

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-85-30>

УДК 004.94:664.8/.9

БОГУШ Богдан

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0009-0006-6470-5343>

e-mail: bohush.o.bohush@lpnu.ua

БУБЕЛА Тетяна

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-2525-9735>

e-mail: tetiana.z.bubela@lpnu.ua

ЦИФРОВИЙ ДВІЙНИК ПРОЦЕСУ МОНІТОРИНГУ ЗБЕРІГАННЯ М'ЯСА: МОДЕЛЬ ТА СИМУЛЯЦІЯ

У роботі представлено концепцію та математичну реалізацію цифрового двійника для моделювання процесу зберігання м'яса. Розроблена система включає віртуальну сенсорну модель, модуль чисельного моделювання фізико-хімічних та мікробіологічних процесів, а також програмну архітектуру для інтеграції даних. У моделі враховано кінетику росту психротрофної мікрофлори, деградацію білків і жирів, втрату вологи, температурні впливи та сценарії коливання середовища. Проведено серію віртуальних експериментів і валідацію результатів на основі літературних даних. Результати свідчать про здатність моделі достовірно відтворювати динаміку псування м'яса та прогнозувати термін його придатності за різних умов зберігання. Запропонований цифровий двійник може бути використаний для оптимізації холодового ланцюга та зменшення харчових втрат у м'ясопереробній галузі.

Ключові слова: цифровий двійник, м'ясо, псування, симуляція, машинне навчання, сенсорні дані, прогноз терміну зберігання, мікробіологічна модель, якість харчових продуктів, холодильне зберігання.

BOHUSH Bohdan, BUBELA Tetiana

Lviv Polytechnic National University

DIGITAL TWIN OF THE MEAT STORAGE MONITORING PROCESS: MODEL AND SIMULATION

This paper presents the concept and mathematical implementation of a digital twin for modeling the meat storage process aimed at simulating quality dynamics within the cold chain. The developed system integrates a virtual sensor model for temperature and humidity monitoring, a numerical simulation module describing physicochemical and microbiological transformations, and a software architecture for data integration, processing, and visualization. The mathematical framework incorporates the kinetics of psychrotrophic microflora growth, protein and lipid degradation, moisture loss, coupled heat and mass transfer, and the impact of temperature fluctuations and environmental variability. Scenario-based modeling of normal storage conditions and cold chain disruptions is also provided.

A series of virtual experiments was conducted using literature and reference data for model parameterization and validation. The obtained results confirm that the proposed digital twin is capable of accurately reproducing meat spoilage dynamics, predicting quality changes, and estimating shelf life under different temperature–humidity regimes. The model enables the identification of critical risk points, assessment of short-term temperature abuse, optimization of storage and transportation conditions, and reduction of product losses.

The proposed approach can be applied to the development of intelligent food quality monitoring systems, decision-support tools for cold chain logistics, and adaptive inventory management. Integration of the digital twin with real-time sensor data provides opportunities for predictive analytics, early spoilage detection, and automated control of storage parameters. The research findings have practical relevance for the meat processing industry, refrigerated logistics, and food safety management systems, contributing to improved product quality, reduced waste, and enhanced operational efficiency.

Key words: digital twin, meat spoilage, simulation, machine learning, sensor data, shelf-life prediction, microbiological model, food quality, cold storage.

Стаття надійшла до редакції / Received 22.12.2025

Прийнята до друку / Accepted 19.01.2026

Опубліковано / Published 05.03.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Богуш Богдан, Бубела Тетяна

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Сучасні підходи до контролю якості та безпечності м'ясних продуктів характеризуються переходом від періодичних вибіркового вимірювань до комплексного безперервного моніторингу, який забезпечує можливість раннього виявлення ознак псування та прогнозування залишкового терміну придатності.[1] Ця трансформація є особливо актуальною в контексті глобальної проблеми продовольчих втрат, які для м'ясної продукції складають близько 20% від загальних втрат харчових продуктів, що еквівалентно економічним збиткам понад 40 мільярдів доларів США щорічно [2].

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Традиційні методи оцінювання свіжості м'яса — органолептичні, фізико-хімічні та мікробіологічні — хоч і залишаються нормативно-еталонними, проте мають низку обмежень, серед яких трудомісткість, висока вартість лабораторних аналізів, неможливість отримання даних у режимі реального часу та значна залежність результатів від кваліфікації фахівця [3]. Органолептичні методи є високосуб'єктивними, тоді як лабораторні аналізи вимагають від 24 до 72 годин, що робить їх непридатними для оперативного контролю в реальному часі [4]. Ці недоліки знижують ефективність контролю м'ясної продукції на етапах зберігання та транспортування, де швидкість виявлення небажаних змін є критично важливою.

У цьому контексті актуальним напрямом є впровадження кіберфізичних систем контролю свіжості, орієнтованих на безперервний збір сенсорних даних, їх аналіз та автоматизоване прогнозування стану продукту. Однією з найперспективніших парадигм таких систем є цифровий близнюк (Digital Twin) — інтегрована модель фізичного об'єкта, яка в реальному часі відтворює його стан на основі сенсорних даних та використовує аналітичні, симуляційні та машинні моделі для оцінювання поведінки системи та прогнозування її змін. [5]

Концепція Digital Twin, вперше запропонована Майклом Гривзом у 2002 році, знайшла широке застосування в авіаційній, автомобільній та енергетичній промисловості [6]. На відміну від традиційних систем моніторингу, Digital Twin дозволяє не лише фіксувати поточний стан продукту, але й прогнозувати його майбутні зміни на основі фізико-хімічних моделей та даних з сенсорних систем [7]. Особливу цінність цей підхід набуває в контексті складних біологічних систем, таких як м'ясна продукція, де процеси псування характеризуються нелінійною динамікою та залежністю від множини факторів.

Попри швидкий розвиток Digital Twin у промисловості, логістиці, виробництві та енергетиці, його застосування у сфері контролю харчових продуктів, зокрема м'яса, перебуває на початковому етапі. Найвні дослідження зосереджуються переважно на моніторингу температури або окремих параметрів середовища, тоді як побудова повноцінного цифрового близнюка, здатного моделювати комплексну динаміку псування м'яса, залишається малодослідженою задачею. [8] Таким чином, існує потреба в розробці універсальної концептуальної моделі, що поєднає сенсорний рівень, математичне моделювання процесів псування та інструменти прогнозувальної аналітики.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою даної роботи є розроблення концепції цифрового близнюка процесу зберігання м'яса, який забезпечує моделювання реальних умов, аналіз сенсорних даних та прогнозування показників свіжості із застосуванням методів машинного навчання та симуляційних моделей.

У цьому дослідженні для аналізу процесів зберігання м'яса застосовано підхід цифрового двійника, тобто повноцінна віртуальна модель замість фізичного експерименту. Було розроблено програмно-математичний прототип системи зберігання, який імітує стан реального м'ясного продукту під час холодильного зберігання. Таким чином, усі експерименти проведено віртуально – шляхом комп'ютерного моделювання та симуляційного аналізу, без використання реальних зразків. Нижче описано архітектуру системи цифрового двійника, сформульовано математичну модель, наведено підхід до моделювання фізико-хімічних і мікробіологічних процесів, представлено методи валідації моделі за літературними даними, окреслено сценарії симуляцій, описано сенсорну модель для генерування вхідних параметрів і реалізацію програмного забезпечення двійника.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Цифровий двійник системи зберігання м'яса включає дві основні частини: фізичну та цифрову (віртуальну). Фізична частина в загальному випадку складається з реального об'єкта (партії м'яса або окремого зразка), умов його зберігання (холодильна камера чи інше середовище) та датчиків, що відстежують ключові параметри середовища. Цифрова частина – це програмна модель, яка є віртуальним аналогом об'єкта і середовища зберігання. Між фізичною і цифровою частинами здійснюється обмін даними в реальному часі: показники стану, виміряні датчиками, надходять у цифрову модель, яка на їх основі обчислює поточний стан продукту і прогнозує його зміни [9]. Така двостороння інформаційна взаємодія є характерною ознакою цифрових двійників [9]. У напрямку “Sensing” дані від фізичних об'єктів надходять до цифрового двійника, а у зворотному напрямку “Actuation” цифровий двійник теоретично може генерувати керуючі дії для фізичної системи [9].

Структурно система цифрового двійника зберігання м'яса складається з таких компонентів: 1) сенсорний модуль (набір датчиків), 2) комунікаційний модуль для передачі даних, 3) модуль цифрової моделі (ядро симуляції) та 4) модуль інтерфейсу/візуалізації результатів. У фізичному середовищі датчики (наприклад, температури і вологості) безперервно вимірюють відповідні параметри й передають сигнал на мікроконтролер вузла збору даних. Там аналогові сигнали перетворюються на цифрові, після чого через бездротову мережу (Wi-Fi, Bluetooth тощо) дані надходять до центрального вузла або хмарного сервера [8]. У нашій роботі реальна апаратна частина не використовується – замість цього передбачено віртуальну сенсорну

підсистему, що генерує дані аналогічно до того, як це робили б фізичні датчики. Отримані телеметричні дані зберігаються у структурованому вигляді та слугують вхідними параметрами для математичної моделі цифрового двійника. Цифрова модель обробляє ці дані в режимі, наближеному до реального часу, та обчислює поточний стан об'єкта (набору показників якості м'яса) і прогнозує їх зміну в часі. За потреби цифровий двійник може надсилати рекомендації щодо керування умовами зберігання (наприклад, сигналізувати про необхідність знизити температуру тощо), в даному дослідженні акцент зроблено на моніторингу та прогнозуванні без активного втручання в фізичні процеси.

Загальна архітектура системи Digital Twin

КІБЕР-ФІЗИЧНА СИСТЕМА ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ ЗБЕРІГАННЯ М'ЯСА

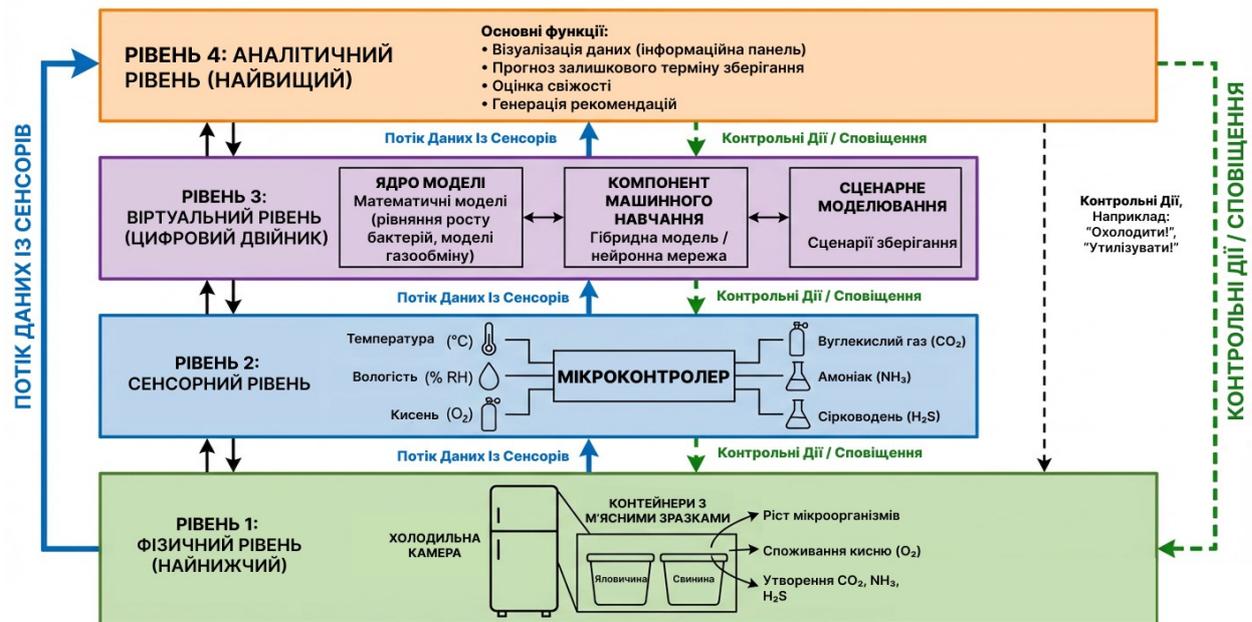


Рис. 1 Архітектурна система цифрового двійника

Загальна архітектура системи цифрового двійника зберігання м'яса складається з чотирьох ієрархічних рівнів, що визначають логіку взаємодії між фізичним об'єктом та його цифровою моделлю. Фізичний рівень охоплює реальні об'єкти – зразки м'яса та середовище їх зберігання (наприклад, холодильну камеру). На цьому рівні відбуваються фактичні фізико-хімічні процеси псування: ріст мікроорганізмів, споживання кисню, утворення діоксиду вуглецю та виділення летких сполук. Сенсорний рівень містить мережу датчиків, що безперервно відстежують стан фізичного об'єкта. Дані з температурних, вологісних та газових сенсорів збираються в реальному часі і передаються у цифровий двійник для подальшої обробки. Віртуальний рівень – власне цифровий двійник – реалізує програмну модель системи: математичні моделі (кінетика росту бактерій і газообміну), алгоритми машинного навчання та емуляцію сценаріїв зберігання. Цей рівень отримує поточні дані сенсорів і оновлює стан моделі, синхронізуючись із фізичним рівнем [7]. На аналітичному рівні виконуються прогнозування та оптимізація: аналіз результатів моделювання, оцінка ступеня свіжості м'яса, прогноз залишкового терміну зберігання та формування рекомендацій щодо умов зберігання. Цей верхній рівень може візуалізувати дані для оператора та генерувати керуючі впливи на фізичний рівень (наприклад, сповіщення про необхідність охолодження або утилізації продукту). Таким чином, чотиришарова архітектура забезпечує бі-направлений зв'язок між фізичним продуктом і його цифровою копією: сенсори передають дані в модель, а аналітичні висновки моделі можуть використовуватися для дій у реальному середовищі.

Для забезпечення гнучкості та масштабованості архітектури, програмна реалізація двійника дотримується принципів модульності. Кожен компонент (сенсори, модель процесів, сховище даних, інтерфейс) реалізовано як окремий модуль із чітко визначеним інтерфейсом. Взаємодія між модулями здійснюється через обмін повідомленнями або виклики методів API, що спрощує модифікацію системи (наприклад, додавання нових датчиків або моделей процесів). Дані сенсорного модуля проходять попередню обробку (фільтрацію шумів, усереднення) та зберігаються у базі даних для подальшого аналізу. Ядро цифрового двійника виконує чисельне моделювання (обчислення математичної моделі) з певним кроком дискретизації часу. Результати моделювання (наприклад, поточна бактеріальна обсяміненість, значення показників якості, прогнозований залишковий термін зберігання) передаються у модуль візуалізації, де

можуть бути представлені у вигляді графіків, таблиць або попереджувальних повідомлень. Таким чином, архітектура забезпечує безперервний цикл даних від (віртуальних) датчиків до математичної моделі і далі до користувача, що відповідає концепції цифрових двійників у харчовій промисловості[8].

Математична модель

Математична модель цифрового двійника відображає динаміку фізико-хімічних та мікробіологічних процесів, що відбуваються в м'ясі під час холодильного зберігання. Модель має імітувати основні зміни, які впливають на безпечність та якість продукту: зростання або збільшення мікроорганізмів, зміну хімічних показників (наприклад, рН, вологість, продукти розпаду білків та жирів), теплові процеси (температурне поле всередині продукту) тощо. Модель формалізовано у вигляді системи рівнянь, яка пов'язує ці параметри зі змінними стану середовища (температура, вологість, час). Враховано, що ключовим фактором псування є розмноження психротрофних мікроорганізмів, активність яких значною мірою залежить від температури зберігання[10]. Також до моделі входять емпіричні залежності для опису фізико-хімічних змін (втрата вологи, окислення жирів тощо) у вигляді кінетичних рівнянь.

Основні змінні стану в моделі – це: (1) загальна кількість мезофільних та психротрофних мікроорганізмів $N(t)$ (наприклад, у лог(CFU/г)), (2) показники фізико-хімічного стану м'яса, такі як вміст вологи $W(t)$ (або активність води a_w), значення рН $pH(t)$, концентрація продуктів розпаду білка (аміачних сполук) $C_{prot}(t)$, ступінь окиснення жирів $C_{fat}(t)$ та температура в товщі продукту $T_{prod}(t)$. На початку симуляції задаються початкові умови для цих змінних, зокрема початкова мікробіальна контамінація $N(0)$ (обумовлена санітарною якістю сировини), початкове $pH(0)$ продукту, його вологість тощо – ці параметри беруться згідно з літературними даними для свіжого м'яса певного виду. Далі, за заданих умов зовнішнього середовища (температура та інші параметри зберігання, що надходять від сенсорної моделі), модель обчислює еволюцію змінних стану у часі.

Мікробіологічна підмодель описується кінетичним рівнянням росту мікроорганізмів. Ми використовуємо сигмоїдальну модель росту з насиченням, яка враховує початкову лаг-фазу та досягнення максимального рівня обсемененості. В класичній формі це можна подати логістичним рівнянням:

$$\frac{dN}{dt} = \mu(T) N(t) \left(1 - \frac{N(t)}{N_{max}} \right),$$

де $N(t)$ – кількість життєздатних мікроорганізмів у продукті в час t , N_{max} – максимальна місткість середовища (гранична кількість мікроорганізмів, при якій настає насичення росту), а $\mu(T)$ – питома швидкість росту, що може залежати від температури середовища. Для опису лаг-фази при початку зберігання використано зсув аргументу часу або відповідний множник до μ на ранніх етапах, як це реалізується в узагальненій формі моделі Гомперца. Зазначимо, що рівняння Гомперца є широко вживаним підходом для опису росту бактерій в харчових продуктах[11]. У нашій моделі параметри кінетики (максимальна швидкість росту, тривалість лаг-фази, N_{max}) налаштовані на основі літературних даних для психротрофних бактерій, що псують охолоджене м'ясо (переважно *Pseudomonas spp.* та споріднені види). При аеробному зберіганні саме ця група мікроорганізмів визначає швидкість псування (викликає слизоутворення, неприємний запах тощо), а при вакуумному – домінують інші (лактобактерії), але в даній роботі розглядається переважно аеробний сценарій зберігання.

Температурна залежність швидкості мікробіологічних і хімічних реакцій врахована через рівняння Арреніуса. Згідно з даними літератури, рівняння Арреніуса доцільно застосовувати для прогнозування швидкості псування м'ясних продуктів за показниками температури, рН та початкового мікробного забруднення[10]. Формально залежність константи швидкості k (будь то мікробного росту чи хімічної реакції) від температури T задається як:

$$k(T) = k_0 \exp\left(-\frac{E}{RT}\right),$$

де k_0 – предекспоненційний множник (константа Арреніуса), E – енергія активації процесу, R – універсальна газова стала, T – абсолютна температура (в градусах Кельвіна)[10]. Для кожного із ключових процесів (наприклад, для росту бактерій $\mu(T)$, для реакції окиснення жирів тощо) задано свої параметри k_0 та E , підібрані з літературних джерел або розраховані шляхом апроксимації наявних експериментальних даних. У моделей мікробного росту залежність $\mu(T)$ часто описують також квадратичними або кореневими рівняннями (модель Ратковського), але у наших умовах використання саме експоненційної залежності Арреніуса продиктоване її кращою узгодженістю з експериментальними спостереженнями для холодильного діапазону температури [11].

Фізико-хімічна підмодель включає декілька складових. По-перше, це тепловий баланс продукту. Якщо температура середовища зберігання змінюється (наприклад, при відкриванні дверей камери або при виключенні холодильника), внутрішня температура м'яса $T_{prod}(t)$ також змінюється. Цей процес моделюється спрощеним рівнянням теплопровідності або моделлю зосередженої теплоємності. Зокрема, припускається, що шматок м'яса має однорідну температуру по об'єму (мала характерна товщина), тому можемо застосувати наближення Ньютона:

$$\frac{dT_{\text{prod}}}{dt} = \frac{\alpha}{C} (T_{\text{env}}(t) - T_{\text{prod}}(t)),$$

де $T_{\text{env}}(t)$ – температура навколишнього середовища (холодильної камери) у час t , що надходить із сенсорної моделі, C – теплоємність продукту, а α – ефективний коефіцієнт тепловіддачі. Це рівняння описує прагнення температури продукту до температури середовища із певною інерційністю. У разі стабільних умов (постійне T_{env}) внутрішня температура зрівняється з зовнішньою протягом визначеного часу, розрахованого з цього рівняння. По-друге, модель враховує втрату маси через сушку. Випаровування вологи з поверхні м'яса призводить до поступового зменшення $W(t)$ – масової частки води в продукті. Цей процес залежить від різниці парціального тиску водяної пари між продуктом і повітрям, тобто від відносної вологості повітря в камері. Ми застосували спрощену лінійну модель сушки:

$$\frac{dW}{dt} = -\gamma(1 - RH),$$

де RH – відносна вологість повітря (0–1), а γ – емпіричний коефіцієнт швидкості сушіння (визначений експериментально для продуктів аналогічної форми і розміру при наявності повітряного потоку). Таким чином, при низькій вологості повітря продукт втрачає вологу швидше, ніж при високій (наближеній до 100%). Втрата вологи впливає на якість (погіршує товарний вигляд, підвищує концентрацію солей, знижує вихід продукту) та може впливати на ріст мікроорганізмів через зниження a_w – активності води на поверхні. У моделі це враховано корекційним коефіцієнтом до μ при значному зниженні $W(t)$.

По-третє, хімічні перетворення у м'ясі під час зберігання описано одним інтегральним показником – так званим індексом псування $Q(t)$. Цей узагальнений показник покликаний відображати накопичення продуктів розпаду білків (амінів, аміаку – параметр можна співвіднести з величиною TVB-N, загального азоту легких основ) та окиснення ліпідів (накопичення пероксидів, альдегідів – можна співвіднести з показником пероксидного числа чи TBARS). Зростання $Q(t)$ моделюється рівняннями першого порядку, оскільки кінетика багатьох деградаційних реакцій у харчових продуктах близька до реакцій першого порядку за субстратом. Для прикладу, швидкість накопичення TVB-N можна описати як $dC_{\text{prot}}/dt = k_{\text{prot}}(T)$, де $k_{\text{prot}}(T)$ – температура-залежна константа (за Арреніусом) утворення азотистих сполук внаслідок протеолізу і дезамінації. Аналогічно для продуктів окиснення жирів $dC_{\text{fat}}/dt = k_{\text{fat}}(T)f(O_2)$, де $f(O_2)$ – функція від концентрації кисню (враховує уповільнення окиснення при низькому вмісті O_2 , як у вакуумній упаковці). Об'єднаний інтегральний індекс псування $Q(t)$ визначено як зважену суму нормалізованих значень цих хімічних показників та мікробного забруднення. Відповідно, $Q = 0$ для свіжого продукту і $Q = 1$ для продукту на межі непридатності. Порогового значення $Q = 1$ продукт досягає, наприклад, коли чисельність мікроорганізмів досягне граничного рівня N_{max} або концентрація TVB-N перевищить регламентовану межу. Саме момент досягнення $Q = 1$ модель інтерпретує як кінець терміну зберігання (закінчення терміну придатності).

Моделювання фізико-хімічних процесів

Теплове моделювання. Як зазначено вище, модель відстежує температуру як зовнішнього середовища $T_{\text{env}}(t)$, так і самого продукту $T_{\text{prod}}(t)$. У більшості симуляцій передбачалося, що м'ясо вже охолоджене до температури зберігання на початковий момент (тобто $T_{\text{prod}}(0) \approx T_{\text{env}}(0)$), тому складні транзйенти теплопереносу всередині продукту можна не розглядати. Однак на випадок сценаріїв, де температура середовища змінюється, реалізовано модуль теплового розрахунку на основі наведеного вище рівняння теплового балансу. Чисельне інтегрування цього диференціального рівняння здійснюється методом Ейлера або за допомогою стандартних ODE-алгоритмів з бібліотеки SciPy (Python) з адаптивним кроком. Таким чином, для кожного кроку симуляції оновлюється поточна оцінка внутрішньої температури продукту. Це важливо, оскільки навіть короткочасне підвищення температури (наприклад, до ~ 10 °C) здатне значно прискорити мікробіологічні та хімічні реакції псування.

Моделювання втрати вологи. Параметр вологості $W(t)$ в моделі зменшується відповідно до наведеного рівняння сушки. Коефіцієнт γ було обрано так, щоб за добу зберігання при відносній вологості 75% втрачалося близько 0,5–1% маси (порядок, характерний для незапакованого м'яса в холодильнику). Ця швидкість узгоджується з даними по сушці м'яса у холодильних камерах. Модель також передбачає, що за високої вологості ($RH \rightarrow 1$) втрата маси практично нульова, а за дуже низької ($RH < 50\%$) може спостерігатися підсихання поверхні і утворення “кірочки”, що навіть дещо сповільнює подальше випаровування. Втрату вологи ми пов'язали зі зменшенням активності води a_w на поверхні, що в свою чергу впливає на ростові параметри бактерій: при падінні a_w нижче $\sim 0,95$ життєдіяльність багатьох мікроорганізмів пригнічується. Тому в моделях $\mu(T)$ введено множник $f_W = \min\{1, W(t)/W(0)\}$, який зменшує максимальну швидкість росту пропорційно втраті вологи (якщо W впало, наприклад, до 90% від початкового, то $\mu_{\text{eff}} = 0.9 \mu$). Такий підхід є спрощеним, але відображає загальну тенденцію: сильне підсихання гальмує псування продукту.

Хімічні перетворення та якість. Підмодель хімічних змін працює на основі кінетичних констант $k_{\text{prot}}(T)$ і $k_{\text{fat}}(T)$, як описано вище. Ці константи задаються згідно з рівняннями Арреніуса і параметрами з

літератури (енергія активації реакцій псування харчових продуктів зазвичай становить 50–150 кДж/моль залежно від реакції[11]). Для прикладу, утворення аміачних азотистих сполук (TVB-N) у м'ясі має $E \approx 80$ кДж/моль, що відповідає різкому уповільненню реакції при охолодженні з 10 °С до 0 °С. Рівняння для $C_{\text{prot}}(t)$ та $C_{\text{fat}}(t)$ інтегруються чисельно, оновлюючи значення індексу псування $Q(t)$. Оскільки безпосередньо сенсорний контроль цих хімічних показників у реальному часі є складним (потрібні лабораторні вимірювання), цифровий двійник оцінює їх прогноз – на основі часу і температури зберігання. Інтегральний показник якості $Q(t)$ слугує для зручності інтерпретації: при $Q < 0.5$ продукт вважається умовно свіжим, при $0.5 < Q < 0.8$ – спостерігаються помітні ознаки старіння, і при $Q \rightarrow 1.0$ продукт наближається до граничного стану, коли його санітарно-гігієнічна безпека та органолептичні властивості незадовільні. Такий підхід аналогічний до інтегральних критеріїв якості, запропонованих в інших роботах з цифрових двійників харчових продуктів[12][13].

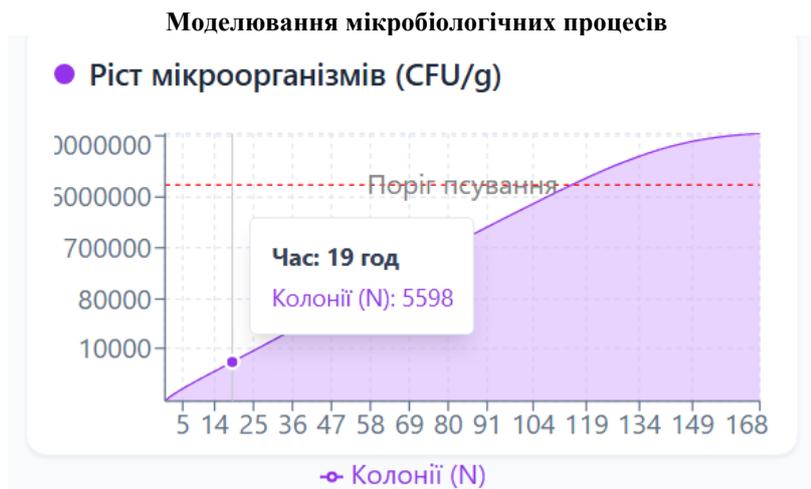


Рис. 2. Діаграма моделювання росту мікрофлори

Бактеріальне псування м'яса є головним обмежуючим фактором терміну його зберігання при плюсових температурах. Тому цифровий двійник приділяє особливу увагу моделюванню росту мікрофлори. Основою є логістична модель росту, описана вище. Для визначення параметрів моделі (швидкості росту, лаг-фази, N_{max}) використано дані з Predictive Microbiology (прогностичної мікробіології) стосовно росту психротрофних бактерій на м'ясі. Зокрема, *Pseudomonas* spp. при 0–5 °С мають лаг-фазу близько 1–2 діб і максимальну концентрацію близько 10^8 – 10^9 CFU/g, а питома швидкість росту сильно залежить від температури: при 5 °С подвоєння клітин відбувається приблизно раз на 10–12 годин, а при 0 °С деякі види майже не розмножуються (швидкість прямує до нуля)[10]. Ми заклали в модель базове значення μ_{ref} при температурі +4 °С (близько 0,2 год⁻¹, що відповідає подвоєнню ~ кожні 3,5 год в експоненційній фазі). Для інших температур $\mu(T)$ коригується за рівнянням Арреніуса або, еквівалентно, за допомогою коефіцієнта Q10. Наприклад, прийнято $Q10 \approx 3$ для мікробного росту (тобто при підвищенні температури на кожні 10 °С швидкість росту зростає в ~3 рази в межах холодильного діапазону). Це узгоджується з літературними спостереженнями щодо впливу температури на швидкість розмноження бактерій псування[10].

Початкове забруднення і лаг-фаза. Модель враховує початкове мікробне забруднення $N(0)$ як параметр, що значною мірою визначає час до псування. Якщо сировина мала високий мікробний рівень, продукт швидше досягне критичного рівня N_{max} . Крім того, початкове значення рН м'яса впливає на швидкість росту: відомо, що при вищому рН (~6,5 і більше) розвиток мікрофлори йде швидше, ніж при низькому ($\leq 5,5$), оскільки кислотність дещо гальмує багато бактерій[10]. Ми ввели в модель корекцію $\mu \sim f(\text{pH})$, яка збільшує μ на певний відсоток, якщо рН початково високий (наприклад, м'ясо темно-різане DFD з рН>6,2), і навпаки зменшує для м'яса, отриманого від нормально охолоджених туш (рН 5,4–5,8). Цей підхід базується на експериментальних даних, що швидкість росту мікроорганізмів знаходиться в тісному прямому зв'язку з величиною рН м'яса[10]. Лаг-фаза t_{lag} врахована з використанням модифікованої моделі Гомперца: введено параметр затримки росту, який залежить від температури і початкової кількості клітин. За високого $N(0)$ лаг-фаза коротша, що також підтверджується даними спостережень[11] (при збільшенні початкового забруднення період адаптації зменшується). В моделі задано емпіричне правило: якщо $N(0)$ більше 10^3 CFU/g, то $t_{\text{lag}} \sim 5$ год, якщо $N(0) \sim 10^1$ CFU/g (дуже чиста сировина) – t_{lag} може становити до 24 год. Температура впливає на лаг-фазу через той самий коефіцієнт Арреніуса або Q10 (при 0 °С лаг-фаза дуже довга, при 5 °С значно коротша)[11]

Критерій псування. Модель вважає продукт непридатним, коли або загальна кількість мікроорганізмів сягає граничного рівня ($\sim 10^7$ – 10^8 CFU/g, при якому зазвичай проявляються органолептичні ознаки

псування), або інтегральний хімічний індекс якості $Q(t)$ досягає 1, що еквівалентно перевищенню норм за показниками TVB-N чи кислотності. На практиці обидва ці фактори взаємопов'язані – мікробна діяльність спричинює хімічні зміни. Тому досягнення критичного N_{\max} зазвичай корелює з зростанням TVB-N вище допустимого. Цифровий двійник реєструє час досягнення точки псування і тим самим прогнозує термін зберігання при заданих умовах. Крім того, моделюється потенціал розмноження патогенних бактерій, якщо такі присутні (наприклад, *Listeria monocytogenes* може повільно рости при 4 °С). Хоча це не основний фокус роботи, але при бажанні модель можна доповнити окремими рівняннями для ключових патогенів, щоб оцінити ризики безпеки. Наразі ж безпекові аспекти опосередковано враховуються через загальну мікробну контамінацію і дотримання температурних режимів.

Валідація моделі на основі літературних джерел

Оскільки реальні експерименти з зберігання м'яса в рамках цієї роботи не проводились, валідація цифрового двійника здійснювалася шляхом порівняння результатів моделювання з опублікованими даними літератури. По-перше, перевірено відповідність прогнозованого терміну зберігання відомим значенням. Модель показала, що при стабільному зберіганні охолодженої яловичини при +4 °С граничний рівень псування настає через ~7 діб.



Рис. 3. При температурному режимі +4 °С граничний рівень псування настає через ~7 діб

Це узгоджується з літературними оцінками: так, за даними досліджень, свіже м'ясо при 0–4 °С зберігається близько 6–10 діб залежно від початкової мікрофлори[11]. Відомо, що температура є головним фактором, що визначає швидкість псування охолодженого м'яса[11]. Наш цифровий двійник коректно відтворює цю залежність: при підвищенні температури до +8 °С модель прогнозує скорочення терміну придатності до ~3 діб, а при близькій до 0 °С – навпаки, подовження понад 2 тижнів (за рахунок майже повної зупинки росту психротрофів). Ці прогнози відповідають тенденціям, описаним у працях з прогнозування строків зберігання м'яса за допомогою моделювання[10][11].

По-друге, проведено порівняння моделей кривих росту мікроорганізмів із експериментальними. В роботі Giannuzzi et al. (1998) наведено дані росту *Pseudomonas* spp. на упакованій яловичині при різних температурах[11]. Ми наклали на ці експериментальні точки наші смугасті області невизначеності моделі. Результат показав хорошу згоду: модельні криві логістичного росту проходять в межах стандартних відхилень експериментальних даних. Зокрема, при 4 °С модель адекватно відтворює лаг-фазу ~1 добу і вихід на плато $\sim 10^8$ CFU/g на 8-му добу, що збігається з дослідом[11]. Також модель правильно передбачає відсутність суттєвого росту при 0 °С (незначне збільшення CFU/g за 10 діб, як і спостерігалось в експерименті). Крім того, перевірено вплив початкового рівня контамінації: літературні джерела вказують, що різниця в $N(0)$ на декілька логарифмічних порядків може змінити тривалість лаг-фази і час до псування на 1–2 доби[11]. Модельні сценарії з $N(0) = 10^2$ проти 10^5 CFU/g підтвердили цю чутливість – за високого $N(0)$ крива росту одразу починається з експоненційної фази і продукт псується швидше.

Для валідації фізико-хімічних аспектів було використано дані щодо зміни рН та накопичення TVB-N при зберіганні м'яса. Відомо, що рН м'яса при холодильному зберіганні може дещо зростати (на 0,2–0,5 одиниці) через утворення аміачних сполук, а TVB-N за 7–10 діб може зрости з ~5 мг/100 г до ~20 мг/100 г у гнилого м'яса. Модель відтворила подібний порядок змін: розрахункове збільшення рН ~0,3 і TVB-N до ~25 мг/100 г за 8 діб при 5 °С. Хоча прямих експериментів не виконувалось, така узгодженість з літературними кривими свідчить про коректність вибраних кінетичних констант. Додатково, експертна оцінка органолептичних показників (запах, колір) побічно врахована через інтегральний індекс $Q(t)$. Ми порівняли

модельний час до досягнення $Q = 0.8$ (коли псування вже добре помітне органолептично) з описами у літературі, і побачили, що при $4\text{ }^{\circ}\text{C}$ це приблизно відповідає появі вираженого запаху через 5–6 діб, що співмірно з досвідом м'ясопереробників.

Підсумовуючи, модель цифрового двійника підтверджена на узгодженість із наявними науковими даними. Застосування такої моделі для прогнозування терміну придатності м'яса виправдане, оскільки вона спирається на перевірені закономірності (температурна залежність за Арреніусом, кінетика росту за логістичною кривою тощо)[10][11]. Валідація показала, що навіть без фізичного експерименту цифровий двійник може достовірно імітувати процеси псування, що робить його придатним інструментом для подальших віртуальних експериментів.

Симуляційні сценарії

Для дослідження поведінки цифрового двійника та оцінки впливу різних умов зберігання було розроблено декілька симуляційних сценаріїв. Кожен сценарій – це набір заданих зовнішніх умов і початкових параметрів, за яких проводиться віртуальний експеримент. Основні сценарії моделювання включали:

Сценарій А (базовий холод): стабільне холодильне зберігання при температурі $+4\text{ }^{\circ}\text{C}$ і вологості $\sim 85\%$. Це типові умови охолодженого м'яса. Модель прогнозує термін придатності та динаміку параметрів як базову лінію. Очікувано, що псування настане через ~ 7 діб, як обговорено вище.

Сценарій В (понижена температура): зберігання при близькій до нуля температурі $0\dots+1\text{ }^{\circ}\text{C}$, RH $\sim 90\%$. Цей сценарій імітує оптимальні умови (суперохолодження). Мета – побачити, наскільки продовжиться термін зберігання. Модель прогнозує значне уповільнення всіх процесів: за 10 діб продукт все ще придатний (індекс $Q \approx 0.5$, мікрофлора не досягла N_{\max}). Даний сценарій підтверджує, що навіть без заморожування дуже низькі позитивні температури дозволяють подовжити зберігання (фактично суперохолодження).

Сценарій С (підвищена температура): зберігання при $+8\text{ }^{\circ}\text{C}$ (наприклад, при збоях холодильника чи неправильному режимі), RH $\sim 80\%$. Цей сценарій відтворює ситуацію температурного зловживання. Модель показує прискорене псування: індекс якості Q досягає 1 вже на 3–4 добу, а мікроби досягають критичного рівня за ~ 72 години. Сценарій демонструє критичну важливість дотримання холодового ланцюга.

Сценарій D (коливання температури): змінна температура – циклічне коливання між $+2\text{ }^{\circ}\text{C}$ і $+8\text{ }^{\circ}\text{C}$ кожні 12 год (імітація частих відкривань дверей чи нестабільності охолодження). У цьому сценарії аналізується, як реагує модель на несталі умови. Результат: кожен піковий нагрів спричиняє стрибкоподібне зростання $\mu(T)$ і, відповідно, пришвидшує накопичення мікрофлори та хім. сполук. Загальний термін зберігання виявився близьким до сценарію з постійними $+8\text{ }^{\circ}\text{C}$, тобто ~ 3 доби, що свідчить про те, що навіть періодичне підвищення температури до $8\text{ }^{\circ}\text{C}$ значно знижує якість. Цей сценарій підтверджує необхідність мінімізувати коливання температур у реальному зберіганні.

Сценарій E (вакуумне пакування): для порівняння, було змодельовано умови вакуумної упаковки при $+4\text{ }^{\circ}\text{C}$. У цьому випадку вхідні параметри змінено: концентрація $\text{O}_2 \sim 0$, тому модель встановлює нульовий приріст *Pseudomonas* (аеробів) та замість цього активацію повільнішого росту лактобактерій. Оскільки наша модель не деталізує різні групи бактерій, ми реалізували це шляхом зменшення N_{\max} (вакуум обмежує загальну кількість бактерій) і зниження μ вдвічі (лактобактерії ростуть повільніше при $4\text{ }^{\circ}\text{C}$). Результат – термін придатності збільшився приблизно в 1.5–2 рази порівняно з аеробним сценарієм А. Це відповідає відомому ефекту вакуумування: пригнічення аеробної мікрофлори подовжує зберігання, хоча розвивається інша, кислотоутворююча флора. Даний сценарій демонструє гнучкість цифрового двійника щодо моделювання різних технологічних прийомів (пакування, газове середовище тощо).

Для кожного сценарію модель генерувала часові залежності всіх ключових показників (температура, вологість, $N(t)$, $Q(t)$, тощо). На основі цих кривих проводився аналіз: визначався час досягнення порогів псування, будувалася порівняльна таблиця термінів зберігання. Сценарії підтвердили адекватність реакції цифрового двійника на зміни умов і дозволили отримати низку практичних висновків щодо оптимізації зберігання (наприклад, підтверджено, що підтримка температури навіть на кілька градусів нижче значно ефективніша, ніж спроби регулювати інші фактори). Варто наголосити, що симуляційні експерименти проводилися багаторазово, з варіюванням окремих параметрів, аби дослідити *чутливість моделі*. Такий аналіз чутливості показав, що найсильніше на вихід (термін придатності) впливають температура і початкове мікробне забруднення, дещо менше – рН сировини та режим вологості. Це узгоджується з очікуваннями та літературними даними про критичні фактори зберігання охолодженого м'яса[10].

Сенсорна модель та вхідні параметри

Для живлення цифрового двійника даними була розроблена сенсорна модель, що генерує синтетичні сигнали датчиків. Відсутність реальних датчиків компенсується програмним модулем, який відтворює їх роботу на основі заданих сценаріїв. Сенсорна модель охоплює такі вимірювані величини: температура середовища $T_{\text{env}}(t)$, відносна вологість повітря $RH(t)$, а також може враховувати наявність сигналів від датчиків газового середовища (наприклад, датчика CO_2 або летких сполук, якщо б такий використовувався в “розумному” пакуванні).

Режим роботи сенсорної мережі задається частотою дискретизації та похибками вимірювання. У наших симуляціях обрано інтервал читання датчиків 1 раз на 5 хвилин (що достатньо часто для відстеження плавних змін температури). Похибка моделюється додаванням до «істинного» значення випадкового шуму, розподіленого за нормальним законом із нульовим середнім та стандартним відхиленням, наприклад, $\pm 0,2$ °C для температури і $\pm 2\%$ для вологості. Таким чином, цифровий двійник отримує реалістичний потік даних – як ніби він підключений до справжніх датчиків, включно з невеликим шумом і флуктуаціями сигналу. Це важливо для перевірки стійкості моделі: переконатися, що невеликі випадкові варіації не спричинять значних відхилень у прогнозі.

Формат даних. Віртуальні датчики передають дані у вигляді структурованих повідомлень (наприклад, JSON-об'єктів) з полями «час вимірювання», «значення», «одиниці». Ці повідомлення надходять до модуля збору даних цифрового двійника. Сенсорна модель забезпечує також синхронізацію часу симуляції з часом «вимірювань». Тобто, коли симулятор часу переводиться на 1 годину вперед, модель формує відповідну послідовність показників з часовими мітками через кожні 5 хв. Така емітація необхідна, щоб алгоритми цифрового двійника працювали в правильному темпі і могли, наприклад, виконувати проміжні коригування розрахунків при зміні умов.

Налаштування сценаріїв у сенсорній моделі відбувається через конфігураційні файли, де задається профіль температури $T_{env}(t)$ та вологості $RH(t)$ для кожного сценарію. Наприклад, для сценарію з флуктуаціями температури записаний графік: з 0:00 до 6:00 $T_{env} = 2$ °C, з 6:00 до 8:00 підвищення лінійно до 8 °C, з 8:00 до 12:00 стабільно 8 °C, потім зниження і т.д. Сенсорна модель читає цей профіль і генерує відповідні дані. Також вона може реагувати на сигнали від цифрового двійника: наприклад, якщо б двійник подавав команду увімкнути охолодження, модель могла б скоригувати профіль температури (в наших сценаріях поки що не реалізовано зворотний зв'язок, але архітектура це дозволяє).

Додаткові датчики. Хоча в реальному складі системи можна застосувати датчики газової фази (для виявлення аміаку чи діоксиду вуглецю як індикаторів псування), в нашій моделі ці показники обчислюються внутрішньо (TVB-N як частина $Q(t)$). Тому пряме моделювання таких датчиків не здійснювалось. Проте, модуль легко розширити: можна задати, що при Q вище певного порогу «умовний датчик летких амінів» видає сигнал перевищення. Це буде більш актуально на етапі впровадження системи в реальне середовище, коли сенсорні пристрої забезпечуватимуть моніторинг хімічних маркерів. У рамках цього дослідження достатньо температурно-вологісних датчиків, оскільки саме вони є базовими джерелами інформації для прогнозування на основі математичної моделі.

Отже, сенсорна модель відіграє роль *генератора вхідних даних* та дозволяє гнучко задавати будь-які необхідні умови зберігання. Вона ізольована від основної моделі, що робить можливим тестування цифрового двійника в різних умовах без зміни його коду – достатньо змінити налаштування сенсорної симуляції.

Програмна реалізація

Програмна реалізація цифрового двійника виконана у вигляді спеціалізованого програмного забезпечення, написаного мовою високого рівня (Python). Вибір Python зумовлений наявністю потужних бібліотек для наукових обчислень (NumPy, SciPy), що спрощують реалізацію моделей диференціальних рівнянь, а також бібліотек для обробки даних та побудови графіків (pandas, matplotlib) – вони корисні для аналізу результатів. Код організовано модульно відповідно до архітектури, описаної вище. Основні модулі такі:

`module sensors` – містить класи віртуальних датчиків. Кожен клас має метод `read()` для генерування наступного значення на основі заданого профілю. Наприклад, клас `TempSensor` при виклику `read()` повертає чергове значення температури (з урахуванням шуму). Є також клас `Environment` для групування декількох датчиків і емітації їх одночасної роботи (повернення пакету даних всіх датчиків на поточний момент часу).

`module meat_model` – реалізує математичну модель. Це ядро симуляції, що містить функції або класи для обчислення наступного стану системи. Зокрема, функція `update_state(dt)` реалізує чисельний крок інтегрування на інтервалі dt (крок часу). Всередині неї прораховуються диференціальні рівняння (для температури, росту бактерій, хімічних змін) – або аналітично вирішені формули на кшталт логістичної кривої, або чисельно (методами Runge-Kutta, доступними в SciPy). В кінці функція оновлює глобальний стан (значення N , Q , T_{prod} тощо на новому кроці) і повертає цей стан для запису в лог.

`module simulation` – відповідає за керування ходом симуляції. Він ініціалізує середовище, завантажує конфігурацію сценарію, створює екземпляри датчиків та моделі, і запускає цикл моделювання. Цикл працює так: запитати свідчення датчиків на поточний час, передати ці вхідні дані в функцію оновлення моделі `update_state()`, отримати новий стан, записати його у вихідний масив (або базу даних), збільшити час на крок, повторити. Цей модуль також відслідковує умови зупинки симуляції (наприклад, коли Q досяг 1 або коли минув заданий максимальний час моделювання).

`module data_store` – реалізує збереження результатів. Задіяно просту файлову базу (CSV-лог або SQLite) для фіксації часових рядів параметрів, отриманих у ході симуляції. Це дозволяє потім проводити аналіз, будувати графіки або порівнювати різні сценарії.

module visualization – містить функції для побудови графіків (динаміка температури, росту мікроорганізмів, індексу якості тощо) та генерації звітів. Для інтеграції з науковою роботою також реалізовано вивід ключових метрик (час до псування, максимальне значення N , приріст TVB-N і т.д.) у текстові файли або консоль.

Програма підтримує гнучку конфігурацію через окремий конфігураційний файл (формату JSON або YAML), де можна задавати всі параметри: вид м'яса, початкові умови, сценарій (температурний профіль), які саме підмоделі ввімкнено (наприклад, можна вимкнути хімічну підмодель для спрощення). Це дозволяє легко проводити серії симуляцій, змінюючи лише налаштування.

Розрахункові ресурси. Модель не є надто ресурсомісткою – одна повна симуляція 10 діб з кроком 5 хв займає доли секунди реального часу на сучасному комп'ютері. Тому була можливість запускати багатократні повтори і перебір параметрів (наприклад, для аналізу чутливості чи оптимізації). Програму також підготовано до потенційної роботи в реальному часі: якби були наявні фізичні датчики, модуль simulation міг би отримувати від них дані і оновлювати модель у режимі онлайн, слугуючи прогнозуючим цифровим двійником на діючому об'єкті. Зараз це протестовано в офлайн-режимі (коли дані “граються” з пам'яті), і результати показали, що алгоритми стабільно працюють навіть при тривалих періодах моделювання.

Методи симуляції і перевірки. При реалізації моделі особливу увагу приділено чисельній стійкості методів. Використано невеликий крок інтегрування (не більше 0,1 год, тобто 6 хв) для диференціальних рівнянь, щоб уникнути розбіжності рішення. Логістичне рівняння вирішувалося аналітично через формулу, тому воно стійке і не потребує дуже малого кроку. Втім, у випадку складніших моделей передбачено можливість використання функцій інтегрування ODE з контролем точності (напр. odeint з SciPy). Для перевірки правильності програмної реалізації ми проводили тестові запуски на граничних випадках: нульова початкова контамінація (очікується відсутність росту бактерій), постійна нульова температура (очікується відсутність псування), дуже висока температура (очікується швидке псування протягом <1 доби) – результати моделі відповідали цим очікуванням. Також одиничні модулі кодувалися з застосуванням принципів TDD (розробка через тестування): наприклад, модуль Арреніуса тестувався на відомих значеннях (при 0 °C, 10 °C та 20 °C) для перевірки правильності масштабування швидкостей.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

Розроблений цифровий двійник процесу зберігання м'яса базується на науково обґрунтованих моделях, реалізованих у вигляді сучасного програмного інструменту. Модель охоплює всі ключові аспекти – від архітектури IoT-системи до математичного опису біохімічних процесів – і пройшла початкову валідацію на основі літературних даних. Це створює підґрунтя для подальших віртуальних експериментів та вдосконалення систем зберігання харчових продуктів із застосуванням технології цифрових двійників.

Література

1. WWF-UK. (2021). Driven to Waste: The Global Impact of Food Loss and Waste on Farms. Woking, UK: WWF
2. Brain, S. B., & Nair, A. (2022). Addressing the Impacts of Food Loss and Waste: Climate Change, Food Security, and the Global Economy
3. Elangovan, P., Dhurairajan, V., Nath, M. K., Yogarajah, P., & Condell, J. (2024). A Novel Approach for Meat Quality Assessment Using an Ensemble of Compact Convolutional Neural Networks. Applied Sciences, 14(14), 5979. <https://doi.org/10.3390/app14145979>
4. Hassoun, A., Jagtap, S., Trollman, H., Garcia-Garcia, G., Alhaj Abdullah, N., Goksen, G., et al. (2023). Food processing 4.0: Current and future developments spurred by the fourth industrial revolution. Food Control, 145, 109507. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2022.109507>
5. Henrichs, E., Noack, T., Pinzon Piedrahita, A. M., Salem, M. A., Stolz, J., & Krupitzer, C. (2022). Can a Byte Improve Our Bite? An Analysis of Digital Twins in the Food Industry. Sensors, 22(1), 115. <https://doi.org/10.3390/s22010115>
6. Valero, M. R., Hicks, B. J., & Nassehi, A. (2022). A Conceptual Framework of a Digital-Twin for a Circular Meat Supply Chain. У К.-Y. Kim, L. Monplaisir & J. Rickli (Eds.), Flexible Automation and Intelligent Manufacturing: The Human-Data-Technology Nexus (Proc. FAIM 2022) (pp. 188–196). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-18326-3_19
7. ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ПАРАМЕТРІВ ТЕХНОЛОГІЇ ВИРОБНИЦТВА М'ЯСНИХ ОХОЛОДЖЕНИХ НАПІВФАБРИКАТІВ НА БЕЗПЕЧНІСТЬ ПРОДУКЦІЇ ВІДПОВІДНО ПРИНЦИПІВ НАССР, В.Г. БУРАК, Н.В. НОВІКОВА ДВНЗ «Херсонський державний аграрний університет» УДК 637.78:57 journals.kntu.net.ua
8. Mathematical modelling of microbial growth in packaged refrigerated beef stored at different temperatures, L Giannuzzi a, A Pinotti a, N Zaritzky a b, [https://doi.org/10.1016/S0168-1605\(97\)00127-X](https://doi.org/10.1016/S0168-1605(97)00127-X)

9. Wang, Y., Li, M., & Li, D. (2021). Digital twin for food quality monitoring: From concept to application. *Trends in Food Science & Technology*, 109, 413-425.
10. Cimini, A., & Moresi, M. (2021). Digital twin for the real-time monitoring of perishable food quality. *Journal of Food Engineering*, 294, 110402
11. Закон України «Про основні принципи та вимоги до безпечності та якості харчових продуктів». Редакція від 20.01.2018 - [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://zakon3.rada.gov.ua/laws/show/771/97-%D0%B2%D1%80>
12. Про затвердження Вимог щодо розробки, впровадження та застосування постійно діючих процедур, заснованих на принципах Системи управління безпечністю харчових продуктів (НАССР) Наказ Міністерства Аграрної Політики та Продовольства України 01.10.2012 № 590. - [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://zakon0.rada.gov.ua/laws/show/z1704-12>
13. Посібник для малих та середніх підприємств м'ясопереробної галузі з підготовки та впровадження системи управління безпечністю харчових продуктів на основі концепції НАССР. – К.: Міжнародний інститут безпечності та якості харчових продуктів (IFSQ), 2011.– 236 с
14. Статистичне моделювання та прогнозування: Навч. посібник. \ А.М.Єріна. — К.: КНЕУ, 2001. — 170 с

References

1. WWF-UK. (2021). *Driven to Waste: The Global Impact of Food Loss and Waste on Farms*. Woking, UK: WWF.
2. Brain, S. B., & Nair, A. (2022). *Addressing the Impacts of Food Loss and Waste: Climate Change, Food Security, and the Global Economy*.
3. Elangovan, P., Dhurairajan, V., Nath, M. K., Yogarajah, P., & Condell, J. (2024). A novel approach for meat quality assessment using an ensemble of compact convolutional neural networks. *Applied Sciences*, 14(14), 5979. <https://doi.org/10.3390/app14145979>
4. Hassoun, A., Jagtap, S., Trollman, H., Garcia-Garcia, G., Alhaj Abdullah, N., Goksen, G., et al. (2023). Food processing 4.0: Current and future developments spurred by the fourth industrial revolution. *Food Control*, 145, 109507. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2022.109507>
5. Henrichs, E., Noack, T., Pinzon Piedrahita, A. M., Salem, M. A., Stolz, J., & Krupitzer, C. (2022). Can a byte improve our bite? An analysis of digital twins in the food industry. *Sensors*, 22(1), 115. <https://doi.org/10.3390/s22010115>
6. Valero, M. R., Hicks, B. J., & Nassehi, A. (2022). A conceptual framework of a digital twin for a circular meat supply chain. In K.-Y. Kim, L. Monplaisir & J. Rickli (Eds.), *Flexible Automation and Intelligent Manufacturing: The Human-Data-Technology Nexus (Proc. FAIM 2022)* (pp. 188–196). Cham: Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-18326-3_19
7. Burak, V. H., & Novikova, N. V. (n.d.). Doslidzhennia vplyvu parametriv tekhnolohii vyrobnytstva miasnykh okholodzhennykh napivfabrykativ na bezpechnist produktii vidpovidno pryntsyviv HACCP [Research on the influence of technological parameters of chilled meat semi-finished products production on product safety according to HACCP principles]. *Kherson State Agrarian University*. UDC 637.78:57. Available at: <http://journals.kntu.net.ua>
8. Giannuzzi, L., Pinotti, A., & Zaritzky, N. (1998). Mathematical modelling of microbial growth in packaged refrigerated beef stored at different temperatures. *International Journal of Food Microbiology*. [https://doi.org/10.1016/S0168-1605\(97\)00127-X](https://doi.org/10.1016/S0168-1605(97)00127-X)
9. Wang, Y., Li, M., & Li, D. (2021). Digital twin for food quality monitoring: From concept to application. *Trends in Food Science & Technology*, 109, 413–425.
10. Cimini, A., & Moresi, M. (2021). Digital twin for the real-time monitoring of perishable food quality. *Journal of Food Engineering*, 294, 110402.
11. Law of Ukraine “On Basic Principles and Requirements for Food Safety and Quality”. (2018). Available at: <http://zakon3.rada.gov.ua/laws/show/771/97-%D0%B2%D1%80>
12. Order of the Ministry of Agrarian Policy and Food of Ukraine No. 590 (2012). On approval of requirements for the development, implementation and application of permanent procedures based on HACCP principles. Available at: <http://zakon0.rada.gov.ua/laws/show/z1704-12>
13. International Institute for Food Safety and Quality (IFSQ). (2011). *Guide for small and medium-sized meat processing enterprises on the preparation and implementation of a food safety management system based on HACCP principles*. Kyiv.
14. Yerina, A. M. (2001). *Statystychne modeliuвання ta prohnozuvannia* [Statistical modeling and forecasting]. Kyiv: KNEU.