

PROGNOSTICATION RESOURCE EFFICIENCY OF THE SUGAR FACTORY BASED ON NEURON NETWORK MODELS

N. Lutska

National University of Food Technologies

L. Vlasenko

State University of Trade and Economics

N. Zaiets

National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine

Key words:

*Model
Sugar production
Neural network
Resource efficiency
Digital twin
Forecasting*

Article history:

Received 15.05.2023
Received in revised form
30.05.2023
Accepted 05.06.2023

Corresponding author:

N. Lutska
E-mail:
lutskanm2017@gmail.com

Citation: Луцька Н. М.,
Власенко Л. О., Засць Н. А.
(2023). Прогнозування ре-
сурсоефективності цукро-
вого заводу на основі ней-
ромережових моделей.
Наукові праці НУХТ,
29(3), 7—18.
DOI: 10.24263/2225-2924-
2023-29-3-3

ABSTRACT

Digitization, the use of artificial intelligence, machine learning and other advanced technologies provide comprehensive automation of food production in the context of Industry 4.0. In particular, sugar production is the most difficult to automate due to continuity, difficulty in coordinating adjacent links, and high energy and resource intensity. The issue of ensuring the stability and efficiency of sugar production directly depends on forecasting its resource efficiency in order to timely introduce appropriate corrective actions.

The aim of the work was to develop a system to support the adoption of operational decisions to correct the technological regimes of a sugar plant based on a mathematical model of sugar production to predict resource efficiency indicators in the context of a digital twin.

Modern methods for building highly efficient automated decision support subsystems in accordance with the concept of Industry 4.0, in particular, methods of system analysis and machine learning were used.

As a result of the work, an operational decision support system based on four machine learning models was obtained. Each model described a set of estimated resource efficiency, the input variables for which were technological variables from automation systems and an industrial laboratory.

The training efficiency was more than 95% on the training and test samples. The concept of using the developed models of neural networks in the structure of the model of digital twins of production was also proposed. A five-dimensional digital twin model for sugar production was presented, consisting of four components and relationships between them. The specified model underlied the created system of support for making operational decisions on the correction of technological modes of production and significantly improved the time, quality and speed of making operational decisions.

DOI: 10.24263/2225-2924-2023-29-3-3

ПРОГНОЗУВАННЯ РЕСУРСОЕФЕКТИВНОСТІ ЦУКРОВОГО ЗАВОДУ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ

Н. М. Луцька

Національний університет харчових технологій

Л. О. Власенко

Державний торговельно-економічний університет

Н. А. Заєць

Національний університет біоресурсів і природокористування України

Цифровізація, впровадження штучного інтелекту, машинного навчання та інших передових технологій забезпечують комплексну автоматизацію харчових виробництв в контексті Індустрії 4.0. Цукрове виробництво є найбільш складним для автоматизації через неперервність, складність координації суміжних ланок, високу енерго- та ресурсомісткість, тому питання забезпечення стабільності та ефективності його роботи безпосередньо залежить від прогнозування його ресурсоефективності з метою вчасного введення відповідних коригуючих дій.

У статті розроблено систему підтримки прийняття оперативних рішень щодо корекції технологічних режимів цукрового заводу на основі математичної моделі цукрового виробництва для прогнозування показників ресурсоефективності в контексті цифрового двійника.

Використано сучасні методи побудови високоефективних автоматизованих підсистем підтримки прийняття рішень відповідно до концепції Індустрії 4.0, зокрема методи системного аналізу та машинного навчання. У результаті отримано систему підтримки прийняття оперативних рішень, що базується на чотирьох моделях машинного навчання. Кожна модель описує множину оцінок ресурсоефективності, входними змінними, для яких є технологічні змінні від систем автоматизації та промислової лабораторії. Ефективність навчання склала більше 95% на навчальній і тестовій вибірках.

Запропоновано концепцію використання розроблених моделей нейронних мереж у структурі моделі цифрових двійників виробництва. Представлено п'ятивимірну модель цифрового двійника для цукрового виробництва, яка складається з чотирьох компонентів і зв'язків між ними. П'ятивимірна модель цифрового двійника містить у своєму складі математичну модель цукрового виробництва по основним відділенням і реалізована нейронною мережею прямого розповсюдження з одним прихованим шаром. Зазначена модель лежить в основі створеної системи підтримки прийняття оперативних рішень щодо корекції технологічних режимів виробництва і суттєво покращує час, якість і швидкість прийняття оперативних рішень.

Ключові слова: *модель, цукрове виробництво, нейронна мережа, ресурсоефективність, цифровий двійник, прогнозування.*

Постановка проблеми. Згідно з (Директива Ради 2001/111/ЄС, 2021) з 1 вересня 2022 року вимоги до виробництва цукру в Україні приведені у відповідність до європейських. Зокрема, документ регламентує назви продуктів, які випускаються на цукрових підприємствах, та встановлює їхні відповідні характеристики. У зв'язку з цим нової актуальності набуває низка питань, пов'язаних із забезпеченням якісних показників, складу, допустимих часток домішок у готовому продукті та напівпродуктах, і, як наслідок, вирішення питання ресурсоефективності виробництва. З огляду на проблеми в енергетичній та інших сферах через російську агресію нового змісті набуває необхідність прогнозування ресурсоефективності цукрового заводу, оскільки це дасть змогу завчасно відреагувати на можливі підвищення витрат і втрат. Важливим для досягнення зазначених вимог є забезпечення безперебійної роботи цукрового виробництва, яке досягається на нижньому рівні автоматизації за рахунок введення корекції технологічного режиму в реальному часі, а на вищих рівнях — використанням засобів і технологій керування технологічним процесом (MOM) та системи керування виробничими процесами (MES).

Математичні моделі завжди використовувалися на різних етапах життєвого циклу цукрового заводу. Однак сьогодні, коли активно застосовуються принципи Industry 4.0, їх роль і місце чітко означилося в структурі виробництва — моделі стали невід'ємною частиною цифрового двійника (далі Digital Twin) підприємства (Pileggi et al., 2019). Розробці Digital Twin передують процес переходу підприємства від ручної праці до автоматизації всіх дільниць, а також інтеграція всіх даних і знань виробництва в єдину мережу підприємства. Без останнього неможливо перейти на наступний етап створення Digital Twin.

Digital Twin промислового підприємства — складна багатовимірна структура даних і знань підприємства, що включає дані, моделі та інтерфейси. Моделі можуть мати будь-яке походження та використовуються з різними цілями. Розподіл цілей за ієрархічними функціями визначений у низці рекомендацій, міжнародних і галузевих стандартів світу, зокрема ISO, IEC (Hallsten, 2019; Soonhung, 2020). Незалежно від структури та цілі окремих моделей Digital Twin підприємства використовується до таких глобальних завдань:

- моніторинг виробництва;
- розуміння процесів, що відбуваються на виробництві;
- прогнозування головних показників підприємства;
- адаптація.

Ці завдання є ієрархічними, тому перехід на наступний рівень неможливий без закінчення попереднього. Реалізація кожного завдання на сьогодні — це комплексний підхід до розробки ієрархічної системи управління виробництвом, головним елементом якого є інтелектуальні підходи та методи (Zaiets, Savchuk, Shtepa, Lutska, & Vlasenko, 2021; Lutska, Zaiets, Vlasenko, Shtepa, & Savchuk, 2021). Окремо необхідно зазначити, що методи машинного навчання мають перевагу серед інших інтелектуальних методів, тому що, по-перше, такі моделі досить просто масштабуються; по-друге, використовуються дані, зібрані на реальних процесах; по-третє, досить просто адаптуються до змінюваних умов (появи нових даних). До недоліків цих методів відноситься складність і значний час для отримання репрезентативної вибірки.

Отже, розробка інструментів підтримки прийняття оперативних рішень з метою підвищення інформаційної підтримки показників ресурсоефективності та їх прогнозування є актуальною проблемою сьогодення цукрової галузі.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Як зазначає J. Broekhuijsen з європейського проєкту з цифровізації промислових підприємств Change2Twin (Snijders et al., 2020), основна відмінність моделі, що входить у Digital Twin від традиційних моделей — використання даних у реальному часі. Іншими словами, цифрова модель використовує оперативні дані, змінюється протягом функціонування виробництва та використовується для підвищення ефективності будь-якої ланки життєвого циклу заводу. Логічним для побудови цифрової моделі є моделі машинного навчання, адже вони використовують дані об'єкта, а також в більшості з них закладений алгоритм адаптації.

Найбільш популярними моделями машинного навчання сьогодні є нейронні мережі. Вони здатні ефективно апроксимувати великий простір станів, що характеризується нелінійністю та невизначеністю. Моделі на нейронних мережах перевершують експертні моделі, адже їм не потрібно оцінювати всі можливі стани, що призводить до вищої точності (Goodfellow, Bengio & Courville, 2016; Zaiets, Vlasenko, Lutska & Shtepa, 2022). Однак вони вимагають визначення багатьох додаткових налаштувань, а моделі глибинного навчання потребують великих обчислювальних потужностей. Зважаючи на це, значна частка прикладних досліджень, що базуються на моделі нейронних мереж, використовують прості архітектури мереж, наприклад, багатошаровий перцептрон MLP (Bishop, 2006). Тоді завдяки попередній обробці даних та простій архітектурі нейронної мережі можна отримати модель, яка має високу точність і надійність.

Особливості використання моделей машинного навчання при управлінні цукровим виробництвом описані в (Coelho et al., 2019; Oktarini, Mohruni, Sharif, Yanis, & Madagascar, 2019). Так, у працях (Begum, Nimbal, & Halse, 2013; Lin, Lei, Song, Song, & Liu, 2008; Lin, & Yang, 2009), використовуючи методи нечітких множин, евристичного динамічного програмування та нейронних мереж, забезпечуються оптимальні показники рН для виробництва цукру. У (Soares, Camara, Feital, & Pinto, 2019) висвітлюється успішна реалізація цифрового двійника для моніторингу стану чотириступеневої лінії випаровування для обробки цукрової тростини. В (Heluane, Colombo, Ingaramo, Hernandez, & Cesca, 2001) наведено результати аналізу впливу вимірюваних змінних випарної установки на розрахунки потоків пари та їх змінюваність, а також їх вплив на глобальний коефіцієнт теплопередачі за різних умов експлуатації. Але ці праці присвячені переробці цукрової тростини, а не буряку.

Підсумовуючи, варто зазначити, що цукрова галузь України готова до впровадження Digital Twin, однак глобальний характер такі впровадження навряд чи матимуть. Перспективним є підходи розробки та використання Digital Twin окремими функціями підприємства, що дають змогу отримати миттєвий прибуток і можуть бути розширені іншими складовими в подальшому.

Мета дослідження: розробка цифрової моделі виробництва для оперативного коригування технологічних режимів, що призводить до підвищення ресурсоефективності цукрового заводу. Розроблена модель відноситься до виробничого процесу, операцій (множина етапів життєвого циклу) і функцій рівня MES/MOM.

Матеріали і методи. Головними вимогами до системи автоматичного керування (АСУ) відділеннями цукрового заводу є створення умов для найповнішого видобутку цукру із стружки, отримання дифузійного соку заданої концентрації, очищення його, згущення, що забезпечить вихід продукту заданої якості. Крім того, необхідне забезпечення заданої продуктивності всіх технологічних ліній з одночасним забезпеченням максимальної економічності процесу. Однак робота АСУ безпосередньо залежить від режимних параметрів (завдання регуляторам), що задаються оператором-технологом заводу кожну зміну на основі оперативних даних, в тому числі з виробничої лабораторії. Такими визначальними оцінками є показники ресурсоефективності як окремого відділення, так і виробництва в цілому. При корекції технологічного режиму оператор-технолог керується власними апіорними знаннями про процес, апостеріорними даними, а також власним баченням прогнозу основних показників на наступну зміну. Саме тому автоматизований прогноз оцінок ресурсоефективності підвищить інформаційну підтримку оперативного персоналу.

При вирішенні завдання корекції технологічних режимів виробництва в цілому та окремих відділень виділяються такі множини оцінок ресурсоефективності: продуктивність, якість, втрати.

Кожна з цих складових може бути як скаляром, так і вектором для відділення. Для цукрового виробництва виділяють показники окремих відділень і загальні показники. Саме їх аналіз призводить до корекції завдання автоматичних регуляторів АСУ відділеннями. Так, для етапу отримання дифузійного соку головними оцінками якості є вміст цукру в дифузійному соці, втрати — вміст цукру в жомі. Для етапу очистки якість відділення визначається показниками забарвленості та ефекту очистки, втрати — це вміст цукру в осаді I та II сатурації. Для випарної станції якість — це кількість СР у сиропі. Продуктивність кожного відділення визначає продуктивність всього заводу та потребує включення потокових змінних між відділеннями в модель прогнозування, також на цукровому виробництві, окрім продуктивності основного продукту, розраховується продуктивність по парі. Крім того, основним показником втрат є втрати цукру в мелясі, що розраховуються в продуктовому відділенні. У такий спосіб було виділено основні оцінки цукрового виробництва, що впливають на його ресурсоефективність і визначають технологічний режим окремих відділень та заводу в цілому (табл. 1).

Таблиця 1. Оцінки ресурсоефективності

Відділення	Позначення	Оцінка	Примітка
Дифузії	y_1	Вміст цукру в жомі, %	Втрати
	y_2	Вміст цукру в дифузійній воді, %	Якість
	y_3	Відкачка дифузійного соку, т/год	Продуктивність
Дефекосатурації	y_4	Вміст цукру % у фільтрованому осаді I сатурації	Втрати
	y_5	Вміст цукру % у фільтрованому осаді II сатурації	Втрати
	y_6	Забарвленість, од.	Якість
	y_7	Ефект очистки, %	Якість

Продовження таблиці 1

Випарювання	y_8	СР сиропу, %	Якість
	y_9	Вміст цукру в конденсаті, %	Втрати
	y_{10}	Кількість випареної води, т/год	Продуктивність
Продуктове	y_{11}	Вміст цукру в мелясі, %	Втрати
	y_{12}	Вихід цукру, т/год	Продуктивність

Отримана модель є базовою для системи підтримки прийняття оперативних рішень щодо корекції технологічних режимів виробництва (рис. 1). Система складається з моделі виробництва, завдяки якій можна проводити моделювання оцінок ресурсоефективності на основі введених від оперативного персоналу режимних параметрів. Також модель використовується для прогнозування майбутньої поведінки введених оцінок. Крім того, модель повинна мати блок адаптації параметрів. Рішення щодо зміни технологічного режиму залишається за оперативним персоналом, однак використання такої системи підвищує коректність, надійність та обґрунтованість рішень, а також зменшує час на його прийняття.

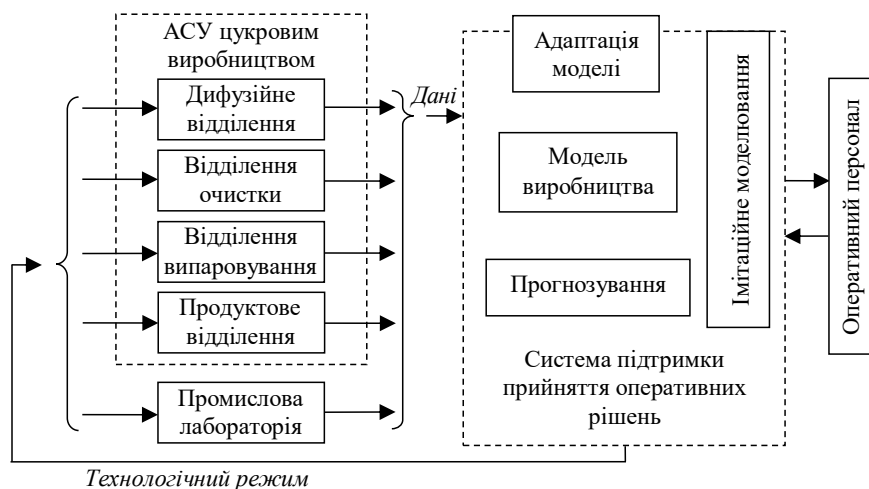


Рис. 1. Структурна схема системи оперативного прийняття рішень щодо корекції технологічних режимів цукрового виробництва

Вхідними змінними для моделі виробництва можуть бути змінні (температури, витрати, тиски, рівні, якісні показники) від систем АСУ відділень, отримані з автоматичних вимірювальних приладів, а також якісні змінні з промислової лабораторії (лужність, кількість сухих речовин, доброякісність, кількість цукру). Залежно від потужності заводу, а також рівня його автоматизації, кількість цих змінних може бути різною. Для цукрового заводу потужністю 2000 т переробки буряку на добу та з прийнятим рівнем автоматизації кількість таких змінних перевищує 500. Кількість лабораторних змінних приблизно складає 200.

Викладення основних результатів дослідження. Усі технологічні змінні територіально розподілені за відділеннями, їх вплив на оцінки ресурсоефективності визначаються не лише значенням, а й міткою часу. Крім того, лабораторні змінні

мають період опитування 1 раз на годину, а змінні від системи автоматизації — 1 раз за 5 секунд. На рис. 2 наведена діаграма розмахів головних витрат заводу, що отримана з відділень АСУ, де можна побачити розбіжність між середнім арифметичним і медіаною, різні міжквантильні розмахи, а також значну частку викидів для x_2 , x_5 , x_6 . Усе це підтверджує обрану нелінійну модель, що базується на нейронних мережах. Зважаючи на велику кількість змінних, було виконано ряд процедур, які призводять до спрощення моделі. Зокрема, вхідні змінні були зміщені в часі відносно їх інерційності щодо вихідних оцінок.

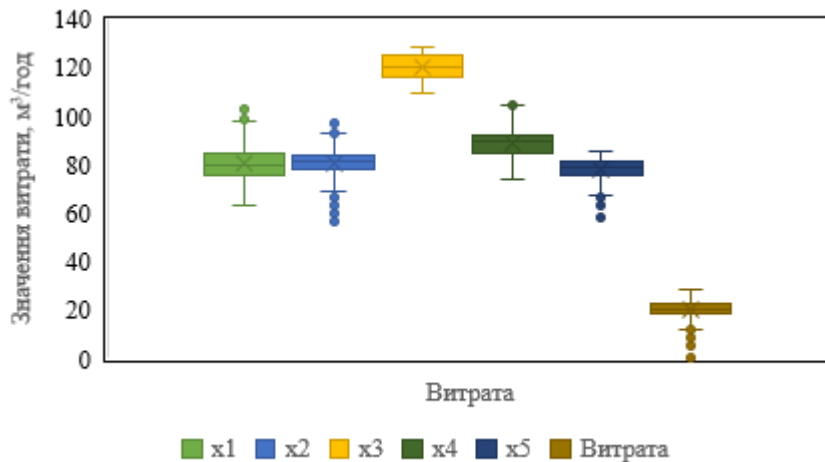


Рис. 2. Діаграма розмахів головних витрат заводу: x_1 — витрата соку із дифузійної установки $\text{м}^3/\text{год}$; x_2 — витрата стружки, $\text{т}/\text{год}$; x_3 — витрата соку з холодного дефектора, $\text{м}^3/\text{год}$; x_4 — витрата соку на II сатурацію, $\text{м}^3/\text{год}$; x_5 — витрата соку на випарну станцію, $\text{м}^3/\text{год}$; x_6 — витрата сиропу із випарної станції, $\text{м}^3/\text{год}$

Також загальна модель виробництва поділена на чотири блоки, перші три з яких (NN1 — NN3) є моделлю відповідного неперервного відділення — дифузійне, дефекосатураційне та випарне, що прогнозує оцінки ресурсоефективності за змінними з відповідної системи автоматизації та промислової лабораторії. Остання модель (NN4) використовує дані з усього виробництва, включаючи продуктове відділення. Кожен блок реалізується нейронною мережею прямого поширення. З множини технологічних змінних відібрані експертами лише ті, що впливають на вихідні оцінки та, якщо можна, не корелюються між собою. Також вплив вхідних змінних на вихідні перевірялися за кореляційними матрицями. Отже, математична модель виробництва описується такою залежністю:

$$\bar{y} = f(\bar{x}); \quad \bar{y} = [y_1, y_2, \dots, y_{10}]; \quad \bar{x} = [\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_{75}], \quad (1)$$

де f — нелінійна моделі виробництва; y_i — відповідні оцінки (табл. 1); x_i — відповідні технологічні змінні кожного відділення, загальною кількістю 75.

Під час навчання нейронних мереж перевірялися різні архітектури мереж, найкращі з них наведені в табл. 2. Остаточні мережі мають високу продуктивність на навчальній і тестовій вибірках, похибка моделі складає менше 5%.

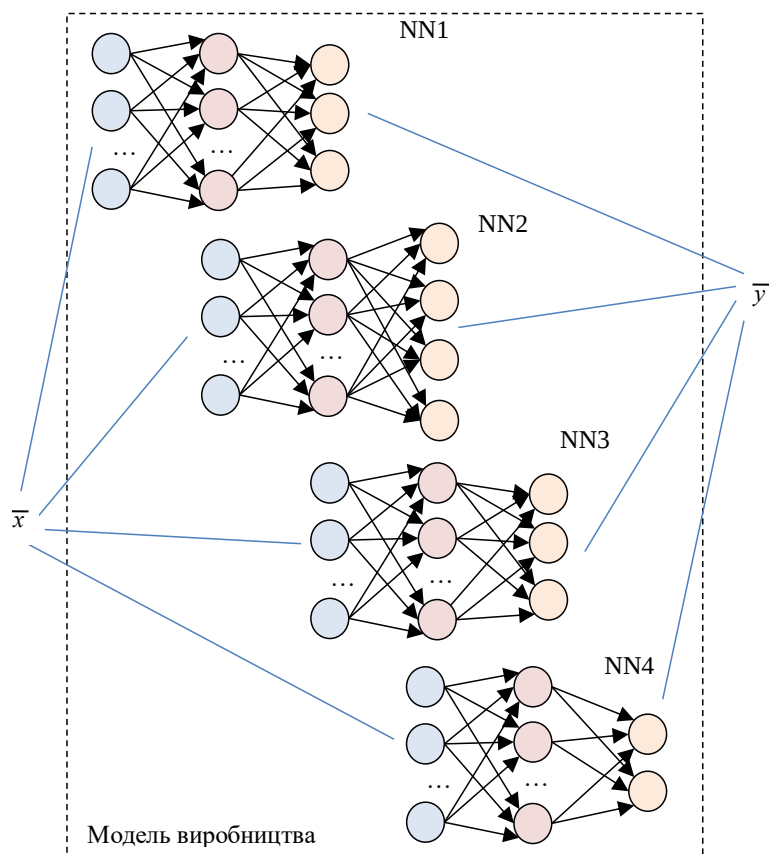


Рис. 3. Структура моделей нейронних мереж

Таблиця 2. Результати розв'язку задачі синтезу виробничих моделей у формі нейронних мереж

Відділення	Архітектура мережі	Якість на навчальній вибірці	Якість на тестовій вибірці	Алгоритм навчання	Функція активації нейронів прихованого шару
Дифузійне	NN1: MLP11-14-3	0.983	0.982	BFGS 290	Tanh
Дефекосатураційне	NN2: MLP32-23-4	0.964	0.971	BFGS 95	Tanh
Випарне	NN3: MLP27-20-3	0.972	0.955	BFGS 67	Identity
Продуктове	NN4: MLP30-11-2	0.9735	0.9724	BFGS 290	Tanh

Використовуючи кожну з моделей, можна виявляти етапи виробництва, де втрати найбільші, моделювати різні ситуації змінюючи входні дані, а також прогнозувати втрати, якість і продуктивність на наступні години або зміну. Наприклад, на рис. 4 наведено діаграму Парето розрахованих за моделлю втрат цукру в мелясі,

за якими можна зробити висновок, що за наведену зміну найбільші втрати цукру в мелясі відбувалися в продуктовому відділенні та до надходження дифузійного соку в очисне відділення. Також на рис. 5 показано дійсне та прогнозоване значення кількості випареної води на випарній станції. За цими показниками можна змінювати технологічний режим виробництва, постійно вдосконалюючи виробничу ланку заводу.

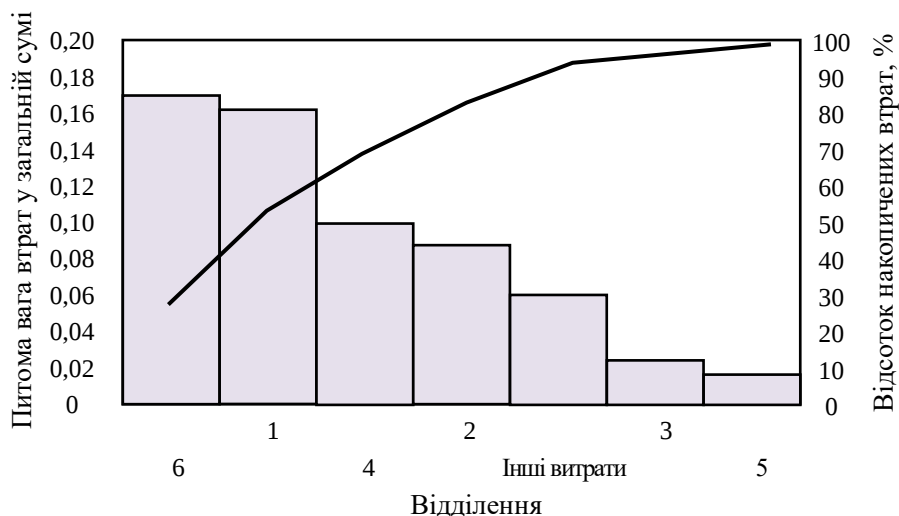


Рис. 4. Діаграма Парето втрат цукру в мелясі, розрахованих за NN4,1 — відділення дифузії; 2 — відділення дефекосатурації; 3 — збірник після дифузії; 4 — випарна станція; 5 — збірник після випарки; 6 — продуктове відділення

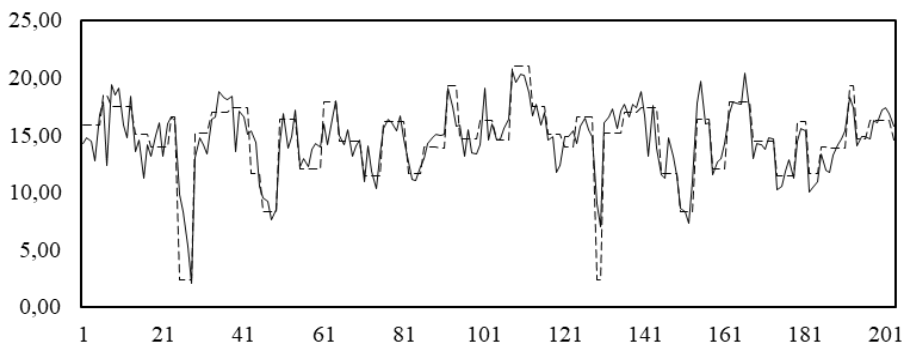


Рис. 5. Дійсне (суцільна лінія) та прогнозоване (пунктирна лінія) значення кількості випареної води, т/год за NN3

На основі отриманих результатів була розроблена п'ятивимірна модель цифрового двійника (Qi et al., 2021) цукрового заводу, сформульована залежністю:

$$MDT = (PE, VM, Ss, DD, CN), \quad (2)$$

де *PE* — фізичні сутності; *VM* — віртуальні моделі; *Ss* — сервіси; *DD* — дані цифрового двійника; *CN* — зв'язки).

У п'ятивимірній моделі цифрового двійника цукрового заводу використовуються позначення, наведені нижче. *Фізичні сутності (FE)* відповідають рівню виробництва, які на нижньому рівні розгортаються у відділення: дифузії, очистки, випарювання та продуктове.

Оскільки *віртуальні моделі (VM)* в цифровому двійнику повинні бути точними копіями фізичних об'єктів, то використано математичну модель виробництва (1), а також нейромережеві моделі. Моделі правил складають правила прийняття рішень для системи підтримки прийняття рішень, розроблені на основі суджень залучених експертів, і правил, отриманих з історичних даних. Також сюди належать процедури отримання множини оцінок ресурсоефективності, зокрема продуктивності, якості і втрат, для автоматизованого прогнозу їх значень і введення на їх основі коригувальних дій.

Даними для цифрового двійника (DD) є виробничі дані, отримані від АСУ, з виробничих лабораторій і розраховані за відповідними методиками.

Компонента *сервіси цифрового двійника (Ss)* забезпечує прикладні послуги з прогнозування ресурсоефективності цукрового виробництва, що базується на результатах моніторингу. Важливою складовою цієї компоненти є надання рекомендацій щодо коригування технологічного регламенту виробництва в реальному часі. На рис. 6 наведено п'ятивимірну модель цифрового двійника для цукрового виробництва. Для забезпечення взаємодії частин цифрового двійника між собою використано шість типів зв'язань (*CN*): зв'язок між фізичними об'єктами та віртуальними моделями (*CN_PV*), зв'язок між фізичними об'єктами та даними (*CN_PD*), зв'язок між фізичними об'єктами та послугами (*CN_PS*), зв'язок між віртуальними моделями та даними (*CN_VD*), зв'язок між віртуальними моделями та сервісами (*CN_VS*), зв'язок між сервісами та даними. Ці зв'язки дають змогу чотирьом частинам взаємодіяти.

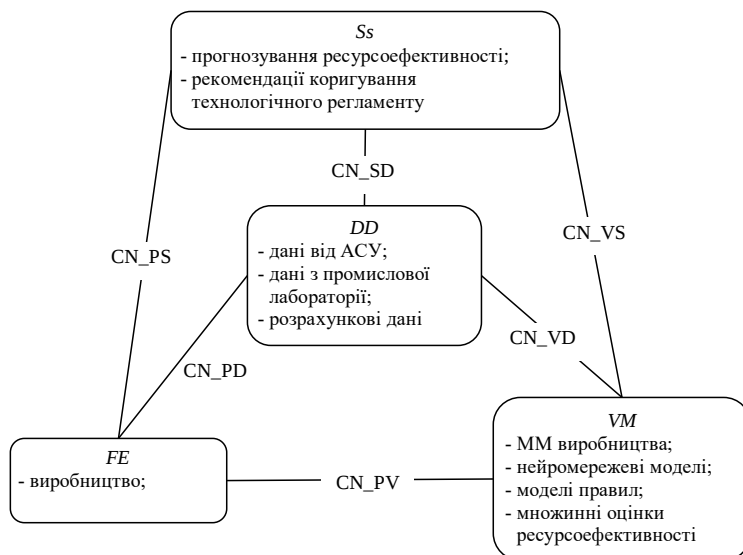


Рис. 6. П'ятивимірна модель цифрового двійника цукрового заводу

Висновки

Комплексна автоматизація харчового виробництва в контексті Індустрії 4.0, зокрема цукрового заводу, передбачає використання математичних моделей для прогнозування технологічних змінних цукрового заводу, що задають технологічний режим для САР. Передусім до таких змінних належать різні типи втрат, показники якості та продуктивності. Такі моделі, окрім прогнозування, можуть також використовуватися для імітаційного моделювання, виявлення стану тощо, а також слугують для інформаційної підтримки операторів-технологів щодо зміни режиму ведення процесу. Останнє дасть змогу підвищити ритмічність процесів, покращити якість, збільшити продуктивність, зменшити втрати, тобто збільшити енергоефективність виробництва в цілому.

У статті запропоновано систему оперативного прийняття рішень щодо корекції технологічних режимів цукрового виробництва, що базується на чотирьох математичних моделях, вихідними змінними яких є головні технологічні показники заводу. Кожна модель є нейронною мережею прямого розповсюдження з одним прихованим шаром. Похибка моделей після навчання склала менше 5% на навчальній і тестовій вибірках. Крім того, в статті розроблена концепція використання моделей нейронних мереж у моделі цифрових двійників виробництва.

На майбутнє автори планують розширити базу моделей цифрових двійників шляхом використання та поєднання їх з іншими методами машинного навчання, а також з класичними моделями.

Література

Директива Ради 2001/111/ЄС від 20 грудня 2001 року про деякі цукри, призначені для споживання людиною. Взято з https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/984_002-01#Text.

Begum, R., Nimbale, G. M., Halse, S.V. (2013). Fuzzy neural network modelling and pH value control in the clarifying process of sugar cane juice. *International Journal of Electrical and Electronic Engineering & Telecommunications*, 2(2), 25—32.

Bishop, C. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Berlin: Springer.

Coelho, A. P., Bettiol, J. V. T., Dalri, A. B., Fischer Filho, J. A., de Faria, R. T., Palaretti, L. F. (2019). Application of artificial neural networks in the prediction of sugarcane juice Pol. *Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental*, 23(1), 9—15. <https://doi.org/10.1590/1807-1929/agriambi.v23n1p9-15>.

Hallsten, J. (2019). IIC: Industrial IoT Reference Architecture. Взято з <https://iiot-world.com/connected-industry/iic-industrial-iiot-reference-architecture/>.

Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.

Heluane, H., Colombo, M., Ingaramo, A., Hernandez, M.R., Cesca, M. (2001). Multiple-effect evaporation in a sugar factory. A measured variables study. *Latin American Applied Research*, 31(5), 519—524.

Lin, X., Lei, S., Song, C., Song, S., Liu, D. (2008). ADHDP for the pH value control in the clarifying process of sugar cane juice, *Advances in Neural Networks — ISNN 2008*. ISNN 2008. Lecture Notes in Computer Science, 796—805. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-87732-5_88.

Lin, X., Yang, J. (2009). HDP for the Neutralized pH Value Control in the Clarifying Process of Sugar Cane Juice, *AIP Conference Proceedings*, 1127, 162—173. <https://doi.org/10.1063/1.3146188>.

Lutska, N. M., Zaiets, N. A., Vlasenko, L. O., Shtepa, V. M., Savchuk, O. V. (2021). Forecasting the Efficiency of the Control System of the Technological Object on the Basis of Neural Networks, *IEEE 20th International Conference on Modern Electrical and Energy Systems (MEES)*, Kremen chuk. <https://doi.org/10.1109/MEES52427.2021.9598540>.

Oktarini, D., Mohruni, A. S., Sharif, S., Yanis, M., Madagaskar. (2019). Optimum Milling Parameters of Sugarcane Juice Production Using Artificial Neural Networks (ANN). *Journal of Physics Conference Series*, 1167(1):012016. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1167/1/012016>.

Pileggi, P., Verriet, J., Broekhuijsen, J., Van Leeuwen, C., Wijbrandi, W., Konsman, M. (2019). A digital twin for cyber-physical energy systems, 7th Workshop on Modeling and Simulation of Cyber-Physical Energy Systems. IEEE Catalog Number: CFP1994U-ART. <https://doi.org/10.1109/MSCPES.2019.8738792>.

Qi, Q., Tao, F., Hu, T., Anwer, N., Liu, A., Wei, Y., Nee, A. Y. C. (2021). Enabling technologies and tools for digital twin. *Journal of Manufacturing Systems*, 58, 3—21. —<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2019.10.001>.

Snijders, R., Pileggi, P., Broekhuijsen, J., Verriet, J., Wiering, M., Kok, K. (2020). Machine learning for digital twins to predict responsiveness of cyber-physical energy systems, 8th Workshop on Modeling and Simulation of Cyber-Physical Energy Systems. IEEE Catalog Number: CFP2094U-ART, 1–6. <https://doi.org/10.1109/MSCPES49613.2020.9133695>.

Soares, R. M., Camara, M. M., Feital T., Pinto, J.C. (2019). Digital twin for monitoring of industrial multi-effect evaporation. *Processes*, 7(8), 537. <https://doi.org/10.3390/pr7080537>.

Soonhung, H. (2020). A review of smart manufacturing reference models based on the skeleton meta-model. *Journal of Computational Design and Engineering*, 7(3), 323—336. <https://doi.org/10.1093/jcde/qwaa027>.

Zaiets, N., Vlasenko, L., Lutska, N., Shtepa, V. (2022). Resource Efficiency Forecasting Neural Network Model for the Sugar Plant Diffusion Station, Conference on Automation, 151—161, Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-03502-9_16.

Zaiets, N. A., Savchuk, O. V., Shtepa, V. M., Lutska, N. M., Vlasenko, L. O. (2021). The synthesis of strategies for the efficient performance of sophisticated technological complexes based on the cognitive simulation modelling. *Naukovyi Visnyk Natsionalnoho Hirnychoho Universytetu*, 2, 110—117. <https://doi.org/10.33271/nvngu/2021-2/110>.