

МОДЕЛЮВАННЯ ОПЕРАТИВНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАБРУДНЕННЯ АТМОСФЕРНОГО ПОВІТРЯ АВТОТРАНСПОРТНИМИ ПОТОКАМИ

*Кандидат фізико-математичних наук Олійник Р.В.,
Никонович С.О.,
Тарабан С.М.*

Вступ. Проблема якості атмосферного повітря для великих міст стоїть особливо гостро. В цілому природно-кліматичним умовам мегаполісу характерний надлишок накопичених забруднюючих речовин в приземному шарі атмосфери, це явище стало звичним незалежно від пори року. В умовах слабкої природної вентиляції, забруднене атмосферне повітря чинить прямий негативний вплив на здоров'я населення і являється актуальною екологічною проблемою, яка вимагає невідкладного рішення.

Моделювання розсіювання забруднюючих речовин (ЗР) від рухомих джерел, дозволить побудувати поля концентрації для всієї селітебної частини міста з урахуванням метеорологічних умов. При моделюванні поля забруднення необхідно опиратися на прямі вимірювання, які необхідно проводити в об'ємі основних транспортних потоків міста. Основні труднощі при складанні прогнозу рівня ЗР достатньої точності полягають в тому, що забруднення характеризується просторово-часовою неоднорідністю, яка визначається розташуванням джерел викидів, їх потужністю, зміною кліматичних умов, рельєфом місцевості та забудовою придорожньої зони. Існуючі в теперішній час методики розрахунку рівня забруднення (ОНД-86 та інші), як показують результати їх практичного застосування, дають великі похибки, так як засновані на використанні моделей, які в більшості випадків не відображають реальних даних про поширення ЗР в атмосфері та орієнтовані на екстремальні метеорологічні умови [3]. Пошук нових методів прогнозування рівня забруднення на основі реальних даних, дозволяє уникнути недоліків, які властиві існуючим методикам. Це обумовлює актуальність даного дослідження – розробки моделі та алгоритму прогнозування забруднення атмосфери на основі математичного апарату нейронних мереж.

Основна частина. Основні етапи алгоритму побудови поля забруднюючої речовини (ПЗР) на основі нейронної мережі:

- коректна постановка задачі;
- створення топології поля забруднення;
- параметрична оптимізація.

Топологія поля задається у вигляді наступних характеристик: число шарів k ; число вхідних змінних m ; число вихідних змінних n ; число вихідних змінних у прихованому шарі n_R ; число пар векторів p . Змінні, які виступають в ролі вхідних \tilde{X} і вихідних векторів \tilde{Y} можуть представляти собою експериментальні дані, які накоплені в ході спостереження за об'єктом. Багатошарове ПЗР з нелінійними функціями активації дає на виході неперервне відображення Y входу X , яке адекватне істинному значенню \tilde{Y} . Із множини вхідних і вихідних змінних формуються пари p :

$$\tilde{X} = \begin{Bmatrix} \tilde{X}_1 \\ \tilde{X}_2 \\ \dots \\ \tilde{X}_m \end{Bmatrix} \Rightarrow \tilde{Y} = \begin{Bmatrix} \tilde{Y}_1 \\ \tilde{Y}_2 \\ \dots \\ \tilde{Y}_n \end{Bmatrix} \Rightarrow Y = \begin{Bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dots \\ Y_{n_R} \end{Bmatrix}$$

Кількість пар p вибирається в залежності від умов постановки задачі моделювання ПЗР. Набір пар для тестування, за якими надалі буде проводитися перевірка адаптивності моделі ПЗР до роботи в реальному масштабі часу, повинна бути меншою за кількість пар на яких будується алгоритм ПЗР. Вибір числа змінних у прихованому шарі n_R являється складною задачею, оскільки це впливає на ефективність створеної моделі ПЗР. При визначенні

n_R необхідно враховувати швидкість навчання та похибку інформації, яку представляє нейронна мережа; n_R не повинно перевищувати свого максимального значення, так як це приводить до збільшення похибки. З іншого боку, n_R не повинно бути значно меншим свого максимального значення, так як це приведе до різкого зменшення швидкості навчання мережі, оскільки значення вагових коефіцієнтів прихованого шару несе в собі інформацію про зв'язок входу та виходу. Мінімальне значення числа елементів прихованого шару в теперішній час теоретично невизначено [2].

При виборі функції активації F необхідно враховувати наступні рекомендації:

- функція повинна мати область визначення, яка лежить в скінченному інтервалі дійсних чисел;
- функція повинна мати вісь симетрії, яка паралельна вісі ординат;
- функція повинна бути диференційованою і мати просту похідну.

Створення моделі ПЗР можна розглядати як процедуру структурної та параметричної оптимізації емпіричного ПЗР. Тобто модель ПЗР повинна налаштувати вагові коефіцієнти по емпіричній вибірці. Таким чином, алгоритм ПЗР означає процедуру налаштування вагових коефіцієнтів [3].

Розробка моделі поля забруднюючої речовини для прогнозування рівня забруднення атмосферного повітря включає наступні етапи:

1. Постановка задачі: визначити концентрацію в контрольних точках та здійснити прогнозування значення концентрації ЗР на будь-якій заданій відстані.
2. Вхідним масивом інформації являється проекція вектору:

$$I_1(t), I_2(t), \dots, I_m(t)$$

де $I_1(t)$ – інтенсивність транспортного потоку на момент часу $t = t_1$; $I_m(t)$ – інтенсивність транспортного потоку на тій же скінченій ділянці автомагістралі на момент часу $t = t_m$ (рис.1).

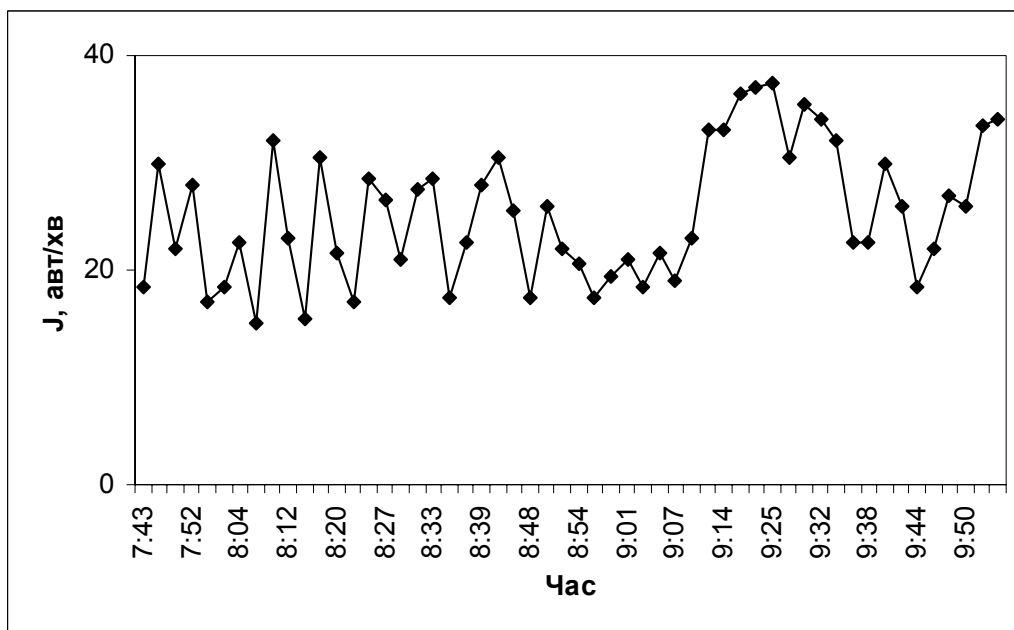


Рис.1 Інтенсивність транспортного потоку

3. Вихідний масив інформації – проекції вектора C_i :

$$C_1(t); C_2(t); \dots, C_n(t)$$

де $C_1(t)$ – значення концентрації ЗР в точці контролю, на момент часу $t \in (t_1; t_n)$, яка

знаходиться на фіксованій відстані від джерела забруднення на заданій ділянці автомагістралі L (рис.2); $C_n(t)$ – значення концентрації ЗР в тій же точці на момент часу $t \in (t_1; t_n)$.

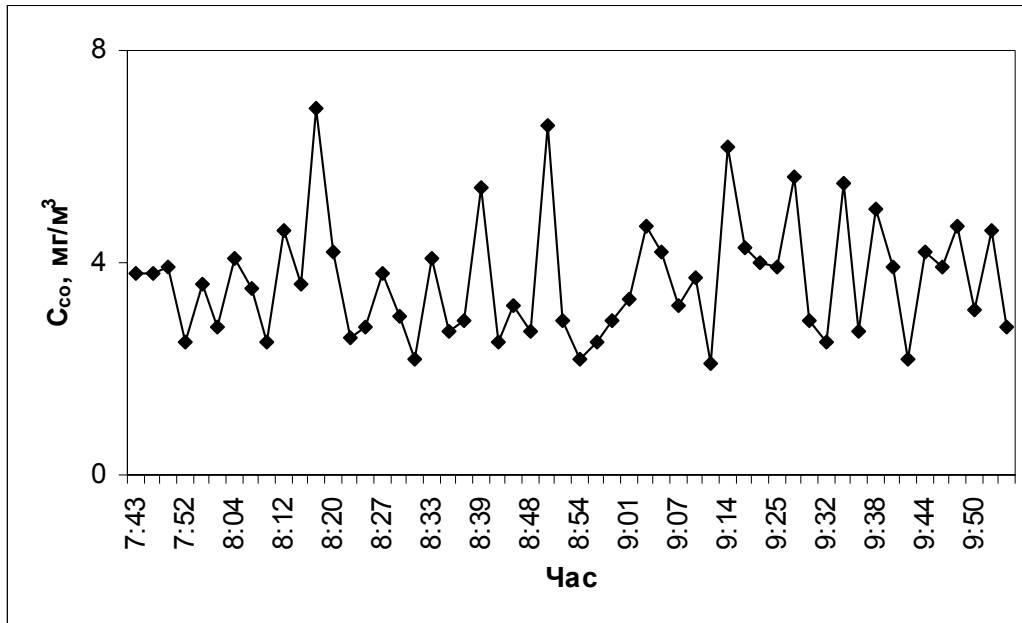


Рис.2 Концентрація CO на відстані 5 м від кромки проїжджої частини магістралі

Таким чином, в якості вхідних даних обрана одна змінна ($m = 1$) - інтенсивність транспортного потоку, а на виході – концентрація оксиду вуглецю ($n = 1$), яка визначалася одночасно з характеристиками потоку, за допомогою газоаналізатора (603EX01-3M). На основі цих даних була побудована нейрона мережа типу багатoshаровий перцептрон (MLP 1:9-7-1:1). Архітектура нейронної мережі представлена на рис. 3.

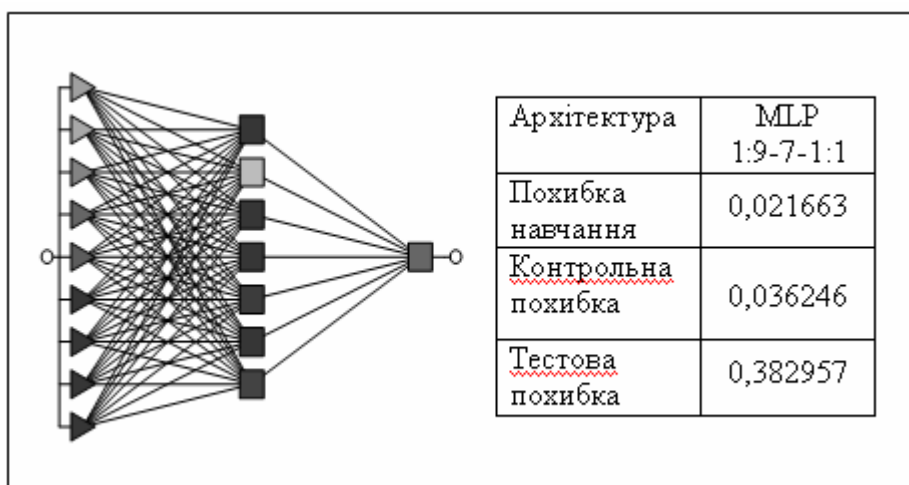


Рис.3 Нейрона мережа типу MLP 1:9-7-1:1

В якості активаційної функції була обрана логістична функція ($F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$), яка

найбільш часто використовується в нейронному моделюванні. Побудована штучна нейронна мережа була навчена за допомогою алгоритму «зворотного поширення похибки». Отримані прогностичні значення концентрації CO залежно від інтенсивності транспортного потоку (рис. 4).

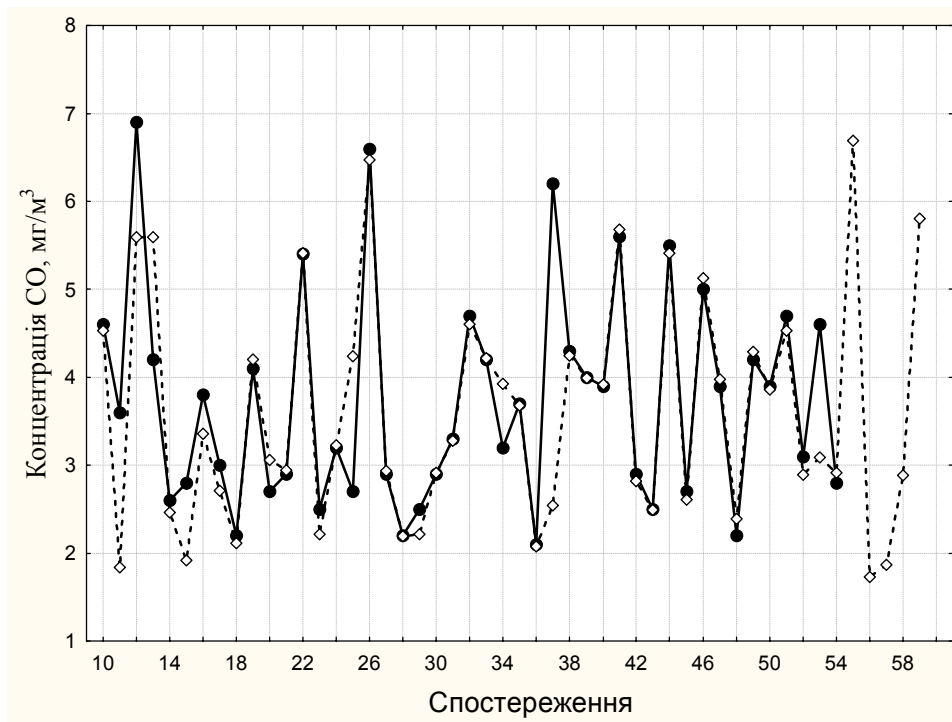


Рис. 4 Прогноз забруднення атмосферного повітря автотранспортним потоком
(● експеримент; ◇ прогноз)

Висновок:

- розроблена модель екстраполяційного прогнозування рівня забруднення на основі нейронних мереж;
- отримано прогноз в заданій точці вулично-дорожньої мережі, похибка якого складає менше 4%;
- для проведення оперативного прогнозування забруднення ділянки придорожньої зони на основі нейронних мереж, необхідно попередньо побудувати емпіричне поле забруднення для навчання та тестування цієї мережі.

ЛІТЕРАТУРА

1. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника. Теория и практика. – М.: Мир, 1998.
2. Джейн Анил К., Мао Жианчанг, Моиуддин К.М. Введение в искусственные нейронные сети // Открытые системы - 1997 - №4. - С. 3-24.
3. К вопросу моделирования и управления непрерывными технологическими процессами с помощью нейронных сетей / В.В. Кафаров, Л.С. Гордеев, М.Б. Глебов, // ТОХТ - 1995. - №2. – С 23-32.