

**О.Л. Шевченко<sup>1</sup>**

shevch62@gmail.com

**Д.В. Чарний<sup>2</sup>**

dmitriych10@gmail.com

**М.М. Рудоман<sup>2</sup>**

УДК 556.332.62:556.168

## ПРОГНОЗУВАННЯ СТОКУ ҐРУНТОВИХ ВОД ДО Р. ПІВДЕННИЙ БУГ СТАТИСТИЧНИМ МЕТОДОМ ТА З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

<sup>1</sup> Український гідрометеорологічний інститут  
ДСНС України та НАН України,  
Київ

<sup>2</sup> ДУ Інститут геохімії  
навколишнього середовища  
НАН України, Київ

*Антропогенний вплив та кліматичні зміни призвели до того, що у мережі державного гідрогеологічного моніторингу практично не залишилось об'єктів з непорушеним режимом, який би мав ознаки детермінованості та забезпечував можливість найбільш вірогідного прогнозування. Значна мінливість і непередбачуваність змін традиційних режимоформуючих чинників гідрометеорологічної групи (температури повітря, опадів, рівня та стоку річок) за останні десятиріччя засвідчила невисоку ефективність прогнозування рівня та стоку підземних вод за емпіричними рівняннями регресії. Достовірніші результати вдалось отримати за допомогою нейронно-мережевого моделювання, яке передбачає роботу зі значними рядами суперечливих даних, що змінюються за невідомим алгоритмом. Прогнозування виконане для питомого підземного стоку до р. Південний Буг в районі м. Хмільник. Показано переваги імітаційного прогнозування над прогнозом за часовими рядами.*

**Ключові слова:** прогнозування, підземний стік, ґрунтові води, моделювання, чинники формування підземного стоку, нейронні мережі, моніторинг.

### ВСТУП

Підземні води є найважливішим джерелом питної та зрошувальної води у світі. В умовах глобального потепління, за перманентно зростаючого ризику гідрологічної посухи, постає загроза виснаження водних ресурсів, яка несе небезпеку для сталого водопостачання. Для прийняття практичних рішень щодо використання та збереження цього дорогоцінного ресурсу потрібна інформація про придатні для використання експлуатаційні запаси підземних вод та їх зміни в часі. У зв'язку з цим істотно актуалізується запит на оперативні дані моніторингових спостережень та розроблення і вдосконалення методів прогнозування.

У сучасній системі гідрогеологічного моніторингу України спостережні свердловини на ґрунтові та глибокі напірні води розподілено на такі, що розташовані в "непорушених" (природних) та "порушених" антропогенезом умовах. Проте, за нашими оцінками, ґрунтових вод з непорушеним режимом у цій мережі вже практично не існує. Це відбувається тому, що сучасні зміни клімату, вплив яких на режим ґрунтових вод доведений численними дослідженнями [13, 17, 22], є значною мірою наслідком тривалих і глибоких антропогенних перетворень в біосфері Землі.

Сучасні математичні моделі процесів у гідросфері можна розділити на три класи: аналітичні, емпіричні та імітаційні [4]. Аналітичні моделі розроблені з метою виявлення внутрішніх властивостей системи та характеру її взаємодії з навколишнім

середовищем. Якщо модель адекватно відтворює у математичній формі поведінку системи, то за її допомогою можна прогнозувати не лише наслідки антропогенного впливу на окремі екосистеми, а й на біосферу в цілому. Проте, через стохастичний характер взаємодії окремих екосистем створення таких моделей є досить складним і часто нездійсненним завданням [4]. Тому продуктивнішим є емпіричний підхід, який ґрунтується на опрацюванні даних комплексних спостережень або результатів експериментальних досліджень. У разі встановлення в розвитку системи ознак детермінованості цілком прийнятні прогнози можна отримати статистичними методами на основі встановлених емпіричних закономірностей [1, 2].

**Мета роботи:** випробувати методи оброблення та інтерпретації великих масивів гідрогеологічних даних з метою отримання ефективного інструментарію прогнозування рівнів та об'ємів стоку підземних вод до річок.

### ОБҐРУНТУВАННЯ ТА ВИБІР МЕТОДУ

Режим відкритих систем, до складу яких входять ґрунтові води, поверхневі водотоки та водойми, є дуже нестабільним, оскільки залежить, у першу чергу від погодно-кліматичних умов, по друге — від діяльності людини. Якщо режим підпорядковується лише природним чинникам, його відносять до непорушеного (природного) типу, якщо відзначають значний прояв антропогенних чинників, — до різного ступеню порушеного режиму. У першому

випадку детермінованість майбутніх змін є вищою, оскільки природні процеси більшою мірою передбачувані й розвиваються за певними законами. До останніх можна віднести і закономірну повторюваність (із певними відхиленнями) або циклічність у змінах показників режиму водних об'єктів, яка значною мірою підпорядковується циклічності режимоформуючих чинників (РЧ) (температури, опадів, сонячної активності, північноатлантичних коливань тощо). Отже, якщо циклічність має детермінований характер, то з великою вірогідністю можна скласти прогнози як для шуканих показників водного режиму, так і для РЧ виходячи з тривалості циклів їхніх коливань. У цьому випадку достатньо ефективним для пошуку термінів початку та закінчення циклів є метод вейвлет-аналізу [10,19].

При прогнозуванні стану відкритих водних систем, на які поширюється прямиий або опосередкований антропогенний вплив, ми стикаємося із важко передбачуваними процесами. Це може бути пов'язано із відсутністю аналогій таким подіям чи процесам за роки сучасних моніторингових спостережень. Наприклад, людству ще достеменно невідомі реакції клімату на високий вміст парникових газів в атмосфері або реакції підземних водних систем на аномально високі температури повітря тощо. За таких передумов прогнозні розрахунки виконують для ряду сценаріїв, в яких задають різні, в т.ч. й аномальні значення важко передбачуваних чинників, як то кількість викидів CO<sub>2</sub> в атмосферу, шукаючи найбільш вірогідну реакцію підпорядкованих показників. У першу чергу це стосується метеорологічних показників. Сценарії також можуть мати велику кількість варіантів розвитку в залежності від комбінації природних і антропогенних чинників, реакції компонентів середовища на зміни цих чинників і т.п. Для таких випадків застосовують складні системи *імітаційного моделювання*. Цей підхід превалює серед методів сучасного прогнозування показників режиму підземних вод. При цьому, спочатку треба спрогнозувати найбільш вірогідні варіанти змін РЧ (температури повітря, суми опадів, випаровування), а вже потім виконувати прогноз рівня ґрунтових вод (РГВ), підземного стоку чи інфільтраційного живлення.

Динамічні гідрогеологічні моделі, доповнені метеорологічними даними, можуть надати уявлення про взаємодію між кліматичними змінними та про їхній вплив на ґрунтові води. Однак, *фізичні* моделі мають певні недоліки, оскільки потребують складних обчислень, а іноді недостатньо повно та адекватно враховують антропогенний вплив.

Для *імітаційного математичного моделювання* підповерхневих гідрогеологічних процесів у світі

широко використовується модуль "gwfLOW", який добре взаємодіє із кодом моделювання SWAT+ [6]. Для прогнозування коливань ґрунтових вод з кроком в один день добре проявив себе мережевий підхід LSTM (LongShort-TermMemory- довга короткочасна пам'ять) [20]. Створені також цифрові платформи (типу SimCopiaro), що поєднують інтегроване моделювання з моделюванням варіантів рішень щодо управління водними ресурсами в басейнах річок [16]. За певних умов ефективним також є прогнозування рівнів підземних вод *на основі розрахунків змін їхнього балансу* під впливом заздалегідь відомих або добре передбачуваних природних чи антропогенних чинників.

За наявності довготривалих спостережень ( $\geq 20$  років) прогнозування може бути виконане *статистичними методами*. Найпростіший серед них — *метод аналізу часового ряду*, що ґрунтується на визначенні майбутніх значень показника на основі його ж значень за попередні роки. Цей підхід можна застосовувати для попередніх наближених оцінок статистичної впорядкованості даних.

Більш обґрунтованим є *метод імітаційного статистичного моделювання*, що передбачає моделювання ймовірного сценарію зміни шуканого показника в майбутньому за комбінацією 2–4-х РЧ. Для цього, на основі статистичного аналізу даних попереднього періоду, виводиться найбільш вдала (за коефіцієнтами кореляції, детермінації та ін.) емпірична залежність (регресійна модель), що описує закономірні зв'язки між показником та незалежними чинниками — предикторами.

Дані, які ми маємо у своєму розпорядженні, дозволяють отримати надійні результати за допомогою методів аналізу часового ряду та імітаційного моделювання.

## ОТРИМАНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ЇХ ОБГОВОРЕННЯ

**1. Імітаційне статистичне моделювання за рівняннями регресії.** Таке моделювання передбачає, окрім даних спостережень за прогнозованим показником, наявність синхронних результатів реєстрації головних чинників, що обумовлюють зміни цього показника.

Для оцінювання ефективності обраних методів нами залучено дані режимних спостережень за РГВ (м. Хмільник Вінницької області), стоком р. Південний Буг (пост с. Лелітка), атмосферними опадами та температурою повітря (метеостанція м. Хмільник) за 41 рік (починаючи з 1980 р.). На підставі цих даних були виконані розрахунки питомого стоку ґрунтових вод до річки методом скінчених різниць. Попередньо дані по РГВ були синхронізовані зі щодобовими значеннями річкових витрат шляхом ін-

терполяції. Для виконання статистичного аналізу всі дані були приведені до середньомісячних (температура, стік річки, РГВ) або сумарних за місяць (опадів, підземний стік, інфільтрація). Як зазначено у [3], у хронологічних рядах розрахованих значень підземного стоку виділяється два відмінних етапи за зміною напрямку генерального тренду та характером коливань підземного стоку: 1980–1998 рр. та 1999–2020 рр. У зв'язку з цим дані оброблялися окремо по етапах та за весь період у цілому. Порівняння поетапних оцінок між собою дозволило виявити головні відмінності у розподілі чинників за рівнем впливу на показник, а також зробити висновки про характер та інтенсивність змін у режимі підземних вод під впливом зміни клімату.

Для етапу зростання підземного стоку (1980–1998 рр.) за результатами розрахунків по лівобережній частині водозбору р. Південний Буг було отримано лінійну регресійну залежність виду:

$$Q_{gw} = 5,411 + 0,019 \cdot P + 0,199t - 0,102Q_s, \quad (1)$$

де  $Q_{gw}$  — підземний стік, м<sup>3</sup>/міс/м;  $P$  — сума опадів за місяць, мм;  $t$  — температура середньомісячна, °С;  $Q_s$  — середньомісячні витрати р. Південний Буг в створі с. Лелітка, м<sup>3</sup>/с. Хоча характеристики достовірності рівняння невисокі (коефіцієнт множинної кореляції  $R = 0,37$ ), тим не менш, модель дозволяє виконати реалістичні імітаційні прогнози підземного стоку за умов подібності у майбутньому гідрометеорологічних умов, на яких побудоване рівняння (табл. 1).

Зрозуміло, що подібність умов забезпечується підбором вірогідних значень параметрів, які хоча б порізно траплялись у вибірках фактичних даних за період 1980–1998 рр. Для цього періоду відносно багатоводних років середньосезонна літня температура коливалась в межах від 16,1°С до 19,6°С, за середнього за цей період сезонного значення 17,7°С. Середня за ці роки сума літніх опадів складала 288,9 мм, відповідно, середнє місячне значення близько 96,3 мм. Літні значення витрат річки Південний Буг у створі с. Лелітка були на той час досить високими: середнє — 13,17 м<sup>3</sup>/с, мінімальне сезонне значення — 6,27, максимальне — 24,1 м<sup>3</sup>/с. Середні сумарні, максимальні та мінімальні значення питомого підземного стоку за літо склали відповідно: 30,2; 59,9 і 11,1 м<sup>3</sup>/сезон/м, середньомісячні за багатоводні роки приблизно 10,6 м<sup>3</sup>/міс/м, а максимальні — 22,5 м<sup>3</sup>/міс/м. (червень 2005 р.). Проте, слід враховувати, що з того часу середні літні температури зросли до 19,7°С (період 2010–2020 рр.), сезонна сума опадів знизилась до 193 мм, а поверхневий стік — до середніх за літні місяці значень близько 6,3 м<sup>3</sup>/с (за 2010–2020 рр.), а за

період 2015–2020 рр. — до 3,63 м<sup>3</sup>/с. Розрахункові середні значення сумарного місячного стоку ґрунтових вод до річки за літній сезон з 2015 по 2020 рр. склали 9,5 м<sup>3</sup>/міс/м, а максимальні розрахункові — 13,5 м<sup>3</sup>/міс/м (2018 р.).

Очевидно, що невисокі характеристики достовірності моделі (1) пов'язані із відсутністю синхронних зв'язків між літнім підземним стоком та температурою і, особливо, опадами за цей же час. Літній стік ґрунтових вод формується завдяки опадам осінньо-зимового і, частково, весняного сезонів. Тому для фізичної коректності прогнозованої моделі на літній сезон варто закладати в неї значення опадів зимового сезону або об'єднані за осінь-зиму. Зимова сума опадів на 2010–2020 рр., порівняно із 1980–1998 рр., зросла несуттєво: з 106,5 до 109,4 мм. Як бачимо, тримісячна сума зимових опадів кореспондується із середньомісячними опадами літнього сезону на період 1980–1998 рр. — 96,3 мм, що може бути прийнятним для прогнозування.

З початком багатоводного циклу у 2021 р. в Україні відбувається зростання кількості атмосферних опадів та зниження середньомісячної літньої температури, що, ймовірно, пов'язано з переходом у вересні 2020 р. до наступного 25-го 11-річного сонячного циклу у фазі низької активності, після якої розпочалось поступове її зростання. Тому, на підйомі сонячної активності, достатньо реалістично для літнього сезону 2023 року виглядатимуть наступні значення параметрів: сумарні середньомісячні опади літнього сезону — 70 мм (перший сценарій — С1) та 85 мм (другий сценарій — С2); середньомісячний стік р. Південний Буг — 3,8 (С1) та 6,0 м<sup>3</sup>/с (С2), температура повітря середньомісячна  $t = 20,0^\circ\text{C}$  (С1) та  $18,5^\circ\text{C}$  (С2). Третій сценарій побудуємо за аналогією із другим, проте приймемо кількість опадів близьку до середньої суми за зимовий сезон — 110 мм.

Для періоду різких коливань підземного стоку (1999–2016 рр.) залежність стоку з лівобережного водозбору від предикторів описується лінійним рівнянням (2), а для періоду 1980–2016 рр., що об'єднує обидва етапи, побудоване регресійне рівняння (3) (табл. 1).

Для моделей, що включають як предиктора рівень ґрунтових вод (РГВ, у рівняннях (4) та (5) позначено як  $H$ ), послідовно підставлялись значення рівня в абсолютних відмітках Балтійської системи висот з врахуванням поступового виходу РГВ з рецесії на початку багатоводного циклу (2021–2031 рр.): 245,5 м (С1р), 245,8 м (С2р), 246,05 м (С3р) (див. табл. 1). Такі рівні були характерні для минулих літніх сезонів.

Окрім розподілу по етапах, виділених за основними тенденціями стоку, дані моніторингових спо-

Таблиця 1. **Результати прогнозування питомого стоку ґрунтових вод до р. Південний Буг у створі м. Хмільник на літній сезон 2023 року за регресійними моделями**

| №   | Модель (рівняння регресії)   | Ймовірні значення параметрів  | Період вибірки факт. даних, роки. Сценарій прогнозу | Результат, м <sup>3</sup> /міс./м  | Коефіцієнт множинної кореляції R |
|---|--|---|---|--|----------------------------------|
| <i>Для лівобережної частини водозбору (за спостереженнями по свердловині № 5–5)</i> |  |   |   |  |                                  |
| (1)   | $Q_{gw} = 5,411 + 0,019 \cdot P + 0,199t - 0,102Q_s$   | $t = 20^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 3,8 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 70 \text{ мм}$   | 1980–1998<br>С1                                     | 10,33  | 0,37                             |
|   | Те саме  | $t = 18,5^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 6,0 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 85 \text{ мм}$ | С2  | 10,1   | 0,37                             |
| (2)   | $Q_{gw} = 7,221 + 0,0134 \cdot P + 0,229t - 0,043Q_s$  | $t = 20^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 3,8 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 70 \text{ мм}$   | 1999–2016<br>С1                                     | 12,58  | 0,35                             |
|   | Те саме  | $t = 18,5^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 6,0 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 85 \text{ мм}$ | С2  | 12,34  | 0,35                             |
|   | »  | $t = 20,5^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 3,4 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 80 \text{ мм}$ | С3  | 12,84  | 0,35                             |
| (3)   | $Q_{gw} = 6,396 + 0,01198 \cdot P + 0,229 \cdot t - 0,0724Q_s$   | $t = 20^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 3,8 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 70 \text{ мм}$   | 1980–2016<br>С1                                     | 11,54  | 0,36                             |
|   | Те саме  | $t = 18,5^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 6 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 85 \text{ мм}$   | С2  | 11,22  | 0,36                             |
| (4)   | $Q_{gw} = -1889,01 + 7,743 \cdot H + 0,0171 \cdot P + 0,049 \cdot t - 0,188 \cdot Q_s$   | $t = 20^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 6 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 110 \text{ мм}$    | Переважаю багатоводні роки (1989–2010)              | 13,6<br>(при $H = 245,5 \text{ м}$ ),<br>15,95<br>( $H = 245,8 \text{ м}$ );<br>18,0<br>( $H = 246,05 \text{ м}$ ) | 0,73                             |
| (5)   | $Q_{gw} = -1939,77431 + 7,95079117 \cdot H + 0,0216671807 \cdot P - 0,193116713 \cdot Q_s$   | $Q_s = 6 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 110 \text{ мм}$                              | Переважаю багатоводні роки (1989–2010)              | 13,4<br>(при $H = 245,5 \text{ м}$ ),<br>15,75<br>( $H = 245,8 \text{ м}$ )  | 0,726                            |
| <i>Для Острівної ділянки (за спостереженнями по свердловині № 5–3)</i>              |  |   |   |  |                                  |
| (6)   | $Q_{св.5-3} = 6,984606 + 0,027922 \cdot P - 0,000242 \cdot P^2 + 0,011192 \cdot t - 0,002850 \cdot t^2 - 0,024585 \cdot Q_s - 0,000579 \cdot Q_s^2 + 0,001809 \cdot P \cdot t - 0,000094 \cdot P \cdot Q_s - 0,002616 \cdot t \cdot Q_s$ | $t = 19^\circ\text{C}$<br>$Q_s = 6 \text{ м}^3/\text{с}$<br>$P = 110 \text{ мм}$    | 1980–2017   | 9,56   | 0,408                            |

стережень за РГВ або розрахункові значення стоку можуть бути згруповані за ознаками рівня вологозабезпеченості року (водністю) або домінуючою циклічністю в коливаннях показників режиму. Це забезпечує більшу однорідність даних і, можливо, коректність моделі та точність прогнозування. Таким чином, для періодів відносно багатоводних років, що характеризуються домінуванням 7–8 річної

циклічності, отримано (за даними 1989–2010 рр.) неоптимізовану регресійну модель підземного стоку (4) (табл. 1), що має відносно високі показники достовірності також і завдяки врахуванню РГВ:  $R = 0,73$ ,  $R^2 = 0,53$ ,  $p < 0,0000$ ,  $F = 72,826$ , стандартна похибка: 3,2805. Отримані з її допомогою результати повторюють коливання фактичних значень підземного стоку, хоча і з меншою амплітудою (рис. 1).

Таку модель можна використовувати для прогнозів періоду, що розпочався з 2021 року і триватиме приблизно 22 роки (подібно до тривалості попереднього аналогічного за водністю та тривалістю ритмів періоду).

Ще одна оптимізована модель (5) (див. *табл. 1*) для тих самих умов підземного стоку, не включала чинник температури, оскільки у цьому випадку його роль виявилась незначущою. Характеристики цієї моделі:  $R = 0,73$ ,  $R^2 = 0,53$ ,  $p < 0,0000$ ,  $F = 95,239$ .

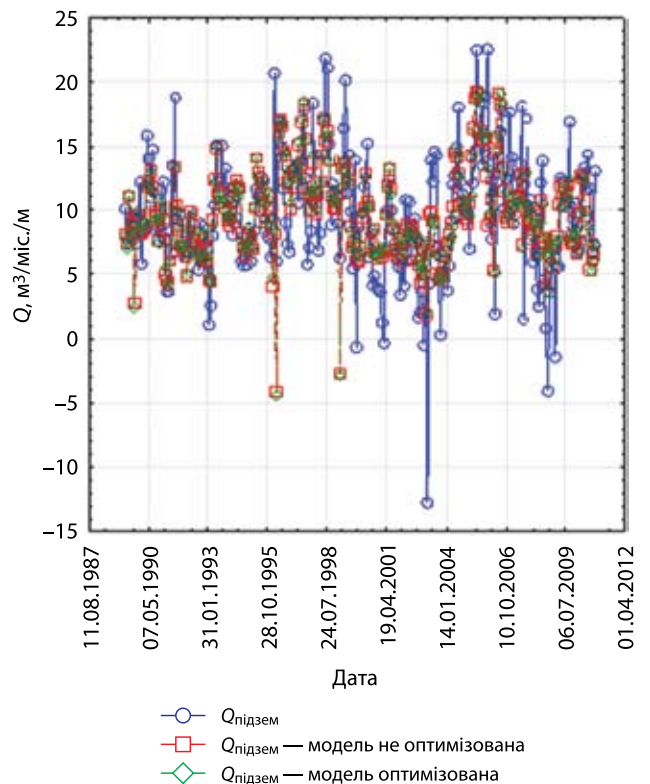
Отримані за результатами множинної кореляції регресійні рівняння дозволяють ефективно відтворити (або прогнозувати) значення підземного стоку, які накладаються на фактичну хронологічну криву коливань цього показника (*рис. 1*), особливо добре, коли він змінюється з невеликою амплітудою (відрізок кривої до 1995 р.). Проте, прогнозні результати не досягають максимальних та мінімальних фактичних значень (екстремумів кривої) за значної амплітуди і у 2–2,5 рази менші за них (як для моделей (4), (5), *рис. 1*). У зв'язку із цим середні по вибірці відхилення прогнозних значень від фактичних складають: для неоптимізованої моделі — 38,9%, для оптимізованої — 35,6%.

Для третього сценарію за першою моделлю, за суми опадів  $P = 110$  мм, прогнозне значення стоку дорівнює  $10,6 \text{ м}^3/\text{міс.}/\text{м}$  (*табл. 1*).

Як бачимо, усі прогнозовані за моделями (1–3) значення підземного стоку (*табл. 1*) перевищили середнє значення стоку за період 2015–2020 рр., яке становило  $9,5 \text{ м}^3/\text{міс.}/\text{м}$ . Окремі прогнозні значення підземного стоку, отримані за рівняннями (4) і (5), перевищили максимальні фактичні значення того ж періоду. Прогноз збільшення підземного стоку на період 2022–2024 рр. відповідає закінченню періоду 5–6 річної циклічності гідрогеологічних та гідрометеорологічних показників (2011–2020 рр.), характерної для маловодних років [19].

Вирішення рівнянь регресії, побудованих із врахуванням впливу на стік ґрунтових вод РГВ, за основними сценаріями (С1, С2, С3) та РГВ-сценаріями С1р, С2р і С3р дозволило в результаті отримати вищі значення прогнозних величин підземного стоку (див. *табл. 1*), що підтверджує тісний зв'язок РГВ зі стоком. Проте, не слід вважати РГВ вирішальним чинником впливу, оскільки він так само, як і питомих підземний стік до річки, залежить від зовнішніх чинників: кількості опадів, температури повітря, рівнів і витрат води в річці.

Цілком вірогідні прогнозні результати питомих сумарних місячних витрат ґрунтових вод до річки з Острівної ділянки (св. № 5–3, РГВ 0,8–2,5 м) отримані за рівнянням (6) (див. *табл. 1*). Розраховане значення є меншим, ніж у попередньому випадку, проте



**Рис. 1.** Порівняння фактичних та прогнозних значень підземного стоку, отриманих за регресійними моделями (4) та (5) з чотирма предикторами, для відносно багатоводного періоду 1989–2010 рр.

виглядає реалістично, зважаючи на те, що водозбірна площа цієї ділянки менша майже в 4 рази від лівобережної частини водозбору, яка контролюється свердловиною № 5–5. Середні місячні витрати підземного стоку з неї за маловодні 2015–2020 рр. склали  $6,4 \text{ м}^3/\text{міс.}/\text{м}$ .

Ще одним критерієм або ознакою для виділення однорідних хронологічних рядів (етапів) може бути знак заряду статичного електричного поля приземної атмосфери. За домінуванням (> 60%) зарядів того чи іншого знаку протягом року В.М. Бублясь виділяє 4–6 річні етапи з переважаючими додатними, від'ємними або "нейтральними" (коли на від'ємні та додатні значення припадає по 40–60%) знаками заряду (вимірюються вдень і вночі майже кожного дня). При прогнозуванні інфільтраційного живлення ґрунтових вод найбільш точні регресійні моделі було отримано для вибірок, що об'єднують етапи з "нейтральним" зарядом (наприклад 2011–2015 рр.): для логарифмічної моделі  $R = 0,96$ ;  $R^2 = 0,92$ . Оскільки в якості предикторів було взято атмосферні опади, дефіцит вологості повітря та температуру повітря, то і їх вплив проявився найбільше саме в період найменшого однонаправленого впливу (або найбільшої збалансованості) електричних сил на рух вологи в зоні аерації. Тому інфільтраційне живлення

мало найвищий коефіцієнт множинної кореляції з опадами (0,63 за Пірсоном) саме за таких умов. Очевидно, що для періодів з переважаючими додатними (активізують рух вологи у низхідному напрямку через зону аерації) або від'ємними (рух вологи вгору) статичними полями найбільш вдалим будуть прогнози моделі, які в якості предикторів використовують значення цих зарядів (здебільшого в діапазоні від  $-2000$  до  $+1000$  В/м).

Таким чином, близькі до реальних прогнози значення підземного стоку отримано за моделями з далеко не завжди високими значеннями  $R$  (див. табл. 1) і  $R^2$  ( $\leq 0,54$ ). Отже, точність прогнозування не достатня. Це пов'язано, по-перше, із сезонно неусталеним запізненням реакції показників режиму ґрунтових вод на зміни зовнішніх чинників (опадів, температури), а по-друге — з існуванням великої кількості чинників, які в різний час і на різних етапах визначають короточасні і тривалі коливання РГВ, зміни прибуткових та витратних складових балансу ґрунтових вод. Істотним недоліком регресійних рівнянь є також значне згладжування екстремумів (див. рис. 1) і низька дисперсія отримуваних значень. Тобто всі варіанти прогнозів за певною моделлю (наприклад (2)), не зважаючи на значну різницю значень предикторів, дуже близькі між собою (сценарії С1, С2, С3).

Тим не менш, за допомогою виконаного статистичного аналізу доведено, що сучасні зміни в режимі рівня та стоку ґрунтових вод до річок тісно пов'язані із змінами температури, кількості та характеру випадіння атмосферних опадів, режиму стоку річок, а обсяги інфільтраційного живлення — з електромагнітними силами.

**2. Прогнозування за допомогою нейронних мереж.** Для прогнозування за часовими рядами та імітаційним методом доцільно застосовувати *нейронні мережі*, які являють собою обчислювальні системи здатні до адаптації та навчання шляхом аналізу позитивних і негативних впливів. Елементарним перетворювачем у таких мережах є штучний нейрон — аналог біологічного нейрону. Ознаками доцільності застосування нейронних мереж для прогнозування змінних у часі величин є відсутній алгоритм або невідомі принципи вирішення задач, але достатнє число прикладів; великий обсяг вхідної інформації; невідома структура моделі, неповнота або надлишок наявних даних, зашумленість, часткова суперечливість даних [12, 21].

*Штучні нейронні мережі* (ШНМ) довели свою ефективність для моделювання та прогнозування загальної добової потреби у воді [7–9]. Дослідження Bougadis та ін. [8], Adamowski та ін. [5] підтвердили високу надійність результатів, отриманих за

допомогою ШНМ. Оцінки опадів, річкового стоку та форми хмар також виконують за допомогою нейронних мереж та аналізу супутникових знімків територій, для чого використовують програмне забезпечення Persiann [15].

У якості мережевої основи для прогнозування можуть бути використані багатосарові перцептрони (MLP) і радіально-базисна функція (RBF). Нами було використано розроблений раніше іншими вченими доступний програмний пакет ШНМ з цими двома типами основи.

*Прогноз за допомогою нейронних мереж можна виконувати двома методами:* виходячи з аналізу часових рядів даних попереднього багаторічного періоду, без врахування гідрометеорологічних РЧ, або шляхом імітаційного моделювання, побудувавши функціональну мережеву залежність прогнозного показника від чинників і призначаючи останнім певні значення.

**2.1. Для прогнозування стоку за часовими рядами** нами використані MLP і RBF. Як функції активації прихованих нейронів були послідовно випробувані тотожна, логістична та гіперболічна функції, вихідних нейронів. При використанні MLP аналізувались мережі з кількістю прихованих нейронів від 1 до 10, а при RBF — від 7 до 21. Всі прогнози отримані за допомогою мереж MLP мали форму гармонійних затухаючих коливань з наступним виположуванням. Деякі кращими виявились прогнози, отримані за допомогою мереж RBF (рис. 2).

Найвдалішою серед випробуваних для прогнозування підземного стоку мереж виявилась RBF 12–20–1 — з дванадцяти вхідних і двадцяти прихованих нейронів та одним вихідним; з Гаусіаною як функції активації прихованих нейронів. Тестова продуктивність такої мережевої моделі склала 0,635; тестова помилка 9,41. Для побудови мереж результати розрахунків було поділено на три зони: навчальну, контрольну і тестову (рис. 2). Згідно з прогнозом підземний стік до річки у 2023 році буде зростати. В цілому, прогнози, отримані за допомогою мережі RBF, повторюють основні коливання показника (рис. 2), є достатньо вірогідними, проте не надто виходять за межі області середніх значень. Отже, прогнозування навряд чи зможе передбачити екстремальні події типу гідрологічної посухи. Порівнюючи фактичні і прогнози значення у тестовій зоні можна стверджувати, що майбутні пікові значення знаходяться в діапазоні від прогнозних екстремумів (на графіку) до їх подвоєних значень, а, можливо, і їх добутку на 2,5.

**2.2. Імітаційне моделювання** на базі нейронних мереж MLP і RBF. Такі мережі здатні перетворювати не лише ряд шуканого показника, а й ряди

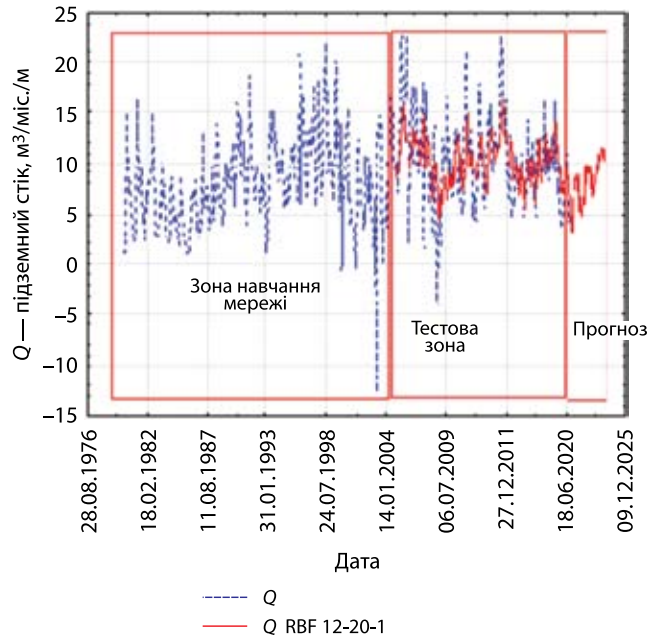
значень кількох чинників, від яких він залежить. В якості РЧ стоку ґрунтових вод до річки були залучені: температура приземного повітря, атмосферні опади, розрахункові значення інфільтраційного живлення ґрунтових вод та рівень води в річці.

При навчанні мереж було використано наступні алгоритми оптимізації: метод масштабованих сполучених градієнтів, метод градієнтного спуску та квазіньютонівський метод за формулою BFGS (алгоритм Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno — ітеративний метод числової оптимізації). Побудовано і проаналізовано понад 550 нейронних мереж, переважно на базі MLP і меншою кількістю — на базі RBF. В якості функцій активації вихідних та прихованих нейронів були використані: тотожна, логістична/сигмоподібна, гіперболічна/гіперболічний тангенс, експоненціальна, синусоїдна.

Всі параметри, включаючи прогнозний, були приведені до середньомісячних (температура, рівень води) або сумарних місячних (опади, інфільтрація) значень. Ряди даних спостережень було розділено випадковим чином на підвибірці: навчальну — 70%; контрольну — 15%; тестову — 15%.

Кількість нейронів у прихованому шарі побудованої архітектури мереж MLP складала від одного до п'ятдесяти, а кількість прихованих шарів в мережах коливалась від одного до двох.

З побудованих мереж MLP добре зарекомендувала себе мережа 555.MLP 4–20–1 (табл. 2) з архітектурою зображеною на рис. 3 та продуктивністю 0,78 (продуктивність нейронної мережі є аналогом множинної кореляції в регресійних рівняннях). Остання перевищує найкращі коефіцієнти множинної кореляції розглянутих вище регресійних моде-



**Рис. 2.** Розподіл розрахованих за фактичними даними (синя лінія), та прогнозних на початок 2024 р. (червона лінія) значень підземного стоку з лівого берега до р. Південний Буг у створі м. Хмільник (за РГВ 2,7–4,5 м), отриманих за допомогою мережевої основи RBF при моделюванні часового ряду лише шуканого показника

лей. Розподіл отриманих за допомогою мережі 555.MLP 4–20–1 прогнозних значень підземного стоку близький до нормального.

Розподіл важливості змінних (вхідних нейронів) мережевої моделі 555.MLP 4–20–1 виявився близьким до розташування предикторів на діаграмі Парето — за значеннями стандартизованих коефіцієнтів змінних в рівнянні регресії (рис. 4 б), а саме:

Таблиця. 2. Інформація про мережу 555.MLP 4–20–1

| Вхідний шар    | Чинники  | 1                | Опади                   |
|----------------|--|------------------|-------------------------|
|                |  | 2                | Температура             |
|                |  | 3                | Рівень води в річці     |
|                |  | 4                | Інфільтрація            |
| Приховані шари | Кількість нейронів                                   | 1703             |                         |
|                | Кількість прихованих шарів                           | 1                |                         |
|                | Кількість нейронів у прихованому шарі                | 20               |                         |
| Вихідний шар   | Функція активації                                    | Сигмоподібна     |                         |
|                | Залежні змінні                                       | 1                | Підземний стік $Q_{gw}$ |
|                | Кількість нейронів                                   | 1                |                         |
|                | Метод зміни масштабу для кількісних залежних змінних | Стандартизовано  |                         |
|                | Функція активності                                   | Одинична матриця |                         |
|                | Функція помилки                                      | Сума квадратів   |                         |

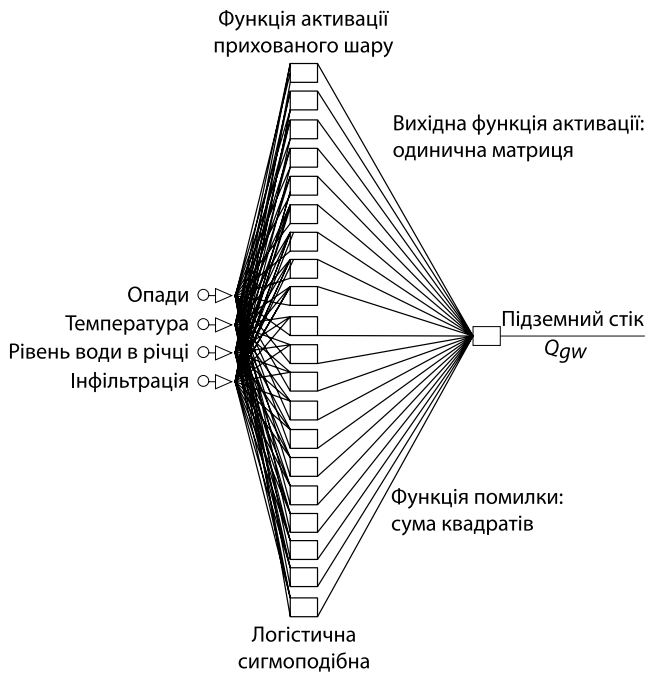


Рис. 3. Схема нейронної мережі 555.MLP 4–20–1

температура повітря — нормалізована важливість 100%, атмосферні опади — 83%; інфільтрація — 80%; рівень води в річці — 77%.

Для імітаційного моделювання підземного стоку також була випробувана мережа 559.MLP 4–3–1 (табл. 3, рис. 5) з іншою функцією активації та кількістю нейронів у прихованому шарі, що забезпечило найбільшу продуктивність у 0,86. Розподіл отриманих нею значень підземного стоку до річки є близьким до нормального.

Рейтинг важливості вхідних нейронів цієї моделі відрізняється від розподілу за попередньою моделлю: визначальними параметрами моделі виявились рівень води в річці (нормалізована важливість 100%, важливість 0,29) та температура повітря (86%); атмосферні опади опинились останніми (73%) і лише інфільтрація атмосферних опадів залишилась на тому ж місці з тим самим відсотком важливості. Таке перегрупування чинників впливу на підземний стік до річки зумовлене відмінностями між мережевими моделями за кількістю нейронів у прихованому шарі та за функціями активації прихованих шарів (див. табл. 2 і 3). Оскільки мережа 559.MLP 4–3–1 має кращу продуктивність та менші похибки, то, насамперед, і визначений нею розподіл параметрів відповідає дійсності.

Для демонстрації ефективності прогнозування за допомогою нейронно-мережових моделей на основі MLP представлено графік, який охоплює часовий відрізок із вже відомими даними (рис. 6). Як бачимо, на відміну від застосованого вище методу аналізу часових рядів з використанням моделі на основі RBF (див. рис. 2), прогнозні значення мережевої моделі на основі MLP (версія 559.MLP 4–3–1) при використанні імітаційного підходу практично повністю повторюють фактичні дані.

Таким чином, при застосуванні методів часових рядів та імітаційного, найкращі прогнозні результати демонструють ШНМ з багатoshаровими перцептронами (MLP) в імітаційному варіанті прогнозу. В якості функції активації вихідного шару нейронів в них використано одиничну матрицю, а прихованих нейронів — гіперболічний тангенс.

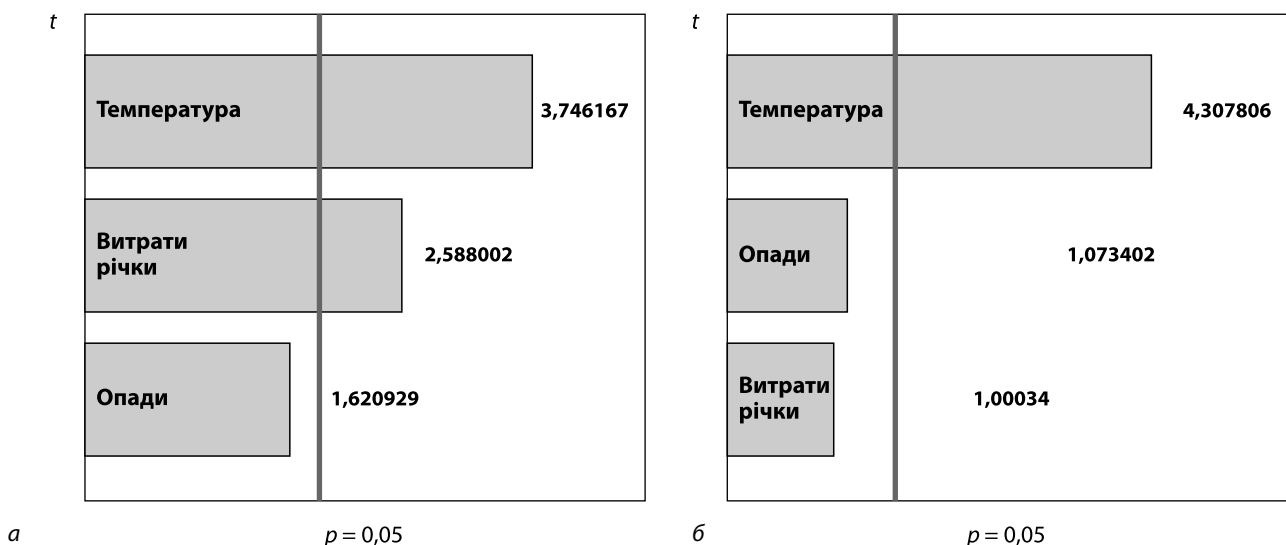


Рис. 4. Діаграма Парето значень стандартизованих коефіцієнтів змінних у рівняннях (1) і (2) (див. табл. 1). Зв'язок між підземним стоком з лівобережної ділянки з РГВ 2,7–4,5 м, опадами, температурою повітря і витратами води р. Південний Буг — м. Хмільник: а — за 1980–1998 рр.; б — за 1999–2016 рр.



Таблиця 3. Інформація про мережу 559.MLP 4–3–1

|                    |  |                       |                         |
|--------------------|--|-----------------------|-------------------------|
| Вхідний шар        | Чинники  | 1                     | Опади                   |
|                    |  | 2                     | Температура             |
|                    |  | 3                     | Рівень води в річці     |
|                    |  | 4                     | Інфільтрація            |
| Кількість нейронів |  | 1703                  |                         |
| Приховані шари     | Кількість прихованих шарів                           |                       | 1                       |
|                    | Кількість нейронів у прихованому шарі                |                       | 3                       |
| Функція активації  |  | Гіперболічний тангенс |                         |
| Вихідний шар       | Залежні змінні                                       | 1                     | Підземний стік $Q_{gw}$ |
|                    | Кількість нейронів                                   |                       | 1                       |
|                    | Метод зміни масштабу для кількісних залежних змінних |                       | Стандартизовано         |
|                    | Функція активації                                    |                       | Одинична матриця        |
|                    | Функція помилки                                      |                       | Сума квадратів          |

Усі виконані короткочасні прогнози підземного стоку у верхній частині басейну р. Південний Буг на період 2023–2024 рр. демонструють збільшення його значень порівняно із періодом рецесії 2019–2020 рр. Отримані значення на літній сезон складають близько половини від середніх значень підземного літнього стоку за відносно багатоводний період 1980–1998 рр. Сумарні річні прогнозні значення більші за середні і максимальні фактичні дані періоду 2015–2020 рр., вони близькі та дещо менші за середньорічні значення першого етапу потепління 1980–1998 рр.

Слід зазначити, що точність прогнозування за статистичними моделями істотно знижується у зв'язку із браком оперативних даних гідрогеологічного моніторингу, мережа якого в Україні весь час скорочується, а засоби спостережень залишаються на рівні 80–90-х років минулого сторіччя. В той же час у Великобританії рівень підземних вод і дані відкачування з свердловин водопостачання регулярно збираються за допомогою телеметричних датчиків і потокомірів. Альтернативою гідрогеологічному моніторингу є використання супутникових зображень. Останні здатні безперервно надавати інформацію для великої території, що дозволяє здійснювати прискорене регіональне оцінювання і швидше приймати рішення. Наприклад, дані супутника GRACE добре асимілюються у гідрогеологічні моделі прогнозування

змін запасів підземних вод у водозбірних басейнах [11, 18]. Калібрування параметрів і асиміляція з даними GRACE забезпечують підвищення точності моделі водозбірної поверхні, що моделює зміни РГВ. З'явилось також навчання штучних нейронних мереж, як альтернатива обчислювальним моделям на фізичній основі. При використанні знімків з супутника GRACE в якості вхідних даних для моделей прогнозування рівнів ґрунтових вод у державному та регіональному просторових масштабах отримувані характеристики мають середньоквадратичну похибку до 19% (стандартне відхилення різниці між прогнозованими і фактичними значеннями) і покращують ефективність за коефіцієнтом Неша–Саткліффа (NSE) до 8 разів, порівняно з традиційни-

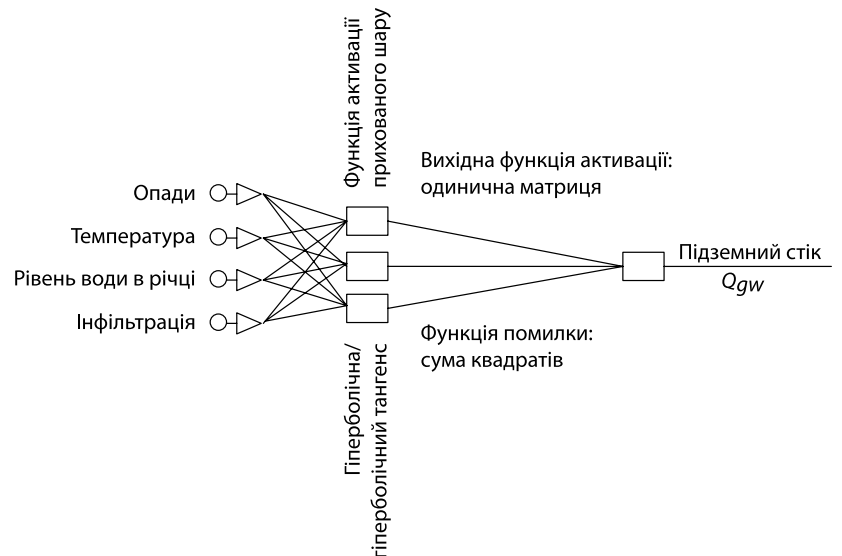
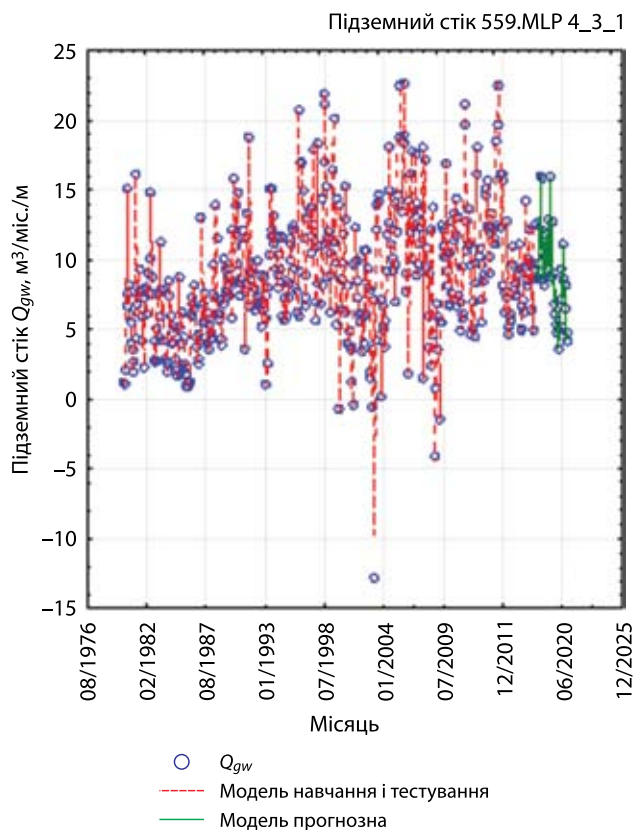


Рис. 5. Схема архітектури мережі 559.MLP 4–3–1



**Рис. 6.** Моделі навчання і тестування за фактичними значеннями (червона лінія) та прогнозна крива підземного стоку до р. Південний Буг у створі м. Хмільник (зелена лінія), отримана з використанням мережевої основи MLP

ми вхідними супутниковими даними [14]. Завдяки цьому підвищується потенційна продуктивність практично кожної моделі прогнозування режиму ґрунтових вод на основі машинного навчання на супутникових даних. Точність вимірювань дозволяє місцевій владі приймати рішення щодо забезпечення сталості у ефективному використанні водних ресурсів у своєму регіоні.

## ВИСНОВКИ

На прикладі р. Південний Буг випробувано три методи прогнозування підземного стоку до річок у сучасних умовах високої мінливості і непередбачуваності метеорологічних показників: статистич-

ний; штучних нейронних мереж за часовим рядом шуканого показника з використанням RBF; штучних нейронних мереж за імітаційним підходом з використанням мережевої основи MLP. Прогнозні результати порівнювались із значеннями підземного стоку, розрахованими за скінченно-різницевиими рівняннями за 41-річний період спостережень.

Результати прогнозування підземного стоку за рівняннями регресії, що враховують РГВ, виявилися кращими порівняно з нейромережевим прогнозуванням за часовим рядом шуканого показника, але поступаються за результатами імітаційного прогнозу з використанням MLP при включенні до набору предикторів рівня води в річці, інфільтраційного живлення, опадів та температури повітря.

Прогнозні екстраполяції за хронологічним рядом лише одного шуканого показника (підземного стоку до річки) із застосуванням як мережевої основи RBF дали результати у вузькій області, близькій до середніх значень. За допомогою такого методу зручно визначити напрямок зміни показника (зростання, зменшення), проте не можна отримати прогноз гідрогеологічної посухи або підтоплення (екстремальні значення).

Найкращі результати прогнозування були отримані імітаційним методом за допомогою штучних нейронних мереж, основою для прогнозування в яких є багат шарові перцептрони (MLP), як функції активації вихідного шару нейронів — одинична матриця, а прихованих нейронів — гіперболічний тангенс. Продуктивність такої моделі склала 0,86 і була вищою за продуктивність моделі із сигмоподібною функцією активації прихованих нейронів (0,76), екстраполяційної мережевої моделі на основі радіально-базисної функції (RBF) (0,635) та всіх регресійних рівнянь (0,35–0,73). Імітаційне прогнозування за допомогою нейронних мереж на основі MLP і RBF дозволяє отримати широкий діапазон значень, включаючи екстремуми у коливаннях показника, які “зрізаються” при моделюванні за рівняннями регресії.

Усі методи та сценарії прогнозування питомого підземного стоку до р. Південний Буг показали його зростання на період 2023–2024 рр.

## ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Конопланцев А.А., Семенов С.М. Прогноз и картирование режима грунтовых вод. Москва: Недра, 1974. 93–100. [Konoplyantsev A.A., Semenov S.M. (1974). Forecasting and mapping of the groundwater regime. Moscow: Nedra, 93–100] [In Russian].
2. Рубан С.А., Шинкаревський М.А. Гідрогеологічні оцінки та прогнози режиму підземних вод України. К.: УкрДГПІ, 2005. 311–326. [Ruban S.A., Shinkarevskiy M.A. (2005). Hydrogeological assessments and forecasts of the underground water regime of Ukraine. Kyiv. 311–326] [In Ukrainian].
3. Шевченко А.Л., Чарний Д.В., Осадчий В.І., Ільченко А.О. Стік ґрунтових вод у басейні річки Південний Буг в умовах глобального потепління. **Геологічний журнал**. 2021. **3**. 3–16. [Shevchenko A.L., Charniy D.V., Osadchyi V.I., Ilchenko A.O. (2021). Groundwater discharge in the basin of the Southern Bug river under global warming. *Geological Journal*. 2021. **3**. 3–16.]

- (2021). Groundwater flow in the Southern Bug River basin under conditions of global warming. *Geological journal*. **3**. 3–16] [In Ukrainian].
4. Шуфранович М.А. Система інтелектуальної підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності при керуванні об'єктами природокористування. Дис. кан. тех. наук: 05.13.07. Івано-Франківськ, 2014. 199 с. [Shufranovych M.A. (2014). A system of intellectual support for decision-making in conditions of uncertainty in the management of natural resources. Diss. can. technical scien.: 05.13.07. Ivano-Frankivsk, 199] [In Ukrainian].
  5. Adamowski J., Hiu Fung Chan, Prasher S., Ozga-Zielinski B., Sliusarieva A. (2012). Comparison of multiple linear and non-linear regression, autoregressive integrated moving average, artificial neural network and wavelet artificial neural network methods for urban water demand forecasting in Montreal, Canada. *Water resources research*. **48**. # W01528.
  6. Bailey R., Bieger K., Arnold J., Bosch D. (2020). A new physically-based spatially-distributed groundwater flow module for SWAT+. *Hydrology*. **7**. 75.
  7. Bennett C., Stewart R.A., Beal C.D. (2012). ANN-Based residential water end-use demand forecasting model. *Expert Systems with Application*. **40**. 4. 1014–1023.
  8. Bougadis, J., Adamowski, K., Diduch, R. (2005). Short-Term Municipal Water Demand Forecasting. *Hydrological Processes*, **19**. 1. 137–48.
  9. Ghiassi M., Fa'al F., Abrishamchi A. (2017). Large Metropolitan Water Demand Forecasting Using DAN2, FTDNN, and KNN Models: A Case Study of the City of Tehran, Iran. *Urban Water Journal*. **14**. 6. 655–659. <https://doi.org/10.1080/1573062X.2016.1223858>.
  10. Grossmann A., Morlet J. (1984). Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM. J. Math. Anal.* **15**. 723–736.
  11. Li B., Rodell M., Kumar S., Beaudoin H.K., Getirana A., Zaitchik B.F., deGoncalves L.G., Cossetin C. et al. (2019). Global GRACE data assimilation for groundwater and drought monitoring: Advances and challenges. *Water Resour. Res.* **55**. 7564–7586.
  12. Pahlavan R., Omid M., Akram A. (2012). Application of data envelopment analysis for performance assessment and energy efficiency improvement opportunities in greenhouses cucumber production. *J. Agr. Sci. Tech.* **14**. 1465–1475.
  13. Perez-Valdivia C., Sauchyn D., Vanstone J. (2012). Groundwater levels and teleconnection patterns in the Canadian Prairies. *Water Resour. Search*. **48** (7).
  14. Ram A.P. (2022). Unsupervised Representation Learning of GRACE Improves Groundwater Predictions. *Water*. **14**. 2947.
  15. Rodriguez R.H., Puig V., Farias R.L., Flores J.J. (2017). Short-term demand forecast using a bank of Neural Network Models Trained Using Genetic Algorithms for the Optimal Management of Drinking Water Networks. *J. Hydroinform.* **19**. 1–16.
  16. Rojas R., Castilla-Rho J., Bennison G., Bridgart R., Prats C., Claro E. (2022). Participatory and Integrated Modelling under Contentious Water Use in Semiarid Basins. *Hydrology*. **9**. 49.
  17. Rust W., Holman I., Bloomfield J., Cuthbert M., Corstanje R. (2019). Understanding the potential of climate teleconnections to project future groundwater drought. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*. 1–35.
  18. Schumacher M., Forootan E., vanDijk A.I., Schmied H.M., Crosbie R.S., Kusche J., Döll P. (2018). Improving drought simulations within the Murray-Darling Basin by combined calibration/assimilation of GRACE data into the WaterGAP Global Hydrology Model. *Remote Sens. Environ.* **204**. 212–228.
  19. Shevchenko O., Skorbutun A., Osadchyi V., Osadcha N., Grebin V., Osypov V. (2022). Cyclicities in the regime of groundwater and of meteorological factors in the basin of the Southern Bug River. *Water*. **14** (14), 2228.
  20. Shin M., Moon S., Kang K., Moon D., Koh H. (2020). Analysis of Groundwater Level Variations Caused by the Changes in Groundwater Withdrawals Using Long Short-Term Memory Network. *Hydrology*. **7**. 64.
  21. Tiwari Mukesh K., Adamowski J. (2013). Urban water demand forecasting and uncertainty assessment using ensemble wavelet-Bootstrap-Neural network models. *Water resources research*. **49**. 6486–6507.
  22. Van Loon A.F. (2015). Hydrological drought explained. *WIREs Water*. **2**. 4. 359–392.

## O.L. Shevchenko<sup>1</sup>, D.V. Charnyi<sup>2</sup>, M.M. Rudoman<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Ukrainian Hydrometeorological Institute

<sup>2</sup> The institute of Environmental Geochemistry of National Academy of Sciences of Ukraine

### PREDICTION OF GROUNDWATER FLOW TO THE SOUTH BUG RIVER USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND REGRESSION EQUATIONS

*The most reliable forecasts can be obtained for hydrogeological objects that have signs of determinism in regime changes. First of all, these include systems with an undisturbed mode. However in the network of state hydrogeological monitoring of groundwater, there are no objects with an undisturbed*

*regime due to the spread of direct anthropogenic influence and indirect — due to the changes in climatic conditions caused by it. Significant variability and unpredictability of changes in traditional regime-forming factors (air temperature and precipitation) over the last decades proves the low efficiency of forecasting the level and flow of groundwater using empirical regression equations built on data from the 1980s — early 2000s. It was possible to obtain more reliable results with the help of neural network modelling, which involves working with significant series of contradictory data that change according to an unknown algorithm. The forecast was made for the specific underground flow to the South Bug River in the area of Khmilnyk. The advantages of simulated forecasting over time series forecasting are shown.*

**Keywords:** underground flow, modelling, forecast, groundwater, factors, neural networks, regression equations, statistical methods, simulation forecasting, monitoring.