

## МОДЕЛЮВАННЯ МЕТОДУ ПОШУКУ ВИТОКІВ ПІДЗЕМНИХ ТРУБОПРОВОДІВ НА ОСНОВІ СПАЙКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

*В статті наведено результати комп'ютерного моделювання методу пошуку витоків підземних трубопроводів на основі спайкових нейронних мереж, які підтверджують правильність функціонування запропонованого методу, що має потенційно вищу достовірність роботи.*

*Ключові слова: витоків підземних трубопроводів, спайкова нейронна мережа, комп'ютерне моделювання.*

O.K. KOLESNYTSKYI, O.A. LOSEV

Vinnitsia National Technical University

A.S. MAZNYTSIA

Co.Ltd «Internet-Hosting»

### COMPUTER SIMULATION OF UNDERGROUND PIPELINE LEAK SEARCH METHOD, BASED ON SPIKING NEURAL NETWORKS

*This paper presents the computer simulation of underground pipeline leak search method, based on spiking neural networks. The results confirm the operation correctness of the proposed method, which have potentially higher operation reliability.*

*Keywords: underground pipeline leaks, spiking neural network, computer simulation.*

#### Вступ

Своєчасне виявлення та усунення витоків підземних трубопроводів має безперечну практичну цінність. Витоки води є у всіх, без винятку, водопровідних мережах. У розвинених країнах на добре доглянутих водогонях втрати складають не більше 10 % від загального обсягу води, що подається в міську мережу. Наприклад, втрати у водопровідній мережі м. Цюріха (Швейцарія) з населенням близько 400 тис. осіб складають від 5,78 до 6,13 млн. м<sup>3</sup> на рік, тобто (7,7 – 8,3) %, що в грошовому еквіваленті складає близько 4 млн. доларів США у рік [1]. У країнах, що розвиваються, до яких відноситься і Україна, втрати води за рахунок витоків досягають 40 % [1]. Наявність пошкоджених трубопроводів призводить не лише до матеріальних втрат. Є безпосередня небезпека попадання ґрунтових, стічних вод, чужорідних тіл і мікроорганізмів у питну воду, що може спричинити масові захворювання населення. У зв'язку з цим проблема своєчасного виявлення місць витоків водогонів із подальшою їх ліквідацією є особливо актуальною [1, 2].

**Постановка задачі.** Задача визначення місць витоків підземних трубопроводів звичайно розв'язується шляхом аналізу підземних акустичних сигналів, тобто відноситься до задач розпізнавання сигналів на фоні завад і є однією з найважливіших практичних задач в галузі штучного інтелекту. Вона являє собою окремий випадок загальної задачі класифікації об'єктів (сигналів, явищ, процесів). Є дуже багато методів розв'язання цієї задачі [1-5], але більшість з них засновані на формалізованих процедурах (виконуються за певними алгоритмами) і не дозволяють досягти потрібної достовірності визначення місць витоків підземних трубопроводів у випадку невеликих розмірів пошкодження. Вирішити цю проблему можна шляхом застосування спайкових нейронних мереж, які зарекомендували себе як ефективний метод розпізнавання різноманітних образів, в тому числі, і акустичних. Застосування спайкових нейронних мереж [6-8] надає розширені можливості, пов'язані із здатністю розпізнавання сигналів на фоні суттєвих завад.

**Мета цієї статті** – аналіз результатів комп'ютерного моделювання методу пошуку витоків підземних трубопроводів на основі спайкових нейронних мереж, яке проводилось з метою доведення правильності його функціонування та встановлення потенційних можливостей підвищення достовірності роботи методу.

#### 1. Класифікація та аналіз основних методів пошуку витоків підземних трубопроводів

Коротка класифікація основних підходів до пошуку витоків підземних трубопроводів показана на рисунку 1. Одним з перспективних підходів до виявлення та локалізації місць витоків є аналіз акустичних сигналів, що випромінюються рухомою по трубопроводу рідиною. При виникненні витоків до фонового сигналу трубопроводу додається сигнал, обумовлений акустичною емісією рідини, що витікає з отвору. Тоді виявлення витоків зводиться до класичного задачі класифікації сигналів.

Процес рестрації специфічного шуму, який характерний для процесу витікання води, затруднюється впливом на давач акустичних завад техногенного характеру (рух автомобільного транспорту коло місця вимірювання, робота будівельних машин і т.п.), а також внутрішніх шумів водогону, обумовлених рухом потоку води. При виникненні витоків до фонового сигналу труби додаються складові, обумовлені процесами акустичної емісії рідини. Рисунок 1.2 ілюструє зміну спектральної щільності потужності сигналу. Витік в трубопроводі генерує шум (акустичні та вібраційні сигнали), який передається на великі відстані, як по самій трубі, так і у ґрунті, розташованому близько до місця витоків [2, 3].

Характеристики цього шуму залежать, насамперед, від гідравлічного тиску, матеріалу і діаметра трубопроводу, товщини стінок труби, розміру і форми витоку. Термін «шум» в даному контексті позначає комбінацію сигналів витоку і навколишнього шуму, що надходить від різних джерел. Акустичні пристрої, такі як гідрофони і механічні пристрої вимірювання рівня вібрації, акселерометри, являються найпоширенішими перетворювачами, які використовуються для вимірювання рівня цього шуму. Сигнали, отримані від цих перетворювачів, звичайно аналізуються кореляційними витокошукачами [2].

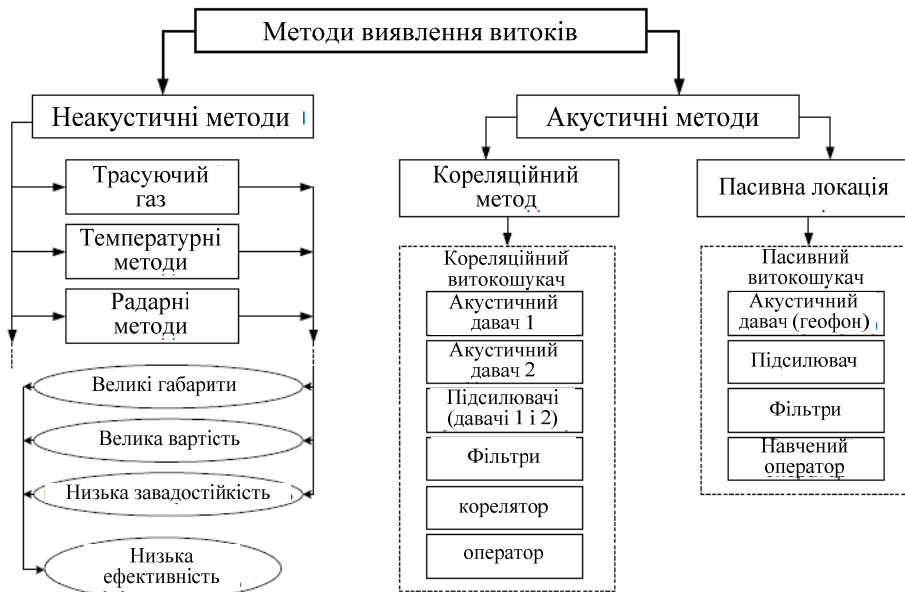


Рис. 1. Методи виявлення витоків підземних трубопроводів

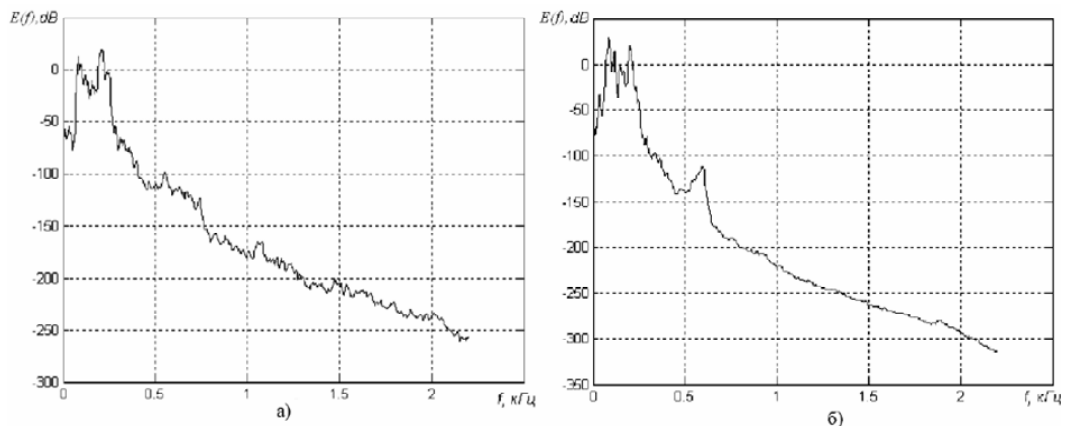


Рис. 2. Спектральна щільність потужності акустичного сигналу трубопроводу а) без витоку, б) з витоким

**Кореляційні витокошукачі.** Принцип дії кореляційних витокошукачів заснований на правилі взаємної кореляції сигналів витоку, які отримані від перетворювачів (давачів), встановлених в двох відомих точках доступу (наприклад, на пожежних гідрантах) по обидві сторони від витоку (рис. 3).

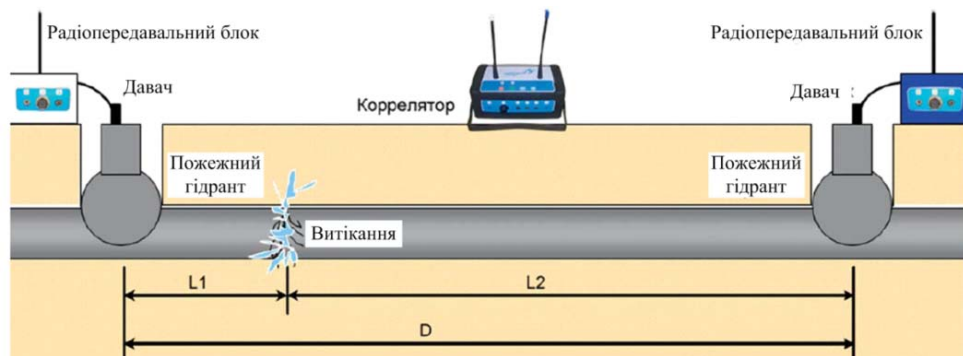


Рис. 3. Принцип дії кореляційних витокошукачів

У разі виявлення витоку у відповідній області гістограми формується чіткий пік. Для обчислення

точного місцеположення витоку з використанням методу кореляції позначимо сигнали, обмірювані в точках установки датчиків 1 і 2, через функції  $x_1(t)$  і  $x_2(t)$  відповідно. Якщо прийняти час проходження сигналів витоку від місця витоку до точки установки датчика 1 рівним  $t_1$ , час проходження цих сигналів до точки установки датчика 2 рівним  $t_2$ , а час затримки між двома сигналами  $\tau_{затр}$ , тоді відстань ( $L_1$ ) від місця розташування витоку до точки установки датчика 1 розраховується за формулою:

$$L_1 = (D - v\tau_{затр})/2, \tag{1}$$

де  $v$  - швидкість поширення звуку в водопровідній трубі,  $L_2$  - відстань від місця витоку до датчика 2, і  $D$  - загальна відстань ( $L_1 + L_2$ ) між двома датчиками. Швидкість поширення ( $v$ ) безпосередньо залежить від характеристик трубопроводу і може бути розрахована з достатньою точністю, використовуючи різні теоретичні і практичні методи. Час затримки ( $\tau_{затр}$ ) визначається шляхом взаємної кореляції вимірних сигналів витоку. Точність визначення залежить від типу датчиків, їх розташування і способу обробки отриманих сигналів. Взаємнокореляційна функція двох вимірних сигналів витоку  $x_1(t)$  і  $x_2(t)$  зазвичай здійснюється у визначеному частотному діапазоні [4] для спрощення обчислень, шляхом застосування зворотного перетворення Фур'є згідно формули (2):

$$R_{x_1x_2}(\tau) = \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} X_1^*(f)X_2^*(f)e^{j2\pi f\tau} df, \tag{2}$$

де  $R_{x_1x_2}$  - взаємно кореляційна функція двох сигналів витоку;  $X_1^*(f)X_2^*(f)$  - Фур'є-образи сигналів  $x_1(t)$  і  $x_2(t)$  відповідно; знак \* у верхньому індексі позначає сполучення. На рис. 4 схематично показана послідовність математичних перетворень, необхідних для отримання взаємно кореляційної функції сигналів, вимірних двома датчиками (рис. 3). На рис. 5 показано вид типової взаємно кореляційної функції на металевому трубопроводі з джерелом витоку.

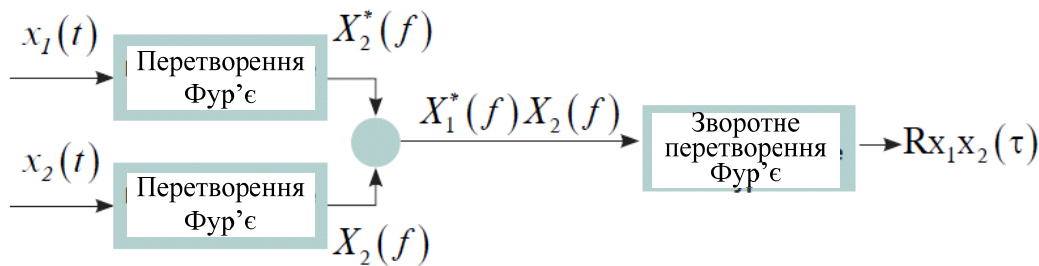


Рис. 4. Послідовність перетворень, необхідних для отримання взаємно кореляційної функції сигналів, вимірних двома датчиками.

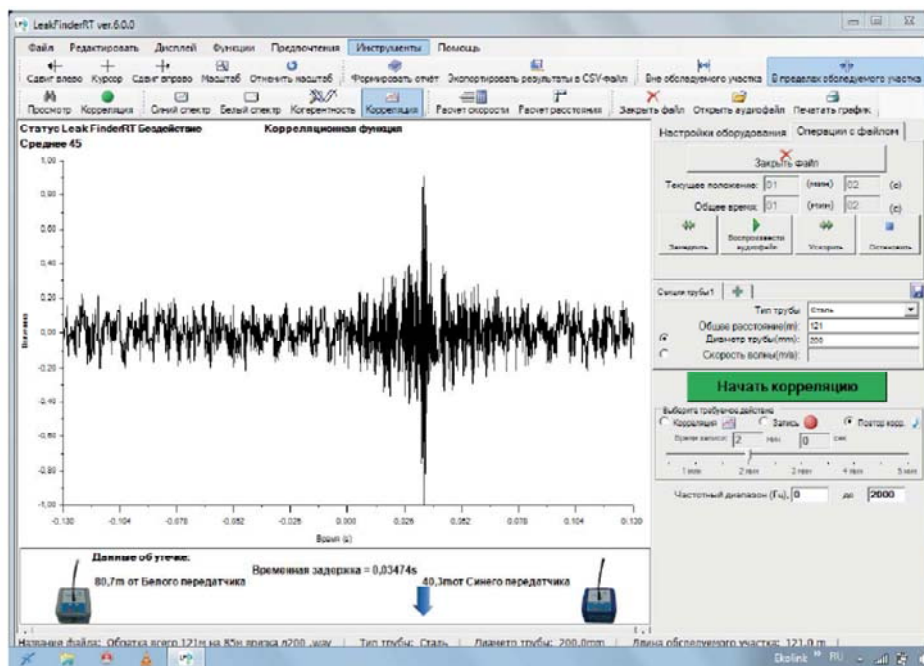


Рис. 5. Типова взаємно кореляційна функція на металевому трубопроводі з джерелом витоку

Але кореляційні витокочукачі мають недоліки. Перший з них пов'язаний з тим, що необхідно встановлювати датчики безпосередньо на трубу або на деталі арматури, які безпосередньо механічно

сполучені з трубою. Це не завжди можна виконати, особливо для тих трубопроводів, що мають значну підземну протяжність без наявності надземних елементів арматури, на які можна було б встановити давачі. Другий недолік пов'язаний з тим, що вони добре працюють у випадку металевих труб і погано у випадку пластикових. Тому останнім часом все частіше застосовують ви́токошукачі на основі штучних нейронних мереж з акустичними давачами, що знімають сигнал від ґрунту над місцем прокладення трубопроводу.

**Витокошукачі на основі штучних нейронних мереж.** Від недоліків кореляційних ви́токошукачів вільні ви́токошукачі на основі штучних нейронних мереж, оскільки вони володіють апроксимуючою властивістю і дозволяють розпізнавати корисний сигнал на фоні суттєвих завад. Так, в статті [5] описано ви́токошукач на базі штучної нейронної мережі, що забезпечує виділення в реальному часі акустичного сигналу витоків з його суміші з сторонніми шумами. В [5] пропонується використовувати для вирішення задачі двошарову штучну нейронну мережу, що реалізує метод незалежного компонентного аналізу (рис. 6).

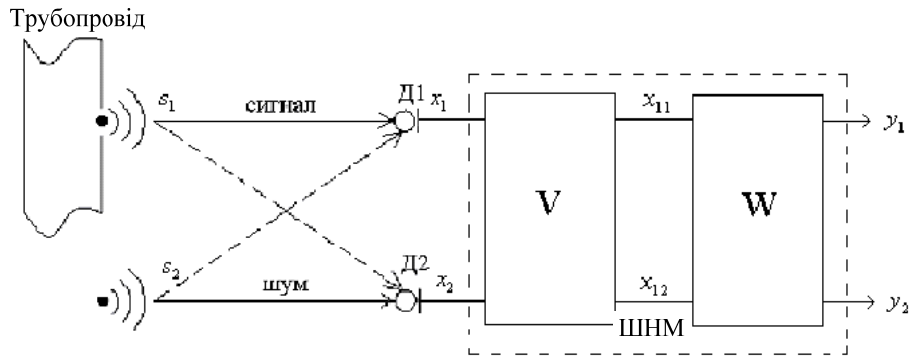


Рис.6. Штучна нейронна мережа, що реалізує метод незалежного компонентного аналізу.

У цьому випадку вектор  $\mathbf{x}$ , дві компоненти якого являють суміш акустичних сигналів джерела витоків  $s_1$  і шуму  $s_2$ , з допомогою матриці  $\mathbf{V}$  перетворюється спочатку до вектора  $\mathbf{x}_1 = [x_{11}, x_{12}]$ , що має характеристики білого шуму. Потім у другому шарі за допомогою матриці зв'язків  $\mathbf{W}$ , навченої за правилом Ойя, формується вектор

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}_1 = \mathbf{W}\mathbf{V}\mathbf{x}, \quad (3)$$

компоненти якого є оцінками сигналів джерела витоків  $s_1$  і шуму  $s_2$ .

У відповідності до правила Ойя на кожному кроці навчання оцінюються паралельно всі елементи матриці зв'язків  $\mathbf{W}$  і компоненти вектора  $\mathbf{y}$ . Це ускладнює алгоритм навчання мережі та ускладнює його реалізацію в реальному часі. Разом з тим при виділенні корисного сигналу витоків з його суміші з шумом немає необхідності в паралельному оцінюванні компонентів вектора  $\mathbf{y}$ . Їх можна оцінювати (виділяти) послідовно. У такому випадку можна відмовитися від паралельної модифікації в процесі навчання всіх елементів матриці  $\mathbf{W}$  і отримати більш прості правила навчання, краще пристосовані для реалізації в реальному часі.

Послідовне виділення сигналів з їх суміші може бути виконане каскадною ШНМ, зображеною на рисунку 7 [5]. Мережа включає в себе каскади, що чергуються для виділення чергового сигналу та видалення його із суміші. Тут у першому каскаді за допомогою адаптивного лінійного елемента (АЛЕ1) виділяється один з компонентів вектора  $\mathbf{y}$ , наприклад  $y_1$ . Потім виділений компонент видаляється із суміші і виділяється другий компонент  $y_2$  за допомогою АЛЕ2.

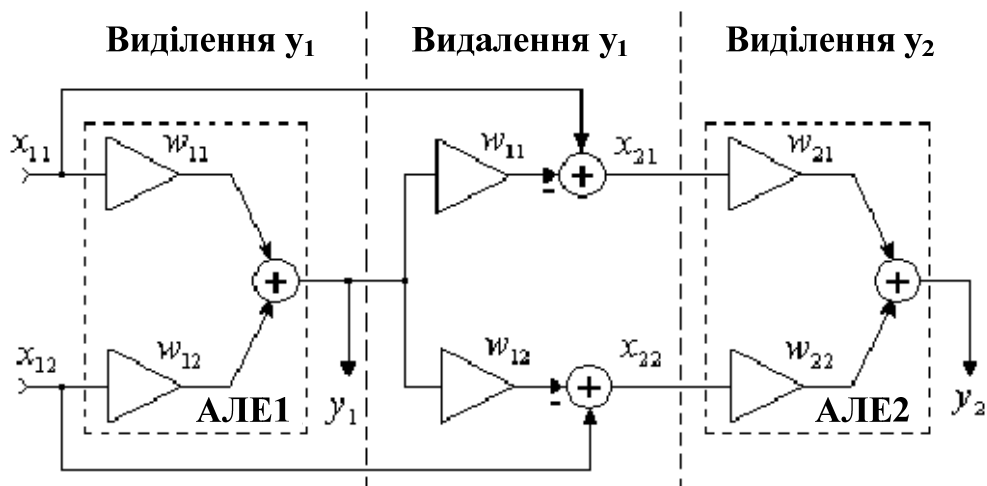


Рис. 7. Каскадна штучна нейронна мережа.

Відповідно до рисунку 7 вихідний сигнал АЛЕ1 запишеться у вигляді

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}_1 = \sum_{i=1}^n w_{1i} x_{1i}, \quad (4)$$

де  $n$  - кількість давачів. Для пошуку оптимальних значень вектора ваг АЛЕ1 в [5] пропонується використовувати критерій мінімуму абсолютного значення нормалізованого ексцесу  $y_1$ .

Застосування цього критерію виправдано наступним. Відповідно до центральної граничної теореми розподіл суми незалежних випадкових величин прагне до нормального розподілу при збільшенні кількості підсумовуваних величин. Тому сума декількох випадкових величин має розподіл більш близький до нормального, ніж розподіл будь-якої з вихідних випадкових величин. У розглянутому випадку завдання виділення необхідного сигналу зводиться до того, щоб знайти такий вектор  $w_1$ , який забезпечує підвищення негауссовості  $y_1$ . В якості такого заходу і виступає ексцес. Зазначений критерій дозволяє одержати наступне правило навчання АЛЕ1 [5]

$$w_1(k+1) = w_1(k) + \eta(k) \beta \left[ \frac{m_2(y_1)}{m_4(y_1)} y_1^3(k) - y_1(k) \right] x_1(k) \quad (5)$$

де  $\eta(k)$  - коефіцієнт швидкості навчання;  $\beta$  - знак нормалізованого ексцесу  $y_1$ ;  $m_2(y_1)$  і  $m_4(y_1)$  - оцінки моментів другого та четвертого порядків сигналу  $y_1$ , що виділяється;  $k$  - номер відліку або кроку навчання.

## 2. Обґрунтування доцільності використання спайкових нейронних мереж

Описаний в [5] витокошукач оснований на традиційних парадигмах штучних нейронних мереж, які орієнтовані на обробку статичних вхідних даних [9]. А при обробці динамічних вхідних даних (як, наприклад, при розпізнаванні акустичних сигналів) процес розбивається на дискретні кроки, кожен з яких вимагає збіжності до деяких стабільних внутрішніх станів. Крім того, результат на виході мережі отримується не одразу, а після певної кількості ітерацій. Часто немає часу чекати, поки обчислення зійдеться, результати потрібні негайно (миттєве обчислення) або в межах короткого інтервалу часу («реально-часове» обчислення).

Сказане свідчить про необхідність застосування такої моделі нейронної мережі, яка здійснювала б обробку в реальному часі безперервних вхідних потоків даних (акустичних сигналів від підземних трубопроводів). До таких моделей відносяться спайкові нейронні мережі, в яких інформативним параметром є момент виникнення імпульсу нейрона, а не миттєве значення частоти імпульсів. Тому усунути вказані недоліки відомих витокошукачів можна при застосуванні саме спайкових нейронних мереж [6-8, 10].

Структурно-функціональна модель спайкової нейронної мережі, запропонована в [6,7], будується, на відміну від проблемно-орієнтованих мереж, на принципах створення динамічних систем в комбінації із статистичною теорією навчання. Кількість і ваги синаптичних зв'язків кожного нейрона в такій мережі вибираються на основі даних нейрофізіологічних досліджень (тобто за аналогією з біологічними нейронними мережами). Випадковість вибору нейронів, які пов'язані з будь-яким нейроном в мережі, приводить до виникнення багатоконтурних зворотних зв'язків, тобто такі спайкові нейронні мережі є рекурентними.

Спайкові нейронні мережі, завдяки своїй схожості з мережами біологічних нейронів мають перед традиційними нейронними мережами такі переваги:

- 1) розпізнавання динамічних образів (мова, динамічні зображення та ін.; в разі розпізнавання мови як вхідні потоки можна використовувати, наприклад, вихідні сигнали смугових фільтрів);
- 2) багатозадачність (інформація про вхідні потоки циркулює в рекурентній нейронній мережі і на вихід одночасно можуть бути подані результати різних завдань за допомогою різних груп зчитувальних нейронів, навчених виконанню того або іншого завдання);
- 3) розпізнавання з передбаченням (будь-який динамічний процес може бути розпізнаний навіть за неповною інформацією про нього, тобто навіть раніше, ніж він завершиться). Це вельми важлива властивість, яка дозволяє підвищити швидкодію систем розпізнавання сигналів;
- 4) простота процедури навчання (навчаються не всі нейрони мережі, а лише вихідні зчитувальні нейрони);
- 5) підвищена продуктивність обробки інформації і завадостійкість завдяки частотно-імпульсному представленню інформації.

Таким чином, при використанні для розпізнавання акустичних сигналів витоків підземних трубопроводів традиційних нейронних мереж на формальних нейронах акустичні сигнали перетворюють в набір статичних векторів. При такому перетворенні втрачається частина інформації, а значить буде невисока точність розпізнавання схожих (сильно корельованих) образів, тобто необхідно підвищувати точність розпізнавання за допомогою застосування спайкових нейронних мереж.

## 3. Метод пошуку витоків підземних трубопроводів на основі спайкових нейронних мереж

У статті пропонується для класифікації зашумлених сигналів використовувати спайкову нейронну мережу [6-8, 10] - СНМ, тобто мережу, побудовану на спайкових нейронах.

Схема інтелектуальної системи пошуку витоків підземних трубопроводів зображена на рисунку 8,

де Д1...Д3 – акустичні давачі (геофони),  $x_1...x_3$  – вхідні сигнали СНМ,  $y_1, y_2$  – вихідні сигнали СНМ. Як перетворювачі коливань ґрунту в електричний сигнал (Д1...Д3) використовуються акустичні давачі АД-200. Основні параметри давачів: чутливість – 5 V/g, габаритні розміри приладу - не більше 105×75 мм, маса - не більше 1,5 кг.

Для вимірювання сигналів давач Д1 встановлюється на ґрунт безпосередньо над трубою, давач Д2 встановлюється на ґрунт на деякій відстані  $S$  (близько 30 м) від труби, давач Д3 встановлюється на ґрунт безпосередньо над трубою на деякій відстані  $L$  (близько 30 м) від давача Д1. Всі давачі підключаються до портативного комп'ютера. Аналогові сигнали з давачів подаються на вхідні нейрони СНМ, які перетворюють їх в спайкові послідовності, що обробляються вже в самій мережі. Для контролю проводиться запис сигналів за допомогою звукового редактора CoolEdit Pro 2.0, що дозволяє виконувати попередній спектральний аналіз записуваних сигналів.

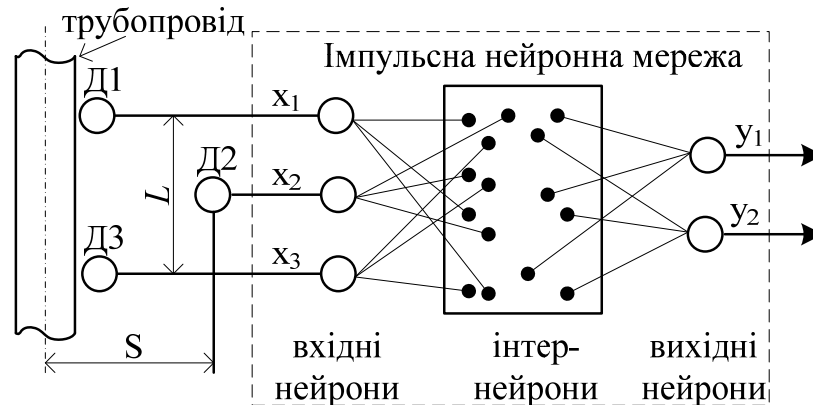


Рис. 8. Схема системи для виявлення витоків підземних трубопроводів

Метод пошуку витоків підземних трубопроводів на основі спайкових нейронних мереж полягає в наступному:

1. Дачі встановлюють згідно рис.3.1. Дачі Д1 і Д3 видають суміш акустичних сигналів від трубопроводу та зовнішніх шумів. Дач Д2, встановлений у стороні від трубопроводу, видає акустичний сигнал тільки зовнішніх шумів. Оскільки акустичний сигнал від трубопроводу слабкіший від сигналу зовнішніх шумів, то взагалі кажучи, сигнали всіх трьох давачів мало відрізняються один від одного.

2. Сигнал давача Д2 «віднімається» в процесі асоціативної обробки в СНМ від сигналів давачів Д1 і Д3 для того, щоб підсилити акустичні сигнали від трубопроводу. Вважається, що в районі давача Д3 трубопровід неушкоджений.

3. Якщо в районі давача Д1 трубопровід немає витoku, то сигнали давачів Д1 і Д3 мало відрізняються навіть з урахуванням «віднімання» сигналу давача Д2 (зовнішні шуми). Така ситуація розпізнається спайковою нейронною мережею (СНМ) як «відсутність витoku з трубопроводу». При цьому на виході  $y_1$  СНМ буде спостерігатись інтенсивна імпульсація, а на виході  $y_2$  – дуже слабка імпульсація (в ідеалі – повна відсутність імпульсів).

4. Далі систему давачів пересувають вперед по трубопроводу так, щоб давач Д3 опинився приблизно на місці давача Д1. Якщо в цьому випадку в районі давача Д1 існує витік з трубопроводу, то сигнали давачів Д1 і Д3 будуть відрізнятися. Така ситуація розпізнається спайковою нейронною мережею (СНМ) як «нааявність витoku з трубопроводу». При цьому на виході  $y_2$  СНМ буде спостерігатись інтенсивна імпульсація, а на виході  $y_1$  – дуже слабка імпульсація (в ідеалі – повна відсутність імпульсів).

5. Для уточнення місця ушкодження трубопроводу давач Д1 переміщують таким чином, щоб досягти максимального відношення частот імпульсації на виході  $y_2$  до виходу  $y_1$ .

Основним компонентом інтелектуальної системи для пошуку місць пошкодження підземних трубопроводів є спайкова нейронна мережа, побудована із LIF-нейронів. Вхідні дані (аналогові сигнали з геофонів) подаються на 3 вхідних нейрона, де вони перетворюються у імпульсні послідовності. Основна частина мережі складається зі спайкових інтернейронів. Динамічний стан масиву інтернейронів «розшифровується» двома вихідними нейронами. Сигнали вихідних нейронів обробляються за допомогою програмно реалізованого порогового елемента (на рис.8 не показаний).

Перед застосуванням описаного методу проводиться навчання спайкової нейронної мережі за відомими методиками [6,10] з використанням навчальної вибірки, сформованої з різних комбінацій зразків зовнішніх шумів (записаних у різних місцях міста коло зон прокладання підземних трубопроводів) і різних зразків акустичних сигналів трубопроводів з витокими, отриманих за методикою, описаною в [5].

#### 4. Аналіз результатів комп'ютерного моделювання методу пошуку витоків підземних трубопроводів

Для комп'ютерного моделювання СНМ використовувався пакет прикладних програм CSIM: A Neural Circuit SIMulator (Version 1.1) [11]. CSIM – це інструмент для моделювання різноманітних СНМ, які побудовано на різноманітних моделях нейронів і синапсів. Цю програму для моделювання написано на C++



і споряджено MEX-інтерфейсом з MatLab. Вона призначена для моделювання мереж, що містять аж до декількох тисяч нейронів і аж до 1 000 000 синапсів.

СНМ, створена в CSIM, зображена на рис.9 і має такі параметри: 3 вхідних нейрона (по кількості давачів Д1...Д3), 175 інтернейронів (масив  $7 \times 5 \times 5$ ) і 2 вихідних нейрона. Чітких рекомендацій щодо вибору кількості інтернейронів поки що не сформульовано. Відомі загальні рекомендації [6-8]: чим більше нейронів у мережі, тим більше можливих ситуацій витоків трубопроводів (різні комбінації розмірів і форми ушкоджень, діаметрів трубопроводів, типів ґрунтів та ін..) вона може визначати, тим краще достовірність її роботи і т. п.

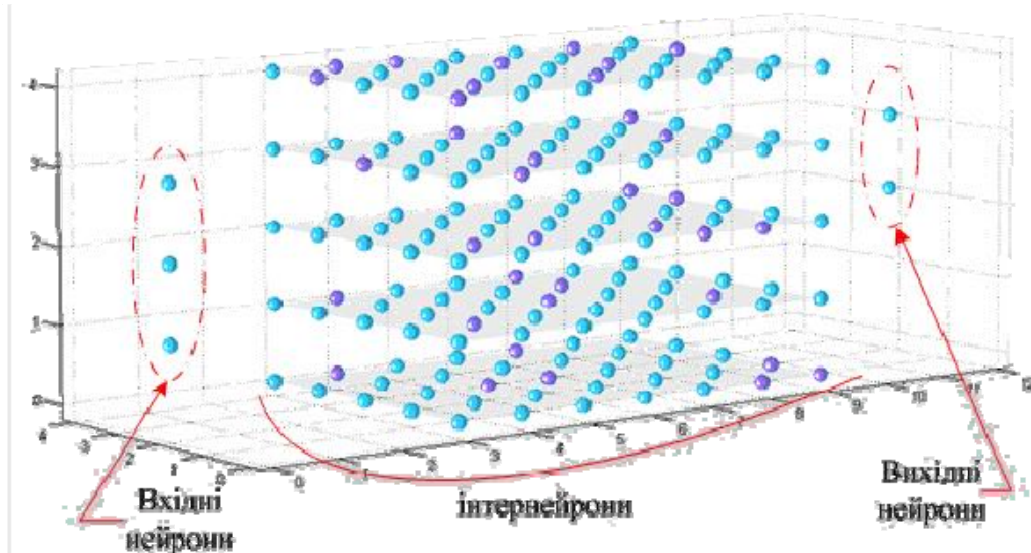


Рис. 9. Структура спайкової нейронної мережі для системи пошуку місць пошкодження підземних трубопроводів: вхідних нейронів – 3, інтернейронів – 175 ( $7 \times 5 \times 5$ ), вихідних нейронів – 2

На рис. 10 також наведена модельована спайкова нейронна мережа з показаними зв'язками вхідних і вихідних нейронів. Всі зв'язки інтернейронів не промальовувалися з метою кращого сприйняття рисунку.

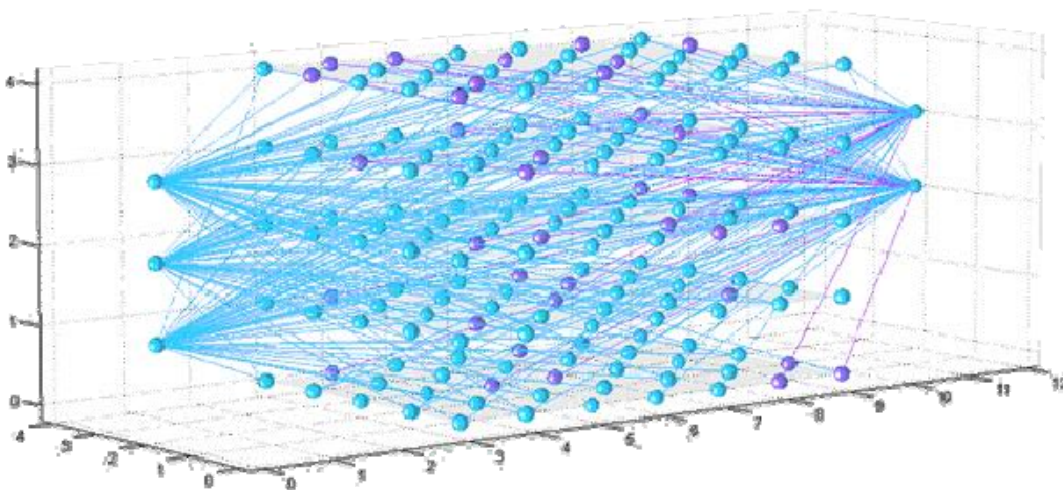


Рис. 10. Модельована спайкова нейронна мережа з показаними зв'язками вхідних і вихідних нейронів)

Навчання спайкової нейронної мережі [9] проводилося з використанням навчальної вибірки, сформованої з різних комбінацій зразків зовнішніх шумів (записаних у різних місцях міста коло зон прокладання підземних трубопроводів) і зразків акустичних сигналів трубопроводів з витокami, отриманих за методикою, описаною в [5]. Величина навчальної вибірки була 2000 прикладів, величина тестової вибірки була 200 прикладів. На тестовій вибірці було отримано достовірність розпізнавання витоків підземних трубопроводів 94,5%. На рис. 11 наведено приклади вихідних сигналів системи виявлення витоків підземних трубопроводів на основі СНМ.

На рис. 11а наведено приклад сигналів вихідних нейронів при відсутності витoku під здавачем Д1 – інтенсивна імпульсація спостерігається на виході  $y_1$ , на рис. 11б наведено приклад сигналів вихідних нейронів при наявності витoku під здавачем Д1 – інтенсивна імпульсація спостерігається на виході  $y_2$ , на рис. 11в наведено приклад сигналів вихідних нейронів при наявності витoku між давачами Д1 і Д3 – на обох виходах  $y_1$  і  $y_2$  спостерігається майже однакова імпульсація. Остання ситуація говорить про те, що потрібно пересувати давач Д1 вздовж трубопровода для уточнення місця витoku до появи ситуації згідно рис. 11б.

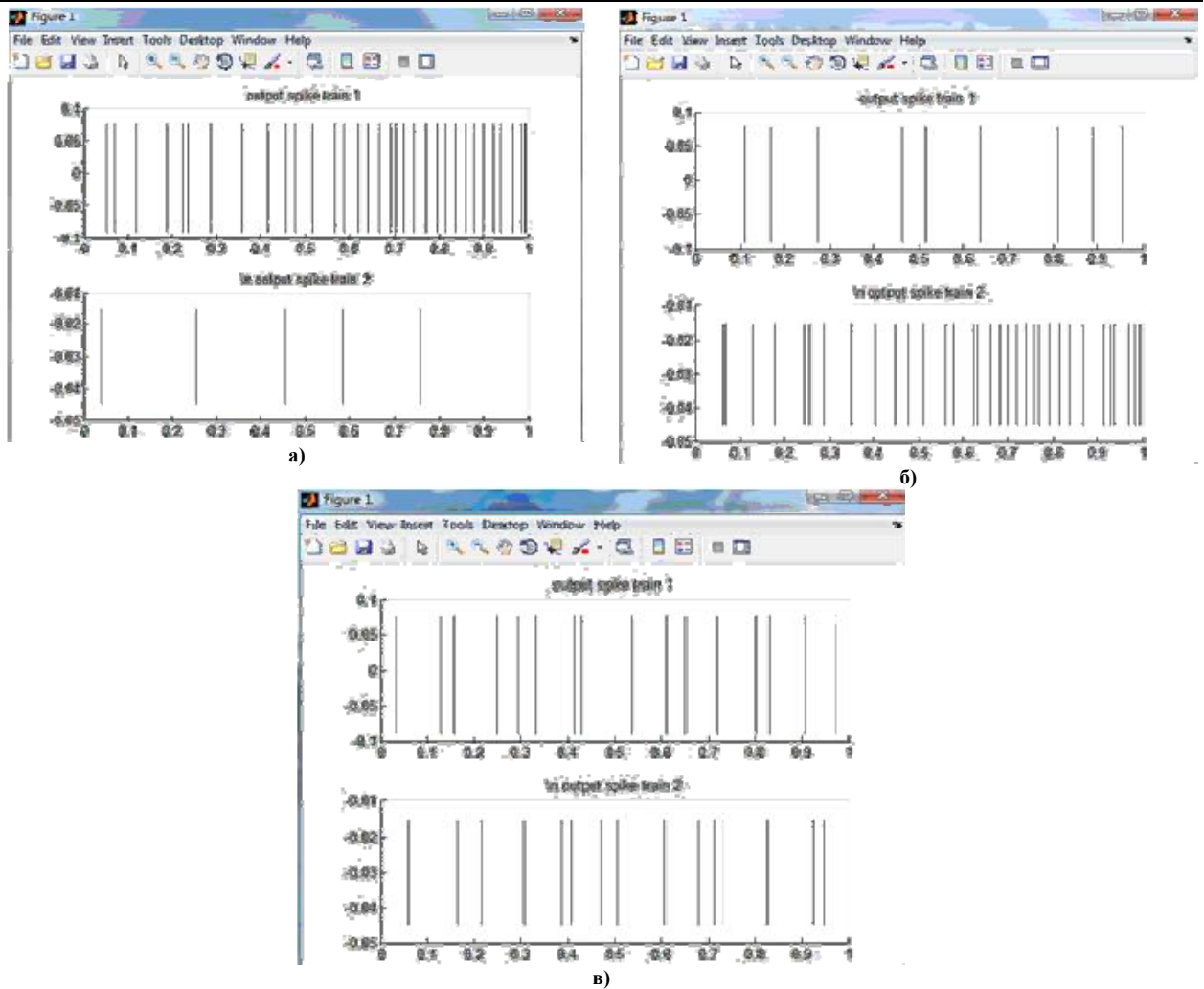


Рис. 11. Приклади сигналів вихідних нейронів при відсутності витоку (а), наявності витоку під здавачем Д1 (б) і при наявності витоку між давачами Д1 і Д3 (в)

Максимально точно давач Д1 знаходиться над місцем витоку у випадку коли має місце максимальне значення відношення кількості імпульсів у одиницю часу на виході  $y_2$  до кількості імпульсів у одиницю часу на виході  $y_1$ . Для цього у системі закладено програмну реалізацію такого індикатора. Він сигналізує про досягнення точного положення давача Д1 над місцем витоку звуковим сигналом.

Завдяки апроксимуючій властивості нейронної мережі, дана система здатна розпізнавати ситуації витоку при зміні зовнішніх умов (температура та вологість повітря та ґрунту), а також при таких зовнішніх шумах і таких типах витоків, які не використовувались при формуванні навчальної вибірки. Інша справа, що достовірність розпізнавання таких витоків буде менша.

Ґрунтовне порівняння точності роботи запропонованого методу з відомими буде проведено у подальших дослідженнях, але вже зараз можна прогнозувати його вищу достовірність завдяки таким факторам:

1) Акустичні сигнали з давачів подаються безпосередньо на обробку в нейронну мережу без будь-якого попереднього перетворення (без дискретизації та квантування та без виділення спектру чи інших ознак шляхом перетворень, у т.ч. перетворень Фур'є), що виключає втрату корисної інформації і внесення додаткових шумів;

2) За рахунок використання 3 давачів замість 2 вдається більш точно локалізувати місце витоку підземного трубопроводу.

У подальшій роботі планується передбачити донавчання системи на нові типи витоків.

## ВИСНОВКИ

В результаті комп'ютерного моделювання була доведена правильність функціонування запропонованого методу пошуку витоків підземних трубопроводів та визначена середня достовірність розпізнавання - 94,5 %. Запропонований метод порівняно з відомими [5] має більшу потенційну достовірність завдяки більш точній локалізації місця витоку та відсутності попередніх перетворень, що виключає втрати корисної інформації.



## Література

1. Строганов В.А. Экспериментальное исследование сигналов утечек подземных трубопроводов / В.А. Строганов, В.Н. Хоролич // Вісник СевНТУ. Вип. 101: Інформатика, електроніка, зв'язок: зб. наук. пр. — Севастополь: Вид-во СевНТУ, 2010. — с.29-32.
2. Хоролич В.М. Математична модель джерела акустичних сигналів в місцях пошкодження трубопроводів / В.М. Хоролич // Системний аналіз та інформаційні технології. — К., 2003. — С. 119–120.
3. Ясиновский Г.И. Приборы для поиска утечек воды / Г.И. Ясиновский // Энергетик. — 2001. — № 8. — С. 47.
4. M. Pal, N.Dixon, J.A. Flint and S. Datta. Characterising Leak Signals in Medium Density Polyethylene Pipes// Proceedings of National Symposium on Acoustics (NSA- 2006), New Delhi INDIA. – 2006.
5. Бондарева О.В. Каскадная нейронная сеть для выделения акустического сигнала утечки водопровода / О.В. Бондарева, В.Н. Бондарев, В.С. Чернега // Вісник СевДТУ. Вип. 93: Інформатика, електроніка, зв'язок: зб. наук. пр. — Севастополь: Вид-во СевНТУ, 2008. — С. 53–56.
6. Maass W. Pulsed Neural Networks / W. Maass, C. M. Bishop. — Cambridge : MIT Press, 1999. — 384 p.
7. Maass W. Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations // W. Maass, T. Natschläger, and H. Markram // Neural Computation. – 2002, 14(11). – P. 2531-2560,
8. Бардаченко В. Ф. Перспективи застосування імпульсних нейронних мереж з таймерним представленням інформації для розпізнавання динамічних образів // В.Ф.Бардаченко, О.К.Колесницький, С.А.Василецький // УСiМ. – 2003, №6. - С. 73-82.
9. Руденко О.В. Штучні нейронні мережі: Навчальний посібник / О.В.Руденко, Є.В.Бодяньський. - Харків : ТОВ «Компанія СМiТ», 2006. — 404 с. - ISBN 966-8630-73-X.
10. Колесницький О. К. Метод розпізнавання багатовимірних часових рядів при допомозі імпульсних нейронних мереж / О. К. Колесницький, Самра Муавія Хамо // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. — 2006. — №2(6). — С. 86—93.
11. CSIM: A Neural Circuit SIMulator [Електронний ресурс] // The IGI LSM group. – 2008. Режим доступу: <http://www.lsm.tugraz.at/csim/>

## References

1. Stroganov V.A. Eksperimental'noe issledovanie signalov utechek podzemnykh truboprovodov / V.A. Stroganov, V.N. Khorolich // Visnyk SevNTU. Vyp. 101: Informatyka, elektronika, zv'yazok: zb. nauk. pr. — Sevastopol': Vyd-vo SevNTU, 2010. – p.29-32.
2. Khorolich V.N. Matematychna model' dzherala akustychnykh sygnaliv v mistsiakh poshkodzhennia truboprovodiv / V.N. Khorolich // Systemnyi analiz ta informatsiyni tekhnologiyi. — K., 2003. — P. 119–120.
3. Yasinovskiy G.I. Pribory dlia poiska utechek vody / G.I. Yasinovskiy // Energetik. — 2001. — № 8. — P. 47.
4. M. Pal, N.Dixon, J.A. Flint and S. Datta. Characterising Leak Signals in Medium Density Polyethylene Pipes// Proceedings of National Symposium on Acoustics (NSA- 2006), New Delhi INDIA. – 2006.
5. Bondareva O.V. Kaskadnaya neyronnaya set' dlia vydeleniya akusticheskogo signala utechki vodoprovoda / O.V. Bondareva, V.N. Bondarev, V.S. Chernega // Visnyk SevDTU. Vyp. 93: : Informatyka, elektronika, zv'yazok: zb. nauk. pr. — Sevastopol': Vyd-vo SevDTU, 2008. — P. 53–56.
6. Maass W. Pulsed Neural Networks / W. Maass, C. M. Bishop. — Cambridge : MIT Press, 1999. — 384 p.
7. Maass W. Real-time computing without stable states: A new framework for neural computation based on perturbations // W. Maass, T. Natschläger, and H. Markram // Neural Computation. – 2002, 14(11). – P. 2531-2560,
8. Bardachenko V. F. Perspektivy zastosuvannia impul'snykh neyronnykh merezh z taymernym predstavleniam informatsii dlia rozpoznavannia dynamichnykh obraziv // V.F. Bardachenko, O.K.Kolesnytskyj, S.A.Vasylets'kyi // USiM. – 2003, №6. - P. 73-82.
9. Rudenko O.V. Shtuchni neyronni merezhi: Navchal'nyi posibnyk / O.V. Rudenko, Ye.V. Bodians'kyi. - Kharkiv : TOV «Kompaniya Smit», 2006. — 404 p. - ISBN 966-8630-73-X.
10. Kolesnytskyj O.K. Metod raspoznavaniya mnogomernykh vremennykh riadov pri pomoschi impul'snykh neyronnykh setey / O.K. Kolesnytskyj, Samra Muavia Khamo // Informatsiyni tekhnologiyi ta komp'yuterna inzheneriya. — 2006. — №2(6). — P. 86—93.
11. CSIM: A Neural Circuit SIMulator [Електронний ресурс] // The IGI LSM group. – 2008. Access path: <http://www.lsm.tugraz.at/csim/>

Рецензія/Peer review : 20.2.2014 р.

Надрукована/Printed : 26.3.2014 р.