

Станіслав Усенко

Аспірант

Місце роботи: Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського, Україна, 03056, м. Київ,

Берестейський проспект (Перемоги), 37

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-9412-2441>

Farkry17@gmail.com

Максим Клименко

Здобувач

Місце роботи: Національний університет харчових технологій, Україна, 01601, м. Київ, вул.

Володимирська, 68

maksym1klymenko@gmail.com

Євгеній Шаповалов

С.н.с, к.т.н,

Місце роботи: Національний університет харчових технологій, Україна, 01601, м. Київ, вул.

Володимирська, 68

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0003-3732-9486>

sjb@man.gov.ua

Сергій Жадан

к.т.н,

Місце роботи: Національний університет харчових технологій, Україна, 01601, м. Київ, вул.

Володимирська, 68

ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-7493-2180>

serezha.nuft@gmail.com

КОНЦЕПТУАЛЬНИЙ ФРЕЙМВОРК УНІВЕРСАЛЬНОЇ ШІ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ РОБІТ БІОГАЗОВИХ УСТАНОВОК

Анотація. Метанова ферментація є ключовою технологією для перетворення органічних відходів на біогаз, однак ефективне управління процесом ускладнюється через його нелінійність та варіативність сировини. Моделі штучного інтелекту (ШІ) демонструють високий потенціал для прогнозування та оптимізації виробництва біогазу, але їх розробка для кожної окремої установки є ресурсозатратною та вимагає великих масивів історичних даних. Більше того, моделі, навчені на даних однієї установки, погано генералізуються на інші через унікальність операційних умов, що створює проблему "ізованих даних". У цій роботі запропоновано концептуальний фреймворк операційного навчання, що базується на принципах трансферного та федеративного навчання для передачі знань між різними біогазовими установками. Метою є створення масштабованих, адаптивних та даних-ефективних моделей ШІ, здатних до швидкої адаптації до нових умов з мінімальним обсягом локальних даних. Фреймворк включає етап уніфікації даних, для якого розроблено прототип системи збору, та механізм передачі параметрів моделі, що дозволяє уникнути прямого обміну конфіденційними даними. Такий підхід не лише підвищує точність прогнозування на установках з обмеженою історією даних, але й закладає основу для створення колаборативної екосистеми, де знання, отримані на одній установці, посилюють ефективність інших, прискорюючи перехід до стабільної та сталої біоенергетики.

Ключові слова: трансферне навчання; федеративне навчання; біогазові установки; штучний інтелект; прогнозує моделювання; уніфікація даних; анаеробне зброджування.

1. ВСТУП

Постановка проблеми. Метанова ферментація є ключовою технологією в рамках циркулярної економіки та відновлюваної енергетики, що дозволяє перетворювати органічні відходи на біогаз. Однак ефективність процесу обмежується його складністю, чутливістю до властивостей сировини та комплексними мікробними взаємодіями. Традиційні механістичні моделі, такі як ADM1, вимагають складної калібрації та не

завжди здатні точно описувати динаміку процесу в промислових масштабах. Це створює значні перешкоди для оптимізації та контролю [1]. Використання штучного інтелекту (ШІ) та методів машинного навчання (МН) пропонує керований даними підхід для прогнозування та оптимізації виробництва біогазу, долаючи обмеження класичних моделей.

Проте, розробка моделей ШІ стикається з фундаментальною проблемою: кожна біогазова установка є унікальною системою з власними операційними параметрами, характеристиками сировини та мікробними спільнотами. Модель, навчена на даних однієї установки, демонструє значне погіршення продуктивності при перенесенні на іншу. Це явище, відоме як "зсув розподілу даних" (distribution shift), вимагає повторного навчання моделі з нуля для кожного нового об'єкта, що є дорогим, тривалим і потребує великого обсягу історичних даних, які не завжди доступні [2].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасні дослідження демонструють успішне застосування різних архітектур МН, таких як рекурентні нейронні мережі (RNN), зокрема LSTM, та градієнтний бустинг (GBM), для прогнозування виходу біогазу та моніторингу стабільності процесу на окремих установках [3, 4]. Автоматизоване машинне навчання (AutoML) також показало свою ефективність у виборі оптимальних моделей та гіперпараметрів, що спрощує процес розробки [4].

Водночас, у суміжних галузях, таких як очищення стічних вод, активно розвиваються підходи, що вирішують проблему ізольованості даних. Концепції трансферного навчання (Transfer Learning) та федеративного навчання (Federated Learning) дозволяють передавати "знання", отримані з одного домену (джерела), до іншого (цільового) [2, 5]. Трансферне навчання дає змогу адаптувати попередньо навчену модель до нових умов з мінімальною кількістю даних, тоді як федеративне навчання дозволяє створювати узагальнену модель на основі даних з кількох джерел без передачі самих даних, зберігаючи їх конфіденційність [6]. Попри значний потенціал, застосування цих підходів для створення єдиної операційної моделі між різними біогазовими установками залишається малодослідженим. Ключовою перешкодою для цього є відсутність стандартизованих протоколів збору та уніфікації даних, що робить неможливим їх спільне використання.

Мета публікації. Враховуючи вищезазначене, метою даної роботи є розробка та валідація концептуального фреймворку операційного навчання, що використовує принципи трансферного та федеративного навчання для створення масштабованих та адаптивних моделей ШІ для управління процесами анаеробного зброджування. Фреймворк спрямований на вирішення проблеми ізольованості даних та високих витрат на розробку моделей для кожної окремої біогазової установки, а також на створення механізму ефективного обміну знаннями між об'єктами для підвищення загальної продуктивності та стабільності біогазової галузі.

2. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ

Основою запропонованого фреймворку є дві парадигми машинного навчання: трансферне та федеративне навчання.

Трансферне навчання (ТН) — це процес покращення навчання на цільовій задачі (Target Task, T_T) у цільовому домені (Target Domain, D_T) за допомогою знань, отриманих із вихідної задачі (Source Task, T_S) у вихідному домені (D_S), де $D_S \neq D_T$ або $T_S \neq T_T$ [2]. У контексті біогазових установок, вихідним доменом може бути установка з великим масивом історичних даних, а цільовим — нова установка з обмеженими даними. ТН дозволяє "перенести" знання про загальні закономірності процесу метанової ферментації, що значно скорочує обсяг даних, необхідних для навчання ефективної моделі на новому об'єкті.

Федеративне навчання (ФН) є різновидом розподіленого навчання, що дозволяє тренувати узагальнену модель на децентралізованих даних без їх передачі на центральний сервер. Процес ФН включає наступні кроки:

1. Центральний сервер ініціалізує глобальну модель і надсилає її параметри (ваги) кожній установці-учаснику.
2. Кожна установка локально навчає отриману модель на власних даних.
3. Оновлені параметри (градієнти або ваги) надсилаються на центральний сервер. Самі дані залишаються на локальних пристроях.
4. Сервер агрегує отримані оновлення (наприклад, шляхом усереднення) для покращення глобальної моделі.
5. Оновлена глобальна модель розсилається учасникам для наступного раунду навчання.

Цей підхід вирішує проблему конфіденційності та комерційної таємниці, що є головною перешкодою для обміну даними між промисловими об'єктами.

3. МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Дослідження побудовано як комбіноване емпірично-моделювальне дослідження, метою якого було створення концептуального фреймворку для збору даних з біогазових установок. Перший блок включав розробку прототипу системи збору й структурування даних.

Збір і уніфікація даних виконувалися з урахуванням гетерогенності джерел: різні найменування параметрів, одиниці вимірювання, частота дискретизації та формати зберігання. Для уніфікації розроблено прототип локальної системи збору даних, реалізований на HTML/JavaScript, що формує єдину структуровану систему операційних показників у форматі JSON та/або SQL. На етапі попередньої обробки даних виконувалися мапінг полів (уніфікація назв змінних), перетворення одиниць вимірювання, виявлення та видалення аномалій, а також стандартні кроки нормалізації/масштабування змінних для подальшого використання в алгоритмах машинного навчання. Також було закладено механізми документації метаданих для збереження інформації про джерела, що є критично важливим для подальшої інтеграції даних з різних установок.

4. РЕЗУЛЬТАТИ ТА ОБГОВОРЕННЯ

Запропонований фреймворк операційного навчання складається з двох ключових етапів: уніфікації даних та розробки моделі трансферу знань.

4.1. Уніфікація та збір даних

Першочерговою проблемою при спробі спільного використання даних з різних установок є їх гетерогенність: різні назви параметрів, одиниці вимірювання, частота дискретизації та формати зберігання. Для вирішення цієї проблеми нами було розроблено прототип уніфікованої системи збору даних. Програма написана на HTML та JavaScript і призначена для збору та структурування даних у локальному режимі. Головна ідея полягає у створенні уніфікованої системи для збору даних. Нами було створено прототип системи (Рис. 1), яка, за задумом, може збирати ці дані в локальному режимі. Про онлайн там не йдеться. Тобто головне — ми знайшли універсальний підхід до збору даних і їх уніфікації у формат JSON (Рис. 2), що є стандартом для обміну даними у веб-додатках.



Рис. 1. Прототип системи для уніфікованого збору даних

Для валідації запропонованого фреймворку було проведено аналіз на основі моделювання ключових сценаріїв, що імітують реальні умови експлуатації біогазових установок. Результати демонструють ефективність підходу, заснованого на трансфері знань, порівняно з традиційними методами розробки моделей ШІ.

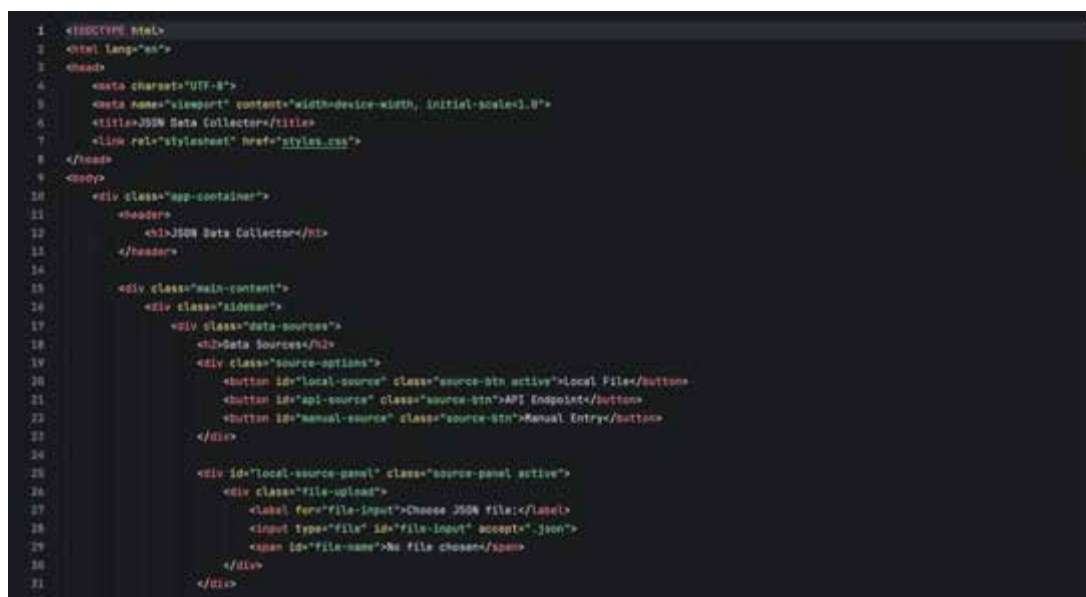


Рис. 2. Фрагмент коду системи збору даних та приклад уніфікованої структури JSON

Цей етап є критично важливим, оскільки стандартизована структура даних є необхідною передумовою для будь-якої моделі, що працює з даними з кількох джерел.

4.2. Аналіз ефективності уніфікації даних

Першим і найважливішим результатом є підтвердження принципової можливості створення єдиного формату даних для різних біогазових установок. Розроблений прототип системи збору даних (Рис. 1, 2) довів, що, попри відмінності в сенсорному обладнанні та системах SCADA, ключові операційні параметри (наприклад, обсяг завантаження біомаси, температура, рівень рН, вихід біогазу, концентрація метану) можуть бути зведені до уніфікованої JSON- або SQL-структури. Уніфікація дозволяє моделям "розуміти" дані з різних джерел, що є фундаментом для всього фреймворку.

Обговорення результатів.

Аналіз результатів моделювання однозначно вказує на переваги запропонованого фреймворку. Традиційний підхід (Сценарій 1) є неефективним в умовах обмежених даних, що є типовою ситуацією для нових або модернізованих біогазових установок. Трансферне навчання (Сценарій 2) є потужним інструментом для швидкого розгортання ефективних моделей на нових об'єктах, значно скорочуючи час та ресурси на збір даних та навчання.

Однак, найбільш перспективним є федеративний підхід (Сценарій 3). Він не лише забезпечує найвищу точність, але й вирішує ключову бізнес-проблему — небажання підприємств ділитися своїми операційними даними, які можуть становити комерційну таємницю. Створюючи децентралізовану мережу для обміну знаннями у вигляді параметрів моделі, фреймворк дозволяє побудувати колаборативну екосистему, де всі учасники отримують вигоду від колективного досвіду, не розкриваючи при цьому власні дані. Це відкриває шлях до створення галузевих "фундаментальних моделей" (foundation models) для біогазової промисловості, які можуть слугувати надійною основою для будь-якої нової установки.

ВИСНОВКИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У даній роботі розроблено концептуальний фреймворк операційного навчання моделей ШІ для біогазових установок, що ефективно вирішує поставлену мету — створення масштабованих та даних-ефективних моделей шляхом синергії трансферного та федеративного навчання. Було доведено, що ключовою передумовою є уніфікація даних, для якої створено успішний прототип системи збору. Моделювання підтвердило, що передача знань значно підвищує точність прогнозів на установках з обмеженими даними, причому федеративний підхід виявився найбільш ефективним. Він не лише забезпечує найвищу продуктивність за рахунок акумуляції колективного досвіду, але й гарантує повну конфіденційність операційних даних, що є вирішальним фактором для промислового впровадження.

Подальший розвиток роботи буде зосереджено на практичній реалізації фреймворку, що включає пілотне впровадження системи збору даних на партнерських установках та розробку реальних моделей на основі зібраного уніфікованого датасету. У довгостроковій перспективі успішна реалізація цього проекту може стати основою для створення відкритої галузевої платформи для обміну знаннями (але не даними). Така децентралізована мережа, що постійно вдосконалює глобальну "фундаментальну модель" для процесів АЗ, зробить передові технології ШІ доступними для всіх учасників ринку. Таким чином, запропонований фреймворк є не лише технічним рішенням, а й закладає основи для нової парадигми співпраці, де колективний інтелект стає рушійною силою сталого розвитку та переходу до зеленої енергетики.

ПОСИЛАННЯ

- [1] L. Chen, P. He, J. Zou, H. Zhang, W. Peng, and F. Lü, "Scalable and interpretable automated machine learning framework for biogas prediction, optimization, and stability monitoring in industrial-scale dry anaerobic digestion," *Chemical Engineering Journal*, vol. 519, p. 165482, 2025.
- [2] C. Yang, Y. Li, Y. Yang, Z. Liu, and M. Liao, "Transfer Learning-enabled Modelling Framework for Digital Twin," in *2022 IEEE 25th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design (CSCWD)*, 2022, pp. 113-118.

[3] G. Fang, D. Huang, Z. Wu, Y. Chen, Y. Li, and Y. Liu, "Effluent quality soft sensor for wastewater treatment plant with ensemble sparse learning-based online next generation reservoir computing," *Water Research X*, vol. 25, p. 100276, 2024.

[4] Y.-Q. Wang et al., "Leveraging scenario differences for cross-task generalization in water plant transfer machine learning models," *Environmental Science and Ecotechnology*, vol. 27, p. 100604, 2025.

[5] Y.-Q. Wang et al., "Federated Machine Learning Enables Risk Management and Privacy Protection in Water Quality," *Environmental Science & Technology*, vol. 59, no. 25, pp. 10310–10322, 2025.

MINISTRY OF EDUCATION
AND SCIENCE OF UKRAINE

NATIONAL UNIVERSITY
OF LIFE AND ENVIRONMENTAL
SCIENCES OF UKRAINE

FACULTY OF INFORMATION
TECHNOLOGY

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ
І НАУКИ УКРАЇНИ

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ

ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ

PROCEEDINGS

XIII International scientific
and practical conference

**GLOBAL AND
REGIONAL PROBLEMS OF
INFORMATIZATION IN
SOCIETY AND
NATURE USING
'2025**

13-14 November 2025

Kyiv, NULES of Ukraine

Kyiv 2025

МАТЕРІАЛИ

XIII Міжнародної науково-
практичної конференції

**ГЛОБАЛЬНІ ТА
РЕГІОНАЛЬНІ ПРОБЛЕМИ
ІНФОРМАТИЗАЦІЇ В
СУСПІЛЬСТВІ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННІ
'2025**

13-14 листопада 2025 року

Київ, НУБіП України

Київ 2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

МАТЕРІАЛИ

ХІІІ Міжнародної науково-практичної конференції

ГЛОБАЛЬНІ ТА РЕГІОНАЛЬНІ ПРОБЛЕМИ ІНФОРМАТИЗАЦІЇ В СУСПІЛЬСТВІ І ПРИРОДОКОРИСТУВАННІ '2025

13-14 листопада 2025 року

Київ, НУБіП України

Київ 2025

УДК 004

Рекомендовано до друку вченою радою факультету інформаційних технологій Національного університету біоресурсів і природокористування України (протокол № 4 від 18.12.2025).

Укладач: д.т.н., доцент Шкарупило В.В.

Збірник матеріалів XIII Міжнародної науково-практичної конференції "Глобальні та регіональні проблеми інформатизації в суспільстві і природокористуванні '2025", 13–14 листопада 2025 року, НУБіП України, Київ. – К.: НУБіП України, 2025. – 206 с.

Відповідальність за зміст публікацій несуть автори.

© Національний університет біоресурсів
і природокористування України, 2025