

УСТИЯНОВИЧ ТАРАС

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0002-6323-7924>e-mail: [taras.o.ustyanovych@lpnu.ua](mailto:taras.o.ustyanovych@lpnu.ua)

ФЕДУШКО СОЛОМІЯ

Національний університет «Львівська політехніка»

<https://orcid.org/0000-0001-7548-5856>e-mail: [solomiia.s.fedushko@lpnu.ua](mailto:solomiia.s.fedushko@lpnu.ua)

## ІНТЕГРАЦІЯ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ДАНИХ ЗАСОБАМИ ПРОМІЖНОГО ЗЛИТТЯ ДЛЯ УДОСКОНАЛЕННЯ МОДЕЛЮВАННЯ КЛІМАТИЧНИХ ПРОЦЕСІВ

В роботі здійснено опис мультимодальних даних для моделювання кліматичних процесів, розроблено діаграму для покрової трансформації даних, підібрано та описано математичний апарат для їх обробки, у результаті виконано проміжне злиття даних і сформовано представлення для здійснення моделювання кліматичних процесів.

Ключові слова: інтеграція даних, мультимодальні дані, злиття даних, декомпозиційні методи.

USTYIANOVYCH TARAS, FEDUSHKO SOLOMIIA

Lviv Polytechnic National University

### INTEGRATION OF MULTIMODAL DATA THROUGH INTERMEDIATE FUSION FOR ENHANCED CLIMATE PROCESSES MODELLING

Climate change analysis and modeling is a complex problem, which requires processing data from multiple sources and domains. Conventional algorithms and methods provide limited knowledge and may not be capable of including and processing a vast number of relevant input features. The research paper explores the application of multimodal data fusion techniques to enhance climate process modeling. Integration of data from diverse sources to provide a comprehensive understanding of climate dynamics is recommended. The aims of the study are to determine optimal methods and tools for implementing multimodal data fusion, formulate the mathematical apparatus for multimodal data fusion in climate modeling, and conduct a study of existing mathematical approaches for data fusion, modeling, and validation. Five distinct modalities have been prepared and fused as a result of the research, achieving a common data representation.

The paper presents a detailed diagram illustrating the step-by-step approach for intermediate fusion. It describes the preprocessing steps, including feature extraction, temporal and spatial synchronization, and data vectorization. The mathematical apparatus for processing each modality is thoroughly explained, including factor analysis for dimensionality reduction, *k*-means clustering for demographic data, FastText algorithm for text vectorization, and Enhanced Vegetation Index (EVI) calculation for satellite imagery analysis. The fused multimodal dataset is then used to provide a mathematical formulation for training a regression model, specifically an artificial neural network, to learn the relationships between climate indicators (dependent variable) and the fused features (independent variables).

The multimodal fusion approach has the potential to improve understanding of complex climate systems, enable more effective synthesis of information from various sources, and generate accurate predictions of climate changes and trends. Future work is proposed to verify the predictive potential of multimodal datasets, optimize training hyperparameters of artificial neural networks and other models, and conduct a comparative analysis of their accuracy.

This research contributes to the field of climate science by proposing an innovative approach to data integration and analysis, leading to robust and comprehensive climate models.

Keywords: data integration, multimodal data, data fusion, decomposition methods.

### Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Моделювання кліматичних процесів вимагає комплексних підходів із врахуванням якомога більшої кількості дотичних аспектів та ознак, оскільки сама проблема зміни клімату є глобальною, і, відповідно, залежить від різноманітних чинників. Складність цієї проблеми, її причин і витоків підтверджується у нещодавніх працях [1, 2], де описано зв'язок проблем довкілля із природничими, економічними, комп'ютерними та соціальними науками [3]. Це, у свою чергу, зумовлює необхідність використання мультимодальних методів злиття даних для ефективного аналізу та моделювання кліматичних процесів. Цей підхід допоможе охарактеризувати складні екологічні взаємодії та сприятиме прийнятті обґрунтованих рішень в управлінні кліматичною кризою. Метою мультимодального злиття даних є об'єднання та подальше опрацювання різнотипних та різноформатних даних для вирішення задач моделювання, прогнозування, аналізу. Разом з цим, існує необхідність у підборі оптимального математичного апарату для здійснення мультимодального злиття даних та валідації результатів. Цей аспект потребує особливої уваги, оскільки під час роботи із мультимодальними даними у порівнянні з одним джерелом даних, кількість можливих підходів та параметрів для їх опрацювання зростає кратно.

### Аналіз досліджень та публікацій

Математичне опрацювання мультимодальних даних було запропоноване ще у другій половині ХХ століття з використанням таких методів як багатовимірний канонічний кореляційний аналіз, тензорне розкладання [4]. Нещодавні наукові дослідження описують значні виклики при здійсненні мультимодального злиття даних, особливо коли це стосується опрацювання багатовимірних вхідних даних та роботу із багатьма модальностями. Ці виклики підкреслюють необхідність надійних математичних основ для ефективного

об'єднання даних, що відображають всю багатofакторну природу зміни клімату [5]. Вирішення цих проблем має вирішальне значення для розробки ефективних моделей, здатних моделювати і пом'якшувати кліматичні впливи [6]. Важливим також є підбір джерел для здійснення задачі моделювання. Праця Бокаде Р. показує, що мультимодальне злиття даних охоплює широкий спектр методологій з різних дисциплін. Вивчення методів об'єднання багатовимірних даних підкреслюється як важливе для кореляції складних взаємозв'язків між ними [7]. Враховуючи збільшення кількості та якості збору даних, доцільно розробляти відповідні алгоритми, які здатні опрацьовувати великі і складні за структурою набори даних для розуміння багатогранності поставлених завдань [8]. Перспективи застосування ймовірнісних генеративних моделей для опрацювання багатовимірних гетерогенних даних із використанням навчання без вчителя є багатобічними, оскільки забезпечують латентні уніфіковані представлення, які фіксують фактори, спільні для декількох вимірів даних [9]. Це дозволяє об'єднувати мультимодальні дані для різних завдань машинного навчання. Такий математичний фундамент суттєво спрощує та робить більш ефективним здійснення задач моделювання на основі мультимодальних даних.

### Формулювання цілей статті

**Метою роботи є:** дослідження фундаментальних основ проміжного злиття мультимодальних даних для моделювання кліматичних процесів; визначення оптимальних методів та засобів здійснення мультимодального злиття даних; формулювання математичного апарату мультимодального злиття даних для моделювання кліматичних процесів.

### Виклад основного матеріалу

Для досягнення поставлених цілей дослідження, необхідно підготувати відповідні набори даних для здійснення їх мультимодального злиття. У таблиці 1 наведено опис датасетів та обрано оптимальні методи для їх опрацювання залежно від характеристик та метаданих. Важливо звернути увагу на колонку «Очікувана розмірність векторизованих даних», яка може містити три допустимі значення: «Низька», «Помірна», та «Висока», де розміри вектора після опрацювання одного спостереження міститимуть до 16, 32 та більше значень відповідно. Очікувано, що набори даних із текстовими або геопросторовими типами даних матимуть високу розмірність векторів, тоді як табличні – низьку.

Таблиця 1

Набори даних для моделювання кліматичних процесів

Набір даних	Тип даних	Опис ознак	Наявність часових рядів	Кількість спостережуваних значень	Очікувана розмірність векторизованих даних	Математичний апарат
Кліматичні дані	Табличні дані	Фізичні індикатори пов'язані з кліматом та довкіллям (температура, якість повітря, вологість)	Так	Близько 1000 спостережень протягом 5 років	Низька	Декомпозиційні алгоритми та статистичні методи (факторний аналіз)
Кліматичні події та новини	Текстові дані	Новини та інформаційний текстовий контент про події пов'язані зі зміною клімату та проблемами довкілля	Так	110 одиниць	Велика	Нейронно-мережеві методи (проміжне злиття, формування вкладання слів)
Інформація про громадськість	Табличні дані	Інформація про соціум зібрана під час проведення онлайн-опитування (вік, соціальний стан та статус, ставлення до зміни клімату)	Ні	До 1000 спостережень	Низька	Методи кластеризації, декомпозиції даних (факторний аналіз, кластеризація методом k-середніх)
Громадське сприйняття зміни клімату	Табличні дані	Дані онлайн-опитування щодо громадського сприйняття кліматичних подій	Так	До 1000 спостережень	Низька	Статистичні та декомпозиційні методи (агрегація даних, факторний аналіз), нейронно-мережеві засоби (проміжне злиття)

Набір даних	Тип даних	Опис ознак	Наявність часових рядів	Кількість спостережуваних значень	Очікувана розмірність векторизованих даних	Математичний апарат
Супутникові знімки	Геопортівні дані	Супутникові знімки регіонів України із Sentinel-2 Satellite Imagery отриманих з Google Earth Engine Data Catalog	Так	До 100 зображень з високою роздільною здатністю	Велика	Нейронно-мережеві методи та алгоритми для опрацювання зображень

Графік, який містить набір необхідних кроків для отримання злитого мультимодального набору даних та здійснення моделювання кліматичних процесів відображено на рис.1. Процес розпочинається із п'яти вхідних модальностей, які дотичні до проблематики дослідження та забезпечують багатогранний погляд на кліматичні процеси. Під час етапу опрацювання, дані проходять через такі трансформації: генерування ознак, часова та просторова синхронізація, векторизація даних. Цей етап є фундаментальним для забезпечення сумісності даних з різних джерел.

Проміжне злиття даних є ядром процесу. Воно містить три складові: інтеграція даних на основі спільних ключових значень (дата, час, унікальні ідентифікатори), вивчення міжмодальних залежностей, створення спільного представлення даних. Відбувається виявлення прихованих взаємозв'язків між аспектами кліматичних модальностей. Результатом є злитий мультимодальний набір даних, який служить основою для подальшого аналізу та моделювання зміни клімату. Цей інтегрований набір даних дозволяє проводити більш глибокий та комплексний аналіз кліматичних тенденцій, взаємодій та потенційних майбутніх сценаріїв.

Запропонована схема проміжного злиття мультимодальних даних має потенціал для удосконалення розуміння складних кліматичних процесів. Вона дозволяє ефективно синтезувати інформацію з різних джерел, виявляти складні взаємодії та генерувати більш точні прогнози кліматичних змін та тенденцій.

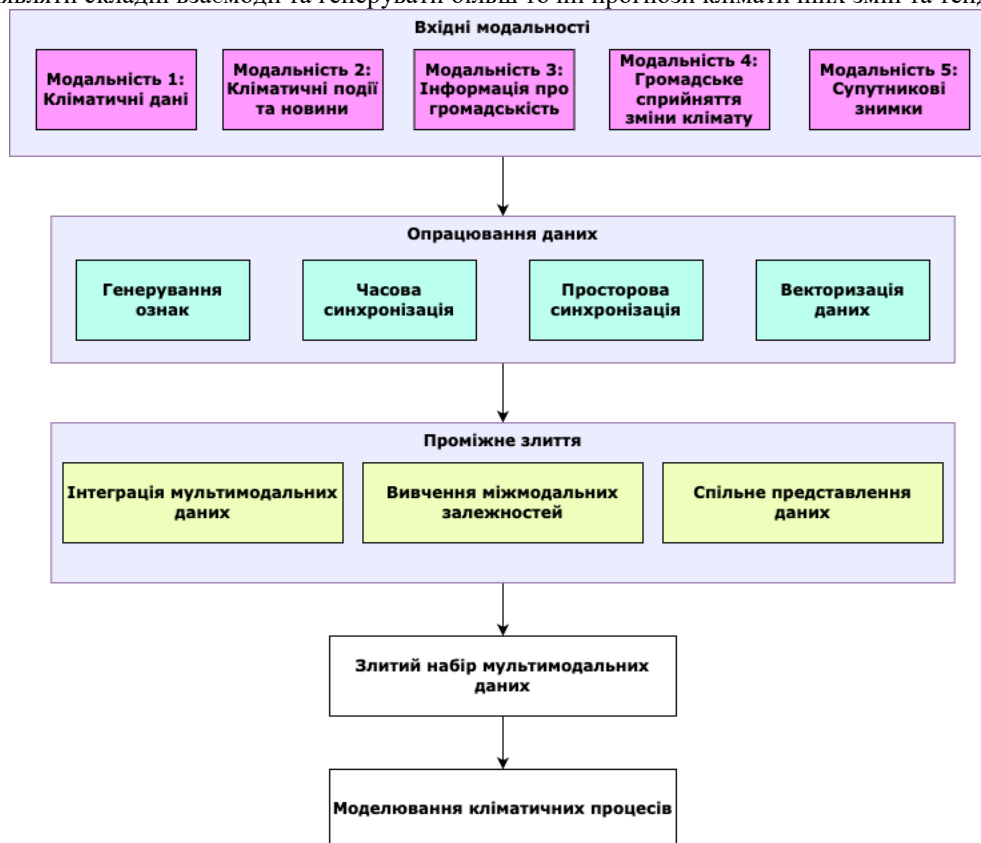


Рис. 1. Діаграма проміжного злиття мультимодальних даних у контексті дослідження зміни клімату

Проаналізувавши підхід до мультимодального злиття на загальному рівні, доцільно перейти до конкретних кроків із опрацюванням вхідних модальностей відповідно до діаграми описаної вище. На вхід дано набір мультимодальних даних  $M = M_1, M_2, \dots, M_n$ . Їх обробка для генерування відповідних для злиття ознак є задачею дослідження, необхідною для досягнення мети. Враховуючи низьку вимірність таких наборів даних як «Кліматичні дані», «Інформація про громадськість», та «Громадське сприйняття зміни клімату», доцільно використовувати статистичні методи, декомпозиційні алгоритми, зокрема факторний аналіз, щоб отримати латентні характеристики кожного з наборів даних для подальшого моделювання та злиття. Схожим до факторного аналізу, є метод головних компонентів, який також дозволяє зменшити вимірність набору даних.

Разом з цим, основною перевагою факторного аналізу над методом головних компонентів є те, що він може моделювати дисперсію в кожному напрямку вхідного простору незалежно (гетероскедастичний шум). Саме тому обрано цей метод. На вході є набір даних  $X$ , який містить  $n$  спостережень та  $p$  змінних. Ціллю факторного аналізу є отримати  $k$  факторів, де  $k < p$ , які дозволять зменшити вимірність набору даних та якісно описати його варіативність. Відповідно, факторний аналіз описується вищенаведеною формулою:

$$X = LF + \epsilon, \tag{1}$$

де  $X$  – матриця  $n \times p$  спостережуваних значень,  $L$  – матриця  $p \times k$  факторних коефіцієнтів,  $F$  – матриця  $n \times k$  загальних факторів,  $\epsilon$  – матриця  $n \times p$  похибки.

Важливим є визначення значення  $k$ , що відповідатиме за кількість факторів, яка залишиться після зменшення вимірності даних. Це здійснюється із використанням таких методів як критерій власних значень, паралельний аналіз та критерій адекватності вибірки Кайзера-Мейєра-Олкіна. Після виконання необхідних обчислень, матриця  $F$  використовуватиметься для мультимодального злиття даних та матиме розмір  $n \times k$ , де  $n$  – це кількість спостережуваних значень,  $k$  – кількість збережених факторів, які найбільш повно репрезентують опрацьований набір даних. Таким чином, факторні значення забезпечують низьковимірне представлення вихідного набору даних, де кожне спостереження характеризується його оцінками за збереженими факторами. Це дасть змогу оптимально та ефективно здійснити мультимодальне злиття. Ці факторні значення можна отримати наступним чином:

$$F = X_{std} \Lambda (\Lambda^T \Lambda)^{-1}, \tag{2}$$

де  $X_{std}$  – матриця  $n \times p$  стандартизованих спостережуваних значень,  $\Lambda$  – розрахункова матриця  $p \times k$  факторних коефіцієнтів.

Надалі слід продовжувати опрацювання модальності «Інформація про громадськість» із використання кластеризації методом  $k$ -середніх, оскільки це дозволить репрезентувати набір даних за допомогою однієї змінної, яка відповідатиме за приналежність спостережуваних значень до певного кластера. Відповідно, отримавши факторні значення матриці  $F$  для даної модальності, обирається оптимальна кількість кластерів  $k$  за допомогою евристичного метода «ліктя». Відповідна кількість центроїдів ініціалізується випадковим чином, тоді як спостережувані значення розподіляються за кластерами на основі Евклідової відстані. Відповідна формула відображена нижче:

$$c_i = \arg \min_j \| F_i - \mu_j \|^2, \tag{3}$$

де  $c_i$  – це кластер, в який увійшло спостереження  $i$ ,  $F_i$  – це факторні значення для спостереження  $i$ ,  $\mu_j$  – центроїд кластера  $j$ . Надалі алгоритм оновлює центроїди кластерів на основі середнього значення їх спостережуваних значень:

$$\mu_j = \frac{1}{|C_j|} \sum_{i \in C_j} F_i, \tag{4}$$

де  $C_j$  – набір спостережуваних значень кластера  $j$ . Обчислення Евклідової відстані та оновлення центроїдів варто повторювати до настання зближення вхідних величин (розподіл кластерів не змінюється або досягнуто максимальну кількість ітерацій). Цей набір кроків допоможе визначити групи спостережень зі схожими характеристиками в низьковимірному факторному просторі. Обраний підхід поєднує в собі переваги зменшення розмірності та кластеризації, що дозволяє отримати уявлення про глибинну структуру даних.

Наступним етапом є об'єднання сформованих кластерів із модальністю «Громадське сприйняття зміни клімату» та вивчити як представники обчислених кластерів сприймають проблеми клімату та довкілля.

Модальність «Кліматичні події та новини» опрацьовуватиметься методами векторизації тексту. Це дозволить найбільш ефективно репрезентувати текстові дані у числовому форматі та використати для задач моделювання. Особливо раціональним є використання цього підходу при зростанні кількості даних. Перш за все, слід провести попереднє опрацювання тексту  $T$ , який належить до набору даних модальності  $M_i$ , а саме його поділ на токени:

$$T = [t_1 t_2, \dots, t_n] \in M_i, \tag{5}$$

де  $t_i$  – це токен з індексом  $i$ .

Слід також провести переведення токенів у нижній регістр (6), видалення шумових слів  $S$  (7) та лематизацію (8):

$$t_i = lowercase(t_i) \tag{6}$$

$$T' = [t_i \mid t_i \notin S] \tag{7}$$

$$t_i = lemmatize(t_i) \tag{8}$$

Наступним етапом є формування  $n$ -грам слів, щоб зафіксувати локальну інформацію про порядок слів у наборі даних. Для цього обрано алгоритм FastText, який дозволяє зберегти значну кількість семантично-значимої інформації у векторизованій репрезентації слів та текстів [10]. Також, на відмінну від схожих алгоритмів, таких як Word2Vec, FastText сформує вкладення навіть для тих слів, які відсутні у словнику під час тренування, тоді як останній – видасть помилку у програмному коді. Це є можливим завдяки формуванню вищезгаданих  $n$ -грамів, яке подано нижче:

$$G(t_i) = [substring(t_i, j, j + n) \mid j \in [0, length(t_i) - n]], \tag{9}$$

Де  $G(t_i)$  генерує всі можливі підрядки довжиною  $n$  для токена  $t_i$ . Генерується словниковий набір  $V$ , який містить унікальний числовий ідентифікатор для кожного токена. Відбувається навчання FastText моделі, де токен  $t_i$  репрезентований як ущільнений вектор  $v_i$  з вимірністю  $d$ . Вибір  $d=128$  як розмірності для векторів

слів у FastText базується на емпіричних даних і практичності. Численні дослідження показали, що вектори слів з розмірністю 100-300 часто забезпечують хороший баланс між передачею семантичної інформації та обчислювальною ефективністю; 128 є загальнозживимим значенням у схожих завданнях обробки природної мови. Оскільки потрібна векторна репрезентація кожного з документів текстового набору даних, а не лише окремих слів, проводяться векторне усереднення токенів, які належать до тексту  $T_i$ .

$$D = \frac{1}{|T|} \sum_{t_i \in T} v_i, \quad (10)$$

де  $D$  – це векторна репрезентація документа з набору даних,  $|T|$  – це кількість токенів у документі,  $v_i$  – це векторна репрезентація токена  $t_i$ . Тоді як  $v_i$  – це сума вкладень  $n$ -грамів токена  $t_i$ :

$$v_i = \sum_{g \in G(t_i)} v_g, \quad (11)$$

Відповідно, оскільки модальність «Громадське сприйняття зміни клімату» містить реакцію громадськості щодо даних з модальності «Кліматичні події та новини», слід об'єднати їх за допомогою ключового поля, який відповідає за ідентифікатор кліматичної події. У свою чергу, «Громадське сприйняття зміни клімату» складається з кількох числових змінних, які разом комплексно репрезентують як респонденти сприймають кліматичні події, які походять із вищезгаданої модальності. Ці числові значення слід агрегувати за допомогою адитивної дії (сума), середнього статистичного або середнього зваженого. Як результат, вдасться отримати одне змінну, яка міститиме агреговане значення для кожного спостереження у наборі даних та виявити соціальне сприйняття для певних кліматичних подій серед представників сформованих кластерів.

Метою опрацювання даних із модальності «Супутникові знімки» є обчислення індексу озеленення обраного регіону, який представлений на супутникових знімках високої роздільної здатності зі спектральними діапазонами Sentinel-2. Дані були зібрані за період 2020-2024 роки між 150 та 240 днем року, коли спостерігається найменша хмарність, та опрацьовані на платформі Google Earth Engine. Додатково, пікселі, які містять зображення хмар відфільтровані. Для обчислення індексу озеленення обрано такі спектри: ближній інфрачервоний (NIR, B8), червоний (RED, B4) та синій (BLUE, B2) діапазони. Відповідно, формула для обчислення індексу наведена нижче:

$$EVI = \frac{2.5 \times (NIR - RED)}{NIR + 6 \times RED - 7.5 \times BLUE + 1}, \quad (12)$$

У результаті для кожного пікселя знімка отримано індекс  $EVI(x, y)$ , на основі якого визначається наявність озеленення території  $G(x, y)$  за допомогою порогового значення. Індекс  $EVI(x, y)$  може варіюватися від -1 до 1, де від'ємні значення вказують на водойми або невегетативні території; значення близькі до 0 – земля без рослинності, міська територія або нерослинна поверхня; додатні значення вказують на наявність рослинності та озелененої території, де що більше значення то більша вегетативність території [11]. Порогове значення 0.35 відповідно до вимог дослідження є оптимальним та обрано на основі:

1. Емпіричних спостережень під час роботи із масивом даних.
2. Показником точності виявлення помірної щільності рослинності.
3. Близьким для схожих індексів як нормалізований диференційний вегетаційний індекс, де порогове значення коливається між 0.2 та 0.4.

Формула для обчислення наявності озеленення території наведено нижче:

$$G(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } EVI(x, y) \geq 0.35 \\ 0 & \text{if } EVI(x, y) < 0.35 \end{cases}, \quad (13)$$

Наступним кроком є знаходження пропорції пікселів, де  $G(x, y) = 1$ , що вказує на наявність озеленення. Це значення обчислюється для кожного року та регіону індивідуально, що дозволить проаналізувати зміни протягом часу.

Відповідно, модальність «Супутникові знімки» після опрацювання слід об'єднати для проміжного злиття даних із попередніми модальностями. Ключовими полями для об'єднання є дата, а саме, рік, який відповідає за індекс озеленення у певному році та дата публікації кліматичної події із модальності «Кліматичні події та новини».

Модальність «Кліматичні дані», яка містить залежні змінні, що використовуватимуться для моделювання кліматичних процесів, слід також об'єднати із консолідованим після опрацювання набором даних. Для цього також використовуватиметься дата як спільний ключ, а саме місяць та рік. Таким чином, у результаті здійснено проміжне злиття даних, де кожне окреме спостереження описує:

1. Кліматична подія або новина за певну дату (день, місяць, рік).
2. Відповідь респондента стосовно кліматичної події або новини.
3. Характеристика респондента, а саме приналежність до обчисленого кластера.
4. Індекс озеленення на певний рік для конкретного регіону.
5. Кліматичні дані на певний рік та місяць для конкретного регіону.

Поточна структура даних дозволяє моделювати кліматичні процеси для окремих регіонів. На основі вхідного набору даних можна отримати чіткі результати, які характеризують конкретну географічну локацію. Разом з цим, у цьому дослідженні здійснено об'єднання та агрегацію кліматичних даних, індексу озеленення за регіонами у єдине значення за певний період часу. Це спростить складність розробленої моделі та зменшить вимірність сформованого набору даних після проміжного злиття. За умов обмеженої кількості вхідних даних,

такий крок дозволить отримати більш точні результати моделювання і краще зрозуміти загальну картину кліматичних індикаторів в Україні загалом.

Сформований злитий набір мультимодальних даних можна використовувати для задач моделювання. Здійснюватиметься навчання регресійної моделі, яка вивчатиме взаємозалежності між кліматичними індикаторами (залежна змінна  $Y$ ) та об'єднаними ознаками, які пов'язані з кліматичними процесами (незалежні змінні  $X$ ). Нехай  $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]$  – це об'єднані незалежні змінні, де  $x_i$  – це вектор ознак для спостереження  $i$ ,  $n$  – загальна кількість спостережень. Кліматичні індикатори репрезентовані як  $Y=[y_1, y_2, \dots, y_n]$ , де  $y_i$  – відповідне значення для спостереження  $i$ . Формула для навчання моделі подана нижче:

$$Y = f(X) + \epsilon, \quad (14)$$

де  $f(\cdot)$  відповідає за це регресійну функцію, яка відображає вхідні ознаки  $X$  до змодельованих кліматичних індикаторів  $\hat{Y}$ . Конкретна форма функції  $f(\cdot)$  залежить від обраного алгоритму або архітектури нейронної мережі.  $\epsilon$  – це залишкове значення розбіжності спостережуваного значення  $Y$  із спрогнозованим значенням  $\hat{Y}$ .

Ціллю регресійної функції є знайти такі параметри  $f(\cdot)$ , які мінімізують похибку  $\epsilon$ . Використання штучних нейронних мереж, які показали ефективність у вирішенні схожих регресійних задач [12], дозволяє вивести наступне рівняння:

$$f(X) = \sigma(W_L \cdot \sigma(W_{L-1} \cdot \dots \cdot \sigma(W_1 \cdot X + b_1) \dots + b_{L-1}) + b_L), \quad (13)$$

де  $L$  – це кількість шарів у нейронній мережі,  $W_l$  та  $b_l$  – це матриця вагових коефіцієнтів та вектор зміщення для шару  $l$ ,  $\sigma(\cdot)$  – це передавальна функція штучного нейрона, яка застосовується поелементно на кожен шар. Залежно від обсягу вхідних даних та складності задачі, значення параметрів може змінюватись. Як тільки нейронна мережа вивчить взаємозалежності між вхідною та залежною змінними  $X$  та  $Y$ , її можна використовувати для моделювання кліматичних процесів на нових наборах даних та знаходження оптимального набору вхідних параметрів для мінімізації наслідків зміни клімату.

#### Висновки з даного дослідження

##### і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У цьому дослідженні описано послідовність кроків для здійснення мультимодального злиття даних з метою моделювання кліматичних процесів. Обрано та обґрунтовано математичний апарат дослідження. Розроблена діаграма репрезентує необхідний набір кроків для виконання проміжного злиття даних, які створюють об'єднане представлення п'яти модальностей. Це робить можливим аналіз та моделювання зміни клімату, вивчення прихованих взаємозв'язків між гетерогенними наборами даних. Наведені у дослідженні формули та рівняння репрезентують покрокове опрацювання вхідних модальностей, їх трансформацію, навчання штучної нейронної мережі для прогнозування. У подальших роботах пропонується верифікувати прогностичний потенціал мультимодальних наборів даних, здійснити оптимізацію параметри та навчання штучної нейронної мережі, інших моделей, порівняльний аналіз їх точності.

#### Література

1. A. Matzarakis. Comments about Urban Bioclimate Aspects for Consideration in Urban Climate and Planning Issues in the Era of Climate Change. *Atmosphere* – 2021. – №12. – С. 546.
2. K. Abbass, M.Z. Qasim, H. Song. A review of the global climate change impacts, adaptation, and sustainable mitigation measures. *Environ Sci Pollut Res* – 2022. – №29 – С. 42539–42559. DOI: 10.1007/s11356-022-19718-6.
3. Climate change economics: Summary report. The Royal Society. – Режим доступу: <https://royalsociety.org/news-resources/publications/2023/climate-change-economics/> – (Дата звернення: 26.09.2024)
4. L.R. Tucker. The extension of factor analysis to three-dimensional matrices. *Contributions to Mathematical Psychology*. – 1964. – 110119.
5. Т.О. Устиянович. Методи здійснення мультимодального злиття даних для моделювання соціального сприйняття зміни клімату. Збірник матеріалів конференції збірник XIII міжнародної науково-технічної конференції «Інформація, комунікація, суспільство 2024». – 2024. – С. 125-126.
6. D. Lahat, T. Adali, Ch. Jutten. Multimodal Data Fusion: An Overview of Methods, Challenges and Prospects. *Proceedings of the IEEE*. – 2015. – №103 (9). – С.14491477. DOI: 10.1109/JPROC.2015.2460697.
7. R. Bokade, A. Navato, R. Ouyang, X. Jin, C. Chou, S. Ostadabbas, A.V. Mueller. A cross-disciplinary comparison of multimodal data fusion approaches and applications: Accelerating learning through trans-disciplinary information sharing. *Expert Systems With Applications*, – 2021. – №165. – С. 113885. DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113885
8. Ji. Li, et al. Deep Learning in Multimodal Remote Sensing Data Fusion: A Comprehensive Review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. – 2022. – №112. – С. 102926. DOI: 10.1016/j.jag.2022.102926.
9. Y. Yilmaz, et al. Multimodal Data Fusion in High-Dimensional Heterogeneous Datasets via Generative Models. *ArXiv*. – 2021. DOI: 10.1109/TSP.2021.3109375.
10. P. Bojanowski, E. Grave, A. Joulin, T. Mikolov. Enriching Word Vectors with Subword Information. *ArXiv*. – 2016. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/1607.04606>

11. A. Mizen, D.A. Thompson, A. Watkins, et al. The use of Enhanced Vegetation Index for assessing access to different types of green space in epidemiological studies. *J Expo Sci Environ Epidemiol* – 2024. – №34. – С. 753–760 DOI: 10.1038/s41370-024-00650-5

12. Рузакова О.В. Використання апаратів штучного інтелекту для формалізації фінансових об'єктів при побудові СППР / О. В. Рузакова, Н. П. Юрчук // Вісник Хмельницького національного університету: Технічні науки. – 2021. № 1. – С. 45-51

13. В. І. Вернадського [Електронний ресурс] : [веб-сайт]. – Київ : НБУВ, 2013–2015. – Режим доступу : [www.nbuv.gov.ua](http://www.nbuv.gov.ua) – (Дата звернення 30.03.2015). – Назва з екрана.

## References

1. A. Matzarakis. Comments about Urban Bioclimate Aspects for Consideration in Urban Climate and Planning Issues in the Era of Climate Change. *Atmosphere* – 2021. – №12. – P. 546.

2. K. Abbass, M.Z. Qasim, H. Song. A review of the global climate change impacts, adaptation, and sustainable mitigation measures. *Environ Sci Pollut Res* – 2022. – №29 – P. 42539–42559. DOI: 10.1007/s11356-022-19718-6.

3. Climate change economics: Summary report. The Royal Society. – Access mode: <https://royalsociety.org/news-resources/publications/2023/climate-change-economics/> – (Access date: 26.09.2024)

4. L.R. Tucker. The extension of factor analysis to three-dimensional matrices. *Contributions to Mathematical Psychology*. – 1964. – P. 110-119.

5. T.O. Ustyianovych. Metody zdiysnennya mul'tymodal'noho zlyttya danykh dlya modelyuvannya sotsial'noho spryynyattya zminy klimatu. *Zbirnyk materialiv konferentsiyi zbirnyk XIII mizhnarodnoyi naukovo-tekhnichnoyi konferentsiyi «Informatsiya, komunikatsiya, suspil'stvo 2024»*. – 2024. – P. 125-126.

6. D. Lahat, T. Adali, Ch. Jutten. Multimodal Data Fusion: An Overview of Methods, Challenges and Prospects. *Proceedings of the IEEE*. – 2015. – №103 (9). – P.14491477. DOI: 10.1109/JPROC.2015.2460697.

7. R. Bokade, A. Navato, R. Ouyang, X. Jin, C. Chou, S. Ostadabbas, A.V. Mueller. A cross-disciplinary comparison of multimodal data fusion approaches and applications: Accelerating learning through trans-disciplinary information sharing. *Expert Systems With Applications*, – 2021. – №165. – P. 113885. DOI: 10.1016/j.eswa.2020.113885

8. Ji. Li, et al. Deep Learning in Multimodal Remote Sensing Data Fusion: A Comprehensive Review. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. – 2022. – №112. – P. 102926. DOI: 10.1016/j.jag.2022.102926.

9. Y. Yilmaz, et al. Multimodal Data Fusion in High-Dimensional Heterogeneous Datasets via Generative Models. *ArXiv*. – 2021. DOI: 10.1109/TSP.2021.3109375.

10. P. Bojanowski, E. Grave, A. Joulin, T. Mikolov. Enriching Word Vectors with Subword Information. *ArXiv*. – 2016. – Access mode: <https://arxiv.org/abs/1607.04606>

11. A. Mizen, D.A. Thompson, A. Watkins, et al. The use of Enhanced Vegetation Index for assessing access to different types of green space in epidemiological studies. *J Expo Sci Environ Epidemiol* – 2024. – №34. – P. 753–760 DOI: 10.1038/s41370-024-00650-5

12. Ruzakova O.V. Vykorystannya aparativ shtuchnoho intelektu dlya formalizatsiyi finansovykh ob'yektiv pry pobudovi SPPr. *Visnyk Khmel'nyts'koho natsional'noho universytetu: Tekhnichni nauky*. – 2021. № 1. – P. 45-51.