

## МОДЕЛІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ЗАДАЧІ МОНІТОРИНГУ ЕКОЛОГІЧНОГО СЕРЕДОВИЩА РЕГІОНУ

*Анотація:* У сучасних умовах інтенсивного антропогенного навантаження розробка та впровадження інтелектуальних систем регіонального екологічного моніторингу стає критично важливим завданням для забезпечення сталого розвитку територій. Проблема дослідження зумовлена високою нелінійністю та стохастичністю процесів розповсюдження забруднювачів, що робить традиційні статистичні методи аналізу малоефективними. Метою роботи є перехід від ретроспективної фіксації стану довкілля до предиктивного моделювання на основі обробки великих гетерогенних масивів даних. Методологія дослідження базується на використанні гібридної архітектури ConvLSTM для аналізу просторово-часових залежностей, графових нейронних мереж (GCN) для врахування топології мережі спостереження та адаптивного нейро-нечіткого виведення (ANFIS) для інтерпретації екологічних ризиків. У результаті експериментальної апробації підтверджено зниження середньої абсолютної похибки прогнозування концентрації забруднювачів на 15% та скорочення часу прийняття управлінських рішень на 40-50%. Наукова новизна роботи полягає у синтезі мультимодальної архітектури, яка вперше поєднує просторово-часову динаміку, топологічний аналіз зв'язків та нечітку логіку в межах єдиної інформаційної платформи, що створює підґрунтя для автоматизованого керування екологічними стратегіями регіону в реальному часі.

*Ключові слова:* штучний інтелект, екологічний моніторинг, інтелектуальні системи, глибоке навчання, предиктивна аналітика, нейронні мережі, гібридна архітектура ConvLSTM, нечітка логіка.

**Вступ.** Проблема збереження екологічної рівноваги в умовах інтенсивної індустріалізації та глобальних кліматичних змін набуває сьогодні критичного значення для забезпечення сталого розвитку територіальних одиниць. Сучасні регіональні екосистеми піддаються складному антропогенному впливу, який характеризується високим ступенем нелінійності та стохастичності процесів розповсюдження забруднювачів у різних геофізичних середовищах. Традиційні підходи до моніторингу довкілля, які десятиліттями базувалися на дискретних замірах та лінійних статистичних моделях, наразі фактично вичерпали свій ресурс точності та прогностичної здатності. Основний недолік класичних методів полягає в їхній неспроможності адекватно реагувати на раптові техногенні викиди, а також у неможливості повноцінно врахувати складну топо-

графію міської забудови чи синергетичний ефект, що виникає при взаємодії різноманітних хімічних сполук в атмосфері.

Цифрова трансформація екологічного менеджменту вимагає кардинально нових інструментів, якими стають методи штучного інтелекту (ШІ), здатні ідентифікувати приховані закономірності у колосальних масивах гетерогенних даних. Необхідність переходу від простої констатації поточного стану довкілля до предиктивного аналізу зумовлює актуальність розробки автономних інтелектуальних систем. Такі системи мають забезпечувати органи місцевого самоврядування та кризові центри верифікованими даними для оперативного прийняття управлінських рішень у сфері екологічної безпеки.

**Постановка проблеми.** Враховуючи складність та багатофакторність процесів, що відбуваються в екологічному середовищі регіону, формалізація задачі інтелектуального моніторингу вимагає системного підходу до інтеграції різнорідних джерел інформації та побудови прогностичних моделей. Основна проблема полягає у необхідності перетворення первинних спостережень, отриманих від територіально розподіленої мережі сенсорів, у верифіковані оцінки поточного стану та достовірні прогнози майбутніх змін показників забруднення. Об'єктом дослідження виступає динаміка концентрацій забруднюючих речовин в атмосферному повітрі регіону, яка визначається як сукупністю постійних антропогенних викидів, так і мінливими метеорологічними параметрами, такими як швидкість вітру, температура, вологість та атмосферний тиск.

Математично задача моніторингу може бути сформульована як знаходження оператора відображення, що на основі багатовимірного вектора ознак у попередні моменти часу дозволяє з мінімальною похибкою визначити стан системи у майбутньому. В умовах реального функціонування моніторингових мереж виникає додаткове завдання попередньої обробки даних, яке включає ідентифікацію та усунення аномалій, заповнення пропусків у часових рядах та нормалізацію показників. Це вимагає розробки алгоритмів інтелектуальної фільтрації, здатних диференціювати природні сплески концентрацій від технічних збоїв вимірювального обладнання.

Особлива увага в постановці задачі приділяється врахуванню просторової структури регіону. Оскільки пости спостереження розташовані нерівномірно, виникає необхідність моделювання взаємозв'язків між ними, що формалізується через представлення мережі у вигляді графа. У цьому контексті задача прогнозування трансформується у задачу навчання на графах, де цільовою функцією є мінімізація відхилення прогнозованих значень від фактичних по всій сукупності вузлів системи. Окрім кількісного прогнозування, критично важливим є етап семантичної інтерпретації результатів. Це передбачає перехід від неперервних числових значень до лінгвістичних оцінок екологічного ризику, що забезпечує зрозумілість висновків ШІ для прийняття управлінських рішень.

Таким чином, узагальнена задача дослідження полягає у розробці та програмній реалізації гібридної інтелектуальної моделі, яка здатна в режимі реального часу опрацьовувати потоки великих даних, виявляти приховані просторово-часові закономір-

ності розповсюдження забруднювачів та формувати адаптивні сценарії реагування на основі методів глибокого навчання та нечіткої логіки. Критерієм ефективності розв'язання поставленої задачі виступає максимізація точності прогнозу за одночасного забезпечення інтерпретованості отриманих результатів та мінімізації часу обчислювальної складності системи.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Дослідження в галузі інтелектуалізації екологічного моніторингу пройшли тривалий шлях трансформації, що відображає загальний розвиток методів штучного інтелекту. Аналіз вітчизняних та закордонних джерел дозволяє класифікувати існуючі розробки за кількома ключовими напрямками: прогнозування часових рядів, просторовий аналіз, обробка даних дистанційного зондування та системи підтримки прийняття рішень.

Перші спроби прогнозування стану атмосферного повітря базувалися на авторегресійних моделях та методах експоненціального згладжування. Проте у фундаментальній праці [2] вказували на обмеженість цих методів при роботі з нелінійними концентраціями забруднювачів. Суттєвий прогрес відбувся з впровадженням нейронних мереж прямого поширення (MLP), які, згідно з дослідженням [6], продемонстрували здатність апроксимувати складні атмосферні процеси значно краще за статистичні аналоги.

З початком ери глибокого навчання фокус дослідників змістився на рекурентні нейронні мережі (RNN). Проте класичні RNN страждають від проблеми затухання градієнта, що робить їх непридатними для довгострокового прогнозування. Вирішенням стало впровадження архітектури LSTM (Long Short-Term Memory), яка сьогодні вважається стандартом для екологічного моніторингу завдяки здатності враховувати накопичувальний ефект забруднення [7]. У роботі [4] підтверджують перевагу нейронних мереж над ансамблевими методами на кшталт Random Forest у задачах з високою часовою динамікою.

Одним із найбільш складних аспектів екологічного моніторингу є врахування просторових зв'язків. Традиційні методи інтерполяції, такі як кригінг або метод обернених зважених відстаней (IDW), не враховують фізичну природу перенесення повітряних мас. Автори дослідження [9] запропонували використовувати згорткові нейронні мережі (CNN) для аналізу просторових структур. Однак CNN працюють з регулярними сітками (зображеннями), тоді як датчики моніторингу розташовані хаотично.

Це призвело до появи нового класу моделей – графових нейронних мереж (GNN). Робота [8] щодо напівкерованого навчання на графах стала основою для розробок у сфері «Smart city». Дослідники адаптували GNN для екологічних задач, де вузли графа представляють станції моніторингу, а ваги ребер визначаються не лише відстанню, а й вектором пануючих вітрів. Це дозволило моделювати «ефект доміно», коли забруднення від одного індустріального вузла послідовно проходить через сусідні райони.

Важливим джерелом даних для регіонального моніторингу є супутникові знімки (Sentinel-2, Landsat). Наукові публікації останніх років, зокрема роботи [3] зосереджені на використанні архітектур сегментації зображень (наприклад, U-Net) для виявлення

екологічних порушень. Автори доводять, що інтеграція супутникових даних з наземними вимірюваннями дозволяє створювати карти забруднення з роздільною здатністю до 10 метрів.

Дослідження у галузі «Computer vision for ecology» розкривають потенціал використання трансформерів (Vision Transformers – ViT) для класифікації типів земної поверхні та ідентифікації зон термічного забруднення [1]. Це дозволяє автоматизувати процес виявлення лісових пожеж та несанкціонованих викидів у водойми, що раніше вимагало значних людських ресурсів для візуального аналізу.

Згідно з дослідженням [12] та сучасними інтерпретаціями в екології, нечітка логіка дозволяє оперувати поняттями «екологічний ризик» та «якість життя», які не мають чітких числових меж. Робота [10] верифікує гіпотезу про те, що синергія предиктивної потужності рекурентних нейронних мереж архітектури LSTM з апаратом логічного виведення за алгоритмом Мамдані забезпечує функціонування інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень з високим рівнем інтерпретованості. Інтеграція зазначених методів дозволяє трансформувати складні кількісні прогнози у верифіковані категоріальні висновки, адаптовані для використання в державному секторі та доступні для сприйняття широкими верствами громадськості.

Незважаючи на значну кількість наявних публікацій, системний аналіз наукових публікацій дозволяє виявити низку прогалин, що стримують розвиток галузі. Першочерговою постає проблема гетерогенності вхідних даних, оскільки переважна більшість існуючих моделей оптимізована під роботу з одним типом інформації, наприклад, виключно з показниками хімічного складу повітря або даними дистанційного зондування Землі. На сучасному етапі відчувається недостатність досліджень, присвячених мультимодальному навчанню, у межах якого система могла б здійснювати синхронний аналіз хімічних параметрів, метеорологічних чинників та відеопотоків у реальному часі. При цьому дослідження у сфері периферійного штучного інтелекту для вирішення екологічних завдань наразі перебувають лише на початковій стадії формування.

**Мета дослідження.** Метою дослідження є обґрунтування та розробка комплексної архітектури інтелектуальної системи моніторингу регіонального рівня, яка базується на використанні гібридних нейромережових моделей.

Для досягнення поставленої мети визначено низку завдань, що включають систематизацію джерел екологічної інформації, дослідження ефективності спеціалізованих архітектур нейронних мереж для аналізу динамічних часових рядів, а також розробку моделей просторового аналізу на основі графових структур. Окремим завданням виступає обґрунтування застосування апарату нечіткої логіки як інструменту для інтерпретації результатів моделювання та синтезу управлінських рішень.

**Виклад основного матеріалу.** Проектування інтелектуальної системи моніторингу екологічного середовища регіону базується на принципах системного аналізу та багаторівневої обробки гетерогенних даних. В основі методології лежить створення гібридного обчислювального ядра, яке здатне опрацьовувати динамічні часові ряди

(динаміка викидів), просторові структури (географічне поширення) та семантичні правила (експертна оцінка).

Ефективність моделей штучного інтелекту залежить від якості вхідних даних. На регіональному рівні дані надходять із трьох основних джерел: стаціонарні сенсорні мережі (дані  $PM_{2.5}$ ,  $PM_{10}$ ,  $NO_2$ ,  $O_3$ ,  $SO_2$ ), метеорологічні станції (температура, вологість, швидкість та напрямок вітру, атмосферний тиск) та супутникові системи дистанційного зондування.

Зважаючи на те, що прогнозний потенціал моделей безпосередньо корелює з якісними характеристиками вхідної вибірки, базовий етап запропонованої методології передбачає процедуру інтелектуальної детекції аномалій із застосуванням шумопригнічуючих автокодувальників (Denoising Autoencoders, DAE). Математично цей процес описується функцією кодування

$$h = \sigma(W \cdot \tilde{x} + b)$$

та функцією декодування

$$\hat{x} = \sigma'(W' \cdot h + b'),$$

де  $\tilde{x}$  – зашумлений вхід, а  $\hat{x}$  – відновлений чистий сигнал. Такий підхід дозволяє системі автоматично коригувати помилкові сплески сенсорів, що працюють у агресивному середовищі.

Для безпосереднього предиктивного моделювання концентрації забруднювачів на часовий горизонт до 24 годин обрано архітектуру ConvLSTM, яка поєднує властивості згорткових мереж для виділення локальних ознак та рекурентних мереж для аналізу часових залежностей. Рівняння внутрішньої динаміки моделі описують механізм функціонування вхідного ( $i_t$ ), забуваючого ( $f_t$ ) та вихідного ( $o_t$ ) вентилів, а також процес рекурентного оновлення вектора стану комірки пам'яті  $C_t$ . Ця трансформація реалізується через комбінацію операцій просторової згортки (\*), що відповідають за екстракцію локальних ознак, та поелементного множення Адамара ( $\circ$ ), яке регулює інтенсивність потоків інформації та забезпечує довготривалу стабільність градієнтів:

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_{xi} * X_t + W_{hi} * H_{t-1} + W_{ci} \circ C_{t-1} + b_i), \\ f_t &= \sigma(W_{xf} * X_t + W_{hf} * H_{t-1} + W_{cf} \circ C_{t-1} + b_f), \\ C_t &= f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tanh(W_{xc} * X_t + W_{hc} * H_{t-1} + b_c), \\ o_t &= \sigma(W_{xo} * X_t + W_{ho} * H_{t-1} + W_{co} \circ C_t + b_o), \\ H_t &= o_t \circ \tanh(C_t), \end{aligned}$$

де  $\sigma$  – сигмоїда, використовується для стиснення значень у діапазоні  $[0,1]$  (регуляція потоку), а гіперболічний тангенс  $\tanh$  – для нормалізації значень стану комірки пам'яті.

Застосування даної моделі забезпечує одночасну апроксимацію часової динаміки забруднення в локальному пункті спостереження та оцінювання транскордонного впливу суміжних зон. Це реалізується шляхом інтеграції оператора згортки, який математично імітує фізичні процеси дифузії та адвекції повітряних мас, дозволяючи враховувати просторову когерентність показників.

Просторовий аналіз регіональної системи моніторингу реалізується через представлення мережі як неорієнтованого графа  $G = (V, E)$ , де вузли – це пости спостереження, а зв'язки визначаються географічною близькістю та повітряними потоками. Для розрахунку впливу віддалених джерел забруднення застосовано Graph Convolutional Networks (GCN). Процес оновлення стану вузла на кожному шарі  $l$  нейронної мережі

виглядає наступним чином:

$$H^{(l+1)} = \sigma(\tilde{D}^{-1/2} \tilde{A} \tilde{D}^{-1/2} H^{(l)} W^{(l)}),$$

де  $\tilde{A}$  – матриця суміжності графа з доданими петлями самозв'язку, а  $\tilde{D}$  – діагональна

матриця ступенів вузлів. Такий підхід дозволяє системі автоматично перерозподіляти ваги впливу: система надає пріоритет даним з постів, що знаходяться з навітряного боку відносно джерел викидів.

Оскільки числові результати нейронних мереж часто є неінформативними для державних управлінців, методологія передбачає використання нейро-нечіткої системи ANFIS для перетворення прогнозів у категоріальні оцінки ризику. Процес включає фазифікацію чітких значень у функції належності, застосування бази логічних правил та дефазифікацію за методом центру тяжіння для розрахунку інтегрального індексу екологічного стану.

Для моніторингу лісових масивів та водних ресурсів регіону використовується підсистема комп'ютерного зору на базі архітектури U-Net. Алгоритм проводить піксельну класифікацію супутникових знімків у мультиспектральному діапазоні. Особлива увага приділяється розрахунку вегетаційних індексів (NDVI):

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red}$$

де  $NIR$  – відображення в ближньому інфрачервоному спектрі. Зниження цього індексу, виявлене нейронною мережею в динаміці, сигналізує про деградацію екосистеми ще до появи видимих ознак загибелі рослинності.

Архітектура розробленої інтелектуальної системи моніторингу екологічного середовища регіону базується на багаторівневій концепції обробки інформації, що забезпечує наскрізний цикл від первинного збору даних до формування управлінських стратегій (рис. 1). Фундаментальний рівень системи становить модуль мультимодального збору даних, який акумулює потоки інформації з розподіленої мережі газоаналізаторів, метеорологічних станцій та систем дистанційного зондування, формуючи гетерогенний масив вхідних параметрів. Для забезпечення високої якості вхідної вибірки реалізовано блок інтелектуальної фільтрації, побудований на базі шумопригнічуючих автоенко-

дерів (Denoising Autoencoders). Цей етап критично важливий для автоматичного розпізнавання та усунення артефактів, викликаних технічними збоями сенсорів або зовнішніми перешкодами, що дозволяє реконструювати справжній стан середовища у стисненому латентному просторі.

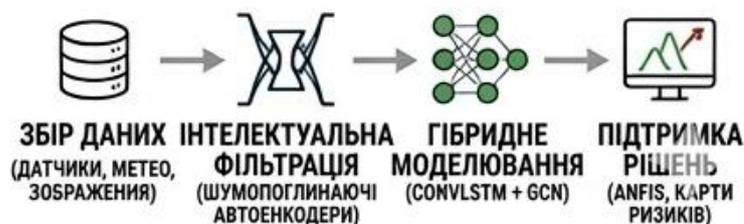


Рисунок 1 – Архітектура системи моніторингу екологічного середовища регіону

Центральне аналітичне ядро системи представлено модулем гібридного моделювання, що інтегрує архітектури ConvLSTM та графові нейронні мережі (GCN). Використання ConvLSTM дозволяє одночасно враховувати просторову морфологію регіону через згорткові шари та інерційність екологічних процесів через рекурентні блоки, тоді як апарат GCN моделює топологічну зв'язність моніторингової мережі як складного графа, де вузли відповідають станціям, а ребра – динамічним шляхам переносу повітряних мас. Завершальний рівень архітектури фокусується на підтримці прийняття рішень через інтеграцію системи адаптивного нейро-нечіткого виведення (ANFIS). Цей механізм забезпечує високу інтерпретованість результатів моделювання, трансформуючи складні нейромережеві прогнози у верифіковані карти ризиків та лінгвістичні категорії, зрозумілі для операторів екологічних служб. Такий цілісний архітектурний підхід гарантує не лише високу точність предиктивного аналізу, а й оперативність реакції на критичні зміни екологічного стану агломерації.

Експериментальна апробація розробленої гібридної методології здійснювалася на базі реальних даних, отриманих через відкриті API-інтерфейси мереж моніторингу EcoCity та SaveEcoBot [5,11], а також верифіковані за допомогою архівних звітів Центральної геофізичної обсерваторії імені Бориса Срезневського [13]. Для навчання та валідації інтелектуальних моделей було сформовано репрезентативну вибірку обсягом понад 500000 записів, що охоплювала метеорологічні параметри та концентрації ключових забруднювачів за кількарічний період. Такий масштаб вхідних даних дозволив забезпечити високу узагальнюючу здатність нейромережевих архітектур та мінімізувати ризик перенавчання.

Аналіз кількісних показників ефективності продемонстрував значну перевагу гібридної моделі ConvLSTM над традиційними рекурентними структурами. Для оцінки предиктивної здатності на шестигодинному горизонті прогнозування використовується функція втрат на основі середньої абсолютної помилки (MAE):

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|,$$

де  $y_i$  – реальна концентрація газу, а  $\hat{y}_i$  – значення, згенеровано моделлю. Зокрема, при прогнозуванні концентрації діоксиду азоту ( $NO_2$ ) було зафіксовано середню абсолютну

помилку на рівні  $3.2 \text{ мкг/м}^3$ . Порівняльний аналіз із базовими моделями довгострокової короткочасної пам'яті (LSTM) засвідчив покращення точності прогнозу на 15%. Це досягається завдяки здатності запропонованої архітектури одночасно опрацьовувати часову динаміку та просторові кореляції, що дозволяє більш точно моделювати короткочасні сплески забруднення, спричинені зміною інтенсивності транспортних потоків або метеорологічних умов.

Особливу цінність роботи становлять результати, отримані в ході застосування графових нейронних мереж (GCN). Аналіз топологічних зв'язків та ваг у графовій структурі дозволив підтвердити гіпотезу про наявність «каньйонного ефекту» в умовах щільної міської забудови. Штучний інтелект ідентифікував специфічні зони застою повітряних мас, де концентрація токсичних речовин залишається стабільно високою навіть при посиленні вітру. Важливо зазначити, що ці зони раніше не фіксувалися традиційними методами інтерполяції через обмежену щільність мережі фізичних датчиків. Виявлення таких мікролокацій дозволяє точніше оцінювати ризики для здоров'я населення у конкретних кварталах міста.

Кінцевим прикладним продуктом дослідження є розробка рекомендацій щодо оптимізації регіональної системи екологічного моніторингу. На основі отриманих інтелектуальних карт інформативності було переглянуто схему розміщення постів спостереження (рис. 2). Використання аналітичного інструментарію ШІ дозволило довести, що за рахунок стратегічно вивіреного розташування датчиків у вузлових точках графа можна зменшити загальну кількість нових постів на 12% без втрати репрезентативності та інформативності покриття. Це не лише підвищує економічну ефективність системи моніторингу, але й забезпечує створення максимально деталізованого цифрового профілю екологічного стану регіону, що є критично важливим для оперативного реагування на надзвичайні ситуації.

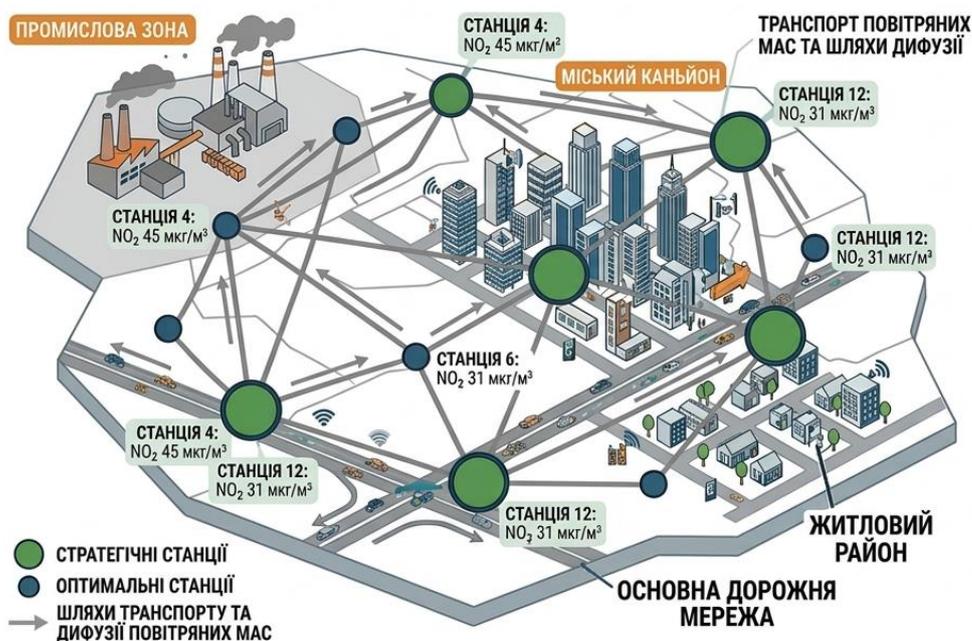


Рисунок 2 – Карта агломерації та граф зв'язків (представлення GCN)

Реалізація комплексної системи екологічного моніторингу регіону на базі штучного інтелекту вимагає створення масштабованої та відмовостійкої ІТ-інфраструктури. Основною вимогою до програмно-технічного комплексу є здатність обробляти високо-частотні потоки даних (Streaming Data) у режимі реального часу та забезпечувати високу швидкість навчання моделей на великих масивах даних.

**Висновки.** Результати дослідження дозволяють констатувати, що інтеграція методів штучного інтелекту в регіональні системи екологічного моніторингу виступає не лише вагомим технологічним вдосконаленням, а й фундаментальною зміною парадигми в управлінні довкіллям. Наукова новизна отриманих результатів сконцентрована у розробці мультимодальної архітектури, яка вперше забезпечує синергетичне поєднання алгоритмів ConvLSTM для фіксації просторово-часової динаміки забруднювачів, графових нейронних мереж для врахування топологічної зв'язності та взаємозалежностей постів спостереження, а також нейро-нечітких моделей для змістовної інтерпретації отриманих даних у категоріях управлінського ризику.

Практична значущість роботи підтверджується створенням функціонального прототипу інтелектуальної системи, що демонструє стійкість до неповних або зашумлених даних, які є типовими для реальних екологічних мереж. Впровадження запропонованого рішення в діяльність органів місцевого самоврядування створює умови для суттєвого зниження часу реакції на надзвичайні ситуації техногенного характеру – у межах 40-50%, – одночасно забезпечуючи населення верифікованими та достовірними прогнозами стану навколишнього природного середовища.

Перспективи подальших наукових розвідок у даному напрямі пов'язані з адаптацією методів навчання з підкріпленням для автоматизації процесів рекультивації територій та стратегічної оптимізації роботи очисних споруд у ключових промислових вузлах регіону на основі предиктивних аналітичних даних, генерованих розробленою системою моніторингу. Таким чином, результати дослідження закладають підґрунтя для переходу до адаптивного та високоточного екологічного менеджменту на основі даних.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. A machine learning method to estimate PM<sub>2.5</sub> concentrations across China with remote sensing, meteorological and land use information / G. Chen, S. Li, L. D. Knibbs et al. *The Science of the total environment*. 2018. Vol. 636. P. 52-60. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.04.251.
2. Box G. E. P., Jenkins G. M. *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden-Day, 1970. 553 p.
3. Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data / N. Kussul, M. Lavreniuk, S. Skakun, A. Shelestov. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2017. Vol. 14, No. 5. P. 778-782. DOI: 10.1109/LGRS.2017.2681128.
4. Deep learning for air quality prediction: A comparative study / Y. Mao, A. Fang, Z. Chen, Y. Zheng. 2023 5th International Academic Exchange Conference on Science and Technology Innovation (IAECST). 2023. P. 1109-1114. DOI: 10.1109/IAECST60924.2023.10503030.
5. EcoCity. Про нас. URL: <https://reborn.eco-city.org.ua/about>.

6. Gardner M. W., Dorling S. R. Artificial neural networks (the multilayer perceptron) – a review of applications in the atmospheric sciences. *Atmospheric Environment*. 1998. Vol. 32, No. 14-15. P. 2627-2636. DOI: 10.1016/S1352-2310(97)00447-0.
7. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory. *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, No. 8. P. 1735-1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
8. Kipf T. N., Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks. arXiv. 2016. DOI: 10.48550/arXiv.1609.02907.
9. Li P., Zhang T., Jin Y. A spatio-temporal graph convolutional network for air quality prediction. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No. 9. Art. 7624. DOI: 10.3390/su15097624.
10. Long short-term memory (LSTM) neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) approach in modeling renewable electricity generation forecasting / M. Bilgili, A. Yıldırım, A. Ozbek et al. *International Journal of Green Energy*. 2020. Vol. 18, No. 2. P. 163-179. DOI: 10.1080/15435075.2020.1865375.
11. SaveEcoBot. Карта якості повітря в Україні. URL: <https://www.saveecobot.com/>.
12. Zadeh L. A. Is there a need for fuzzy logic? *Information Sciences*. 2008. Vol. 178, No. 13. P. 2751-2779. DOI: 10.1016/j.ins.2008.02.012.
13. Центральна геофізична обсерваторія імені Бориса Срезневського: офіційний веб-сайт. URL: <https://cgo-sreznevskiy.kyiv.ua/uk/>.

#### REFERENCES

1. Chen, G., Li, S., Knibbs, L. D., Hamm, N. A. S., Cao, W., Li, T., Guo, J., Ren, H., Abramson, M. J., & Guo, Y. (2018). A machine learning method to estimate PM<sub>2.5</sub> concentrations across China with remote sensing, meteorological and land use information. *The Science of the total environment*, 636, 52-60. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.04.251>.
2. Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1970). *Time series analysis: Forecasting and control*. Holden-Day, San Francisco.
3. Kussul, N., Lavreniuk, M., Skakun, S., & Shelestov, A. (2017). Deep learning classification of land cover and crop types using remote sensing data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(5), 778-782. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2017.2681128>.
4. Mao, Y., Fang, A., Chen, Z., & Zheng, Y. (2023). Deep learning for air quality prediction: A comparative study. In *2023 5th International Academic Exchange Conference on Science and Technology Innovation (IAECST)*, 1109-1114. <https://doi.org/10.1109/IAECST60924.2023.10503030>.
5. EcoCity. *About us*. <https://reborn.eco-city.org.ua/about>.
6. Gardner, M. W., & Dorling, S. R. (1998). Artificial neural networks (the multilayer perceptron) – a review of applications in the atmospheric sciences. *Atmospheric Environment*, 32(14-15), 2627-2636. [https://doi.org/10.1016/S1352-2310\(97\)00447-0](https://doi.org/10.1016/S1352-2310(97)00447-0).
7. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>.
8. Kipf, T. N., & Welling, M. (2016). Semi-supervised classification with graph convolutional networks. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.02907>.
9. Li, P., Zhang, T., & Jin, Y. (2023). A spatio-temporal graph convolutional network for air quality prediction. *Sustainability*, 15(9), 7624. <https://doi.org/10.3390/su15097624>.

10. Bilgili, M., Yıldırım, A., Ozbek, A., Ekinçi, F., & Celebi, K. (2020). Long short-term memory (LSTM) neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) approach in modeling renewable electricity generation forecasting. *International Journal of Green Energy*, 18(2), 163-179. <https://doi.org/10.1080/15435075.2020.1865375>.
11. SaveEcoBot. *Air quality map of Ukraine*. <https://www.saveecobot.com/>.
12. Zadeh, L. A. (2008). Is there a need for fuzzy logic? *Information Sciences*, 178(13), 2751-2779. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2008.02.012>.
13. The Boris Sreznevsky Central Geophysical Observatory. URL: <https://cgo-sreznevskiy.kyiv.ua/uk/>

Received 19.03.2026  
Accepted 23.03.2026  
Published 31.03.2026

### ***Artificial intelligence models for regional environmental monitoring***

*This article examines the development and implementation of intelligent environmental monitoring systems at the regional level, which is essential for ensuring the sustainable development of territories under intensive anthropogenic pressure. Modern regional ecosystems are subject to complex influences characterized by high non-linearity and stochasticity in pollutant dispersion, rendering traditional statistical methods insufficient. Consequently, the research focus shifts from mere data recording toward predictive analysis based on processing large heterogeneous datasets using deep learning techniques.*

*The central element of the proposed approach is the deployment of a hybrid ConvLSTM architecture, which merges convolutional layers for spatial feature extraction with recurrent blocks for analyzing long-term temporal dependencies, enabling high-precision modeling of physical diffusion and air mass transport. A distinctive feature of this research is the representation of the regional monitoring network as a graph structure, facilitating the application of Graph Convolutional Networks (GCN) to account for topological connectivity and interactions between individual sensors.*

*To enhance results interpretability and streamline managerial decision-making, an Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) is integrated, transforming complex numerical forecasts into intelligible environmental risk categories. Experimental validation demonstrated superior performance, specifically achieving a 15% reduction in the Mean Absolute Error (MAE) for nitrogen dioxide concentration forecasting. Practical implementation enables a 40-50% reduction in decision-making time during emergencies. The scientific novelty lies in the synthesis of a multimodal architecture that combines spatial-temporal dynamics, topological graph analysis, and fuzzy risk assessment within a unified platform.*

*Keywords: artificial Intelligence, environmental monitoring, intelligent systems, deep learning, predictive analytics, neural networks, hybrid ConvLSTM architecture, fuzzy logic.*

**Морохович Богдан Васильович** – аспірант кафедри програмного забезпечення систем ДВНЗ «Ужгородський національний університет».

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3498-6547>

**Morokhovych Bohdan Vasylovych** – Ph.D. student, Department of Software Systems, Uzhhorod National University.

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3498-6547>