

УДК 681.51:681.3

В. Б. Мокін, д. т. н., проф.;

О. М. Роїк, д. т. н., проф.;

В. В. Седлецький, асп.

## РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО МЕТОДУ ОПТИМІЗАЦІЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СКЛАДОВОЇ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ

*Розроблено та запропоновано нейромережевий метод оптимізації інформаційної складової геоінформаційних моделей.*

### Вступ

ГІС [1] є зручним середовищем для застосування методів штучного інтелекту та впровадження експертних систем [2]. Це зумовлено, перш за все, різноманітністю та складністю аналізу і візуалізацією ГІС-даних, а також потребою розв'язання низки аналітичних задач ГІС.

Нейронні мережі претендують на те, щоб стати універсальним апаратом, що вирішує різноманітні специфічні задачі з різних проблемних галузей ГІС. Така універсальність зумовлена тим, що завдяки нейронним мережам можливо розв'язання багатьох нестандартних задач стандартними методами. І не має значення, що спеціалізована програма розв'язує краще лише один клас задач. Важливо те, що один нейроімітатор розв'язує різні класи ГІС-задач з заданою точністю [3].

У загальному випадку синтез даних інформаційної складової геоінформаційних моделей здійснюється шляхом ідентифікації по базах даних про досліджуваний об'єкт у вигляді атрибутивних залежностей.

### Постановка задачі

Показники важливості елементів і сигналів нейронної мережі використовуються у прикладній нейроінформатиці для розв'язання широкого кола задач нейромодельовання [2—5]. Застосування показників значущості важливо у процесі контрастування — редукції розміру нейромережі шляхом видалення з неї неінформативних сигналів і елементів. Перелік робіт, що використовують для вирішення цього завдання різноманітні способи обчислення показників значущості, наведено в [5].

При формалізованому описанні ГІС-моделі виникає проблема оптимального вибору системи початкових показників, яка повинна всебічно описувати модель, що досліджується [6]. При цьому, найбільш точним відображенням моделі є врахування усіх параметрів, що описують дану модель. Проте, це може призвести до надмірності даних. Вони не повинні дублювати один одного, бути похідними один від одного, характеризувати ті аспекти функціонування об'єкта, які відсутні чи з часом перестали бути актуальними в даному регіоні, тощо. Це може призвести до зниження впливу суттєвих ознак та до неадекватного опису реальної моделі, а також до проблем з ідентифікацією та наповненням таких ГІС-моделей. Пошук критеріїв, що дозволяють всебічно описувати модель, зводиться до задачі оптимізації та мінімізації простору значень показників ГІС-моделі.

Таким чином, постає задача розробки методів пошуку показників важливості для оптимізації обчислювальної складності обробки даних шляхом редукції простору ознак інформаційної складової ГІС-моделі.

### Розв'язання задачі

Для розв'язання поставленої задачі пропонується використовувати методи обробки та аналізу гео-даних на основі нейронних моделей та алгоритмів навчання нейронних мереж. Перевагами використання зазначених підходів є можливість роботи з великою кількістю різноманітної інформації, до визначення інформації, визначення інформативних ознак та суттєвих факторів, гнучка система прийняття рішення з використанням термів нечіткої логіки [6].

Технології нейронних мереж аналізу даних дозволяють отримати оптимальний набір системи початкових показників, дослідити ознаки на дублювання, з'ясувати суттєвість початкових ознак

тощо.

Виходячи з поняття геоінформаційної моделі деякого об'єкту, на прикладі моделі річкової системи [1], запишемо узагальнену описову структуру інформаційної складової такої моделі:

$$R = \{R^I, R^{II}, \dots, R^N\}, \quad (1)$$

де  $R^I, \dots, R^N$  — набір інформаційних характеристичних параметрів, що описують поведінку об'єкта геоінформаційної моделі. Значення  $N$  залежить від рівня деталізації опису інформаційних складових досліджуваного об'єкту.

Для формування вектора вхідних сигналів  $X$  нейронної мережі необхідно провести адаптацію геоданих до вимог нейромережі шляхом нормалізації даних за допомогою методів попередньої обробки.

Попередня обробка даних є важливою операцією при генеруванні вхідних сигналів нейронної мережі, визначенні швидкості навчання та розрахунку функції помилки навчання мережі. Розглянемо попередню обробку кількісних значень параметрів ГІС-моделі для формування вектору вхідних значень  $X$  нейронної мережі. Схему попередньої обробки кількісних даних наведено в [3].

Найпоширенішим методом попередньої оброблення кількісних значень параметрів є лінійний зсув інтервалу значень параметрів, наприклад, в інтервалі  $[-1; 1]$ . Для перерахунку значень  $i$ -го параметра  $R^N$  в інтервалі  $[a, b]$  використана формула

$$R_i^N = \frac{(R_i^N - R_{i \min}^N)(b - a)}{R_{i \max}^N - R_{i \min}^N} + a, \quad (2)$$

де  $R_{i \max}^N, R_{i \min}^N$  — максимальне та мінімальне значення  $i$ -го параметра  $R^N$ , відповідно.

За відсутності жорстких обмежень на діапазон значень попередньо оброблених даних можна провести їх масштабування, що забезпечує нульове значення середньо-квадратичного відхилення та дисперсію, що дорівнює одиниці, за формулою

$$\bar{R}_i^N = \frac{R_i^N - M(R_i^N)}{\sigma}, \quad (3)$$

де  $M(R_i^N), \sigma(R_i^N)$  — первинне значення середнього та середньо-квадратичного відхилення  $i$ -го параметра  $R^N$ .

Отримання нульового значення середньо-квадратичного відхилення та дисперсії, що дорівнює одиниці, прискорює градієнтне навчання мережі, оскільки знижується вплив максимальних та мінімальних ненульових значень матриці других похідних цільової функції по параметрах мережі [3].

Іноді проводять нелінійну попередню обробку даних перед лінійним масштабуванням, наприклад, логарифмування. При одночасному використанні усього набору незалежних ознак параметрів можна вилучити лінійну кореляцію між ознаками, що також підвищує швидкість навчання мережі [4, 5].

Введемо такі позначення:

$I_{base}$  — базова інформаційна складова ГІС-моделі;  $x_i(0)$  — початкові значення параметрів  $I_{base}$  набору  $R_i^N$  вектора  $X(0)$ .

Прийнявши до уваги узагальнену описову структуру інформаційної складової моделі річкової системи (1), позначимо набір інформаційних характеристичних параметрів вектора  $R$  через  $I_{base}$ :

$$I_{base} = \{R_i^I, \dots, R_i^N\}, \quad i \in [1, Q^N], \quad (4)$$

де  $Q^N$  — кількість інформаційних характеристичних параметрів в наборі  $R_i^N$ .

Використовуючи (4), загальний опис поставленої задачі має такий вигляд:

$$I_{opt} = \text{opt}(I_{base}), \quad (5)$$

де  $I_{opt}$  — оптимізована інформаційна складова ГІС-моделі з кількістю параметрів  $Q_{opt}^N$ ,  $Q_{opt}^N$  — кількість інформаційних характеристичних параметрів в  $I_{opt}(Q_{opt}^N < Q^N)$ ,  $\text{opt}(I_{base})$  — операція

пошуку оптимального набору параметрів  $I_{base}$ .

Для розв'язання задачі оптимізації за допомогою нейронних мереж необхідно скористатися динамічними властивостями, що забезпечують повнозв'язні мережі зі зворотними зв'язками, наприклад, мережі Хопфілда [7].

Загальний математичний опис роботи мережі Хопфілда має такий вигляд:

$$y_j = f \left[ \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{ij} \right], \quad y_j \in Y, x_i \in X, \quad w_{ij} \in W, \quad i, j \in (\overline{1, N}), \quad (6)$$

де  $i, j$  — кількість вхідних та вихідних значень мережі, відповідно;  $w_{ij}$  — синапсичні ваги відповідних зв'язків нейронів в мережі;  $x_i, y_j$  — вхідні та вихідні значення векторів  $X$  та  $Y$  нейронної мережі.

Вектор вагових коефіцієнтів нейронної мережі  $w_{ij} \in W$  розраховується апріорно зі значень реальної моделі, за умов:

$$w_{ij} = w_{ji}; \quad w_{ii} = 0; \quad i, j \in N. \quad (7)$$

На стадії ініціалізації нейронної мережі Хопфілда встановлення значень вагових коефіцієнтів відбувається за формулою:

$$w_{ij} = \begin{cases} \sum_{k=0}^{m-1} x_i^k x_j^k, & i \neq j, \\ 0, & i = j. \end{cases} \quad (8)$$

Нові значення нейронів наступної ітерації отримуємо за формулою

$$s_j(x+1) = \sum_{i=0}^{n-1} w_{ij} \cdot y_i(x), \quad j = 0 \dots n-1. \quad (9)$$

Розрахунок нових значень виходів нейронної мережі розраховується за формулою:

$$y_j(p+1) = f[s_j(p+1)], \quad (10)$$

де  $f$  — активаційна функція нейронної мережі.

Навчання є процесом мінімізації функції оцінки [7]. Використовуючи градієнтні методи оптимізації нейронних мереж, процес навчання — це пошук такого набору інформаційних характеристик параметрів геоінформаційної моделі, за якого значення якості поверхневих вод  $I_{opt}$  буде знаходитись в околі  $[Y - \varepsilon; Y + \varepsilon]$  від  $I_{base}$ .

Зупинка процесу навчання нейронної мережі, яка відповідає розв'язку задачі пошуку оптимального набору параметрів  $I_{base}$ , відбувається за умов стабілізації виходів нейронів, тобто коли різниця між вектором вихідних значень  $Y^S$  не перевищуватиме задане порогове значення  $\delta$  активаційної функції від значень вектору наступної ітерації навчання нейронної мережі  $Y^{S+1}$ :

$$\begin{cases} \sum_{i \in N} |y_i^S - y_i^{S-1}| \geq \delta, & S+1; \\ \sum_{i \in N} |y_i^S - y_i^{S-1}| < \delta, & \text{зупинка,} \end{cases} \quad (11)$$

де  $S$  — номер ітерації навчання нейронної мережі,  $N$  — відповідні номери виходів векторів  $Y^{S+1}$  та  $Y^S$ .

Критерій оптимізації  $I_{base}$  обчислюється шляхом ітеративного зменшення значень виходів мережі  $Y^{(S)}$  та  $Y^{(S+1)}$  на відповідних кроках і має такий вигляд:

$$H(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \sqrt{(Y_i - Y_i^*)^2} \rightarrow \min, \quad (12)$$

де  $Y$  — вектор показників якості поверхневих вод  $I_{base}$ ;  $Y^*$  — вектор показників якості поверхневих вод  $I_{opt}$ ;  $H(x)$  — значення функції оцінки оптимізації  $I_{base}$ ;  $\varepsilon$  — функція помилки або різниця між відповідними значеннями векторів  $Y$  та  $Y^*$ ;  $M$  — кількість ітерацій до зупинки процесу навчання нейронної мережі.

З формули (12) випливає, що розв'язання задачі оптимізації інформаційної складової геоінфор-

маційних моделей за допомогою нейронної мережі зводиться до синтезу цільової функції  $H(x)$  і за умови  $\forall H(x)$  та пошуку оптимальних значень показників якості поверхневих вод  $Y_i^*$  шляхом ітеративної процедури зменшення функції помилки  $\epsilon$ . З урахуванням цього, формули (11) та (12) можна переписати у вигляді:

$$H(x) = \frac{1}{2} \sum_{S=1}^M \sqrt{\left( \sum_{q \in N} |y_q^S - y_q^{S-1}| \right)^2} \rightarrow \min. \quad (13)$$

Опишемо алгоритм пошуку оптимальних параметрів ГІС-моделі за допомогою нейронної мережі.

1. Сформувати набори  $R^N$  з відповідними інформаційними характеристичними параметрами в кожному.
2. Априорно, на основі сформованих ГІС-даних, задати значення порогу активаційної функції  $\delta$  та функції помилки  $\epsilon$ .
3. Провести попередню обробку значень наборів  $R^N$  для адекватного формування вектору  $X$ . Якщо не виконано процес нормування даних, тоді перейти до п. 1.
4. Сформувати повнозв'язну циклічну нейронну мережу, кількість входів та виходів якої дорівнює  $Q^N$ . Якщо мережа не сформована, перейти до п. 1.
5. Подати значення  $x_i(0)$  вектора  $X(0)$  на входи нейронної мережі. Якщо сформовано вектор  $Y^{*(S)}$ , де номер ітерації більший одиниці, тоді перейти до п. 6.
6. Подати нові значення  $y_i$  вектора  $Y$  на входи нейронної мережі.
7. Порівняти значення  $Y^{*(S)}$  та  $Y^{*(S+1)}$ .
8. Якщо отримане значення менше значення  $\delta$ , тоді процес пошуку оптимального набору параметрів завершено і слід перейти до п. 9, інакше розраховуються нові значення  $y_i$  вектора  $Y$  та здійснюється перехід до п. 6.
9. Сформувати  $I_{opt}$  розмірністю  $Q_{opt}^N$ .
10. Кінець.

В результаті застосування цього алгоритму на виходах нейронної мережі отримаємо оптимальний набір показників  $I_{opt}$ , що адекватно описують реальну модель. Ступінь якості оптимізації залежить від вибору значень функції помилки  $\epsilon$  та вигляду активаційної функції з відповідним пороговим значенням  $\delta$ . Вибір таких значень суттєво впливає на процеси навчання та час роботи нейронної мережі.

Наведемо приклад, що описує задачу, яка потребує пошуку оптимального набору інформаційних характеристичних параметрів інформаційної складової геоінформаційних моделей. Наприклад, будуватиметься геоінформаційна модель моніторингу якості поверхневих вод регіону. В якості параметрів моделі будемо використовувати показники якості поверхневих вод Держуправління охорони навколишнього природного середовища у Вінницькій області. Кількість показників залежить від складу та ступеня забрудненості поверхневих вод. Представимо сукупність всіх показників у вигляді вибірки розмірністю  $Q^N$ . Ймовірна ситуація, що не всі показники є інформативними та суттєвими, більше того, значення деяких з часом втрачають свою значущість, наприклад через закриття чи перепрофілювання у регіоні тих чи інших виробництв і жодним чином вже не впливають на прийняття рішення щодо оцінки якості поверхневих вод. В даній ситуації необхідно сформувати репрезентативну вибірку показників, тобто синтезувати, на основі наявної, нову вибірку з показниками, які з достовірною наперед заданою точністю характеризували б реальну модель водного розглядуваного об'єкта. Вхідні дані  $R$  про якість поверхневих вод або інші інформаційні характеристичні параметри розглядуваного об'єкта ГІС містяться в  $I_{base}$ , який утворює основну вибірку. Тоді сукупність показників вибірки, тобто  $I_{base}$ , використаємо як початковий набір параметрів  $x_i(0)$  вектора  $X(0)$ , що подаються на входи нейронної мережі. В ході навчання нейронної мережі будуть відсіюватися неінформативні параметри шляхом редукції основної вибірки. Результатом роботи буде синтез оптимального набору  $I_{opt}$ , що буде репрезентативною вибіркою показників якості поверхневих вод розмірністю  $Q_{opt}^N$ .

## Висновки

1. Розглянуто технологію застосування нейронних моделей та нейромережових методів оброблення даних для розв'язання ГІС-задач.
2. Обґрунтовано доцільність використання нейронної моделі в ГІС-задачах. Виходячи з вимог нейронної мережі, розглянуто процес адаптації даних шляхом нормування.
3. Запропоновано метод пошуку найсуттєвіших інформаційних характеристичних параметрів для оптимізації обчислювальної складності обробки даних шляхом редукції простору ознак інформаційної складової ГІС-моделі.
4. Описано запропонований алгоритм пошуку оптимального набору інформаційних характеристичних параметрів ГІС-моделі.
5. Наведено приклад реалізації запропонованого методу для розв'язання задачі оптимізації кількості показників спостережень якості поверхневих вод у заданому регіоні.

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Комп'ютеризовані регіональні системи державного моніторингу поверхневих вод: моделі, алгоритми, програми. [монографія]; під ред. В. Б. Мокіна. — Вінниця: УНІВЕРСУМ–Вінниця, 2005. — С. 1—3, 9, 88—124.
2. Цветков В. Я. Геоинформационные системы и технологии / В. Я. Цветков. — М.: Финансы и статистика, 1998. — 288 с.
3. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей / А. Н. Горбань. — М.: ПараГраф, 1990. — 160 с.
4. Горбань А. Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А. Н. Горбань, Д. А. Россиев. — Новосибирск: Наука, 1996. — 276 с.
5. Царегородцев В. Г. Упрощение нейронных сетей — цели, идеи и методы / В. Г. Царегородцев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2002. — № 4. — С. 5—13.
6. Крисиллов В. А. Применение нейронных сетей в задачах интеллектуального анализа информации / В. А. Крисиллов, Д. Н. Олешко, А. В. Трутнев // Труды Одесского политехнического университета. — 1999. — № 2(8). — 134 с.
7. Гилев С. Е. Контрастирование, оценка значимости параметров, оптимизация их значений и их интерпретация в нейронных сетях / С. Е. Гилев, Д. А. Коченов, Е. М. Миркес [та ін.] // Нейроинформатика и ее приложения: материалы III Всероссийского семинара КГТУ. — Красноярск, 1995. — 229 с.
8. Мокін В. Б. Новий підхід до автоматизованої побудови геоінформаційних моделей на основі нейронних моделей / В. Б. Мокін, О. М. Роїк, В. В. Седлецький // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. — 2007. — № 1(8). — С. 231—234.

Рекомендована кафедрою інформаційного менеджменту

Надійшла до редакції 14.06.08  
Рекомендована до друку 21.06.08

**Мокін Віталій Борисович** — завідувач кафедри моделювання та моніторингу складних систем;  
**Роїк Олександр Митрофанович** — завідувач кафедри, **Седлецький Вячеслав Валерійович** — аспірант.  
Кафедра інформаційного менеджменту.

Вінницький національний технічний університет