

УДК 004.415.2  
DOI <https://doi.org/10.32689/maup.it.2025.4.30>

**Ірина ЧУБ**

кандидат технічних наук, старший викладач кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій,  
Державний біотехнологічний університет, [chub.irina.nik@gmail.com](mailto:chub.irina.nik@gmail.com)  
ORCID: 0000-0002-5546-3286

**Катерина ДЕМЧЕНКО**

кандидат технічних наук,  
доцент кафедри автоматизації та комп'ютерно-інтегрованих технологій,  
Державний біотехнологічний університет, [yayaska31@gmail.com](mailto:yayaska31@gmail.com)  
ORCID: 0000-0002-3168-5351

**Сергій ТИМЧУК**

доктор технічних наук, професор кафедри інформаційних технологій,  
Сумський державний університет, [s.tymchuk@itp.sumdu.edu.ua](mailto:s.tymchuk@itp.sumdu.edu.ua)  
ORCID: 0000-0002-8600-4234

**АВТОМАТИЗОВАНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ БІОЕСТИМАТОРІВ АКТИВНОГО МУЛУ  
НА ОСНОВІ МЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ YOLOV8**

**Анотація.** У статті представлено результати дослідження, спрямованого на розробку та навчання нейронної мережі глибокого навчання YOLOv8 для автоматизованого розпізнавання біоестиматорів на мікроскопічних зображеннях активного мулу.

**Мета роботи.** Метою дослідження є розробка та апробація моделі автоматичного розпізнавання біоестиматорів активного мулу для підвищення ефективності моніторингу стану біологічного очищення стічних вод у режимі реального часу. Основним завданням є створення інтелектуального інструменту, здатного ідентифікувати морфологічні об'єкти (біоестиматори) на зображеннях активного мулу, що дозволяє оперативно оцінювати якість біопроцесів та адаптивно керувати технологічними параметрами очищення.

**Методологія.** У роботі використано сучасну архітектуру YOLOv8, яка поєднує високу швидкість, точність і здатність до навчання на відносно малих вибірках даних. Навчання моделі здійснювалося на маркованих зразках мікроскопічних зображень, що містили два типи біоестиматорів активного мулу. Проведено аналіз узгодженості результатів навчання з валідаційними даними та оцінку стабільності роботи моделі за різних умов освітлення та контрасту.

**Наукова новизна.** Уперше продемонстровано можливість застосування архітектури YOLOv8 для задачі автоматичного розпізнавання біоестиматорів активного мулу. Модель показала здатність до коректного виявлення більшості біоестиматорів та стабільну роботу навіть за складніших умов обробки зображень. Підхід відкриває перспективи для створення інтелектуальних систем моніторингу біологічних процесів очищення, здатних до самоадаптації та прийняття рішень у реальному часі.

**Висновки.** Проведене дослідження підтвердило ефективність використання моделі YOLOv8 для ідентифікації біоестиматорів активного мулу. Отримані результати свідчать про задовільну точність роботи моделі на етапі демонстраційного навчання, а подальше розширення навчальної вибірки дозволить підвищити точність і надійність системи для промислового застосування. Запропонований підхід може стати основою для створення автоматизованих систем моніторингу стану активного мулу та управління біологічним очищенням стічних вод.

**Ключові слова:** розпізнавання об'єктів, автоматичний аналіз зображень, глибоке навчання, нейромережа, YOLOv8, біоестиматори.

**Iryna CHUB, Kateryna DEMCHENKO, Serhiy TYMCHUK. AUTOMATED IDENTIFICATION OF ACTIVATED SLUDGE BIOINDICATORS BASED ON THE YOLOV8 NETWORK MODEL**

**Abstract.** The paper presents the results of a study focused on the development and training of a YOLOv8 deep learning neural network for the automated recognition of bioindicators in microscopic images of activated sludge.

**The aim** of the research is to develop and test a model for automatic recognition of activated sludge bioindicators to improve the efficiency of real-time monitoring of the biological wastewater treatment process. The main task is to create an intelligent tool capable of identifying morphological objects (bioindicators) in activated sludge images, enabling rapid assessment of bioprocess performance and adaptive control of treatment parameters.

**Methodology.** The study employs the modern YOLOv8 architecture, which combines high processing speed, accuracy, and the ability to train on relatively small datasets. The model was trained on labeled samples of microscopic images containing

© І. Чуб, К. Демченко, С. Тимчук, 2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0

two types of activated sludge bioindicators. The training results were validated using a separate dataset, and the model's stability was evaluated under varying lighting and contrast conditions.

**Scientific novelty.** For the first time, the applicability of the YOLOv8 architecture to the task of automatic recognition of activated sludge bioindicators has been demonstrated. The model showed the ability to accurately detect most bioindicators and maintained stable performance even under complex image conditions. This approach opens up new possibilities for the development of intelligent monitoring systems for biological treatment processes, capable of self-adaptation and real-time decision-making.

**Conclusions.** The conducted study confirmed the effectiveness of using YOLOv8 for the identification of activated sludge bioindicators. The obtained results demonstrate satisfactory model accuracy at the demonstration training stage, while further dataset expansion is expected to improve system precision and reliability for industrial applications. The proposed approach can serve as the basis for the development of automated systems for monitoring activated sludge condition and controlling biological wastewater treatment processes.

**Key words:** object recognition, automatic image analysis, deep learning, neural network, YOLOv8, bioindicators, activated sludge.

**Вступ.** Управління технологічними процесами очищення стічних вод доводиться здійснювати в умовах інформаційної невизначеності, пов'язаної зі складністю перебігу біохімічного процесу. Складність очищення полягає в тому, що задовільну роботу біореакторів необхідно забезпечувати в умовах постійно змінюваних експлуатаційних параметрах (зміна складу і об'єму стічних вод тощо) [6, 3]. За даних обставин застосування традиційних методів управління не є достатньо ефективним. Складність регулювання біологічних процесів у цих системах пов'язана з нестабільністю біологічної системи, якою складно керувати [4]. Активний мул є складним біоценозом, який включає бактерії та найпростіших організмів. Управління біоценозом активного мулу за умов постійного надходження стічних вод є вкрай складним завданням, а існуючі системи моніторингу не забезпечують прогнозування та регулювання цього біологічного об'єкта. Для виконання цього завдання найбільше підходить метод біоестимачії [1]. Біоестимачія – це раніше розроблений метод контролю та прогнозування біоценозу мікроорганізмів активного мулу в процесі біологічного очищення стічних вод. Основною проблемою у використанні цієї методики є складність визначення біоестиматорів. Тому що біоестиматори – це не види, а це екологічні групи зі схожою реакцією, тобто в одну групу можуть входити і найпростіші і бактерії. Застосування моделі YOLOv8 як основи програмного забезпечення для розпізнавання біоестиматорів у активному мулі обґрунтована та може зробити процес розпізнавання автоматичним, що значно спростить використання та визначення порогових значень біоестиматорів. Нейронні мережі у цьому випадку застосовуються для розпізнавання та аналізу біоестиматорів і прогнозування змін у мікробній біоті активного мулу.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Сучасні системи SCADA очисних споруд забезпечують моніторинг тисяч змінних у режимі реального часу, що є невід'ємною складовою контролю якості очищення води [6, 9]. На підставі функціонального та структурного аналізу систем керування біологічними очисними спорудами дослідники дійшли висновку, що застосування нейронних мереж є науково обґрунтованим і перспективним напрямом розвитку систем автоматизованого управління. У ряді робіт розглянуто нейромережне моделювання процесів очищення стічних вод [15, 2, 13, 11, 14]. Зокрема, автори [14] пропонують використання гібридних моделей нейронних мереж як адаптивних систем керування, здатних формувати керуючі сигнали для виконавчих механізмів технологічного процесу.

Паралельно з розвитком методів керування, значного поширення набули технології автоматичного аналізу зображень (комп'ютерного зору), що належать до галузі машинного навчання та штучного інтелекту. Їх метою є вилучення інформації з цифрових зображень, розпізнавання об'єктів і віднесення їх до відповідних класів. Розвиток комп'ютерного зору бере початок із перших досліджень у галузі автоматичної ідентифікації об'єктів, спрямованих на створення систем, здатних інтерпретувати візуальну інформацію. Новий етап розвитку настав із появою згорткових нейронних мереж, яка започаткувала еру глибокого навчання. Подальші архітектури – Faster R-CNN, YOLO, SSD – забезпечили високу швидкодію й точність виявлення об'єктів [10].

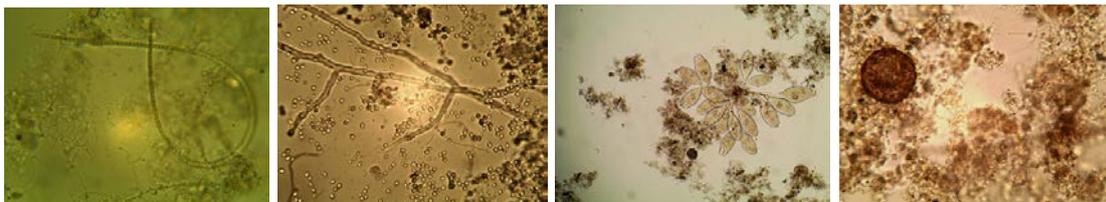
Сьогодні системи комп'ютерного зору успішно застосовуються в робототехніці, транспорті, медицині, промисловості та екологічному моніторингу [12]. Слід зазначити, що попри доведену ефективність нейронних мереж у задачах розпізнавання образів [16, 5], їх застосування в системах очищення стічних вод для автоматичного розпізнавання спільнот мікроорганізмів поки що обмежене. Серед сучасних моделей архітектура YOLOv8 вважається однією з найточніших і найшвидших систем виявлення об'єктів, що поєднує глибоке навчання та високу узагальнювальну здатність [5]. У даній роботі саме YOLOv8 обрано як основу програмного забезпечення для автоматизованого розпізнавання біоестиматорів активного мулу на основі обробки мікроскопічних зображень.

**Метою** цієї роботи є розробка та апробація моделі автоматичного розпізнавання біоестиматорів активного мулу для підвищення ефективності моніторингу стану біологічного очищення стічних вод

у режимі реального часу. Основним завданням є створення інтелектуального інструменту, здатного ідентифікувати морфологічні об'єкти (біоестиматори) на зображеннях активного мулу, що дозволяє оперативно оцінювати якість біопроектів та адаптивно керувати технологічними параметрами очищення.

**Виклад основного матеріалу.** Метод використання автоматичного аналізу зображень ґрунтується на застосуванні моделі YOLOv8 як основи програмного забезпечення для ідентифікації біоестиматорів у активному мулі.

Біологічний матеріал, використаний для дослідження, був взятий з однієї очисної станції очищення стічних вод, яка є типовою для України. До складу очисних споруд входять системи механічних та біологічних очисних споруд, що очищують міські стічні води. Наведемо приклади вибіркового біоестиматорів (рис. 1).



**Рис. 1. Приклади біоестиматорів у активному мулі підприємства:**  
**1-біоестиматор № 9 Ціанобактерії (*Beggiatoa alba*); 2 - біоестиматор № 8 Гіфоміцети;**  
**3 - біоестиматор № 4 Прікріплені інфузорії; 4 - біоестиматор № 6 Бентосні раковинні**

Для розпізнавання біоестиматорів у зразках активного мулу використано модель YOLOv8, що поєднує високу швидкість обробки з високою точністю виявлення мікроб'єктів [5]. Особливістю YOLOv8 є одноетапний підхід до виявлення, що значно пришвидшує аналіз зображень у порівнянні з багатокроковими методами. Завдяки anchor-free механізму, оптимізованому Python-пакету та можливості швидкого перенавчання, модель легко адаптується до специфічних задач мікробіологічного аналізу [5].

Для розпізнавання біоестиматорів не виявилось стандартного набору моделей YOLOv8. Тому виникла потреба у створенні власної моделі у відповідності зі специфікою мікроскопічних даних та класифікацією біоестиматорів. Модель YOLOv8 була навчена для класифікації та локалізації двох типів біоестиматорів. Це біоестиматор № 4 – Прікріплені інфузорії і біоестиматор № 6 – Бентосні раковинні. Для цього було створено власну модель YOLOv8 за наступною послідовністю дій.

Спочатку, обираємо зображення на яких будемо навчати модель. Далі для кожного зображення за допомогою Image Class Selector [8] визначаємо марковані зразки що будуть безпосередньо задіяні у навчанні для кожного класу.

На наступному етапі експортуємо марковані фрагменти у YOLOv8 сумісний формат для подальшого використання у навчанні. При чому кожен файл зображення має відповідний текстовий файл згенерований Image Class Selector що містить номер класу та уніфіковані координати маркованих фрагментів. Зразок:

```
0 0.761086 0.532520 0.331486 0.464154
0 0.140798 0.581301 0.274945 0.342942
```

Далі у робочій папці створюємо папку dataset.min розподіляємо файли наступним чином (рис. 2).

Наступний крок: у робочій папці створюємо файл dataset.min.yaml що відповідатиме структурі вище:

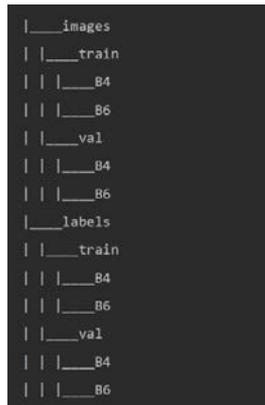
```
train: dataset.min/images/train;
val: dataset.min/images/val;
nc: 2 # number of classes;
names: ['B4', 'B6']
```

Згідно з рекомендаціями, наведеними на ресурсі [7], здійснюється встановлення необхідного програмного забезпечення та ініціюється процес навчання моделі за допомогою відповідної команди:

```
yolo detect train data=dataset.min.yaml
model=yolov8m.pt epochs=50 imgsz=960,1280
```

Слід зауважити, що:

– під час роботи з мікроскопічними зображеннями необхідно зберігати їхню оригінальну роздільну здатність (imgsz = 960×1280);



**Рис. 2. Структура робочої директорії проекту з розподілом файлів labels – містить відповідні текстові файли маркувань; B4, B6 – відповідні класи; train – тренувальна вибірка; val – валідаційна вибірка**

– кількість епох навчання становить 50; однак у разі промислового застосування доцільно використовувати 100 епох;

– щодо моделі yolov8m.pt, її використання передбачає додаткове налаштування параметрів для оптимізації точності розпізнавання.

У моделях сімейства YOLOv8 позначення буквами n, s, m, l, x (наприклад yolov8m.pt – m) відображає масштаб моделі, який визначає співвідношення між швидкодією, вимогами до обчислювальних ресурсів та точністю розпізнавання:

– n (nano) – найменша модель, оптимізована для роботи на центральному процесорі (CPU), мобільних пристроях або Raspberry Pi. Забезпечує високу швидкість, проте має обмежену здатність до розпізнавання складних або дрібних об'єктів.

– s (small) – базовий варіант, який характеризується прийнятною точністю та високою швидкістю роботи на графічних процесорах (GPU). Доцільний для вирішення відносно простих завдань.

– m (medium) – модель середнього рівня, що забезпечує підвищену точність, особливо під час розпізнавання дрібних об'єктів (зокрема, мікроорганізмів). Рекомендований обсяг пам'яті GPU – 4–6 ГБ.

– l (large) та x (xlarge) – моделі з максимальною точністю, призначені для навчання на великих наборах даних, але потребують значних обчислювальних ресурсів (не менше 12 ГБ відеопам'яті).

Компроміс між швидкодією та точністю полягає в наступному:

– YOLOv8n – оптимальна для роботи в реальному часі на слабких пристроях, але має нижчу якість детекції;

– YOLOv8s – забезпечує збалансоване співвідношення швидкодії та точності;

– YOLOv8m – оптимальний вибір для задач, що потребують високої точності розпізнавання дрібних об'єктів за наявності достатніх обчислювальних ресурсів;

– YOLOv8l/x – застосовується у випадках, коли доступні потужні GPU та великі обсяги навчальних даних.

Після завершення навчання отримуємо результати класифікації, зокрема:

– runs/detect/train/weights/best.pt – файл, що містить найкращі вагові коефіцієнти моделі за підсумками тренування. Тепер стає можливим отримання результатів класифікації.

```

from ultralytics import YOLO
import cv2
# 1. Load a pretrained or custom model
model = YOLO("runs/detect/train/weights/best.pt")
# 2. Load an image
image_path = "b6-1.jpg"
img = cv2.imread(image_path)
# 3. Run inference
results = model(image_path, conf=0.5, show=True)
# 4. Process results
for r in results:
    for box in r.bboxes:
  
```

```

cls_id = int(box.cls[0]) # class id
conf = float(box.conf[0]) # confidence
xyxy = box.xyxy[0].tolist() # bounding box (x1, y1, x2, y2)
print(f"Class: {model.names[cls_id]}, Confidence: {conf:.2f}, BBox: {xyxy}")
# Draw bounding box
x1, y1, x2, y2 = map(int, xyxy)
cv2.rectangle(img, (x1, y1), (x2, y2), (0, 255, 0), 2)
cv2.putText(img, f"{model.names[cls_id]} {conf:.2f}",
(x1, y1 - 5), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.5,
(0, 255, 0), 2)
# 5. Show result
cv2.imshow("Detections", img)
cv2.waitKey(0)
cv2.destroyAllWindows()

```

Пояснення щодо наведеного коду:

- runs/detect/train/weights/best.pt – файл, (результат тренування) що містить найкращі вагові коефіцієнти моделі за підсумками тренування;
- b6-1.jpg – зображення, використане для тестування ефективності навченої моделі.

На (рис. 3) показані результати роботи навченої моделі YOLOv8 за наведеним алгоритмом, яка виконує детекцію двох біоестиматорів на мікроскопічних зображеннях активного мулу.

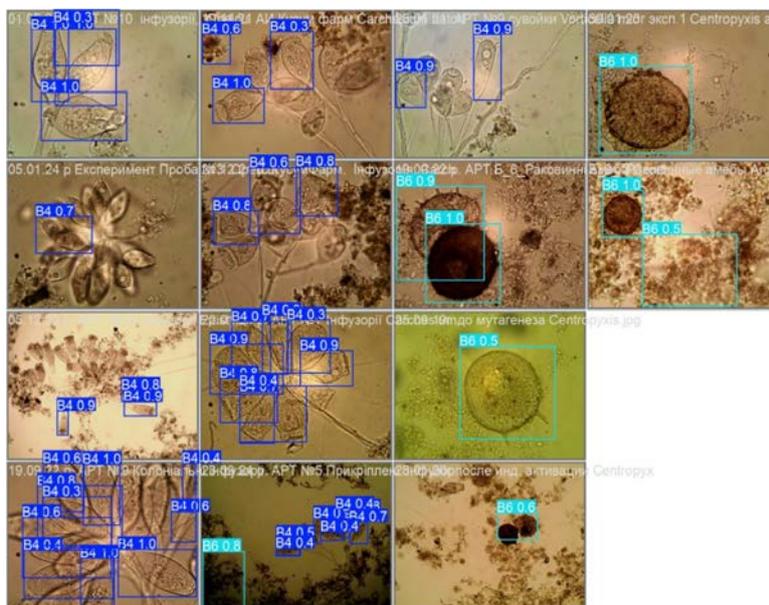


Рис. 3. Результати роботи з навчання моделі що розробляється

На кожному фото, рис. 3, (фрагменті слайду) модель виявила об'єкти двох типів. B4 (сині рамки) – один із біоестиматорів (ймовірно, інфузорії, як видно по морфології). B6 (блакитні рамки) – інший біоестиматор (зовнішньо – амебоподібні організми). Біла кожної рамки вказано клас і ймовірність (наприклад: B4 0.9 – модель впевнена на 90%, що це біоестиматор класу B4).

Для класу B4 (сині рамки) модель виявляє численні об'єкти на різних зображеннях. Ймовірності розпізнавання здебільшого високі – від 0.6 до 1.0, що свідчить про впевнене розпізнавання.

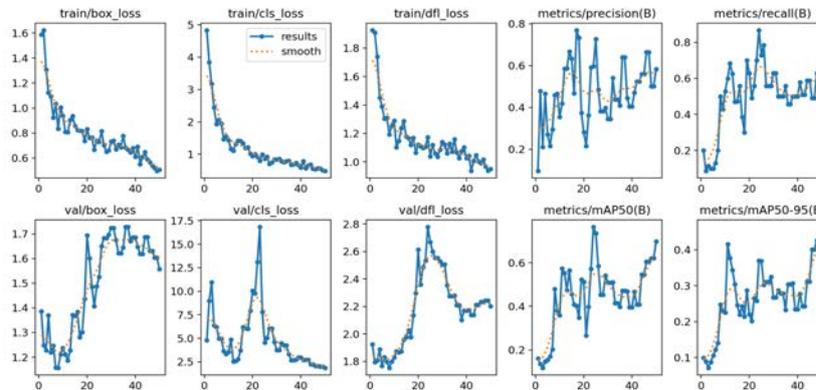
Для класу B6 (блакитні рамки) об'єктів менше, але ймовірність також висока: 0.5–1.0, з кількома прикладами повністю впевнених детекцій (1.0).

Модель здатна коректно локалізувати межі об'єктів – рамки досить точно охоплюють тіла клітин. Модель демонструє здатність розпізнавати об'єкти навіть при накладанні, різному масштабі та освітленні, що особливо важливо для обробки біологічних зразків.

Високі значення ймовірності детекції (0.8–1.0) для більшості випадків, хоча це лабораторні умови, свідчать про стійке навчання моделі та формування інформативних ознак обох біоестиматорів.

Наявність декількох детекцій з нижчою впевненістю (0.3–0.5) може бути зумовлена поганим фокусуванням або частковим перекриттям об'єктів і не свідчить про хибні спрацювання.

Для моделі YOLOv8 для розпізнавання двох біоестиматорів отримали результати тренування – на графіках, (рис. 4), видно криві втрат (loss) і метрик точності/повноти.



**Рис. 4. Результати навчання моделі YOLOv8 для розпізнавання двох типів біоестиматорів активного мулу: криві втрат (train/val loss) та динаміка метрик точності (precision), повноти (recall) і середньої точності (mAP)**

Нижче наведено аналітичний опис що відображає ймовірність, точність і придатність YOLOv8 для задачі розпізнавання біоестиматорів.

Отримані результати свідчать, що модель YOLOv8 демонструє задовільний рівень точності для тестових умов і може бути застосована як інструмент первинної автоматичної ідентифікації біоестиматорів.

У результаті навчання моделі YOLOv8 для розпізнавання двох типів біоестиматорів було отримано стабільне зниження значень функцій втрат під час тренування (train/box\_loss, train/cls\_loss, train/dfl\_loss), що свідчить про ефективне наближення моделі до цільового простору ознак. Хоча на валідаційній вибірці (val/box\_loss, val/cls\_loss, val/dfl\_loss) спостерігались певні флуктуації, зокрема різке зростання val/cls\_loss у проміжку 15–25 епох, загальна тенденція до зменшення втрат наприкінці навчання підтверджує здатність моделі до узагальнення. За фінальними метриками точності отримано значення precision  $\approx 0.65$ , recall  $\approx 0.62$ , mAP@50  $\approx 0.65$  та mAP@50–95  $\approx 0.38$ , що відповідає середньому рівню коректності класифікації та локалізації об'єктів на зображеннях. Таким чином, ймовірність правильного розпізнавання біоестиматора, зазначимо що це для обмеженої вибірки, при його виявленні становить близько 60–70%, що є задовільним результатом для тестових умов. З огляду на отримані показники, модель YOLOv8 можна вважати придатною для використання як базового інструмента автоматичної ідентифікації біоестиматорів, із потенціалом подальшого підвищення точності шляхом збільшення обсягу навчальної вибірки, балансування класів і застосування технік донавчання. Треба зауважити, що метрики навчання наведені вище будуть незадовільними при використанні у промислових умовах та наведені виключно у демонстраційних цілях. Її основні переваги для такої задачі:

- здатність одночасно виявляти та класифікувати кілька об'єктів на зображенні;
- висока швидкість обробки (придатна для подальшої інтеграції в реальному часі);
- можливість подальшого донавчання на більшому наборі даних для підвищення mAP та recall.

Для практичного застосування у виробничих або лабораторних умовах доцільно:

- збільшити розмір навчальної вибірки;
- збалансувати кількість зразків для обох біоестиматорів;
- використати аугментацію зображень (збільшення варіативності вхідних даних);
- провести fine-tuning з меншою швидкістю навчання (learning rate) для покращення узагальнюючої здатності.

**Висновки.** Проведене дослідження підтвердило доцільність і ефективність застосування архітектури глибокої нейронної мережі YOLOv8 для автоматизованого розпізнавання біоестиматорів активного мулу на мікроскопічних зображеннях. Результати дослідження свідчать про здатність моделі коректно ідентифікувати та локалізувати більшість біоестиматорів навіть за різних умов освітлення та контрасту, що може бути використано для вдосконалення систем управління процесом біологічного очищення стічних вод. Це підтверджує перспективність використання методів нейронних мереж для створення інтелектуальних систем моніторингу стану активного мулу у системах біологічного очищення стічних вод.

Таким чином, застосування моделі YOLOv8 у поєднанні з методом біоестимачії відкриває перспективи створення інтелектуальних систем моніторингу стану активного мулу, здатних до адаптивного керування технологічними параметрами процесу очищення стічних вод у реальному часі. Подальші дослідження доцільно спрямувати на розширення та балансування навчальної вибірки, удосконалення методів донавчання та інтеграцію моделі у промислові системи підтримки прийняття рішень для підвищення надійності та точності прогнозування.

#### Список використаних джерел:

1. Забара І. І. Саморегуляція активного мулу. Екологічна безпека: проблеми і шляхи вирішення: зб. наук. статей XVIII Міжнародної науково-практичної конференції (м. Харків, 15–16 вересня 2022 р.) / УКРНДІЕП. Харків, 2022. С. 167–174.
2. Матвійчук М. Оптимізація стічних вод за допомогою нейронної мережі при очищенні промислових стічних вод. Рівне: НУВХП. 2023. Т. 28, № 2. С. 107–112. DOI: 10.15407/jai2023.02.107.
3. Alekseevsky D. G., Chernysh Ye. Yu., Shtepa V. N. Formalization of the task of creating a mathematical model of combined wastewater treatment processes. *Journal of Engineering Sciences*. 2021. Vol. 8, No. 2. P. H1–H7. DOI: 10.21272/jes.2021.8(2).h1.
4. Chub I., Airapetian T., Karahiaur A., Zabara I. The use of biological activation of microorganisms of activated sludge to increase the efficiency of wastewater treatment. *AIP Conference Proceedings*. 2023. Vol. 2490, Issue 1. Art. no. 060033. DOI: 10.1063/5.0123327.
5. Dziadosz M., Majerek D., Łagód G. Microscopic Studies of Activated Sludge Supported by Automatic Image Analysis Based on Deep Learning Neural Networks. *Journal of Ecological Engineering*. 2024. Vol. 25, No. 4. P. 360–369. DOI: 10.12911/22998993/185317.
6. Haluza A., Shtepa V., Yushenko V. Development of control and forecasting system for the effective functioning of biological wastewater treatment plants in the city of Vitebsk based on neural networks. Herald of Polotsk State University. Series F: Civil Engineering. *Applied Sciences*. 2023. No. 35(3). P. 2–10. DOI: 10.52928/2070-1683-2023-35-3-2-10.
7. How to install YOLOv8. URL: <https://yolov8.org/how-to-install-yolov8/> (дата звернення: 19.10.2025).
8. Image Class Selector. URL: <https://github.com/buchslava/image-class-selector> (дата звернення: 19.10.2025).
9. Moldovan A., Nuca I. Automation of Wastewater Treatment Plant. 2019 International Conference on Electromechanical and Energy Systems (SIELMEN), 9–11 October 2019, Craiova, Romania. IEEE, 2019. DOI: 10.1109/SIELMEN.2019.8905867.
10. Redmon J. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016. P. 779–788. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91.
11. Singh N. D., Murugamani C., Kshirsagar P., Tirth V., Islam S., Qaiyum S., Suneela B., Duhayyim M.A., Waji Y.A. IOT based smart wastewater treatment model for industry 4.0 using artificial intelligence. *Scientific Programming*. 2022. Article ID 5134013. DOI: 10.1155/2022/5134013.
12. Stawarczyk M., Stawarczyk K. Use of the ImageJ program to assess the damage of plants by snails. *Chemistry-Didactics-Ecology-Metrology*. 2015. Vol. 20, No. 1–2.
13. Tarafdar A., Shahi N. Ch., Singh A., Sirohi R. Artificial neural network modeling of water activity: a low energy approach to freeze drying. *Food and Bioprocess Technology*. 2018. Vol. 11, No. 1. P. 164–171. DOI: 10.1007/s11947-017-2002-4.
14. Wang Z., Dai H., Chen B., Cheng S., Sun Y., Zhao J., Guo Z., Cai X., Wang X., Li B., Geng H. Effluent quality prediction of the sewage treatment based on a hybrid neural network model: Comparison and application. *Journal of Environmental Management*. 2024. Vol. 351. Art. no. 119900. DOI: 10.1016/j.jenvman.2023.119900.
15. Xinyi Q. The application of artificial intelligence – artificial neural networks – in wastewater treatment. *E3S Web of Conferences*. 2023. Vol. 393. Art. no. 03003. DOI: 10.1051/e3sconf/202339303003.
16. Yang L., Honarvar Shakibaei Asli B. MSConv-YOLO: An Improved Small Target Detection Algorithm Based on YOLOv8. *Journal of Imaging*. 2025. Vol. 11, No. 8. Art. no. 285. DOI: 10.3390/jimaging11080285.

Дата надходження статті: 29.11.2025

Дата прийняття статті: 10.12.2025

Опубліковано: 30.12.2025