УДК 519.22:504.06

Густера Олег Михайлович
кандидат економічних наук, старший викладач кафедри комп'ютерних наук,
Національний університет біоресурсів і природокористування України
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-1010-6100
E-mail: o.gustera@nubip.edu.ua

Ніколаєнко Дмитро Володимирович
кандидат економічних наук, старший викладач кафедри комп'ютерних наук,
Національний університет біоресурсів і природокористування України
ORCID: https://orcid.org/0009-0008-4817-3951
E-mail: d.nikolaenko@nubip.edu.ua

ЗГЛАДЖУВАННЯ НЕПОВНИХ РЯДІВ ДАНИХ СТАНЦІЙ ЕКОЛОГІЧНОГО МОНІТОРИНГУ З ВИКОРИСТАННЯМ ПРОГНОЗНИХ МОДЕЛЕЙ

Анотація. *У статті розглядається проблема неповних рядів даних при аналізі даних станцій екологічного моніторингу, її вплив на достовірність отриманих результатів та прогностичну придатність вхідних даних, а також методи згладжування даних, що дозволяють мінімізувати негативний вплив пропусків даних. Відсутність даних в ряді може проявлятись на практиці як хибні нульові значення, які можуть призводити до суттєвих відхилень, а також як відсутні дані, що в деяких випадках приховують тенденції зміни динаміки ряду. При цьому, аналітик може не знати про присутність пустих або нульових значень, що, в результаті, призводить до хибних висновків або прогнозів. Методи згладжування за допомогою простої ковзної середньої та екстраполяції дозволяють підвищити якість вхідних даних, та, як результат, підвищити прогностичну якість отриманих прогнозних моделей. Використання локальних прогнозів для заповнення пропущених значень дозволяє отримати найбільш точні результати замість відсутніх даних, і, як результат, підвищити прогностичну якість розроблюваних прогнозних моделей. Точність результатів отриманих замість відсутніх даних перевіряється розрахунком основних статистичних показників ряду з пустими значеннями та повного ряду. Розрахунок параметрів моделей прогнозування для заповнення пустих інтервалів може здійснюватись на основі попередніх даних або тенденції всього ряду. Отримані в даному дослідженні результати можуть бути використані у подальшому для заповнення неповних рядів при аналізі даних станцій екологічного моніторингу або інших рядів даних, що використовуються для прогнозування або аналітичних розрахунків.*

Ключові слова: *екологічний моніторинг, ряд даних, динаміка ряду даних, пропуски даних, прогноз, прогнозні моделі.*

Вступ. У процесі аналізу екологічного стану шляхом отримання даних від станцій моніторингу надійність отриманих результатів напряму залежить від точності початкових даних, які отримані від датчиків та збережені у сховище даних[8]. При цьому, в сучасних умовах може виникати проблема нерівномірних інтервалів дослідження або відсутності частини спостережень, що може бути пов'язано з негативним впливом наступних факторів[6]:

- відсутність електропостачання у екологічній станції;
- відсутність зв'язку з екологічною станцією через проблеми зі зв'язком;
- некоректна робота апаратного або програмного забезпечення після відключень електроенергії;
- інші фактори, що спричиняють збої у роботі екологічної станції (DDOS-атаки, проблеми у провайдера та ін..);
- цілеспрямоване приховування або знищення даних третіми особами.

В результаті, підсумкові дані за досить тривалі періоди можуть бути відсутні, як показано на рис. 1. Ряд даних показника якості повітря, представлений на Рис. 1, у період з 12.00 10.01.2023 до 12.00 12.01.2023 є неповним. З 6.00 до 12.00 11.01.2023 дані відсутні. В таких умовах отримання достовірних та повних рядів даних від станції екологічного моніторингу ускладнюється. При цьому, неможливо заздалегідь спрогнозувати періоди, коли отримані дані будуть неповними або не коректними. Тобто, дізнатися про те, що отримані дані

не можуть бути використані для отримання достовірних результатів аналізу, як правило, можна лише у процесі аналізу[8].

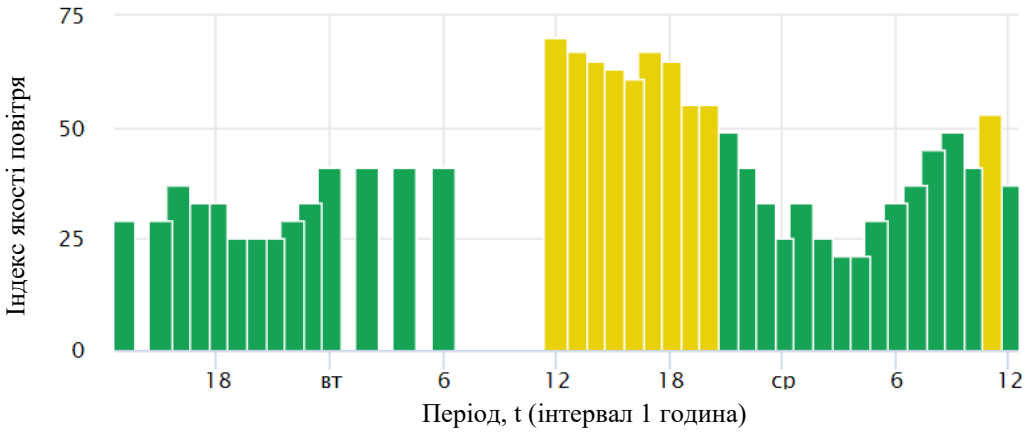


Рисунок 1 – Індекс якості повітря [18]

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На сьогоднішній день питання екологічного моніторингу як необхідної складової частини та інформаційної бази для захисту навколишнього середовища є особливо актуальним, та висвічується в багатьох зарубіжних та вітчизняних джерелах [3,12,14,19].

В умовах постійно зростаючої кількості станцій екологічного моніторингу та інших пристроїв, що дозволяють отримувати дані про окремі показники стану навколишнього середовища зростає актуальність проблеми зберігання, обробки та аналізу накопиченої інформації для її подальшого використання [4,7,11].

Серед сучасних вітчизняних робіт у галузі екологічного моніторингу слід відзначити розробку інформаційно-аналітичної системи оцінювання стану атмосферного повітря [1,2].

Сучасні методи інтелектуального аналізу дозволяють досить ефективно вирішувати задачі інтерпретації необроблених даних за умови їх точності та достовірності [4,5]. Таким чином, першочергове питання, якому слід приділяти достатньо уваги при екологічному моніторингу – саме отримання достовірних та точних вхідних даних, які можуть бути спотворені через ряд об'єктивних чи суб'єктивних чинників.

Метою дослідження є застосування методів згладжування для заповнення неповних рядів при аналізі даних станцій екологічного моніторингу або інших рядів даних, що використовуються для прогнозування або аналітичних розрахунків.

Матеріали і методи дослідження. На практиці найбільш негативний вплив неповних рядів даних проявляється у використанні недостовірних даних для аналізу без усвідомлення їх придатності до аналізу, що може призводити до більш негативних наслідків. Тобто, аналітики або особа що приймає рішення отримує готові результати та не усвідомлює, що вони побудовані на частково хибних даних[10].

Необхідність заповнення пропусків у ряді даних підтверджується тим, що інтервали без значень можуть бути сприйняті як нульові значення, або ж не будуть враховані у загальній тенденції ряду. В деяких випадках відрізнити реальні нульові значення від пропущених спостережень досить складно. Так, наприклад, температура повітря може приймати нульове значення, яке може бути переплутане з пустим значенням.

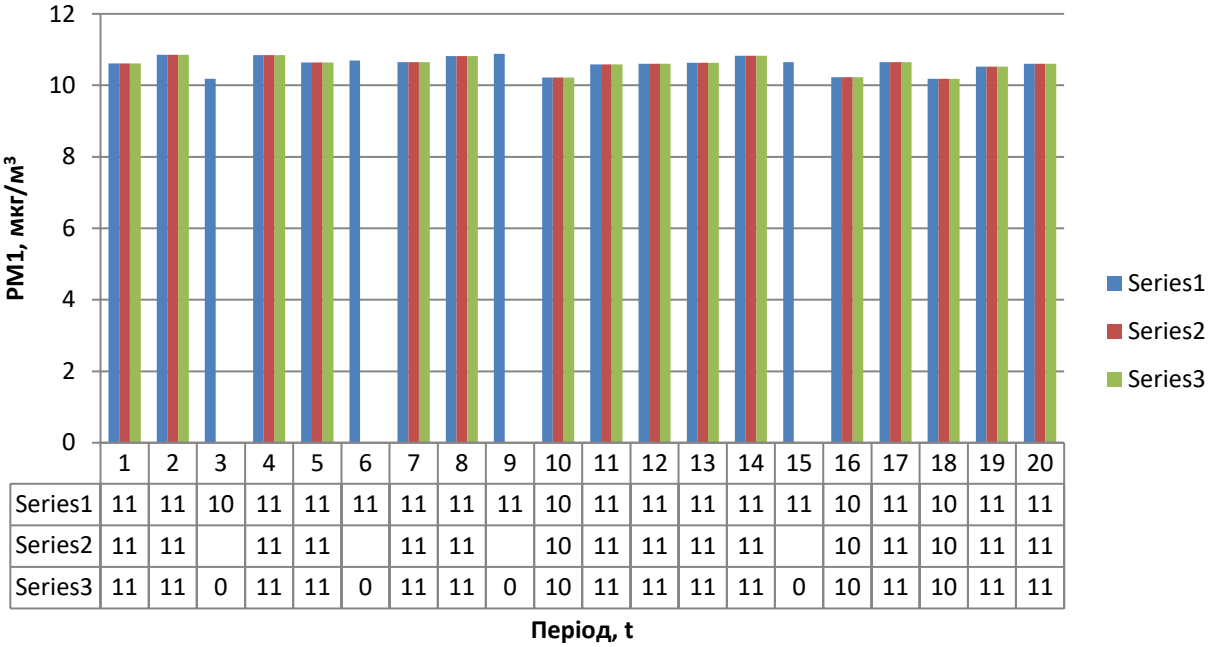
Відновлення пропусків у часових рядах може вирішуватись за допомогою наступних груп методів:

- прості статистичні методи (екстраполяція, ковзна середня),
- ітеративне прогнозування,
- комбіновані схеми прогнозування.

 DOI: 10.31548/itees.2024.01.021

Перевагою простих статистичних методів їх простота в реалізації, що особливо зручно при автоматизованій обробці вхідних даних[12].

Результати дослідження та їх обговорення. Для того щоб більш детально проаналізувати можливі наслідки використання неповних або некоректних рядів даних без їх обробки або адаптації розглянемо наступний приклад (рис. 2). Використовуємо один і той самий ряд даних показника PM1 – дрібнодисперсні частки у повітрі, діаметром менше 1 мкм (мікрону) у трьох можливих варіантах спостереження – без пропусків, з пропусками, та з хибними значеннями замість пропусків. Хибні значення в даному прикладі це нульові значення.



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Series1	11	11	10	11	11	11	11	11	11	10	11	11	11	11	11	10	11	10	11	11
Series2	11	11		11	11		11	11		10	11	11	11	11		10	11	10	11	11
Series3	11	11	0	11	11	0	11	11	0	10	11	11	11	11	0	10	11	10	11	11

Рисунок 2 – Початковий ряд даних показника PM1 (дрібнодисперсні частки у повітрі, діаметром менше 1 мікрону): Ряд 1 – без пропусків, Ряд 2 – з пропусками, Ряд 3 – з хибними значеннями замість пропусків (16)

У першому випадку (ряд 1) ми отримуємо повний ряд даних, і на його основі можемо побудувати прогноз на майбутній період, визначити основні статистичні характеристики ряду. В другому випадку (ряд 2) проаналізуємо аналогічний ряд, у якому будуть відсутні дані за певні періоди, тобто зімітуємо неповний ряд даних. У третьому випадку (ряд 3) замість відсутніх даних будемо використовувати некоректні дані – нулі. Для того щоб визначити, наскільки суттєво повнота ряду впливає на отримані результати, аналогічно до повного ряду визначимо його основні статистичні характеристики – середнє значення, дисперсію та середньоквадратичне відхилення (табл. 1).

Таблиця 1 – Основні статистичні характеристики досліджуваного часового ряду

Характеристика	Ряд 1	Ряд 2	Ряд 3
Середнє	10,59493	10,59324	8,474591
Дисперсія	0,048268	0,043738	17,98966
Стандартне відхилення	0,219701	0,209135	4,241422

Як видно з результатів, представлених у табл. 1, найбільш суттєво на отримані результати впливає використання для подальшого аналізу чи прогнозування використання некоректних даних. Врахування нульових значень призводить до збільшення дисперсії та стандартного відхилення у декілька разів, що, в результаті, робить побудування прогнозних моделей нераціональним через великі довірчі інтервали або низьку точність прогнозу. При цьому, врахування нульових значень залежить від абсолютних характеристик ряду даних.

Відсутність даних за певні періоди також негативно впливає на точність отриманих результатів. У випадках, коли у пропущених інтервалах відбувались суттєві зміни тенденції ряду даних, це не буде помічено та враховано при побудуванні прогнозних моделей або розрахунку аналітичних показників[13].

Для оцінки впливу врахування нульових та пропущених інтервалів на результати прогнозу використаємо лінійну та поліноміальну модель. Для побудування прогнозу на основі обраних моделей використаємо MS Excel (рис. 3).

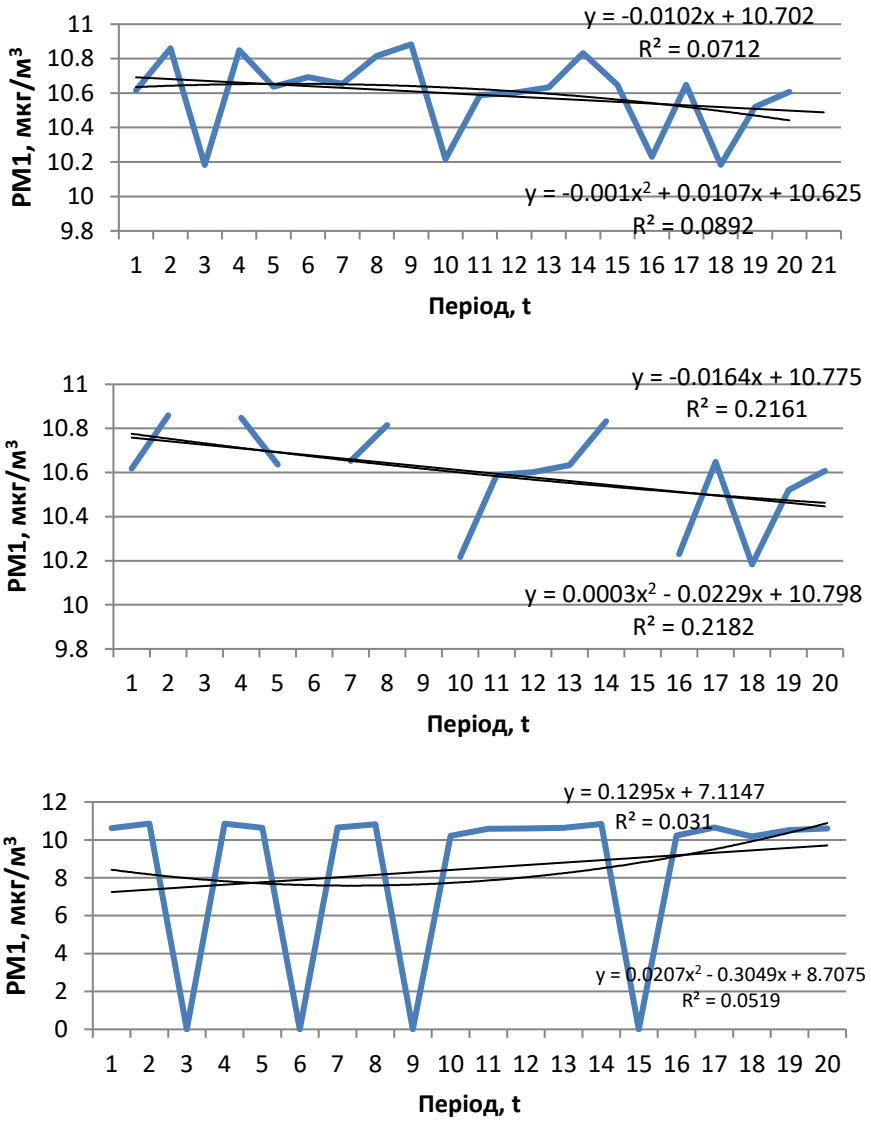


Рисунок 3 – Прогнозування на основі поліноміальної та лінійної моделі для повного ряду даних, ряду з порожніми значеннями, та ряду з нульовими значеннями

Як видно з рис. 3, використання необроблених вхідних даних для аналізу чи прогнозування може призводити до отримання результатів з низькою достовірністю або прогностичною придатністю.

 DOI: 10.31548/itees.2024.01.021

Для того щоб заповнити дані за певні періоди спочатку використаємо метод ковзної середньої, тобто використаємо середнє значення за найближчі періоди для періоду згладжування m:

$$\hat{x}_i = \frac{1}{p} \sum_{j=t-m}^{t+m} x_j \tag{1}$$

Також відсутні дані можна замінити методом екстраполяції існуючих:

$$\hat{x}_i = \begin{cases} x_{i-1}, \text{ якщо } x = 0, \\ x_i, \text{ якщо } x > 0. \end{cases} \tag{2}$$

Розглянемо використання методу простої ковзної середньої для заповнення відсутніх елементів ряду даних (рис. 4).

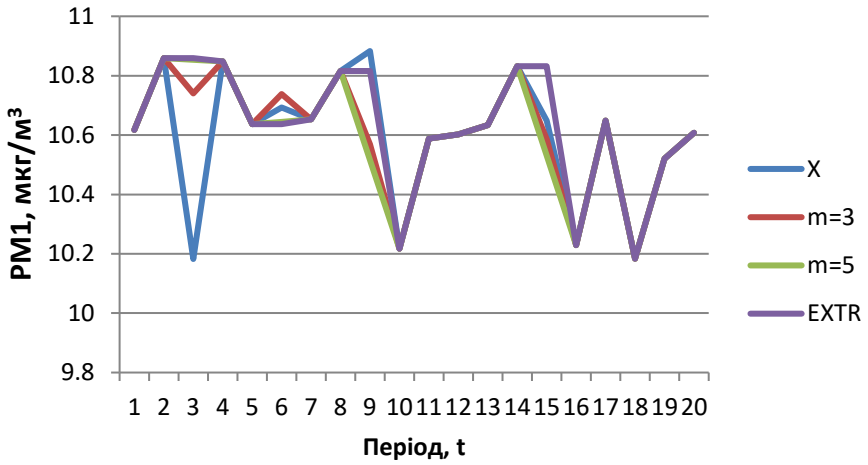


Рисунок 4 – Використання простої ковзної середньої для заповнення відсутніх даних часового ряду (період згладжування m=3, m=5) та екстраполяції

Як видно з результатів розрахунку основних статистичних характеристик досліджуваного часового ряду (X), ряду отриманого методом згладжування (m=3, m=5) та методом екстраполяції (EXTR), наведених у табл. 2, навіть прості методи згладжування дають більш достовірні результати у порівнянні з екстраполяцією. Тим не менш, методи згладжування хоча й можуть бути достатньо ефективно використані з метою усунення пропусків або некоректних нульових значень, однак не дозволяють врахувати наявність тенденції у часовому ряді і можливість її прояву саме у пропущеному інтервалі.

Таблиця 2. – Основні статистичні характеристики досліджуваного часового ряду (X) та ряду отриманого методом згладжування (m=3, m=5) та методом екстраполяції (EXTR)

Характеристика	X	m=3	m=5	EXTR
Середнє	10,59493	10,60622	10,60185	10,63172
Дисперсія	0,048268	0,036987	0,038935	0,042445
Стандартне відхилення	0,219701	0,19232	0,197319	0,206021

З метою врахування тенденції часового ряду при заповненні ряду використаємо прогнозування (3), реверсивне прогнозування (4) для локальних інтервалів на основі лінійної та поліноміальної моделі:

$$\hat{x}_i = \begin{cases} a_0 + a_1 x_{i-1} \vee a_0 + a_1 x_{i-1} + a_2 x_{i-1}^{\ 2}, \ якщо \ x = 0, \\ x_i, \ якщо \ \ x > 0. \end{cases} \tag{3}$$

$$\hat{x}_i = \begin{cases} a_0 + a_1 x_{i+1} \vee a_0 + a_1 x_{i+1} + a_2 x_{i+1}^{\ 2}, \ якщо \ x = 0, \\ x_i, \ якщо \ \ x > 0. \end{cases} \tag{4}$$

Для лінійної моделі, використаємо наступні параметри (рис. 5):

$$a_0 = 10,702$$
$$a_1 = -0,0102 .$$

Для поліноміальної моделі, відповідно:

$$a_0 = 10,625$$
$$a_1 = 0,0107 .$$
$$a_2 = -0,001$$

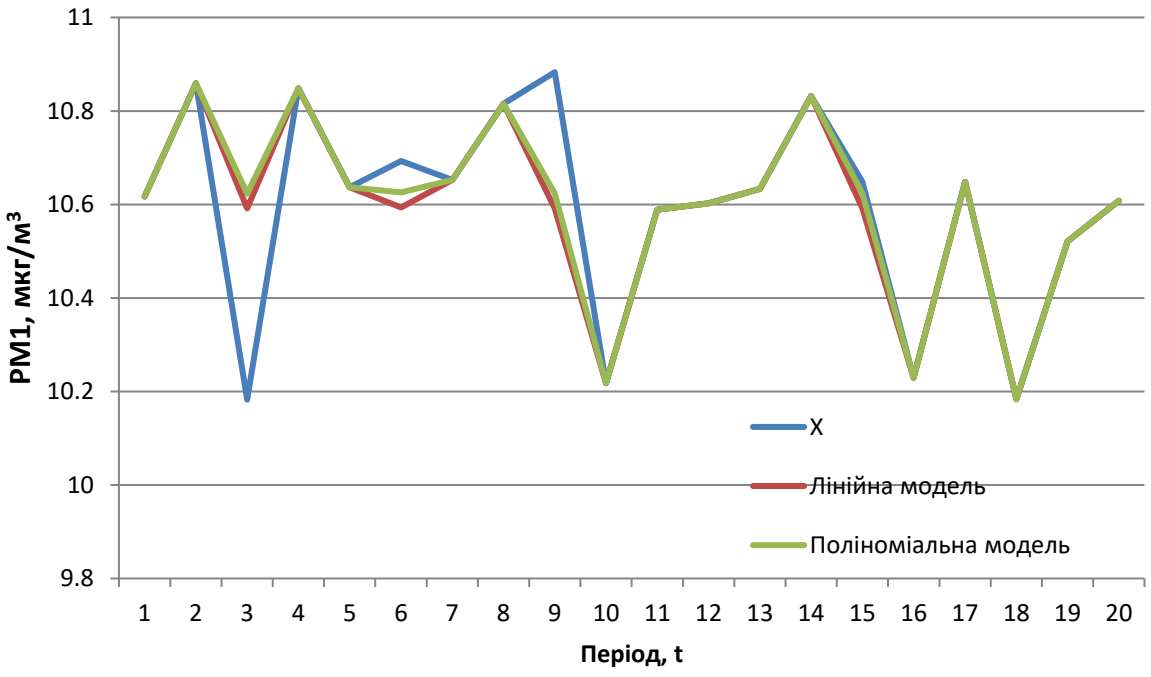


Рисунок 5 – Використання локального прогнозування для заповнення відсутніх даних часового ряду (лінійна та поліноміальна модель)

Середнє, дисперсія та стандартне відхилення часового й інтерпольованого методом локального прогнозування рядів наведені в табл. 3.

 DOI: 10.31548/itees.2024.01.021

Таблиця 3 – Основні статистичні характеристики досліджуваного часового ряду (X) та ряду отриманого шляхом заповнення порожніх значень методом локального прогнозування для заповнення відсутніх даних часового ряду (лінійна та поліноміальна модель)

Характеристики	X	Лінійна модель	Поліноміальна модель
Середнє	10,59298848	10,59940492	10,59298848
Дисперсія	0,034990411	0,035142256	0,034990411
Стандартне відхилення	0,18705724	0,18746268	0,18705724

Для побудування реверсивного прогнозу виконаємо транспонування початкового ряду даних та розрахуємо параметри моделей, що проілюстровано на рис. 6.

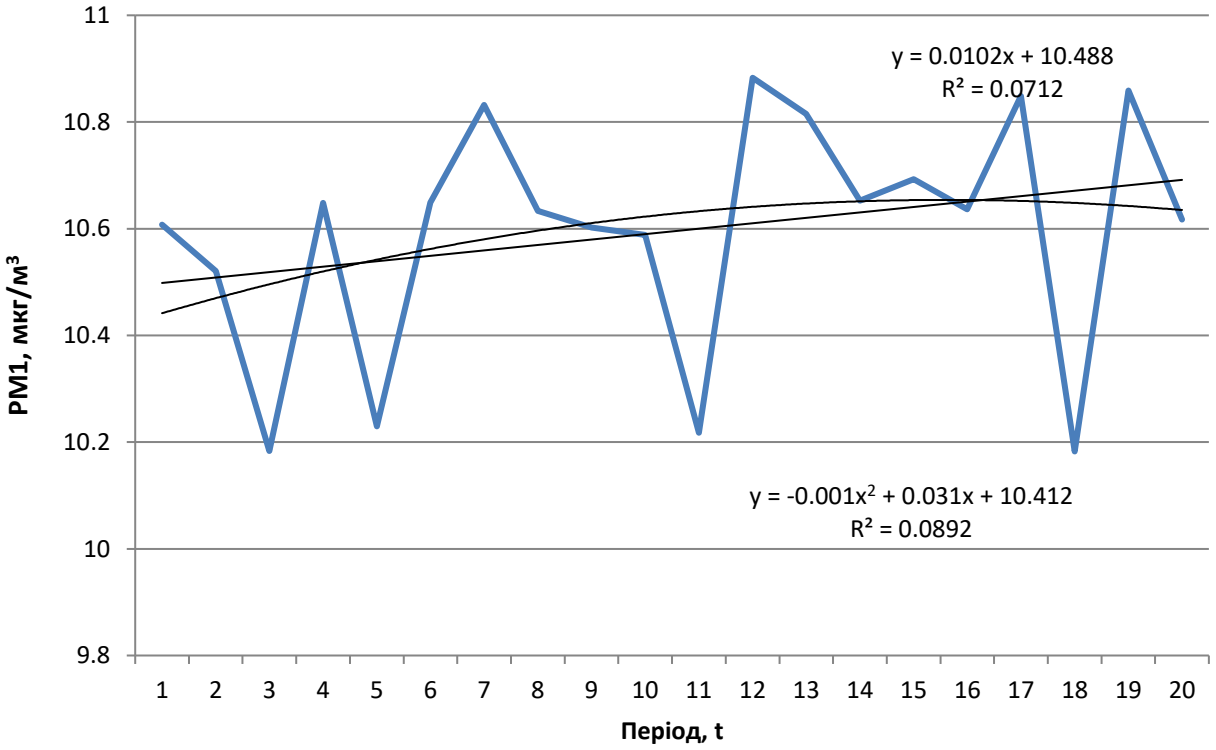


Рисунок 6 – Розрахунок параметрів лінійної та поліноміальної моделі для реверсивного прогнозування

Таким чином, для лінійної моделі, використаємо наступні параметри:

$$a_0 = 10,488$$
$$a_1 = 0,0102 .$$

Для поліноміальної моделі, відповідно:

$$a_0 = 10,412$$
$$a_1 = 0,031 \quad .$$
$$a_2 = -0,001$$

Графіки часового ряду і прогнозних рядів за лінійної та поліноміальною моделями з використанням локального реверсивного прогнозування для заповнення відсутніх даних часового ряду наведено на рис. 7.

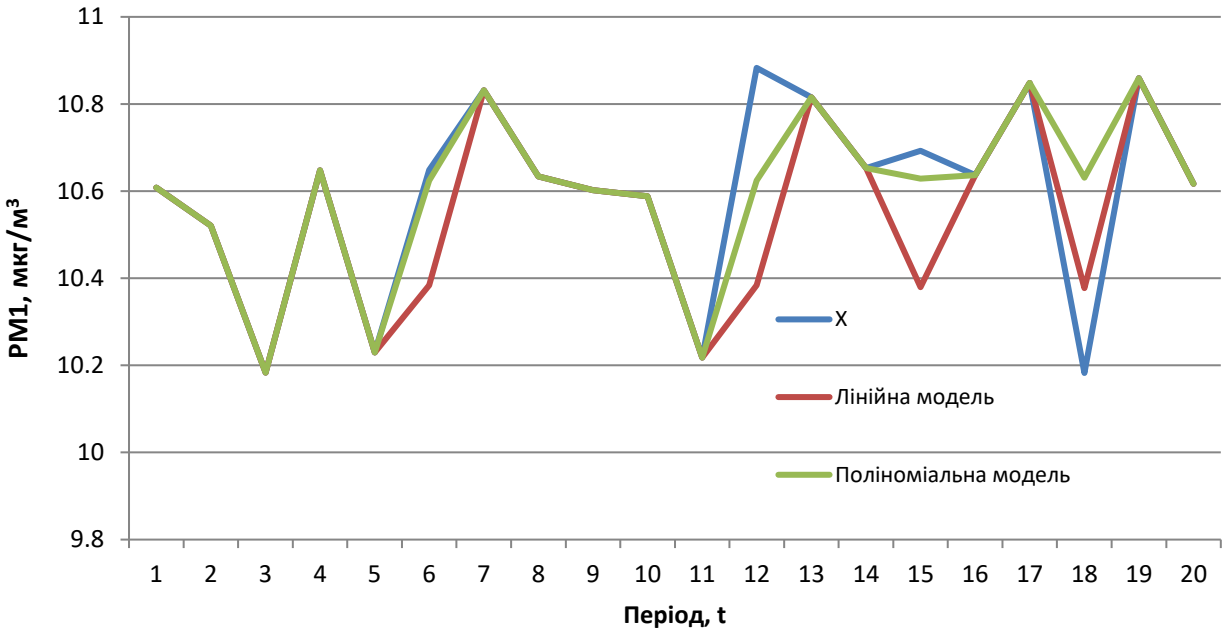


Рисунок 7 – Використання локального реверсивного прогнозування для заповнення відсутніх даних часового ряду (лінійна та поліноміальна модель)

В табл. 4 наведені статистичні характеристики часових рядів, в тому числі, отриманих за рахунок реалізації лінійної та поліноміальної моделей.

Таблиця 4 – Основні статистичні характеристики досліджуваного часового ряду (X) та ряду отриманого шляхом заповнення порожніх значень методом локального реверсивного прогнозування для заповнення відсутніх даних часового ряду (лінійна та поліноміальна модель)

Характеристики	**X**	**Лінійна модель**	**Поліноміальна модель**
Середнє	10,59493	10,5508	10,6
Дисперсія	0,048268	0,042197	0,035174
Стандартне відхилення	0,219701	0,205418	0,187548

Для досліджуваного прикладу, згідно з результатами отриманими з таблиці 3 та таблиці 4, більш точні результати при заповненні порожніх значень ряду дозволяє отримати метод локального прогнозування. В той же час, в деяких випадках використання реверсивного прогнозування є єдиним можливим способом отримання відсутніх значень. Наприклад, якщо порожніми є одні з перших спостережень, виявлення чіткої тенденції на основі декількох попередніх спостережень або при їх повній відсутності не дає достовірних результатів. У таких випадках, коли реверсивне прогнозування дає менш точні результати у порівнянні із прогнозуванням на основі попередніх значень, і при цьому відсутні початкові значення ряду,

можливе використання комбінованого методу. Тобто, для частини порожніх значень використовується прогнозування на основі попередніх значень, а там де це є необхідним – на основі послідуючих значень, тобто реверсивне прогнозування.

Висновки. Використані у дослідженні методи згладжування за допомогою простої ковзної середньої та екстраполяції дозволяють підвищити якість вхідних даних, та, як результат, підвищити прогностичну якість отриманих прогнозних моделей. В той же час, застосування локальних прогнозів для заповнення пропущених значень дозволяє отримати найбільш точні результати замість відсутніх даних, і, як результат, підвищити прогностичну якість розроблюваних прогнозних моделей. Точність результатів отриманих замість відсутніх даних перевіряється розрахунком основних статистичних показників ряду з пустими значеннями та повного ряду. Розрахунок параметрів моделей прогнозування для заповнення пустих інтервалів може здійснюватись на основі попередніх даних або тенденції всього ряду.

Отримані в даному дослідженні результати можуть бути використані у подальшому для заповнення неповних рядів при аналізі даних станцій екологічного моніторингу або інших рядів даних, що використовуються для прогнозування або аналітичних розрахунків. Вибір моделі прогнозування або аналітичного методу, за допомогою яких здійснюється згладжування та заповнення порожніх значень даних може залежати від загальної тенденції часового ряду.

Список використаних джерел

1. Bogolyubov V.M., Golub B.L. Information-analytical system for assessing the state of atmospheric air / Sustainable development — 21st century. Discussions 2021: collective monograph / National University - Kyiv-Mohyla Academy / edited by Prof. Khlobistova E.V. — Kyiv, 2021. — 469 p. ISBN: 978-617-7668-22-9.
2. Bogoliubov V.M. and other. Optimization of the Structure of Atmospheric Air Monitoring System https://chmnu.edu.ua/wpcontent/uploads/MONOGRAPH-2.pdf.
3. Khan, S.; Anjum, R.; Raza, S.T.; Ahmed Bazai, N.; Ihtisham, M. Technologies for Municipal Solid Waste Management: Current Status, Challenges, and Future Perspectives. Chemosphere 2022, 288, 132403.
4. Andeobu, L.; Wibowo, S.; Grandhi, S. A Systematic Review of E-waste Generation and Environmental Management of Asia Pacific Countries. Int. J. Environ. Res. Public Health 2021, 18, 9051.
5. Ma, S.; Zhou, C.; Chi, C.; Liu, Y.; Yang, G. Estimating Physical Composition of Municipal Solid Waste in China by Applying Artificial Neural Network Method. Environ. Sci. Technol. 2020, 54, 9609–9617.
6. Lin, K.; Zhao, Y.; Tian, L.; Zhao, C.; Zhang, M.; Zhou, T. Estimation of Municipal Solid Waste Amount Based on One-Dimension C N Network and Long Short-Term Memory with Attention Mechanism Model: A Case Study of Shanghai. Sci. Total Environ. 2021, 791, 148088.
7. Sharma, M.; Joshi, S.; Kannan, D.; Govindan, K.; Singh, R.; Purohit, H. Internet of Things (IoT) Adoption Barriers of Smart cities' Waste Management: An Indian Context. J. Clean. Prod. 2020, 270, 122047.
8. Jassim, M.S.; Coskuner, G.; Zontul, M. Comparative Performance Analysis of Support Vector Regression and Artificial Neural Network for Prediction of Municipal Solid Waste Generation. Waste Manage. Res. 2022, 40, 195–204.
9. Lin, K.; Zhao, Y.; Kuo, J.-H.; Deng, H.; Cui, F.; Zhang, Z.; Zhang, M.; Zhao, C.; Gao, X.; Zhou, T.; et al. Toward smarter management and recovery of municipal solid waste: A critical review on deep learning approaches. J. Clean. Prod. 2022, 346, 130943.
10. Fasano, F.; Addante, A.S.; Valenzano, B.; Scannicchio, G. Variables Influencing per Capita Production, Separate Collection, and Costs of Municipal Solid Waste in the Apulia Region (Italy): An Experience of Deep Learning. Int. J. Environ. Res. Public Health 2021, 18, 752.

11. Hussain, A.; Draz, U.; Ali, T.; Tariq, S.; Irfan, M.; Glowacz, A.; Antonino Daviu, J.A.; Yasin, S.; Rahman, S. Waste Management and Prediction of Air Pollutants Using IoT and Machine Learning Approach. Energies 2020, 13, 3930.
12. Ihsanullah, I.; Alam, G.; Jamal, A.; Shaik, F. Recent Advances in Applications of Artificial Intelligence in Solid Waste Management: A Review. Chemosphere 2022, 309, 136631.
13. Hettiarachchi, H.; Meegoda, J.N.; Ryu, S. Organic Waste Buyback as a Viable Method to Enhance Sustainable Municipal Solid Waste Management in Developing Countries. Int. J. Environ. Res. Public Health 2018, 15, 2483.
14. Rahman, M.W.; Islam, R.; Hasan, A.; Bithi, N.I.; Hasan, M.M.; Rahman, M.M. Intelligent Waste Management System Using Deep Learning with IoT. J. King Saud Univ.-Comput. Inf. Sci. 2022, 34, 2072–2087.
15. Mookkaiah, S.S.; Thangavelu, G.; Hebbar, R.; Haldar, N.; Singh, H. Design and Development of Smart Internet of Things–based Solid Waste Management System Using Computer Vision. Environ. Sci. Pollut. Res. 2022, 29, 64871–64885.
16. Nowakowski, P.; Pamuła, T. Application of Deep Learning Object Classifier to Improve E-waste Collection Planning. Waste Manag. 2020, 109, 1–9.
17. Niu, D.; Wu, F.; Dai, S.; He, S.; Wu, B. Detection of Long-Term Effect in Forecasting Municipal Solid Waste Using a Long Short-Term Memory Neural Network. J. Clean. Prod. 2021, 290, 125187.
18. Сайт моніторингу рівня забруднення атмосферного повітря у місті Київ https://www.saveecobot.com/maps/kyiv
19. Woodward, W. A., Gray, H. L. & Elliott, A. C. (2012), Applied Time Series Analysis, CRC Press
20. Needleman, Saul B. & Wunsch, Christian D. (1970). "A general method applicable to the search for similarities in the amino acid sequence of two proteins". Journal of Molecular Biology.

Hustera Oleg
PhD in Economics, Senior Lecturer of the Department of Computer Science,
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-1010-6100
E-mail: o.gustera@nubip.edu.ua

Nikolaienko Dmytro
PhD in Economics, Senior Lecturer of the Department of Computer Science,
National University of Life and Environmental Sciences of Ukraine
ORCID: https://orcid.org/0009-0008-4817-3951
E-mail: d.nikolaenko@nubip.edu.ua

SMOOTHING INCOMPLETE DATA SERIES OF ENVIRONMENTAL MONITORING STATIONS USING PREDICTIVE MODELS

Abstract. *The article examines the problem of incomplete data series in the analysis of data from environmental monitoring stations, its impact on the reliability of the obtained results and the prognostic suitability of input data, as well as data smoothing methods that allow minimizing the negative impact of data gaps. The absence of data in the series can manifest itself in practice as false zero values that can lead to significant deviations, as well as missing data, which in some cases hides trends in the dynamics of the series. At the same time, the analyst may not be aware of the presence of empty or null values, which, as a result, leads to false conclusions or predictions. Smoothing methods using a simple moving average and extrapolation allow to improve the quality of input data, and, as a result, to improve the predictive quality of the obtained predictive models. Using local forecasts to fill in missing values allows you to get the most accurate results instead of missing data and, as a result, improve the predictive quality of the developed forecast models. The accuracy of the results obtained instead of missing data is checked by calculating the main statistical indicators of the series with empty values and the complete series. Calculation of the parameters of forecasting models to fill the empty intervals can be based on previous data or the trend of the entire series. The results obtained in this study can be used in the future to fill incomplete series in the analysis of data from environmental monitoring stations or other series of data used for forecasting or analytical calculations.*

Keywords: *environmental monitoring, data series, data series dynamics, data gaps, forecast, predictive models.*