

DOI 10.26886/2414-634X.3(30)2019.1

UDC: 519.876.5

**RESEARCH OF METHODS EFFICIENT ECOLOGICAL ASSESSMENT
UKRAINIAN WATER RESOURCES**

A. Kazmirchuk

National Technical University of Ukraine “Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”, Ukraine, Kyiv

Different methods of prediction the state of the environment in the context of pollution monitoring and ecological assessment of the state Ukrainian water resources are considered and the moving average method, exponential smoothing method, the least squares method and method of prediction using neural networks are realized. Prediction of the value of the pollution indicator was made on the basis of historical monitoring data. Experimental studies have been performed to compare the predictive quality of each of the methods based on the criterion of the standart error.

Key words: prediction, neural network, extrapolation, method of least squares, standart error, perceptron, neuron.

Казмірчук А. В. Дослідження методів проведення ефективної екологічної оцінки водних ресурсів України/ Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», Україна, Київ.

Розглянуто різні методи прогнозування стану навколишнього середовища в контексті моніторингу забруднення та екологічної оцінки стану водних ресурсів України та реалізовано метод ковзного середнього, метод експоненціального згладжування, метод найменших квадратів та метод прогнозування з використанням штучної нейронної мережі. Прогнозування значення показника забруднення здійснено на основі історичних даних моніторингу.

Проведено експериментальні дослідження для порівняння якості прогнозування кожного з методів на основі критерію середньоквадратичного відхилення.

Ключові слова: прогнозування, нейронна мережа, екстраполяція, метод найменших квадратів, середньоквадратичне відхилення, персептрон, нейрон.

Вступ. Проблема забруднення навколишнього середовища є сьогодні актуальною як ніколи, особливо це стосується водних ресурсів. Викиди промислових підприємств, техногенні аварії, каналізаційні стоки, купи сміття знищують ріки, озера, моря, перетворюючи воду в небезпечну для використання та непридатною для життя живих організмів.

Людство усвідомлює цю проблему і намагається вживати заходів для захисту та відновлення водних ресурсів. Прийняття рішень щодо розвитку і захисту водних об'єктів зазвичай базується на даних моніторингу, що дозволяють оцінити поточний стан водойм і зробити прогноз на майбутнє.

Вирішенню даної проблеми присвячено багато наукових робіт і проведено безліч досліджень. Зокрема, Герус А.В. у своїй дисертації [1] представив обґрунтування удосконалення моніторингу якості поверхневих вод на основі методу математичного моделювання розповсюдження забруднень в умовах аварійних ситуації і просторово-часового моделювання екологічної оцінки якості поверхневих вод. Він запропонував схему наукових досліджень, яка враховує удосконалення методів математичного моделювання поширення забруднень і удосконалення методологій екосистемних досліджень. Ковальчук П.І у своїй роботі [2] запропонував математичні методи та модель удосконалення кризового моніторингу оцінки якості поверхневих вод і обрав для системної екологічної оцінки якості води метод нейронних

мереж. Загородня Т.С провела аналіз даних моніторингу стану поверхневих вод та здійснила кореляційний аналіз залежності зміни рівнів підземних вод та зміною їх хімічного складу. Також провела прогноз зміни рівнів та забруднення поверхневих вод Вінницької області, який показав, що це забруднення збільшується [3]. Різні підходи до моделювання та прогнозування станів водних об'єктів у своїх працях обґрунтовують Пічура В.І. [4] та Заміховський Л.М. [5].

Прогнозування значень показників забруднення водних об'єктів є невід'ємною складовою моніторингу та екологічної оцінки водних ресурсів України.

Мета та завдання роботи. Метою роботи є визначення методу для проведення ефективної екологічної оцінки водних ресурсів України за рахунок експериментального порівняння застосування визначених методів прогнозування.

Із всіх методів прогнозування були вибрані для проведення досліджень методи апроксимації та метод прогнозування з використанням нейронної мережі. Було проведено пошук методу, що дає найточніші прогнози за критерієм середньоквадратичного відхилення.

Виклад основного матеріалу дослідження. Для розв'язання задач прогнозування використовуються методи екстраполяції [6].

Позитивна сторона методу прогнозуальної екстраполяції – зв'язок минулого, теперішнього і майбутнього, формалізація цього зв'язку. Цей метод дозволяє усереднити вплив одиничних врахованих і загальний вплив неврахованих факторів.

Існують різні прийоми екстраполяції. Ми будемо використовувати найпопулярніші методи - метод ковзного середнього, метод експоненціального згладжування, метод найменших квадратів.

Для вирішення задачі прогнозування також використаємо такий сучасний метод як нейромережеві технології. Здатність штучних нейронних мереж до узагальнення і виявлення прихованих залежностей усередині елементів мережі дозволяє вирішити поставлену задачу [7].

Наведемо детальний опис кожного з методів.

Метод ковзного середнього є звичайним середнім арифметичним від значення показника за певний період. Усереднюючи значення показника, ковзне середнє завжди слідує за головною тенденцією динаміки змін, фільтруючи дрібні коливання. Узагальнимо описаний вище метод у вигляді покрокового алгоритму:

КРОК 1. Визначити величину інтервалу згладжування рівною 3.

КРОК 2. Розрахувати прогнозоване значення показника як середнє арифметичне значень показника за попередні 3 періоди:

$$Y_{t+1} = \frac{(Y_{t-2} + Y_{t-1} + Y_t)}{3}, t = 3, 4, \dots, T \quad (1)$$

При розрахунку прогнозного значення **методом експоненціального згладжування** враховується відхилення попереднього прогнозу від реального показника, а сам розрахунок проводиться за такою формулою:

$$Y_{t+1} = Y_t' + \alpha \times (Y_t - Y_t'), t = 1, 2, \dots, T \quad (2),$$

де Y_t' - значення показника, що було спрогнозоване, Y_t - фактичне значення показника, α - параметр згладжування ($0 < \alpha < 1$).

Від величини α залежить, як швидко зменшується вага впливу попередніх спостережень. Узагальнимо описаний вище метод у вигляді покрокового алгоритму:

КРОК 1. Задати значення параметра згладжування $\alpha = 0,3$.

КРОК 2. Задати значення $Y_1' = Y_1$.

КРОК 3. Розрахувати прогнозоване значення показника Y_{t+1} за формулою

$$Y_{t+1} = Y_t + \alpha \times (Y_t - Y_t'), t = 1, 2, \dots, T \quad (3)$$

Зміст **методу найменших квадратів** полягає в мінімізації суми квадратичних відхилень між спостережуваними та розрахованими величинами. В якості типу кривої оберемо лінійну залежність.

Отже, робоча формула методу $Y_t = a \times t + b$, де t - прогнозований період, Y_t - прогнозований показник, a і b - коефіцієнти. Розрахунок a і b відбувається за наступними формулами:

$$a = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_f \times X) - \frac{\sum_{i=1}^n X \times \sum_{i=1}^n Y_f}{n}}{\sum_{i=1}^n X^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n X)^2}{n}} \quad (4)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n Y_f}{n} - \frac{a \times \sum_{i=1}^n X}{n} \quad (5)$$

де Y_f - фактичне значення ряду динаміки, n - кількість рівнів часового ряду.

Розглянемо метод прогнозування з використанням штучної нейронної мережі.

Найголовнішим питанням при реалізації нейронної мережі є моделювання архітектури. На практиці найчастіше використовуються саме багат шарові персептрони. Персептрон має просту структуру і є достатньо універсальним. Багат шарові персептрони використовують для розв'язання задач апроксимації, прогнозування, класифікації тощо. Простота і універсальність персептрона є основною причиною вибору його в якості основи.

Кількість нейронів на вхідному шарі рівне кількості факторів, що впливають на значення показника – у нас це попередні значення

показника – і складає 5 нейронів. Так як необхідно здійснити прогноз однієї величини – значення показника, то будемо використовувати лише 1 нейрон у вихідному шарі.

Для вибору кількості нейронів в прихованих шарах використаємо правило геометричної піраміди. По цьому правилу кількість нейронів в прихованому шарі 3-шарового персептрона обчислюється за наступною формулою:

$$k = \sqrt{n \times m} \quad (6)$$

де k - кількість нейронів в прихованому шарі, n - кількість нейронів у вхідному шарі, m - кількість нейронів у вихідному шарі.

Отже, кількість нейронів у прихованому шарі 3.

Навчання нейронної мережі здійснюється «із вчителем» з використанням алгоритму зворотнього поширення помилки, який широко використовується для навчання багат шарових нейронних мереж з неперервними функціями активації [8].

В якості функції активації використовується сигмоїдна функція.

Перш ніж застосовувати нейронну мережу, необхідно здійснити попередню підготовку даних – часового ряду значень показника. Для цього використаємо метод ковзного середнього з величиною інтервалу згладжування 3 для згладжування раптових коливань та підкреслення довготривалих трендів.

Для формування навчальної вибірки використаємо метод «часових вікон» [9]. Вхідне вікно формує дані для входів нейронної мережі, а вихідне – для виходів. Відповідна пара вхідного та вихідного векторів створюють одну реалізацію часового ряду. При зсуві часових вікон за часовим рядом з кроком s , отримуємо другу і наступні реалізації часового ряду. Задамо ширину вхідного вікна m рівною 5, вихідного шару p – рівною 1, крок s рівним 1.

Розділимо часовий ряд у співвідношенні 70:30 – 70% вибірки для навчання і 30% вибірки для тестування відповідно.

Отже, на вхід нейронної мережі подаються 5 значень показника $Y_t, Y_{t+1}, Y_{t+2}, Y_{t+3}, Y_{t+4}$, а на виході отримуємо прогнозоване значення показника на наступний момент часу Y_{t+5} , $t = 1, 2, \dots, T$.

Для оцінки точності прогнозів обчислюється середньоквадратичне відхилення за наступною формулою:

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y'_i - Y_i)^2}{n}} \quad (7)$$

де Y'_i - фактичні значення часового ряду, Y_i - обчислені значення часового ряду, n - число рівнів часового ряду.

Реалізувавши кожен з наведених вище методів, провели експериментальні дослідження і отримали наступні результати.

Ексериментальні дослідження розв'язання задачі.

Використовуючи метод ковзного середнього для прогнозування, отримали результати, зображені на рисунку 1. Даний метод спрогнозував значення показника амоній іони на наступний рік рівним 0,35. У порівнянні із фактичними значеннями отримали значення середньоквадратичного відхилення рівне 0,19.

Використовуючи метод експоненціального згладжування для прогнозування, отримали результати, зображені на рисунку 2. Даний метод спрогнозував значення показника амоній іони на наступний рік рівним 0,33. Значення середньоквадратичного відхилення рівне 0,18.

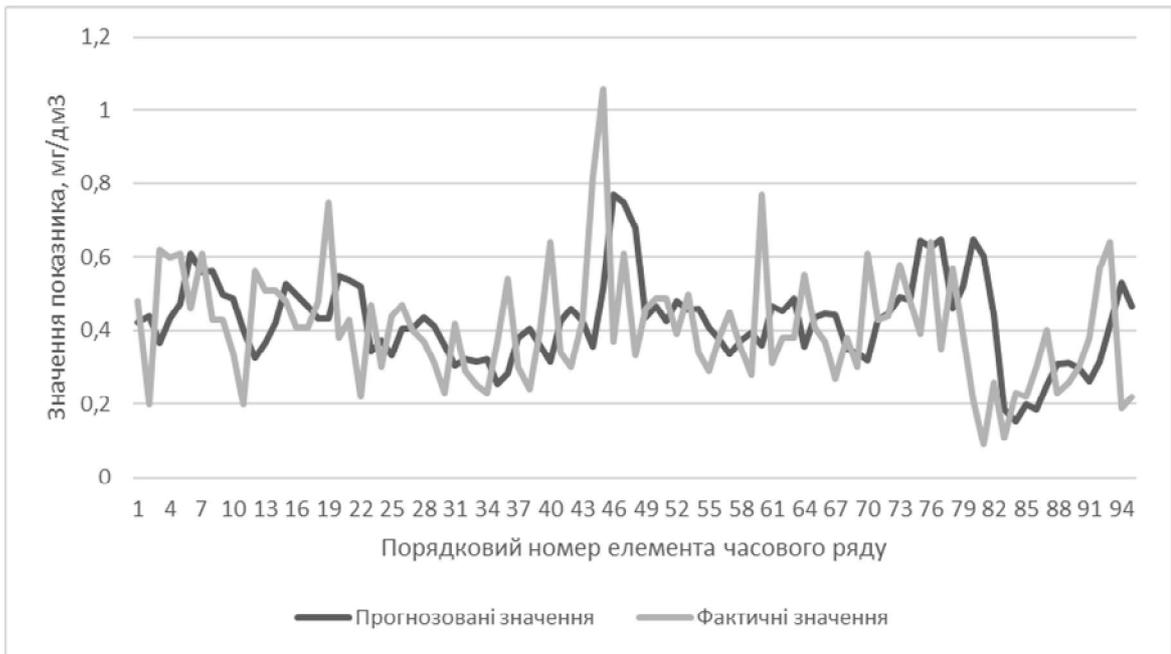


Рис.1 Результати прогнозування методом ковзного середнього

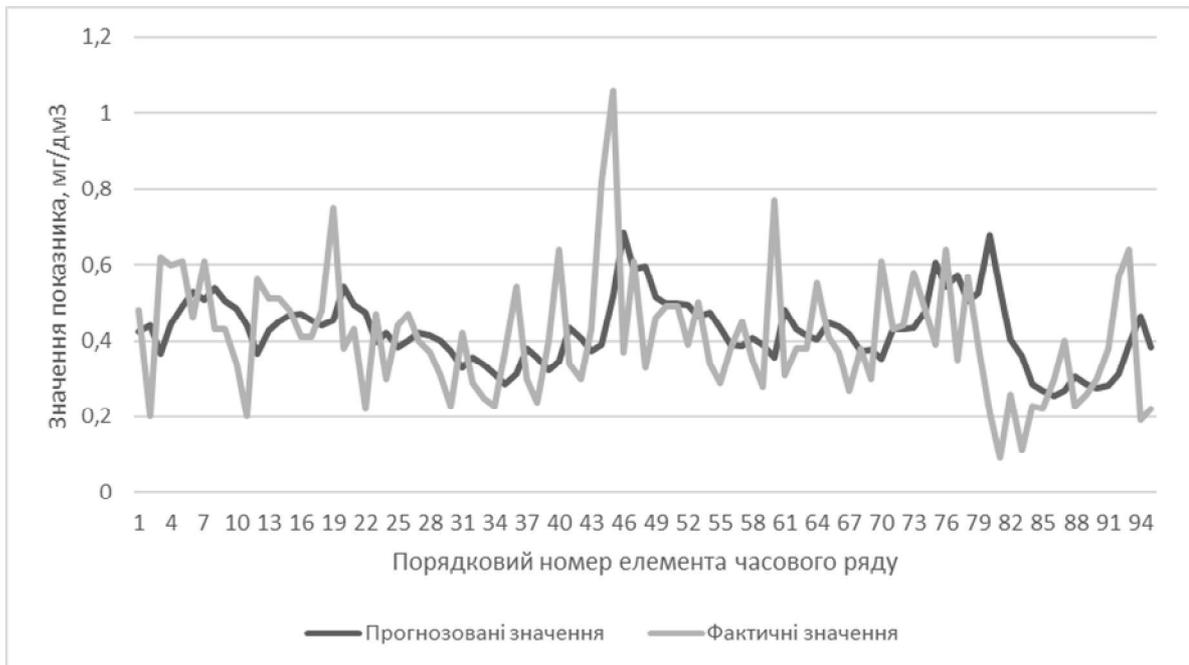


Рис.2 Результати прогнозування методом експоненціального згладжування

Використовуючи метод найменших квадратів для прогнозування, отримали результати, зображені на рисунку 3. Даний метод

спрогнозував значення показника амоній іони на наступний рік рівним 0,38. Значення середньоквадратичного відхилення рівне 0,18.



Рис.3 Результати прогнозування методом найменших квадратів

Використовуючи нейронну мережу для прогнозування, отримали результати, зображені на рисунку 4. Даний метод спрогнозував значення показника амоній іони на наступний рік рівним 0,33. Значення середньоквадратичного відхилення рівне 0,09.



Рис.4 Результати прогнозування з використанням нейронної мережі

У таблиці 1 наведено порівняння точності прогнозування за допомогою екстраполяційних методів та нейронних мереж.

Таблиця 1

Дані результатів порівняння точності методів прогнозування

Метод	Метод ковзного середнього	Метод експоненціального згладжування	Метод найменших квадратів	Нейронна мережа
Похибка	0,19	0,18	0,18	0,09
Прогноз	0,35	0,33	0,38	0,33

Висновки. У результаті проведеної роботи було реалізовано 4 найпоширеніші методи прогнозування – метод ковзного середнього, метод експоненціального згладжування, метод найменших квадратів та нейронна мережа. Для прогнозування використовувалися дані моніторингу показника забрудненості амоній-іони за 25 років. Провівши експериментальні дослідження і обчисливши критерій якості прогнозування – середньоквадратичне відхилення, ми виявили, що найкращу точність прогнозування дає нейронна мережа, середньоквадратичне відхилення якої сягає лише 0,09. Всі інші три методи екстраполяції прогнозують з приблизно однаковим середньоквадратичним відхиленням - 0,18, що в 2 рази більше, ніж при використанні нейронної мережі. Проте, якщо порівняти прогнозовані значення показника на наступний період, то видно, що всі методи дають приблизно схожий результат, що свідчить про те, що кожен з цих методів має місце і може бути використаний для розв'язання поставленої задачі прогнозування.

Отже, нейронна мережа дає прогноз з найвищою точністю серед усіх використаних методів.

Література:

1. Герус А. В. (2015). *Удосконалення моніторингу якості поверхневих вод методами моделювання поширення забруднень. Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук*. Київ.
2. Ковальчук П. І. *Методи математичного моделювання для вдосконалення кризового моніторингу оцінки якості поверхневих вод*. *Технічні науки*, 11.
3. Загородня Т. С. (2017). *Аналіз, прогнозування та пошук шляхів поліпшення стану природних вод вінницької області*.
4. Пічура В. І. *Використання нейронних мереж для прогнозування динаміки підґрунтових вод на прикладі господарств скадовського району херсонської області*.
5. Замиховський Л. М. (2011). Аналіз методів і систем контролю та прогнозування рівня паводкових вод. *Нафтогазова енергетика*. <http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nge_2011_2_18>.
6. Часові ряди, методи аналізу часових рядів. <<https://posibnyky.vntu.edu.ua/kocuba/p4.html>>.
7. Новиков В. А. (2003). *Организация и обучение искусственных нейронных сетей: Экспериментальное учеб. пособие*. Минск.
8. Хайкин С. (2006). *Нейронные сети*.
9. Прогнозування за допомогою нейронних мереж. <https://wiki.tntu.edu.ua/Прогнозування_за_допомогою_нейронних_мереж>.

References:

1. Gerus A. V. (2015). *Udoskonalennja monitoringu jakosti poverhnevih vod metodami modeljuvannja poshirennja zabrudnen'* [Improvement of surface water quality monitoring by pollutant modeling]. *Avtoreferat disertacii na zdobuttja naukovogo stupenja kandidata tehnicnih nauk* [The dissertation for the degree of candidate of technical sciences]. Kiev [in Ukrainian].
2. Koval'chuk P. I. Metodi matematichnogo modeljuvannja dlja vdoskonalennja krizovogo monitoringu ocinki jakosti poverhnevih vod [Methods of mathematical modeling for improving the crisis monitoring of surface water quality assessment]. *Tehnicni nauki*, 11 [Technical sciences, 11] [in Ukrainian].
3. Zagorodnja, T. S. (2017). *Analiz, prognozuvannja ta poshuk shljahiv polipshennja stanu prirodnih vod vinnic'koï oblasti* [Analysis, forecasting and search for ways to improve the natural waters of the Vinnytsia region] [in Ukrainian].
4. Pichura V. I. *Vikoristannja nejronnih merezh dlja prognozuvannja dinamiki pidgruntovih vod na prikladi gospodarstv skadovs'kogo rajonu hersons'koï oblasti* [Use of neural networks for prediction of groundwater dynamics on the example of farms of the Skadovsk district of the Kherson region] [in Ukrainian].
5. Zamihovs'kij L. M. (2011). *Analiz metodiv i sistem kontrolju ta prognozuvannja rivnja pavodkovih vod. Naftogazova energetika* [Analysis of methods and systems for controlling and predicting flood waters. Oil and gas energy]. Retrieved from http://nbuv.gov.ua/UJRN/Nge_2011_2_18 [in Ukrainian].

6. Chasovi rjadi, metodi analizu chasovih rjativ [Time series, methods of analysis of time series]. Retrieved from <https://posibnyky.vntu.edu.ua/kocuba/p4.html> [in Ukrainian].
7. Novikov V. A. (2003). *Organizacija i obuchenie iskusstvennyh nejronnyh setej: Jeksperimental'noe uceb. Posobie* [Organization and training of artificial neural networks]. Minsk [in Russian].
8. Hajkin S. (2006). *Nejronnye seti* [Neural networks] [in Russian].
9. Prognozuvannja za dopomogoju nejronnih merezh [Forecasting using neural networks]. Retrieved from https://wiki.tntu.edu.ua/Prognozuvannja_za_dopomogoju_nejronnih_merezh [in Ukrainian].