

6. Smith M.D., Telang R. Streaming, sharing, stealing : big data and the future of entertainment. 2016. Cambridge, MA : MIT Press. 232 p.
7. Graduate studies in mathematics. American Mathematical Society, 2018. Vol. 195: Combinatorial reciprocity theorems: an invitation to enumerative geometric combinatorics / M. Beck, R. Sanyal. 312 p.
8. Commons M.L., Goldberg D. Clinical Approaches to Adult Development. 1996. 372 p.

#### References:

1. S.H. Poon, and C.W. Granger, «Forecasting volatility in financial markets: A review», *Journal of economic literature*, vol. 41(2), pp. 478-539, 2003. doi: **10.1257/002205103765762743**.
2. J. Moody, and M. Saffell, «Learning to trade via direct reinforcement», *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 12, iss. 4, pp. 875-889, 2001. doi: **10.1109/72.935097**.
3. A. Géron, *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. O'Reilly Media Publ., 2019.
4. M. Mitchell, *Artificial intelligence: a guide for thinking humans*. Farrar, Straus and Giroux Publ., 2019.
5. D. Goldberg. *Universe! A course in survival among black holes, time paradoxes, quantum uncertainty*. 2016.
6. M.D. Smith, and R. Telang, *Streaming, sharing, stealing: big data and the future of entertainment*. Cambridge, MA, USA: MIT Press Publ., 2016. 232 p.
7. M. Beck, and R. Sanyal. «Combinatorial reciprocity theorems: an invitation to enumerative geometric combinatorics», in *Graduate Studies in Mathematics*, vol. 195, American Mathematical Society, 2018.
8. M.L. Commons, and D. Goldberg, *Clinical approaches to adult development*. 1996.

Рецензент: О.І. Проніна,  
канд. техн. наук, доц., ДВНЗ «ПДТУ»

Стаття надійшла 18.09.2023

Стаття прийнята 23.10.2023

УДК 004.415:551.509

doi: 10.31498/2225-6733.47.2023.299988

© Тузенко О.О.<sup>1</sup>, Сідун Н.М.<sup>2</sup>, Волобуєв Є.С.<sup>3</sup>

### ПРОЕКТУВАННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ СТАНУ АТМОСФЕРИ

В даній статті розглянуто процес проектування вебдодатку, який дозволить аналізувати екологічні дані, зокрема заміри концентрацій певних забруднюючих речовин у повітрі, за допомогою апарату вейвлет-перетворень. Для покращення екологічної обстановки та попередження неблагополучних екологічних ситуацій необхідно здійснювати моніторинг стану навколишнього середовища. Екологічний моніторинг включає комплексну систему спостережень за станом навколишнього середовища, оцінку результатів спостережень, складання екологічного прогнозу з урахуванням впливу природних і антропогенних факторів. Дані моніторингу служать основним джерелом інформації для прийняття екологічно значущих рішень. Екологічні дані є стохастичними та відзначаються винятковою випадковістю, прямо чи

<sup>1</sup> канд. техн. наук, доцент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0000-0002-4920-9417, [tuzenkoaa@gmail.com](mailto:tuzenkoaa@gmail.com)

<sup>2</sup> асистент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро, ORCID: 0009-0001-8343-1273, [natalya.sidun@gmail.com](mailto:natalya.sidun@gmail.com)

<sup>3</sup> студент, ДВНЗ «Приазовський державний технічний університет», м. Дніпро

опосередковано залежать від багатьох параметрів. Такі дані складно аналізуються за допомогою класичних математичних методів, а в деяких випадках, коли випадковість та розрізненість даних є високою, аналіз за допомогою аналітичних методів та пошук залежностей є неможливим. Дані про заміри концентрацій забруднюючих речовин, виконаних через певні проміжки часу, утворюють часові ряди. В даній роботі для аналізу часових рядів використовується інструментарій вейвлет-перетворень як дискретних, так і безперервних. На основі створеної математичної моделі виконано проектування вебдодатку для моніторингу стану атмосфери. Було зроблено моделювання архітектури проекту, а саме побудовано діаграма класів, діаграма компонентів, діаграма активності. Дане програмне забезпечення повинно бути у вигляді крос-платформного додатку, який встановлюється окремо. Було проаналізовано, обґрунтовано та прийнято рішення щодо написання цього додатку на мові програмування Python, з використанням бібліотек, які спрямовані на реалізацію математичних статистичних функцій, а саме бібліотек NumPy, Math, Statistics, а також PyWv для допомоги у реалізації математичного апарату вейвлетів. Даний додаток дозволить аналізувати поточні та історичні дані з декількох джерел для того, щоб аналізувати тенденції до змін у стані атмосферного повітря.

**Ключові слова:** повітряний басейн, екологічні дані, стохастичні дані, часовий ряд, вейвлет-перетворення, апроксимація, дискретні вейвлет-перетворення, безперервні вейвлет-перетворення, Python, NumPy, PyWv, MySQL, matplotlib.

**O.A. Tuzenko, N.N. Sidun, Y.S. Volobuiev. Designing of the software for atmospheric environment condition monitoring.** In current article a process of development of an application for ecological data analysis was researched, particularly pollutants concentration measurements using wavelet transform apparatus. To improve the ecological situation and preventing harmful ecological event it is needed to monitor the condition of environment. Ecological monitoring contains a complex system of observations of current environment conditions, observations' results processing and analysis, creating ecological prognosis including natural and anthropogenic factors. Monitoring data serves as a main source of information for making ecologically significant decisions. Ecological data is stochastic and are extremely random, are known by extraordinary dissipation, directly or indirectly depend on numerous parameters. This data is hard to analyze with methods of classical mathematic, sometimes, when the randomness of the data is high, it could be even impossible. Pollutant's concentration measurements data makes a time series. In current paper for the analysis of the time series wavelet transform tools were used, either the discrete version or the continuous one, based on those a mathematical model of the process was created. Object-oriented modelling of project's architecture was created based on provided mathematical model, particularly, classes, components and activity diagrams were built. The application was developed as a cross-platform stand-alone app. After the analysis it was proved to be reasonable to write the application in Python programming language using libraries for mathematical and statistical functions, particularly NumPy, Math, Statistics, and additionally PyWv for wavelet usage assistance. Current application allows to process ongoing and historical data from multiple sources to analyze tendencies of changes in atmosphere condition.

**Key words:** air basin, ecological data, stochastic data, time series, wavelet transform, approximation, discrete wavelet transform, continuous wavelet transform, Python, NumPy, PyWv, MySQL, matplotlib.

**Постановка проблеми.** Різке зростання рівня антропогенного впливу на навколишнє середовище в поєднанні з низькою ефективністю і роз'єднаністю природоохоронних заходів призвело в останні десятиліття до значного погіршення екологічної обстановки. У зв'язку із цим, актуальною є проблема зниження екологічного збитку й управління екологічною ситуацією. Поряд з оцінюванням і контролем концентрацій шкідливих домішок у повітрі виникає необхідність здійснення короткострокового прогнозу забруднення повітря і використання його для регулювання промислових викидів. Оцінка рівня забруднення атмосферного повітря проводиться

шляхом порівняння концентрацій шкідливих домішок, що знаходяться в повітряному середовищі, з гранично допустимими концентраціями шкідливих речовин. Джерела забруднення атмосфери розрізняються по потужності викиду, висоті викиду, температурі газів. До потужних джерел забруднення належать виробництва типу металургійних та хімічних заводів, заводів будівельних матеріалів, теплові електростанції та ін. До дрібних джерел забруднення – невеликі котельні та підприємства місцевої та харчової промисловості, труби пічного опалення, тощо. Значна кількість палива спалюється автомобільним, залізничним, морським, річковим та авіаційним транспортом. Багато дрібних джерел може значно забруднювати повітря.

Залежно від своєї природи, концентрації, часу впливу на організм людини вони можуть викликати найнесприятливіші наслідки. Медики та екологи встановили прямий зв'язок між зростанням кількості людей, які хворіють на алергію, бронхіальну астму, рак та інші захворювання, та погіршенням екологічної обстановки.

Доцільним у даній ситуації є розробка математичних методів, алгоритмів і програмного забезпечення для дослідження даних про рівень забруднення атмосфери.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Різноманітні методи дослідження рівнів забруднення за допомогою методів комп'ютерного та математичного моделювання використовуються у сервісах моніторингу стану атмосфери чи водних ресурсів, додатках погоди, а також у наукових дослідженнях у сферах, пов'язаних з екологією. На основі зібраних даних вираховуються коефіцієнти, наприклад, коефіцієнт якості повітря по всьому світу [1].

Дані про концентрацію забруднюючих речовин відрізняються випадковістю та відсутністю сталих залежностей, окрім того, навіть в умовах, коли джерела забруднення є стабільними, концентрація речовин в атмосфері є погано передбачуваною, тому що залежить від багатьох різноманітних параметрів з різним впливом на кінцевий результат.

Для дослідження такого роду стохастичних даних та виокремлення трендів, залежностей та для передбачення змін у якості повітря, потрібно вирішити задачу опису та прогнозування часових рядів, сформованих сукупністю спостережень випадкового процесу у техніці, економіці, соціології чи медицині.

Оскільки процеси, які досліджуються, є неоднорідними, виникає потреба у виборі якомога точнішого математичного інструментарію. Цей процес, а також методи дослідження в галузі моделювання атмосферних процесів, описані в фундаментальній роботі Д. Вілкіса [2].

Серед методів розв'язання цієї задачі виокремлюють поліноміальну апроксимацію і розкладання в ряд за системою координатних (базисних) функцій. Залежно від характеру спостережуваного процесу як базисні функції вибирають або ортогональні многочлени (Ерміта, Лагерра, Чебишева тощо), або систему гармонійних коливань (ряд Фур'є). Однак ці методи не забезпечують належну точність апроксимації даних спостережень процесів, що характеризуються локальними особливостями.

На сьогоднішній день для більш якісного аналізу часових рядів широко використовується математичний апарат вейвлет-перетворення, який базується на використанні функцій, узгоджених з компонентами, що діють в різні проміжки часу. Основи вейвлет-аналізу викладені в роботах А. Гроссмана і Ж. Морле в галузі аналізу акустичних сигналів [3]. Вейвлет-перетворення використовується для аналізу нестационарних сигналів і побудови гетерогенних функцій. Вейвлети уявляють собою короткі хвилеподібні функції з нульовою інтегральною сумою, відкладені на осі аргументу (незалежні змінні), інваріантні за зсувом і лінійно. Приклад застосування вейвлет-перетворення до опису гетерогенних процесів добре досліджено в роботі [4]. Вейвлет-перетворенню як сучасному інструменту аналізу неперіодичних часових рядів у різних галузях останнім часом присвячено кілька робіт. Основи застосування викладено і детально описано в академічному підручнику [5], а у роботах [6, 7] розглядаються вейвлет-перетворення як універсальний інструмент для аналізу сигналів та інших часових рядів, залежних від часу.

**Мета дослідження** – проектування програмного забезпечення для моделювання забруднення атмосфери, спираючись на дані спостережень щодо концентрації забруднюючих речовин у атмосфері.

**Виклад основного матеріалу.** Розуміння динаміки екосистем та їхньої реакції на зовнішні впливи є ключовим елементом для розроблення ефективних стратегій сталого розвитку та збереження біологічного різноманіття. Моніторинг стану атмосфери – система спостережень за станом забруднення атмосферного повітря, що здійснює збір і накопичення даних про концентрації

деяких атмосферних аерозолів на постах спостережень у низці міст. У викидах підприємств різних галузей промисловості та транспорту міститься велика кількість різних шкідливих домішок. Майже з усіх джерел в атмосферу надходять діоксид сірки ( $\text{SO}_2$ ), пил, оксид вуглецю (CO), оксиди азоту ( $\text{NO}$ ,  $\text{NO}_2$ ). Методика досліджень полягає у тому, що протягом тривалих періодів часу на постах спостережень виконуються періодичні заміри концентрацій забруднювальних речовин. Накопичені дані обробляються різними способами, і на підставі результатів обробки робляться висновки про динаміку процесів, що відбуваються.

У теперішній час для більш якісного аналізу часових рядів широко використовується математичний апарат вейвлет-перетворення, головною областю застосування якого є аналіз та обробка сигналів та функцій, нестационарних за часом або неоднорідних у просторі. Вейвлети мають вигляд коротких хвильових функцій з нульовим інтегральним значенням, локалізованих по вісі аргументів (незалежних змінних), інваріантних до зсуву та лінійних до операцій масштабування. Саме завдяки зміні масштабів вейвлети здатні виявити різницю в характеристиках сигналу на різних масштабах, а за допомогою зсуву – проаналізувати властивості сигналу в різних точках на всьому вивченому інтервалі. Вейвлет-перетворення надають досить широкі можливості для дослідження експериментальних даних та вимірів, таких як концентрація речовин у середовищах, статистичні дані різного походження. Хоча підходи до вирішення задач та пошуку трендів і залежностей загалом дуже подібні, існує суттєва різниця у дослідженні повітряних, рідинних та твердих середовищ, тому складно відшукати єдиний підхід до дослідження та систематизації даних, ще складніше створити універсальний інструмент для такого дослідження. Тому для того, щоб сконцентруватись на особливостях досліджень у конкретному середовищі і виокремити усі можливі особливості даних, було прийнято рішення зосередитись тільки на дослідженні концентрації забруднюючих речовин у повітрі, без урахування значних відхилень у параметрах повітряних басейнів, та враховуючі тільки ті особливості, вплив яких на досліджувані процеси є максимальною значущим.

У основі вейвлет-перетворень лежить використання двох безперервних взаємозалежних функцій:

– вейвлет-функція  $\psi(t)$  (базисна функція або материнський вейвлет), яка дозволяє виділяти деталі сигналу та його локальні особливості. Вибір цієї функції є неоднозначним і залежить від конкретної задачі. Зазвичай для аналізуючих вейвлетів вибираються функції, що добре локалізовані у часовій та частотній областях;

– скейлінг-функція  $\varphi(t)$ , яка здійснює грубе наближення сигналу (апроксимація).

Такий математичний апарат дозволяє проводити весь цикл обробки часових експериментальних рядів концентрацій забруднюючих речовин, починаючи від первинної обробки та аналізу і закінчуючи прогнозуванням, відновленням втрачених значень часових рядів даних без проведення інших проміжних перетворень.

При застосуванні вейвлет-перетворень існують два основних підходи:

– алгоритми, що базуються на роботі з коефіцієнтами розкладання (первинна обробка, фільтрація, стиснення, прогнозування тощо);

– алгоритми, що базуються на багаторозмірному аналізі досліджуваного сигналу (розгляд внутрішньої структури аналізованих даних).

Перші використовують формули дискретного вейвлет-перетворення, другі – неперервного. *Безперервне вейвлет-перетворення*

Вейвлет-перетворення одновимірного сигналу  $f(t)$  полягає в його розкладення по базису, сконструйованому з базисної функції вейвлета –  $\Psi$  за допомогою масштабних змін  $a$  та перенесень  $b$ :

$$W(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt. \quad (1)$$

Кожна з функцій цього базису характеризує певний часовий масштаб  $a$  та його локалізацію у часі  $b$ . Таким чином, вейвлет-перетворення забезпечує двовимірне розгортання досліджуваного сигналу, при цьому масштаб і координата розглядаються як незалежні змінні.

В результаті цього з'являється можливість аналізувати властивості сигналу одночасно у часовому та частотному просторах. Вибір базису визначається тим, яку інформацію необхідно витягнути з часового ряду. Реальні базиси часто конструюються на основі похідних Гауса

$\psi_m(t) = (-1)^m \frac{d^m}{dt^m} \left( e^{-t^2/2} \right)$ . Для виявлення періодичностей як базисну функцію часто використовують вейвлет Морле. Він представляє собою плоску хвилю, модульовану гаусіаною:

$$\psi(t) = \frac{1}{2\pi} e^{i\omega t} e^{-t^2/2}. \quad (2)$$

Для аналізу з допомогою безперервного вейвлет-перетворення часовий ряд  $\tilde{x}(t_1), \tilde{x}(t_2), \dots, \tilde{x}(t_n)$  викладається у вигляді:

$$\tilde{x}(t) = x(t_k) - x_0, \quad x_0 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x(t_k), \quad k = \overline{1, n}, \quad \forall t \in [t_{k-1}, t_k]. \quad (3)$$

Використавши у даному часовому ряду безперервне вейвлет-перетворення, отримаємо:

$$W(s, \tau) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{t_1}^{t_n} \tilde{x}(t) \psi^* \left( \frac{t-\tau}{s} \right) dt = \frac{1}{\sqrt{s}} \sum_{k=1}^{n-1} \tilde{x}(t) \psi^* \left( \frac{t-\tau}{s} \right) dt, \quad (4)$$

де \* – комплексне сполучення;

$\psi$  – аналізуючий вейвлет;

s – масштаб,  $a \geq 1$ ;

$\tau$  – зсув за часовою віссю.

Результатом вейвлет-аналізу одновимірного ряду є масив амплітуд вейвлет-перетворення – значень коефіцієнтів  $W(a, b)$ . Розподіл цих значень у просторі надає інформацію про зміну відносного внеску компонент різної частоти у часі, графік цього розподілу – вейвлетограма.

#### Дискретне вейвлет-перетворення

У теорії цифрової обробки будь-який інформаційний сигнал зазвичай розглядається як сума різних компонент: регіональної функції тренду, циклічних складових з певним періодом повторення, локальних особливостей різного порядку. Інструментом декомпозиції сигналів на такі компоненти з урахуванням роздільної здатності за часом і за частотою, а також реконструкції сигналів з отриманих компонент, є дискретне вейвлет-перетворення, яке працює з дискретними значеннями параметрів  $a$  (масштаб) та  $b$  (зсув), що, як правило, виражаються у вигляді степеневих функцій. Розкладання сигналу здійснюється за ортогональним базисом, сформованим зсувами та кратномасштабними копіями вейвлет-функції (вейвлети Добеші, симлети, коїфлети і інші). Результат представляється у вигляді суми апроксимуючих та деталізуючих коефіцієнтів.

Обробка та аналіз часових рядів концентрацій забруднюючих речовин розпочинається з процедури згладжування. Це можна здійснити, видаливши деталізуючі коефіцієнти високочастотних рівнів, оскільки вони містять мінімум інформації про основні тенденції зміни концентрацій забруднюючих речовин. Шумові компоненти, включаючи великі випадкові викиди значень сигналів, можна також розглядати як множину локальних особливостей сигналів. Встановлюючи певний поріг для їх рівня та відкидаючи відповідні деталізуючі коефіцієнти, можна не лише знижувати рівень шумів, а й встановлювати порогові обмеження на декількох рівнях розкладання, враховуючи конкретні характеристики шумів та сигналів для різних типів вейвлетів. Це дозволяє створювати адаптивні системи очищення сигналів від шумів, залежно від їх характеристик.

#### Регресійний аналіз з використанням вейвлет-перетворень

Вейвлет-перетворення дозволяє здійснювати регресійний аналіз часових рядів концентрацій забруднюючих речовин з метою знаходження функції регресії та подальшого прогнозування або відновлення втрачених значень концентрацій забруднюючих речовин за допомогою цього аналізу. Прогнозування часових рядів є складною задачею через великі обсяги вихідних даних, наявність флуктуацій сигналу або значну нелінійність у даних. Методами прогнозування можуть бути використані метод найменших квадратів, метод авторегресії, метод регресійного аналізу та інші.

Ціллю регресійного аналізу є встановлення форми залежності. Вибір моделі регресії визначається припущенням про форму залежності  $Y = f(x)$ . Оцінка функції регресії на основі вейвлетів включає наступні кроки:

1. Перетворення даних  $(X, Y)$  у дані  $(X_b, Y_b)$ , шляхом розділення області значень на малі проміжки (значення  $X_b$  рівномірно розподілені).

2. Вейвлет-розклад сигналу  $Y_b$ , за допомогою швидких алгоритмів.

3. Для згладжування виконується порогова обробка деталізуючих вейвлет-коефіцієнтів за алгоритмом:

- розкладення початкового сигналу на апроксимуючі та деталізуючі коефіцієнти;
- порогова обробка вейвлет-коефіцієнтів;
- здійснюється вейвлет-реконструкція на основі початкових апроксимуючих коефіцієнтів та модифікованих деталізуючих.

4. Відновлення оцінки функції з оброблених вейвлет-коефіцієнтів за допомогою швидких алгоритмів.

5. Перемасштабування отриманої функції та інтерполяція функції на кожному проміжку.

Для відновлення пропущених та прогнозування невідомих значень часового ряду концентрацій за допомогою функції регресії сигналу необхідно:

- усереднити значення концентрацій часового ряду за інтервалами рівної тривалості;
- виконати вейвлет-розклад усередненого ряду;
- побудувати функції регресії за усередненими апроксимуючими та деталізуючими коефіцієнтами;
- інтерполювати та екстраполювати сигнал регресійної функції;
- відновити та спрогнозувати шляхом зворотного вейвлет-перетворення;
- зберегти результати та прийняти рішення.

У роботі [8] наведено математичну модель, яка надає можливість не тільки виявити основні тренди та циклічні коливання в екологічних даних, а й дослідити їхні причинно-наслідкові зв'язки. Аналіз взаємозв'язків між різними змінними в екосистемі дає змогу виявити ключові чинники, що визначають її стан і функціонування. Таким чином, розробка більш точних і адаптивних моделей дасть змогу не тільки передбачати зміни в екосистемах, а й виробляти ефективні стратегії управління ресурсами та охорони природи. Крім того, використання математичних моделей на основі вейвлет-перетворення дає змогу виявляти приховані шаблони і неочевидні залежності в даних, що може бути критично важливим для виявлення попереджувальних сигналів про можливі екологічні кризи або несприятливі зміни в навколишньому середовищі. Такі моделі можуть слугувати основою для розроблення ранніх систем попередження та екологічного моніторингу, що зрештою сприяє збереженню природних ресурсів і поліпшенню якості життя нашого суспільства.

На основі математичної моделі можна створити програмне забезпечення, що дозволить моделювати, зберігати, аналізувати та візуалізувати дані екологічних досліджень. Дані, зібрані за допомогою спостережень, необхідно зберігати у вигляді, придатному для подальшої обробки. Одним з найзручніших способів представлення даних такого типу є реляційні бази даних, в яких зберігаються результати замірів концентрації забруднюючих речовин, виконані у певний час доби, та додаткові дані щодо географічного положення станції, що виконує заміри, та погодних умов у момент виміру.

Для успішної реалізації поставленого завдання спочатку необхідно виконати моделювання об'єкта проектування. Для цього було створено об'єктно-орієнтовану модель, яка представляє кожен з аспектів дослідження в якості окремої сутності, відносини між якими дозволяють описувати дослідження і робити висновки щодо впливу окремих факторів, таких як погодні умови, географічне розташування чи їх комбінації на коливання концентрації тих чи інших забруднювачів, прогнозувати зміни якості повітря і екологічної обстановки. На рис. 1 представлена діаграма класів об'єктно-орієнтованої моделі програми. Окремо слід відзначити відносини між забруднюючими речовинами та вимірами, тому що, наслідуючи реляційну модель, програмне забезпечення виокремлює клас для функціоналу заміру та збереження значення концентрації для кожної окремої забруднюючої речовини.

Для розрахунків з використанням математичного апарату вейвлетів, а також для обробки числових даних та їх візуалізації, необхідні спеціалізовані програмні інструменти. Сучасні програмні продукти надають доступ до таких інструментів, як у складі математичних пакетів, наприклад, MATLAB, Mathematica, але для підготовки даних до аналізу, потрібно залучати

додаткові засоби, наприклад, спеціалізовані пакети статистичного аналізу або інструменти, які реалізують чисельні методи.

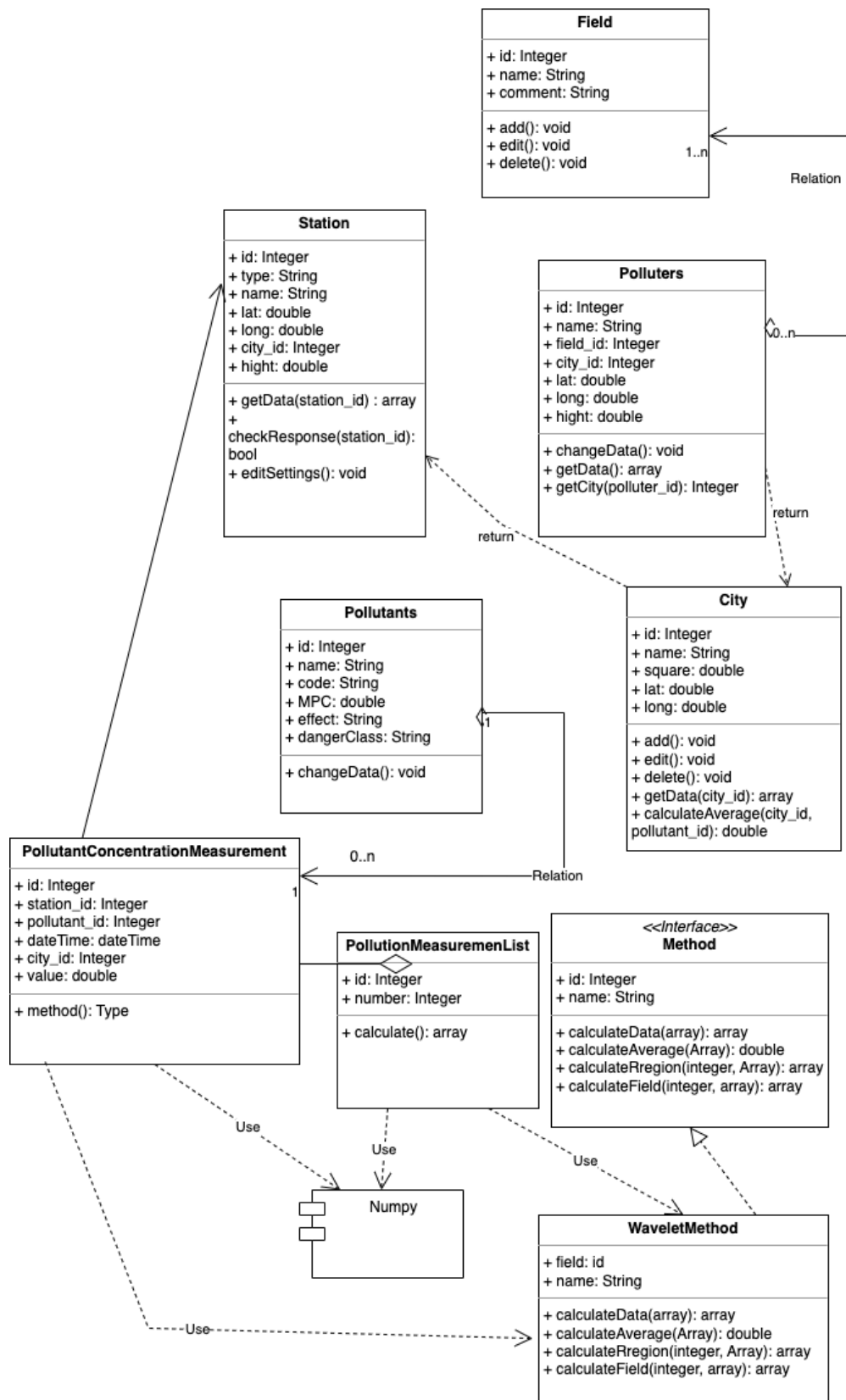


Рис. 1 – Діаграма класів

Щоб уніфікувати досвід розробника і зменшити складність програмного продукту, було вирішено звернутись до програмного стеку на основі мови програмування Python. Численні сучасні бібліотеки, які орієнтовані на математичні статистичні розрахунки та різноманітні методи аналізу даних і мають широкий математичний апарат, роблять Python зручним інструментом для дослідника. Задачу реалізації алгоритму, заснованого на вейвлет-перетвореннях, можна вирішити суто засобами мови, але доцільним є використання спеціалізованих бібліотек для підготовки даних, апроксимації, реалізації вейвлет-перетворення і візуалізації результатів дослідження.

На рис. 2 представлено стек бібліотек і модулів, який входить в програмне забезпечення для вирішення різноманітних задач. Ecowavelets є програмним модулем, який саме вирішує задачу аналізу екологічних часових рядів концентрації та прогнозування змін цих параметрів з часом. Він спирається на ruwt, що є спеціалізованою бібліотекою для роботи з вейвлет-перетвореннями різних типів, numpy для підтримки математичних операцій, а також бібліотеки Math і Statistics, що надають широкий апарат для статистичного аналізу вибірок даних. Для візуалізації даних було обрано Matplotlib, який дозволить побудувати у поліграфічній якості майже будь-яку залежність або представити експериментальні дані у двох чи трьох вимірах.

Для задач зберігання даних залучений комплекс бібліотек для управління базами даних та СУБД MySQL, а також модуль-конектор, що забезпечує зв'язок між базою даних і розрахунковим модулем.

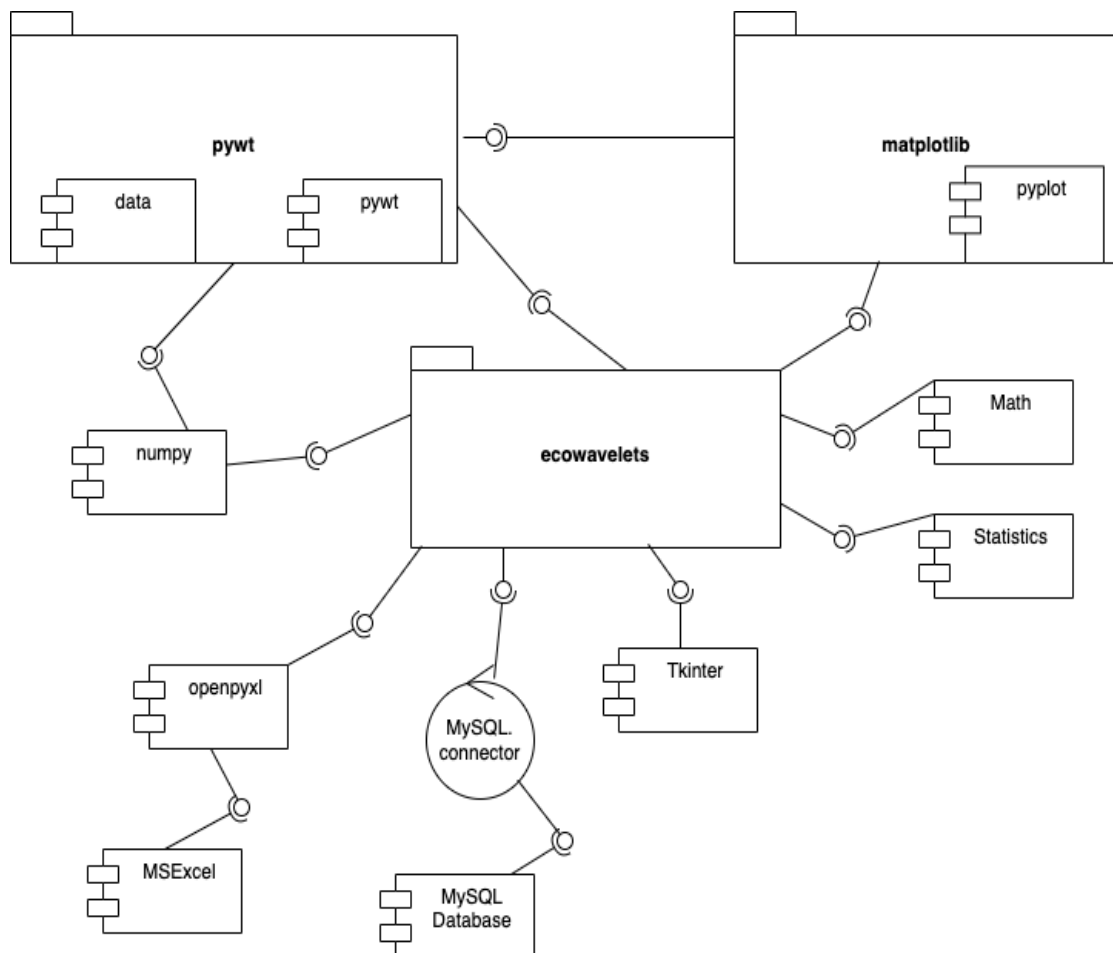


Рис. 2 – Діаграма компонентів

Процес аналізу екологічних даних для прогнозування концентрації речовин і екологічної ситуації у цілому є багатоступеневим. Перш за все необхідно зібрати та підготувати дані до аналізу. Оскільки дані збираються з декількох джерел та не мають єдиного стандартного формату представлення, першим кроком є збір та підготовка даних, а саме приведення їх до єдиного



формату. На рис. 3 надана діаграма активності, яка відображає повний цикл дій для виконання дослідження.

Окремо слід зазначити, що для виконання розрахунків необхідні два різноформатні набори даних: дані спостережень концентрації забруднюючих речовин та метеорологічні дані. Обидва набори формуються з неуніфікованих джерел. Дані, які були отримані, потребують форматування, а в деяких випадках фільтрації та підготовки. Після завершення процесу підготовки дані передаються для побудовання часового ряду, а потім для аналізу ряду за допомогою вейвлет-перетворень. Результати розрахунків передаються для зберігання та візуалізації.

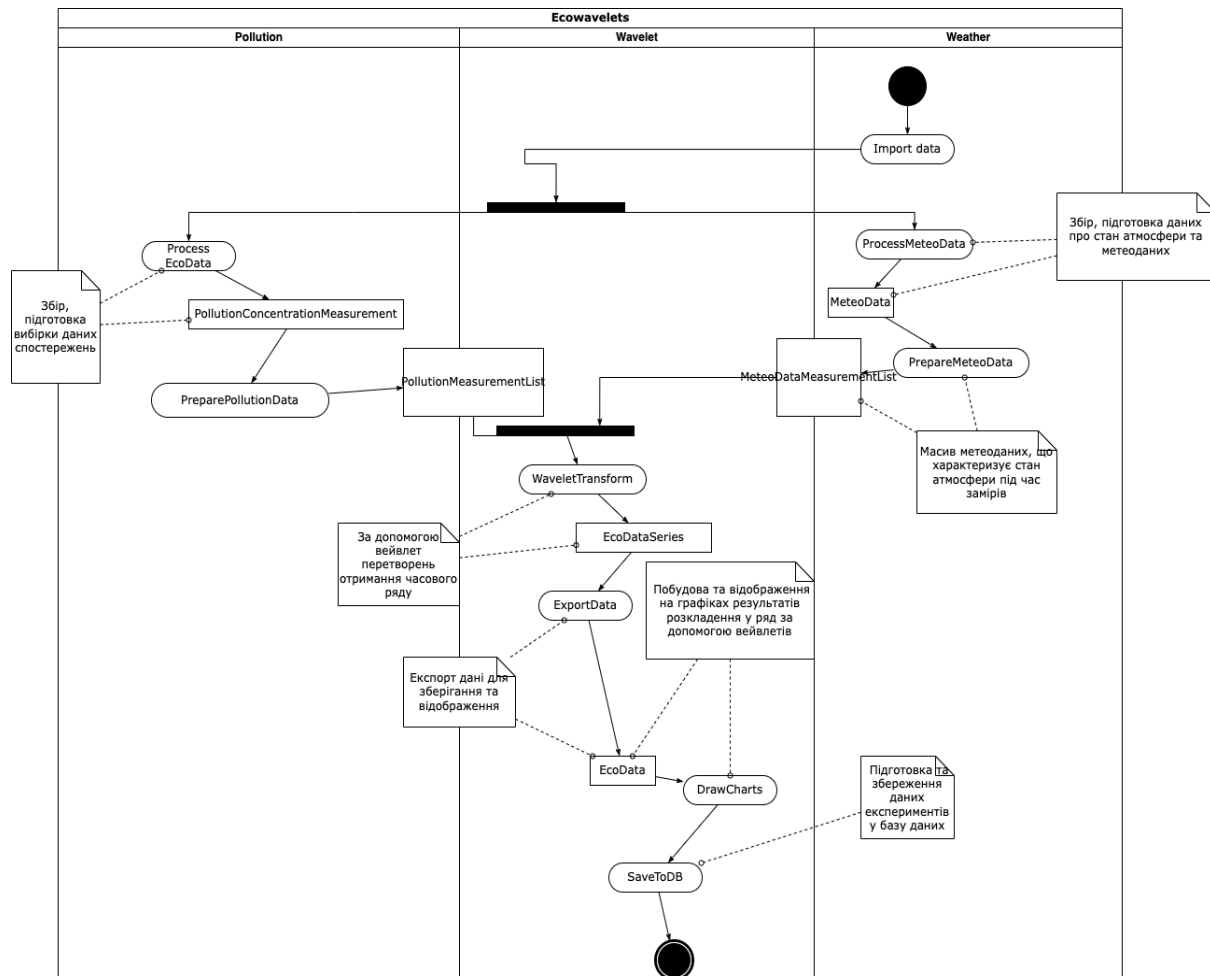


Рис. 3 – Діаграма активності

У подальшому планується на основі створеної об’єктно-орієнтованої моделі розробити програмне забезпечення для аналізу даних щодо концентрації речовин у атмосферному повітрі, яке дозволить узагальнити екологічні дані. Спираючись на оброблені та узагальнені дані, можливо спрогнозувати зміни у екологічних умовах, зробити висновки щодо внеску підприємств, які здійснюють викиди в повітря, інших джерел забруднення, а також оцінити вплив погодних та географічних факторів на коливання концентрації речовин з часом. Уніфікація даних дозволяє вдосконалити прогнози, спираючись на поточні та історичні дані з різних регіонів світу, порівняти стан повітря у місцях зі схожими первинними умовами і зробити висновки про необхідні заходи для покращення якості повітря і їх потенційну ефективність в місцях з різною сукупністю умов.

### Висновки

1. Проаналізовано основні джерела, які призводять до забруднення повітря. Виявлено, що екологічні дані, зокрема дані концентрацій забруднюючих речовин у повітрі, мають вкрай

випадковий характер, залежні від багатьох факторів природнього та антропогенного характеру, тому складно піддаються аналізу.

2. На основі створеної математичної моделі аналізу часових рядів на основі вейвлет-перетворень спроектовано програмне забезпечення, розробка якого надасть можливість відобразити криву змін для досить складної багатофакторної залежності.

3. Прийнято рішення розробляти програмне забезпечення на базі мови Python та математичних бібліотек Math, Statistics та NumPy, а також спеціалізованої бібліотеки для роботи з вейвлет-перетвореннями PyWv, що дозволить використати для комп'ютерного експерименту різні типи вейвлетів.

#### Перелік використаних джерел:

1. Beijing Air Pollution: Real-time Air Quality Index. URL: <https://aqicn.org/> (дата звернення 05.02.2023).
2. Wilks D.S. Statistical methods in the atmospheric sciences. Amsterdam : Elsevier, 2020. 818 p. DOI: <https://doi.org/10.1016/C2017-0-03921-6>.
3. Grossmann A., Morlet J. Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM Journal on Mathematical Analysis*. 1984. Vol. 15. Iss. 4. Pp. 723-736. DOI: <https://doi.org/10.1137/0515056>.
4. Pannekoucke O. Heterogeneous correlation modeling based on the wavelet diagonal assumption and on the diffusion operator. *Mathematical Advances in Data Assimilation (MADA)*. 2009. Vol. 137. Iss. 9. Pp. 2995-3012. DOI: <https://doi.org/10.1175/2009MWR2783.1>.
5. Chun-Lin L. A tutorial of the wavelet transform. Taipei : NTUEE, 2010. 71 p.
6. Burrus C.S. Wavelets and wavelet transforms. Houston : Rice University, 2015. 311 p.
7. Wavelet analysis of ecological time series / B. Cazelles et al. *Oecologia*. 2008. Vol. 156. Pp. 287-304. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00442-008-0993-2>.
8. Tuzenko O., Sidun N. Mathematical modeling of ecological observations data using time series analysis methods. *18th IEEE International Conference on Computer Science and Information Technologies, CSIT 2023, Lviv, 19-21 October 2023*. Pp. 1-4. DOI: <https://doi.org/10.1109/CSIT61576.2023.10324166>.

#### References:

1. Beijing Air Pollution: Real-time Air Quality Index [Online]. Available: <https://aqicn.org/>. Accessed on: February 05, 2023.
2. D.S. Wilks, *Statistical methods in the atmospheric sciences*. Amsterdam, Netherlands: Elsevier Publ., 2020.
3. A. Grossmann, and J. Morlet, «Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape», *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, vol. 15, iss. 4, pp. 723-736, 1984. **doi: 10.1137/0515056**.
4. O. Pannekoucke, «Heterogeneous Correlation Modeling Based on the Wavelet Diagonal Assumption and on the Diffusion Operator», *Mathematical Advances in Data Assimilation (MADA)*, vol. 137, iss. 9, pp. 2995-3012, 2009. **doi: 10.1175/2009mwr2783.1**.
5. L. Chun-Lin, *A tutorial of the wavelet transform*. Taipei, Taiwan: NTUEE Publ., 2010.
6. C.S. Burrus, *Wavelets and wavelet transforms*. Houston, USA: Rice University Publ., 2015.
7. B. Cazelles, et. al., «Wavelet analysis of ecological time series», *Oecologia*, vol. 156, pp. 287-304, 2008. **doi: 10.1007/s00442-008-0993-2**.
8. O. Tuzenko, and N. Sidun, «Mathematical modeling of ecological observations data using time series analysis methods», in *18th IEEE International Conference on Computer Science and Information Technologies, CSIT 2023, Lviv, 2023*, pp. 1-4. **doi: 10.1109/CSIT61576.2023.10324166**.

Рецензент: О.І. Проніна,  
канд. техн. наук, доц., ДВНЗ «ПДТУ»

Стаття надійшла 30.09.2023  
Стаття прийнята 29.10.2023