlyuvana Energetyka.* 2018; (2): 70-77. (in Ukrainian).
5. Ivashchuk OS, Atamanyuk VM, Chyzhovych RA, Kiiaieva SS, Zhrebetskyi RR, Sobechko IB. Preparation of an alternate solid fuel from alcohol distillery stillage. *Voprosy Khimii i Khimicheskoi Tekhnologii.* 2022; (1): 54-59. doi: 10.32434/0321-4095-2022-140-1-54-59
6. Malovanyi MS, Bat' RY. Hranulyuvannya palyvnykh materialiv [Granulation of fuel materials]. *East Eur J Enterprise Technol.* 2012; 5/8(59): 10-14. (in Ukrainian).
7. Ghasemi Varnamkhasti, M., Omid, M., & Mohtasebi, S.S. (2013). An Artificial Neural Network for Drying Process Modeling and Simulation in Agricultural Products. *Expert Systems with Applications*, 40(9), 4095–4102. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.11.018>.
8. Motevali, A., Minaei, S., & Khoshtaghaza, M.H. (2011). Comparison of Energy Consumption and Specific Energy Requirements of Different Drying Methods for Selected Agricultural Products. *Energy*, 36(11), 6433–6441. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2011.09.010>.

9. Mujumdar, A. S. (Ed.) (2015). Handbook of Industrial Drying. Mujumdar. CRC Press, 1352.
10. Atamaniuk, V. M., Humnytskyi, Ya. M. (2013). Naukovi osnovy filtratsiynoho sushinnia dyspersnykh materialiv. Lviv: Vydavnytstvo Natsionalnoho universytetu "Lvivska politekhnika", 276.
11. Peters, B., Bruch, C. (2003). Drying and pyrolysis of wood particles: experiments and simulation. Journal of Analytical and Applied Pyrolysis, 70 (2), 233–250. doi: [https://doi.org/10.1016/s0165-2370\(02\)00134-1](https://doi.org/10.1016/s0165-2370(02)00134-1).
12. Saastamoinen, J., Richard, J.-R. (1996). Simultaneous drying and pyrolysis of solid fuel particles. Combustion and Flame, 106 (3), 288–300. doi: [https://doi.org/10.1016/0010-2180\(96\)00001-6](https://doi.org/10.1016/0010-2180(96)00001-6).
13. Chen, D., Zheng, Y., Zhu, X. (2013). In-depth investigation on the pyrolysis kinetics of raw biomass. Part I: Kinetic analysis for the drying and devolatilization stages. Bioresource Technology, 131, 40–46. doi: <https://doi.org/10.1016/j.biortech.2012.12.136>.
14. Tsiura, N., Kindzera, D., Huzova, I., Atamanyuk, V. (2021). Study of the kinetics of drying iron (II) sulfate heptahydrate by filtration method. ScienceRise, 1 (72), 11–21. doi: <https://doi.org/10.21303/2313-8416.2021.001583>.
15. O.S. Ivashchuk, V.M. Atamanyuk, R.A. Chyzhovych. Valourization of using efficiency of filtration drying for alcohol distillery stillage. Case Studies in Chemical and Environmental Engineering, 10 (2024), 100820. <https://doi.org/10.1016/j.cscee.2024.100820>.
16. O.S. Ivashchuk, V.M. Atamanyuk, R.A. Chyzhovych, S.A. Barabakh, Kinetic regularities of filtration drying of corn alcohol distillery stillage, Voprosy Khimii I Khimicheskoi Tekhnologii 1 (2024) 12–20, <https://doi.org/10.32434/0321-4095-2024-152-1-12-20>.
17. Oleg Rudenko, Oleksandr Bezsonov, Oleg Ilyunin, Nataliia Serdiuk Application of neural networks for optimization of metal cutting parameters in AWJ.Proceedings of the 12th International Conference Information Control Systems

& Technologies (ICST 2024), Odesa, Ukraine, September 23-25, 2024, <https://ceur-ws.org/Vol-3790/paper31.pdf>, Vol.3790, p.352-364.

18. Rokach, L., & Maimon, O. (2005). Data Mining and Knowledge Discovery Handbook. Springer. ISBN: 978-0-387-24435-2. <https://doi.org/10.1007/0-387-2546>.

19. Kaya, A., Aydin, O., & Demirtas, C. (2015). Modeling of Drying Kinetics of Agricultural Products Using Artificial Neural Networks. *Journal of Food Engineering*, 70(1), 35–41. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2004.09.010>.

20. Zhao, S., Li, Z., & Wang, Y. (2019). Machine Learning Model Deployment Using ONNX. *IEEE Access*, 7, 142830–142839. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2944981>.

21. Bokhonko A. Comparative analysis of data augmentation methods for image modality / Andrii Bokhonko, Nataliia Melnykova, Yurii Patereha // Scientific Journal of TNTU. — Tern. : TNTU, 2024. — Vol 113. — No 1. — P. 16–26.

22. OpenAI. (2024). Neural Networks for Structured Prediction. Technical Blog. <https://openai.com/research>.

23. M. Fan, J. Hu, R. Cao, K. Xiong, X. Wei, “Modeling and prediction of copper removal from aqueous solutions by nZVI/rGO magnetic nanocomposites using ANN-GA and ANN-PSO”, *Sci Rep.* 2017 Dec 21; 7(1):18040. doi: 10.1038/s41598-017-18223-y.

24. D. Needell, S. Deanna, W. Srebro, et al. “Stochastic gradient descent, weighted sampling, and the randomized Kaczmarz algorithm”, *Mathematical Programming*, 155 (2016), pp. 549–573.

25. Dietterich, T. G. (2000). Ensemble Methods in Machine Learning. In *International Workshop on Multiple Classifier Systems*, 1–15. Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-45014-9_1