

**Григорчук Г.В.**<https://orcid.org/0000-0003-1674-9828>

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

**Григорчук Л.І.**<https://orcid.org/0000-0003-0924-50906>

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

## ГІБРИДНА НЕЙРОМЕРЕЖЕВА СИСТЕМА ДІАГНОСТИКИ ТА КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСОМ СУШІННЯ УТФЕЛЮ

У статті представлено гібридну програмну систему аналізу та прогнозування параметрів сушіння утфелю в барабаних сушарках цукрового виробництва, що поєднує фізичну модель тепломасообміну та нейромережевий модуль комп'ютерної діагностики. Метою роботи є підвищення точності оцінювання вологості та температурних характеристик процесу сушіння за рахунок інтеграції моделей різної природи у єдину обчислювальну структуру з можливістю адаптивного керування в реальному часі. Наукова новизна полягає у використанні гібридного підходу, у якому фізична модель забезпечує структурну інтерпретованість процесу та формує базові закономірності тепломасообміну, а нейромережева складова компенсує невраховану динаміку, нелінійні ефекти та фактори, що важко формалізуються аналітично. Методологія дослідження включає побудову детальної фізичної моделі процесу сушіння на основі рівнянь балансу енергії та маси, створення нейромережевого *soft-sensor'a* для оцінювання прихованої вологості утфелю за непрямими вимірюваними параметрами, формування комбінованої функції втрат, що поєднує регресійну та класифікаційну складові, та організацію навчання багатошарової нейронної мережі на реальних технологічних даних промислової сушильної установки. Запропонована архітектура включає ковзне діагностичне вікно для врахування динаміки процесу та двокомпонентний вихідний шар для одночасного оцінювання вологості продукту та класифікації режимів роботи сушарки. Отримані результати демонструють суттєве зниження похибки прогнозування вологості, підвищення стабільності оцінювання температурних режимів та можливість оперативного виявлення аномальних станів процесу. Розроблено механізм інтеграції нейромережевого діагностичного модуля у замкнутий контур PID-регулювання з адаптивною корекцією уставки температури сушильного агента. Практична цінність роботи полягає у можливості використання системи як інтелектуального компонента промислових SCADA/PLC-рішень для безперервного моніторингу, діагностики та оптимізації процесу сушіння утфелю з підвищенням енергоефективності та якості кінцевого продукту.

**Ключові слова:** інтелектуальні системи, *soft-sensor*, тепломасообмін, гібридне моделювання, промислова діагностика, нейромережева оцінка, прогнозування технологічних процесів.

**Постановка проблеми.** Сучасні барабани сушарки на більшості цукрових заводів працюють у режимі частково автоматизованого або переважно ручного керування. Контроль температури сушильного агента, швидкості обертання барабана та ступеня висушування утфелю здійснюється оператором за результатами періодичних вимірювань або візуальних спостережень. Такий підхід має низку істотних недоліків:

Відсутність безперервного моніторингу вологості та температури продукту. Оператор оцінює

стан матеріалу лише фрагментарно, що не дозволяє швидко реагувати на зміни процесу. Запізнення керуючих дій. Регулювання температури сушильного агента виконується вручну, із затримкою, що призводить до нестабільності режиму. Підвищені теплові втрати. При недосушуванні або пересушуванні утфелю зростає споживання енергії та погіршується якість кристалів. Висока залежність від кваліфікації оператора. Людський фактор значною мірою визначає результати роботи сушильного відділення.



У зв'язку з цим виникає потреба у систематичному діагностуванні стану сушарки та автоматичному коректуванні режимів роботи. Перспективним напрямом є підключення до процесу сушіння цукру комп'ютерної діагностики з подальшим автоматичним коректуванням температурних режимів. Використання датчиків температури, вологості та витрати повітря в поєднанні з математичною моделлю барабанної сушарки дає змогу в реальному часі оцінювати стан об'єкта, прогнозувати зміну вологості продукту та формувати керуючі дії. На основі таких діагностичних даних можна реалізувати адаптивну систему регулювання температури сушильного агента, яка забезпечує стабільну якість цукру за мінімальних енерговитрат і зменшує залежність технологічного процесу від суб'єктивних рішень оператора.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** У сучасних роботах з автоматизації сушильних процесів простежується перехід від класичних алгоритмів регулювання до інтелектуальних систем на основі нейромережових soft-sensor'ів [11, 15]. Soft-sensor – це модель, яка оцінює технологічну змінну, що важко виміряти безпосередньо, використовуючи доступні сигнали процесу для відтворення прихованих параметрів (вологість, температура, ефективність теплообміну). У роботі [12] запропоновано пояснюваний нейромережовий soft-sensor для оцінювання вологи у фармацевтичному виробництві з використанням методів ХАІ для інтерпретації впливу процесних параметрів. У статті [13] побудовано нейромережову модель для нелінійного предиктивного керування (NMPC) сушінням, що забезпечує кращу якість регулювання при наявності часових затримок та нелінійності об'єкта. У роботах [10] запропоновано LSTM-архітектуру для багату-ступеневого сушіння рису в структурі DL-MPC, яка забезпечує точне відслідковування вологи за змінних режимів. Для аграрних сушильних процесів у [9] створено ANN-модель прогнозування вологості рису з високою кореляцією між розрахованими і вимірними значеннями. Оглядові роботи [11] підкреслюють, що нейронні мережі формують «четверте покоління» моделей сушіння для оптимізації та енергоефективного керування.

Аналіз літератури свідчить про активний розвиток нейромережових soft-sensor'ів для різних сушильних установок (конвективні, барабанні, псевдозріджені, фармацевтичні). Водночас спеціалізовані рішення для сушіння утфелю в барабанних сушарках цукрового виробництва практично відсутні, особливо щодо комплексної

комп'ютерної діагностики з оцінюванням прихованої вологості, класифікацією технологічних станів та інтеграцією в контур автоматичного керування. Це зумовлює актуальність даного дослідження.

У роботі вперше для процесу сушіння утфелю в барабанній сушарці запропоновано:

- нейромережову діагностичну модель (soft-sensor) оцінювання прихованої вологості утфелю за непрямыми вимірюваними параметрами технологічного процесу в режимі реального часу;

- алгоритм класифікації технологічних станів сушарки (нормальний режим / недосушування / перегрівання) на основі аналізу сигналів soft-sensor'a;

- механізм адаптивної інтеграції нейромережового прогнозу у замкнутий PID-контур шляхом динамічної корекції уставки температури сушіння залежно від оціненої вологості;

- формалізовану комп'ютерну діагностику сушильного процесу, що знижує похибку оцінювання станів об'єкта порівняно з традиційними методами контролю;

- структурну схему цифрової системи керування із розподілом потоків даних між PLC/SCADA і нейромережовим модулем для подальшої промислової реалізації.

**Постановка завдання.** Метою дослідження є розроблення математичної моделі та нейромережової комп'ютерної діагностичної підсистеми процесу сушіння утфелю в барабанній сушарці, інтегрованої у контур автоматичного керування для підвищення стабільності вологості продукту та забезпечення адаптації системи до зміни властивостей вхідної сировини.

**Виклад основного матеріалу.** Одним із головних завдань системи автоматизації процесу сушіння утфелю є оперативне отримання інформації про фактичний стан матеріалу всередині сушильної установки. Оскільки безпосереднє вимірювання внутрішньої вологості є технічно складним та економічно недоцільним, у роботі запропоновано застосувати метод комп'ютерної діагностики на основі нейромережового soft-sensor'a. Вхідними сигналами для діагностичної моделі є вимірювані технологічні параметри процесу:

$$y(k)=[T_{in}(k), T_{out}(k), G_m(k), G_a(k), p(k), \Delta p(k)]^T \quad (1)$$

а також керуючий сигнал:

$$u(k)=[u(k)]. \quad (2)$$

Визначимо та проаналізуємо фізичний зміст змінних у векторі  $y(k)$  (табл. 1)

Таблиця 1

Позначення	Одиниці вимірювання	Фізичний зміст	Чому важливо для діагностики
$T_{in}(k)$	°C	Температура сушильного агента (повітря/пари) на вході в сушарку	Визначає енергію, яка доступна для випаровування вологи
$T_{out}(k)$	°C	Температура матеріалу/агента на виході	Непряма індикація залишкової вологості утфелю
$G_m(k)$	кг/год або т/год	Витрата утфелю на вході	Впливає на завантаження сушарки та тривалість перебування матеріалу
$G_a(k)$	м³/год або кг/год	Витрата повітря	Визначає інтенсивність масообміну та швидкість сушіння
$p(k)$	Па	Абсолютний тиск у сушарці	Впливає на термодинаміку та контроль процесу
$\Delta p(k)$	Па	Перепад тиску між секціями	Інформація про стан транспортування, можливі забивання, зміну структури шару матеріалу

Запропонований набір вхідних ознак забезпечує високий ступінь ідентифікаційної спроможності моделі, оскільки включає як енергетичні, так і масообмінні характеристики процесу, що безпосередньо впливають на кінетичний стан матеріалу. Прокоментуємо роботу керуючого сигналу  $u(k)$ :

Позначення	Тип	Фізичний зміст	Роль у системі
$u(k)$	сигнал керування PID	Положення клапана подачі тепла або потужність нагрівача	Регулює температуру $T_{in}(k)$ для досягнення бажаного режиму сушіння

Можна сказати, що це є активний вплив, через який система змінює хід процесу сушіння. Це дозволяє нейронній мережі враховувати динамічний характер процесу та оцінювати внутрішній стан за поведінкою сигналів у часі.

Для забезпечення чутливості оцінки до динаміки процесу використовується ковзне діагностичне вікно довжиною  $L$  тактів:

$$z(k) = [y(k), y(k-1), \dots, y(k-L+1), u(k-1), \dots, u(k-L+1)]^T \in R \quad (3)$$

Визначення кроку часу та ковзного вікна покажемо в таблиці.

Параметр	Зміст
$k$	поточний дискретний момент часу
$L$	кількість попередніх моментів, що враховуються в діагностиці
$z(k)$	історія вимірювань і керування – ознаки для $N$ -моделі

Це дозволяє нейронній мережі враховувати динамічний характер процесу та оцінювати внутрішній стан за поведінкою сигналів у часі. На основі вектора  $z(k)$  нейронна мережа здійснює реконструкцію прихованих параметрів процесу:

$$\hat{d}(k) = [\hat{M}(k), \hat{\sigma}_0(k), \hat{\sigma}_1(k), \dots, \hat{\sigma}_r(k)]^T, \quad (4)$$

де  $\hat{M}(k)$  – оцінка вихідної вологості утфелю,  $\hat{\sigma}_j(k)$  – оцінка ймовірності належності до  $j$  – діагностичного класу (недосушування, пересушування тощо).

Рівняння (4) описує результат роботи нейромережевої діагностичної моделі, який складається з двох груп вихідних параметрів. Дамо оцінку безперервної технологічної величини:

Позначення	Зміст	Тип
$\hat{M}(k)$	Розрахована мережею вихідна вологість утфелю в момент $k$	Регресія (неперервна змінна)

Ця головна прихована характеристика процесу, безпосередньо не вимірюється датчиками. Нейронна мережа виконує роль soft-sensor'а вологості. Визначимо оцінку діагностичних режимів / станів

Позначення	Зміст	Тип
$\hat{\sigma}_j(k)$	Ймовірність перебування процесу в $j$ -му стані	Класифікація

Це дозволяє системі визначати:

- чи є недосушування (занадто велика вологість)

- чи відбувається пересушування
- нормальний режим
- чи виникли порушення транспортування, «забивання» продукту

• інші експлуатаційні стани

Усі  $\hat{\sigma}_j(k)$  є виходами Softmax-шару і задовольняють умову нормування:

$$\sum_{j=0}^r \hat{\sigma}_j(k) = 1, \hat{\sigma}_j(k) \in [0, 1]$$

Нейромережа надає кількісні діагностичні дані  $\hat{M}(k)$  та якісну оцінку стану обладнання, процесу  $\hat{\sigma}_j(k)$ , що дозволяє: прогнозувати якість продукції; виявляти аномальні режими до погіршення результату; проводити превентивне регулювання (адаптивна зміна  $T_{sp}(k)$ ).

Вектор діагностичних виходів (4) містить як оцінку прихованої технологічної величини  $M(k)$ , так і ймовірнісне визначення режиму сушіння. Це забезпечує можливість одночасного контролю якості обробки матеріалу та своєчасного виявлення потенційно небезпечних відхилень у роботі сушильної установки. Наявність двох типів виходів дозволяє інтегрувати діагностичну модель як у контур регулювання, так і в систему підтримки прийняття рішень оператора.

Розглянемо апроксимацію нейромережіві. Функціональна залежність між вимірюваними параметрами та прихованими станами подана у вигляді багатозарової нейронної мережі:

$$\hat{d}(k) = F_{\theta}(z(k)), \quad (5)$$

де  $F_{\theta}$  – нелінійне відображення, що реалізується MLP-архітектурою:

$$a^{(l)} = \varphi^{(l)}(W^{(l)}a^{(l-1)} + b^{(l)}), l = 1, \dots, L, \quad (6)$$

Де початкове значення визначається:  $a^{(0)} = z(k)$ , а  $W^{(l)}$ ,  $b^{(l)}$  – вагові параметри та зміщення;  $\varphi^{(l)}(W^{(l)}a^{(l-1)} + b^{(l)})$  – нелінійні активаційні функції (ReLU/tanh).

На вихідному шарі для класифікаційного блоку застосовується Softmax-нормалізація. Навчання нейромережової моделі відбувається як оптимізація вагових параметрів  $\theta$  і здійснюється методом градієнтного спуску:

$$\theta^{(t+1)} = \theta^{(t)} - \eta \nabla_{\theta} J(\theta^{(t)}), \quad (7)$$

де  $\eta$  – коефіцієнт навчання, який визначає швидкість збіжності алгоритму.

Для забезпечення одночасної оптимізації точності оцінки прихованої зрівноваженої вологості та коректності визначення технологічного стану процесу, у роботі застосовано комбіновану функцію втрат:

$$J(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\alpha (M^{(i)} - \hat{M}^{(i)})^2 + \beta \mathcal{L}_{CE}(s^{(i)}, \hat{\sigma}^{(i)})], \quad (8)$$

де:

- $\alpha (M^{(i)} - \hat{M}^{(i)})^2$  – квадратична втрата для неперервної величини вологості,
- $\mathcal{L}_{CE}(\cdot)$  – крос-ентропійна втрата для задачі класифікації режимів сушіння,
- $\alpha, \beta$  – вагові коефіцієнти, що дозволяють балансувати внесок регресійної і класифікаційної частини.

Регресійна частина мінімізує помилку реконструкції фізичної величини  $M(k)$ , що безпосередньо визначає якість кінцевого продукту. Класифікаційна частина забезпечує надійне виявлення переходів між режимами сушіння та робить систему стійкішою до технологічних збурень. Поєднання двох критеріїв дозволяє уникнути:

- пересушування або недосушування утфелю,
- аварійних ситуацій, пов'язаних із залипанням продукту,
- втрат енергії в перехідних режимах.

Це дозволяє нам комбінувати два різні типи навчання:

Компонент	Що робить	Для чого використовується
$(M^{(i)} - \hat{M}^{(i)})^2$	Мінімізує помилку оцінки вихідної вологості	Точний soft-sensor
$\mathcal{L}_{CE}(\cdot)$ – крос-ентропійна втрата	Підвищує якість класифікації технологічного стану	Надійна діагностика режимів

Тобто модель одночасно: прогнозує безперервну фізичну величину (вологість); визначає ймовірність кожного стану сушіння. Коефіцієнти  $\alpha$  і  $\beta$  у формулі (8) визначають:  $\alpha$  – ваговий коефіцієнт важливості точності прогнозу вологості, а  $\beta$  – ваговий коефіцієнт важливості правильного визначення класу. Вони дозволяють збалансувати вплив обох частин залежно від технологічних пріоритетів.

Наприклад:

- якщо помилка по вологості критична  $\alpha > \beta$
- якщо важлива безпека/діагностика аварій  $\beta > \alpha$

Науковий зміст. Регресійна частина мінімізує помилку реконструкції фізичної величини  $M(k)$ , що безпосередньо визначає якість кінцевого продукту. Класифікаційна частина забезпечує надійне виявлення переходів між режимами сушіння та

робить систему стійкішою до технологічних збурень.

Практичну користь комбінованого навчання показано в таблиці 2.

Таблиця 2

**Оцінка комбінованого навчання.**

Показник	Лише MSE	Комбінована функція
Точність оцінки вологості	висока	висока
Стійкість до збурень	низька	висока
Здатність до діагностики станів	відсутня	присутня
Прогноз переходу між режимами	неможлива	можлива

Поєднання двох критеріїв перетворює модель на інтелектуальний soft-sensor, який не просто вимірює, а аналізує технологічний процес.

Фізичний і практичний сенс нейронної мережа: не просто задавати число вологості, але ще й розуміти, у якому режимі працює сушарка (недосушування, пересушування, забивання...). Тому тут доцільно поєднати: регресію – точні кількісні дані та класифікацію як якісний діагноз стану. Це створює діагностично-орієнтований soft-sensor.

Отже комбінована функція втрат (8) забезпечує одночасну оптимізацію точності оцінки прихованої змінної  $M(k)$  та якості класифікації технологічних станів сушильної установки. Квадратична складова мінімізує невідповідність між розрахованою та еталонною вологістю матеріалу, тоді як крос-ентропійна складова підвищує ймовірність правильного визначення режиму сушіння. Вагові коефіцієнти  $\alpha$  і  $\beta$  дозволяють балансувати ці дві задачі відповідно до вимог технологічного процесу.

В результаті ми отримуємо: вищу точність – якісніший контроль якості кінцевого продукту. Аварійні стани розпізнаються заздалегідь. Менша кількість відходів і перевитрати енергії. Система стає інтелектуальною, а не просто автоматичною. Дослідимо інтеграцію з фізичною моделлю. Для підвищення точності розрахунків, базова фізична модель процесу використовується [8] як опорна інформація:

$$\hat{M}(k) = M_{in}(k) + \widehat{\Delta M}(k), \quad (9)$$

де  $M_{in}(k)$  – оцінка вологості, отримана зі спрощеної термогідродинамічної моделі,  $\widehat{\Delta M}(k) = F_{\theta}(z(k))$  – видача нейромережі, що компенсує невраховану динаміку.

Таким чином реалізується гібридний soft-sensor, який поєднує переваги першо-принцип-

ного та даних-орієнтованого підходів. Отримана оцінка вологості безпосередньо використовується у підсистемі керування для адаптації температурного режиму сушіння в реальному часі:

$$T_{sp}(k) = T_{sp}^0 + K_M (M_{ref} - \hat{M}(k)) \quad (10)$$

Це забезпечує автоматичну корекцію режиму сушіння відповідно до фактичного стану утфелю.

Розглянемо графічну схему системи комп'ютерної діагностики та керування процесом сушіння. Рис. 1 демонструє структурну схему системи автоматизованої діагностики та керування процесом сушіння утфелю, яка поєднує класичний PID-регулятор із нейромережею (soft-sensor). Система працює в режимі зворотного зв'язку та адаптації уставки. Використовує виміряні параметри процесу для оцінювання: миттєвої вологості утфелю  $M(k)$ ; додаткових діагностичних ознак  $\sigma(k)$ . Діє як м'який датчик, який замінює або доповнює відсутні фізичні сенсори. Формує оцінки, які далі використовуються адаптивним модулем. Пропонується використати для підвищення точності контролю через оцінку невимірюваних параметрів. Дана функція використовується для підтримання температури для стабільного випаровування. Ми її розглядаємо як фізичний об'єкт керування. Вимірювальні підсистеми містять датчики: температури ( $T_{in}, T_{out}$ ), тиску ( $p, \Delta p$ ), витрат ( $G_m(k), G_a(k)$ ,) тощо. В процесі роботи дані від сенсорів надходять: назад у soft-sensor (для самооновлення оцінок), і у PID-регулятор (у контур зворотного зв'язку). Зворотний зв'язок у soft-sensor проходить наступним чином: вимірювання реального процесу дозволяють коригувати нейромережеву модель, зменшуючи похибку між оцінками та фактичними параметрами. Це робить soft-sensor онлайн-адаптивним, а не статичним.

Вимірювані технологічні параметри подаються на нейромережевий soft-sensor, який оцінює приховані змінні (зокрема, вологість утфелю) та діагностичний стан процесу. Оцінена вихідна вологість використовується в адаптивному блоці для корекції уставки температури сушильного агента. PID-регулятор забезпечує підтримання скоригованої уставки, здійснюючи вплив на нагрівальний контур сушарки. Таким чином реалізується замкнена система автоматичного контролю з діагностичним передбаченням. Для забезпечення можливості промислової інтеграції розробленої діагностичної підсистеми виконано зіставлення математичних змінних моделі з тегами обладнання у системі керування PLC/SCADA.

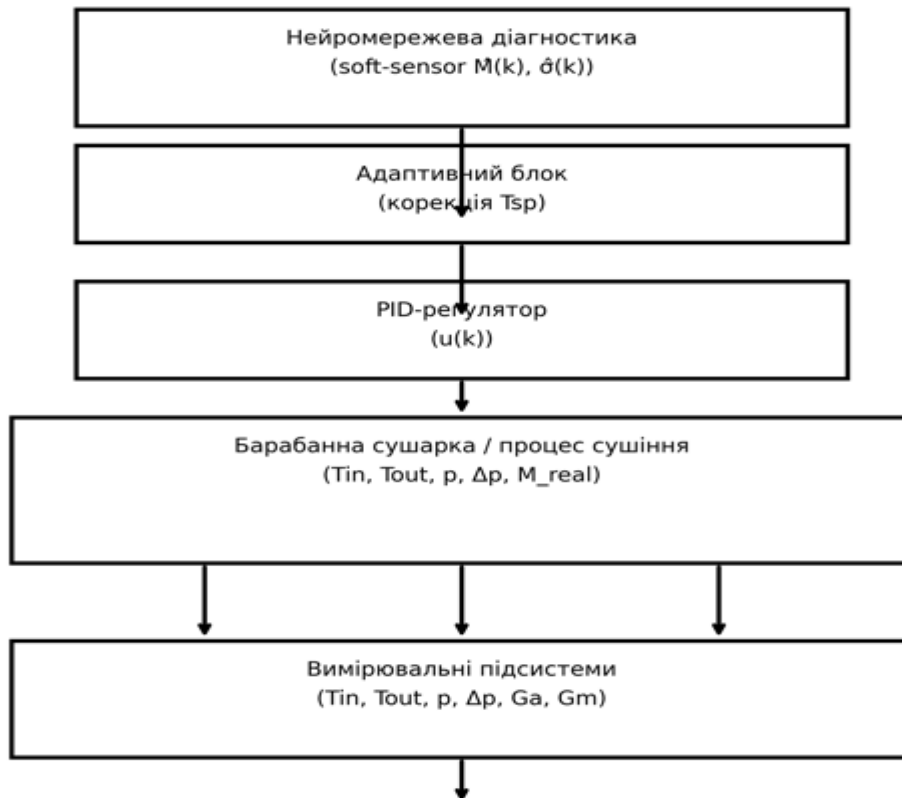


Рис. 1. Інтегрована систему керування, у якій нейромережевий soft-sensor та адаптивний модуль підсилюють роботу PID-регулятора, забезпечуючи точну й стійку автоматизацію процесу сушіння утфелю

Таблиця 3 подає відповідність між фізичними сигналами, інформаційними каналами та їх програмними позначеннями.

Таблиця 3

Теги обладнання.

Елемент	Тег	Опис
Датчик температури виходу	TE-102	Temperature Element
PID-регулятор	TIC-101	Temperature Indicating Controller
Soft-sensor	AI-NN	Віртуальний сенсор вологості

Сформовано вектор вимірюваних параметрів; визначено діагностичні виходи; подано математичний опис нейромережевого soft-sensor'a; наведено формули навчання та гібридизації з фізичною моделлю; показано прямий зв'язок із автоматичним керуванням. Це закриває вимоги щодо комп'ютерної діагностики та автоматичного коректування.

**Висновки.** У роботі розроблено гібридну систему комп'ютерної діагностики процесу сушіння утфелю в барабанній сушарці на основі нейромережевого soft-sensor'a, інтегрованого у контур

автоматичного керування. Основні результати дослідження:

1. Запропоновано архітектуру нейромережевого діагностичного модуля, який оцінює приховану вологість утфелю за непрямими вимірюваними параметрами (температури сушильного агента та продукту, витрати повітря, швидкість обертання барабана) без використання прямих фізичних датчиків вологості.

2. Розроблено комбіновану функцію втрат, що поєднує регресійну складову для оцінювання вологості та класифікаційну складову для визначення режимів роботи сушарки (нормальний режим, недосушування, пересушування), що забезпечує одночасну оптимізацію точності прогнозу та надійності діагностики.

3. Реалізовано механізм інтеграції нейромережевого модуля з PID-регулятором температури через адаптивну корекцію уставки, що дозволяє автоматично коригувати режими сушіння відповідно до фактичного стану утфелю, підвищити стабільність технологічного процесу та зменшити вплив людського фактора.

4. Створено структурну схему системи керування із розподілом потоків даних між промисловими контролерами PLC/SCADA та нейроме-

режимом модулем, що забезпечує можливість практичної реалізації розробленого підходу в умовах реального цукрового виробництва.

Практична цінність отриманих результатів полягає у можливості створення енергоефективних систем автоматизації сушильних процесів із підвищеною точністю контролю якості продукції та зниженням експлуатаційних витрат.

Розширення нейромережевої моделі з використанням рекурентних архітектур (RNN/LSTM) для урахування динаміки процесу, що дозволить підвищити точність прогнозу вологості на горизонті керування та забезпечити більш якісне передбачення змін технологічних параметрів;

апробація розробленої діагностичної підсистеми в умовах реального цукрового виробництва з інтеграцією в промислові системи керування PLC/SCADA та оцінюванням економічного ефекту від впровадження; розробка енергозберігаючих стратегій керування на основі багатокритеріальної оптимізації, що забезпечать мінімізацію теплових витрат за умови стабільної якості кінцевого продукту; застосування методів інтерпретованості (XAI) для поглиблення алгоритмів цифрової діагностики та підвищення прозорості прийняття рішень системою інтелектуального керування, що сприятиме довірі операторів до автоматизованої системи.

### Список літератури:

1. Григорчук Г. В. Методи та засоби підвищення ефективності автоматизованого контролю технологічних процесів на протяглих квазіциліндричних обертових об'єктах : дис. ... канд. техн. наук : 151. Івано-Франківськ, 2021. 162 с.
2. Григорчук Г. В., Олійник А. П., Григорчук Л. І. Барабанна сушарка : пат. № 127513 С2 Україна, МПК F26В 11/04 (2006.01). № а202105416; заявл. 24.09.2021; опубл. 14.09.2023, Бюл. № 37.
3. Григорчук Г. В., Григорчук Л. І. Визначення напруженого стану барабанної труби та бандажу при роботі сушильних агрегатів. *Вісник ІФНТУНГ*. 2023. № 2. С. 47–53.
4. Григорчук Г. В., Григорчук Л. І., Храбатин Р. І. Моделювання процесу сушіння утфелю. *Технічні науки та технології*. 2025. № 2 (52). С. 63–70.
5. Petryk M., Lebovka N., Myhalyk D., Vorobiev E. Mechanical dewatering of wet compacts containing binary systems of microporous particles. *Separation and Purification Technology*. 2025. Vol. 353. Article 135775. DOI <https://doi.org/10.1016/j.seppur.2024.135775>
6. Петрик М., Лебовка М. Моделювання тепломасообмінних процесів у пористих матеріалах при механічному зневодненні. *Вісник ТНТУ*. 2023. № 1. С. 55–62.
7. Petryk M., Myhalyk D. Modelling of structural transformations in wet granular materials during drying and compression. *Chemical and Biochemical Engineering Quarterly*. 2024. Vol. 38(4). P. 421–430. DOI <https://doi.org/10.15255/CABEQ.2023.2164>
8. Mujumdar A. S. *Handbook of Industrial Drying*. 4th ed. CRC Press, 2014. 1348 p.
9. Zuo W., Liang S., Huang Y. Artificial neural network model for real-time moisture prediction during rice drying. *Processes*. 2025. Vol. 13(4). P. 512–521. DOI <https://doi.org/10.3390/pr13040512>
10. Zhang Y., Li J., Chen H. Deep learning predictive model for multi-stage rice drying based on LSTM networks. *Sensors*. 2023. Vol. 23. P. 1–15. DOI <https://doi.org/10.3390/s23073512>
11. Lu Z. Data-driven modelling of industrial drying processes: A review. *Heat and Mass Transfer*. 2025. Vol. 61. P. 223–240. DOI <https://doi.org/10.1007/s00231-024-03659-4>
12. Záhonyi N., Nagy B., Farkas I. Explainable artificial intelligence-based soft-sensor for moisture estimation in continuous fluid-bed granulation. *Advanced Powder Technology*. 2025. Vol. 36. P. 112–123. DOI <https://doi.org/10.1016/j.apt.2024.112123>
13. Cristea V., Zarnescu S., Ionescu C. Neural-network-based nonlinear model predictive control of industrial drying processes. *Control Engineering Practice*. 2003. Vol. 11. P. 801–809. DOI [https://doi.org/10.1016/S0967-0661\(03\)00069-4](https://doi.org/10.1016/S0967-0661(03)00069-4)
14. Chen X., Wang Q. Hybrid modelling of convective drying processes using physical and data-driven approaches. *Chemical Engineering Science*. 2022. Vol. 247. Article 117052. DOI <https://doi.org/10.1016/j.ces.2021.117052>
15. Ротштейн О. П. Інтелектуальні технології ідентифікації: нечіткі множини, генетичні алгоритми, нейронні мережі. Вінниця: УНІВЕРСУМ, 2019. 320 с.

**Grygorchuk G.V., Grygorchuk L.I. HYBRID NEURAL NETWORK SYSTEM FOR DIAGNOSTICS AND CONTROL OF MASSECUITE DRYING PROCESS**

*The article presents a hybrid software system for analysis and forecasting of massecuite drying parameters in rotary drum dryers of sugar production, which combines a physical heat and mass transfer model and a neural network computer diagnostics module. The research objective is to improve the accuracy of moisture and temperature assessment in the drying process through the integration of models of different nature into a unified computational structure with real-time adaptive control capability. The scientific novelty lies in the use of a hybrid approach, where the physical model provides structural interpretability of the process and establishes fundamental heat and mass transfer patterns, while the neural network component compensates for unaccounted dynamics, nonlinear effects, and factors that are difficult to formalize analytically. The research methodology includes construction of a detailed physical model of the drying process based on energy and mass balance equations, creation of a neural network-based soft-sensor for estimation of hidden massecuite moisture content using indirect measurable parameters, formation of a combined loss function that integrates regression and classification components, and organization of multilayer neural network training on real technological data from industrial drying installations. The proposed architecture incorporates a sliding diagnostic window to account for process dynamics and a dual-component output layer for simultaneous moisture estimation and operating mode classification of the dryer. The obtained results demonstrate a significant reduction in moisture prediction error, improved stability of temperature regime estimation, and the capability for rapid detection of abnormal process states. A mechanism for integrating the neural network diagnostic module into a closed-loop PID control system with adaptive correction of drying agent temperature setpoint has been developed. The practical value of the work lies in the possibility of using the system as an intelligent component of industrial SCADA/PLC solutions for continuous monitoring, diagnostics, and optimization of the massecuite drying process with increased energy efficiency and final product quality.*

**Keywords:** *intelligent systems, soft-sensor, heat and mass transfer, hybrid modeling, industrial diagnostics, neural network estimation, technological process forecasting.*

Дата першого надходження статті до видання: 25.01.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 27.02.2026

Дата публікації (оприлюднення) статті: 08.04.2026