

Вінницький національний технічний університет  
Факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії  
Кафедра комп'ютерних наук

**Пояснювальна записка**

до магістерської кваліфікаційної роботи

**на тему «Інформаційна технологія локалізації витоків підземних  
трубопроводів на основі спайкінгових нейромереж»**

Виконав: студент 2 курсу,  
групи 1КН-18 м  
спеціальності 122 «Комп'ютерні науки»  
**Бульба Є. О.**

Керівник: к.т.н., доц. Колесницький О.К.

Рецензент: к. т. н., доц. Войтко В. В.

Вінниця  
2019

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри КН  
д.т.н., проф.. Яровий А.А.

\_\_\_\_\_ (підпис)  
“        ” \_\_\_\_\_ 2019 року

## ЗАВДАННЯ

на магістерську кваліфікаційну роботу на здобуття кваліфікації магістра зі спеціальності: 122 – «Комп'ютерні науки»

---

08-22.МКР.002.18.000.ПЗ

Магістранта групи 1КН-18м Бульби Євгенія Олександровича

Тема магістерської кваліфікаційної роботи: «Інформаційна технологія локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгових нейромереж»

Вхідні дані: 1) використання нейронної мережі; 2) кількість акустичних давачів - 3; 3) кількість нейронів у мережі не менше 150, 4) об'єктно – орієнтована мова програмування; 5) операційна система сімейства Windows;.

Короткий зміст частин магістерської кваліфікаційної роботи:

1. Графічна: Граф-схема алгоритму роботи програмного забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів, структура нейронної мережі; діаграма класів, робочі вікна програми локалізації витоків підземних трубопроводів, результати роботи програми локалізації витоків підземних трубопроводів.

2. Текстова (пояснювальна записка): вступ, аналіз предметної області локалізації витоків підземних трубопроводів, розробка інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі нейронної мережі, програмна реалізація інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі нейронної мережі, економічна частина, висновки, перелік використаних джерел, додатки.



## АНОТАЦІЯ

Дана магістерська кваліфікаційна робота присвячена розробці інформаційної мтехнології та програмного забезпечення для локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгових нейромереж. Були розглянуті основні методи локалізації витоків підземних трубопроводів, визначені їх переваги і недоліки, та на основі цього був зроблений вибір на користь спайкінгових нейромереж. Було досліджено структуру, математичну модель та алгоритм роботи обраної мережі, який слугував базисом для розробки інформаційної технології та алгоритму роботи програмного забезпечення. Створене програмне забезпечення написане на внутрішній мові програмування Матлаб з використанням бібліотеки CSIM та характеризується підвищеною на 6% достовірністю локалізації витоків підземних трубопроводів порівняно із аналогом.

## **ABSTRACT**

The master's degree work is devoted to the development of information technology and software for localization of underground pipeline leaks based on spiking neural networks. The main methods of localization of underground pipeline leaks were considered, their advantages and disadvantages were determined, and on this basis a choice was made in favor of spiking neural networks. The structure, mathematical model and algorithm of work of the selected network were investigated, which served as a basis for development of information technology and algorithm of software operation. The created software is written in the Matlab internal programming language using the CSIM library and is characterized by a 6% higher accuracy of localization of underground pipeline leaks compared to its analogue.

## ЗМІСТ

ВСТУП .....	8
1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ВИТОКІВ ПІДЗЕМНИХ ТРУБОПРОВОДІВ .....	12
1.1 Класифікація існуючих методів вирішення поставленої задачі.....	12
1.2 Порівняння методів вирішення поставленої задачі.....	14
1.2.1 Кореляційні витокошукачі .....	14
1.2.2 Витокошукачі на основі штучних нейронних мереж.....	18
1.3 Постановка задачі локалізації витоків підземних трубопроводів.....	21
1.4 Обґрунтування вибору аналогу до програми локалізації витоків підземних трубопроводів .....	22
1.5 Висновок .....	24
2 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ВИТОКІВ ПІДЗЕМНИХ ТРУБОПРОВОДІВ НА ОСНОВІ СПАЙКІНГОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ .....	25
2.1 Математична модель спайкінгової нейронної мережі .....	25
2.2 Методи навчання спайкінгової нейронної мережі .....	32
2.3 Розробка методу локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі.....	37
2.4 Структура інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі.....	39
2.5 Алгоритм роботи програмної реалізації інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі .....	41
2.6 Висновок .....	43
3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ВИТОКІВ ПІДЗЕМНИХ ТРУБОПРОВОДІВ НА ОСНОВІ СПАЙКІНГОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ.....	44
3.1 Обґрунтування вибору середовища для програмної реалізації інформаційної технології .....	44
3.2 Програмна реалізація інформаційної технології локалізації місць пошкодження підземних трубопроводів .....	45
3.3 Розробка інструкції користувача .....	47
3.4 Тестування програмного забезпечення локалізації місць витоків підземних трубопроводів .....	49

3.5 Аналіз результатів роботи програмного забезпечення локалізації місць витоків підземних трубопроводів.....	53
3.6 Висновок .....	54
4 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА .....	56
4.1 Оцінювання комерційного потенціалу розробки.....	56
4.2 Прогнозування витрат на виконання науково-дослідної роботи та конструкторсько–технологічної роботи. ....	57
4.3 Прогнозування комерційних ефектів від реалізації результатів розробки. ....	60
4.4 Розрахунок ефективності вкладених інвестицій та період їх окупності...	62
4.5 Висновок .....	65
ВИСНОВКИ.....	66
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	68
Додаток А Лістинг програми .....	<b>Ошибка! Закладка не определена.</b>
Додаток Б Графічна частина .....	<b>Ошибка! Закладка не определена.</b>

## ВСТУП

**Актуальність.** У різних галузях промисловості та житлово-комунального господарства використовується величезна кількість трубопроводів (тисячі кілометрів), що працюють під тиском, доступ до яких утруднений (трубопроводи під шаром ґрунту, води і т.д.). Як відомо, в процесі експлуатації трубопроводу зароджуються різні дефекти: тріщини, стоншування стінки і наскрізні дефекти (за рахунок корозії металу), розклеювання стикових з'єднань (в трубопроводах з ПВХ) і ін. Проблема виявлення таких дефектів постійно залишається актуальною.

Задача своєчасної локалізації (виявлення) та усунення витоків підземних трубопроводів є безперечно дуже важливою практичною задачею. 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 своєчасної локалізації (виявлення) місць витоків водогонів із подальшою їх ліквідацією є особливо актуальною.

Задача локалізації (визначення) місць витоків підземних трубопроводів зазвичай 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, але більшість з них засновані на формалізованих процедурах (виконуються за певними алгоритмами) і не дозволяють досягти потрібної достовірності локалізації (визначення) місць витоків підземних трубопроводів у випадку невеликих розмірів пошкодження. Вирішити цю проблему можна шляхом застосування спайкінгових нейронних мереж, які зарекомендували себе як ефективний метод розпізнавання різноманітних образів, в тому числі, і акустичних. Застосування спайкінгових



нейронних мереж надає розширені можливості, пов'язані із здатністю розпізнавання сигналів на фоні суттєвих завад.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Магістерська робота виконана відповідно до напрямку наукових досліджень кафедри комп'ютерних наук Вінницького національного технічного університету 22 К1 «Моделі, методи, технології та пристрої інтелектуальних інформаційних систем управління, економіки, навчання та комунікацій» та плану наукової та навчально-методичної роботи кафедри.

**Мета і завдання досліджень.** Метою магістерської кваліфікаційної роботи є підвищення достовірності локалізації витоків підземних трубопроводів програмними засобами за рахунок застосування спайкінгових нейронних мереж.

Для досягнення мети розробки необхідно виконати такі задачі:

- провести аналіз проблеми розв'язання задачі локалізації витоків підземних трубопроводів;
- розглянути існуючі методи вирішення задачі локалізації витоків підземних трубопроводів та обрати й обґрунтувати вибір методу, який задовольняє мету даної магістерської кваліфікаційної роботи;
- розробити метод локалізації витоків підземних трубопроводів;
- сформулювати стадії інформаційної технології, розробити структуру та алгоритм роботи програмного засобу;
- виконати програмну реалізацію запропонованої інформаційної технології;
- провести тестування програмного продукту та виконати аналіз отриманих результатів.

**Об'єкт дослідження** – процес локалізації витоків підземних трубопроводів з використанням спайкінгових нейронних мереж.

**Предмет дослідження** – інформаційна технологія та програмні засоби локалізації витоків підземних трубопроводів з використанням спайкінгових нейронних мереж та достовірність їх роботи.

**Методи дослідження.** У роботі використані наступні методи наукових досліджень: системного аналізу, розпізнавання образів, теорії штучних нейронних мереж для реалізації інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів, методи математичної статистики для розробки процесу локалізації витоків підземних трубопроводів та обрахунків результатів експериментів із програмним засобом, об'єктно-орієнтованого програмування.

**Наукова новизна одержаних результатів.**

1. Набула подальшого розвитку інформаційна технологія локалізації витоків підземних трубопроводів, яка відрізняється використанням спайкінгової нейронної мережі прямого поширення, що дозволило підвищити достовірність локалізації витоків підземних трубопроводів.

**Практичне значення одержаних результатів** полягає в тому, що на основі проведених досліджень розроблено програмне забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів.

Запропонована інформаційна технологія сприяє підвищенню достовірності процесу локалізації витоків підземних трубопроводів, зокрема:

- розроблено алгоритм роботи програмного забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової штучної нейронної мережі;
- розроблено програмні засоби для локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової штучної нейронної мережі;

**Достовірність теоретичних положень** магістерської кваліфікаційної роботи підтверджується коректністю постановки завдання, коректністю використання математичного апарату методів дослідження, експериментальними дослідженнями тестування програмної реалізації інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів. Адекватність розроблених математичних моделей підтверджується результатами експериментальних досліджень.

**Особистий внесок здобувача.** Усі результати, наведені у магістерській кваліфікаційній роботі, отримані самостійно. У працях, написаних у співавторстві, здобувачу належать: аналіз процесу локалізації витоків підземних

трубопроводів на основі спайкінгової штучної нейронної мережі та методів підвищення достовірності [1].

**Апробація результатів роботи.** Результати досліджень апробовані на конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи-2020», Вінниця, жовтень 2019 – травень 2020 року [1].

**Публікації.** За результатами досліджень опубліковано одні тези доповіді на науково-технічній конференції [1].

# 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ВИТОКІВ ПІДЗЕМНИХ ТРУБОПРОВОДІВ

## 1.1 Класифікація існуючих методів вирішення поставленої задачі

Коротка класифікація основних підходів до локалізації витоків підземних трубопроводів показана на рис. 1.1.

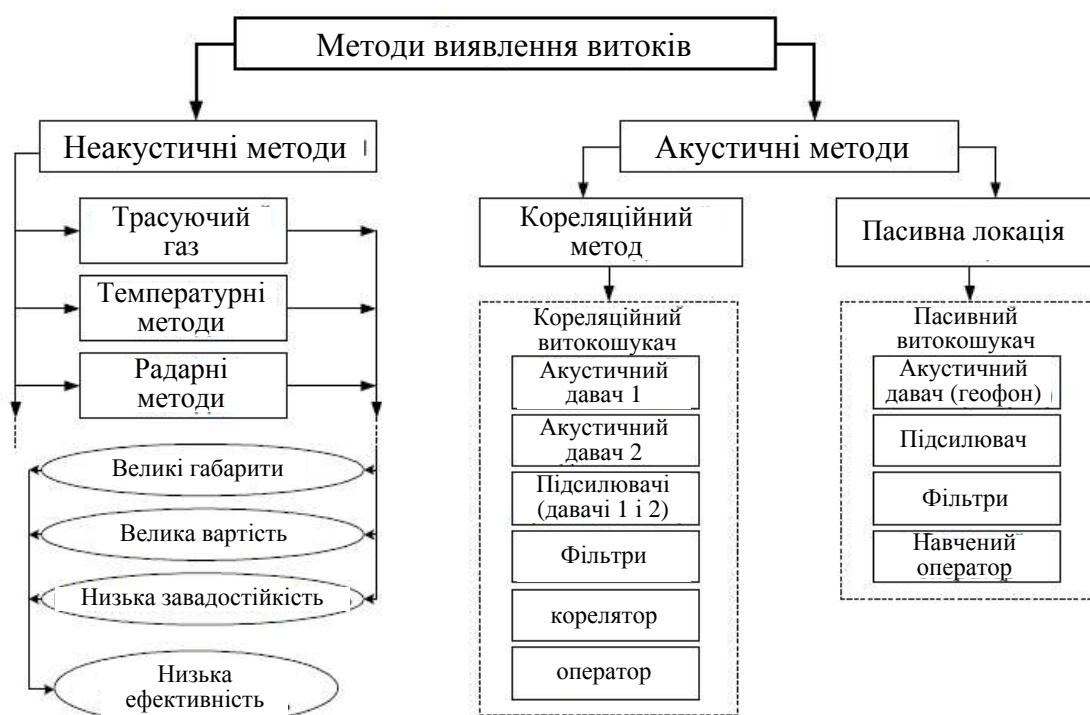


Рисунок 1.1 – Класифікація методів локалізації витоків підземних трубопроводів

Одним з перспективних підходів до виявлення та локалізації місць витоків є аналіз акустичних сигналів (див. рис. 1.2), що випромінюються рухомою по трубопроводу рідиною. При виникненні витоку до фонового сигналу трубопроводу додається сигнал, обумовлений акустичною емісією рідини, що витікає з отвору. Тоді локалізація витоку зводиться до класичного задачі класифікації сигналів.



Рисунок 1.2 –Метод пасивної локації для локалізації витоків підземних трубопроводів

Процес реєстрації специфічного шуму, який характерний для процесу витікання води, затруднюється впливом на давач акустичних завад техногенного характеру (рух коло місця вимірювання автомобільного транспорту, 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. Рис. 1.3 ілюструє зміну спектральної щільності потужності сигналу.

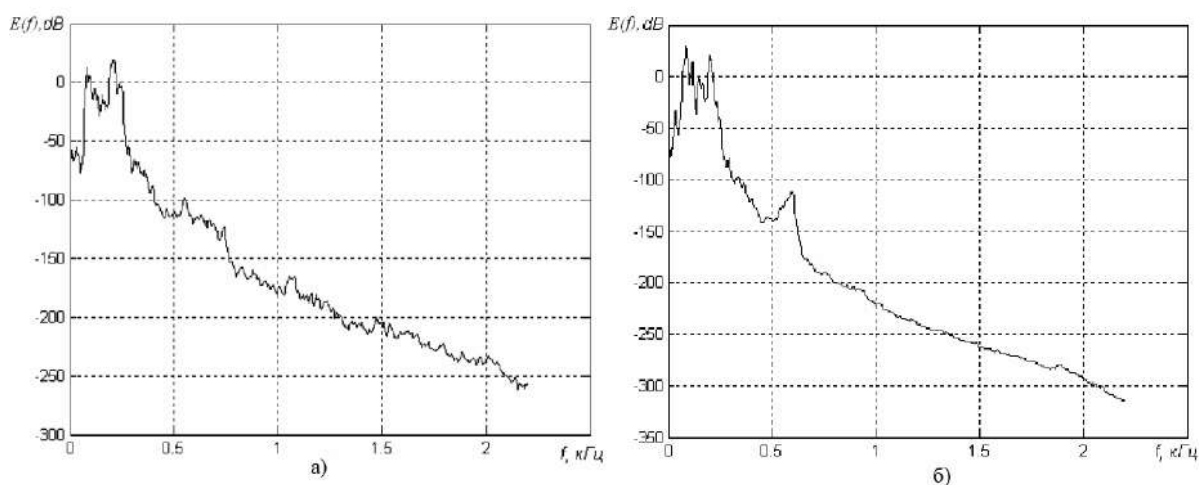


Рисунок 1.3 – Спектральна щільність потужності акустичного сигналу трубопроводу а) без витоків, б) з витоків.

Витік в трубопроводі генерує шум (акустичні та вібраційні сигнали), який передається на великі відстані, як по самій трубі, так і в ґрунті, розташованому близько до місця витоку [2, 3]. Характеристики цього шуму залежать, насамперед, від гідравлічного тиску, матеріалу і діаметра трубопровода, 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].

## 1.2 Порівняння методів вирішення поставленої задачі

### 1.2.1 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. 1.4). 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 давачів 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 давача 1 рівним  $t_1$ , час проходження цих сигналів до точки установки давача 2 рівним  $t_2$ , а час затримки між двома сигналами  $\tau_{затр}$ , тоді (див. рис. 1.5) відстань ( $L_1$ ) від місця розташування витоку до точки установки давача 1 розраховується за формулою:

$$L_1 = (D - v\tau_{затр})/2, \quad (1.1)$$

де  $v$  - швидкість поширення звуку в водопровідній трубі,  $L_2$  - відстань від місця витіку до давача 2, і  $D$  - загальна відстань ( $L_1 + L_2$ ) між двома давачами.



Рисунок 1.4 – Кореляційний метод локації для локалізації витоків підземних трубопроводів.

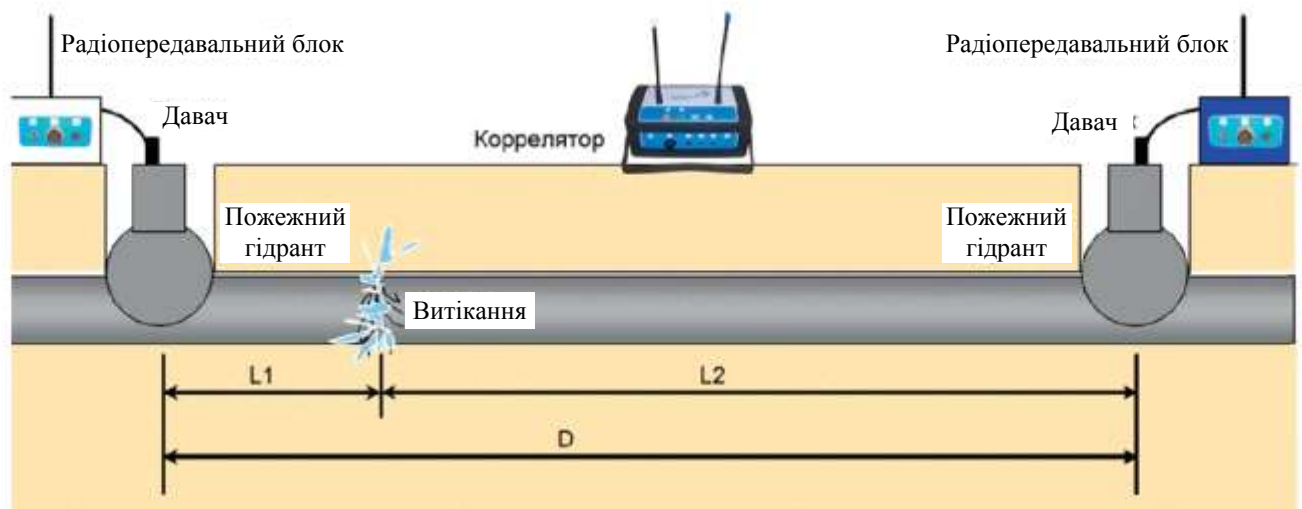


Рисунок 1.5 – Принцип дії кореляційних виткошукачів.

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 давачів, 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 [4,5] для спрощення обчислень, шляхом застосування зворотного перетворення Фур'є згідно формули (1.2):

$$R_{x_1 x_2}(\tau) = \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{+\infty} X_1^*(f) X_2^*(f) e^{j2\pi f \tau} df, \quad (1.2)$$

де  $R_{x_1 x_2}$  - взаємнокореляційна 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. 1.6 схематично показана послідовність математичних перетворень, необхідних для отримання взаємнокореляційної функції сигналів, вимірних двома давачами (рис. 1.4). На рис. 1.7 показано вид типової взаємнокореляційної функції на металевому трубопроводі з джерелом витоку.

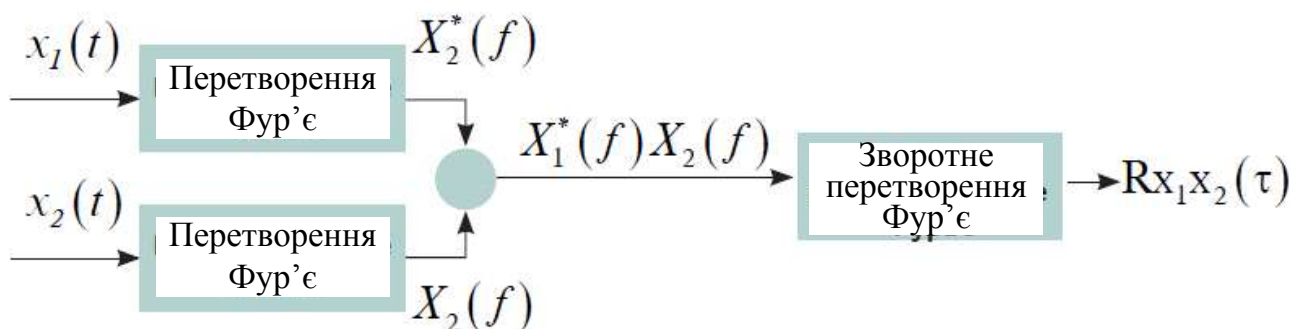


Рисунок 1.6 – Послідовність перетворень, необхідних для отримання взаємнокореляційної функції сигналів, вимірних двома давачами.



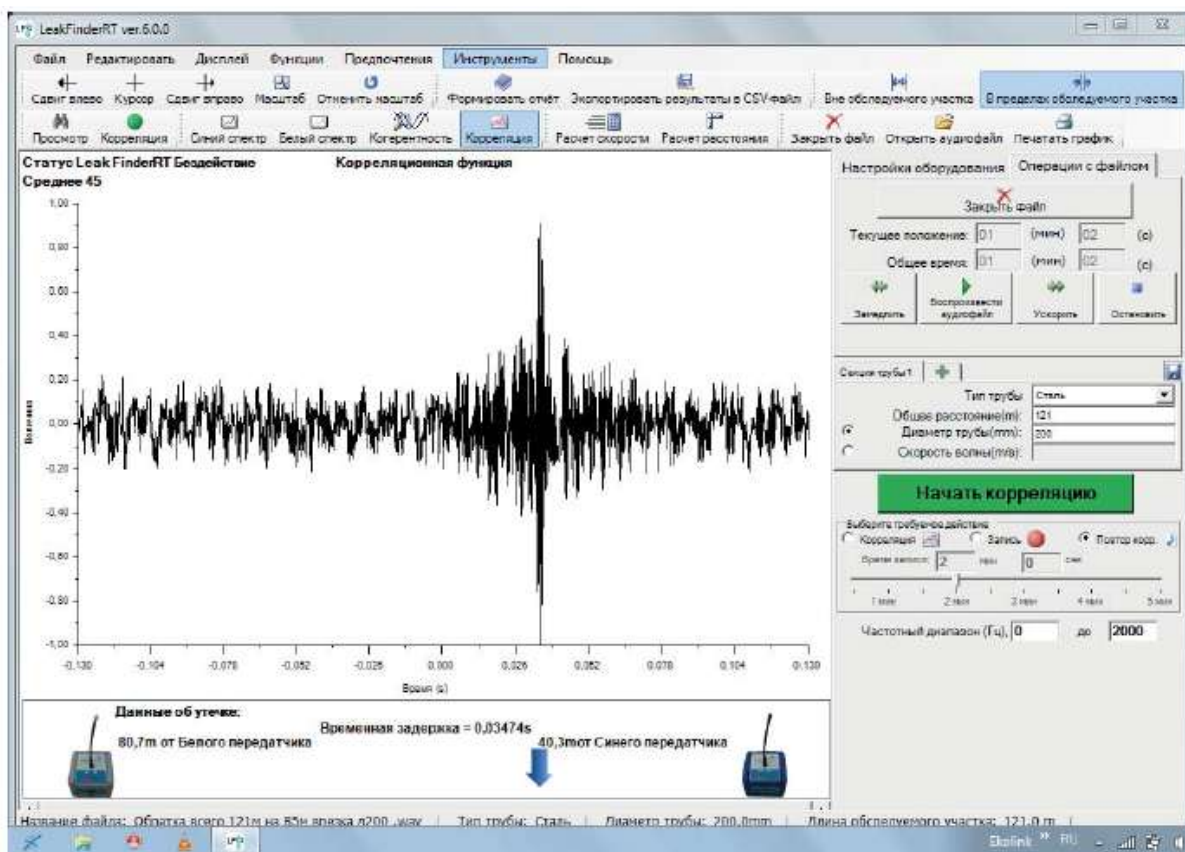


Рисунок 1.7 - Типова взаємнокореляційна функція на металевому трубопроводі з джерелом витоку.

Але кореляційні витокошукачі мають недоліки. Перший з них пов'язаний з тим, що необхідно встановлювати давачі 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 витокошукачі на основі штучних нейронних мереж з акустичними давачами, що знімають сигнал від ґрунту над місцем прокладення трубопроводу.

### 1.2.2 Витокошукачі на основі штучних нейронних мереж

Від вказаних в кінці п.1.2.1 недоліків вільні витокошукачі на основі штучних нейромереж, оскільки вони володіють апроксимуючою властивістю і дозволяють розпізнавати корисний сигнал на фоні суттєвих завад. Так, в статті [6] описано витокошукач на базі штучної нейронної мережі, що забезпечує виділення в реальному часі акустичного сигналу витоку з його суміші з сторонніми шумами.

В [6] пропонується використовувати для вирішення задачі двошарову штучну нейронну мережу, що реалізує метод незалежного компонентного аналізу (рис. 1.8).

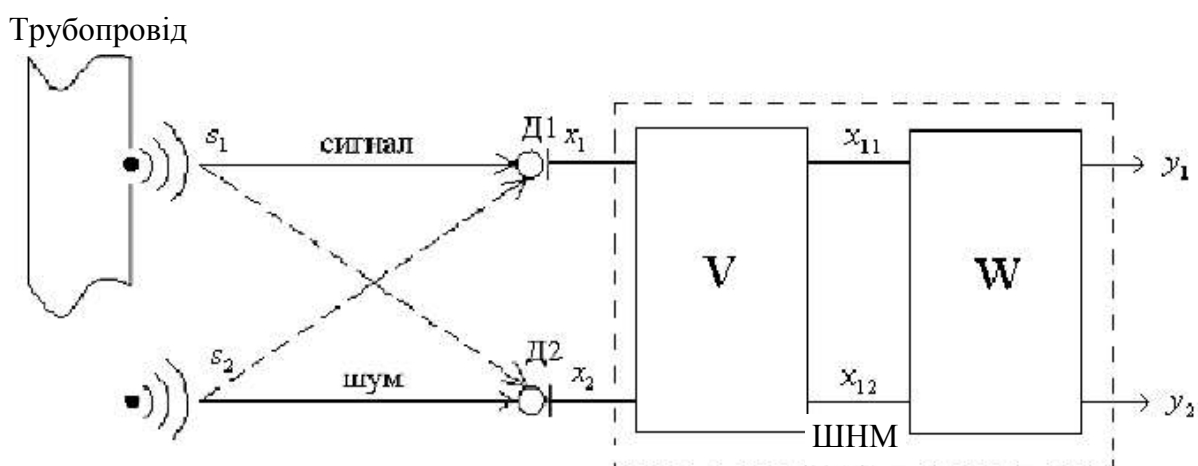


Рисунок 1.8 – Штучна нейромережа, що реалізує метод незалежного компонентного аналізу.

У цьому випадку вектор  $\mathbf{x}$ , дві компоненти якого являють суміш акустичних сигналів джерела витоку  $s_1$  і шуму  $s_2$ , за 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

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x}_1 = \mathbf{W}\mathbf{V}\mathbf{x}, \quad (1.3)$$

компоненти якого є оцінками сигналів джерела витоку  $s_1$  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 витоку 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 рис. 1.9 [6]. 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 (АЛЭ1) виділяється один з компонентів вектора  $\mathbf{y}$ , наприклад  $y_1$ . Потім виділений компонент видаляється із суміші і виділяється другий компонент  $y_2$  за допомогою АЛЭ2.

Відповідно до рис. 1.9 вихідний сигнал АЛЭ1 запишеться у вигляді

$$\mathbf{y} = \mathbf{w}_1^T \mathbf{x}_1 = \sum_{i=1}^n w_{1i} x_{1i}, \quad (1.4)$$

де  $n$  – кількість давачів. Для пошуку оптимальних значень вектора ваг АЛЭ1 в [6] пропонується використовувати критерій мінімуму абсолютного значення нормалізованого ексцесу  $y_1$ .

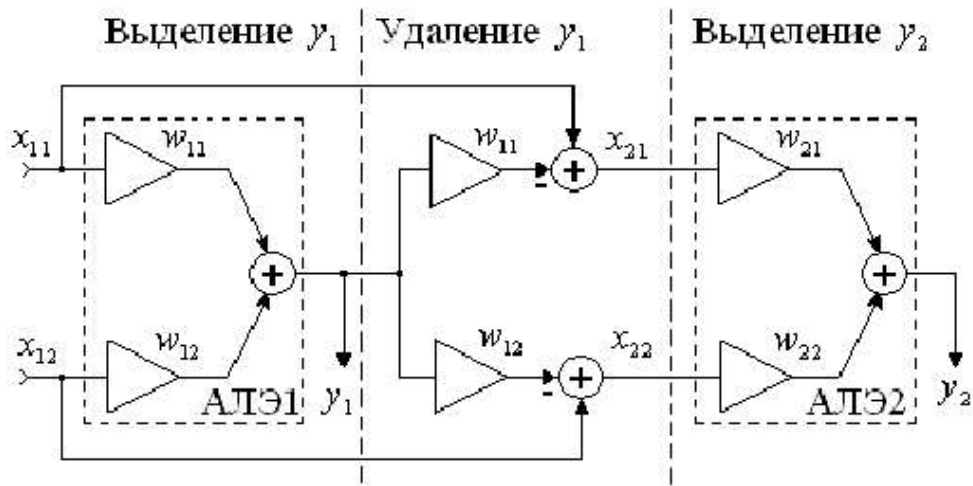


Рисунок 1.9 – Каскадна штучна неймережа.

Застосування цього критерію виправдано наступним. Відповідно до центральної граничної теоремою 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-який 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 АЛЭ1 [6]

$$w_1(k+1) = w_1(k) + \eta(k)\beta \left[ \frac{m_2(y_1)}{m_4(y_1)} y_1^3(k) - y_1(k) \right] x_1(k), \quad (1.5)$$

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.

Але описаний в [6] витокошукач оснований на традиційних парадигмах штучних нейронних мереж, які орієнтовані на обробку статичних вхідних даних

[7,8]. 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).

Усунути вказані недоліки можна при застосування так званих спайкінгових нейронних мереж, які розглядаються в наступному розділі.

### **1.3 Постановка задачі локалізації витоків підземних трубопроводів**

Локалізація 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. Цюриха (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 [4]. У країнах, що розвиваються, до яких відноситься і Україна, втрати води за рахунок витоків досягають 40 % [4]. 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.

Таким чином, задача полягає у створенні програмного засобу, що буде виконувати функцію локалізації витоків підземних трубопроводів.

Даний програмний продукт повинен бути зручним та зрозумілим при користуванні потенційним користувачем, процес локалізації витоків має бути легким, а вихідні дані повинні бути максимально зрозумілі. Користувачу

створюваного програмного засобу важливі швидкість виконання локалізації, а також максимально можлива точність встановлення місця витоків трубопроводу. Похибка локалізації витоків не повинна перевищувати 2 метри, а швидкість – 1 секунди, що може слугувати показником гарної працездатності програми, і, відповідно, можливості її повноцінного використання.

Всі потреби користувача та вимоги до розроблюваного програмного забезпечення наведені в інструкції користувача (див. додаток А).

#### **1.4 Обґрунтування вибору аналогу до програми локалізації витоків підземних трубопроводів**

При пошуку по літературних та інтернет-джерелах не вдалось знайти окремо програмні засоби локалізації витоків підземних трубопроводів. Зазвичай є інформація про системи локалізації витоків підземних трубопроводів, які включають у себе апаратуру (наприклад, акустичні давачі) та програмне забезпечення.

Першим аналогом можна вважати цифрову систему виявлення і локалізації витоків Enigma [9] – див. рис. 1.10. Enigma - це нове покоління багатопозиційних витокослухачів, що випускаються компанією Primaer. Використовується на мережах водопостачання та теплових мережах.



Рисунок 1.10 – Цифрова система виявлення і локалізації витоків Enigma

Недоліком аналогу є висока трудомісткість використання (потрібно будувати карту акустичних сигналів) та невисока достовірність локалізації витоків.

Другим аналогом можна вважати кореляційний вибокошукач Eureka 3 [10] – див. рис. 1.11. Eureka3 - інноваційна модель для визначення місця витoku рідини в підземних трубопроводах. Enigma - це нове покоління багатопозиційних вибокошукачів, що випускаються компанією Primaуег. Використовується на мережах водопостачання та теплових мережах.



Рисунок 1.11 – Кореляційний вибокошукач Eureka 3

Недоліками цієї системи є, по-перше те, що необхідно встановлювати давачі 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. По-друге, ця система добре працює у випадку металевих труб і погано у випадку пластикових. Крім цього, недоліком є невисока достовірність локалізації витоків підземних трубопроводів.

## 1.5 Висновок

У даному розділі магістерської роботи була наведена класифікація існуючих методів вирішення поставленої задачі, були розглянуті основні методи та програмні засоби, які виконують локалізацію витоків підземних трубопроводів та визначені їх недоліки. поставлена проблема недостатньої достовірності сучасного процесу локалізації витоків підземних трубопроводів. Для усунення цих недоліків було запропоновано розробити метод локалізації витоків підземних трубопроводів, заснований на використанні штучних нейронних мереж. На основі даного методу потрібно розробити інформаційну технологію, реалізувати її програмно та перевірити чи будуть задоволені вимоги до програмного засобу та усунуті вказані недоліки. Були проаналізовані аналоги та сформульована постановка задачі локалізації витоків підземних трубопроводів.



## **2 РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ВИТОКІВ ПІДЗЕМНИХ ТРУБОПРОВОДІВ НА ОСНОВІ СПАЙКІНГОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**

### **2.1 Математична модель спайкінгової нейронної мережі**

Широко відомі парадигми штучних нейронних мереж орієнтовані на обробку статичних вхідних даних [7,8]. 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, тоді як динаміка біологічних нейронних мереж безперервно змінюється. Крім того, результат на виході мережі отримується не одразу, а після певної кількості ітерацій. Це не узгоджується з принципами роботи мозку, оскільки він обробляє динамічно мінливі образи (мова, рухомі зображення і тому подібне) без будь-якої дискретизації і не ітераційно. Часто немає часу чекати, поки обчислення зійдеться, результати потрібні негайно (миттєве обчислення) або в межах короткого інтервалу часу («реально-часове» обчислення). До того ж, біологічні нейронні мережі можуть паралельно виконувати різні завдання в реальному часі. Все 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 спайкінгові нейронні мережі, в яких інформативним параметром є момент виникнення імпульсу нейрона, а не миттєве значення частоти імпульсів.

Структурно-функціональна модель спайкінгової нейронної мережі, запропонована в [11,12], 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 спайкінгові нейронні мережі є рекурентними.

На рис. 2.1 показана абстрактна модель спайкінгової нейронної мережі [11,12] у вигляді автомата з «плаваючими» станами. Як витікає з назви, ця модель має деяку схожість з кінцевим автоматом, але більш універсальна, і її «плаваючий» високорозмірний аналоговий стан  $x(t)$  змінюється безперервно в часі. І хоча динаміка такого автомата в загальному випадку дуже складна, немає необхідності визначати його передавальну функцію з цієї динаміки, оскільки можливе відновлення інформації, яка містилася в  $x(t)$ , безпосередньо з поточного стану автомата, навіть якщо він спотворений будь-яким шумом.

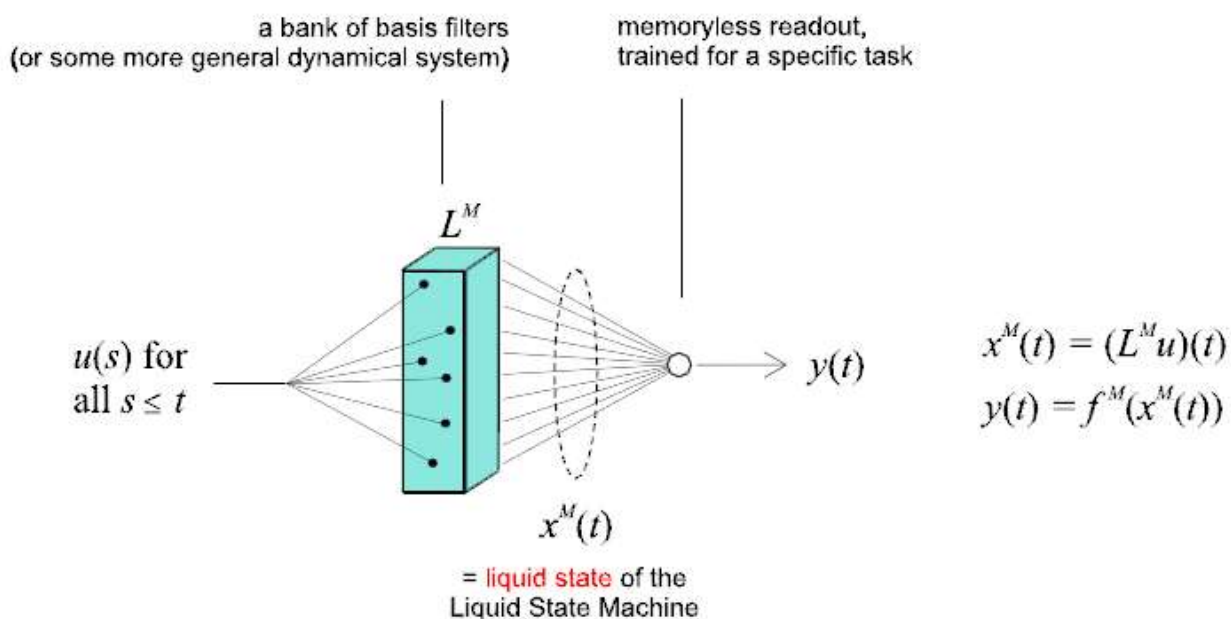


Рисунок 2.1 - Абстрактна модель спайкінгової нейронної мережі

Спайкінгові 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.

Формальна спайкінгова нейронна мережа (Spiking Neuron Network - SNN) складається з кінцевої множини  $V$  спайкінгових нейронів, множини  $E \subseteq V \times V$  синапсів, ваг  $w_{u,v} \geq 0$  і функцій вихідного сигналів нейронів  $\varepsilon_{u,v}: \mathbf{R}^+ \rightarrow \mathbf{R}$  для кожного синапсу  $\langle u, v \rangle \in E$  (де  $\mathbf{R}^+ := \{x \in \mathbf{R} : x \geq 0\}$ ), і порогової функції  $\Theta_v: \mathbf{R}^+ \rightarrow \mathbf{R}^+$  для кожного нейрону  $v \in V$ .

Якщо  $F_u \subseteq \mathbf{R}^+$  є множиною моментів часу видачі імпульсів нейрону  $u$ , тоді потенціал у тригерній зоні нейрона  $v$  у момент часу  $t$  являє собою наступне:

$$P_v(t) := \sum_{u: \langle u, v \rangle \in E} \sum_{s \in F_u: s < t} w_{u,v} \cdot \varepsilon_{u,v}(t - s) \quad (2.1)$$

У моделі, яка не враховує шуми, нейрон  $v$  видає імпульс у момент часу  $t$  як тільки  $P_v(t)$  досягне  $\Theta_v(t - t')$ , де  $t'$  - це час найпізнішої видачі імпульсу нейроном  $v$ .

Для деякої визначеної підмножини  $V_{input} \subseteq V$  вхідних нейронів припускається, що моменти часу пострілів («ряд імпульсів»)  $F_u$  не визначені попередньо, але подаються ззовні. Моменти часу видачі імпульсів  $F_u$  для усіх інших нейронів  $v \in V$  визначені за попередньо описаними правилами, і вихід мережі подається у вигляді ряду імпульсів  $F_u$  для нейронів  $v$  у визначеній множині вихідних нейронів  $V_{output} \subseteq V$ .

Експерименти показали, що біологічні нейрони видають імпульси з незначними затримками у відповіді на однакові ін'єкції струмом, що повторювались. Відомо, що лише за точних умов нейрони видають імпульси більш вірогідним чином. Тому розрізняють схоластичну або шумову версію моделі SNN, де різниця  $P_v(t) - \Theta_v(t - t')$  лише регулює ймовірність того, що нейрон  $v$  видасть імпульс у момент часу  $t$ . Вибір моменту часу для пострілу припадає на деякий невідомий схоластичний процес, і може для прикладу трапитись, що  $v$  не видасть імпульс у інтервал часу  $I$ , протягом якого  $P_v(t) - \Theta_v(t - t') > 0$ , або видасть імпульс «спонтанно» у момент часу  $t$ , коли  $P_v(t) - \Theta_v(t - t') < 0$ . [11]

Найбільш відомим прикладом реалізації моделі I&F нейрону є Leaky Integrate-and-Fire нейрон (LIF – насичення та видача імпульсу з витокм) (Рис. 2.2).

Відповідно рис. 2.2 базова схема знаходиться у пунктирному колі..

Базова схема IF (integrate-and-fire) моделі складається з конденсатора та паралельного йому резистора. Загальний струм  $I(t)$  може бути розділений на два компоненти,  $I(t) = I_R + I_C$ . Перший компонент – струм,  $I_R$ , що проходить через лінійний резистор  $R$ . За законом Ома він буде рівний  $I_R = u/R$ , де  $u$  – напруга на резисторі. Другий компонент  $I_C$  струм конденсатора заряджає конденсатор  $C$ . З визначення ємності  $C = q/u$  (де  $q$  це заряд, а  $u$  – напруга), можна знайти струм ємності  $I_C = C du/dt$ . Тобто струм  $I(t)$  змінює RC схеми.

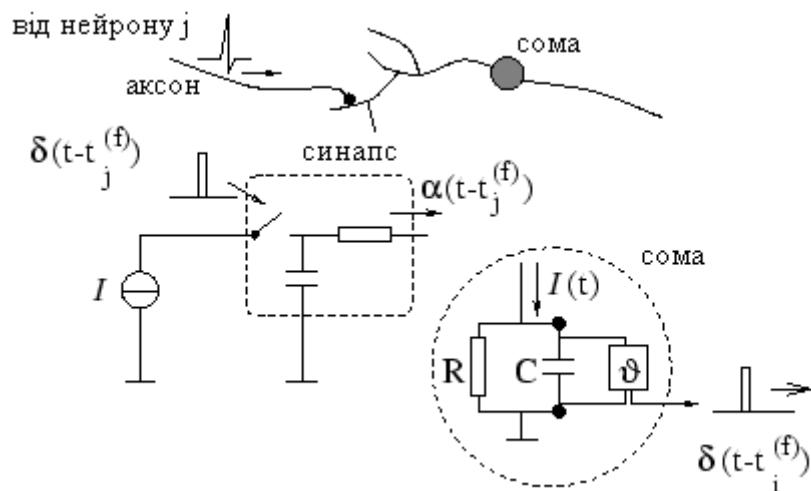


Рисунок 2.2 – Схематична діаграма I&F моделі нейрону

Таким чином.

$$I(t) = \frac{u(t)}{R} + C \frac{du}{dt} \quad (2.2)$$

Помноживши рівняння на  $R$  та ввівши часову константу «накопичувача витоку»  $T_m = RC$ , отримаємо стандартну форму:

$$T_m \frac{du}{dt} = -u(t) + RI(t) \quad (2.3)$$

В даному випадку  $u$  є мембранним потенціалом, а  $T_m$  – часова константа мембрани.

Вираз (2.3) є лінійним диференціальним рівнянням першого порядку і не може описати усю поведінку нейрона.

У IF-моделі форма діючого потенціалу точно не описана. Імпульси - це формальні події, що характеризуються «часом вистрілювання» (видачі імпульсу)  $t^{(f)}$ . Час  $t^{(f)}$  визначається критерієм насичення.

$$t^{(f)}: u(t^{(f)}) = v \quad (2.4)$$

Одразу ж після час  $t^{(f)}$ , потенціал встановлюється до значення  $u_r$ ,

$$\lim_{t \rightarrow t^{(f)}} u(t) = u_r \quad (2.5)$$

Для  $t > t^{(f)}$  динаміка знову описується (2.3), поки не відбудеться наступне насичення. Напруга  $u(t)$ , що проходить через конденсатор (жирні крапки) порівнюється з пороговим значенням  $v$ . Якщо  $u(t) = v$  у момент часу  $t_i^{(f)}$ , то на виході генерується імпульс  $\delta(t - t_i(f))$ . У лівій частині рис. 2.2 пресинаптичний імпульс  $\delta(t - t_j(f))$  фільтрується у синапсі і генерується вхідний імпульсний струм  $\alpha(t - t_j(f))$ .

Комбінація накопичення витоку (2.3) та встановлення нового значення (2.4) визначає основу LIF – моделі. [11]

Отже формальна модель LIF-нейрона характеризується такими основними параметрами:

$C_m$  – ємність мембрани,

$V_m$  – потенціал мембрани,

$I_{syn}$  – синаптичний вхідний струм

$n_{Incoming}$  - число вхідних синапсів

$n_{Outgoing}$  – число вихідних синапсів

$R_m$  – опір мембрани,

$V_{thresh}$  – порогове значення потенціалу мембрани

$V_{resting}$  – потенціал мембрани в спокої

$V_{reset}$  – напруга мембрани після надходження імпульсу

$V_{init}$  – початкова напруга мембрани у час  $t = 0$

$T_{refract}$  - період абсолютної рефрактерності

$I_{noise}$  – стандартне шумове відхилення

$I_{inject}$  – стандартний струм інжекції

Потенціал мембрани виражається рівністю:

$$\tau_m \frac{dV_m}{dt} = -(V_m - V_{resting}) + R_m \cdot (I_{syn}(t) + I_{inject} + I_{noise}) \quad (2.6)$$

де  $\tau_m = C_m * R_m$  – часова константа мембрани,

$I_{syn}(t)$  – струм, що споживають синапси,

$I_{inject}$  – характерний фоновий струм

$I_{noise}$  – випадкова величина, розподілена за нормальним законом, з математичним сподіванням рівним 0 і даним змінним шумом.

У момент часу  $t = 0$   $V_m$  встановлюється у  $V_{init}$ . Якщо  $V_m$  перевищує порогову напругу  $V_{thresh}$  вона збивається до значення  $V_{reset}$  і знаходиться в такому стані період часу  $T_{refract}$ . Для інтегрування використовується метод Ейлера [13].

Абсолютна рефрактерність нейронного елемента спостерігається з моменту досягнення потенціалом мембрани граничного значення й до моменту повного витоку заряду, тобто  $u$  досягає насичення в час  $t = t^{(f)}$ . У цей період нейронний елемент буде нечутливим до вхідних сигналів, тобто динаміка (2.2) переривається на період абсолютної рефрактерності  $\Delta^{abs}$  та почне накопичення в час  $t^{(f)} + \Delta^{abs}$  з новими початковими умовами  $u_r$  по закінченні фази абсолютної рефрактерності, потенціал поступово буде наростати.

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. Вирішити вказані вище проблеми можна за допомогою застосування спайкінгових нейронних мереж.

## 2.2 Методи навчання спайкінгової нейронної мережі

2.2.1 Навчання без учителя. Метою алгоритмів навчання без учителя є дозволити мережі самоорганізовуватися та навчатися розрізняти вхідні шаблони без детальної ідентифікації цих шаблонів, тобто так, як це відбувається у біологічних мережах. Адже немає зовнішньої сили, яка б інструктувала мозок, як він повинен реагувати на вхідні дані, що йому представлені. Але через внутрішню взаємодію у мозку, його реакція є відповідною для заданого входу, тобто він навчається. Найбільш вивченою та розробленою є Кохоненівська карта, що самоорганізовується [8]. Кохонен пропонує «карту», створену алгоритмом SOM, використовувати для початкової обробки шаблонів для розпізнавання чи проектування і візуалізації багатовимірних сигналів в двовимірні. За Кохоненом, «В якості теоретичної схеми, адаптивні SOM процеси можуть в загальному пояснити організації, що є у багатьох структурах мозку.»

Загалом, SOM – це набір станів, кожен з яких є в сусідстві з іншими станами. В процесі навчання ті стани, які є топографічно близькими в таблиці (в межах певної геометричної відстані) будуть активувати один одного, щоб навчитися чомусь із одного і того ж входу  $X$ . Це призведе до локального пом'якшення чи ефекту згладжування векторів ваг нейронів в цьому сусідстві, що при продовженні навчання приводить до глобального впорядкування [8].

Для вдосконалення цього методу використовується також навчання методом змагання, де вихідні нейрони змагаються між собою за активізацію. Це явище відоме як правило «переможець отримує все». Подібне навчання має місце в біологічних нейронних мережах. При навчанні модифікуються синаптичні ваги нейрона-переможця. Ефект цього правила досягається за рахунок такої зміни збереженого в мережі зразка (вектора синаптичних зв'язків нейрона-переможця), при якій він стає ближчим до вхідного прикладу. Нейрон з найбільшим вихідним сигналом стає переможцем і має можливість гальмувати своїх конкурентів та збуджувати сусідів. При цьому використовується вихідний сигнал нейрона-



переможця і тільки йому і його сусідам дозволяється корегувати свої ваги зв'язків.

Карти, що самоорганізуються, традиційно використовуються для нейронних мереж другого покоління. Проте останнім часом були зроблені кроки застосування карт, що самоорганізуються, подібних до Кохоненівських, для спайкінгових нейронних мереж. Раф і Сміт запропонували такий механізм для навчання спайкінгових нейронних мереж без учителя [14]. Така модель поєднує модель спайкінгового нейрона та біологічно обумовлену самоорганізацію.

2.2.2 Навчання з учителем. Для всіх цих методів мета навчання визначена так: дано послідовність вхідних імпульсів  $S_{in}(t)$  та послідовність вихідних імпульсів  $S_d(t)$ ; знайти вектор синаптичних ваг  $w$ , таких що виходи навчених нейронів  $S_{out}(t)$  були близькі до  $S_d(t)$ .

Методи, засновані на градієнтному обчисленні

Навчання традиційних штучних нейронних мереж (ШНМ) зазвичай проводять методами градієнтного спуску/сходження.

Оскільки ці методи дуже широко використовуються для традиційних нейронних мереж, то дослідниками [7,8] було припущено, що він може показати гарні результати і для навчання спайкінгових нейронних мереж. При використанні для традиційних мереж, метод реалізує правило навчання Уїдроу-Хоффа для багат шарових нейронних мереж та нелінійних передаточних функцій. Вхідні набори сигналів та відповідні цільові значення використовуються для навчання мережі доти, доки не буде апроксимована функція, що на основі вхідних значень дає певні вихідні значення, чи класифікує вхідні сигнали відповідним чином.

Однак, явний розрахунок градієнту в спайкінгових нейронних мережах є неприпустимим через дискретну у часі природу спайкінгових нейронів. Для вирішення цієї проблеми повинні бути придумані непрямі підходи чи спеціальні спрощення.

В [15] Боше (Bohte) представляє один із таких підходів. Цей метод, названий SpikeProp, аналогічний алгоритму зворотного розповсюдження, відомому для традиційних ШНМ.

Мета SpikeProp – навчити постсинаптичні нейрони  $j \in J$  ряду часів імпульсів, позначених як  $t_j^d$  на даному ряді вхідних шаблонів  $S_{in}(t)$ .

Однак, було припущено, що кожному нейрону в модельованій мережі дозволено генерувати імпульс лише один раз протягом одного циклу моделювання і зміна в часі потенціалу мембрани нейрону після генерації імпульсу до уваги не береться. Таким чином, проблеми перервності мембранного потенціалу в момент генерації імпульсу тут уникнено. З іншого боку, такі припущення обмежують множину схем кодування нейронної інформації, застосовних до методу SpikeProp. Алгоритм SpikeProp був отриманий для нейронів моделі Spike Response Model (SRM) [12].

В [16], автори адаптували метод градієнтного спуску, отриманий в SpikeProp, для отримання не лише синаптичних ваг, але і синаптичних затримок, часових констант та нейронних порогів. Це вилилося у швидше сходження алгоритму та меншій топології мереж, ніж ті, що вимагалися для вирішення таких задач раніше. Нарешті, [16] розширили SpikeProp до рекурентних топологій мережі, щоб врахувати часові залежності у вхідних потоках. Але ні оригінальний метод SpikeProp, ні жодна із запропонованих модифікацій, не дозволяли навчальні шаблони з кількістю імпульсів більшою, ніж один імпульс на нейрон.

Можливості методу SpikeProp були продемонстровані у ряді експериментів класифікації. Вони включали стандартні та інтерпольовані проблеми XOR. Автори SpikeProp закодували вхідні та вихідні значення затримками часу, поєднавши аналогові величини з відповідними часами генерації імпульсів «раніше» та «пізніше». В інтерпольованому XOR експерименті, мережа змогла вивчити представлений вхідний сигнал з точністю порядку часового кроку алгоритму.

Класифікаційні здатності SpikeProp також було протестовано на ряді поширених benchmark даних (Iris dataset, Wisconsin breast cancer dataset та eStatlog Landsat dataset). Для цих проблем, точність СНМ, навченої за SpikeProp була порівняна з точністю сигмоїдальної НМ. Більше того, в експериментах на реальних наборах даних, алгоритм SpikeProp завжди сходився, тоді як порівнювані алгоритми ШНМ, такі як алгоритм Левенберга-Маркадта (Levenberg-Marquardt), періодично відмовляли. Основний недолік методу SpikeProp – відсутність механізму «підтримки» синаптичних ваг, коли постсинаптичний нейрон вже не генерує імпульс для жодного вхідного шаблону. Більше того, в підході SpikeProp лише перший імпульс нейрона значимий, а решта змін у часі нейрону ігнорується. Коли ж нейрон генерує один імпульс, йому не дозволено більше генерувати імпульси. З цієї причини метод зручний для використання лише в схемі кодування «час-до-першого-імпульсу» [14].

Також результати досліджень показали, що метод зворотного розповсюдження та його похідні завжди потребує або значної точності у розрахунку зворотного розповсюдження через кілька шарів [8], або вимірювання надзвичайно малих варіацій вихідного сигналу протягом процесу налаштування ваг.

Статистичні методи.

В [16] автори запропонували отримувати алгоритм навчання спайкінгових нейронних мереж з учителем починаючи із статистичного критерію навчання. Це метод базується на підході, запропонованому Барбером у [17], де автор розглянув навчання із вчителем для нейронів, оперуючи на дискретній часовій шкалі.

Фістлер (Pfister) у [18] розширив це вивчення для неперервного випадку. Фундаментальна гіпотеза в [18] включала, що постійна частота генерації імпульсів (firing rate) постсинаптичного нейрону  $j$  визначається точковим процесом з залежною від часу стохастичною інтенсивністю, яка нелінійно залежить від мембранного потенціалу  $V_j(t)$ .

Експерименти показали здатність методу навчання точно встановлювати час одиночних вистрілів на виході нейрону. Однак, оскільки у всіх експериментах бажана постсинаптична послідовність імпульсів складалася щонайбільше з 2-х імпульсів, важко оцінити потенціал, практичну зручність запропонованого методу для навчання на складних послідовностях, що містять десятки імпульсів.

Методи лінійної алгебри.

Карнел (Carnell) та Річардсон (Richardson) запропонували застосувати лінійну алгебру до задачі навчання на імпульсних послідовностях [18].

У ряді дослідів автори продемонстрували, що ітеративний алгоритм здатен апроксимувати цільову часову послідовність імпульсів. Експерименти були проведені з архітектурою мережі Liquid State Machine (LSM) [11,12] та моделлю нейрона Leaky-Integrate-and-Fire (LIF) [11]. Навчався лише один нейрон, який був взятий як вихід мережі. Апроксимована послідовність імпульсів містила 10 імпульсів (створена з секундним інтервалом). У випадках успішного навчання, вхідний вектор  $S^{in}(t)$  генерувався 500 нейронами. Гарна апроксимація  $S^d(t)$  була отримана після 600 ітерацій. Представлені результати показали, що можливість методу виробляти бажані цільові шаблони сильно залежить від кількості та мінливості імпульсів у  $S^{in}(t)$ . Якість апроксимації покращується при збільшенні різниці між імпульсами, що приходять на вхід нейрону, що навчається. Це загальний висновок для всіх LSM систем. Представлений алгоритм [16] є один із усього декількох алгоритмів, що можуть працювати з навчальними послідовностями, які складаються із багатьох імпульсів. Однак, алгоритм оновлює ваги в пакетному режимі і з цієї причини є не підходящим для навчання в режимі реального часу. Для деяких застосувань це може бути недоліком.

Хеббівське навчання з учителем. За так званим Хеббівським методом навчання з учителем (Supervised Hebbian Learning або SHL), процеси контролюються додатковим «навчальним» сигналом, який змушує постсинаптичний нейрон вистрілювати в цільові моменти часу. «Навчальний» сигнал може бути поданий до нейрону в формі синаптичних струмів або як

введені внутрішньоклітинно струми. Руф і Шмідт [19] запропонували перший підхід, подібний до SHL для спайкінгових нейронних мереж. Спочатку вони визначили правило навчання для моносинаптичного збудження. Навчальний процес був заснований на трьох імпульсах (два пресинаптичних та один постсинаптичний), що генеруються протягом кожного циклу навчання. Перший пресинаптичний імпульс в момент часу  $t_1^{in}$  розглядається як вхідний сигнал, тоді як другий пресинаптичний імпульс в час  $t_2^{in}=t^d$  в встановлюється як цільовий час для генерації імпульсу постсинаптичним нейроном.

Інша проблема є загальною для всіх підходів Хебба до навчання з учителем: синапси продовжують змінювати свої параметри навіть коли нейрон генерує імпульс практично точно в бажаний час. Відповідно, стабільне рішення може бути досягнуте лише з використанням додаткових обмежень чи додаткових до оригінального SHL правил навчання. Незважаючи на ці проблеми, представлений підхід доводить великі можливості застосування точної схеми кодування імпульсними послідовностями. Більше того, це перший метод, що дозволяє навчати мережу цільовим перетворенням вхідної послідовності у вихідну.

Було розглянуто відомі методи навчання без учителя та з учителем, що використовуються для спайкінгових нейронних мереж, серед них методи SpikeProp, зворотного розповсюдження, статистичні методи, методи лінійної алгебри, Хеббівське навчання з учителем та визначено їх недоліки.

### **2.3 Розробка методу локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі**

У роботі пропонується для класифікації зашумлених сигналів використовувати спайкінгову нейронну мережу [11,12] - СНМ, тобто мережу, побудовану на спайкінгових нейронах. Для розв'язання цієї задачі не потрібно реалізовувати СНМ апаратно, достатньо створити її комп'ютерну модель.

Схема системи зображена на рис. 2.3, де Д1...Д3 – акустичні давачі (геофони),  $x_1...x_3$  – вхідні сигнали СНМ,  $y_1, y_2$  – вихідні сигнали СНМ.

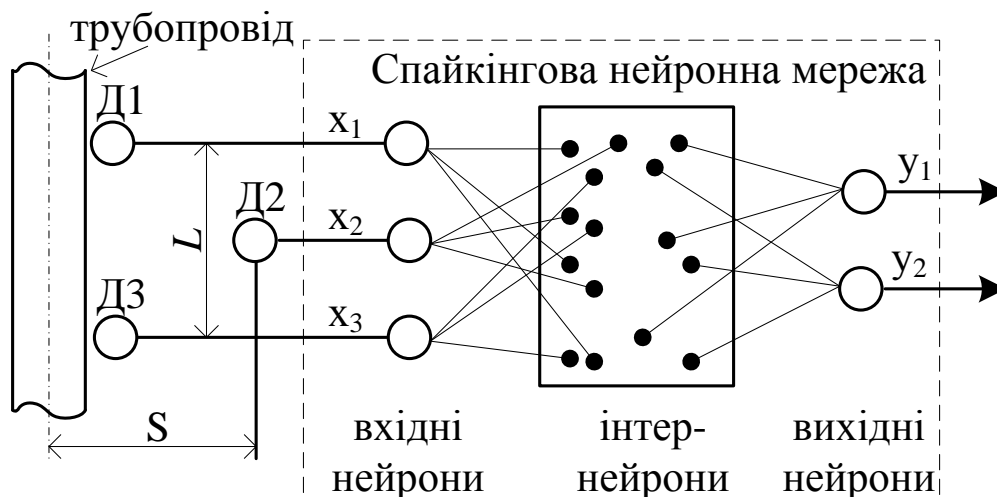


Рисунок 2.3 – Структура системи для локалізації витоків підземних трубопроводів

Як перетворювачі коливань ґрунту в електричний сигнал (Д1...Д3) використовуються акустичні давачі АД-200. Основні параметри давачів: чутливість – 5 В/г, 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 імпульсні послідовності, що обробляються вже в самій мережі. Для контролю проводився запис сигналів за допомогою звукового редактора CoolEdit Pro 2.0, що дозволяє виконувати попередній спектральний аналіз записуваних сигналів.

Система працює таким чином. Давачі встановлюють згідно рис. 2.3. Давачі Д1 і Д3 видають суміш акустичних сигналів від трубопроводу та зовнішніх шумів. Давач 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. Сигнал давача Д2 «віднімається» в процесі 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. 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 спайкінговою 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). 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 спайкінговою нейронною мережею (СНМ) як «наявність 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). Для уточнення місця ушкодження трубопроводу давач Д1 переміщують таким чином, щоб досягти максимального відношення частот імпульсації на виході  $y_2$  до виходу  $y_1$ .

#### **2.4 Структура інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі**

Структура інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі, детально описана у попередніх підпунктах, зображена на рис. 2.4.



Рисунок 2.4 - Структура інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі

Із рис. 2.4 видно, що в основі інформаційної технології лежить класифікація акустичних сигналів, яка виконується спайкінговою нейронною мережею. Для роботи інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі вхідною є інформація у вигляді сигналів з трьох акустичних давачів. Для обробки цих сигналів потрібно спочатку ініціалізувати створення спайкінгової нейронної мережі. Потім здійснюється процес навчання цієї спайкінгової нейронної мережі на основі навчальної вибірки, що формується з еталонних сигналів. Після того як нейронна мережа навчена, її можна використовувати для локалізації витоків підземних



трубопроводів. Для цього на вхід мережі подаються вхідні акустичні сигнали трьох акустичних давачів, які далі перетворюються в імпульсну форму вхідними нейронами спайкінгової нейронної мережі. Далі відбувається процес обробки імпульсних сигналів від вхідних нейронів спайкінговою нейронною мережею і на вихідних нейронах з'являються імпульсні сигнали певної частоти. Тому далі відбувається процес фіксації частоти імпульсних сигналів вихідних нейронів мережі, а потім - процес виведення результату локалізації.

Таким чином, розроблена структура інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі може бути використана для подальшої розробки програмних засобів.

## **2.5 Алгоритм роботи програмної реалізації інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі**

Схема алгоритму роботи програмного забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі наведена на рис. 2.5.

Опис вершин алгоритму у граф-схемі програми локалізації витоків підземних трубопроводів:

Вершина 1 – після запуску програми відбувається введення акустичних сигналів від трьох давачів:

Вершина 2 – Перетворення акустичних сигналів від трьох давачів в імпульсну форму вхідними нейронами спайкінгової нейронної мережі.

Вершина 3 – Блок вибору процедури навчання спайкінгової нейронної мережі чи вона вже навчена.

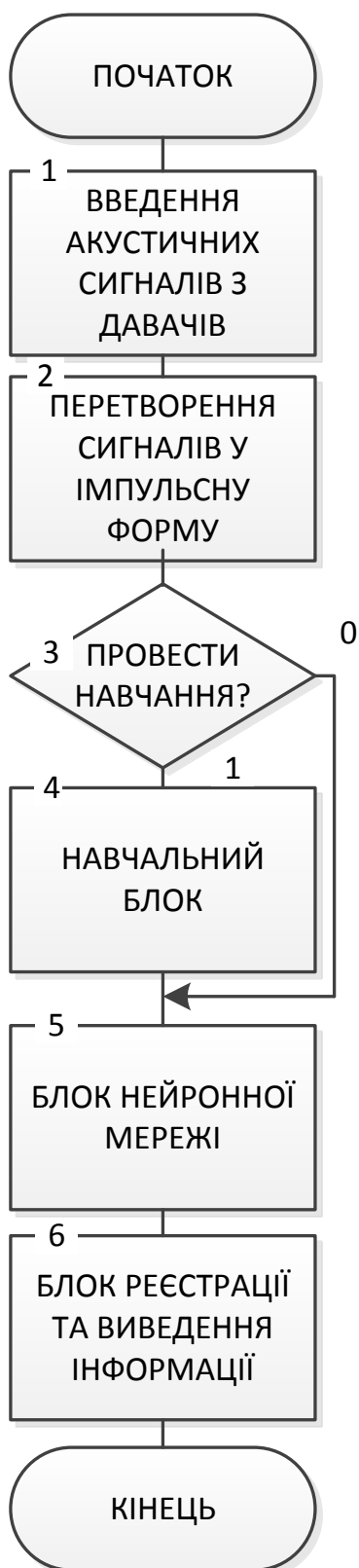


Рисунок 2.5 – Схема алгоритму роботи програми для локалізації місць пошкодження підземних трубопроводів

Вершина 4 – Провести навчання спайкінгової нейронної мережі.

Вершина 5 – Обробка перетворених акустичних сигналів спайкінговою нейронною мережею.

Вершина 6 – Реєстрація частоти двох вихідних нейронів спайкінгової нейронної мережі та виведення результату локалізації місць пошкодження підземних трубопроводів.

Всі кроки наведені згідно до завдання на магістерську роботу. Головною проблемою у виконанні даного завдання є налагодження безперебійної взаємодії між усіма функціями, що забезпечують реалізацію інформаційної технології.

## **2.6 Висновок**

У даному розділі магістерської кваліфікаційної роботи було обґрунтовано вибір типу нейронної мережі, розглянуто архітектуру та математичну модель спайкінгової нейронної мережі, яку було модифіковано для локалізації витоків підземних трубопроводів, розроблено основні етапи, з яких складається процес локалізації витоків підземних трубопроводів. У підсумку було розроблено структуру інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі та розроблено алгоритм роботи програмного забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів.

### **3 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ЛОКАЛІЗАЦІЇ ВИТОКІВ ПІДЗЕМНИХ ТРУБОПРОВІДІВ НА ОСНОВІ СПАЙКІНГОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ**

#### **3.1 Обґрунтування вибору середовища для програмної реалізації інформаційної технології**

У роботі пропонується для класифікації зашумлених сигналів використовувати спайкінгову нейронну мережу [11,12] - СНМ, тобто мережу, побудовану на спайкінгових нейронах. Для розв'язання цієї задачі не потрібно реалізовувати СНМ апаратно, достатньо створити її комп'ютерну модель.

Matlab — це назва продукту для чисельного аналізу та також мова програмування. Пакет Matlab був створений компанією Math Works. Робота сотень вчених і програмістів спрямована на постійне розширення його можливостей і вдосконалення закладених алгоритмів. В даний час Matlab є потужним і універсальним засобом вирішення задач, що виникають в різних областях людської діяльності. MATLAB має більше ніж мільйон користувачів на виробництвах і науковців.

Мова програмування Matlab є високорівневою інтерпретованою мовою програмування, що включає широкий спектр функцій, інтегроване середовище розробки, засновані на матричних структурах даних, об'єктно-орієнтованих можливостях написаних на інших мовах програмування.

Робоче середовище Matlab 9 має зручний інтерфейс для доступу до багатьох допоміжних елементів Matlab.

Для комп'ютерного моделювання СНМ використовувався пакет прикладних програм CSIM: A Neural Circuit SIMulator (Version 1.1) [13]. 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.

В бібліотеці CSIM зібрані всі допоміжні функції та класи, що дозволяють реалізувати як окремий нейрон так і саму спайкінгову нейронну мережу. Також доступними для користування є більшість алгоритмів навчання. Пакет програм отримав визнання серед провідних світових дослідників за гнучкість у використанні та велику надійність.

Перевагами наведених середовищ розробки програмних засобів є зручність інтерфейсу, достатній набір бібліотек та потужність обчислюваних алгоритмів.

### **3.2 Програмна реалізація інформаційної технології локалізації місць пошкодження підземних трубопроводів**

Для комп'ютерного моделювання СНМ використовувався пакет прикладних програм CSIM: A Neural Circuit SIMulator (Version 1.1) [13]. CSIM – це інструмент для моделювання різnorodних СНМ, які побудовано на різноманітних моделях нейронів і синапсів.

В бібліотеці CSIM зібрані функції та класи, що дозволяють реалізувати як окремий нейрон так і саму спайкінгову нейронну мережу. Також доступними для користування є більшість алгоритмів навчання.

Основним компонентом інтелектуальної системи для локалізації місць пошкодження підземних трубопроводів буде спайкінгова нейронна мережа, побудована із LIF-нейронів. Вхідні дані будуть подаватися на 3 вхідних нейрона. Основна частина мережі буде складатися із 175 спайкінгових нейронів. Інформація від основного блоку нейронів буде подаватися на 2 вихідних нейрона. Вихідна інформація буде зніматися з вихідних нейронів, а потім оброблятися за допомогою програмно реалізованого порогового елемента. Оскільки вхідні сигнали є аналоговими, то перед розпізнаванням вони будуть

перетворені у форму імпульсної послідовності за допомогою вхідного аналогового нейрона.

Для моделювання нейронної мережі буде використовуватися клас `neural microcircuit`. Тому, спочатку необхідно ініціалізувати модель:

```
nmc = neural_microcircuit;
```

Спершу потрібно створити основний блок з 175 LIF-нейронів та блок з 2 вихідних нейронів:

```
[nmc,p1] = add(nmc,'Pool','origin',[1 1 1],'size',[5 7 5 ],'type','LifNeuron');
```

```
[nmc,pout] = add(nmc,'Pool','origin',[5 1 1],'size',[1 1 2],'type','LifNeuron');
```

Наступним кроком буде створення 3 вхідних спайкінгових нейронів:

```
[nmc,pin] = add(nmc,'Pool','origin',[0 2 5],'size',[1 1 3 ],...  
                'type','SpikingInputNeuron','frac_EXC',1);
```

Тепер, коли усі потрібні блоки створені, необхідно поєднати їх між собою. Вхідний нейрон поєднується з основним блоком за допомогою статичного імпульсного синапсу:

```
nmc =  
add(nmc,'Conn','dest',p1,'src',pin,'Cscale',0.9,'type','StaticSpikingSynapse',...  
    'rescale',0,'Wscale',0.15,'lambda',Inf);
```

Рекурентні зв'язки всередині основного блоку, а також зв'язки між основним блоком та вихідними нейронами реалізуються за допомогою динамічного спайкінгового синапсу (такий тип синапсу встановлюється за замовчуванням):

```
nmc =  
add(nmc,'Conn','dest',p1,'src',pin,'Cscale',0.9,'type','StaticSpikingSynapse','Wscale',0.15,');  
nmc =  
add(nmc,'Conn','dest',p1,'src',pin,'Cscale',0.9,'type','StaticSpikingSynapse',  
    'Wscale',0.15);
```

Додаткові параметри визначають масштаб загальної з'єднувальної здатності ( $Cscale$ ) та синаптичної ваги ( $Wscale$ ).

Таким чином, маємо змодельовану нейронну мережу з 3 вхідними, 175 основними та 2 вихідними нейронами.

### 3.3 Розробка інструкції користувача

Для роботи з програмою необхідно попередньо встановити та налаштувати систему MATLAB, а також модуль CSIM.

Далі потрібно запустити MATLAB. У поточній папці повинен знаходитись файл `vytoky.m`, що є основним програмним модулем та файл `Startup.m`, у якому встановлюються початкові дані, як показано на рис. 3.1.

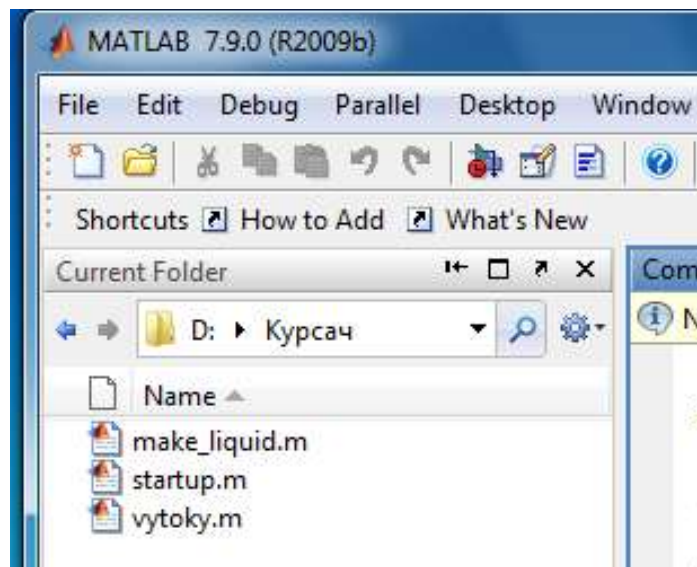
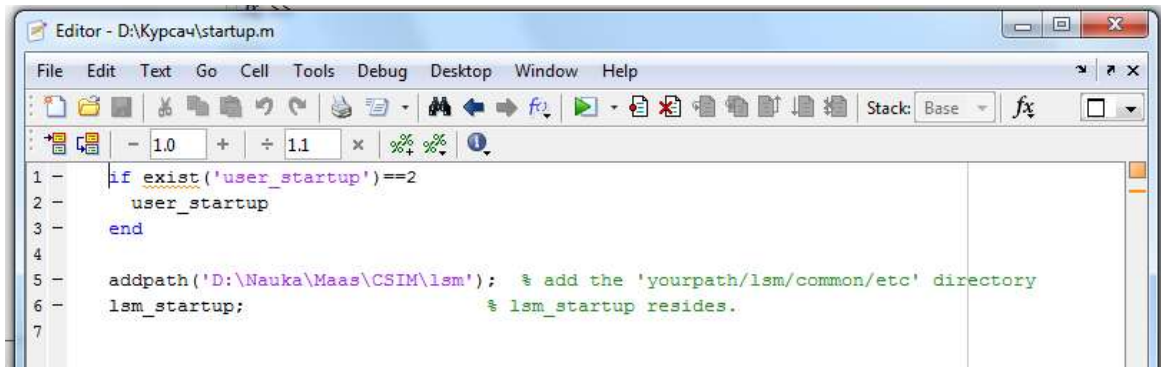


Рисунок 3.1 – Вміст поточної директорії

Далі слід відкрити файл `Startup.m` і прописати шлях до бібліотеки LSM (рис. 3.2).



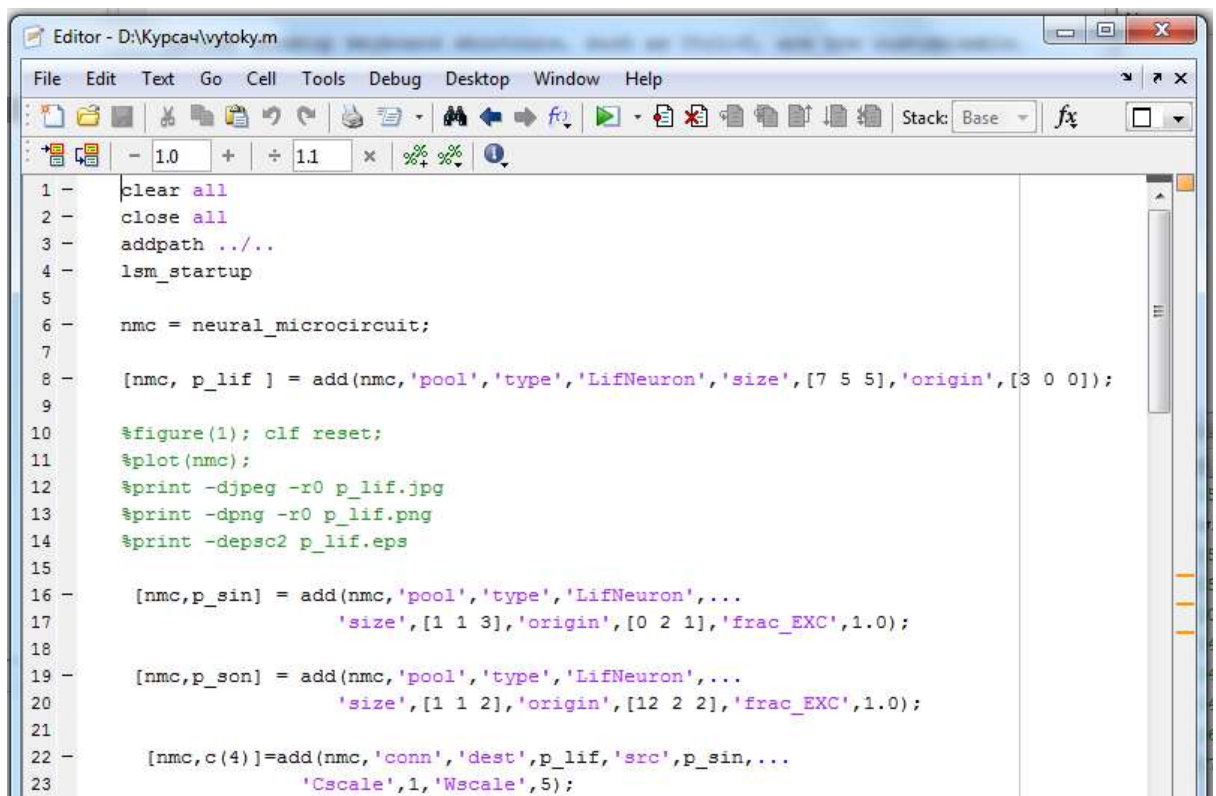
```

1 - if exist('user_startup')==2
2 -     user_startup
3 - end
4
5 - addpath('D:\Nauka\Maas\CSIM\lsm'); % add the 'yourpath/lsm/common/etc' directory
6 - lsm_startup; % lsm_startup resides.
7

```

Рисунок 3.2 – Вказання шляху до директорії LSM

На цьому налаштування закінчене. Наступний крок полягає у запуску основного модуля програми – `vutoku.m`. Після відкриття даного файлу слід натиснути F5 щоб запустити його на виконання. При цьому у командному вікні буде виводитись інформація про виконані дії – створення блоків нейронів, встановлення зв'язків між ними, створення структури запису вихідних імпульсів, а також прохання натиснути будь-яку клавішу для продовження роботи програми (рис. 3.3).



```

1 - clear all
2 - close all
3 - addpath ../../
4 - lsm_startup
5
6 - nmc = neural_microcircuit;
7
8 - [nmc, p_lif ] = add(nmc, 'pool', 'type', 'LifNeuron', 'size', [7 5 5], 'origin', [3 0 0]);
9
10 %figure(1); clf reset;
11 %plot(nmc);
12 %print -djpeg -r0 p_lif.jpg
13 %print -dpng -r0 p_lif.png
14 %print -depsc2 p_lif.eps
15
16 - [nmc, p_sin] = add(nmc, 'pool', 'type', 'LifNeuron', ...
17     'size', [1 1 3], 'origin', [0 2 1], 'frac_EXC', 1.0);
18
19 - [nmc, p_son] = add(nmc, 'pool', 'type', 'LifNeuron', ...
20     'size', [1 1 2], 'origin', [12 2 2], 'frac_EXC', 1.0);
21
22 - [nmc, c(4)] = add(nmc, 'conn', 'dest', p_lif, 'src', p_sin, ...
23     'Cscale', 1, 'Wscale', 5);

```

Рисунок 3.3 – Створення структури нейромережі



Між іншим з'являться окремі вікна, у яких буде зображена структура нейромережі, навчальна вибірка імпульсів та вихідні сигнали нейронної мережі.

Після натиснення клавіші у командному вікні відобразиться процес наступних дій програми – формування навчальної вибірки та тестової вибірки.

Одразу після формування вибірок запуститься процес навчання нейромережі. Командне вікно при цьому містить інформацію про процес. Алгоритм навчання виконується певний час, що може призвести до деякого очікування.

В режимі розпізнавання система зчитує з файлу записані акустичні сигнали з давачів та видає сигнали вихідних нейронів як показано на рис. 3.4.

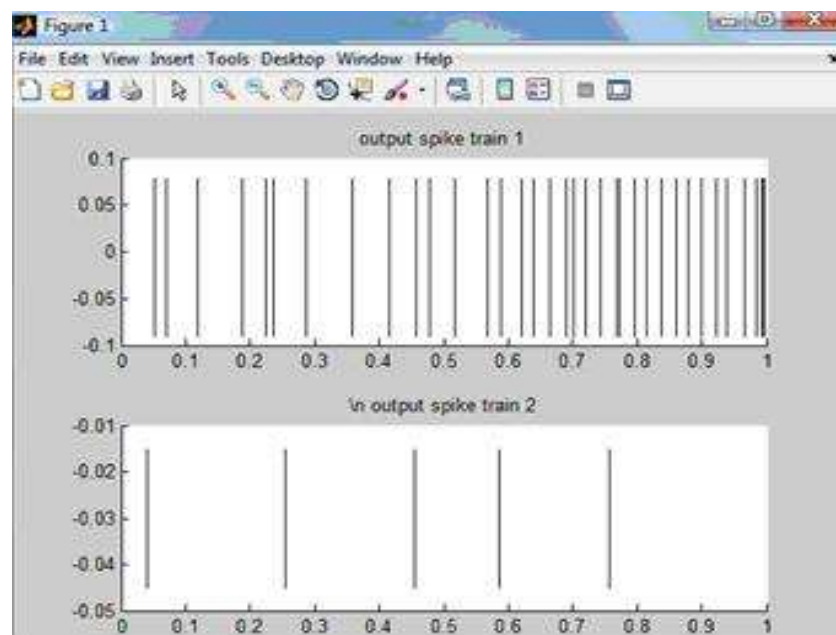


Рисунок 3.4 – Приклад сигналів вихідних нейронів при відсутності витоку

### 3.4 Тестування програмного забезпечення локалізації місць витоків підземних трубопроводів

СНМ, створена в CSIM, зображена на рис.3.5 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 [11,12]: 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.

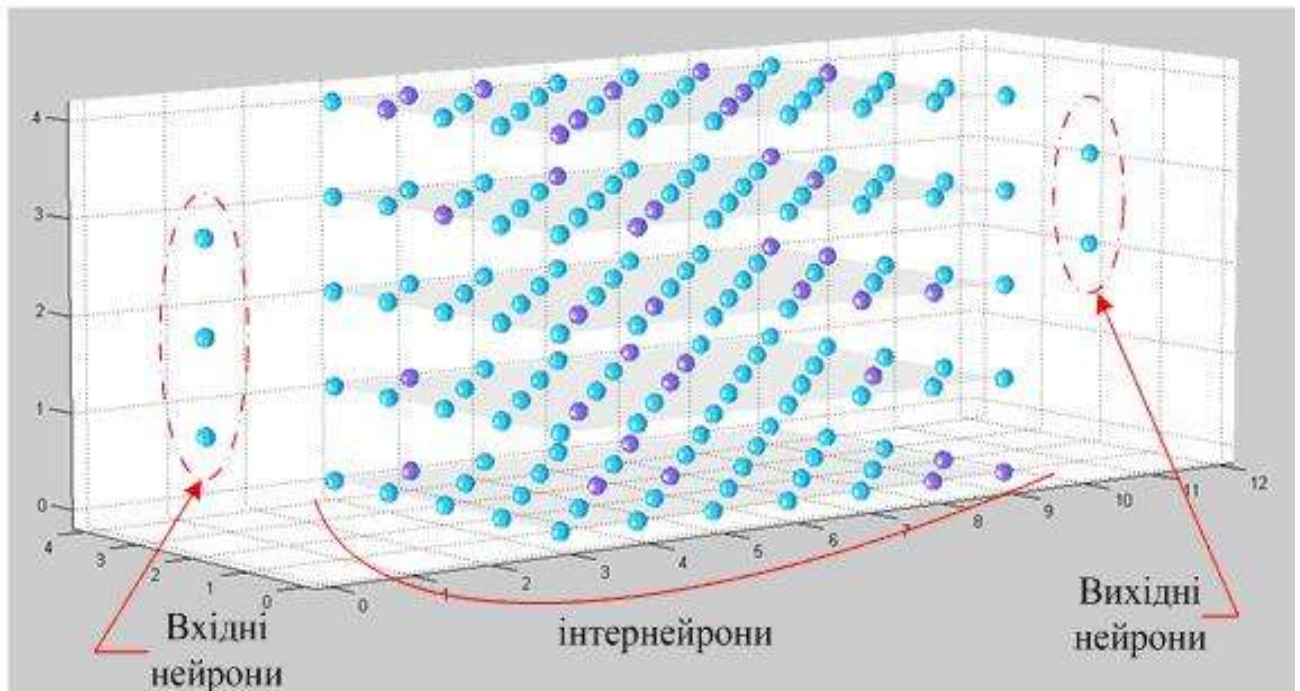


Рисунок 3.5 – Структура спайкінгової нейронної мережі для системи локалізації місць пошкодження підземних трубопроводів: вхідних нейронів – 3, інтернейронів – 175 ( $7 \times 5 \times 5$ ), вихідних нейронів – 2

На рис. 3.6 також наведена модельована спайкінгова нейронна мережа з показаними зв'язками вхідних і вихідних нейронів . Зв'язки інтернейронівне промальовувалися з метою кращого сприйняття рисунка.

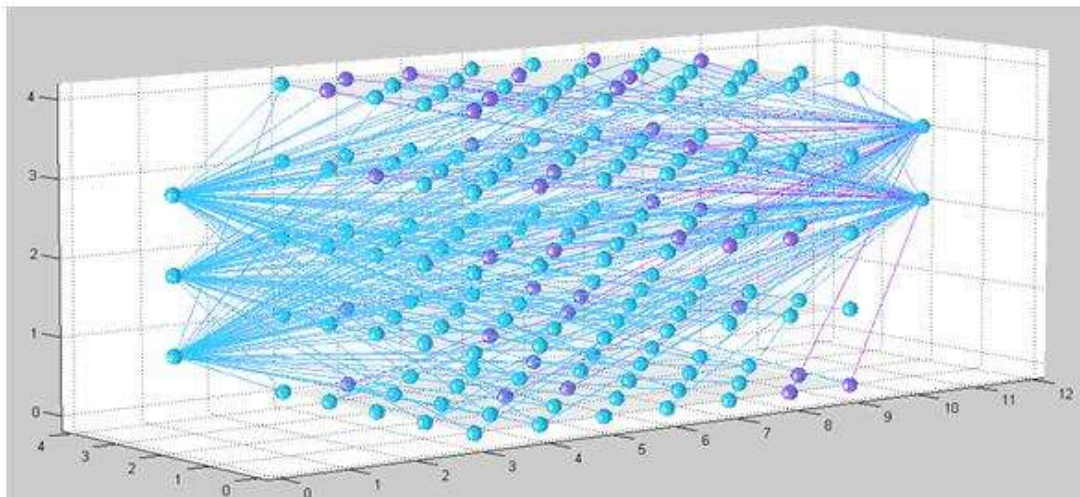


Рисунок 3.6 – Модельована спайкінгова нейронна мережа з показаними зв'язками вхідних і вихідних нейронів)

Навчання спайкінгової нейронної мережі [14] 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 [4]. Величина навчальної вибірки була 2000 прикладів, величина тестової вибірки була 200 прикладів. На тестовій вибірці було отримано достовірність розпізнавання витоків підземних трубопроводів 93,5 %. На рис. 3.7 наведено приклади вихідних сигналів системи локалізації витоків підземних трубопроводів на основі СНМ.

На рис. 3.7а наведено приклад сигналів вихідних нейронів при відсутності витoku під здавачем Д1 – інтенсивна імпульсація спостерігається на виході  $y_1$ , на рис. 3.7б наведено приклад сигналів вихідних нейронів при наявності витoku витoku під здавачем Д1 – інтенсивна імпульсація спостерігається на виході  $y_2$ , витoku (б), на рис. 3.7 в 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. 3.7б.

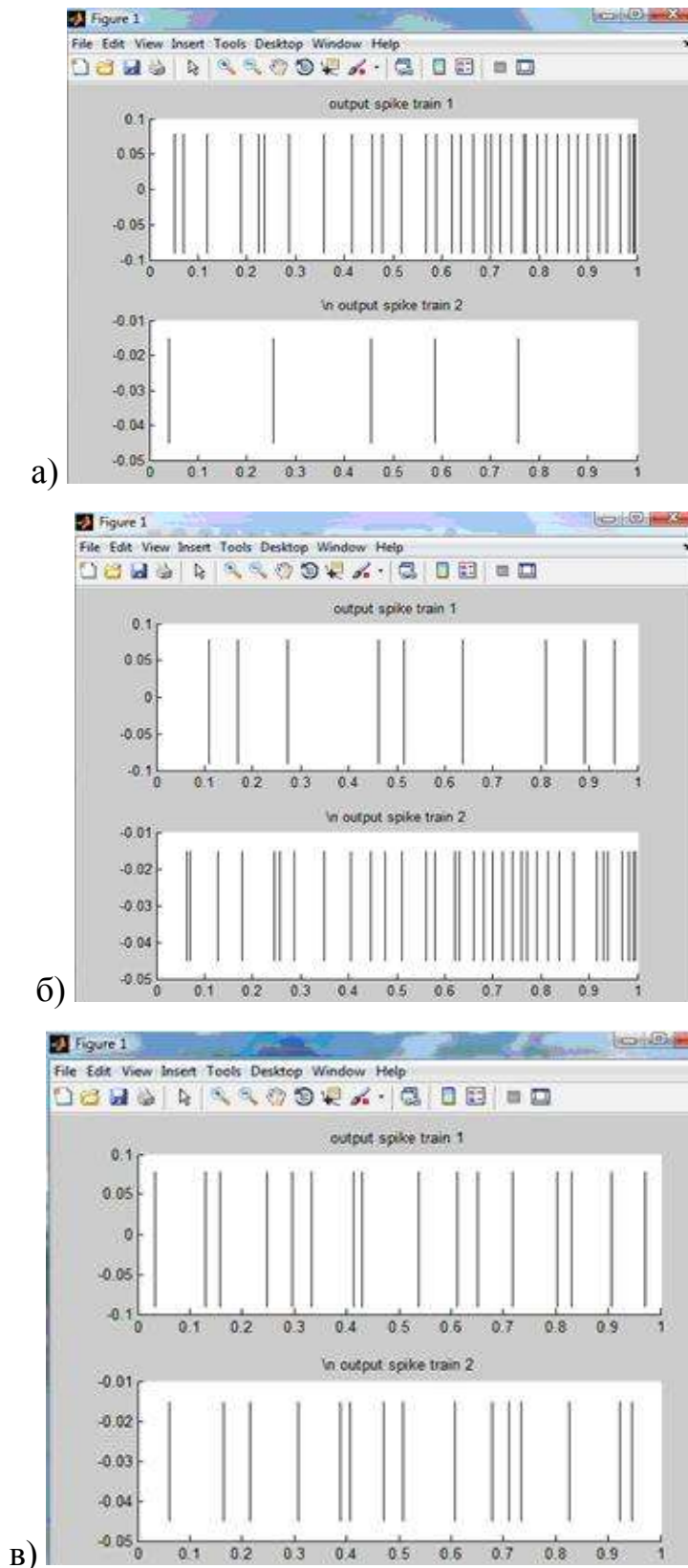


Рисунок 3.7 – Приклади сигналів вихідних нейронів при відсутності витоку (а), наявності витоку (б) і при наявності витоку між давачами Д1 і Д3 (в)

Максимально точно давач Д1 знаходиться над місцем витоків 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 витоків звуковим сигналом.

Завдяки апроксимуючій властивості нейронної мережі, дана система здатна розпізнавати ситуації витоків 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. У подальшій роботі потрібно передбачити донавчання системи на нові типи витоків.

### **3.5 Аналіз результатів роботи програмного забезпечення локалізації місць витоків підземних трубопроводів**

Для оцінки достовірності розпізнавання розробленого програмного забезпечення було здійснено перевірку його роботи при локалізації місць витоків підземних трубопроводів із тестової вибірки об'ємом 200 прикладів (по 100 прикладів при наявності витоків та відсутності витоків). Для кожного прикладу фіксувався факт вірної або невірної локалізації.

Порівняння результатів роботи розробленої програми локалізації витоків підземних трубопроводів з аналогом (системою Enigma [9]) наведено у таблиці 3.1.

Із табл. 3.1 видно, що розроблена програма має вищу на 6% достовірність класифікації тональності речень (93.5%), ніж аналог (87.5%), а значить достовірність локалізації витоків підземних трубопроводів покращена на 6%, тобто мета роботи досягнута.

Таблиця 3.1 – Порівняння результатів роботи програми локалізації витоків підземних трубопроводів з аналогом (системою Enigma)

Характеристика   Засіб	Система Enigma	Розроблена програма локалізації витоків підземних трубопроводів
Достовірність локалізації витоків підземних трубопроводів	87,5%	93,5%

Отже, після проведення порівняння розробленої програми локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі з аналогом, можна сказати, що розроблена програма має переваги у достовірності локалізації.

Інструкцію до користування програмою наведено в додатку А, деякі ілюстрації до програми (у т.ч. скріншоти) наведено в додатку В.

Таким чином, в результаті тестування програмних засобів була доведена правильність функціонування розробленої інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі. Також було доведено досягнення мети магістерської кваліфікаційної роботи – підвищення достовірності локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі.

### 3.6 Висновок

В ході практичної реалізації інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі розглянуто та обґрунтовано переваги та недоліки внутрішньої мови програмування системи Матлаб, розроблено основні компоненти програмного забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів. В результаті було спроектовано власне програмне забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів на основі

спайкінгової нейронної мережі. Програма дозволяє проводити експерименти по локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі при різних параметрах штучної нейронної мережі. Розроблений програмний продукт локалізації витоків підземних трубопроводів порівняно з аналогом має кращу на 6% (93.5% проти 87,5%) достовірність локалізації витоків підземних трубопроводів. Таким чином, мета роботи досягнута – достовірність локалізації витоків підземних трубопроводів підвищена. Розроблена програма повністю відповідає завданню, що підтверджується її тестуванням.

## 4 ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА

### 4.1 Оцінювання комерційного потенціалу розробки

Метою проведення технологічного аудиту є оцінювання комерційного потенціалу розробки. Для проведення технологічного аудиту було залучено 2-х незалежних експертів. Такими експертами будуть к.т.н., проф. каф. КН Месюра В.І. та к.т.н., доц. каф. КН Арсенюк І.Р. (впишіть тут прізвища викладачів, які теоретично виступають експертами в оцінюванні Вашої роботи)

Здійснюємо оцінювання комерційного потенціалу розробки за 12-ма критеріями за 5-ти бальною шкалою.

Результати оцінювання комерційного потенціалу розробки наведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Результати оцінювання комерційного потенціалу розробки

Критерії	Прізвище, ініціали, посада експерта	
	1. Месюра В.І	2. Арсенюк І.Р.
	Бали, виставлені експертами:	
1	4	4
2	3	3
3	3	4
4	4	3
5	3	3
6	4	4
7	3	3
8	4	4
9	3	3
10	4	3
11	3	4
12	3	4
Сума балів	СБ <sub>1</sub> = 42	СБ <sub>2</sub> = 42
Середньоарифметична сума балів $\overline{СБ}$	$\overline{СБ} = \frac{\sum_1^3 СБ_i}{2} = 42$	



Отже, з отриманих даних таблиці 4.1 видно, що нова розробка має високий рівень комерційного потенціалу.

#### 4.2 Прогнозування витрат на виконання науково-дослідної роботи та конструкторсько–технологічної роботи.

Для розробки нового програмного продукту необхідні такі витрати.

Основна заробітна плата для розробників визначається за формулою (4.1):

$$Z_o = \frac{M}{T_p} \cdot t, \quad (4.1)$$

де  $M$ - місячний посадовий оклад конкретного розробника;

$T_p$  - кількість робочих днів у місяці,  $T_p = 21$  день;

$t$  - число днів роботи розробника,  $t = 40$  днів.

Розрахунки заробітних плат для керівника і програміста наведені в таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Розрахунки основної заробітної плати

Працівник	Оклад $M$ , грн.	Оплата за робочий день, грн.	Число днів роботи, $t$	Витрати на оплату праці, грн.
Науковий керівник	5500	261,90	8	2095,2
Інженер-програміст	3500	166,66	40	6666,4
Всього:				8761,6

Розрахуємо додаткову заробітну плату:

$$Здод = 0,1 \cdot 8761,6 = 876,16 \text{ (грн.)}$$

Нарахування на заробітну плату операторів НЗП розраховується як 37,5...40% від суми їхньої основної та додаткової заробітної плати:

$$Нзп = (З_о + З_р) \cdot \frac{\beta}{100}, \quad (4.2)$$

$$Нзп = (8761,6 + 876,16) \cdot \frac{36,3}{100} = 3498,50 \text{ (грн.)}.$$

Розрахунок амортизаційних витрат для програмного забезпечення виконується за такою формулою:

$$A = \frac{Ц \cdot Н_a}{100} \cdot \frac{T}{12}, \quad (4.3)$$

де Ц – балансова вартість обладнання, грн;

Н<sub>a</sub> – річна норма амортизаційних відрахувань % (для програмного забезпечення 25%);

T – Термін використання (T=3 міс.).

Таблиця 4.3 – Розрахунок амортизаційних відрахувань

Найменування програмного забезпечення	Балансова вартість, грн.	Норма амортизації, %	Термін використання, міс.	Величина амортизаційних відрахувань, грн
Персональний комп'ютер	9000	25	3	562,5
Всього:				562,5

Розрахуємо витрати на комплектуючі. Витрати на комплектуючі розрахуємо за формулою:

$$K = \sum_1^n H_i \cdot Ц_i \cdot K_i, \quad (4.4)$$

де n – кількість комплектуючих;

$N_i$  - кількість комплектуючих  $i$ -го виду;

$C_i$  – покупна ціна комплектуючих  $i$ -го виду, грн;

$K_i$  – коефіцієнт транспортних витрат (прийmemo  $K_i = 1,1$ ).

Таблиця 4.4 - Витрати на комплектуючі, що були використані для розробки ПЗ.

Найменування матеріалу	Одиниці виміру	Ціна, грн.	Витрачено	Вартість витрачених матеріалів, грн.
Флешка	шт.	200	1	200
Пачка паперу	уп.	120	1	120
Ручка	шт.	5	1	5
Всього з урахуванням транспортних витрат				357,5

Витрати на силову електроенергію розраховуються за формулою:

$$V_e = V \cdot P \cdot \Phi \cdot K_{\Pi} ; \quad (4.5)$$

де  $V$  – вартість 1кВт-години електроенергії ( $V=1,7$  грн/кВт);

$P$  – установлена потужність комп'ютера ( $P=0,6$ кВт);

$\Phi$  – фактична кількість годин роботи комп'ютера ( $\Phi=175$  год.);

$K_{\Pi}$  – коефіцієнт використання потужності ( $K_{\Pi} < 1$ ,  $K_{\Pi} = 0,9$ ).

$$V_e = 1,7 \cdot 0,6 \cdot 175 \cdot 0,9 = 160,65 \text{ (грн.)}$$

Розрахуємо інші витрати  $V_{ін}$ .

Інші витрати  $I_v$  можна прийняти як (100...300)% від суми основної заробітної плати розробників та робітників, які були виконували дану роботу, тобто:

$$V_{ін} = (1..3) \cdot (z_o + z_p). \quad (4.6)$$

Отже, розрахуємо інші витрати:

$$V_{ін} = 1 \cdot (8761,6 + 876,16) = 9637,76 \text{ (грн.)}$$

Сума всіх попередніх статей витрат дає витрати на виконання даної частини роботи:

$$B = Z_o + Z_d + H_{зп} + A + K + B_e + I_B$$

$$B = 8761,6 + 876,16 + 3498,5 + 562,5 + 357,5 + 160,65 + 9637,76 = 23854,67 \text{ (грн.)}$$

Розрахуємо загальну вартість наукової роботи  $B_{заг}$  за формулою:

$$B_{заг} = \frac{B_{ін}}{\alpha} \quad (4.7)$$

де  $\alpha$  – частка витрат, які безпосередньо здійснює виконавець даного етапу роботи, у відн. одиницях = 1.

$$B_{заг} = \frac{23854,67}{1} = 23854,67$$

Прогнозування загальних витрат  $ZB$  на виконання та впровадження результатів виконаної наукової роботи здійснюється за формулою:

$$ZB = \frac{B_{заг}}{\beta} \quad (4.8)$$

де  $\beta$  – коефіцієнт, який характеризує етап (стадію) виконання даної роботи.

Отже, розрахуємо загальні витрати:

$$ZB = \frac{23854,67}{0,9} = 26505,18 \text{ (грн.)}$$

### **4.3 Прогнозування комерційних ефектів від реалізації результатів розробки.**

Спрогнозуємо отримання прибутку від реалізації результатів нашої розробки. Зростання чистого прибутку можна оцінити у теперішній вартості

грошей. Це забезпечить підприємству (організації) надходження додаткових коштів, які дозволять покращити фінансові результати діяльності .

Оцінка зростання чистого прибутку підприємства від впровадження результатів наукової розробки. У цьому випадку збільшення чистого прибутку підприємства  $\Delta \Pi_i$  для кожного із років, протягом яких очікується отримання позитивних результатів від впровадження розробки, розраховується за формулою:

$$\Delta \Pi_i = \sum_1^n (\Delta \Pi_{\text{я}} \cdot N + \Pi_{\text{я}} \Delta N)_i \quad (4.9)$$

де  $\Delta \Pi_{\text{я}}$  – покращення основного якісного показника від впровадження результатів розробки у даному році;

$N$  – основний кількісний показник, який визначає діяльність підприємства у даному році до впровадження результатів наукової розробки;

$\Delta N$  – покращення основного кількісного показника діяльності підприємства від впровадження результатів розробки;

$\Pi_{\text{я}}$  – основний якісний показник, який визначає діяльність підприємства у даному році після впровадження результатів наукової розробки;

$n$  – кількість років, протягом яких очікується отримання позитивних результатів від впровадження розробки.

В результаті впровадження результатів наукової розробки витрати на виготовлення інформаційної технології зменшаться на 20 грн (що автоматично спричинить збільшення чистого прибутку підприємства на 20 грн), а кількість користувачів, які будуть користуватись збільшиться: протягом першого року – на 180 користувачів, протягом другого року – на 160 користувачів, протягом третього року – 140 користувачів. Реалізація інформаційної технології до впровадження результатів наукової розробки складала 500 користувачів, а прибуток, що отримував розробник до впровадження результатів наукової розробки – 200 грн.

Спрогнозуємо збільшення чистого прибутку від впровадження результатів наукової розробки у кожному році відносно базового.

Отже, збільшення чистого продукту  $\Delta\Pi_1$  протягом першого року складатиме:

$$\Delta\Pi_1 = 20 \cdot 500 + (200 + 20) \cdot 180 = 49600 \text{ грн.}$$

Протягом другого року:

$$\Delta\Pi_2 = 20 \cdot 500 + (200 + 20) \cdot (180 + 160) = 84800 \text{ грн.}$$

Протягом третього року:

$$\Delta\Pi_3 = 20 \cdot 500 + (200 + 20) \cdot (180 + 160 + 140) = 115600 \text{ грн.}$$

#### **4.4 Розрахунок ефективності вкладених інвестицій та період їх окупності**

Визначимо абсолютну і відносну ефективність вкладених інвестором інвестицій та розрахуємо термін окупності.

Абсолютна ефективність  $E_{\text{абс}}$  вкладених інвестицій розраховується за формулою:

$$E_{\text{абс}} = (\text{ПП} - PV), \quad (4.10)$$

де  $\Delta\Pi_i$  – збільшення чистого прибутку у кожному із років, протягом яких виявляються результати виконаної та впровадженої НДДКР, грн;

$t$  – період часу, протягом якого виявляються результати впровадженої НДДКР, 3 роки;

$\tau$  – ставка дисконтування, за яку можна взяти щорічний прогнозований рівень інфляції в країні; для України цей показник знаходиться на рівні 0,1;

$t$  – період часу (в роках) від моменту отримання чистого прибутку до точки 2, 3, 4.

Рисунок, що характеризує рух платежів (інвестицій та додаткових прибутків) буде мати вигляд, рисунок 5.1.

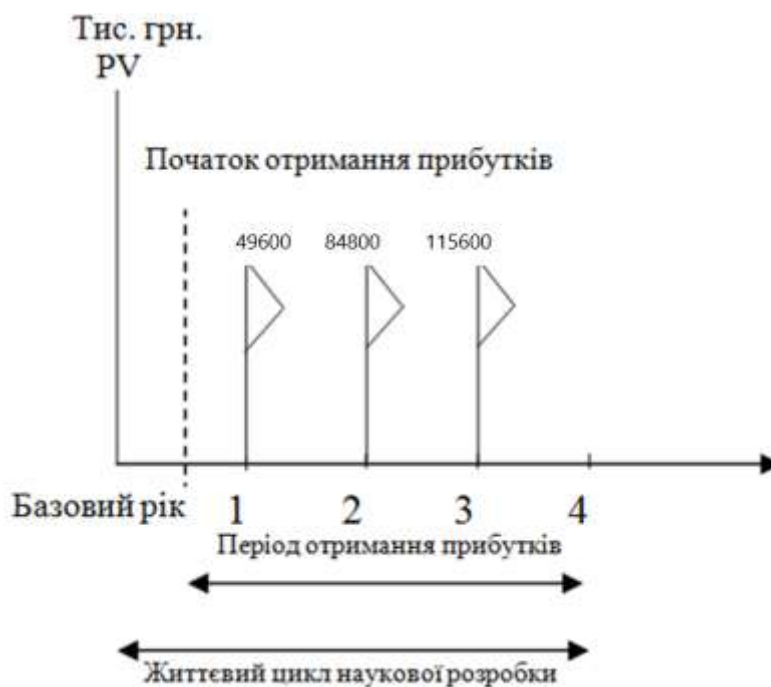


Рисунок 5.1 – Вісь часу з фіксацією платежів, що мають місце під час розробки та впровадження результатів НДДКР

Розрахуємо вартість чистих прибутків за формулою:

$$\text{ПП} = \sum_1^m \frac{\Delta\Pi_i}{(1+\tau)^t} \quad (4.11)$$

де  $\Delta\Pi_i$  – збільшення чистого прибутку у кожному із років, протягом яких виявляються результати виконаної та впровадженої НДДКР, грн;

$\tau$  – період часу, протягом якого виявляються результати впровадженої НДДКР, роки;

$\tau$  – ставка дисконтування, за яку можна взяти щорічний прогнозований рівень інфляції в країні; для України цей показник знаходиться на рівні 0,1;

$t$  – період часу (в роках) від моменту отримання чистого прибутку до точки.

Отже, розрахуємо вартість чистого прибутку:

$$\text{ПП} = \frac{26505,18}{(1+0,1)^0} + \frac{49600}{(1+0,1)^2} + \frac{84800}{(1+0,1)^3} + \frac{115600}{(1+0,1)^4} = 210164,75 \text{ (грн.)}$$

Тоді розрахуємо  $E_{\text{абс}}$ :

$$E_{\text{абс}} = 210164,75 - 26505,18 = 183659,57 \text{ грн.}$$

Оскільки  $E_{abc} > 0$ , то вкладання коштів на виконання та впровадження результатів НДДКР буде доцільним.

Розрахуємо відносну (щорічну) ефективність вкладених в наукову розробку інвестицій  $E_B$  за формулою:

$$E_B = \sqrt[T]{1 + \frac{E_{abc}}{PV}} - 1 \quad (4.12)$$

де  $E_{abc}$  – абсолютна ефективність вкладених інвестицій, грн;

$PV$  – теперішня вартість інвестицій  $PV = 3B$ , грн;

$T_j$  – життєвий цикл наукової розробки, роки.

Тоді будемо мати:

$$E_B = \sqrt[3]{1 + \frac{183659,57}{26505,18}} - 1 = 0,99 \text{ або } 99 \%$$

Далі, розраховану величина  $E_B$  порівнюємо з мінімальною (бар'єрною) ставкою дисконтування  $\tau_{\min}$ , яка визначає ту мінімальну дохідність, нижче за яку інвестиції вкладатися не будуть. У загальному вигляді мінімальна (бар'єрна) ставка дисконтування  $\tau_{\min}$  визначається за формулою:

$$\tau = d + f,$$

де  $d$  – середньозважена ставка за депозитними операціями в комерційних банках; в 2019 році в Україні  $d = 0,2$ ;

$f$  – показник, що характеризує ризикованість вкладень, величина  $f = 0,1$ .

$$\tau = 0,2 + 0,1 = 0,3$$

Оскільки  $E_B = 99\% > \tau_{\min} = 0,3 = 30\%$ , то у інвестор буде зацікавлений вкладати гроші в дану наукову розробку.

Термін окупності вкладених у реалізацію наукового проекту інвестицій  $T_{ок}$  розраховується за формулою:



$$T_{\text{ок}} = \frac{1}{E_B}$$

$$T_{\text{ок}} = \frac{1}{0,99} = 1,01 \text{ року}$$

Обрахувавши термін окупності даної наукової розробки, можна зробити висновок, що фінансування даної наукової розробки буде доцільним.

#### **4.5 Висновок**

В даному розділі було проведено економічне обґрунтування доцільності розробки програми для локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі. Незалежними експертами було здійснено оцінювання комерційного потенціалу розробки, за результатами якого було визначено, що нова розробка має високий рівень комерційного потенціалу, оскільки середньоарифметична сума балів становить 42. Також було виконано прогнозування витрат на виконання розробки, де розраховано основну заробітну плату кожного із розробників, додаткову заробітну плату всіх розробників, нарахування на заробітну плату, амортизацію обладнання, комп'ютерів та приміщень, витрати на допоміжні матеріали, витрати на силову електроенергію тощо. Загальна сума витрат на виконання означених робіт склала 26505,18 грн. Виконано розрахунок ефективності вкладених інвестицій та періоду їх окупності. Було розраховано відносну (щорічну) ефективність вкладених в наукову розробку інвестицій – 99 %, її величина більша за мінімальну (бар'єрну) ставку дисконтування, отже інвестор буде зацікавлений у фінансуванні даної наукової розробки. Проведено розрахунок терміну окупності - 1,01 року. Таким чином, фінансування розробки програми для локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі є економічно доцільним проектом.

## ВИСНОВКИ

В результаті виконання магістерської кваліфікаційної роботи було розв'язано задачу розробки інтелектуальної інформаційної технології та програмного забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгових нейромереж.

У першому розділі магістерської роботи була наведена класифікація існуючих методів вирішення поставленої задачі, були розглянуті основні методи та програмні засоби, які виконують локалізацію витоків підземних трубопроводів та визначені їх недоліки. поставлена проблема недостатньої достовірності сучасного процесу локалізації витоків підземних трубопроводів. Для усунення цих недоліків було запропоновано розробити метод локалізації витоків підземних трубопроводів, заснований на використанні штучних нейронних мереж. На основі даного методу потрібно розробити інформаційну технологію, реалізувати її програмно та перевірити чи будуть задоволені вимоги до програмного засобу та усунуті вказані недоліки. Були проаналізовані аналоги та сформульована постановка задачі локалізації витоків підземних трубопроводів.

У другому розділі магістерської кваліфікаційної роботи було було обґрунтовано вибір типу нейронної мережі, розглянуто архітектуру та математичну модель спайкінгової нейронної мережі, яку було модифіковано для локалізації витоків підземних трубопроводів, розроблено основні етапи, з яких складається процес локалізації витоків підземних трубопроводів. У підсумку було розроблено структуру інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі та розроблено алгоритм роботи програмного забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів

У третьому розділі В ході практичної реалізації інформаційної технології локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі розглянуто та обґрунтовано переваги та недоліки внутрішньої мови

програмування системи Матлаб, розроблено основні компоненти програмного забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів. В результаті було спроектовано власне програмне забезпечення локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі. Програма дозволяє проводити експерименти по локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі при різних параметрах штучної нейронної мережі. Розроблений програмний продукт локалізації витоків підземних трубопроводів порівняно з аналогом має кращу на 6% (93.5% проти 87,5%) достовірність локалізації витоків підземних трубопроводів. Таким чином, мета роботи досягнута – достовірність локалізації витоків підземних трубопроводів підвищена. Розроблена програма повністю відповідає завданню, що підтверджується її тестуванням..

У четвертому розділі було проведено економічне обґрунтування доцільності розробки програми для локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі. Нова розробка має високий рівень комерційного потенціалу, оскільки середньоарифметична сума балів становить 42. Загальна сума витрат на виконання означених робіт склала 26505,18 грн. Виконано розрахунок ефективності вкладених інвестицій та періоду їх окупності. Було розраховано відносну (щорічну) ефективність вкладених в наукову розробку інвестицій – 99 %, її величина більша за мінімальну (бар'єрну) ставку дисконтування, отже інвестор буде зацікавлений у фінансуванні даної наукової розробки. Проведено розрахунок терміну окупності - 1,01 року. Таким чином, фінансування розробки програми для локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі є економічно доцільним проектом.

## ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Бульба Є.О., Колесницький О.К. Інформаційна технологія локалізації витоків підземних трубопроводів на основі спайкінгової нейронної мережі // Матеріали конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи-2020», Вінниця, 2019. [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2020/paper/view/8497>. Дата звернення: Грудень 2019.
2. 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.
3. Хоролич В.М. Математична модель джерела акустичних сигналів в місцях пошкодження трубопроводів / В.Н. Хоролич // Системний аналіз та інформаційні технології. — К., 2003. — С. 119–120.
4. Ясиновский Г.И. Приборы для поиска утечек воды / Г.И. Ясиновский // Энергетик. — 2001. — № 8. — С. 47.
5. 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.
6. 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.
7. Круг П. Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: учебное пособие / П. Г. Круг. — М. : Издательство МЭИ, 2002. — 176 с.
8. Галушкин А. И. Нейрокомпьютеры. Кн. 3: [учебное пособие для вузов] / А. И. Галушкин. — М. : ИПРЖР, 2000. — 528 с.
9. Оборудование » ПОИСК И ДИАГНОСТИКА ПОДЗЕМНЫХ КОММУНИКАЦИЙ » Течеискатели » Enigma. Цифровая система обнаружения

и локализации утечек. [Электронный ресурс]. Режим доступа: [http://www.pergam.com.ua/item\\_40.htm](http://www.pergam.com.ua/item_40.htm) Дата звернення: Грудень 2019.

10.Оборудование » ПОИСК И ДИАГНОСТИКА ПОДЗЕМНЫХ КОММУНИКАЦИЙ » Течеискатели » Eureka 3. Корреляционный течеискатель. [Электронный ресурс]. Режим доступа: [http://www.pergam.com.ua/item\\_41.htm](http://www.pergam.com.ua/item_41.htm) Дата звернення: Грудень 2019.

11.Maass W. Pulsed Neural Networks / W. Maass, C. M. Bishop. — Cambridge : MIT Press, 1999. — 384 p.

12.Maass W. Networks of spiking neurons: the third generation of neural network models / W. Maass // Neural Networks, 1997, №10. — P. 1659-1671. – ISSN 0893-6080.

13.CSIM: A Neural Circuit SIMulator [Электронный ресурс] // The IGI LSM group. – 2008. Режим доступа: <http://www.lsm.tugraz.at/csim/>

14.Moore S.C. Back-Propagation in Spiking Neural Networks [On-line resource] / S.C. Moore // M.Sc. thesis, University of Bath – access mode: <http://www.simonchristianmoore.co.uk>.

15.Bohte S. Spike-prop: Errorbackpropagation in multi-layer networks of spiking neurons / S.Bohte, J.Kok, La Poutré H.// Proc. Euro. Symp. Artificial Neural Networks - ESANN'2000, Bruges, Belgium - P. 419–425.

16.Schrauwen B. Improving Spike-Prop: Enhancements to an Error-Backpropagation Rule for Spiking Neural Networks / B. Schrauwen, J.Van Campenhout // Proc. 15-th ProRISC Workshop - 2005 - Veldhoven, the Netherlands.

17.Thorpe S. J. Spike-based strategies for rapid processing / S. J.Thorpe, A.Delorme, R.VanRullen // Neural Netw. - volume 14 - no. 6–7 - P. 715–726.

18.Pfister J.P. Optimal Hebbian Learning: A Probabilistic Point of View / J.P.Pfister, D.Barber, W.Gerstner // ICANN/ICONIP 2003 - volume 2714, Lecture Notes in Computer Science.— Berlin: Springer, 2003 - P. 92–98.

**1** Sougne J.P. A learning algorithm for synfire chains / J.P. Sougne // Connectionist Models of Learning, Development and Evolution, (R.M. French and J.P. Sougne, Eds.). — London: Springer, 2001 – P. 23–32.

**2** Методичні вказівки до виконання студентами-магістрантами економічної частини магістерських кваліфікаційних робіт / Уклад. В. О. Козловський –  
Вінниця: ВНТУ, 2012. – 22 с.