

УДК 004.032.26:004.942

*Б. Р. Андрієцький (НУ “Львівська політехніка”)*

## АРХІТЕКТУРА НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО КОМПЛЕКСУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЧАСОВИХ ПОСЛІДОВНОСТЕЙ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО СПЕКТРАЛЬНОГО АНАЛІЗУ

Розроблено архітектуру нейромережевого комплексу для прогнозування часових послідовностей на основі нейромережевого спектрального аналізу. Наведено переваги нейромережевого спектрального аналізу в порівнянні з існуючими методами сингулярного спектрального аналізу. Запропоновано підхід до прогнозування тренду та інших складових часового ряду, який характеризується підвищеною точністю та стабільністю прогнозу. Подано варіант удосконалення архітектури за допомогою нейромереж узагальненої регресії. Розроблений нейромережевий комплекс доцільно застосовувати для аналізу та прогнозування нестационарних процесів, що протікають в складних динамічних системах.

**Ключові слова:** прогнозування часових послідовностей, сингулярний спектральний аналіз, нейромережевий спектральний аналіз, модель геометричних перетворень.

### Постановка проблеми

Реальні процеси зазвичай характеризуються трьома складовими: детермінованою, ймовірнісною та чисто випадковою [1]. Чисто випадкові збурення різноманітного характеру, які впливають на процес, є принципово непередбачуваними, внаслідок чого ускладнюється прогнозування усього процесу.

Класичні методи аналізу та прогнозування часових рядів, до яких можна віднести спектральний аналіз Фур'є, авторегресійні моделі та інші, не забезпечують належного рівня прогнозу нестационарних процесів [2].

Значний інтерес становлять методи сингулярного спектрального аналізу, застосування яких забезпечує ефективне дослідження і прогнозування випадкових процесів нестационарного типу [3]. Зазначений аналіз дає змогу досліджувати структури часових рядів, виділяти основні їх складові: тренд, який описує загальну тенденцію процесу в часі, періодичні коливання, які є наслідком впливу на результуючий сигнал певних важливих факторів та інші коливання, які є наслідком випадкових збурень.

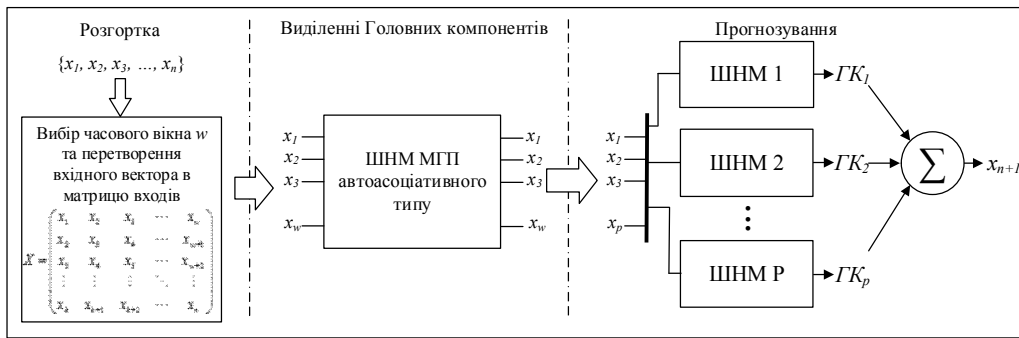
Проте класичний сингулярний спектральний аналіз, в основі якого є методи Аналізу Головних Компонентів, через об'ємні операції з матрицями великої розмірності має низьку швидкість. Вирішити цю проблему пропонуємо використовуючи нейромережеві методи аналізу головних компонентів.

Тому *актуальною задачею* є розробка ефективних нейромережевих методів і алгоритмів аналізу та прогнозування часових послідовностей з елементами невизначеності.

**Метою роботи** є розроблення архітектури нейромережевого комплексу та алгоритмів побудови його окремих складових елементів для здійснення аналізу та прогнозування часових послідовностей на основі нейромережевого спектрального аналізу.

### Виклад основного матеріалу

Для прогнозування часових послідовностей з нестационарними властивостями в роботі пропонуємо підхід, який базується на застосуванні нейромережевого спектрального аналізу на основі штучних нейромереж геометричних перетворень (МГП). Архітектуру нейромережевого комплексу, який реалізує такий підхід зображено на рис. 1.



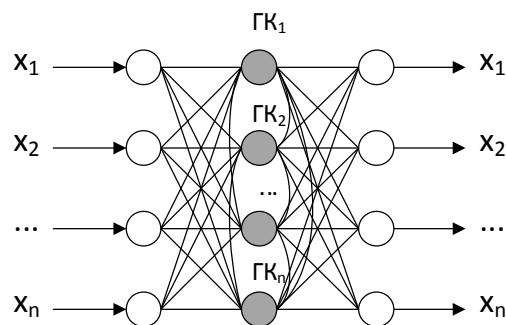
**Рис. 1.** Базова архітектура нейромережевого комплексу

Суть нейромережевого аналізу полягає в перетворенні вхідного часового ряду в матрицю розгортки за допомогою однопараметричної процедури над елементами ряду і подальшого виділення з цієї матриці головних компонентів за допомогою ШНМ МГП.

Єдиним параметром процедури перетворення вхідного одновимірного часового ряду в матрицю  $\epsilon$ , так звана, довжина вікна  $L$  – ціле число, яке підбирається експериментально з врахуванням властивостей процесу, що описується часовим рядом. Довжина вікна визначає кількість головних компонентів, на які буде розкладено сигнал. В результаті проведення такої процедури над часовим рядом  $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  отримаємо матрицю вигляду:

$$X = \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_L \\ x_2 & x_3 & x_4 & \dots & x_{L+1} \\ x_3 & x_4 & x_5 & \dots & x_{L+2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_K & x_{K+1} & x_{K+2} & \dots & x_N \end{pmatrix}$$

де,  $N$  – довжина часового ряду,  
 $L = 1 < L < N$ ,  
 $K = N - L + 1$  – кількість рядків утвореної матриці.



**Рис. 2.** Структура ШНМ МГП автоасоціативного типу

На *другому етапі* здійснюється виділення головних компонентів на штучній нейронній мережі автоасоціативного типу моделі геометричних перетворень (рис. 2). Вибір зазначеної мережі не випадковий і зумовлений перевагами, які притаманні нейропарадигмі МГП [4]. На відміну від багатосарових перцептронів зі звуженим горлом, які використовуються як для лінійного, так і для нелінійного відображення багатовимірних даних в просторі зменшеної вимірності і реалізують принцип ущільнення з втратою інформації [5], нейромережі МГП забезпечують перетворення даних типу «вхідний простір – проміжний простір головних компонент – вихідний

простір» без втрат інформації завдяки відсутності «звуженого горла» в прихованому шарі нейромережі. Також, характерною відмінністю є спрощене неітераційне навчання таких мереж, що дає змогу розв'язувати великовимірні задачі зі значними об'ємами вхідних та вихідних даних.

Для виділення головних компонентів будується автоасоціативна ШНМ МГП з кількістю входів, виходів та нейронних елементів в прихованому шарі, яка дорівнює довжині вікна  $L$ . На входи та виходи такої мережі подаються вектори-рядки матриці  $X$ .

На *третьому етапі* здійснюється процедура прогнозування. Для цього будується комітет лінійних нейромереж МГП для прогнозування головних компонентів. Таким чином, прогнозоване значення початкового ряду вираховується як сума прогнозів окремих його складових. Проведені експерименти показали, що такий підхід до прогнозування часової послідовності має значно вищу точність порівнянно з її безпосереднім прогнозуванням. Це пояснюється тим, що при розділенні часового ряду на головні компоненти ми маємо можливість прогнозувати такі головні складові сигналу, як тренд та періодичні коливання, відкидаючи при цьому головні компоненти малої амплітуди зі значними нелінійностями, які не піддаються прогнозуванню.

Прогнозування відібраних головних компонентів пропонується здійснювати на основі даних початкового часового ряду. Експериментально підтверджено, що таким чином досягається краща стабільність прогнозу на всій вибірці, на відміну від прогнозування головних компонентів на основі власних попередніх значень. На рис. 3 зображено структуру лінійної нейромережі МГП, на якій здійснюється прогноз головних компонентів (ШНМ 1 – ШНМ Р на рис. 1).

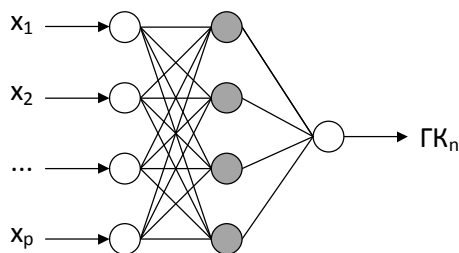


Рис. 3. Структура лінійної ШНМ МГП

Точність прогнозування можна підвищити ввівши в архітектуру комплексу нейромережі узагальненої регресії (GRNN), як це запропоновано в [6]. Суть методу полягає в розділенні поверхні відгуку на лінійну і нелінійну складові та їх незалежне моделювання. На рис. 4 зображено структурну схему блоку прогнозування з врахуванням зазначених змін.

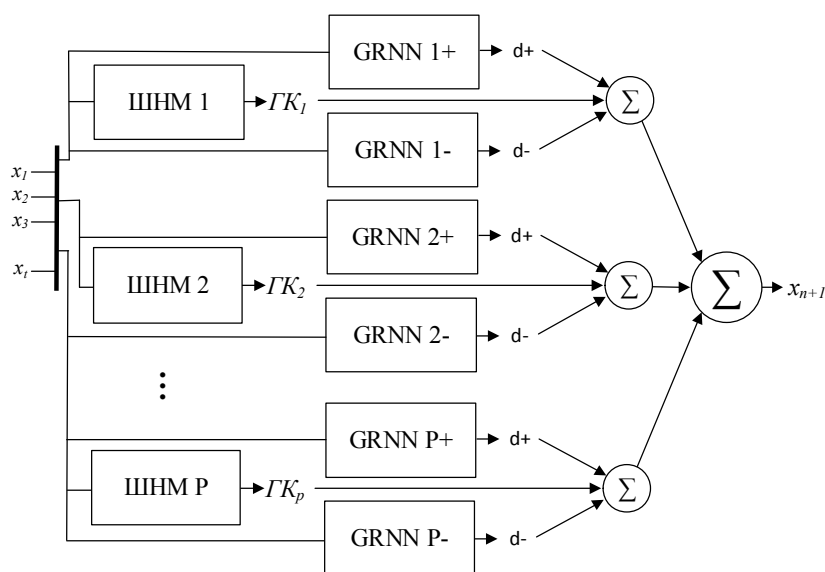
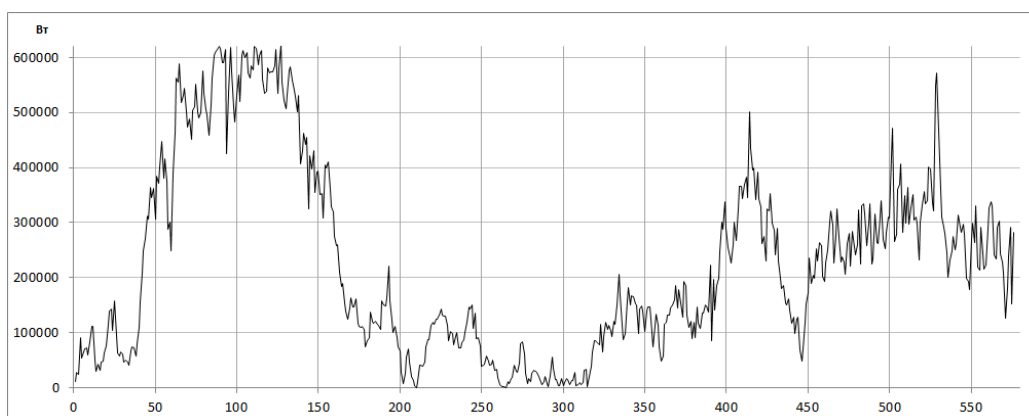


Рис. 4 Структурна схема блоку прогнозування

На входи мереж узагальненої регресії подаються значення часової послідовності, виходом є значення відхилення результату лінійної ШНМ від еталонного значення. При цьому окремо моделюється додатне та від'ємне відхилення.

### Результати застосування

Апробацію запропонованого методу і архітектури нейромережевого комплексу було реалізовано шляхом прогнозування виробленої потужності вітрогенераторної установки (ВГУ). Початковий часовий ряд представляв собою набір значень про вироблену (вихідну) потужність ВГУ, що знімалися з датчиків кожні п'ять хвилин (рис. 5). Таким чином, загальна довжина часової послідовності становила 576 записів (2 доби).



*Рис. 5. Графік виробленої потужності ВГУ за дві доби*

В результаті прогнозування часової послідовності шляхом прогнозування відібраних головних компонентів на один відлік вперед (горизонт прогнозу – п'ять хвилин) абсолютна похибка коливалась від 0,57 – 12,5 % і становила в середньому 1,8 %. Таким чином точність прогнозування була приблизно в 14 разів вищою за точність безпосереднього прогнозування часового ряду.

Прогноз на годину вперед також має задовільні параметри точності. Похибка становила в середньому 9 %, притому, що прямий прогноз часового ряду на лінійній нейромережі методом рухомих часових вікон не дав жодних задовільних результатів.

### Висновки

1. Запропонований нейромережевий комплекс на основі нейромережевого спектрального аналізу ефективно вирішує задачі дослідження та прогнозування часових послідовностей з елементами невизначеності, зокрема, забезпечує об'єктивне виділення тренду та всіх коливань, сума яких точно відповідає амплітуді послідовності в кожному відліку, а тренд і перші коливання в більшості випадків є добре прогнозованими.

2. Метод прогнозування складових часового ряду на основі початкових значень забезпечує достатньо високу точність прогнозування та підвищує стабільність прогнозу на всій часовій послідовності.

3. Введення в структуру комплексу нейромереж узагальненої регресії для моделювання нелінійної складової поверхні відгуку підвищило загальну точність прогнозування.

### Література:

1. Івахненко О. Г., Лапа В. Г. Передбачення випадкових процесів. – Київ: «Наукова думка», 1969.

2. Кедрин В.С. Сравнительный анализ методов спектрального и сингулярного разложения в задачах прогнозирования состояния сложных динамических систем / В.С. Кедрин, М.К. Сальникова // Труды Братского государственного университета: Серия Естественные и инженерные науки – развитию регионов Сибири – В 2т. Т. 2. – Братск: БрГУ, – 2007. – С. 45-49.