

Д.В. Чарний¹ORCID: 0000-0001-6150-6433
dmitriych10@gmail.com**О.Л. Шевченко²**ORCID: 0000-0002-5791-5354
shevch62@gmail.com

УДК 556.332.5:556.043:556.06

DOI: <https://doi.org/ua/10.15407/Meteorology2025.08.102>

ПРОГНОЗУВАННЯ СЕРЕДНЬО- І ДОВГО-СТРОКОВИХ КОМПОНЕНТ КОЛИВАНЬ РІВНІВ ПІДЗЕМНИХ ВОД МЕТОДОМ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

¹ ДУ Інститут геохімії навколишнього середовища НАН України, Київ² Український гідрометеорологічний інститут ДСНС України та НАН України, Київ

Припинення регулярних моніторингових спостережень за рівнями підземних вод на території України спонукає до пошуку методів відтворення та прогнозування рівня, що дозволить оцінювати витрати підземного стоку, створювати моделі формування ресурсів ґрунтових вод і балансу вологи на водозборах. Це необхідно для визначення характеру змін водного балансу та ресурсів підземних вод в умовах тривалих кліматичних змін. У якості інструменту відновлення даних для подальшого моделювання водних ресурсів розглянуто штучні нейронні мережі (ШНМ) різної архітектури. З метою визначення оптимальної архітектури ШНМ, яка може імітувати тенденцію рівня підземних вод (РПВ) та надавати прогнози, досліджено ефективність різних нейронних мереж (RBF і MLP) у прогнозуванні середньомісячного РПВ. Для вибору оптимальної конфігурації ШНМ і оцінки ефективності кожної мережі та її здатності робити точні прогнози використано такі методи та критерії: множинний кореляційний аналіз, спектральний аналіз перетворень Фур'є, вейвлет-аналіз, виділення компонент за тривалістю коливальних циклів. Прогнозування виконано для середньомісячного рівня підземних вод по одній із небагатьох свердловин у басейні р. Західний Буг, по якій спостереження були припинені ще в червні 2011 р. Найреалістичніші результати за допомогою ШНМ вдалось отримати після виділення коротко-, середньо- і довгострокових компонент у коливаннях РПВ та виконання прогнозів за двома останніми компонентами, що є піонерним кроком для гідрогеологічних спостережень в Україні. Якщо для повного (нерозділеного) ряду вхідних даних вдається отримати прогноз/відновлення даних невисокою точністю до 4–5 років, то за середньо- і довгостроковою компонентами — точніший прогноз з достатньо вірогідним трендом до 11–12 років.

Ключові слова: відновлення даних, рівень підземних вод, штучні нейронні мережі, часовий ряд значень, часові компоненти коливань рівня, вейвлет-аналіз, прогнозування, цикл.

ВСТУП

У час коли людство поставлене перед загрозою вичерпання ресурсів доступних прісних вод, можливості регіональних та басейнових оцінок цих ресурсів на території України практично зведені до мінімуму внаслідок поступового скорочення моніторингової мережі та припинення у 2022 р. гідрогеологічних спостережень. Допомогти в цьому могли б дистанційні методи, зокрема супутникова зйомка (Śliwińska et al., 2019; Solovey et al., 2025), проте навіть для таких наближених оцінок та їх верифікації необхідні спостереження за рівнями ґрунтових/підземних вод *in situ*. Зараз гідрогеологічні спостереження продовжуються хіба що у Чорнобильській зоні відчуження, а також на локальних ділянках приватних і державних підприємств, що проводять геолого-економічну оцінку запасів підземних вод у межах контуру їх експлуатаційних ділянок або родовищ. Проте, у другому випадку це спостереження за рівнями підземних вод щонайменше других від поверхні, захищених водоносних горизонтів із питною водою, для визначення рівнів

яких космічні знімки неефективні. На території басейну р. Західний Буг на Львівщині такий водоносний горизонт міститься у верхньокрейдових відкладах і лише у верхній, східній частині басейну — у відкладах девону. Спостереження за рівнями неглибоких ґрунтових вод першого від поверхні горизонту у четвертинних відкладах, які найбільш вразливі до змін клімату, тут не проводяться вже тривалий час (щонайменше з 2017 р.). Проте проблеми водозабезпечення в умовах воєнної агресії рф та аридизації клімату лише загострюються (Лотоцька-Дудик & Лабойко, 2022; Шестопалов та ін., 2024; Руденко та ін., 2024), що вимагає контролю та обліку ресурсів питних підземних вод.

У країнах, що мають спільні кордони, різний рівень забезпеченості оперативною інформацією щодо запасів та якісного стану підземних вод транскордонного водозбірного басейну створює проблеми в розумінні ситуації з водозабезпечення та в узгодженості управлінських рішень щодо використання спільних водних ресурсів. У той час як на території суміжної Польщі достатньо точно врахо-

вуються зміни вологи на поверхні Землі, у приповерхневому шарі та у водоносних горизонтах (Solovey et al., 2025a), на українській частині басейну р. Західний Буг контролюється лише поверхневий стік по річках та видобуток і використання підземних вод. Завдяки густій мережі моніторингових свердловин вдалось зафіксувати тенденцію до зменшення ресурсів природних вод на значній частині території Польщі, що можна пояснити змінами клімату. У той же час на території України *природні* зміни ресурсів неглибоких ґрунтових вод не контролюються. Отже, ми можемо пропустити гідрогеологічну посуху та фазу виснаження запасів ґрунтових вод. Наразі ми не можемо визначити, чи відбувається регіональне зниження рівнів підземних вод і якщо так, то чим воно спричинене: водовідбором чи змінами клімату? Розв'язання останнього питання можливе за допомогою сучасних технологій машинного навчання та використання штучних нейронних мереж.

Мета роботи: оцінити можливості відтворення та прогнозування рівнів підземних вод (РПВ) на поточний період на території транскордонного басейну за наявними рядами гідрогеологічних спостережень (до 2011–2021 рр.). Також потребує вирішення проблема невизначеності водоносного горизонту, для якого аналізуються дані спостережень. Відтворені та прогнозні значення РПВ потрібні для створення просторової сталої та гідродинамічної моделі басейну р. Західний Буг, оцінки напрямку змін водного балансу водозбору.

МЕТОДИ ТА ЕТАПИ ДОСЛІДЖЕНЬ

Моделі прогнозування ресурсів або рівня води у водних об'єктах можна загалом розділити на дві категорії: моделі, керовані фізикою, та моделі, керовані даними (Wagena et al., 2020). Моделі керовані даними (статистичні моделі та моделі машинного навчання (ML)), дають задовільні результати прогнозування шляхом підбору лінійних або нелінійних залежностей між вхідними та вихідними змінними без урахування складних фізичних процесів (Adnan et al., 2022; Guo et al., 2022). Отже, якщо ми маємо ряди тривалих спостережень за показниками режиму підземних вод цілком можливо використати їх для прогнозування на основі автокореляції.

На першому етапі було виконано відтворення середньомісячних РПВ за *часовим рядом* для свердловини з найдовшою тривалістю спостережень (1972–2011). Для відбракування недостовірних значень була застосована програма тестування даних за критеріями Mann-Kendall. Під час перевірки коротких рядів середньомісячних даних із 2000 (крайній рік по узгодженій з партнерами проєкту бази

даних) по 2011 рр. природні аномально високі середньомісячні значення РПВ, спричинені високою повінню 2003 року, були сприйняті програмою як помилкові і відбраковані, у зв'язку із чим середньорічне значення РПВ виявилось дещо нижчим за фактичне. Під час обробки повного ряду за 1972–2011 рр. аномальні природні значення вже не сприймалися як помилкові, програма виявила лише справжні помилки в даних РПВ, які були нами виправлені. У тому числі довелось відбракувати дані за перший рік спостережень (1972).

Відкоригований ряд значень РПВ був використаний для прогнозування за часовими рядами методом автокореляції (виявленням ступеню зв'язку між послідовними елементами часового ряду даних) із застосуванням штучних нейронних мереж (ШНМ). У нашому випадку ми планували отримати інформацію щодо закономірностей мінливості змінної (РПВ) у минулому (до 2011 року), щоб зменшити невизначеність її стану в наступні роки та наш час і, за можливості, у майбутньому. Тобто, у задачах із часовими рядами прогнозування полягає у передбаченні значень змінної на основі попереднього ряду значень тієї самої змінної. Такий підхід було обрано після того, як множинна кореляція коливань РПВ, для кількох різних лагів запізнення, не виявила достатньо значущої кореляції між РПВ та метеорологічними показниками — сумою місячних опадів та середньомісячною температурою.

Обчислювальні моделі на основі ШНМ мають 3 основні компоненти: вузли/нейрони, ваги та функцію активації/передачі. Кожен нейрон з'єднаний із іншими нейронами за допомогою прямих зв'язків. Через функцію активації вхідні дані обробляються нейроном для створення перетвореного вихідного сигналу (Yadav et al., 2015). Базова структура ШНМ зазвичай складається з трьох шарів: вхідного шару, де дані вводяться у мережу; прихованого шару або шарів, де обробляються дані; та вихідного шару, де отримують результати заданих виходів (Roopia et al., 2018).

Для визначення ступеню та характеру впорядкованості коливань РПВ нами було виконано спектральний аналіз перетворень Фур'є для рядів вхідних даних. За результатами аналізу підібрано і спроєктовано найбільш вдалі (продуктивні) архітектури ШНМ. Для одного з об'єктів такою виявилась ШНМ, що використовує радіальні базисні функції: RBF 1-17-1 та RBF 1-21-1 (RBF — радіально базисна функція з одним вхідним перцептроном; 17 та 21 прихованими нейронами і одним вихідним нейроном). Для об'єктів із вираженими трендами та циклами застосовувались ШНМ на багатощарових перцептронах (MLP), які продемонстрували свою високу

ефективність для вирішення подібних завдань у попередніх дослідженнях (Шевченко та ін., 2023).

Оскільки у наших попередніх дослідженнях (Шевченко та ін., 2021) було виявлено кілька одночасних ритмів у коливаннях рівнів ґрунтових вод, ми припустили, що розділення коливань на короткострокові, середньої тривалості та довготривалі допоможе виділити коливання, які найкраще відображають зміни РПВ на період прогнозу. Для виділення таких компонент був застосований вейвлет-аналіз (Grossmann & Morlet, 1984). Після виокремлення найбільш хаотичних короткострокових коливань, було виконано прогнозування середньомісячного РПВ за допомогою MLP за середньо- і довгостроковими компонентами.

РЕЗУЛЬТАТИ ТА ЇХ ОБГОВОРЕННЯ

Найбільше спостережень за ґрунтовими водами проводилось гідрогеолого-меліоративними експедиціями на еталонних осушувальних системах починаючи з 70-х років минулого сторіччя. Проте у Львівській ГГМЕ Держводагенства України в елек-

тронному вигляді збереглись лише ряди даних із 2008 року по 2017 рік.

У спостережній мережі ДП Держгеонадра в межах басейну р. Західний Буг у Львівській області після 2007 р. моніторинг проводився лише по одній свердловині на ґрунтові води та по 16–18 свердловинах на верхньокрейдовий горизонт. Проте, вже у 2011 р. спостереження по єдиній свердловині на ґрунтові води припинились. Причому, наразі виникла проблема із ідентифікацією цієї свердловини: згідно каталогу ДНВП “Геоінформ” України зазначено, що це свердловина № 249 510005 на безнапірний водоносний горизонт в алювіальних відкладах, у той час як згідно довідки, отриманої від безпосередніх спостерігачів (гідрогеологічна експедиція ДП ЗахідУкргеологія), свердловина із схожим номером (520005), однаковим розташуванням та здебільшого ідентичними значеннями РГВ контролює водоносний горизонт верхньокрейдових відкладів.

Прогнозування за повним часовим рядом.

Спочатку для відтворення даних було взято ряд спостережень по свердловині № 2 Недільчинської осушувальної системи в басейні р. Полтва (слабопорушений режим), по якій на момент розрахунків були середньомісячні рівні за період 2008–2013 рр. Згідно хронологічного графіку коливань РГВ у свердловині № 2, для них не характерний певний тренд та витримана періодичність коливань рівня. Для цього випадку екстраполяцію доцільно виконувати за допомогою ШНМ, які використовують радіальні базисні функції RBF. Проте, після того, як нам були передані дані за 2015 рік, стало зрозуміло, що відтворені дані погано співпадають із фактичними значеннями (рис. 1а). Шестирічний період навчання для прогнозування за фактичними середньомісячними значеннями РГВ виявився недостатнім для точного прогнозування.

Ряд даних середньомісячних РПВ за 9 років (2009–2017) у свердловині №7 на водозаборі м. Сокаль (порушений режим) має візуально визначений тренд і чітко виражений цикл у коливаннях тривалістю 36 місяців, що підтверджено спектральним аналізом перетворень Фур’є. Тому для цього випадку була застосована ШНМ, яка ґрунтується на багатозарових перцептронах (MLP) (рис. 1б). У останньому випадку результат виявився більш обнадійливим та реалістичним, зважаючи на відображення рецесії РПВ у маловодний 2019 рік (рис. 1б).

Наступним об’єктом для відновлення значень РПВ була обрана свердловина №UA SMS 51-5а (номер адаптований до бази даних проекту GRANDE-U) із мережі ДП Держгеонадра в басейні р. Західний Буг, у селі Руда-Колтівська Золочівського району Львівської області (рис. 2).

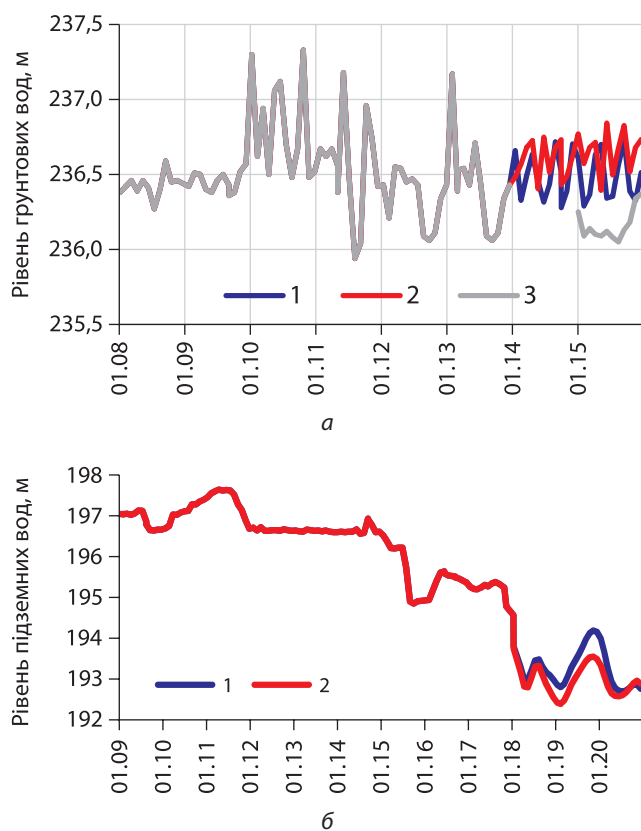


Рис. 1. Графіки фактичних (а — до 2014 р., б — до 2018 р.) і прогнозних рівнів підземних вод, відповідно на 2014–2015 і 2018–2020 рр. на ділянках: а — Недільчинської осушувальної системи; б — водозабору м. Сокаль. Застосовані нейронні мережі різної архітектури: а — 1 — RBF 1-17-1, 2 — RBF 1-21-1; б — 1 — MLP 36-22-1, 2 — MLP 36-34-1



Рис. 2. Карта річкових басейнів України з місцем розташування свердловини № UA SMS 51-5a — у верхів'ї басейну р. Західний Буг (с. Руда Колтівська)

Спектральний аналіз ряду середньомісячних значень РПВ у цій свердловині за перетвореннями Фур'є засвідчив чітку періодичність із циклом у 153 місяці (12,75 років), що свідчить про доцільність застосування MLP для прогнозних екстраполяцій.

Якщо шифри архітектури позначаються як MLP 153- n -1, де n — єдина змінна, це означає, що мережа має 153 вхідні нейрони (персептрони введення) у вигляді ряду фактичних даних, один прихований шар з n нейронів та один вихідний нейрон. При цьому дотримано вимогу щодо довжини ряду для навчання: вона є не меншою за тривалість найдовшого та найкраще вираженого циклу. З великої кількості (близько 5000 варіантів) побудованих на основі багатшарових персептронів нейронних мереж вибрано п'ять найкращих (табл. 1). Для усіх

у якості функції помилки використана сума квадратів, а логістична функція — як функція активації прихованих нейронів.

За експертною оцінкою з найбільшою вірогідністю ходу реальних рівнів відповідають дані, відтворені за допомогою моделей MLP 153-5-1 і MLP 153-10-1 (рис. 3а, 4), які мають одні із найвищих показників продуктивності навчання, проте за тестовою продуктивністю виявились найгіршими (табл. 1). Прогноз за MLP 153-10-1 відобразив зниження рівня у маловодний 2016 рік, яке було насправді. Проте, даний метод приховує істотні недоліки, пов'язані з тим, що машинне навчання охоплює період до 1986 р., для якого були характерні інші, ніж у 1989–2020 рр. (охоплює у т.ч. період відновлення даних) закономірності формування рівневого режиму, за

Таблиця 1. Характеристики найкращих мереж MLP різної архітектури, що застосовувались для відновлення середньомісячних значень рівнів підземних вод у свердловині № UA SMS 51-5a

№	Архітектура	Продуктивність навчання	Контрольна продуктивність	Тестова продуктивність	Помилка навчання	Контрольна помилка	Тестова помилка	Алгоритм навчання	Функція активації вихідних нейронів
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	MLP 153-11-1	0,922	0,662	0,903	0,0007	0,0047	0,0016	BFGS 22	Тотожна
2	MLP 153-17-1	0,921	0,671	0,903	0,0008	0,0044	0,0016	BFGS 24	Тотожна
3	MLP 153-5-1	0,921	0,699	0,902	0,0008	0,0036	0,0016	BFGS 34	Логістична
4	MLP 153-21-1	0,912	0,683	0,906	0,0011	0,0042	0,0017	BFGS 21	Тотожна
5	MLP 153-19-1	0,911	0,676	0,903	0,0012	0,0045	0,00165	BFGS 19	Тотожна
6	MLP 153-10-1	0,932	0,670	0,892	0,0004	0,0045	0,00186	BFGS 44	Логістична

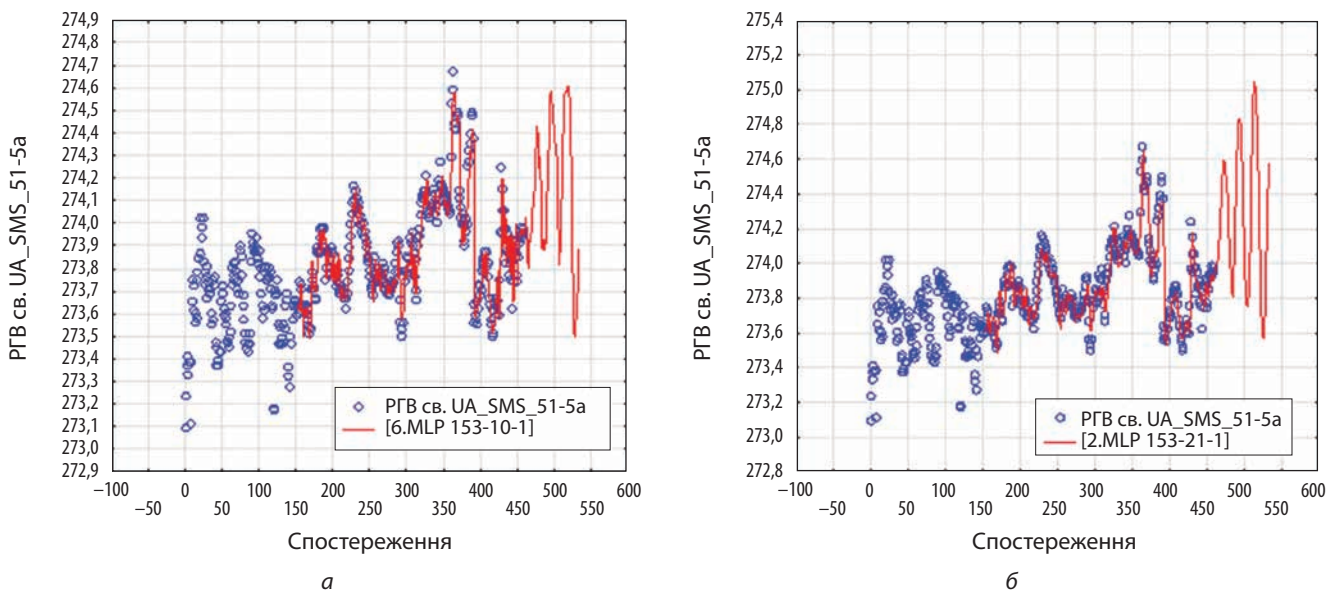


Рис. 3. Результат відтворення рівня підземних вод у свердловині UA SMS 51-5a на період 2012–2017 рр. за повним часовим рядом, за допомогою MLP: а — 153-10-1; б — 153-21-1. У якості “вхідних” використані 153 спостереження — один повний цикл (сині кружечки в лівій частині — етап навчання або “training”), червона лінія із синіми маркерами — етап валідації, червона лінія без маркерів — етап прогнозу або “testing”)

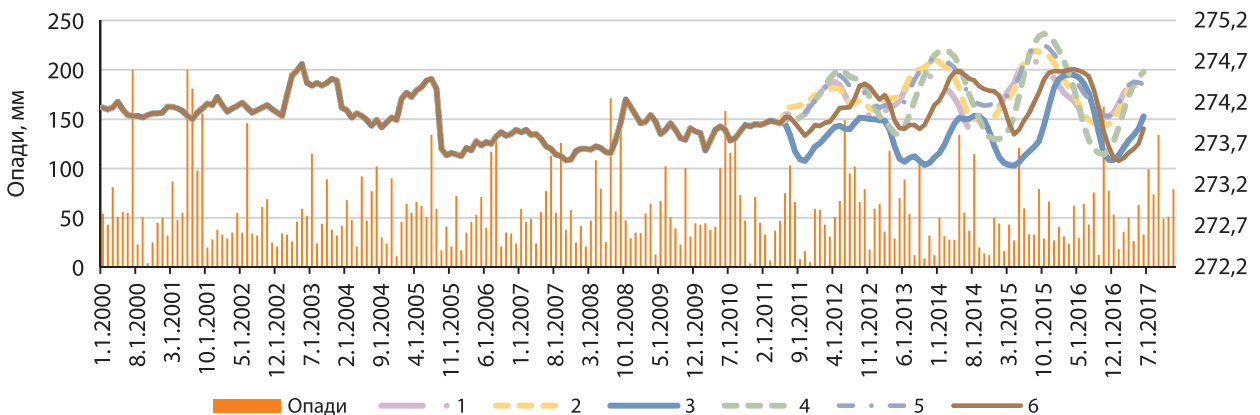


Рис. 4. Графіки фактичних (до травня 2011 р.) і відтворених середньомісячних значень рівнів підземних вод (м) для свердловини UA SMS 51-5a, розташованої у верхів'ях р. Західний Буг (с.Руда Колтівська) за моделями: 1 — MLP 153-11-1; 2 — MLP 153-17-1; 3 — MLP 153-5-1; 4 — MLP 153-21-1; 5 — MLP 153-19-1; 6 — MLP 153-10-1

можливо іншого розподілу рівнів впливу режимоформуючих чинників (Шевченко та ін., 2019).

Слід відмітити, що прогнози коливання РПВ більш менш вдало відображають хід опадів до 2015 р., надалі ж реакція РПВ на високі значення опадів не простежується або явно не співпадає. Звідси випливає, що прогнози середньомісячних РПВ за допомогою MLP, за повним часовим рядом даних (без розділення), терміном більше 4 років є ненадійними.

Результати прогнозування за повним рядом показали, що коефіцієнт детермінації R^2 дорівнює $-0,07$, тобто модель не краща за просте середнє, MAE (середня абсолютна помилка) = $0,12$ м здається непоганою, але це за амплітуди РПВ лише $1,58$ м ($274,67-273,09$). Показник середнього розміру помилок у сукупності прогнозів без урахування їхнього напрямку (MAE) вимірюється як середня абсолютна різниця між прогнозованими та фактичними значеннями і використовується для оцінки ефективності регресійної моделі. Досить великою є відносна помилка — $7,6\%$ від діапазону. Вірогідно, що коли MLP намагається навчитися на всьому ряді одночасно, виникають проблеми для нейромережі:

- вона змушена "балансувати" між відтворенням незначущих для прогнозування короткотермінових коливань (шуму) та провідного сигналу, який визначає загальний тренд;
- короткострокові флуктуації заважають навчитися довгостроковим закономірностям;
- регуляризація ($L2=0.1$) призводить до "розрідження" моделі і придушує ваги (зазвичай, регуляризація збільшує рівень узагальнюваності за рахунок незначного зниження точності навчання), але це погіршує здатність ШНМ вловити довгі періоди;
- на етапі тестування модель зупинилася дуже швидко через шум у валідаційній вибірці.

Після цього була виконана спроба обґрунтування можливості застосування імітаційного моделювання РПВ за відомими значеннями режимоформуючих чинників: сумарної кількості опадів за місяць та середньомісячної температури. Проте, згідно множинного кореляційного аналізу отримано надто низькі значення коефіцієнтів кореляції, навіть за умов зсування ряду РПВ вперед (запізнення) на різний термін часу.

Для покращення прогнозування, тобто виділення головних трендів, було виконано розділення даних РГВ за компонентами у часових коливаннях.

Виділенням різноперіодичних компонент у змінах РПВ. Достатньо ефективним інструментом для виокремлення часових компонент у коливаннях РПВ є **вейвлет-аналіз**. Завдяки його застосу-

ванню були виділені частоти (цикли) різної тривалості (рис. 5) та природної підпорядкованості:

- **короткострокові коливання** (<12 міс) внаслідок реакції РПВ на поточні погодні та метеорологічні зміни в приземному шарі атмосфери, сприймаються як "шум";
- **середньострокові коливання** ($12-48$ міс) — обумовлені сезонними змінами або кліматичними циклами;
- **довгострокові коливання** (>48 міс) — найкраще проявляються цикли тривалістю $11,5$ років — це добре відома сонячна циклічність. Ці коливання обумовлюють багаторічні тренди змін РГВ.

За вейвлет розкладом витримана річна циклічність, як це властиво для неглибокого водоносного горизонту, не простежується; виділяються невитриманий у часі ряд **середньострокової** ритмічності в $1,8$ років, якому не вистачає енергії для прояву у вигляді піка на кривій праворуч від періодограми. Невеличку "хвилю" на цьому графіку створює перша **довгострокова** циклічність майже у 5 років ($4,93$). Вона має високу яскравість на початку ($1972-1980$ рр.), але швидко "згасає". Перший чітко виражений пік на графіку відповідає циклічності в $11,5$ років (проходить у вигляді 7 плям через всю періодограму). Такі ритми здебільшого ототожнюють із сонячною циклічністю. Дві яскраві плями в нижній

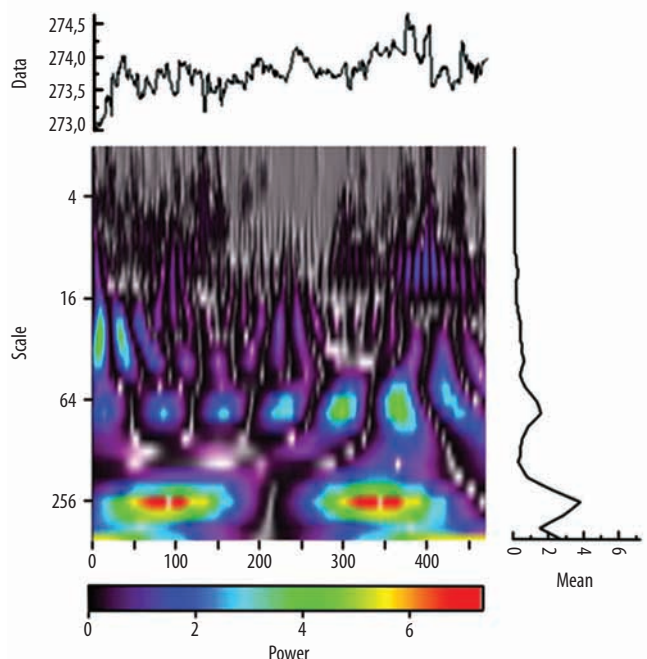


Рис. 5. Вейвлет-періодограма для ряду значень РПВ у свердловині № UA SMS 51–5а за період 1972–2011 рр. Вгорі — хронологічний ряд фактичних середньомісячних значень; праворуч від періодограми — графік, що відображає середньобогаторічну силу прояву циклічності

частині періодограми, що мають найвищу силу (червоний колір), відповідають 42-річній циклічності. На відміну від вже звичних вейвлет-періодогам для неглибоких ґрунтових вод (Шевченко та ін., 2021), у нашому випадку (рис. 5) зовсім не проявляється річна циклічність, що дає підстави для сумнівів, що ми маємо справу з першим від поверхні водоносним горизонтом із вільною поверхнею (безнапірним). Такі ознаки характерні для глибших РГВ або для захищених водотривом напірних горизонтів. У нашому випадку такий горизонт приурочений до верхньокрейдових тріщинуватих мергелів та ізольований із поверхні шаром глини кори їх вивірювання. Це може бути також перший від поверхні складний субнапірний чи безнапірний водоносний горизонт чи комплекс, що складається із двох шарів — алювіальних пісків та тріщинуватих мергелів, із невитриманим по розрізу шаром мергелястої глини незначної потужності (до 3 м) між ними. Про субнапірний характер горизонту можна судити з доволі різких короткострокових коливань рівня. Другий варіант відповідає описанню свердловини № 520005 із реєстру ДП “ЗахідУкргеологія”, натомість не узгоджується із характеристиками свердловини з тими ж даними спостережень із архіву ДНВП “Геоінформ України”.

Реконструкція сигналу. Було виконано зворотне до вейвлета перетворення з урахуванням відповідного масштабування. Як бачимо (рис. 6) лінія фактичних даних та відновлений за вейвлетом ряд майже збігаються, що вказує на дуже добру відтворюваність сигналу моделлю (кореляція $\approx 0,95$). Висока кореляція та незначна похибка підтверджують адекватність реконструкції та виділення основних коливальних компонент.

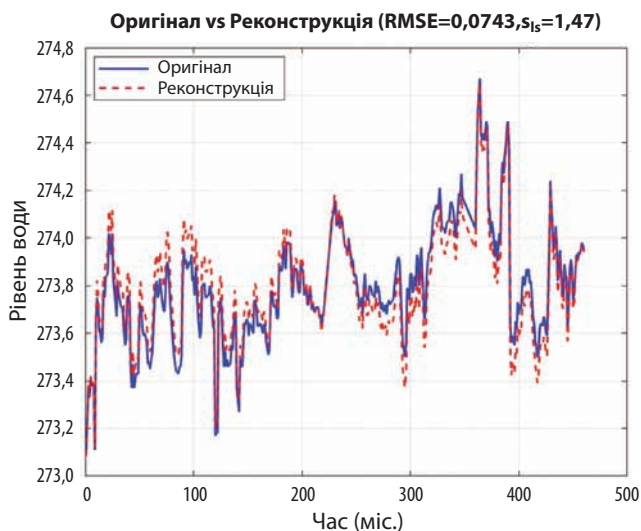


Рис. 6. Реконструкція сигналу. Синя лінія — оригінальні дані РГВ; червона — відновлений за вейвлет-розкладом ряд. $s_{15} = 1,47$ — масштабний коефіцієнт

Фактична крива демонструє коливання з багаторічною амплітудою $\approx 1,5$ м та річною близько 0,5 м, реконструкція добре відтворює основні піки та провали. Це свідчить про те, що вейвлет-аналіз ефективно відтворює основні патерни, проте незначна частина короткострокових флуктуацій втрачається. Тобто модель добре описує середньо- та довгострокові зміни, але подекуди ігнорує дрібні піки, в т.ч. ті, що виникли внаслідок вимірювальних похибок.

Середньоквадратична помилка (RMSE — корінь квадратний від середньої квадратичної помилки — MSE) невелика, а відношення енергій “реконструкція/оригінал” = 0,90 (90% відновленої енергії). Це свідчить, що модель адекватно описує структуру ряду.

Компонентний аналіз (декомпозиція за періодами). На рис. 7 представлені окремі компоненти ряду спостережень за РГВ, виділені за допомогою вейвлет-аналізу. Короткострокова компонента (<12 міс.) має високу частоту, або багато вузьких та дрібних “зубців”. Середньострокова компонента РГВ (12–48 міс.) представлена ритмами більшої тривалості (2-4-х річними). Довгострокова компонента являє собою повільні “коливання рівня” із циклами у 7–11 років. Саме довгі й середні компоненти можуть відображати докорінні зміни в режимі рівня.

Короткострокові або короткоперіодичні коливання мають слабкий внесок ($\approx 14\%$), середньострокові охоплюють $\approx 31\%$ даних, тоді як довгоперіодичні формують головну частину варіацій рівнів води ($\approx 45\%$). Це багаторічні тренди, які можуть відоб-

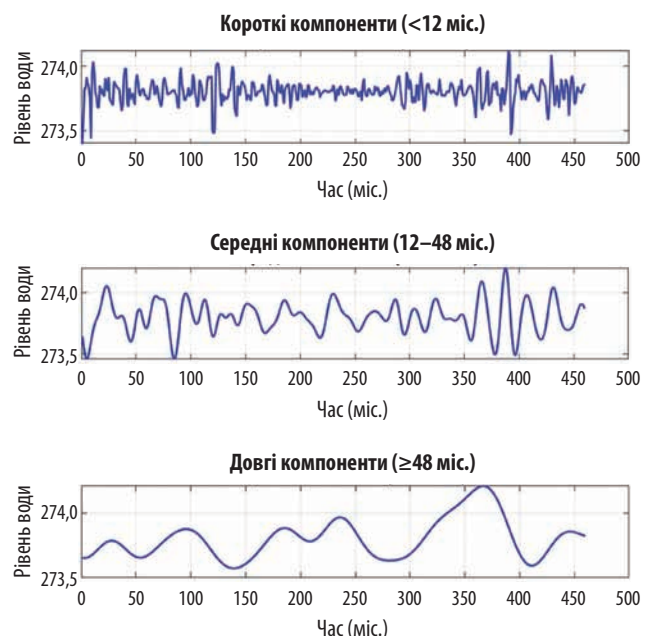


Рис. 7. Компонентний склад сигналу рівня підземних вод за 38 років спостережень

ражати: зміни клімату, регіональні гідрогеологічні цикли. Сумарний внесок трьох компонент $\approx 89,6\%$; решта енергії припадає на шум або неklasифіковані флуктуації. Перевірка суми компонент vs. реконструкції дала похибку на рівні 10^{-16} , тобто розкладання абсолютно узгоджене. Реконструкція підтвердила, що виділені компоненти добре відтворюють поведінку ряду ($R \approx 0.95$).

Таким чином, динаміка РПВ у свердловині визначається поєднанням багаторічних трендів і річних-чотирирічних циклів. Це свідчить про певну підпорядкованість режиму рівня ґрунтових вод сонячній циклічності, Північно-Атлантичному та іншим термобаричним коливанням.

Прогноз (відтворення) коливань середньострокових компонент. Виділена середньострокова компонента має плавні коливання з амплітудою близько 0,5 м та квазіперіодичну структуру. При навчанні мереж було використано алгоритми оптимізації: метод масштабованих сполучених градієнтів, метод градієнтного спуску та квазіньютонівський метод. Побудовано і проаналізовано понад

500 нейронних мереж на базі MLP. У якості функцій активації вихідних та прихованих нейронів була використана тотожна функція. Продуктивність навчання в усіх випадках близька до 1, контрольна продуктивність — 0,9934, тестова продуктивність — майже 1, функція помилки — сума квадратів, інші показники представлені в *табл. 2*.

На графіку (*рис. 8*) виділяються етапи навчання (48 даних) і валідації (412 даних) — всього до 460-го середньомісячного значення (2011 рік); та етап прогнозу — до 600-го значення (2023 р.), тобто на 142 місяці або на 11,8 років, що було неможливо для повного часового ряду.

Прогноз (відтворення) коливань довгострокових компонент. Обробка довгострокової компоненти часового ряду включала етапи навчання та валідації (460 фактичних середньомісячних значень) (об'єднаний на *рис.9*) і етап прогнозу — до 600-го значення (прогноз на 140 місяців, або на 11,7 р.) — для довгострокової компоненти коливань РГВ. Відтворення даних виконано до 2023 року (*рис. 9*).

Таблиця 2. **Характеристики найкращих мереж MLP різної архітектури, що застосовувались для відновлення значень РГВ за коливаннями середньострокових компонент**

N	Архітектура	Алгоритм навчання	Помилка навчання	Контрольна помилка	Тестова помилка
1	MLP 48-16-1	BFGS 10000	2,9355E-11	3,1215E-11	2,7442E-11
2	MLP 48-16-1	BFGS 5635	2,9425E-11	3,1104E-11	2,7523E-11
3	MLP 48-16-1	BFGS 5444	2,9290E-11	3,1144E-11	2,7385E-11
4	MLP 48-14-1	BFGS 10000	2,9247E-11	3,1008E-11	2,7392E-11
5	MLP 48-20-1	BFGS 4257	2,9345E-11	3,1228E-11	2,7422E-11

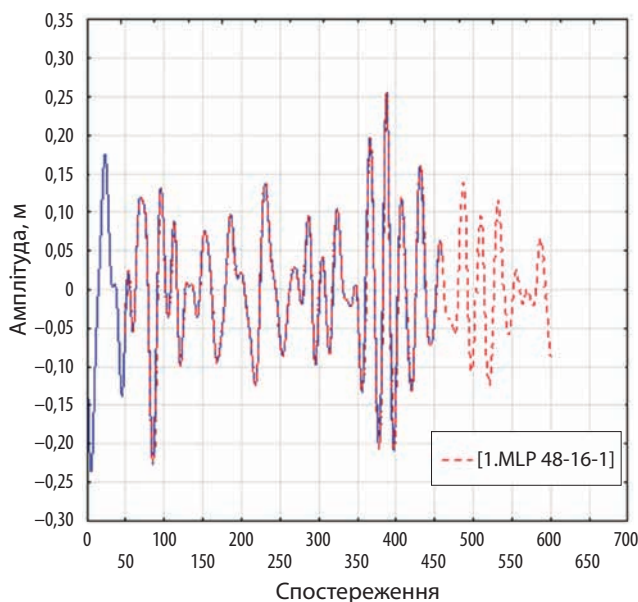


Рис. 8. Часовий ряд проєкції 1MLP 48-16-1 для середньострокової компоненти

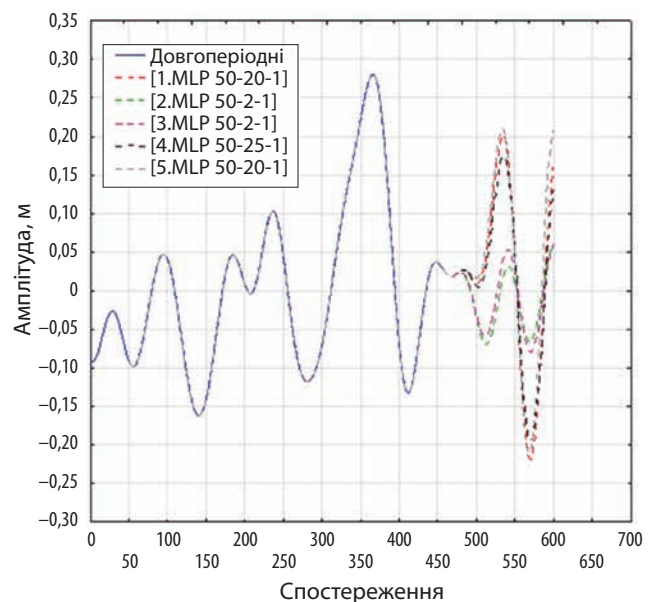


Рис. 9. Часовий ряд проєкцій MLP для довгострокової компоненти

Таблиця 3. Характеристики найкращих мереж MLP, що застосовувались для відновлення значень РГВ за коливаннями довгострокових компонент

N	Архітектура	Алгоритм навчання	Помилка навчання	Контрольна помилка	Тестова помилка
1	MLP 50-20-1	BFGS 7220	3,6500E-13	4,9821E-13	3,3714E-13
2	MLP 50-2-1	BFGS 9999	2,0282E-14	2,7576E-14	1,6389E-14
3	MLP 50-2-1	BFGS 9999	2,5135E-14	3,4249E-14	2,0642E-14
4	MLP 50-25-1	BFGS 10000	4,0049E-13	5,5654E-13	3,6485E-13
5	MLP 50-20-1	BFGS 1190	3,6917E-13	4,4914E-13	3,5454E-13

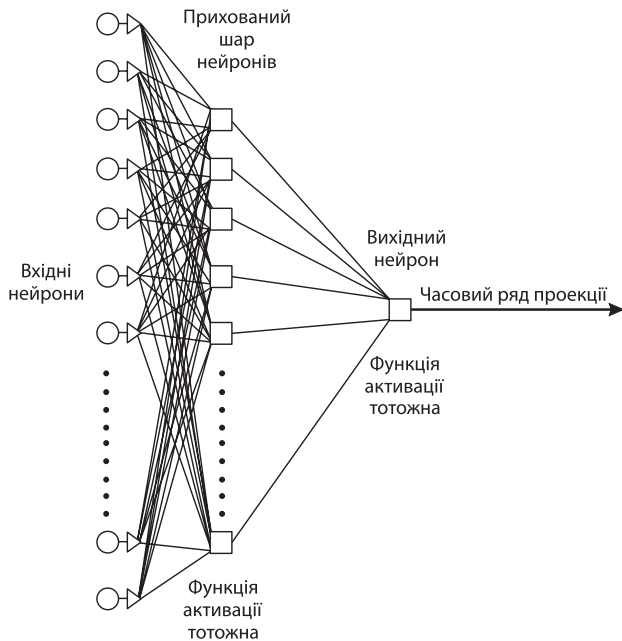


Рис. 10. Принципова схема архітектури ШНМ типу MLP.

Для усіх варіантів архітектури MLP (табл. 3) характерна принципова схема, зображена на рис. 10. Функції активації, як і для середньострокової компоненти — тотожні, функція помилки — сума квадратів, продуктивність навчання та контрольна продуктивність — 0,998, тестова продуктивність для всіх випадків — 0,996. За довгостроковою компонентою відтворюються майже синхронні коливання із незначним зміщенням у проміжку між 500 і 550-м значеннями (див. рис. 9). Отже довгострокова компонента є найстабільнішою і прогнозування по ній дозволяє отримати основний тренд змін показника на значний період часу (144 місяці).

Найвдалішими можна визнати проєкції MLP з архітектурою MLP 50-20-1 і MLP 50-25-1 (рис. 11), які демонструють зниження загального багаторічного тренду амплітуди після 2003 р. (360-й місяць від початку спостережень у 1973 р.). Також дуже чітко відбивається багаторічний мінімум, або максимальна від'ємна амплітуда, яка припадає на 570-й місяць, або на другу половину 2020 р. — коли у вересні за-

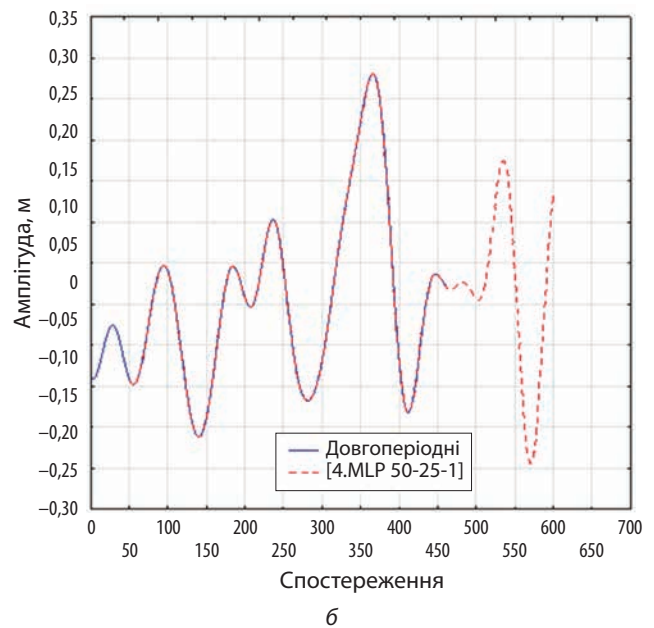
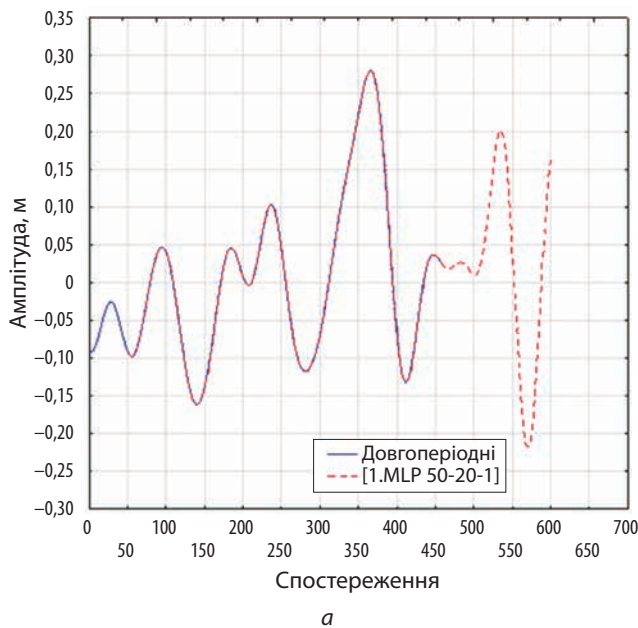


Рис. 11. Часові ряди проєкцій MLP із двома різними архітектурами для довгострокової компоненти: а — MLP 50-20-1; б — MLP 50-25-1

вершився 11-річний сонячний цикл високої активності, що обумовив посуху, і почався цикл низької активності, що сприяло збільшенню водності та відновленню РГВ після рецесії.

Для виявлення ролі всіх компонент у формуванні коливань повного ряду даних, а також підпорядкованості середньострокових та довгострокових коливань РПВ метеорологічним чинникам було проведено множинну кореляцію. Виявилось, що згідно параметричної кореляції Пірсона та Спірмена, середньострокові та довгострокові коливання значно краще корелюють із загальними коливаннями повного ряду (відповідно, $R = 0,68$ для обох компонент за Пірсоном і $0,66$ для середньострокових та $0,71$ для довгострокових — за Спірменом), ніж короткострокові (відповідно $0,485$ та $0,4$). У той же час короткострокові коливання мають найвищу кореляцію із температурою (більшу ніж повний ряд), а з опадами не має кореляції жодна з виділених компонент, як і повний часовий ряд РГВ.

Дослідження (Solovey et al., 2025) продемонстрували найвищу узгодженість між супутниковими та *in situ* оцінками запасів підземних вод у водоносних системах зі швидким водообміном. Це може свідчити про можливість використання виділеної нами короткострокової компоненти в коливаннях РГВ для верифікації спостережень GRACE/GRACE-FO. У той час як компоненти коливань середньої та довгої тривалості можуть бути використані як для прогнозування РГВ та підземного стоку до річок за часовими рядами, так і для імітаційного прогнозування РГВ за фактичними рядами спостережень за рівнями напірних підземних вод другого від поверхні водоносного горизонту у верхньокрейдових відкладах (РПВ2), якщо між ними спостерігатиметься значуща кореляція. У нашому випадку, коливання рівнів у розташованих недалеко свердловинах в с. Руда-Колтівська на перший та другий від поверхні водоносні горизонти відбувається з коефіцієнтом парної кореляції $0,83$. Оскільки спостережень за РПВ другого горизонту на досліджуваній території басейну р. Західний Буг значно більше, це може допомогти відновити значення РГВ і виконувати їх прогнозування. Визначення просторових закономірностей співвідношення напорів ґрунтових та напірних вод верхньокрейдових відкладів і часових залежностей між їх коливаннями може вирішити питання дешифрування сучасних даних космічних зйомок та оцінки змін водних ресурсів на даній території. Оскільки другий від поверхні горизонт ізольований водотривом, то коливання його рівня (РПВ2) значно меншою мірою залежать від погодних умов, ніж рівень безнапірних ґрунтових вод (РГВ), що підтверджують дані моніторингових спостере-

жень. Зміни в режимі РГВ лише із певним запізненням можуть відобразитись у режимі РПВ2. Отже, за відомих значень РПВ2, ми зможемо або скласти епігнозний (ретроспективний) хід РГВ, або спробувати виділити спільні для РГВ та РПВ2 коливання, відокремивши різкіші короткотермінові коливання РГВ. Для цього необхідно проводити одночасні спостереження по свердловинах на різні горизонти в одному куці (на одній локації).

Отримані результати з відновлення абсолютних (БС висот) положень РПВ відкривають шлях до реконструкції даних за періоди відсутності моніторингових спостережень і можуть бути використані під час створення усталених гідрогеологічних моделей для маловодних і багатоводних років, що є одним із завдань проєкту GRANDE-U.

ВИСНОВКИ

У ході обробки даних було виявлено, що ряд даних до 150 значень із рідкісними аномальними подіями може бути закоротким для об'єктивної статистичної оцінки за допомогою програми Mann-Kendall, що накладає обмеження у її застосуванні. Відповідно, надійність побудованих трендів покращується при подовженні часових рядів, що дозволяє правильно інтерпретувати природні аномальні явища, такі як високі повені.

За допомогою вейвлет-аналізу виділено три типи ритмічності в коливаннях РПВ. Це допомогло оптимізувати і покращити якість прогнозів шляхом відбракування короткоперіодичних коливань. У коливаннях РГВ домінують довгоперіодичні (багаторічні) коливання (5, 7–8, 11 років і більше), що відбирають майже половину загальної енергії — 45% . Важливий внесок мають також середньоперіодичні цикли (2–4 роки) — 31% . Тобто основні тренди в коливаннях рівнів підземних вод продиктовані глобальними чинниками — сонячною циклічністю (або чергуванням маловодних і багатоводних циклів) тощо і значно меншою мірою — регіональними та локальними змінами погодних умов.

При прогнозуванні за допомогою мереж MLP без розділення, тобто за повним часовим рядом, найкращі результати отримано на період до 4 років. Довготривалі прогнози (або відновлені ряди) на 5-й і тим більше наступні роки значно поступаються у точності “ближнім” прогнозам, — до 4-х років.

Після розділення даних за допомогою вейвлет-аналізу на короткострокові (короткоперіодичні), середньострокові і довгострокові коливальні компоненти вдалось скласти прогноз середньомісячних значень РПВ на термін близько 12 років, що було неможливо при прогнозуванні за повним часовим рядом. Реконструкція фактичного часового ряду

РПВ шляхом зворотного від вейвлету перетворення дозволила отримати криву РПВ, яка добре співпадає з фактичною. За набором циклічностей, в якому відсутня характерна для мілких ґрунтових вод річна циклічність, можна стверджувати, що свердловина представляє водоносний комплекс в алювіальних та верхньокрейдових водоносних відкладах, де коливання рівня води у верхньому шарі підпорядковані змінам напору нижнього шару.

Виконані прогнози за допомогою MLP для середньострокових та довгострокових коливальних компонент відповідають відомим на сьогодні трендам РГВ та динаміці річної суми атмосферних опадів.

Подяка. Дослідження виконано за міжнародним проєктом GRANDE-U №7129 завдяки фінансуванню U.S. NAS і Office of Naval Research Global (ONRG), USA.

ЛІТЕРАТУРА

- Лотоцька-Дудик, У. Б., & Лабойко, В. В. (2022). Якість питної води та стан водозабезпечення населення України в умовах воєнного стану. *Актуальні проблеми профілактичної медицини*, (24), 5–14.
- Руденко, Ю. Ф., Юркова, Н. А., Гураль, О. В., & Саприкін, В. Ю. (2024). Деякі питання локального питного водопостачання населення під час воєнного стану (на прикладі міст України з населенням понад 100 тис. осіб). Частина 1. *Мінеральні ресурси України*, (4), 64–70.
- Шевченко А. Л., Осадчий В. И., Чарний Д.В. (2019). Изменения режима, баланса и ресурсов подземных вод Полесья и лесостепи Украины под влиянием глобального потепления. *Вучонья записки Бресцакага універсітэта*. **15**(2). 117–128.
- Шевченко О.Л., Скорбун А.Д., Осадчий В.И., Чарний Д.В. (2021). Мінливі ритми в режимі ґрунтових вод та їхній зв'язок з кліматичними чинниками. *Вісник Київського національного університету імені Тараса Шевченка (Геологія)*. **2**(93). 71–82. <http://doi.org/10.17721/1728-2713.93.08>
- Шевченко О.Л., Чарний Д.В., Рудоман М.М. (2022). Прогнозування стоку ґрунтових вод до р. Південний Буг статистичним методом та з використанням штучних нейронних мереж. *Метеорологія, гідрологія, моніторинг довкілля*, **2**. 43–53.
- Adnan, R.M., Mostafa, R.R., Elbeltagi, A., Yaseen, Z.M., Shahid, S., Kisi, O., (2022). Development of new machine learning model for streamflow prediction: case studies in Pakistan. *Stoch. Env. Res. Risk A*. **36**, 999–1033. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02111-z>.
- Grossmann, A. and Morlet, J. (1984). Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM J. Math. Anal.* **15**. 723–736.
- Guo, T., Song, S., Yan, Y. (2022). A time-varying autoregressive model for groundwater depth prediction. *J. Hydrol.* **613**, 128394 <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128394>.
- Javadinejad, S., Dara, R. and Jafary, F. (2020). How groundwater level can predict under the effect of climate change by using artificial neural networks of NARX. *Resources Environment and Information Engineering*. <https://doi.org/10.25082/REIE.2020.01.005>
- Poonia V., Tiwari H. L., Mishra S. (2018). Hydrological Analysis by Artificial Neural Network: A Review. *International Journal of Advance Research, Ideas and Innovations in Technology*. **4**(3). 265–270.
- Shestopalov, V., Rudenko, Y., Koliabina, I., Stetsenko, B., & Yaroshenko, K. (2024). Groundwater for urban water supply in Ukraine: a case study of Mykolaiv (Military challenges and lessons for the future). *Acque Sotteranee-Italian Journal of Groundwater*, **13**(3).
- Śliwińska, J., Birylo, M., Rzepecka, Z., & Nastula, J. (2019). Analysis of groundwater and total water storage changes in Poland using GRACE observations, in-situ data, and various assimilation and climate models. *Remote Sensing*, **11**(24), 2949. <https://doi.org/10.3390/rs11242949>
- Solovey, T., Śliwińska-Bronowicz, J., Janica, R., Brzezińska, A. (2025). Assessment of the effectiveness of GRACE observations in monitoring groundwater storage in Poland. *Water Resources Research*, **61**(8), <https://doi.org/10.1029/2024WR038888>
- Solovey, T., Śliwińska-Bronowicz, J., Janica, R., Brzezińska, A., Stradczuk, A. (2025a). Fusing GRACE data into terrestrial water budgets to improve their predictive performance: a case study of the Bug River Transboundary Catchment, Polish-Ukrainian-Belarusian Borderland. *Geological Quarterly*, **69**(16), <https://doi.org/10.7306/gq.1789>
- Wagena, M.B., Goering, D., Collick, A.S., Bock, E., Fuka, D.R., Buda, A., Easton, Z.M. (2020). Comparison of short-term streamflow forecasting using stochastic time series, neural networks, process-based and Bayesian models. *Environ. Model. Softw.* **126**, 104669, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104669>
- Yadav, N., Yadav, A., and Kumar, M. (2015). An introduction to Neural Network methods for Differential equations. Springer briefs in applied science and technology. 17–42.

REFERENCES

- Adnan, R.M., Mostafa, R.R., Elbeltagi, A., Yaseen, Z.M., Shahid, S., Kisi, O., (2022). Development of new machine learning model for streamflow prediction: case studies in Pakistan. *Stoch. Env. Res. Risk A*. **36**, 999–1033. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02111-z>.
- Grossmann, A. and Morlet, J. (1984). Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelets of constant shape. *SIAM J. Math. Anal.* **15**. 723–736.
- Guo, T., Song, S., Yan, Y. (2022). A time-varying autoregressive model for groundwater depth prediction. *J. Hydrol.* **613**, 128394 <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.128394>.
- Javadinejad, S., Dara, R. and Jafary, F. (2020). How groundwater level can predict under the effect of climate change by using artificial neural networks of NARX. *Resources Environment and Information Engineering*. <https://doi.org/10.25082/REIE.2020.01.005>
- Lototska-Dudyk, U. B., & Laboyko, V. V. (2022). Quality of drinking water and the state of water supply of the population of Ukraine under martial law. *Current problems of preventive medicine*. (24), 5–14. [In Ukrainian]
- Poonia V., Tiwari H. L., Mishra S. (2018). Hydrological Analysis by Artificial Neural Network: A Review. *International Journal of Advance Research, Ideas and Innovations in Technology*. **4**(3). 265–270.
- Rudenko, Yu. F., Yurkova, N. A., Gural, O. V., & Saprykin, V. Yu. (2024). Some issues of local drinking water supply of the population

- during martial law (on the example of Ukrainian cities with a population of over 100 thousand people). Part 1. *Mineral resources of Ukraine*, (4), 64–70. [In Ukrainian]
- Shestopalov, V., Rudenko, Y., Koliabina, I., Stetsenko, B., & Yaroshenko, K. (2024). Groundwater for urban water supply in Ukraine: a case study of Mykolaiv (Military challenges and lessons for the future). *Acque Sotterranee-Italian Journal of Groundwater*, **13**(3).
- Shevchenko A.L., Osadchyi V.I., Charnyi D.V. (2019). Changes in the regime, balance and resources of underground waters of Polissya and the Forest-steppe of Ukraine under the influence of global warming. *Academic notes of Brest University*. **15**(2). 117–128. [In russian]
- Shevchenko O.L., Skorbun A.D., Osadchyi V.I., Charnyi D.V. (2021). Changing rhythms in the groundwater regime and their relationship with climatic factors. *Bulletin of the Taras Shevchenko National University of Kyiv (Geology)*. **2**(93). 71-82. <http://doi.org/10.17721/1728-2713.93.08> [In Ukrainian]
- Shevchenko O.L., Charnyi D.V., Rudoman M.M. (2022). Forecasting groundwater flow to the Southern Bug River by statistical methods and using artificial neural networks. *Meteorology, Hydrology, Environmental Monitoring*, **2**. 43–53. [In Ukrainian]
- Śliwińska, J., Birylo, M., Rzepecka, Z., & Nastula, J. (2019). Analysis of groundwater and total water storage changes in Poland using GRACE observations, in-situ data, and various assimilation and climate models. *Remote Sensing*, **11**(24), 2949. <https://doi.org/10.3390/rs11242949>
- Solovey, T., Śliwińska-Bronowicz, J., Janica, R., Brzezińska, A. (2025). Assessment of the effectiveness of GRACE observations in monitoring groundwater storage in Poland. *Water Resources Research*, **61**(8), <https://doi.org/10.1029/2024WR038888>
- Solovey, T., Śliwińska-Bronowicz, J., Janica, R., Brzezińska, A., Stradczuk, A. (2025a). Fusing GRACE data into terrestrial water budgets to improve their predictive performance: a case study of the Bug River Transboundary Catchment, Polish-Ukrainian-Belarusian Borderland. *Geological Quarterly*, **69**(16), <https://doi.org/10.7306/gq.1789>
- Wagena, M.B., Goering, D., Collick, A.S., Bock, E., Fuka, D.R., Buda, A., Easton, Z.M. (2020). Comparison of short-term streamflow forecasting using stochastic time series, neural networks, process-based and Bayesian models. *Environ. Model. Softw.* **126**, 104669, <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104669>
- Yadav, N., Yadav, A., and Kumar, M. (2015). "An introduction to Neural Network methods for Differential equations. Springer briefs in applied science and technology. 17–42.

Dmytro Charnyi¹

ORCID: 0000-0001-6150-6433

dmitriych10@gmail.com

Oleksii Shevchenko²

ORCID: 0000-0002-5791-5354

shevch62@gmail.com

¹ The institute of Environmental Geochemistry of National Academy of Sciences of Ukraine

² Ukrainian Hydrometeorological Institute of the State Emergency Service of Ukraine and the National Academy of Sciences of Ukraine

FORECASTING OF MEDIUM AND LONG-TERM COMPONENTS OF GROUNDWATER LEVEL FLUCTUATIONS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS METHOD

The cessation of regular monitoring of groundwater levels in Ukraine prompts the search for methods for reproducing and predicting the level, which will allow estimating groundwater flow rates, creating models of groundwater resource formation and moisture balance in watersheds. Artificial neural networks (ANN) of various architectures are considered as a data

recovery tool for further modeling of water resources. In order to determine the optimal ANN architecture that can simulate the groundwater level (GWL) trend and provide forecasts, the effectiveness of different neural networks (RBF and MLP) in predicting the monthly average GWL was investigated. To select the optimal ANN configuration and assess the effectiveness of each network and its ability to make accurate predictions, the following methods and criteria were used: multiple correlation analysis, spectral analysis of Fourier transforms, wavelet analysis, and component separation by the duration of oscillation cycles. The forecast was made for the average monthly groundwater level from one of the few wells in the Western Bug River basin, for which observations were stopped back in June 2011. The most realistic results using ANN were obtained after isolating short-, medium-, and long-term components in the GWL fluctuations and performing forecasts for the last two components, which is a pioneering step for hydrogeological observations in Ukraine. If for the full (undivided) series of input data it is possible to obtain a forecast/recovery of data with low accuracy up to 4–5 years, then for the medium and long-term components — a more accurate forecast with a sufficiently probable trend up to 11–12 years. Wavelet analysis was used to determine the type of aquifer.

Keywords: data recovery, groundwater level, artificial neural networks, time series of values, time components of level fluctuations, wavelet analysis, forecasting, cycle.

