

Міністерство освіти і науки України

**ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ
АВТОМОБІЛЬНО-ДОРОЖНІЙ УНІВЕРСИТЕТ**

Коваль О. А., Богатов О. І., Петрукович Д. В., Коваль А. О.

НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ МЕТОДИ ВИМІРЮВАНЬ

Харків
ХНАДУ
2019

УДК 681.2.088

Рецензенти:

О. П. Кондратенко, д.т.н. професор кафедри
Національної Академії національної гвардії України

С. І. Шматков, д.т.н, професор, зав. каф. теоретичної та
прикладної системотехніки Харківського національного
університету
ім. В. Н. Каразіна

Розглянуті проблеми інтелектуалізації багатofакторних вимірювань в просторово розподілених вимірювальних системах. Проаналізовано особливості використання нейромережевих вимірювальних алгоритмів в просторово розподілених вимірювальних системах.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	5
ПЕРЕДМОВА.....	6
1 ПРОСТОРОВО РОЗПОДІЛЕНІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ВИМІРЮВАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ.....	10
1.1 Методи корекції динамічних похибок при багатопараметричних вимірюваннях.....	11
2 ОЦІНКА ДИНАМІЧНИХ ПОХИБОК БАГАТОФАКТОРНИХ ВИМІРЮВАНЬ ПАРАМЕТРІВ ПРОСТОРОВО РОЗПОДІЛЕНИХ ОБ'ЄКТІВ.....	23
2.1 Результати досліджень вихідного сигналу вимірювального каналу тиску на стаціонарність.....	24
3 БАГАТОФАКТОРНІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ВИМІРЮВАЛЬНІ АЛГОРИТМИ.....	33
3.1 Методи визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів тиску.....	38
3.1.1 Метод визначення постійної часу вимірювального каналу тиску на основі розв'язання оберненої задачі вимірювань.....	39
3.1.2 Аналіз перехідної характеристики вимірювальної лінії.....	43
3.1.3 Модель вимірювального каналу тиску.....	46
3.2 Визначення динамічних характеристик вимірювального каналу тиску з використанням методу внутрішнього контролю.....	56
3.2.1 Розробка базової моделі вимірювального каналу тиску.....	58

3.3 Метод визначення динамічних характеристик на основі нейромережевої моделі вимірювального каналу тиску.....	72
3.3.1 Нейромережева модель вимірювального каналу тиску.....	75
3.3.2 Обґрунтування еквівалентності схеми навчання моделі вимірювального каналу тиску в динамічному режимі схеми навчання в статичному режимі.....	80
3.3.3 Критерій і схема навчання нейромережевої моделі вимірювального каналу тиску.....	83
3.3.4 Формування послідовностей для навчання нейромережевої моделі вимірювального каналу тиску...	87
3.3.5 Результати математичного моделювання.....	92
3.4 Інверсна нейромережева модель вимірювального каналу тиску.....	100
3.4.1 Критерій зупинки навчання нейронної мережі.....	104
3.5 Обґрунтування вимог до точності вдосконалених методів визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів тиску.....	120
4. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ПРОСТОРОВО РОЗПОДІЛЕНА ВИМІРЮВАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ТЕХНІЧНО СКЛАДНИХ ОБ'ЄКТІВ.....	128
ВИСНОВКИ.....	132
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	134

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

ВІС	Вимірювальна інформаційна система
ІВІС	Інтелектуальна вимірювальна інформаційна система
ВКТ	Вимірювальний канал тиску
ТСО	Технічно складний об'єкт
МХ	Метрологічні характеристики
ДХ	Динамічна характеристика
ПФ	Перехідна функція
ПХ	Перехідна характеристика
ЕОМ	Електронно-обчислювальна машина
ЗВТ	Засоби вимірювальної техніки
НМ	Нейронна мережа
РЙА	Розподіл ймовірностей амплітуд
САУ	Система автоматичного управління
СКВ	Середньоквадратичне відхилення
СЦП	Спектральна щільність потужності
ТУ	Технічні умови
ФП	Функція перетворення
ФЧХ	Фазо-частотна характеристика
ЦФ	Цифровий фільтр

ПЕРЕДМОВА

Сьогодні все більше поширення набуває промисловий інтернет - технічна мережа, що об'єднує різноманітні датчики і системи промислового обладнання та дозволяє їм обмінюватися даними. Технічно до цієї мережі може бути підключено будь-яке обладнання: від промислової морозильної установки до бортових систем транспортних літаків. Компанія General Electric вже з 2015 року активно використовує хмарний аналітичний сервіс Predix. Він дозволяє обробляти і аналізувати величезні обсяги вимірних даних, що передаються вимірювальними інформаційними системами та каналами різноманітного призначення. Такий аналіз дозволяє визначити найбільш значущі зовнішні та внутрішні впливові фактори і оптимізувати роботу обладнання, виявляти збої і прогнозувати вихід тих чи інших систем з ладу. В основу побудови подібних систем покладено принципи функціонування інтелектуальних вимірювальних інформаційних системи.

Інтелектуальні вимірювальні інформаційні системи – вимірювальні інформаційні системи, які здатні змінювати як свою структуру так і алгоритми вимірювань відповідно до мінливих умов функціонування і поведінки об'єкта вимірювань. Їх можна індивідуально програмувати на виконання специфічних завдань, використовуючи програмувальний термінал (програматор) для введення параметрів конфігурування. Подібні системи мають засоби представлення аналізованої інформації: дисплей для

візуалізації мнемонічних символів команд, цифрові індикатори, що представляють операторові необхідну інформацію, і клавіатуру для зміни видів роботи.

Інтелектуальні вимірювальні системи здатні виконувати всі функції вимірювання та контролю в реальному масштабі часу. Це дозволяє здійснювати функції вимірювання і контролю «високого рівня» без використання великих комп'ютерів. При автономному функціонуванні така ВІС забезпечує безперервні виміри й контроль заданих параметрів, збір даних і обробку сигналів. Інтелектуальні вимірювальні системи мають істотні переваги перед традиційними, а саме:

- висока швидкодія контурів управління процесами вимірювання, а також високу швидкість збору даних;

- універсальність - стандартні інтерфейси забезпечують просте підключення до будь-яких систем і обладнання;

- високу надійність на кожному системному рівні - застосування універсальних методів забезпечує безвідмовну роботу;

- взаємозамінність; оскільки інтелектуальні системи - стандартні пристрої, індивідуально програмуванні в розрахунку на їхні специфічні функції, то кожне з них може бути замінене іншим пристроєм того ж функціонального призначення; кожну систему можна розглядати як резервну для будь-якого типу систем того ж класу, що зменшує число додаткових резервних засобів вимірювання, контролю, управління й регулювання та зводить до мінімуму аварійний період у малоймовірному випадку виходу з

ладу якого- небудь елемента.

Принципи побудови й структури інтелектуальних ВІС інтегрують у собі всі кращі сторони традиційних вимірювальних систем, але більш насичені мікропроцесорною й комп'ютерною технікою. Інтелектуальні вимірювальні системи дозволяють створити алгоритми вимірювань, які враховують робочу, допоміжну й проміжну інформацію про властивості об'єкта вимірювань і умови вимірювань. Володіючи здатністю до перенастроювання й перепрограмуванню відповідно до мінливих умов функціонування, інтелектуальні алгоритми дозволяють підвищити швидкодію й метрологічний рівень вимірювань.

Протягом 2017-2018рр. і по цей час базові положення роботи використовуються під час викладання вимірювальних інформаційних технологій в Харківському національному автомобільно-дорожньому університеті. За матеріалами досліджень опубліковано 4 наукові статті.

ЗАГАЛЬНІ ВІДОМОСТІ ПРО НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ВИМІРЮВАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Штучна нейронна мережа (ШНМ) – це математична модель, що представляє собою систему з'єднаних і взаємодіючих між собою нейронів. ШНМ успішно використовується в наступних областях:

- розпізнавання символів тексту та інших об'єктів;
- розпізнавання мови;
- управління рухом транспортного засобу і т. д.;
- класифікація ситуацій;
- кластеризація (категоризація) – «класифікація без вчителя»;
- прогнозування;
- апроксимація;
- прийняття рішень.

Нейронні мережі не програмуються у звичному розумінні цього слова, вони навчаються. Можливість навчання – одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами.

Розробникам рішення на основі нейронної мережі потрібно:

1. Вибрати відповідну модель мережі, визначити топологію мережі (число елементів і їх зв'язку).
2. Вказати параметри навчання.

На першому етапі слід вибрати наступне:

- які нейрони ми хочемо використовувати (число входів, передатні функції);
- яким чином слід з'єднати їх між собою;
- що взяти в якості входів і виходів нейронної мережі.

Найбільш популярні і вивчені архітектури – це багатошаровий перцептрон, нейронна мережа із загальною регресією, нейронні мережі Кохонена, мережа Ворда, мережа Хопфільда та інші.

На другому етапі нам слід "навчити" обрану нейронну мережу, тобто підібрати такі значення її вагових коефіцієнтів, щоб вона працювала потрібним чином. Ненавчена нейронна мережа подібна дитині – її можна навчити чому завгодно. У використовуваних на практиці нейронних мережах кількість ваг може становити кілька десятків тисяч, тому навчання – дійсно складний процес. Для багатьох архітектур розроблені спеціальні алгоритми навчання, які дозволяють настроїти ваги нейронної мережі певним чином. Найбільш популярний з цих алгоритмів – метод зворотного поширення помилки (Error Back Propagation), використовуваний, наприклад, для навчання перцептрона.

НЕЙРОМЕРЕЖЕВА СИСТЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ СТАЦІОНАРНИХ ВИМІРЮВАНИХ СИГНАЛІВ

Основний підхід для вирішення важко формалізованих завдань базується на застосуванні множини нейромережових експертів –

сукупності нейронних мереж різної архітектури з механізмом об'єднання рішень (асоціативна машина).

Виходячи з цього розроблено загальна структурна схема нейромережевої системи ідентифікації безпечного стану нерухомих об'єктів (рис. 1.).

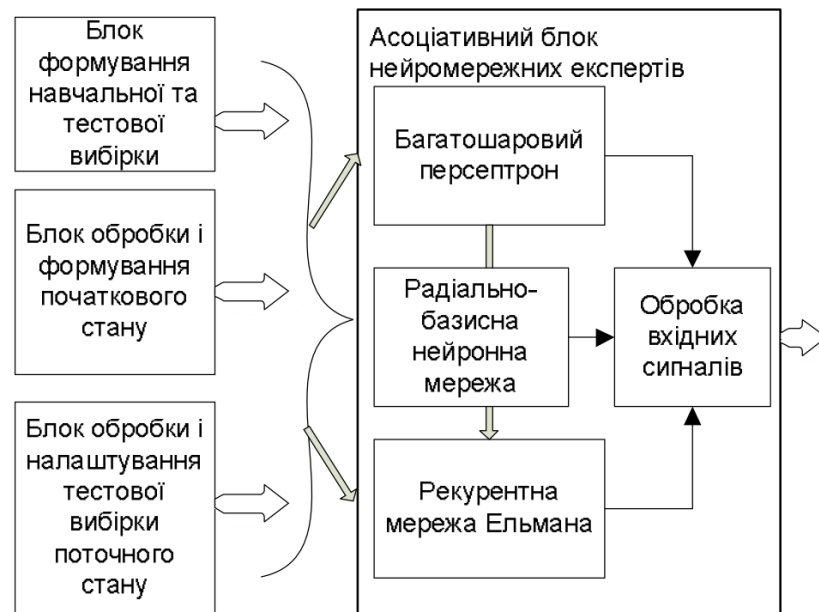


Рисунок 1 - Структурна схема нейромережевої системи ідентифікації стаціонарних вимірюваних сигналів

Удосконалення алгоритмів навчання експертів. При вирішенні складних завдань може виникнути ситуація, коли спроби отримати прийнятне рішення навіть при використанні різних алгоритмів, що паралельно вирішують одну задачу, не дають результатів. У цьому випадку об'єднання декількох алгоритмів в композицію дозволяє знайти рішення поставленого завдання. При вирішенні завдань за допомогою нейромережевих методів, побудованих на застосуванні множини нейронних мереж

ансамблів, вхідні дані обробляються за допомогою декількох нейронних мереж.

У статті багатошаровий персептрон об'єднується в ансамбль нейронних мереж спільно з радіальнобазисною нейронною мережею і рекуррентною мережею Ельмана. Навчання кожної нейронної мережі проводилося з застосуванням градієнтних методів із застосуванням комбінованих евристик. Удосконалені алгоритми навчання багатошарового персептрона, радіально базисної мережі і рекуррентної мережі Ельмана представлені на рис. 2 – 4 відповідно.

Перед виконанням процедури навчання всіх нейромережових експертів необхідно спроектувати їх архітектуру, тобто здійснити правильний вибір кількості шарів і елементів в кожному шарі. Кількість нейронів у вхідному і вихідному шарах всіх нейромережових експертів визначається умовами розв'язуваної задачі. Число прихованих шарів необхідно вибрати в залежності від того, наскільки складну залежність мережа повинна відтворити. Для експерта, який представлений багатошаровим персептроном, ґрунтуючись на складності розв'язуваної задачі, було вибрано три приховані прошарки.

У радіально-базисної нейронної мережі, як і в стандартній моделі, був застосований лише один прихований шар, що складається з радіально-базисних нейронів. У рекуррентної мережі Ельмана був використаний тільки один шар прихованих нейронів. Після визначення кількості шарів необхідно правильно обрати кількість нейронів в прихованих шарах, число яких безпосередньо

не визначається вихідними даними розв'язуваної задачі. Метод спрощення структури мережі в даній роботі застосовувати недоцільно, тому що мережі функціонують в складі комітету.

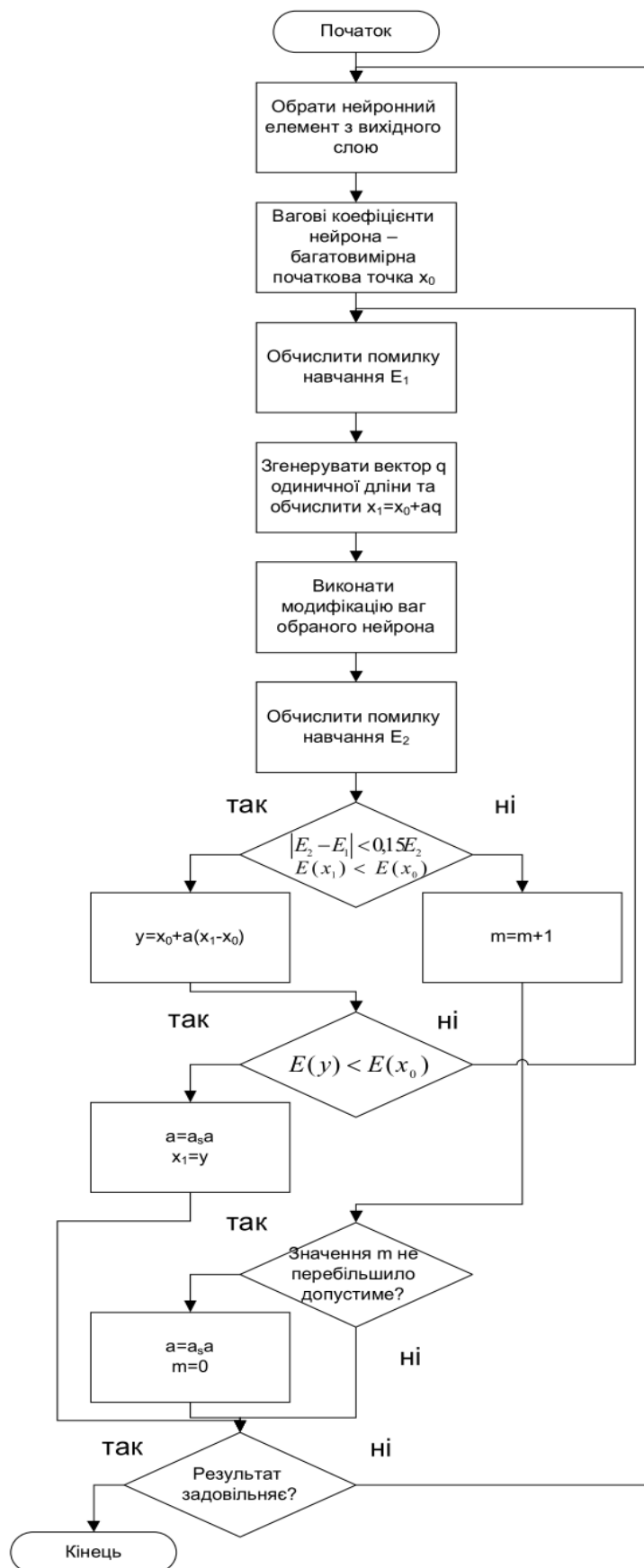


Рисунок 2 - Алгоритм навчання із застосуванням евристичної процедури для багатошарового персептрона

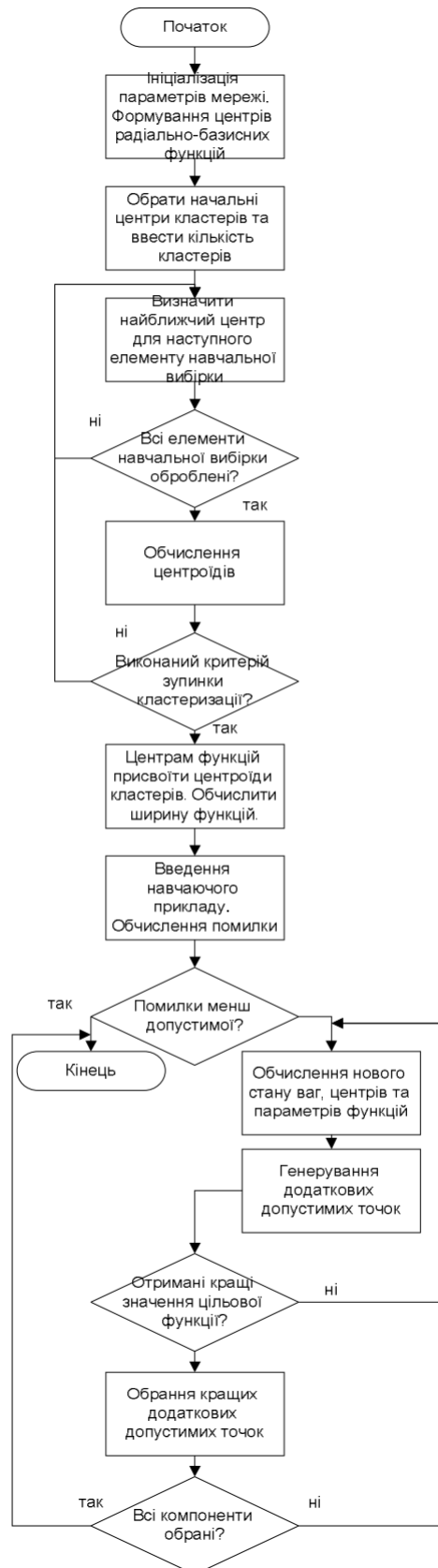


Рисунок 3 - Алгоритм навчання із застосуванням евристичної процедури для радіально-базисної функції

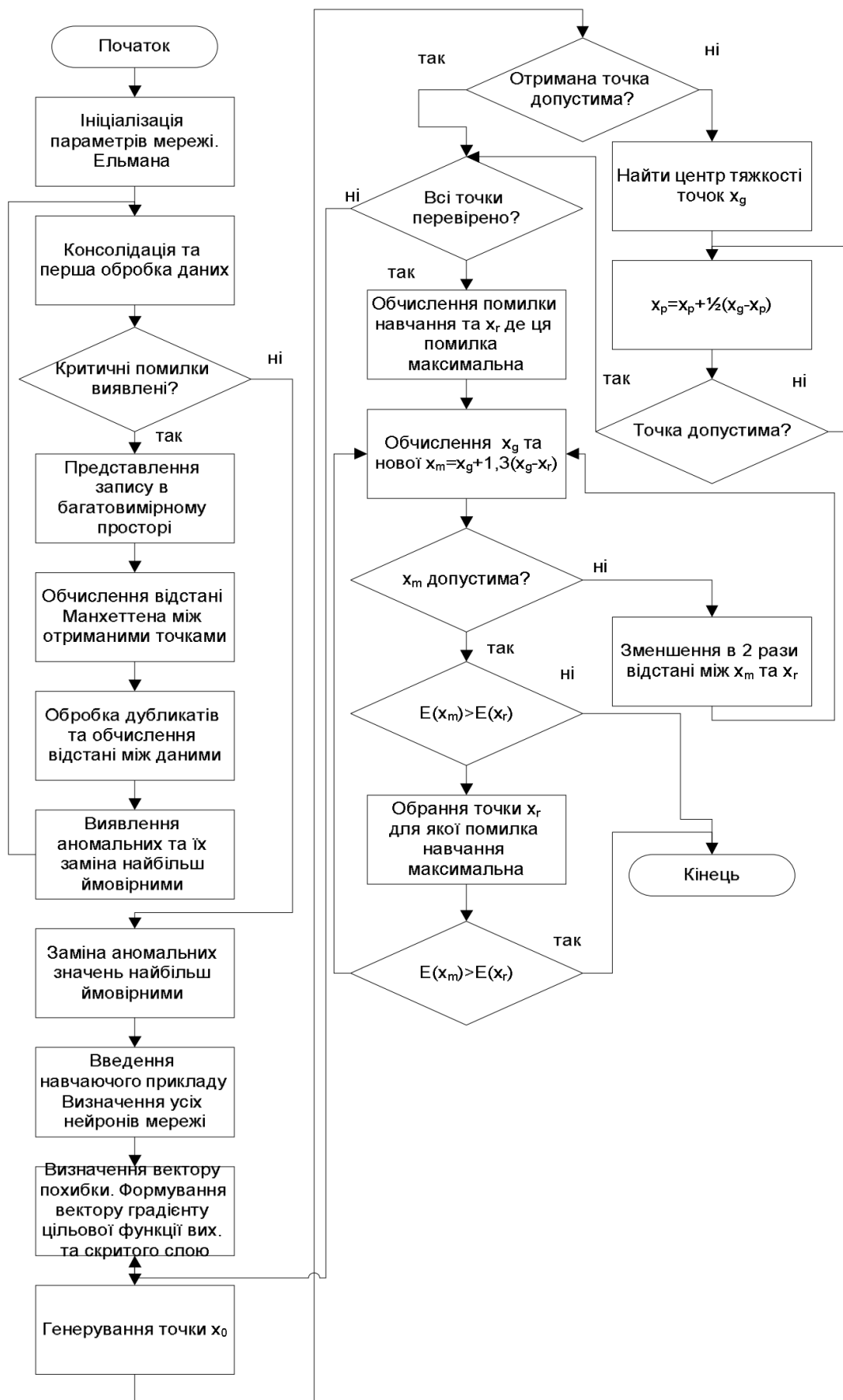


Рисунок 4 - Алгоритм навчання для нейронної мережі Ельмана

Ініціалізація обчислювальних нейронних структур, що володіють ресурсами, котрі значно перевищують потреби обчислювальної задачі, призводить до ускладнення експериментів.

Для вирішення даної проблеми, кожен нейромережевий експерт на початковому етапі роботи всієї асоціативної машини має мінімальну кількість нейронів в прихованих шарах (для багат шарового персептрона початкове число нейронів в прихованих шарах - 5, для радіально-базисної мережі визначалося процедурою кластеризації методом k-середніх, для нейронної мережі Ельмана – 4 нейрона).

Після попереднього визначення архітектури всіх мереж, виконувалось поступове додавання нейронів в приховані шари мережі до досягнення необхідної мінімально середньоквадратичної помилки навчання.

Визначивши топологію нейронних мереж, застосовують методи навчання. Алгоритми навчання мереж, засновані на градієнтному підході, застосовуються до тих пір, поки різниця помилок навчання для двох сусідніх ітерацій була більше деякого порога, якщо величина зміни помилки опускалася нижче заданого порогу, то застосовувалася евристика. Можливість використання евристики зменшувалася у міру розвитку процесу навчання мережі, щоб на початковому етапі навчання перешкоджатиме потраплянню в локальний мінімум і дати можливість більш детального налаштування параметрів мережі на завершальних етапах.

ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМІВ НАВЧАННЯ ВИМІРЮВАЛЬНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Розглядаються три групи алгоритмів навчання нейронних мереж: алгоритми генетичної селекції, алгоритми градієнтного спуску, алгоритм зворотного розповсюдження помилки.

Алгоритм генетичної селекції

Генетичні алгоритми навчання штучних нейронних мереж базуються на теоретичних досягненнях синтетичної теорії еволюції, яка враховує мікробіологічні механізми спадкування ознак у природних і штучних популяціях організмів, а також на накопиченому людському досвіді в селекції тварин і рослин. При цьому механізмами зміни визначених ознак виступають схрещування (гібридизація) та мутації.

Методологічна основа генетичних алгоритмів ґрунтується на гіпотезі селекції, яка в самому загальному вигляді може бути сформульована таким чином: чим вища пристосованість особини, тим вища імовірність того, що в потомстві, отриманому з її участю, ознаки, які визначають пристосованість, будуть виражені ще більше.

Оскільки генетичні алгоритми мають справу з популяціями постійної чисельності, тут особливої актуальності нарівні з селекцією у батьків набуває відбір на знищення. Найчастіше особини, які володіють низькою пристосованістю, не тільки не

беруть участі у генерації нового покоління, а й вилучаються з популяції на черговому дискретному кроці еволюції.

Вхідні дані подаються у вигляді вектора. Координати векторів несуть змістовну «генетичну» інформацію. Подібно до того, як у природі схрещування організмів здійснюється на генетичному рівні, у процедурі оптимізації координати нових спробних точок отримуються як результат маніпулювання координатами старих. Відмінною рисою генетичного алгоритму від інших методів навчання штучних нейронних мереж є те, що він дозволяє відшукати глобальний мінімум похибки при налаштуванні ваг, хоча з малою точністю.

У загальному випадку генетичний алгоритм відрізняється від інших чисельних методів оптимізації тим, що запозичає з біології:

- понятійний апарат;
- ідею колективного пошуку екстремуму за допомогою популяції особин;
- способи подання генетичної інформації;
- способи передачі генетичної інформації в черзі поколінь (генетичні оператори);
- ідею про переважність розмноження найбільш пристосованих особин.

Вектор вхідних і вихідних ваг нейронної мережі

$W = (W_{inp}, W_{mid}^j, W_{out})$, де W_{inp} - вектор вхідних ваг нейронної мережі; W_{mid}^j - вектор ваг між j -м і $(j+1)$ -м прихованими шарами нейронної мережі (для багатошарової нейронної мережі);

$j = \overline{1 \dots k-1}$, де k – число прихованих шарів; W_{out} – вектор вихідних ваг нейронної мережі. Розмірність W дорівнює

$$(N+1) \cdot J_1 + J_1 \cdot J_2 + \dots + J_{k-1} \cdot J_k + J_k \cdot J \cdot M ,$$

де N – число входів НМ;

J_j – число нейронів j -го прихованого шару;

M – число виходів НМ.

Навчання нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму – ітеративний процес відшукування такого набору ваг нейронної мережі за допомогою випадкової зміни компонентів, яка б задовольняла заданий критерій навчання.

За критерій навчання візьмемо суму квадратів відхилень, отриманих за моделлю виходів і бажаних виходах.

$$e(W) = \frac{1}{2} \cdot \|d - y(W)\|^2 = \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^M (d_k - y_k(W))^2 .$$

Процес навчання припиняється при досягненні критерієм заданого порогу для будь-якого з шуканого набору ваг. На практиці точність налаштування ваг за допомогою генетичного алгоритму невисока й задана точність (порядку 0,001 чи вище) не досягається. Тому процес навчання припиняється після закінчення заданої кількості кроків еволюції. Кращий набір ваг на цей момент є шуканим.

У роботі величина навчальної послідовності визначається при побудові моделі вхідних даних для кожної прогнозованої точки. Генетичний алгоритм призначений для навчання нейронної мережі шляхом налаштування її вхідних і вихідних ваг. У результати навчання виходи нейронної мережі повинні збігатися з бажаними виходами (реальними даними) із заданим ступенем вірогідності (критерій навчання). Процедуру навчання ШНМ за допомогою ГА можна зобразити на блок-схемі наступним чином:

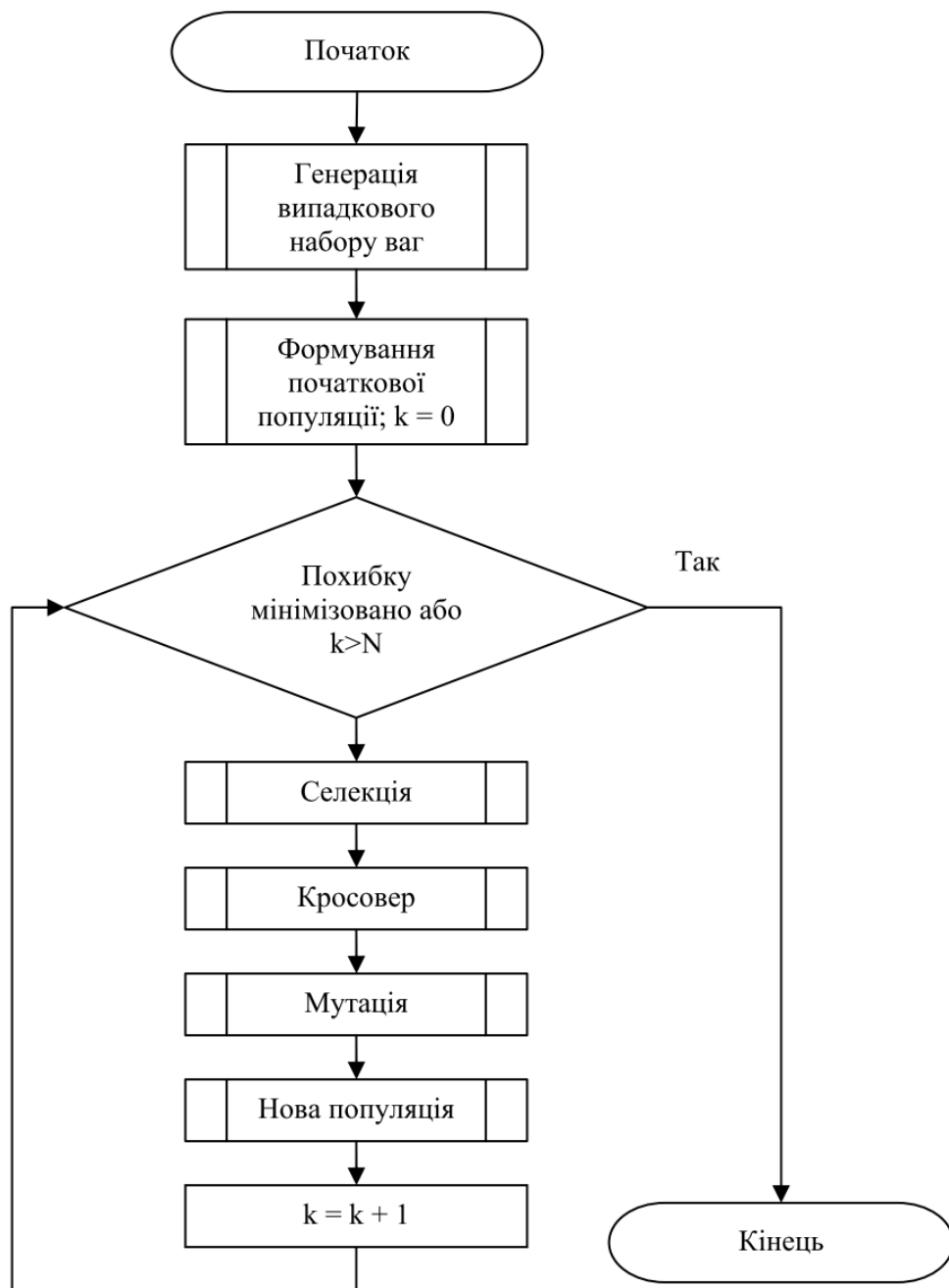


Рисунок 5- Блок-схема навчального алгоритму генетичної селекції

Алгоритми з використанням методів градієнтного спуску

Задачу навчання мережі у випадку застосування градієнтних алгоритмів розглядають як задачу мінімізації апріорно

визначеної цільової функції $\xi(w)$. Градієнтні методи зв'язані з розкладанням цільової функції $\xi(w)$ в ряд Тейлора в найближчому околі точки наявного рішення w . У випадку цільової функції від багатьох змінних $\left(w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T\right)$ таке представлення пов'язується з околom раніше визначеної точки (при старті алгоритму – це вихідна точка w_0) в напрямку x . Подібне розкладання описується універсальною формулою виду:

$$\xi(w+x) = \xi(w) + [p(w)]^T \cdot x + \frac{1}{2} \cdot x^T \cdot H(w) \cdot x + \dots,$$

де $p(w) = \nabla \cdot \xi = \left[\frac{\partial \xi}{\partial w_1}, \frac{\partial \xi}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial \xi}{\partial w_n} \right]^T$ – це вектор градієнта, а симетрична квадратна матриця

$$H(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \xi}{\partial w_1 \partial w_1} & \dots & \frac{\partial^2 \xi}{\partial w_1 \partial w_n} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial^2 \xi}{\partial w_{1n} \partial w_1} & \dots & \frac{\partial^2 \xi}{\partial w_n \partial w_{1n}} \end{bmatrix}$$

є матрицею похідних другого порядку і називається гессіаном.

X відіграє роль направляючого вектора, що залежить від фактичних значень вектора w . На практиці частіше розраховуються три перших члени ряду, а наступні просто ігноруються.

Для спрощення опису значення змінних, одержані в k -му циклі, будемо записувати з нижнім індексом k . Точкою рішення $w = w_k$ будемо вважати точку, в якій досягається мінімум цільової функції

$\xi(w)$ та $p(w_k)=0$, а гессіан $H(w_k)$ є невід'ємно визначеним. При виконанні цих умов функція в будь-якій точці, що лежить в околі w_k , буде мати більше значення, ніж у точці w_k , тому точка w_k є рішенням, що відповідає критерію мінімізації цільової функції. У процесі пошуку мінімального значення цільової функції напрямки пошуку p та крок h підбираються таким чином, щоб для кожної наступної точки $w_{k+1} = w_k + \eta_k \cdot x_k$ виконувалася умова $\xi(w_{k+1}) < \xi(w_k)$. Пошук мінімуму виконується до тих пір, поки норма градієнта не опуститься нижче апріорі заданого значення допустимої похибки, або поки не буде перевищено максимальної кількості ітерацій. Універсальний оптимізаційний алгоритм навчання нейронної мережі можна представити в наступному вигляді (будемо вважати, що початкове значення вектора, що оптимізується, відоме і складає $w_k = w_0$):

Крок 1: Перевірка зходжуваності та оптимальності поточного значення w_k . Якщо точка w_k відповідає градієнтним умовам зупинки процесу – завершення обчислень. У протилежному випадку перейти до кроку 2.

Крок 2: Визначення вектора напрямку оптимізації x_k для точки w_k .

Крок 3: Вибір величини кроку η_k у напрямку x_k , при якому виконується умова $\xi(w_k + \eta_k \cdot x_k) < \xi(w_k)$.

Крок 4: Визначення нового рішення $w_{k+1} = w_k + \eta_k \cdot x_k$, а також відповідних йому значень $\xi(w)$ та $p(w_k)$, а якщо треба, то і $H(w_k)$, та повернення до кроку 1.

Алгоритм спряжених градієнтів

Цей алгоритм відрізняється від загального алгоритму градієнтного спуску тим, що при виборі напрямку мінімізації не використовується інформація про гессіан. Напрямок пошуку x_k вибирається таким чином, щоб він був ортогональним та спряженим до всіх попередніх напрямків $x_0, x_1, \dots, x_{k-1}$. Множина векторів $x_i, i = 0, 1, \dots, k$ буде взаємно спряженою стосовно матриці A коефіцієнтів зв'язку між i -м вузлом $(L-1)$ -го шару чи з k -м вузлом i -го шару, якщо

$$x_i^T \cdot A \cdot p_j = 0, \quad i \neq j. \quad (1)$$

Вектор, що задовольняє задані умови, має вигляд:

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k \cdot p_k, \quad (2)$$

де $p_k = p(w_k)$ є фактичним значенням вектору градієнта.

Із формули (2) випливає, що новий напрямок мінімізації залежить тільки від значення градієнта в точці рішення w_k та від попереднього напрямку пошуку p_k , помноженого на коефіцієнт спряження α_k .

Алгоритм зворотного поширення помилки.

В загальному вигляді алгоритм зворотного поширення помилки являє собою наступну послідовність кроків:

Крок 1: Ініціювати ваги малими випадковими величинами.

Крок 2: Якщо умова зупинки не виконується, виконати кроки 3-10.

Крок 3: Для кожної навчальної пари виконати кроки 4-9.

Прямий прохід:

Крок 4: Кожен вхідний нейрон $x_i = 1...n$ приймає вхідний сигнал і поширює його до всіх нейронів прихованого шару.

Крок 5: Кожен нейрон прихованого шару $v_j = 1...q$ підсумовує свої зважені вхідні сигнали:

$$h_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} \cdot x_i, \quad (3)$$

застосовує до одержаної суми функцію активації, формуючи вихідний сигнал: $v_j = f(h_j)$, котрий надсилається до всіх нейронів вихідного шару.

Крок 6: Кожен вихідний нейрон $y_k, k = 1...m$ підсумовує зважені сигнали:

$$h_k = \sum_{j=1}^q w_{jk} \cdot v_j, \quad (4)$$

формуючи після застосування функції активації вихідний сигнал мережі: $y_k = f'(h_k)$.

Зворотне поширення помилки:

Крок 7: Кожен вихідний нейрон співставляє своє значення виходу з потрібною цільовою функцією і вираховує $\delta_k = (t_k - y_k) \cdot f'(h_k)$, після чого визначається корегуючий член ваг: $\Delta w_{jk} = \eta \cdot \delta_k \cdot v_j$, а параметри δ_k надсилаються в нейрони прихованого шару.

Крок 8: Кожен нейрон прихованого шару v_j підсумовує свої δ -входи від нейронів вихідного шару:

$$h_k = \sum_{j=1}^m \delta_j \cdot w_{jk}, \quad (5)$$

результат помножують на похідну від функції активації для визначення δ_j :

$$\delta_j = f'(h_j) \cdot \sum_{k=1}^m \delta_k \cdot w_{jk} \quad (6)$$

та вираховується корегуючий член:

$$\Delta w_{ij} = \eta \cdot \delta_i \cdot w_{jk}. \quad (7)$$

Корегування ваг:

Крок 9: Ваги між прихованим та вихідним шарами модифікуються так:

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk}. \quad (8)$$

Аналогічно корегуються ваги між вхідним та прихованим шарами:

$$w_{ij}(\text{new}) = w_{ij}(\text{old}) + \Delta w_{ij}. \quad (9)$$

Крок 10: Перевіряється умова зупинки: мінімізація похибки між потрібним та реальним виходом мережі.

За допомогою блок-схеми поданий алгоритм можна зобразити наступним чином (рис. 3).

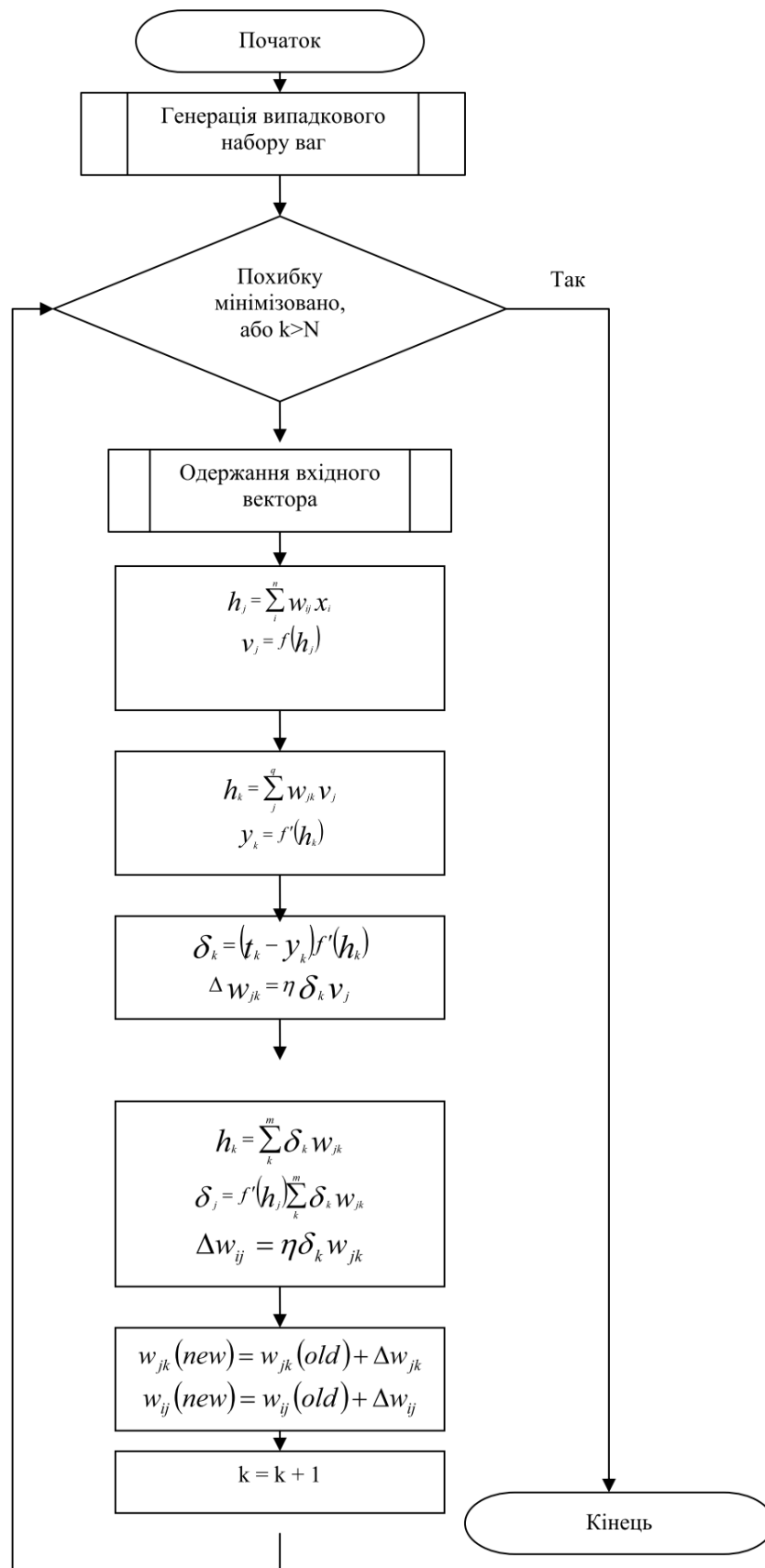


Рисунок 3 - Блок-схема алгоритму зворотного розповсюдження помилки

КРИТЕРІЙ ЗУПИНКИ НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ПРИ ВИЗНАЧЕННІ ДИНАМІЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ЗВТ

В процесі визначення ДХ ВКТ з використанням нейронної мережі виникає задача автоматичного визначення ступеню подібності виміряних сигналів, тобто визначення метрики (відстані між сигналами).

Найбільш простий клас метрик порівняння сигналів на виході ВКТ - це порівняння виміряних сигналів за їх формою для кожного моменту часу. Наприклад, можна порівнювати максимальне відхилення амплітуд сигналів, але така метрика чутлива до одиничних відмінностей в амплітудах сигналів

$$U = \max_i |a_i - b_i|, \quad (10)$$

де вектори a_i і b_i - значення амплітуд порівнюваних вхідних дій (сигналів) ВКТ.

Іншим критерієм оцінки може служити середньоквадратичне відхилення амплітуд сигналів [146]:

$$\sigma_u = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}{n}}, \quad (11)$$

де n – кількість вимірів в часовій вибірці вхідного сигналу. Даному методу властиві недоліки:

— висока чутливість до середньої відмінності сигналів по амплітуді, що може привести до помилкового результату у випадку, коли сигнали незначно відрізняються в середньому по амплітуді;

— вимірювальний канал має різну чутливість до спотворень вхідного сигналу у різних частинах частотного діапазону, що пов'язано з амплітудно-частотною характеристикою вимірювального каналу тиску. З цього випливає, що спотворення порівнюваних сигналів на низьких (0.01-5 Гц) і середніх частотах (5-20 Гц) будуть більшими, ніж на високих (20-50 Гц).

Таким чином, дана метрика не може враховувати різну чутливість ВКТ в різних частотних смугах, а при порівнянні двох різних сигналів з білим шумом швидше за все дасть висновок про те, що вони зовсім різні.

Іншим підходом є частотно-часова метрика вхідних сигналів ВКТ. Для одержання даної метрики вхідні сигнали спочатку послідовно покриваються невеликими інтервалами з деяким кроком Δt в часі і Δf по частоті. У кожному з цих інтервалів сигнал розкладається в ряд Фур'є, після чого будується спектр (без врахування фаз частотних складових). Отримані спектри записуються у двовимірний масив (час, частота) - спектрограму.

Перевагою даної метрики над описаною вище є те, що можна порівнювати значення амплітуд сигналів згідно з даними про сприйняття ВКТ тієї або іншої частотної складової, тобто робити порівняння за формулою

$$\sigma_u = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^{N_f} \frac{1}{\alpha_j} \cdot \sum_{i=1}^{N_t} (Sa_{ji} - Sb_{ji})^2}}{N_f \cdot N_t}, \quad (12)$$

де Sa_{ji} , Sb_{ji} – двовимірні масиви амплітуд спектрограм двох вхідних сигналів a і b ;

N_f , N_t – число елементів аналізу відповідно по частоті та часу.

Коефіцієнт α_j залежить від чутливості ВКТ в даній j -тій частотній ділянці амплітудно-частотної характеристики каналу тиску, значення для якої отримуються експериментально.

Для даного методу, як і для амплітудно-часової метрики, так само необхідно, щоб сигнали містили однакову енергію, тобто середньоквадратичне відхилення в спектрах для всього сигналу повинне бути мінімальним. У порівнянні зі звичайною метрикою в даній мірі практично вирішується проблема порівняння сигналів з різними амплітудами й ураховується нерівномірна чутливість ВКТ до різних частотних складових.

Для тестування цього методу визначення метрики вхідних сигналів ВКТ більш правильно застосовувати модифікацію даного методу: з спектрограми послідовно виділяється кілька k частотних смуг і в них визначається середньоквадратичне відхилення. Частотні смуги вибираються неоднакової ширини, тому що змістовної інформації для технологічного процесу ВКТ в межах 0...5 Гц більше, ніж у

межах 20...40 Гц, отже й смуги в низькочастотній області вибираються вузькими, ніж у високочастотній. Так ширина частотних смуг Δf у межах 0.01...40 Гц змінюється від $\Delta f_{\min} = 0.05$ Гц до $\Delta f_{\max} = 5$ Гц. Відповідно буде змінюватися і число елементів аналізу N_f для кожної k -ї частотної смуги

$N_f = \frac{f_{\max_k} - f_{\min_k}}{\Delta t_k}$. З урахуванням цього вираз (12) прийме вид:

$$\sigma_k = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^{N_f} \cdot \sum_{i=1}^{N_t} (Sa_{ji} - Sb_{ji})^2}}{N_f \cdot N_t}. \quad (13)$$

Перевагою даного методу є те, що стає можливим порівняння вхідних сигналів ВКТ, оброблених фільтром низьких частот для зменшення кількості вимірювальної інформації. Такі сигнали можна порівнювати тільки в тих частотних смугах, які характерні для даного сталого режиму роботи ТСО. Також у цьому випадку не обов'язково зберігати енергію сигналів у всьому частотному діапазоні при переході від одного сталого режиму ТСО до іншого. При коректному збереженні енергії сигналу в частотній смузі можна досить точно визначити середню відмінність сигналів в цій смузі. Одним з недоліків методу є мала розрізнявальна здатність як по частоті, так і за часом.

Для зменшення впливу цього недоліку на якість роботи нейронної мережі весь частотний діапазон вхідного сигналу ВКТ розбивається

на декілька n смуг. В залежності від їх значимості для характеристики технологічного процесу та точності вимірювання тиску в каналі ТСО ширина кожної смуги dF_n різна. Аналогічним чином весь часовий інтервал аналізу подібності вхідних сигналів розбивається на m підінтервалів часу з різною шириною dF_m , в межах яких буде проводитись порівняння сигналів. Таким чином, можна отримати середнє відхилення між вхідними сигналами ВКТ в області розміром $n \times m$:

$$\sigma_{nm} = \frac{\sum_{j=1}^n \cdot \sum_{i=1}^m |Sa_{ji} - Sb_{ji}|}{dF_n \cdot dT_m}. \quad (14)$$

З точки зору реалізації пошуку екстремуму зручніше оцінювати не мінімуми σ_{nm} , а максимуми $1/\sigma_{nm}$. Аналіз метрики відновленого сигналу нейромережевим алгоритмом та опорного вхідного сигналу за критерієм максимуму $1/\sigma_{nm}$ дає можливість визначити ДХ ВКТ у полі аналізу.

Вихідний сигнал ВКТ характеризується декількома частотними складовими. Для кожного сталого режиму роботи ТСО кількість цих складових різна. Характерним є наявність амплітудних і частотних флуктуацій як в межах одного, так і при переході до іншого сталого режиму ТСО. Ці флуктуації, на перший погляд, і не значні, але це приводить до того що метрика σ_{nm} порівнюваних вхідних дій (фактично їх енергія) буде розподілена в декількох

елементах аналізу, що значно ускладнює пошук екстремуму $1/\sigma_{nm}$. Як наслідок, зростає час та похибка навчання нейронної мережі, в окремих випадках нейронна мережа взагалі не може навчитися. На рис. 4 зображено ізолінії відображення одної з реалізацій відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу, які формуються при навчанні нейронної мережі. Такий вид метрики аналізованих вхідних дій є характерним при малому відношенню сигнал/шум ($q < 7$ дБ) або при тривалості квазістаціонарної часової вибірки менше 1 хвилини. Для усунення цього недоліку визначення метрики аналізованих вхідних дій необхідно проводити в три етапи (рис. 4).

На першому етапі ковзаючим зрізом в площині "час-частота" проводиться грубий пошук екстремуму. При його знаходженні проводиться точне визначення елементів аналізу шляхом одночасного часово-частотного аналізу в часовому та частотному стробах — другий етап. Спочатку одночасно оцінюються всі максимуми, які попали в строб часу, і якщо знайдений за результатами грубої оцінки є дійсно найбільшим максимумом, то далі проводиться його уточнення частотним стробом. Так як вихідний сигнал ВКТ має флуктуації як по амплітуді так і по частоті, то необхідно проводити уточнення місцезнаходження максимуму відносної метрики в межах двох сусідніх елементів поля "час-частота" — третій етап. Таким підходом усувається неоднозначність оцінки критерію зупинки навчання нейронної мережі.

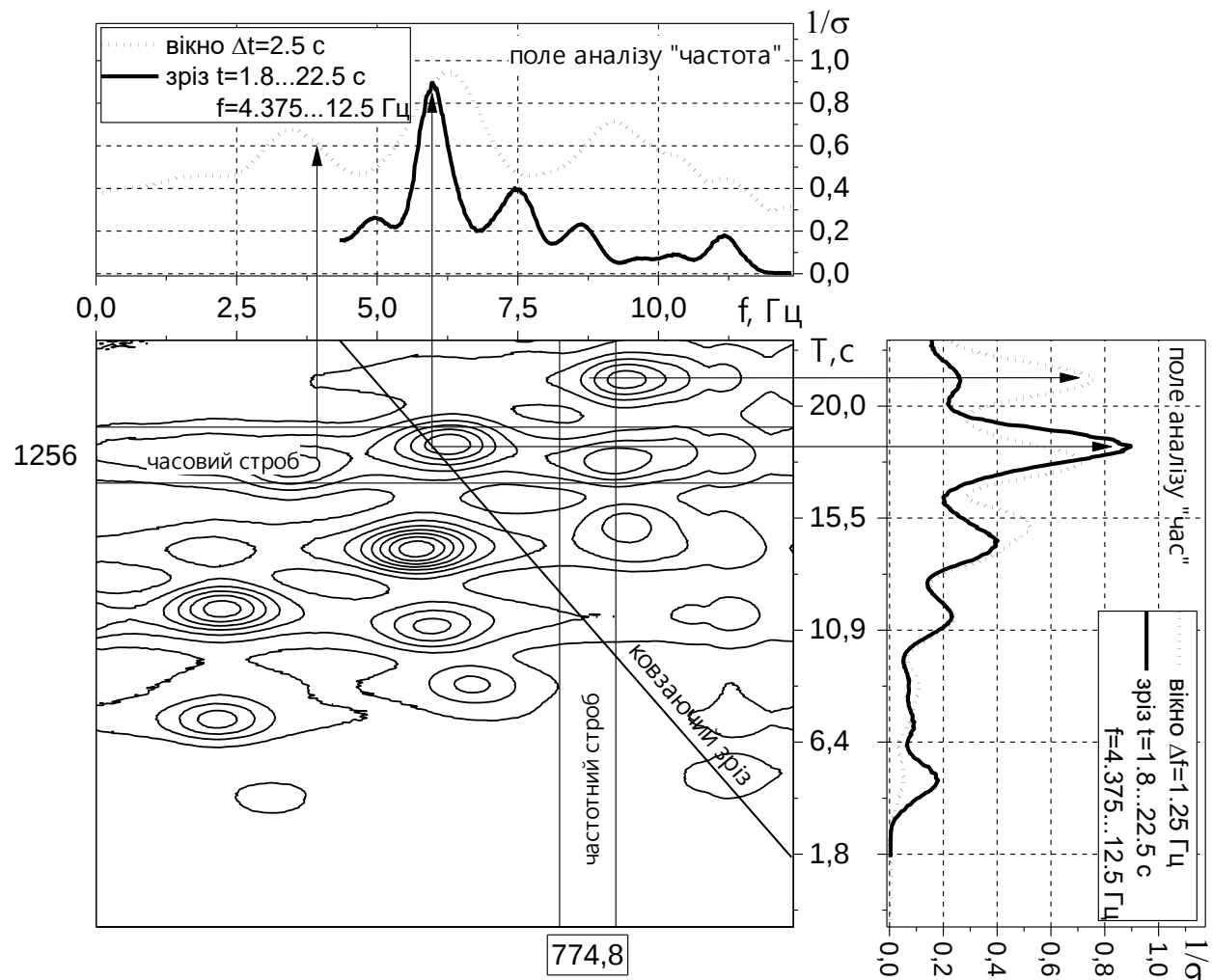


Рисунок 4 – Відображення відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу

ПРОСТОРОВО РОЗПОДІЛЕНІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ВИМІРЮВАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ

Просторово розподілені інтелектуальні вимірювальні системи це системи які здійснюють багатфакторні і багатопараметричні вимірювання. Багатфакторні вимірювання – вимірювання параметрів багатьох впливаючих на об'єкт вимірювання факторів (вхідних дій). Багатопараметричні вимірювання – вимірювання декількох параметрів одного впливового фактора. Слід розрізняти зосереджені вимірювальні інформаційні системи з просторово розподіленими сенсорами і вимірювальні системи з розподіленими в просторі структурними елементами (датчиками, системами збору і обробки вимірювальної інформації, повнофункціональні об'єктові вимірювальні канали та системи).

В даній роботі будуть розглянуті актуальні проблеми побудови вимірювальних систем з розподіленими в просторі структурними елементами в яких реалізовані вимірювальні алгоритми на основі експертних баз знань і які, з метою забезпечення заданої точності та достовірності вимірювань, здатні змінювати як структуру вимірювальних алгоритмів так і власну структуру в залежності від режимів роботи об'єктів вимірювань та виду і кількості впливаючих факторів –

просторово розподілені інтелектуальні вимірювальні системи.

Характерною рисою інтелектуальних вимірювальних систем є наявність експертної бази знань, яка формується за результатами теоретичних і експериментальних досліджень та алгоритми прийняття рішень щодо проведення вимірювань. Складність побудови вимірювальних алгоритмів в такого типу вимірювальних системах полягає в тому, що:

- на просторово розподілені об'єкти вимірювань діють як стаціонарні так і нестаціонарні впливаючі фактори;
- необхідно проводити синхронні багатопараметричні динамічні вимірювання одного, або декількох впливових факторів з урахуванням їх взаємного впливу і реакцій на них об'єкта вимірювання;
- з метою забезпечення заданої точності вимірювань необхідно стабілізувати невизначеність вимірювань заданого параметра.

Одним із шляхів розв'язання цих задач є використання нейромережових вимірювальних алгоритмів. В монографії розглянуті нейромережові вимірювальні алгоритми з використанням оберненої задачі вимірювань для побудови інтелектуального датчика тиску і на його основі просторово розподіленої інтелектуальної вимірювальної системи тиску декількох об'єктів вимірювань.

1.1 Методи корекції динамічних похибок при багатопараметричних вимірюваннях

При проведенні динамічних вимірювань, наприклад, в бортових вимірювальних інформаційних системах, при вимірюванні імпульсних та інших швидкозмінних впливів найбільший практичний інтерес становить випадок, коли суттєву частину основної похибки складає динамічна похибка. Внаслідок цього, в теорії динамічних вимірювань, найбільше значення мають дві проблеми: відновлення вимірюваного сигналу на вході інтелектуальної вимірювальної системи та аналіз динамічної похибки. В подальшому будемо в якості прикладу розглядати лише один вимірюваний параметр – тиск. І відповідно один структурний елемент ІВІС – вимірювальний канал тиску

Виділення статичної та динамічної похибок ВКТ як складових сумарної похибки оцінемо у випадку, коли вимірювальний канал являє собою лінійне динамічне коло або сукупність лінійних динамічних кіл [1, 2]. Тоді приведена до виходу похибка датчика при дії на його вхід змінного сигналу набуває вигляду:

$$\Delta_{вих} = \Delta_{ст} + \Delta_{дин}, \quad (1.1)$$

де $\Delta_{ст}$ – статична похибка перетворювача;

$\Delta_{\text{дин}}$ – динамічна похибка перетворювача.

Основною частиною структури вимірювальної інформаційної системи, в якій виникає динамічна похибка, є датчик. Датчик, що доповнений коригувальним пристроєм або алгоритмом обробки інформації динамічних вимірювань, утворює вимірювальну систему.

Будь-яка вимірювальна інформаційна система (ВІС), незалежно від конкретного призначення, структурно складається з трьох основних частин: первинного пристрою, призначеного для збору, підготовки й передачі вимірювальної інформації; ліній зв'язку – дротових або бездротових; комплексу агрегатних засобів.

На рис. 1.1 зображена типова структура одноканальної ВІС, у якій блок обробки даних містить у собі комутатор вимірюваних сигналів, мікропроцесорний модуль, накопичувачі даних, алгоритми обробки динамічних вимірювань. Крім того, на рисунку присутні сигнали: $x(t)$ – вимірюваний сигнал, $e(t)$ – похибка, що обумовлена спотворенням вимірюваного сигналу вхідними перешкодами датчика, взаємодією датчика з вимірювальною лінією, адитивними похибками вимірювальної системи, інерційністю датчика.

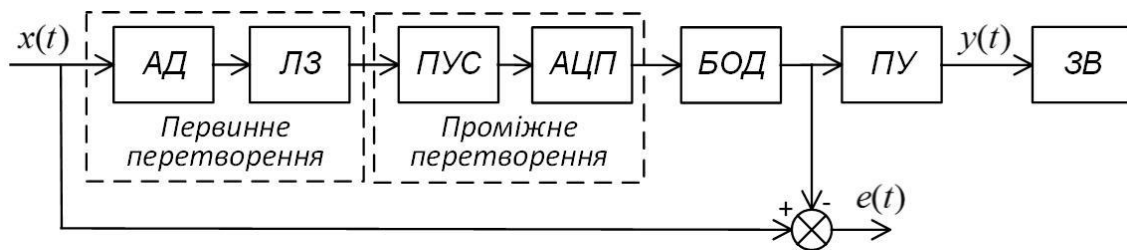


Рисунок 1.1 – Типова структура одноканальної вимірювальної інформаційної системи: АД – аналоговий датчик з уніфікованим вихідним сигналом напруги або струму; ЛЗ – лінії зв'язку; ПУС – перетворювач уніфікованих сигналів; АЦП – аналогово-цифровий перетворювач напруги в код; БОД – блок обробки даних; ПУ – пристрої узгодження; ЗВ – засоби відображення.

Спрощена структура одноканальної ВІС приведена на рис. 1.2. При цьому входні перешкоди й шуми приведені до виходу датчика.

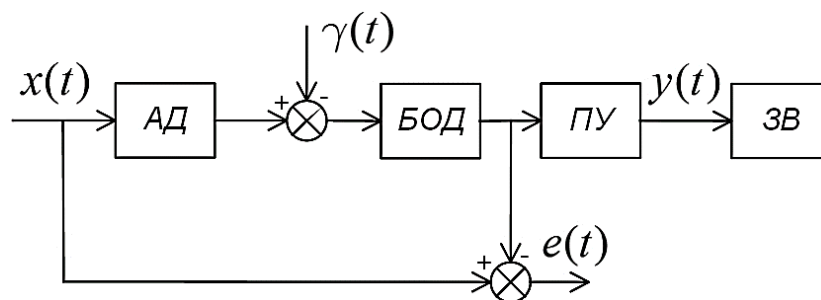


Рисунок 1.2 – Спрощена структура одноканальної вимірювальної інформаційної системи

Таким чином, аналітичним методам моделювання датчиків властиві певні обмеження:

1. Вони вимагають наявності апріорних відомостей про імпульсну характеристику датчика. В динамічному режимі роботи датчика це важко забезпечити, а в більшості випадків і неможливо.

2. Датчик повинен бути лінійним.

3. Вони забезпечують прийнятні результати тільки в досить вузькому частотному і динамічному діапазоні вхідного сигналу та при досить високому відношенні сигнал/шум на вході датчика.

4. Аналітичні методи неможливо застосовувати в масштабі часу близькому до реального.

5. Аналітичні методи не дозволяють проводити корекцію параметрів моделі датчика в процесі її роботи в автоматизованому або автоматичному режимі.

2. ОЦІНКА ДИНАМІЧНИХ ПОХИБОК БАГАТОФАКТОРНИХ ВИМІРЮВАНЬ ПАРАМЕТРІВ ПРОСТОРОВО РОЗПОДІЛЕНИХ ОБ'ЄКТІВ

Найбільш поширеними у складі вимірювальних інформаційних систем технічно складних об'єктів (ТСО) є вимірювальні канали тиску різного призначення, які потребують неперервного контролю їх метрологічних характеристик (МХ) з високою достовірністю, зокрема, контролю динамічні характеристики (ДХ) вимірювального каналу тиску (ВКТ). В останній час велика увага приділяється бездемонтажному контролю, з допомогою якого оцінюються похибки вимірювань та їх тренд тільки датчиків тиску без зв'язку їх з вимірювальною лінією. Існуючі підходи не дають можливості прогнозувати та оцінювати метрологічні характеристики всього ВКТ з урахуванням взаємодії датчиків тиску та вимірювальної лінії і при цьому характеристики останніх вважаються незмінними в процесі експлуатації, тобто не враховується вплив "старіння" елементів ВКТ.

Отже, основним недоліком існуючих методів контролю метрологічних, в тому числі динамічних характеристик ВКТ на ТСО є їх локальність і відсутність прогнозування їхнього змінювання в процесі експлуатації. На цей час не існує єдиного підходу до побудови вимірювальних каналів тиску,

які б визначали свої ДХ в автоматичному або автоматизованому режимах в масштабі часу близькому до реального.

Таким чином, виникає завдання вдосконалення методів визначення ДХ ВКТ на ТСО, насамперед, постійної часу ВКТ, які б переважали за деякими важливими показниками існуючі методи. Аналіз останніх вже проведений в першому розділі. Основним завданням другого розділу монографії є обґрунтування припущень та обмежень, в рамках яких здійснюється аналіз ВКТ, і вибір напрямів дослідження. Класичний підхід вимагає дослідження характеристик технологічного процесу, що реалізується на об'єкті і створює вхідну дію для ВКТ. Вхідна дія буде розглядатись з точки зору особливостей вимірювання тиску та визначення ДХ ВКТ. При цьому необхідно врахувати змінювання модельних характеристик ВКТ в процесі його експлуатації, тобто в результаті його "старіння". Характер роботи багатьох ТСО такий, що вхідна дія, яка поступає на вимірювальну лінію, є нестационарною. Інерційність існуючих ВКТ приводить до згладжування вихідного сигналу ВКТ, який використовується для обробки, але цей сигнал в багатьох випадках залишається нестационарним.

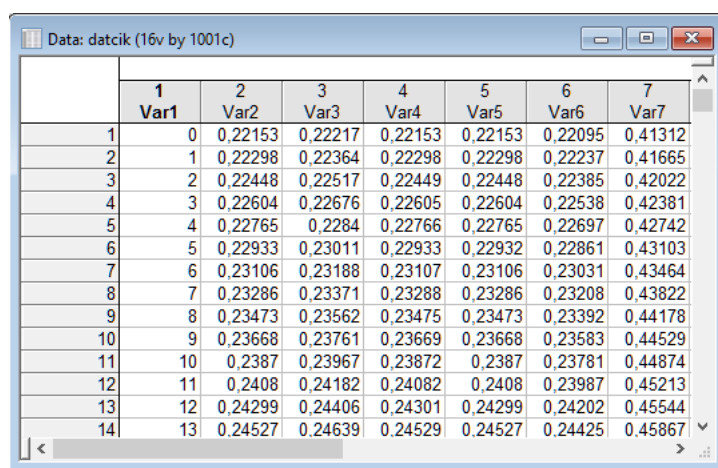
КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ІМПУЛЬСНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ДАТЧИКІВ ТИСКУ ЗА ДАНИМИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Об'єктом дослідження в даній роботі магістра є сукупність імпульсних характеристик датчиків тиску з різними строками служби. Дані представлені у вигляді бази даних, яка побудована як за результатами експериментальних досліджень так і за результатами моделювання процесу "старіння" датчиків тиску з використанням методу внутрішнього контролю. Усі змінні бази даних стандартизовані (віднімається середнє, результат поділений на стандартне відхилення). Необхідно кластеризувати поточні імпульсні характеристики у відповідності з термінами роботи датчиків – 1, 5, та 10 років. За результатами кластеризації можна грубо оцінювати постійну часу датчика в залежності від його терміну роботи на об'єкті.

Моделі прогнозування постійної часу датчика тиску в залежності від рівня його "старіння" не дають необхідної точності прогнозу постійної часу датчика. Основна причина – різнотипність датчиків і різнорідність технологічного процесу в місці установки датчика.

Для вирішення поставленої задачі скористаємося технологією нейромережевого аналізу, який реалізовано в пакеті STATISTICA.

Вихідні дані представлені в таблиці системи STATISTICA. Фрагмент таблиці показаний на рисунку 3.1. Дані є модельними і ілюструють підхід до розв'язку завдання кластеризації.



	1 Var1	2 Var2	3 Var3	4 Var4	5 Var5	6 Var6	7 Var7
1	0	0,22153	0,22217	0,22153	0,22153	0,22095	0,41312
2	1	0,22298	0,22364	0,22298	0,22298	0,22237	0,41665
3	2	0,22448	0,22517	0,22449	0,22448	0,22385	0,42022
4	3	0,22604	0,22676	0,22605	0,22604	0,22538	0,42381
5	4	0,22765	0,2284	0,22766	0,22765	0,22697	0,42742
6	5	0,22933	0,23011	0,22933	0,22932	0,22861	0,43103
7	6	0,23106	0,23188	0,23107	0,23106	0,23031	0,43464
8	7	0,23286	0,23371	0,23288	0,23286	0,23208	0,43822
9	8	0,23473	0,23562	0,23475	0,23473	0,23392	0,44178
10	9	0,23668	0,23761	0,23669	0,23668	0,23583	0,44529
11	10	0,2387	0,23967	0,23872	0,2387	0,23781	0,44874
12	11	0,2408	0,24182	0,24082	0,2408	0,23987	0,45213
13	12	0,24299	0,24406	0,24301	0,24299	0,24202	0,45544
14	13	0,24527	0,24639	0,24529	0,24527	0,24425	0,45867

Рисунок 3.1 - Таблиця вихідних даних

Усього база даних містить дані визначених опорних імпульсних характеристик для 10 типів датчиків тиску і для трьох рівнів "старіння" – 1, 5 і 10 років. Кожна імпульсна характеристика представлена 1000 відліками з дискретністю в 1 мілісекунду. Таким чином розміність бази даних склала $10 \times 3 \times 1000$.

3.1 Методика використання STATISTICA для отримання "динамічних портретів" датчиків тиску

Запускаємо модуль *Автоматизовані Нейронні Мережі* з меню *Аналіз*. Для проведення кластерного аналізу (коли підсумкова класифікація не відома) будемо використовувати архітектуру нейронної мережі самоорганізуючих карт Кохонена.

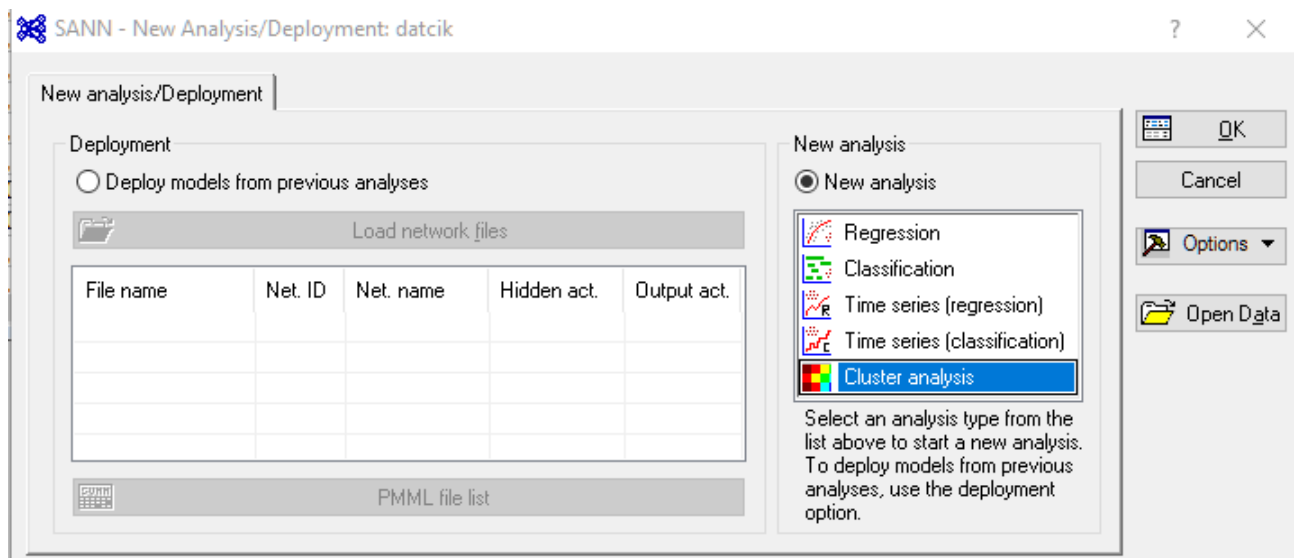


Рисунок 3.2 - Стартове вікно модуля Нейронні мережі з необхідними установками

В якості типу аналізу вибираємо *Кластерний аналіз* і натискаємо *ОК*. Далі, заходимо в діалог вибору змінних і вибираємо всі 30 незалежних змінних як безперервні входні змінні. А також задаємо розбивку на підвибірки.

При побудові карт Кохонена використовується фіксована стратегія *Користувацька нейронна мережа (КНМ)*,

тому просто натискаємо *ОК* і переходимо до наступного етапу: вибору мережевої архітектури та вибору параметрів.

У вікні *Користувацька нейронна мережа (КНМ)* – вкладка *Швидкий (Кохонен)* (рисунок 3.3) необхідно вказати розмір топологічної карти. Зробимо наступні установки: ширина – 5, висота – 5.

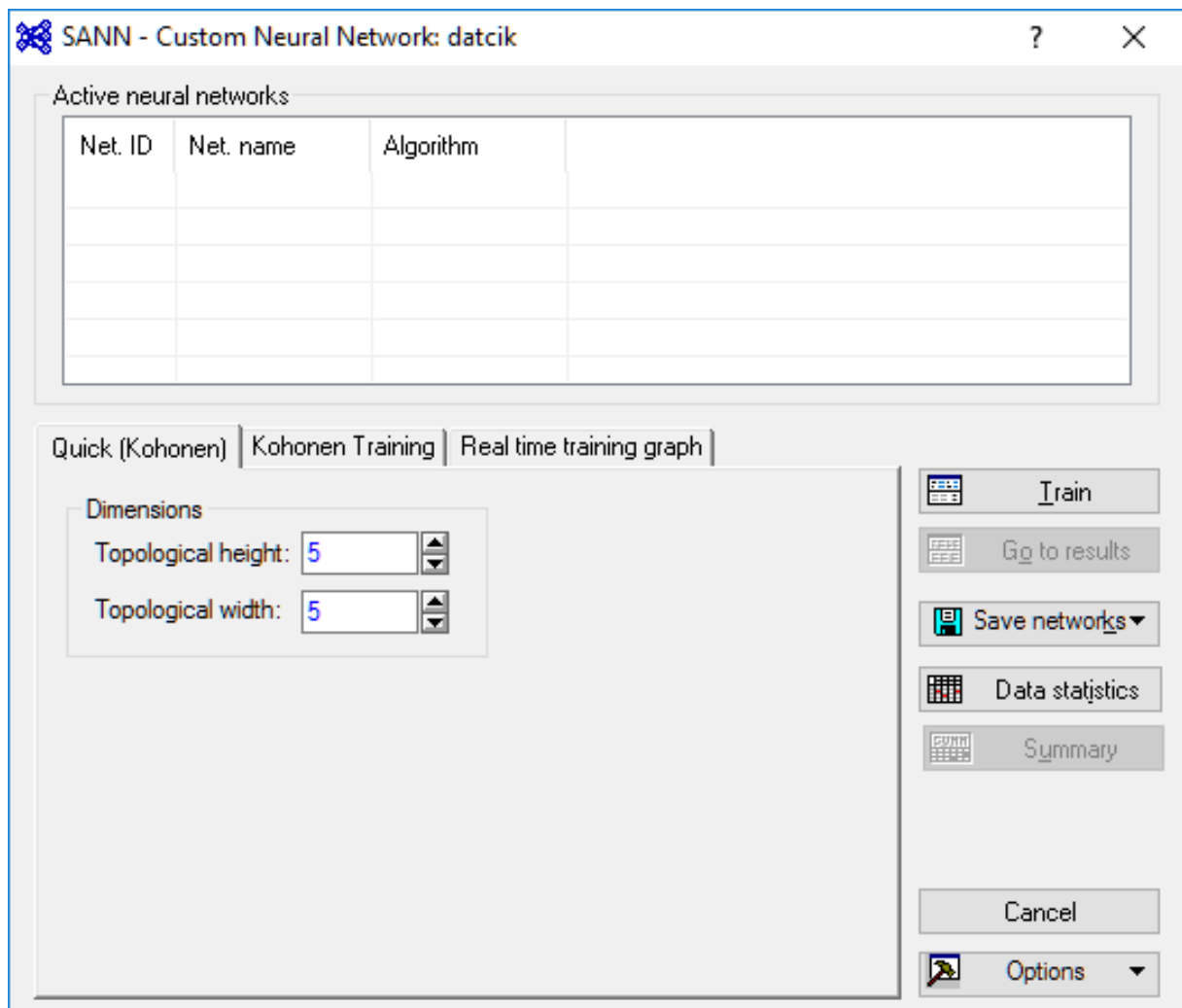


Рисунок 3.3 - Діалогове вікно *Користувацька нейронна мережа (КНМ)* – вкладка *Швидкий (Кохонен)*

Перейдемо на вкладку *Кохонен - навчання* (рисунок 3.4).
На даній вкладці необхідно задати параметри навчання
нейронної мережі.

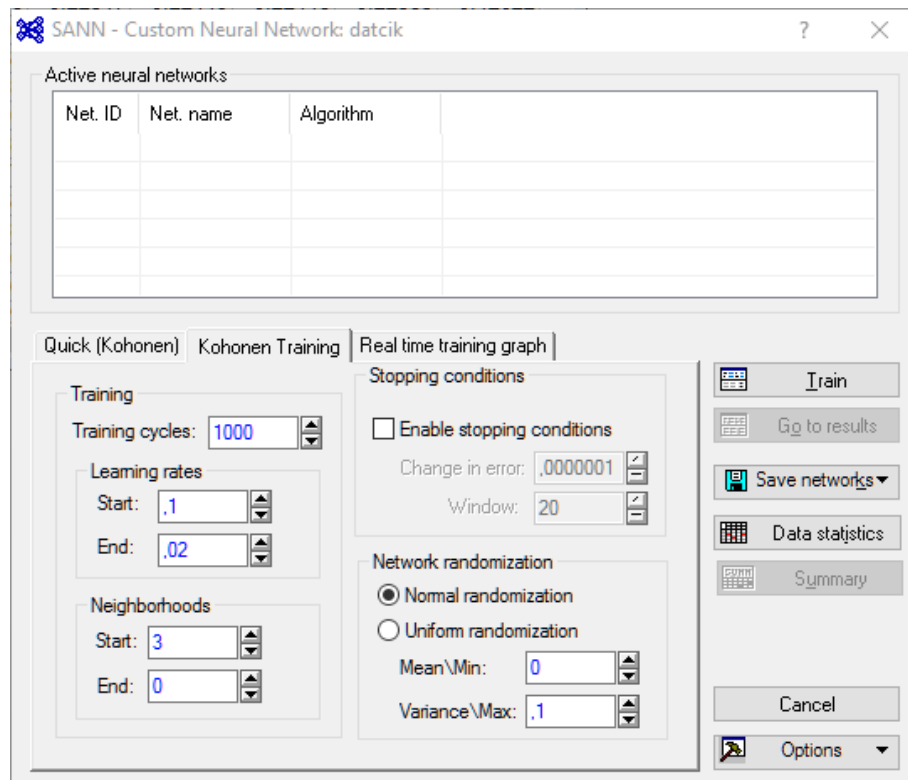


Рисунок 3.4 - Діалогове вікно *Користувачка нейронна мережа (КНМ)*, вкладка *Кохонен - навчання*

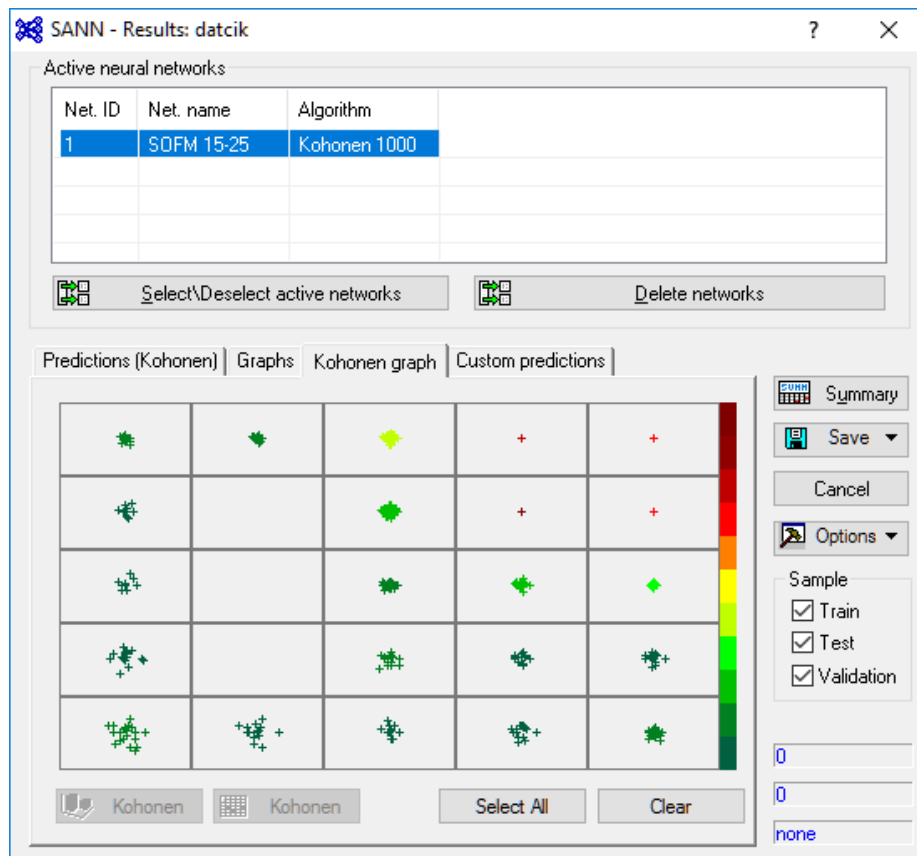
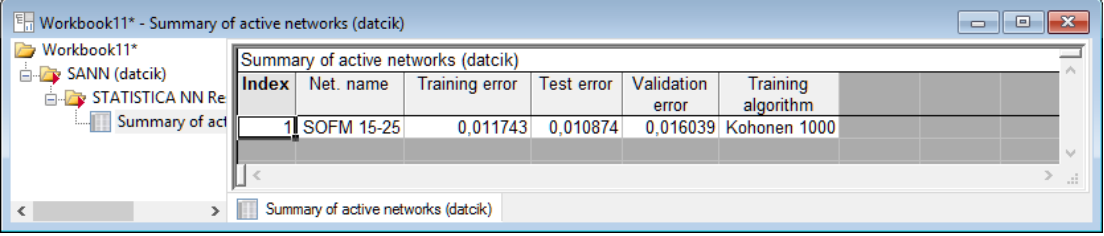


Рисунок 3.5 – Результати кластеризації

Проаналізуємо отримані результати. Топологічна карта, на якій для кожної ячейки вказуються частоти (і виділяються кольором) попадання спостережень, виглядає як приведено на рисунку 3.5. За допомогою даної карти всі дані ділять на кластери, а потім перевіряють класифікацію на опорних імпульсних характеристках датчиків тиску з визначеним терміном роботи. Після того як кластеризація проведена, ми можемо класифікувати нові спостереження, шляхом співвіднесення їх до конкретного кластера. Щоб зрозуміти більш чітку структуру кластерів і їх кількість, бажано провести ряд експериментів по побудові великих і маленьких

карт. Це дозволить виявити як більші, так і малі групи спостережень.



Summary of active networks (datcik)

Index	Net. name	Training error	Test error	Validation error	Training algorithm
1	SOFM 15-25	0,011743	0,010874	0,016039	Kohonen 1000

Рисунок 3.6 – Сумарна статистика роботи нейромережевого алгоритму формування "динамічних портретів" датчиків тиску

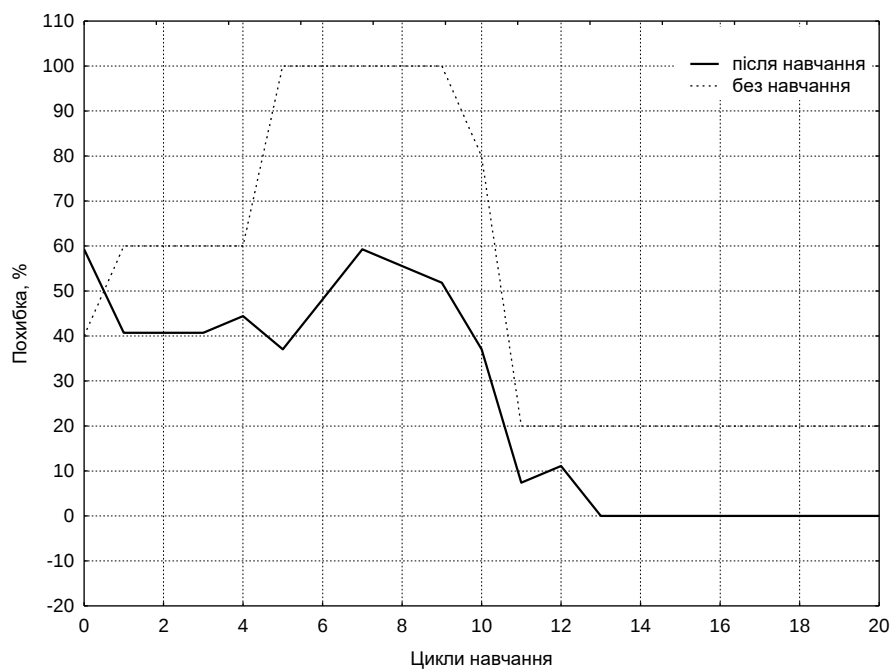


Рисунок 3.7 – Похибка класифікації нейронної мережі

Сумарна статистика роботи нейромережевого алгоритму формування "динамічних портретів" датчиків тиску приведена на рисунку 3.6. Так похибка навчання нейронної мережі склала 0,011743%.

Похибка класифікації імпульсних характеристик не навченою нейронною мережею склала 20% після 20 циклів, а мережі з поперенім навчанням 0,016% (рисунки 3.6, 3.7). Такі показники свідчать про те,Г що таку мережу можна з успіхом використовувати для формування "динамічних портретів" датчиків тиску.

Таким чином використання статистичного пакету STATISTICA дозволяє наглядно сформувати карту кластерів яка відповідає набору "динамічних портретів" датчиків тиску на будь якому робочому місці метролога яке має доступ до відповідної бази даних.

З БАГАТОФАКТОРНІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ ВИМІРЮВАЛЬНІ АЛГОРИТМИ

На цей час розроблено й досліджено кілька десятків штучних нейронних мереж які використовуються в інтелектуальних інформаційних вимірювальних системах та методах математичного моделювання ВКТ. Базовими є три типи мереж, що відповідають трьом методам їх навчання: самоорганізуючі мережі Кохонена з навчанням без «учителя»; динамічні мережі Хопфільда з навчанням по методу послідовного підкріплення знань; мережі прямого розповсюдження (перцептронні) з навчанням з «учителем» [40-45]. Для розв'язання задач ідентифікації, моделювання, регулювання, адаптивного управління, оптимізації застосовуються мережі Хопфільда, нелінійні багат шарові нейромережі прямого поширення з навчанням по методу зворотнього поширення похибки та двошарові нейромережі з радіально-базисними функціями [46, 47].

Управління на основі багат шарової нейронної мережі, поряд з експертними адаптивними регуляторами й системами з асоціативною пам'яттю, відноситься до інтелектуальних технологій управління і обробки інформації [48].

У роботі [49] розглянуті архітектури нейронних мереж для управління і прогнозування похибок від сенсорних пристроїв мобільних роботів. Відзначено, що використання

нейромережевого підходу забезпечує стійкий рух роботів у незнайомому просторі при використанні різних видів перешкод, а також робастне управління, незважаючи на неточну інформацію від сенсорних пристроїв.

У роботі [50] наведений систематичний виклад методів нейромережевого управління, заснованих на сучасних розробках в області нечіткої логіки і теорії нейронних мереж. Методологія нейромережевого управління порівнюється із традиційними методами теорії автоматичного управління. Розглянуті приклади застосування нейронних мереж у різних системах керування показали, що схема нейромережевого управління має кращі показники стійкості і якості перехідних процесів у порівнянні із трьома іншими традиційними схемами: управлінням на основі нечіткої логіки, узагальненим прогнозуючим управлінням і ПІД-управлінням.

У роботі [51] викладені питання теорії й методи синтезу систем управління нелінійними багатомірними динамічними об'єктами на базі навчаємих багатошарових нейронних мереж. Наведені функціональні структури нейромережевих систем. Розглянуті проблеми стійкості процесу навчання по Ляпунову на основі еквівалентного представлення нейронних мереж нелінійною динамічною системою, а також структурний і алгоритмічний синтез нейромережевих систем, які базуються на положеннях синергетичної теорії управління. Введений і досліджений метод адаптивного

управління на різноманіттях. Наведена велика кількість прикладів комп'ютерного моделювання нейромережевих систем управління, які забезпечують більш ефективно управління динамічними об'єктами в порівнянні із традиційними системами.

У роботі [52] розглядаються різні галузі науки й техніки, де знаходять застосування нейронні мережі. Дається опис моделі нейронних мереж, які найбільше часто застосовуються для розв'язання задач у області ідентифікації об'єкта управління, побудови систем з самонавчанням, обробки сенсорної інформації. Відзначається, що технологія нейромережевих структур відкриває широкі перспективи для розв'язання багатьох прикладних задач обробки інформації й управління.

У роботі [53] показано, що для вимірювання швидкості руху плазми в каналі електродинамічного прискорювача перспективним є застосування штучних нейронних мереж, які дозволяють апроксимувати математичні функції при використанні методу координатної функції з мінімальною похибкою. Проведений порівняльний аналіз точності різних варіантів структури нейромережевої системи вимірювання швидкості методом обчислювального експерименту, результати якого показали помітне зменшення методичної похибки вимірювання із застосуванням нейромережевої

модифікації методу координатної функції в порівнянні із традиційними модифікаціями даного методу.

У роботі [48] розглянута модель системи на основі штучної нейронної мережі для високоточних вимірювань температури з використанням різних типів термоелектричних перетворювачів. Використовувана в даній системі нейронна мережа у вигляді багат шарового персептрона призначена для оцінки значення вимірюваної температури за інформацією про тип термоперетворювача і його вихідній напрузі. При навчанні персептрона використовувалося 240 наборів даних з рівномірним законом розподілу в діапазоні від $-200\text{ }^{\circ}\text{C}$ до $1000\text{ }^{\circ}\text{C}$ для кожного із трьох обраних типів термоперетворювачів. Результати тестування навченої із застосуванням алгоритму Левенберга-Марквардта нейромережевої структури при використанні 60 наборів даних, рівномірно розподілених у тому ж діапазоні, показали, що середня похибка вимірювання температури склала $0,1\%$ при максимальному значенні $0,5\%$ для всіх трьох типів перетворювачів. Однак отримані в роботі результати відносяться до усталеного режиму вимірювань, а запропонована нейромережева модель вимірювальної системи не забезпечує корекцію динамічної похибки, обумовленою інерційністю первинного перетворювача.

У роботі [54] запропонований метод ідентифікації нелінійного динамічного вимірювального перетворювача за

допомогою нейромережевої моделі на базі багат шарового персептрона, доповненого лініями затримок вхідних сигналів. Досліджені властивості запропонованої моделі шляхом імітаційного моделювання на ЕОМ з використанням різних видів каліброваних сигналів для процедури навчання штучної нейронної мережі. Навчальна вибірка для тренування мережі формувалася шляхом подачі на вхід об'єкта ідентифікації каліброваних сигналів різного виду (випадковий білий шум, синусоїдальний, сума двох синусоїдальних сигналів з різними частотами, періодичні послідовності прямокутних і трикутних імпульсів, частотно-модульований сигнал з лінійним законом зміни частоти) і реєстрації відповідних вихідних сигналів. Аналіз показує, що повної редукції до ідеального приладу досягти не вдається через неточне знання апаратної функції засобу вимірювання або іншого фізичного приладу, наявності похибки фіксації вихідного сигналу, похибки реалізації корегувального пристрою (фільтра) і некоректності оберненої задачі. З іншого боку, проведений аналіз робіт з теорії динамічних вимірювань показує, що досить добре розроблені методи корекції динамічної похибки на основі розв'язання інтегрального рівняння згортки, а також за допомогою одержання частотної характеристики фільтра з використанням параметра регуляризації й наступним застосуванням зворотнього перетворення Фур'є.

У роботах І. П. Іщука [55], О. В. Калача [56], П. В. Кобякова та ін. [57] і О. В. Дегтярева та ін. [58] розглянуто використання нейронних мереж для багатофакторних вимірювань при ідентифікації змінних на лініях невизначеності та для обробки сигналів датчиків, ідентифікації нелінійних динамічних засобів вимірювань. Проаналізовано використання архітектур термопальних мереж в вимірювальних інформаційних системах. Розглянуті нейромережеві технології в даних роботах дозволяють проводити ідентифікацію та обробку вимірювальної інформації не в процесі вимірювань, а в процесі подальшої обробки вимірювальної інформації в спеціалізованих інформаційних мережах.

Значний вклад в розробку методів нейромережевого управління в вимірювальних інформаційних системах внесли такі вчені як В. М. Чинков, В. І. Васильєв, О. В. Назаров. В роботі В. М. Чинкова та ін. [59] детально розглянуто питання аналітичного конструювання агрегованого нейромережевого регулятора в контурі управління підсистемою синхронізації системи передачі еталонних сигналів часу по каналах цифрового телебачення. Нейромережеві алгоритми прогнозування та оптимізації вимірювальних систем на етапі їх розробки досліджені О. В. Назаровим [60]. Методика вибору структури нейрорегулятора в динамічній вимірювальній системі розглянута в роботі В. І. Васильєва

[61]. В цих роботах досліджено використання нейромережевих технологій лише в процесі розробки вимірювальних інформаційних систем.

Використання нейронних мереж у процесі калібрування датчиків детально досліджені у роботах Р. D. Wasserman [62], D. A. Khrobostov [63] та С. В. Водотики [64]. Ці дослідження проведені з використанням спеціалізованого стендового обладнання на якому калібруються датчики. При цьому не враховуються впливові фактори, які діють на датчик у процесі експлуатації.

Огляд літератури з методів моделювання датчиків з використанням нейронних мереж показав, що нейромережеві структури мають ряд важливих властивостей: здатність до гнучкого навчання, що позбавляє від необхідності використовувати складний математичний апарат на відміну від багатьох традиційних методів адаптивного й оптимального управління; високу динамічну точність і знижену чутливість до збурюючих впливів; здатність до узагальнення за прикладами; здатність функціонувати в масштабі часу близькому до реального. Однак такі структури не достанько застосовувалися для побудови моделей всього вимірювального каналу тиску і визначення його ДХ, а також для вимірювальних систем з відновленням динамічно спотворених сигналів. У зв'язку з цим перспективним напрямком в області теорії динамічних вимірювань є

розробка нейромережевих динамічних моделей вимірювальних каналів і на їхній основі алгоритмів визначення ДХ ВКТ, які зменшують похибку вимірювань тиску, що обумовлена інерційністю всього вимірювального каналу та аддитивними шумами на його виході

3.1 Методи визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів тиску

Розглянемо шляхи удосконаленню методів визначення ДХ вимірювальних каналів тиску на ТСО. Як було показано в першому розділі, на цей час існує практично один метод визначення постійної часу ВКТ – метод аналізу шумів, недоліки якого описані раніше. В даній роботі запропоновані методи, що ґрунтуються на використанні аналітичних виразів, які зв'язують вихідний і вхідний сигнали ВКТ і включають постійну часу каналу. Методи одночасно використовують як експериментальну, так і теоретичну (модельну) інформацію. Перший метод ґрунтується на наближеному розв'язанні оберненої задачі вимірювань і дозволяє за однією типовою реалізацією випадкового процесу, що описує поведінку тиску на виході каналу, визначити його постійну часу та імпульсну характеристику. В другому методі з використанням внутрішнього контролю параметрів моделі ВКТ створюється база опорних моделей, яка використовується при навчанні нейронної мережі. Третій

метод визначення ДХ ВКТ ґрунтується на використанні нейронних мереж і дозволяє здійснювати операції в масштабі часу близькому до реального.

3.1.1 Метод визначення постійної часу вимірювального каналу тиску на основі розв'язання оберненої задачі вимірювань

В реальних умовах на вхід вимірювального каналу тиску подається вхідна дія, що має характер випадкового процесу $\xi(t)$. Окрему реалізацію цього процесу запишемо як $x(t)$. Вимірювальний канал тиску (ВКТ) перетворює вхідний випадковий процес $\xi(t)$ у вихідний $\zeta(t)$, а реалізацією останнього є сигнал $y(t)$. Перетворення зазначених випадкових процесів опишемо з допомогою оператора системи A_t , індекс "t" в якому показує, що оператор здійснює перетворення у часі.

Реально з фізичних міркувань можна вважати, що апріорно відомим є характер законів розподілу та загальні характеристики вхідного процесу $\xi(t)$. Найчастіше частково відомим є загальний вид оператора ВКТ A_t . Існують також метрологічні вимоги до точності визначення характеристик реалізацій вихідного випадкового процесу $\zeta(t)$. На основі цього потрібно визначити вид оператора A_t ВКТ, що найкращим чином задовольняє заданим вимогам до будь-якої

реалізації $y(t)$. По суті, вид оператора A_t буде характеризувати одну з повних метрологічних характеристик ВКТ. Окрім повних метрологічних характеристик в дисертації розглядаються і окремі (часткові) характеристики, головною з яких є постійна часу.

Вид оператора A_t в повній мірі залежить від динамічних властивостей ВКТ. Це вимагає розглянути ВКТ як динамічну систему, що складається з підсистем: вимірювальна лінія (ВЛ), датчик тиску та пристрій обробки і передачі вимірювальної інформації. Останній, як показали наші дослідження, незважаючи на наявність у ньому енергонакопичуючих елементів, зокрема, конденсаторів, індуктивностей тощо, має постійну часу, що на порядки менше постійних часу перших двох елементів ВКТ (ВЛ і датчика тиску). Отже, в подальшому будемо розглядати ВКТ як систему, що складається з двох вище зазначених елементів.

Вимірювальна лінія, як правило, є металевою трубою складної форми, що наповнена рідиною. Якщо рідина є ідеальною, тобто має властивість ізотропності, нестискаємості при відсутності теплопровідності і теплопередачі, то тиск від труби основного технологічного процесу передається по ВЛ із затримкою, що дорівнює довжині ВЛ поділеній на швидкість поширення акустичної

хвилі (звуку) в рідині. Постійна часу вимірювальної лінії, яка повністю заповнена рідиною, дорівнює нулю, оскільки в такій ідеальній лінії немає перехідних процесів. Ця лінія також має велику ширину смуги пропускання і є неспотворюючою.

Реально ВЛ містить рідину, всередині якої є повітряні бульбашки, домішки, і тому рідина є стискаємою. При статичному навантаженні проявляються нелінійні властивості ВЛ, що є очевидним з фізичних міркувань. Дійсно, спочатку при навантаженні здійснюється стиснення іншорідних складових рідини (на вході ВЛ тиск інтенсивніше збільшується, ніж на виході), але при високому тиску повітряні неоднорідності починають поступово зникати [65, 66] і пропорційність між входним та вихідним тиском відновлюється. Крім того, у вимірювальній лінії в процесі експлуатації з'являються закупорки, забруднення, змінювання конфігурації внутрішнього перерізу лінії та ще додаткові негативні ефекти взимку, хоча ми будемо вважати, що подібні негативні фактори усуваються в процесі експлуатації. Таким чином, на практиці вимірювальну лінію можна вважати нелінійною інерційною системою. При таких умовах строгий розрахунок ВЛ стає практично неможливим.

Вид математичної моделі ВКТ, яку потрібно побудувати, істотно залежить від співвідношення між динамічними властивостями самого ВКТ та входного

випадкового процесу. Якщо постійна часу ВКТ $\tau_{\text{вк}}$ є істотно меншою, ніж час кореляції вхідної дії τ_x , тобто $\tau_{\text{вк}} \ll \tau_x$, то ширина смуги пропускання ВКТ буде значно перевищувати ширину спектра вхідної дії і тому форма реалізації вихідного сигналу $y(t)$ буде повністю повторювати форму реалізації вхідної дії $x(t)$. При таких умовах неможливо визначити ДХ ВКТ, оскільки значення постійної часу $\tau_{\text{вк}}$ ніяк не впливають на вид сигналу $y(t)$. З математичної точки зору ВКТ є нелінійною неінерційною ланкою. Існує також проміжна ситуація, коли ВКТ є неінерційною системою тільки для основних гармонік спектру вхідної дії і це дозволяє визначати апріорний вид реалізацій вхідної дії.

У загальному випадку для аналізу нелінійних інерційних систем необхідно використовувати метод функціональних рядів Вольтерра, який запропонований вже давно [67], але виявився громіздким і незручним для практичного застосування навіть при наявності сучасних ЕОМ. Нелінійність всього ВКТ визначає вимірювальна лінія, а датчик тиску в більшості випадків можна вважати лінійною інерційною ланкою [68]. Тому в [69] запропоноване штучне розділення в математичній моделі динамічної системи функцій нелінійності та інерційності системи. В залежності від порядку виконання цих функцій розрізняють підходи Вінера та Гаммерштейна. Для аналізу ДХ вимірювальних

каналів тиску прийнятним є тільки підхід Гаммерштейна, коли модель ВЛ представляють у вигляді послідовно з'єднаних моделей нелінійної неінерційної частини ВЛ та лінійної інерційної частини. Перевірка роботи подібної моделі, що проведена в [70], довела її працездатність. Отже, модель вимірювального каналу тиску має наступну структуру (рис. 3.1).

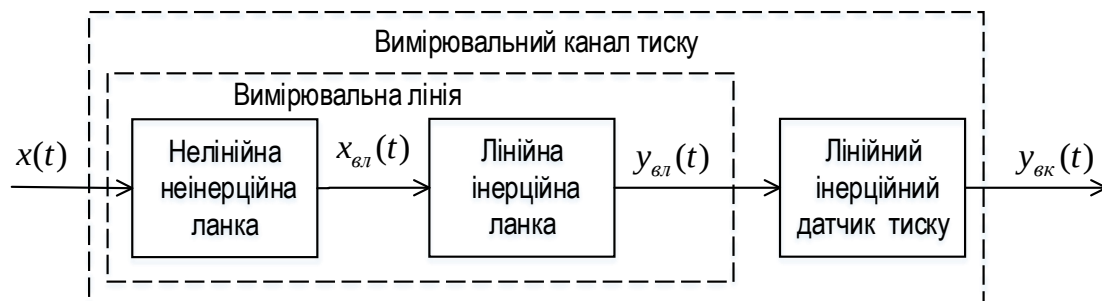


Рисунок 3.1 – Структура моделі вимірювального каналу тиску

Модель містить послідовно з'єднані лінійні інерційні ланки, які об'єднати в одну в загальному випадку не завжди доцільно, оскільки їх ДХ, як правило, відрізняються. Отримати перехідну характеристику датчика тиску відносно просто при наявності спеціалізованого стенда, в якому на вхід датчика подається імпульсна дія типу "сходинка". Технічно складніше це зробити для ВЛ, особливо з урахуванням нелінійної ланки. В [71] приведений вираз для перехідної характеристики. Проведемо його аналіз.

3.1.2 Аналіз перехідної характеристики вимірювальної лінії

Для визначення перехідної характеристики ВЛ на вхід останньої треба подати тиск, який змінюється за законом типу "сходінка", що зробити складно з технічної точки зору. Перехідна характеристика вимірювальної лінії у загальному випадку може бути представлена лінійною моделлю другого порядку. Частота коливань цієї системи записується як [72]

$$\omega_n = \frac{\pi U_a}{2L} \sqrt{\frac{V_{FS}}{\frac{\pi^2}{4} [BC_t + \frac{BV_b}{\gamma P_b} + V_t] + V_{FS}}}, \quad (3.1)$$

де U_a - швидкість акустичної хвилі в рідині ВЛ;

L - довжина ВЛ;

V_{FS} - об'єм рідини всередині вимірювальної лінії;

V_t - об'єм рідини всередині датчика тиску;

B - об'ємний модуль пружності рідини;

V_b - об'єм газу всередині рідини у ВЛ, тобто об'єм "бульбашків", що присутні у ВЛ;

γ - відношення питомих теплоємностей "бульбашків" газу при постійному тиску c_p та постійному об'ємі c_v ;

P_b - тиск, що підводиться до "бульбашків";

C_t - піддатливість датчика тиску, тобто відношення змінювання об'єму ΔV_t в порожнині датчика до змінювання тиску, що породжує виникнення ΔV_t (для ідеальної рідини $C_t = 0$).

З формули (3.1) випливає, що частота коливань ВЛ як системи при збільшенні C_t зменшується і при деяких значеннях C_t буде наближатись до нуля, що може свідчити про втрату нею коливальних властивостей.

Динамічний відгук на виході ВЛ становить:

$$y(t) = K[1 - \frac{\omega_n}{\omega_d} e^{-\alpha t} \sin(\omega_d t + \arctg(\frac{\omega_d}{\alpha})], \quad (3.2)$$

де K - коефіцієнт підсилення системи;

$\omega_d = \omega_n \sqrt{1 - \zeta^2}$ - власна частота коливань в лінії з

урахуванням затухання;

$\alpha = \omega_n \zeta$ - коефіцієнт затухання; t - час в секундах.

Показник ζ визначається за формулою:

$$\zeta = \frac{16\nu}{\omega_n d_s^2},$$

де ν - кінематична в'язкість рідини;

d_s - внутрішній діаметр вимірювальної лінії.

Аналіз формули (3.2) показує, що при збільшенні демпфуючих властивостей ВЛ як системи (наприклад, при збільшенні C_t) амплітуда коливань перехідної характеристики зменшується і ця характеристика перетворюється в звичайну експоненційно зростаючу функцію, що наближається до значення K . Оскільки на практиці всередині вимірювальної лінії міститься, як правило, декілька демпферів у вигляді діафрагм, то можна вважати, що ВЛ являє собою систему, що описується диференціальними рівняннями першого порядку. Результат зазначених міркувань приведений на рисунку

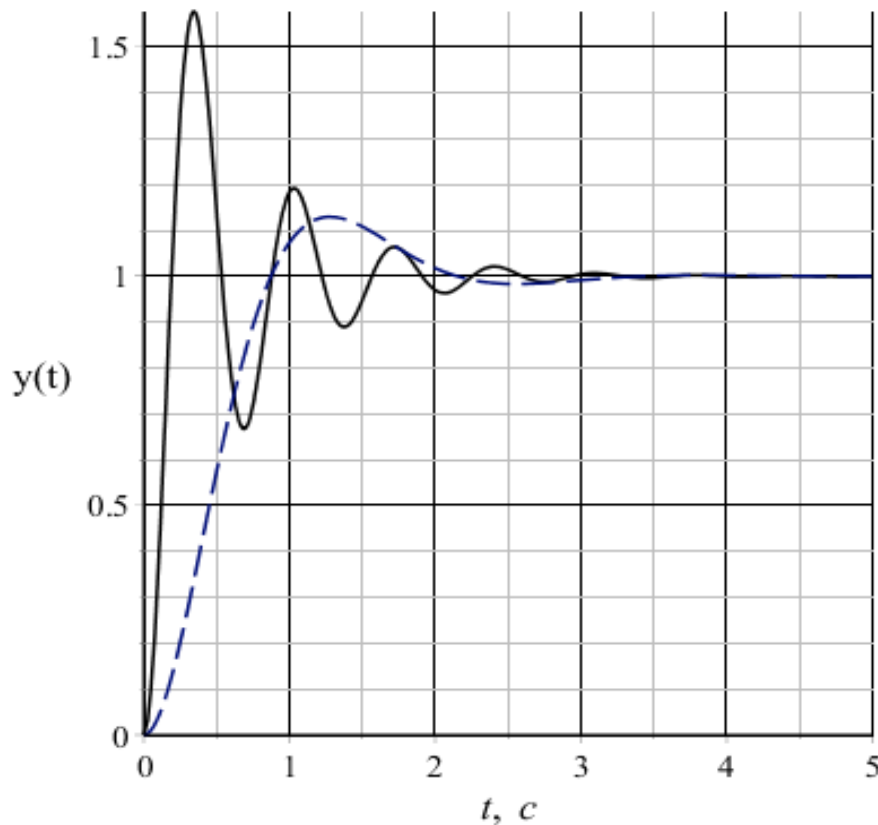


Рисунок 3.2 - Динамічний відгук на виході вимірювальної лінії при різних значеннях піддатливості датчика тиску: $C_t = 0,01$ (суцільна лінія) і $C_t = 0,1$ (пунктирна лінія)

Графіки отримані при наступних числових значеннях параметрів:

$U_a := 1481$; $L := 10$; $V_{fs} := 0.0785$; $B := 2 \cdot 10^9$; $V_t := 0.2$; $\gamma_a := 0.8$;
 $P_b := 10^9$; $V_b := 0.0005$; $K := 1$;

Таким чином встановлено, що перехідна характеристика вимірювальної лінії має коливальний характер [73]. Але при наявності демпфуючих властивостей лінії та датчика перехідна характеристика ВКТ наближається до такої, що є властивою для динамічних систем першого порядку, які описуються рівняннями типу

$$\tau_{вк} \cdot \frac{dy(t)}{dt} + y(t) = k \cdot x(t), \quad (3.3)$$

де $x(t)$ - вхідна дія ВКТ;

$y(t)$ - вихідний сигнал ВКТ;

k - постійний коефіцієнт, що використовується при моделюванні.

3.1.3 Модель вимірювального каналу тиску

Обидві лінійні інерційні ланки моделі вимірювального

каналу (рис. 3.1) будемо описувати диференціальним рівнянням першого порядку, в якому постійні часу датчика τ_∂ та ВЛ $\tau_{вл}$ відрізняються. У такому випадку можна використовувати один і той же метод для визначення постійної часу ВЛ. Сумарне значення постійної часу ВКТ приблизно дорівнює сумі τ_∂ і $\tau_{вл}$. При вибраних умовах лінійності та інерційності ВКТ зв'язок вхідної реалізації з вихідною виражається рівнянням згортки [74]:

$$y(t) = \int_0^T H_{вк}(t) \cdot x(t - \tau) d\tau, \quad (3.4)$$

де $H_{вк}(t)$ є імпульсною характеристикою каналу тиску.

Залежність (3.4) є математичною моделлю вимірювального каналу тиску. Модель справедлива для всіх лінійних інерційних систем, що при умові виконання обмежень, які використовуються в дисертації, дозволяє використовувати цю модель для практично важливих ситуацій. Відзначимо, що модель описує тільки систему, яка складається з лінійної інерційної ланки ВЛ та лінійного інерційного датчика (рис. 3.1).

Згідно з метою дисертації необхідно на основі розв'язання інтегрального рівняння (3.4) визначити імпульсну характеристику $H_{вк}(t, \tau_{вк})$, де $\tau_{вк}$ - постійна часу ВКТ. В

роботах [75, 76] показано, що строгі методи розв'язання оберненої задачі вимірювань втрачають свою цінність внаслідок наявності похибок визначення вихідного сигналу ВКТ $y(t)$, наявності шумів на вході та виході динамічної системи і відсутності достовірної апіорної інформації про $H_{\text{вк}}(t, \tau_{\text{вк}})$ та $x(t)$. Наприклад, при установці датчика тиску на стенді відомою є вхідна дія, що описується $x(t)$. Для цієї умови з рівняння (3.4) можна визначити імпульсну характеристику $H_{\text{вк}}(t)$. Якщо ж відомою є $H_{\text{вк}}(t)$, то можна визначити $x(t)$. При цьому до всіх функцій в рівнянні (3.4) висуваються дуже жорсткі вимоги щодо точності їх визначення на стендах [77]. І навіть при таких умовах інтегральне рівняння (3.4) часто вимагає регуляризації для забезпечення стійкості рішення, а іноді взагалі не може бути розв'язано точно.

В реальних умовах точність визначення $H(t)$ або $x(t)$ не є достатньою для того, щоб рівняння (3.4) розв'язувалось точно. До того ж, розв'язання обернених вимірювальних задач в метрології ускладняється реальними обставинами, що часто обумовлені наявністю шумів на вході і виході датчика тиску.

Обернена задача вимірювань розглянута в роботі [75]. В рівнянні (3.4) відомою є тільки реалізація вихідного сигналу $y(t)$ ВКТ на часовому інтервалі $[0, T]$. При таких

обставинах інтегральне рівняння (3.4) взагалі не може бути розв'язане навіть наближено. Отже, виникає необхідність наявності відомостей або про імпульсну характеристику $H_{\text{вк}}(t)$ ВКТ, або про його вхідну дію $x(t)$, що в процесі експлуатації каналу на ТСО є практично неможливим. Ось чому в дисертації запропоновано використання неповних відомостей як про вхідну дію $x(t)$, так і про імпульсну характеристику каналу тиску $H_{\text{вк}}(t)$. В [75, 76] був запропонований наближений підхід до розв'язання рівняння (3.4) і визначення математичної функції $x(t)$, що описує реалізацію вхідної дії, та встановлені метрологічні вимоги до всіх функцій, які входять в (3.4). При цьому статистичне моделювання проведене при добре відомій імпульсній характеристиці динамічної системи. В нашому випадку, навпаки, потрібно визначити $H_{\text{вк}}(t, \tau_{\text{вк}})$, але це можна, зрозуміло, зробити при повністю відомій вхідній дії $x(t)$ і за таких умов не існує можливості строгого визначення ДХ ВКТ. Тому в дисертації вдосконалено метод наближеного розв'язання оберненої задачі вимірювань, який раніше розроблений в [78, 76].

Метод визначення постійної часу ВКТ $\tau_{\text{вк}}$ (на прикладі датчика тиску з постійною часу $\tau_{\text{д}}$) розроблений з участю авторів і описаний в [77]. Для наближеного розв'язання інтегрального рівняння (3.4) використовувались:

– часова вибірка квазістаціонарного вихідного сигналу ВКТ (рис.2.3а), один з прикладів якого на інтервалі часу 0...10 хвилин описується виразом

$$y(t) = 15 + 2 \cdot [\sin(2 \cdot \pi \cdot 0.2 \cdot t)]^2 + 3.8 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 0.76 \cdot t + 0.8) + 0.7 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 12 \cdot t) + 0.5 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot 5.8 \cdot t - 1.2) ; \quad (3.5)$$

– імпульсна характеристика нового каналу тиску, яка визначена методом диференціювання перехідної характеристики ВКТ

$$H(t) = \frac{U_0}{\tau_{\text{вк}}} e^{-\frac{t}{\tau_{\text{вк}}}} . \quad (3.6)$$

де U_0 - амплітудне значення перехідної характеристики;

$\tau_{\text{вк}}$ - постійна часу ВКТ.

При "старінні" елементів ВКТ формула (3.6) може змінюватись. Для інших ВКТ можливі інші моделі перехідної та імпульсної характеристик.

Отже, рівняння згортки (3.4) має вигляд

$$y(t) = \int_0^T \frac{U_0}{\tau_{\text{вк}}} \cdot e^{-\frac{t}{\tau_{\text{вк}}}} \cdot \sum_{i=1}^n a_i \psi_i(t - \tau) d\tau. \quad (3.7)$$

і описує теоретичний вихідний сигнал ВКТ $y(t)$. Невідомими в формулі (3.7) є коефіцієнти a_i , U_0 та постійна часу $\tau_{\text{вк}}$. Для розв'язання оберненої задачі вимірювань потрібно мати ще реалізацію випадкового процесу тиску $y_{\text{вк}}(t)$. В ідеальному випадку функції, що описують експериментальний і теоретичний сигнали, тобто $y(t)$ та $y_{\text{вк}}(t)$, при правильно визначених параметрах a_i , U_0 , $\tau_{\text{вк}}$ повинні співпадати або бути близькими. Ці функції детально та всебічно досліджені О. В. Полярусом та Є. О. Поляковим в роботах [75, 79, 80]. В функціональному просторі з квадратичною метрикою відстань між вихідним сигналом $y(t)$, що описується формулою (3.5), та вихідним експериментальним сигналом ВКТ $y_{\text{вк}}(t)$ є деяким числом J або функціоналом, який в теорії сигналів називають метрикою сигналів [95]

$$J = \int_0^T \left[y_{\text{вк}}(t) - \int_{-\infty}^{\infty} \frac{U_0}{\tau_{\text{вк}}} e^{-\frac{t}{\tau_{\text{вк}}}} \sum_{i=1}^n a_i \psi_i(t - \tau) d\tau - n(t) \right]^2 dt, \quad (3.8)$$

де $n(t)$ - білий шум, спектральна щільність якого використовувалась при моделюванні.

Дана метрика потребує мінімізації шляхом варіацій a_i , U_0 , $\tau_{\text{вк}}$ на інтервалі тривалості часової вирізки реалізації квазістаціонарного вихідного сигналу ВКТ $y_{\text{вк}}(t)$. На рис. 3.3

приведена структурна схема наближеного методу розв'язання оберненої задачі вимірювань для визначення постійної часу ВКТ.

Мінімізація функціоналу (3.8) здійснювалась

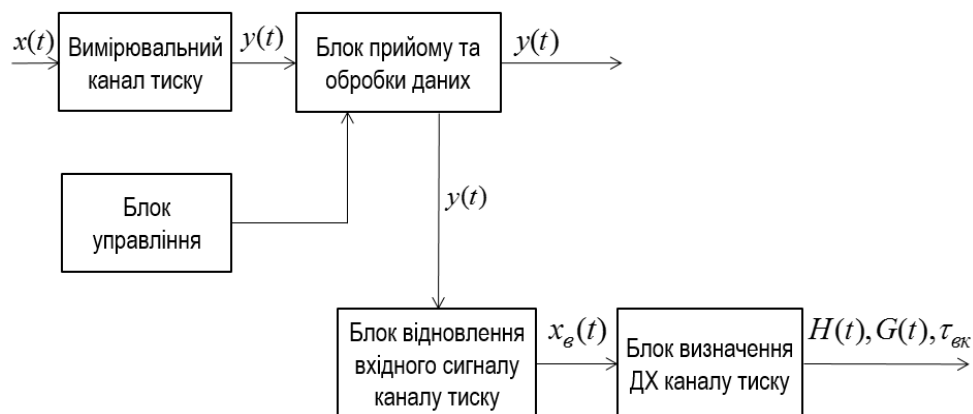
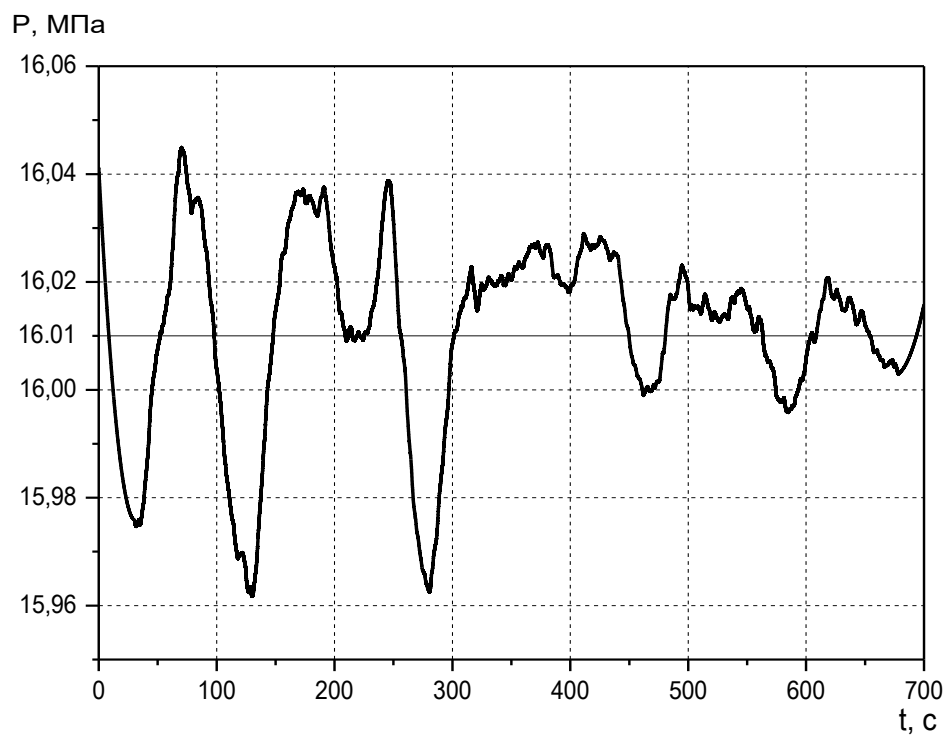


Рисунок 3.3 – Структурна схема наближеного методу розв'язання оберненої задачі вимірювань

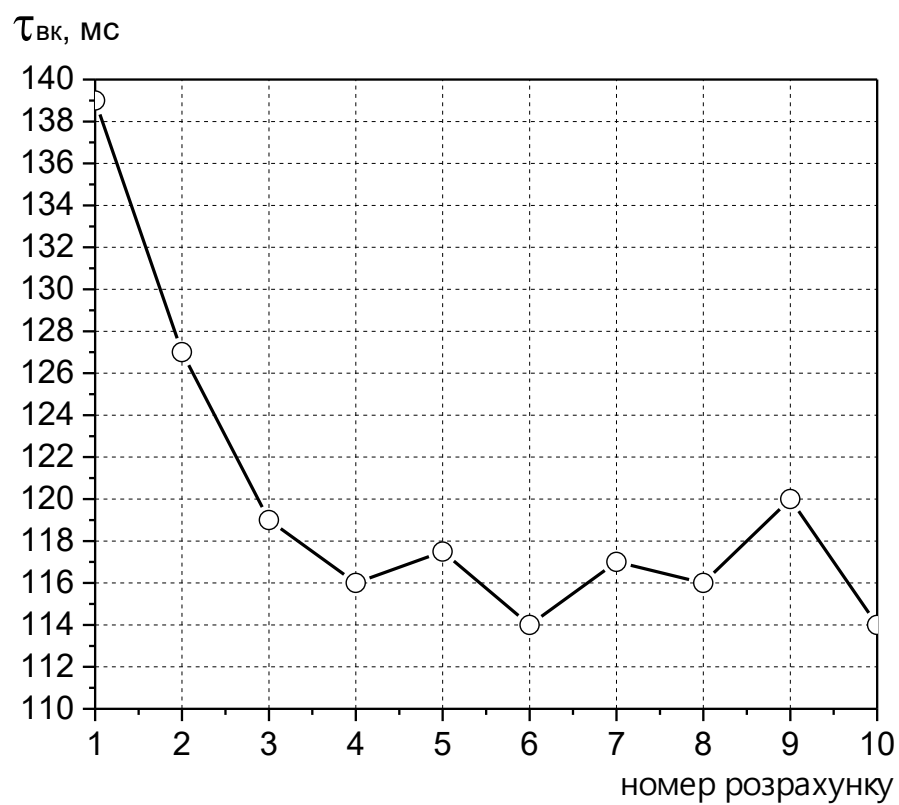
з використанням відомого методу глобального випадкового пошуку екстремуму – генетичного алгоритму. В результаті пошуку отримувались значення a_i , U_0 , $\tau_{вк}$ причому два останні значення використовувались для побудови імпульсної характеристики датчика. Основною метою було визначення постійної часу $\tau_{вк}$, але і значення коефіцієнтів a_i використовувались для відновлення сигналів вхідної дії, які поповнювали базу даних опорних сигналів.

Якість роботи методу була перевірена експериментально (рис.3.4). При мінімізації функціоналу (3.6) отримувалось значення постійної часу $\tau_{вк}$, причому для кожної реалізації вихідного сигналу тиску, приклад якої

приведений на рис. 3.4а, генетичний алгоритм знаходив, як правило, інше значення $\tau_{вк}$ (рис. 3.4б). Такі відмінності є властивістю методів випадкового пошуку. Після усереднення визначалось середнє значення постійної часу ВКТ, яке дорівнювало 113 мс і на 4 % відрізнялось від експериментального значення (108 мс). В процесі досліджень також було проведено 50 розрахунків для різних реалізацій вихідних сигналів ВКТ ТСО. Розкид значень постійної часу каналу тиску був обумовлений особливостями запропонованого методу, тобто наближеним розкладанням в ряд вхідної дії $x(t)$ та оптимізацією функціоналу (3.6) за допомогою методу глобального випадкового пошуку. Результати визначення постійної часу ВКТ $\tau_{вк}$ залежать від його терміну експлуатації (рис. 3.5). Це пояснюється зміною імпульсної характеристики ВКТ внаслідок "старіння", а також тим, що вплив інерційності ВКТ на вихідний сигнал $y_{вк}(t)$ більше



a)



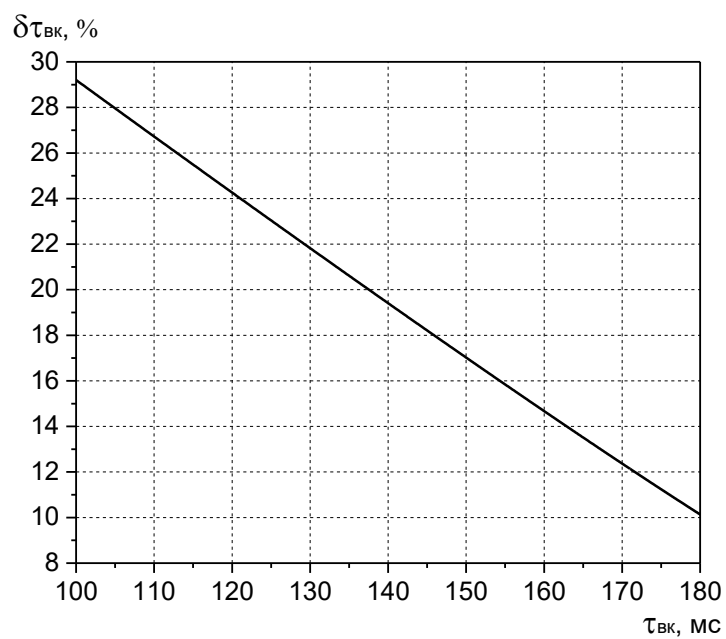
б)

Рисунок 3.4 - Вихідний сигнал (а) та постійні часу каналу (б)

проявляється при високих значеннях $\tau_{вк}$. Визначена постійна часу $\tau_{вк}$ становила 100 мс, тобто є близькою до експериментально визначеного середнього значення (98 мс).

Рисунок 3.5 – Залежність відносної похибки $\delta\tau_{BK}$ від постійної часу

$$\tau_{BK}$$



Оскільки час роботи генетичного алгоритму при розв'язанні задач такого типу найчастіше не перевищує

кілька десятків секунд, то на визначення $\tau_{\text{вк}}$ потрібно на порядки менше часу, ніж в методі аналізу шумів.

В оптимізаційній задачі, що розглядається, існує деяка ймовірність отримання «фантомних» рішень. При відсутності апріорних даних про вид вхідного сигналу та діапазон значень постійної часу ймовірність «фантомних» рішень збільшується. Для зменшення або виключення таких рішень необхідно задавати приблизний діапазон, в якому знаходиться вхідна дія та постійна часу. Цей діапазон на практиці є відомим. Генетичний алгоритм здійснює пошук мінімуму функціоналу в області, що задається дослідником, і тоді «фантомні» рішення практично виключаються. Отже, ймовірність отримання "фантомних" рішень в процесі розв'язання оберненої задачі вимірювань визначається наявністю достовірної апріорної інформації про вид вхідної дії та форму імпульсної характеристики вимірювального каналу і вона близька до нуля, якщо така інформація є. Але в процесі експлуатації внаслідок "старіння" елементів ВКТ його імпульсна характеристика змінюється. Її форма спотворюється і вона буде описуватися у вигляді ряду, що в деяких випадках може ускладнити оптимізацію функціоналу (3.6). Метод розв'язання оберненої задачі вимірювань для визначення постійної часу ВКТ може застосовуватись і при інших описах імпульсної характеристики ВКТ урахуванням рівня "старіння" його елементів, як показано у другому

розділі. Результати моделювання показують, що він дозволяє визначати постійну часу ВКТ з рівнем спотворення імпульсної характеристики не більше 10%. Це є обмеженнями методу розв'язання оберненої задачі вимірювань для визначення постійної часу ВКТ.

Отже, методика застосування методу визначення постійної часу ВКТ зводиться до наступного. Спочатку треба вияснити, чи взагалі створені умови для використання методу. Якщо постійна часу ВКТ є малою (або смуга пропускання каналу є широкою), то сигнал на виході ВКТ практично повністю повинен повторити поведінку вхідної дії в математичному сенсі, хоча їхні розмірності відрізняються. При збільшенні $\tau_{\text{вк}}$ (звуженні смуги пропускання каналу) між відносними значеннями $y(t)$ та $x(t)$ з'являється різниця δ , залежність максимального значення якої у відсотках від постійної часу каналу $\tau_{\text{вк}}$ для приведеного вище прикладу вихідного сигналу показана на рис. 3.6, причому при $\tau_{\text{вк}}$, що не перевищують приблизно одну секунду, залежність $\delta(\tau_{\text{вк}})$ є майже лінійною.

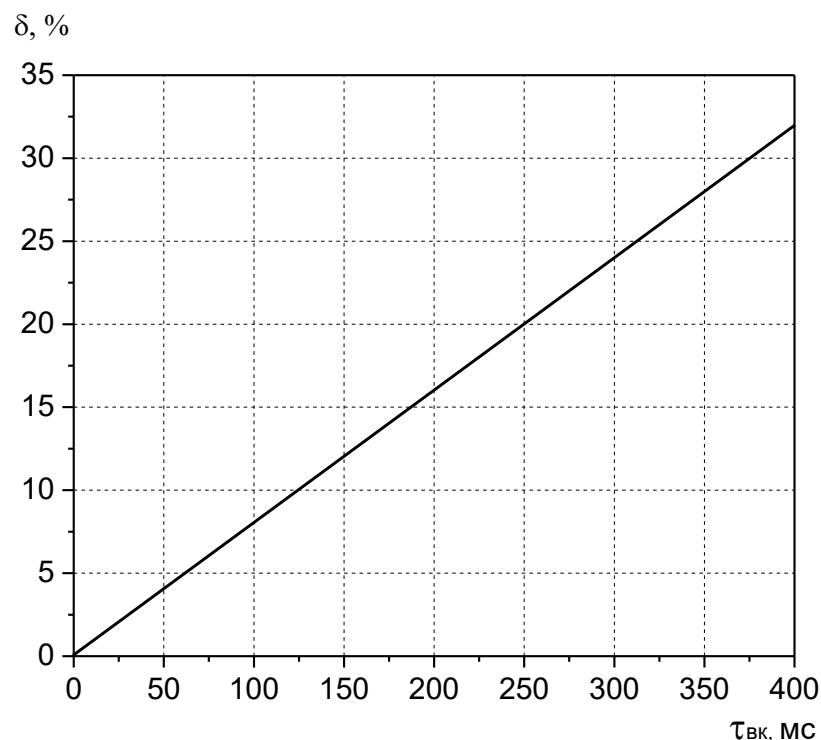


Рисунок 3.6 - Приклад залежності відносної різниці між вхідною дією та вихідним сигналом від постійної часу вимірювального каналу тиску

Нормування зазначеної різниці здійснювалось до максимального значення вихідного сигналу на інтервалі спостереження сигналу 10 с. Аналогічні залежності отримані для інших моделей вихідних сигналів ВКТ. З них випливає, що вже при $\tau_{вк} \approx 100 \text{ мс}$ відносні зазначені різниці наближаються до 10 %, тобто проявляються інерційні властивості каналу. При великих $\tau_{вк}$ спотворення вхідної дії може бути значним і це також є обмеженням методу, але

такий випадок немає ніякого практичного значення, бо ВКТ з подібними інерційними властивостями буде видавати недостовірну інформацію, а вихідний сигнал не підлягає відновленню на вхід [75]. Все це свідчить, що для більшості практичних випадків запропонований метод може застосовуватись у повному обсязі.

Для врахування "старіння" елементів ВКТ пропонується метод визначення динамічних характеристик ВКТ на основі нейронної мережі. Він вимагає наявності бази даних опорних моделей вимірювальних каналів з різним терміном експлуатації. Така база опорних моделей створюється за допомогою експертів в напіваавтоматичному режимі.

3.2 Визначення динамічних характеристик вимірювального каналу тиску з використанням методу внутрішнього контролю

В роботі [73] було досліджено вплив "старіння" елементів ВКТ на його ДХ і, зокрема, на постійну часу. Отримано також аналітичні вирази які описують цей вплив. Комбінуючи постійні часу для певного стану вимірювальної лінії та датчика тиску, можна визначити постійну часу ВКТ з урахуванням "старіння" його складових для будь-якого терміну експлуатації. Особливо треба відзначити важливу роль даних, що були визначені відносно ВКТ, в якому вимірювальна лінія не має пустот, витоків, запорів і датчик

тиску є новий. Динамічні характеристики такого ВКТ відповідають каналу з нульовим терміном експлуатації, тобто в ньому відсутні чинники "старіння". Цей ВКТ в подальшому приймемо за базовий. Слід враховувати, що в силу специфіки конструкції вимірювальної лінії та типу датчика тиску ДХ будуть різнитись для кожного ВКТ на ТСО. Таким чином, виникає задача визначення ДХ для будь-якого каналу тиску на ТСО. Ця задача може бути вирішена шляхом створення окремих математичних моделей каналів тиску на основі загальної моделі базового ВКТ, що побудована за результатами експериментальних досліджень для ВКТ без "старіння". У випадку, коли кожному терміну експлуатації буде відповідати своя окрема модель ВКТ, такі моделі приймемо за опорні моделі ВКТ для даного ТСО.

Опорна модель ВКТ отримується шляхом зміни параметрів базової моделі каналу тиску та контролю за критерієм мінімуму різниці між перехідними, амплітудно-частотними (АЧХ) та фазочастотними характеристиками (ФЧХ) опорної та базової моделей.

Для цього був розроблений метод визначення ДХ ВКТ з використанням внутрішнього контролю параметрів базової моделі ВКТ. Реалізація методу внутрішнього контролю стосовно визначення ДХ ВКТ (рис. 3.7) зводиться до порівняння реакцій моделей на одну і ту ж вхідну дію $x(t)$ типу "сходінка". За різницею реакцій $\Delta\varepsilon$ здійснюється вибір коефіцієнтів низькочастотного цифрового фільтра, який

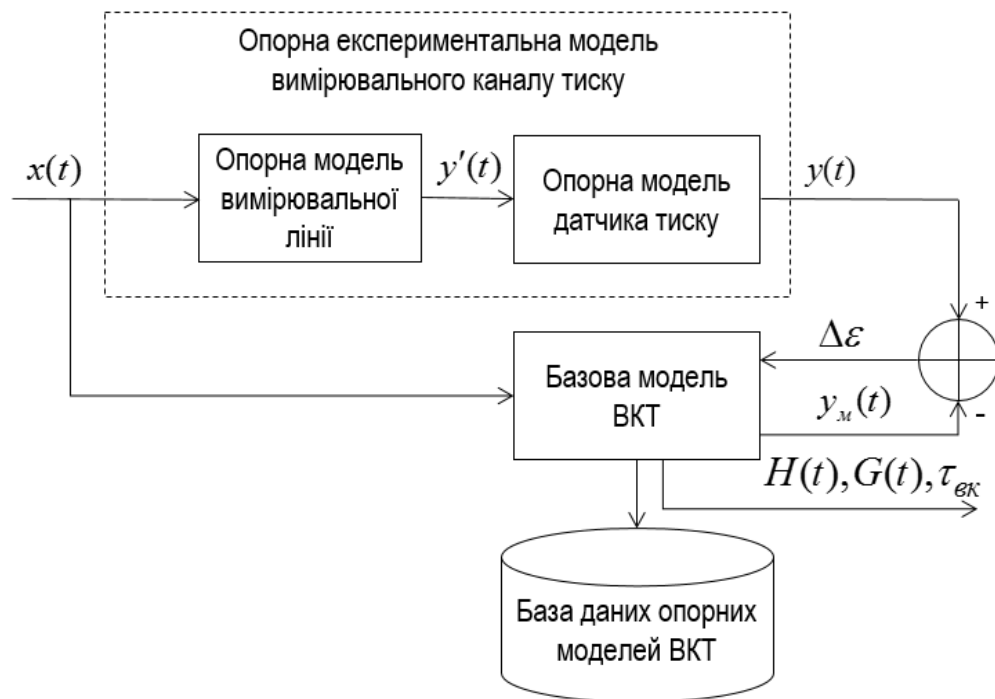


Рисунок 3.7 – Структурна схема реалізації методу внутрішнього контролю

покладено в основу побудови теоретичної моделі ВКТ. Ця модель вже враховує "старіння" елементів ВКТ і його динамічні властивості, що є важливим для практики. Розглянута вдосконалена модель ВКТ на основі методу внутрішнього контролю реалізована автором в програмному

середовищі LabView.

Запропонований метод визначення ДХ ВКТ з використанням внутрішнього контролю на відміну від відомих дозволяє компенсувати час затримки теоретичної моделі передатної функції (ПФ) ВКТ, здійснювати фільтрацію різниці між експериментальною ПФ ВКТ та її базовою моделлю, компенсувати зміщення ПФ в стаціонарному режимі, візуально контролювати роботу моделі ПФ ВКТ, постійно контролювати її амплітудно-частотну та фазочастотну характеристики. Модифікована модель зберігається в базі даних опорних моделей ВКТ.

3.2.1 Розробка базової моделі вимірювального каналу тиску

Математичні моделі ВКТ у вигляді перехідних функцій приведені в [3, 12, 25]. Однак в цих роботах не розглянуті моделі ВКТ та методики корекції параметрів моделі ВКТ, які дозволили б автоматизувати цей процес. В роботах [3, 81, 82] недостатньо повно досліджено властивості системи внутрішнього контролю. Крім того, в зазначених роботах використання методу внутрішнього контролю з метрологічної точки зору не розглядалось.

Метою досліджень, проведених в процесі виконання даної монографії, була розробка системи внутрішнього контролю для визначення ДХ вимірювального каналу тиску

за рахунок фільтрації різниці між ПФ опорної та базової моделей ВКТ. В дослідженнях в якості опорної моделі ВКТ була модель, що побудована за апроксимованими імпульсними характеристиками $H(t)$ датчиків тиску з термінами експлуатації відповідно 1, 5 та 10 років [73] :

$$H_1(t) = 0.16 + \frac{439}{4 \cdot (t-70)^2 + 900} + \frac{1369}{4 \cdot (t-90)^2 + 1849} + \frac{18.6}{4 \cdot (t-193)^2 + 854.6} + \frac{37}{4 \cdot (t-280)^2 + 841}, \quad (3.9)$$

$$H_5(t) = 0.258 - \frac{305.6}{4 \cdot (t-17)^2 + 3600} + \frac{2567}{4 \cdot (t-87)^2 + 3969} + \frac{140}{4 \cdot (t-138)^2 + 484} + \frac{2447}{4 \cdot (t-200)^2 + 21360} - \frac{128}{4 \cdot (t-274)^2 + 4474} - \frac{326}{4 \cdot (t-285.5)^2 + 16.28} \quad (3.10)$$

$$H_{10}(t) = 0.344 - \frac{153}{4 \cdot (t-25)^2 + 3600} + \frac{1662}{4 \cdot (t-100)^2 + 3047} + \frac{126}{4 \cdot (t-156)^2 + 400} + \frac{4858}{4 \cdot (t-207)^2 + 1697} - \frac{3920}{4 \cdot (t-207.8)^2 + 1568} - \frac{5.48}{4 \cdot (t-296)^2 + 273} - \frac{142}{4 \cdot (t-338)^2 + 1814} \quad (3.11)$$

Як показали дослідження ВКТ [73], модель каналу не може в повній мірі повторити оригінал. Це пов'язано як з ентропією вимірюваного процесу на вході датчика, так і з

певною ентропією динамічних характеристик датчика. Ентропія динамічних характеристик датчика обумовлюється як режимами роботи датчика, так і "старінням" елементів датчика. В цьому випадку необхідно не тільки перевіряти розроблену модель датчика на адекватність, а і коректувати її. Для цього пропонується використовувати метод внутрішнього контролю моделі.

Відповідно до [29] перехідна функція вимірювального каналу тиску без врахування часу запізнення зв'язана з його передатною функцією залежністю зворотнього дискретного перетворення Лапласа

$$G(t) = L^{-1} \left\{ \frac{1}{s} \cdot G_p(s) \right\},$$

де L^{-1} - оператор зворотнього дискретного перетворення Лапласа;

s - площина дискретного перетворення Лапласа;

$G_p(s)$ - дискретна передатна функція ВКТ.

В подальшому будемо оперувати з передатною функцією вимірювального каналу $G_p(s)$.

Сутність методу внутрішнього контролю [83, 84, 85] з метрологічної точки зору можна трактувати так. Якщо передаточну функцію ВКТ можна представити у вигляді сукупності передаточних функцій простих кіл низьких

порядків, то підбираючи їх параметри, можна мінімізувати різницю між реальною передаточною функцією каналу та її моделлю.

Узагальнену структурну схему моделі ВКТ в операторному виді можна зобразити у вигляді, що приведена на рис.3.8.

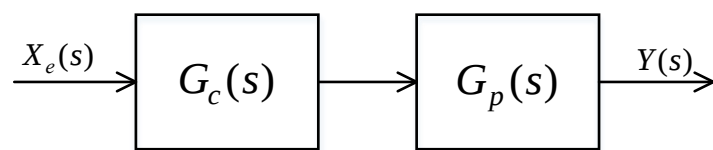


Рисунок 3.8 – Узагальнена схема моделі вимірювального каналу тиску

Оператор $G_c(s)$ використовується для управління ПФ базової моделі ВКТ $G_p(s)$ і настроюється таким чином, щоб він був оберненим по відношенню до оператора ПФ опорної моделі $G_\Sigma^{-1}(s)$ ВКТ - $G_c(s) = G_\Sigma^{-1}(s)$. Вихідний сигнал ВКТ, у відповідності до рис. 3.8, запишемо у вигляді:

$$Y(s) = G_c(s) \cdot G_p(s) \cdot X_e(s), \quad (3.12)$$

де $G_p(s)$ - модель реальної, експериментально визначеної (базової), ПФ ВКТ;

$X_e(s)$ - модель еталонної вхідної дії типу "сходинка";

$G_c(s)$ - функціонал управління параметрами базової моделі ПФ ВКТ.

Прийmemo, що опорна модель ПФ ВКТ $G_\Sigma^*(s)$ повністю відтворює його базову модель ПФ $G_p(s)$:

$$G_p(s) = G_\Sigma^*(s). \quad (3.13)$$

Тоді, якщо функціонал $G_c(s)$ буде оберненим до опорної моделі ПФ ВКТ $G_c(s) = G_\Sigma^{*-1}(s)$, то на виході базової моделі ВКТ отримуємо $Y(s) = G_\Sigma^{*-1}(s) \cdot G_\Sigma^*(s) \cdot X_e(s) = 1 \cdot X_e(s) = X_e(s)$.

Звідси випливає, що вихідний сигнал базової моделі ВКТ завжди дорівнює контрольному еталонному сигналу $X_e(s)$. Слід відмітити, що це можливо лише при повністю визначеній ПФ базової моделі ВКТ $G_p(s)$.

На практиці завжди є певне розходження між реальною ПФ та її моделлю [86, 87, 88]. Це розходження викликане як "старінням" елементів ВКТ, так і дією зовнішніх перешкод і внутрішніх шумів. З урахуванням цього зміниться і структурна схема (рис. 3.9), яка реалізує метод внутрішнього контролю параметрів базової моделі ВКТ.

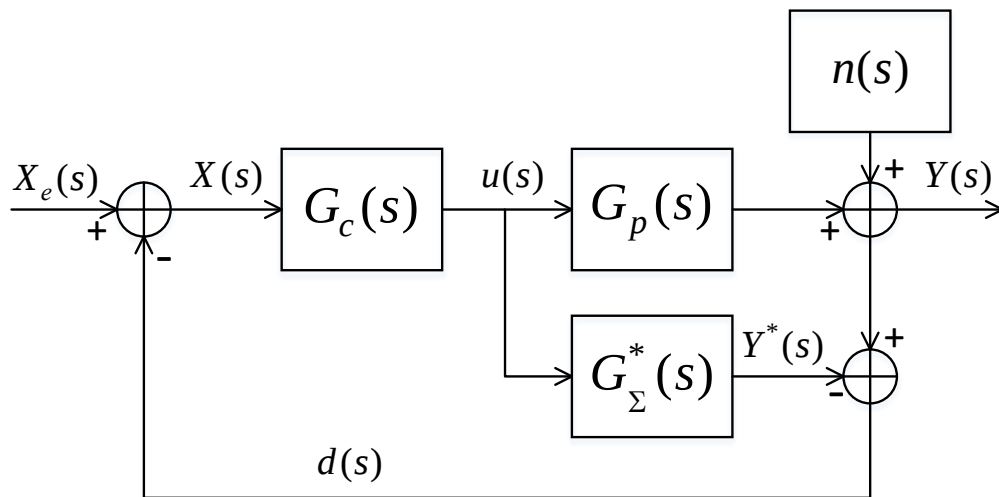


Рисунок 3.9 – Схема моделі вимірювального каналу тиску

Дана схема має наступні змінні параметри:

$G_c(s)$ - функціонал управління параметрами базової моделі ПФ ВКТ;

$G_p(s)$ - модель базової ПФ ВКТ;

$G_{\Sigma}^*(s)$ - модель опорної ПФ ВКТ;

$X_e(s)$ - еталонний контрольний сигнал вхідної дії типу "сходинка";

$X(s)$ - модифікований контрольний сигнал для корекції базової моделі ПФ ВКТ;

$u(s)$ - значення функціоналу $G_c(s)$ з урахуванням похибки $d(s)$;

$n(s)$ - перешкода;

$d(s)$ - різниця між ПФ базової та опорної моделей;

$Y(s)$ - вихід моделі ВКТ.

Сигнал зворотного зв'язку $d(s)$ визначається як:

$$d(s) = (G_p(s) - G_\Sigma^*(s)) \cdot u(s) + n(s). \quad (3.14)$$

Вхідний модифікований сигнал функціоналу $G_c(s)$ виражається формулою:

$$X(s) = X_e(s) - d(s) = X_e(s) - (G_p(s) - G_\Sigma^*(s)) \cdot u(s) - d(s). \quad (3.15)$$

Даний підхід має певні обмеження. Якщо базова модель повністю відтворює опорну ПФ, то $G_p(s) = G_\Sigma^*(s)$. Тоді: $X(s) = X_e(s) - d(s)$, а $Y(s) = X(s) \cdot G_c(s) \cdot G_p(s)$. Якщо перешкода відсутня, тобто $n(s) = 0$, то $Y(s) = X_e(s) \cdot G_c(s) \cdot G_p(s)$.

Таким чином, отримана залежність є аналогом вихідного сигналу системи управління параметрами моделі ПФ без зворотнього зв'язку. Якщо функціонал $G_c(s)$ буде стійким, то управління параметрами моделі ПФ також буде стійким.

На практиці перешкода $n(s) \neq 0$ і завжди має місце різниця між реальною ПХ та її моделлю. Це вимагає, щоб функціонал $G_c(s)$ був оптимальним з точки зору мінімуму різниці та швидкодії. З урахуванням цього зміниться і

структурна схема, яка реалізує метод внутрішнього контролю. На рис. 3.10 приведена схема алгоритму, який реалізує метод внутрішнього контролю.

В цьому випадку оператори $G_c(s)$, $G_p(s)$, $G_\Sigma^*(s)$ і $n(s)$ будуть не векторами, а багатомірними матрицями, які змінюються у часі. Сигнал зворотнього зв'язку буде мати вигляд:

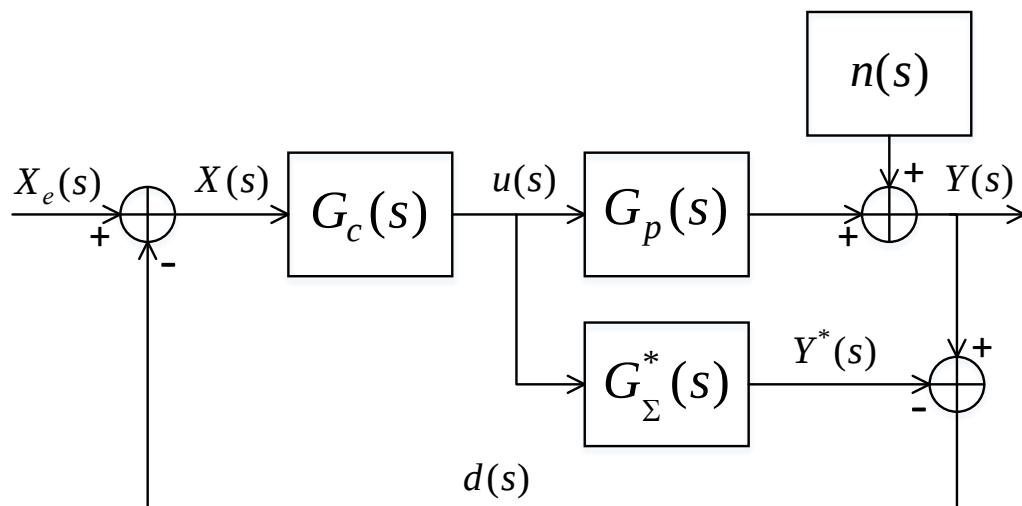


Рисунок 3.10 - Схема моделюючого алгоритму

$$d(s) = [G_p(s) - G_\Sigma^*(s)] \cdot u(s) + n(s). \quad (3.16)$$

Сигнал похибки буде визначений згідно виразу: $X(s) = X_e(s) - d(s)$. Вихід функціоналу $G_c(s)$ $u(s)$ можна знайти із рівняння:

$$\left[X_e(s) - d(s) \right] \cdot G_c(s) = \left[X_e(s) - \left\{ \left[G_p(s) - G_\Sigma^*(s) \right] \cdot u(s) - n(s) \right\} \right] \cdot G_c(s)$$

При умові відсутності завад $n(s) = 0$ і тоді

$$u(s) = \frac{\left[X_e(s) - d(s) \right] \cdot G_c(s)}{1 + \left[G_p(s) - G_\Sigma^*(s) \right] \cdot G_c(s)}. \quad (3.17)$$

Але $Y(s) = G_p(s) \cdot u(s) + d(s)$. Звідси ПФ системи внутрішнього контролю, що приведена на рис. 3.10, буде мати вид:

$$Y(s) = \frac{G_c(s) \cdot G_p(s) \cdot X_e(s) + \left[1 - G_c(s) \cdot G_\Sigma^*(s) \right] \cdot d(s)}{1 + \left[G_p(s) - G_\Sigma^*(s) \right] \cdot G_c(s)}. \quad (3.18)$$

Тепер, якщо функціонал $G_c(s)$ буде близький до інверсної моделі ПФ $G_c(s) \approx G_\Sigma^*(s)^{-1}$, то можна зменшити різницю $d(s)$. Окрім того, для підвищення стійкості системи необхідно мінімізувати похибку, яка викликана цією різницею.

Як показали дослідження [84], різниця $d(s)$ найчастіше має місце в високочастотній частині амплітудно-частотної

характеристики датчика. Тому для зменшення різниці $d(s)$ пропонується використовувати фільтр нижніх частот $f(s)$.

Отже, реалізація методу внутрішнього контролю стосовно підвищення точності базової моделі ПФ ВКТ є не що інше як інверсія моделі його ПФ послідовно з низькочастотною фільтрацією:

$$G_{\text{мвк}}(s) = G_c(s) \cdot G_f(s), \quad (3.19)$$

де $G_f(s) = \frac{1}{(1 + \tau_f \cdot s)^n}$ - ПФ низькочастотного фільтра;

τ_f - постійна часу низькочастотного фільтра;

n - порядок низькочастотного фільтра.

Порядок фільтра n вибирається таким чином, щоб уникнути надмірної диференціючої дії коректуючих сигналів. З урахуванням всього вище приведенного кінцевий алгоритм буде мати вид:

$$Y(s) = \frac{G_{\text{мвк}}(s) \cdot G_p(s) \cdot X_e(s) + [1 - G_{\text{мвк}}(s) \cdot G_{\Sigma}^*(s)] \cdot d(s)}{1 + [G_p(s) - G_{\Sigma}^*(s)] \cdot G_{\text{мвк}}(s)}. \quad (3.20)$$

Розглянемо приклад використання методу внутрішнього контролю для зміни параметрів базової моделі

моделі ПФ ВКТ з метою її наближення до опорної моделі ПФ ВКТ зі "старінням". Базова модель ПФ ВКТ $G_p(s)$ була визначена експериментально [84] і описується рівнянням:

$$G_p(s) = \exp(-0.441176 \cdot s) \cdot \frac{2.72 \cdot (1 + 0.05 \cdot s)}{(1 + 0.2 \cdot s) \cdot (1 + 0.8 \cdot s + 0.2 \cdot s^2)}. \quad (3.21)$$

Опорну модель ПФ для ВКТ можна описати виразом:

$$G_{\Sigma}^*(s) = \exp(-677083 \cdot s) \cdot \frac{2.73913}{(1 + 0.712228 \cdot s)}. \quad (3.22)$$

На рис. 3.11 зображено ПХ обох моделей. Видно, що вони різняться за постійною часу ВКТ. Враховуючи вирази (3.21) і (3.22) та приймаючи до уваги, що $G_c(s) \approx G_{\Sigma}^{*-1}(s)$, отримаємо:

$$G_{\Sigma}^*(s) = G_{\Sigma}^{*+}(s) \cdot G_{\Sigma}^{*-}(s),$$

$$G_{\Sigma}^{*-}(s) = \exp(-677083 \cdot s),$$

$$G_{\Sigma}^{*+}(s) = \frac{2.73913}{(1 + 0.712228 \cdot s)}, \quad G_{\Sigma}^{*+}(s)^{-1} = 0.365079 \cdot (1 + 0.712228 \cdot s).$$

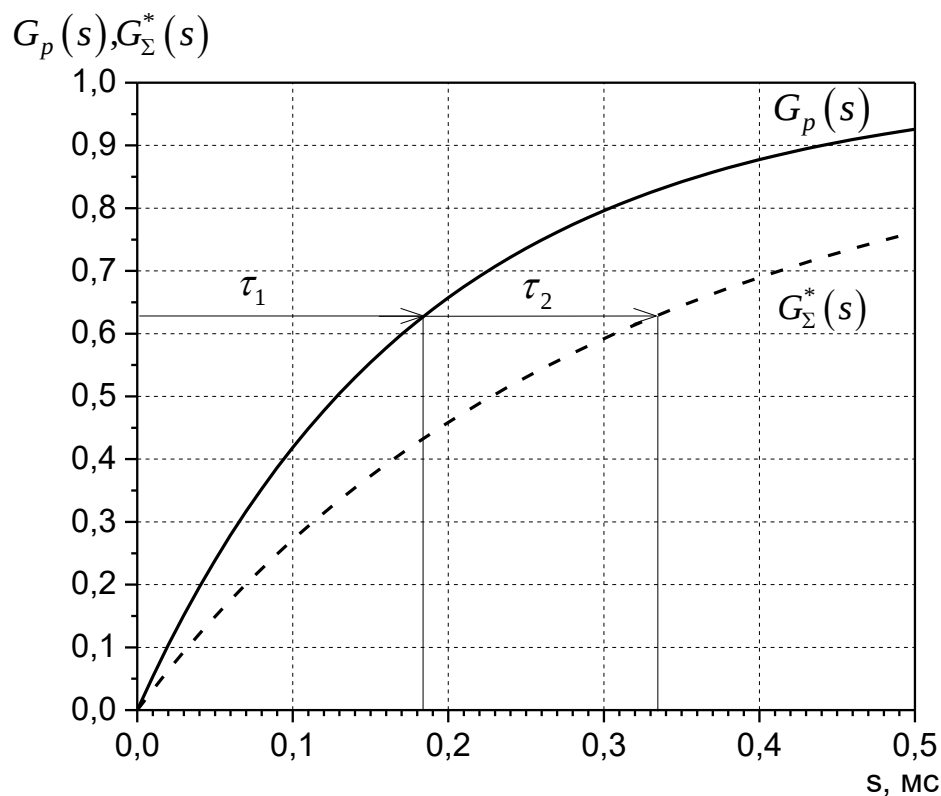


Рисунок 3.11 - Базова $G_p(s)$ та опорна $G_\Sigma^*(s)$ ПФ ВКТ

Далі, вважаючи, що оператор $G_{\text{мвк}}(s)$ повинен бути оберненим до $G_\Sigma^{*+}(s)$ і послідовно з'єднаним з фільтром нижніх частот $G_f(s)$, отримаємо вираз для оператора внутрішнього контролю $G_{\text{мвк}}(s)$:

$$G_{\text{мвк}}(s) = G_\Sigma^{*+}(s)^{-1} \cdot G_f(s) = \frac{0.365079 \cdot (1 + 0.712228 \cdot s)}{(1 + \tau_f \cdot s)^n}. \quad (3.23)$$

При $n=1$ маємо стаціонарний режим. Оператор $G_{мвк}(s)$ буде стійким, якщо постійна часу фільтра низьких частот дорівнює постійній часу розімкнутого контуру. В нашому випадку, як видно з виразу (3.23), $\tau_f = 0.712228$.

Проаналізуємо поведінку замкнутого контуру корекції параметрів моделі ПФ датчика тиску, приймаючи до уваги що $G_p(s) = G_{\Sigma}^*(s)$.

$$Y(s) = G_{\Sigma}^{*+}(s)^{-1} \cdot G_f(s) \cdot G_p(s) \cdot X_e(s) + \left[1 - G_{\Sigma}^{*+}(s) \cdot G_f(s) \cdot G_{\Sigma}^*(s) \right] \cdot d(s),$$

$$Y(s) = G_{\Sigma}^{*-}(s) \cdot G_f(s) \cdot X_e(s) + \left[1 - G_{\Sigma}^{*-}(s) \cdot G_f(s) \right] \cdot d(s).$$

$$Y(s) = \frac{\exp(-677083 \cdot s)}{1 + \tau_f \cdot s} \cdot X_e(s) + \left[1 - \frac{\exp(-677083 \cdot s)}{1 + \tau_f \cdot s} \right] \cdot d(s). \quad (3.24)$$

Таким чином, реалізація методу внутрішнього контролю параметрів базової моделі ПФ ВКТ характеризується наступними властивостями:

- вона забезпечує компенсацію часу затримки;
- низькочастотний фільтр може бути використаний для фільтрації різниці $d(s)$ між базовою та опорною моделями ПФ ВКТ;
- в стаціонарному режимі схема дозволяє компенсувати зміщення ПФ.

Основною відмінністю вдосконаленого методу внутрішнього контролю параметрів моделі ВКТ від відомих є те, що він дозволяє за рахунок фільтрації різниці ПФ модифікувати базову модель ВКТ і визначити його ДХ з урахуванням поточного "старіння".

З метою перевірки реалізуємості вдосконаленого методу внутрішнього контролю для визначення ДХ ВКТ був розроблений алгоритм та програма з використанням пакету програмного комплексу LabView, який забезпечує в масштабі часу близькому до реального online збір та обробку вимірювальної інформації з ТСО, ведення експертної бази знань ВКТ та проведення моделювання ВКТ з визначення їх ДХ. Програмна реалізація методу внутрішнього контролю перехідних функцій ВКТ містить в собі наступні блоки (рис. 3.12):

1. Модуль визначення перехідної характеристики ВКТ.
2. Модуль наближення моделі ВКТ до опорної моделі.
3. Модуль внутрішнього контролю параметрів моделі ВКТ.

За результатами моделювання було також оцінено ефективність застосування розглянутого методу внутрішнього контролю для визначення динамічних характеристик ВКТ. Результати моделювання приведені на рис. 3.12-3.14. Аналіз отриманих результатів показав, що якщо до корекції моделі ПФ різниця між постійними часу реальної ПФ ВКТ та її моделі становила $\Delta\tau_1 = \tau_{вк} - \tau_{ом} = 71\text{ мс}$ ($\tau_{вк}$ - постійна часу реальної ПФ ВКТ, $\tau_{ом}$ - постійна часу

опорної моделі каналу), то після корекції - $\Delta\tau_2 = \tau_{\text{вк}} - \tau_{\text{мвк}} = -3 \text{ мс}$ ($\tau_{\text{мвк}}$ - постійна часу, що визначена методом внутрішнього контролю), тобто відносна похибка визначення постійної часу зменшилась з 44% до 1.8%. Дослідження показали, що відносна похибка визначення постійної часу методом внутрішнього контролю залежить від відношення сигнал/шум на виході моделі ВКТ та рівня "старіння" каналу. Відносна похибка 11% досягається при відношенні сигнал/шум $q \geq 10 \text{ дБ}$. Отже, в роботі дістав подальшого розвитку метод визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів тиску з використанням внутрішнього контролю, який відрізняється від відомих використанням базової моделі ВКТ, яка побудована за результатами розв'язання оберненої задачі вимірювань, що здатна адаптуватися до "старіння" елементів ВКТ. Недоліком запропонованого методу є неможливість визначення динамічних характеристик ВКТ в реальному масштабі часу. Так для досягнення максимально можливої точності цього методу в 13% необхідно приблизно 20...40 хвилин настроювання.

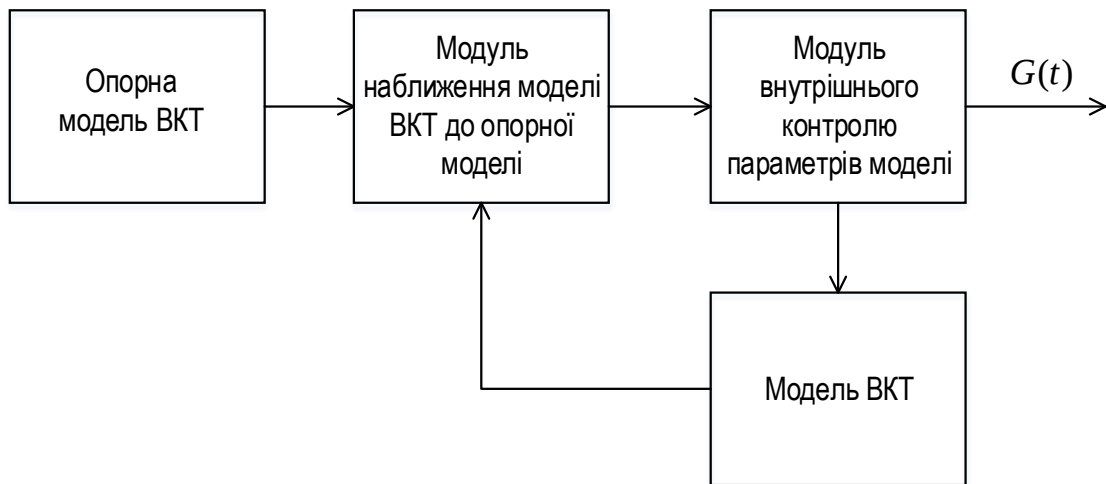


Рисунок 3.12 – Структурна схема програмного комплексу

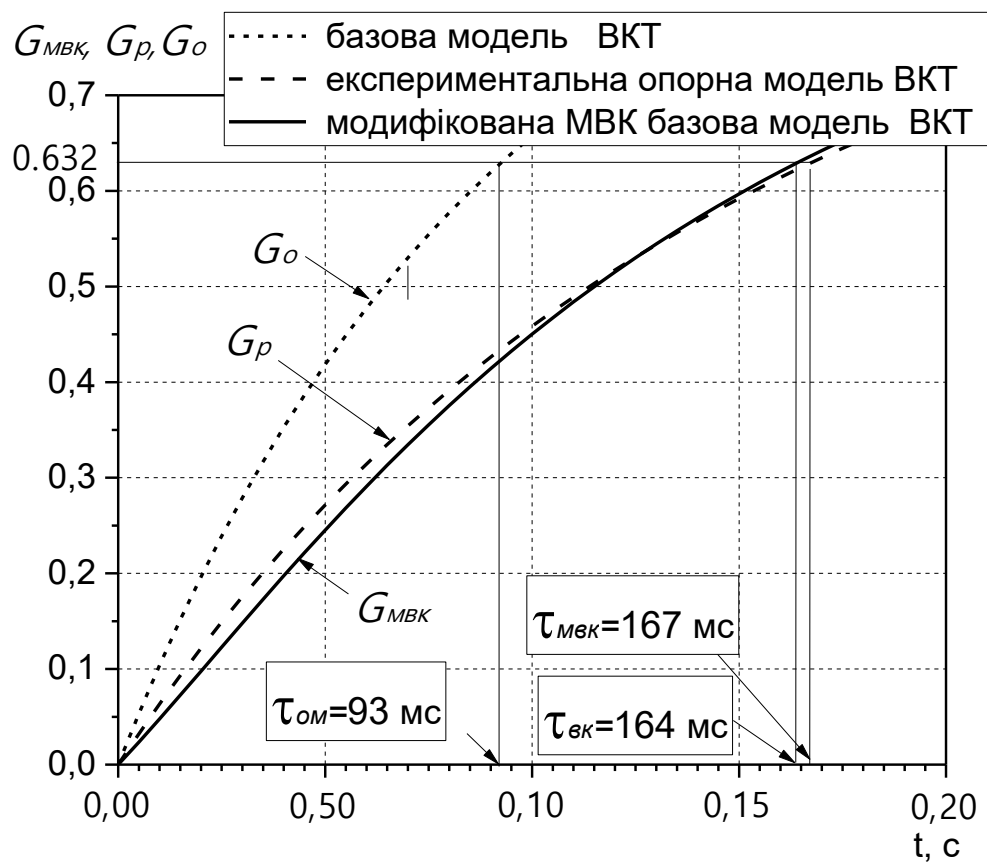
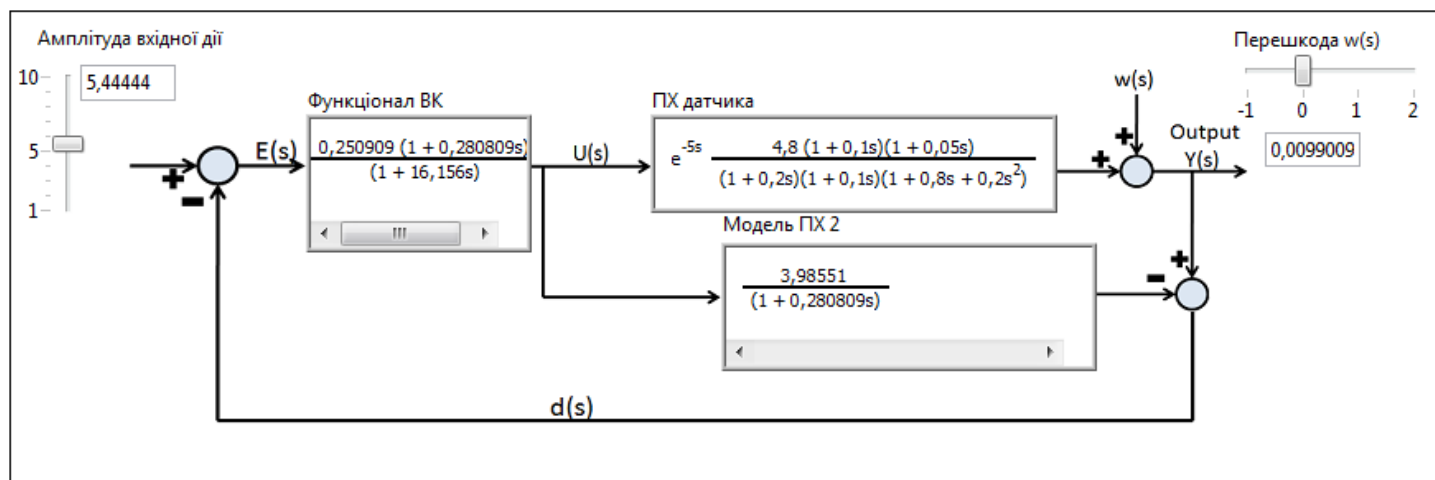
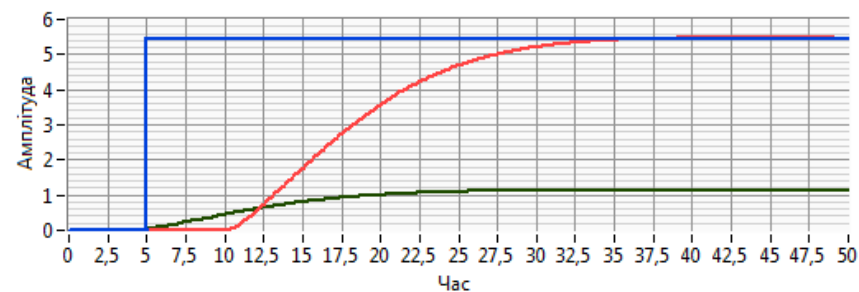


Рисунок 3.13 – Нормовані ПХ ВКТ: G_o – ПХ теоретичної моделі ВКТ, G_p – ПХ експериментальної опорної моделі ВКТ, $G_{мвк}$ – ПХ, що отримана з використанням методу внутрішнього контролю

Завдання на моделювання:
Оцінка реакцій моделі датчика та еталону (взятий з бази знань) на вхідну дію 1(t).



Відгук системи



Вхідна дія $R(s)$
Вихід системи ВК $Y(s)$
Вихід функц. ВК $U(s)$

Стор

Рисунок 3.14 –Зовнішній вид панелі моделі в якій реалізовано метод внутрішнього контролю ДХ
ВКТ

3.3 Метод визначення динамічних характеристик на основі нейромережевої моделі вимірювального каналу тиску

Для істотного зменшення часу оцінки ДХ ВКТ розроблений третій метод визначення динамічних характеристик на основі нейромережевої моделі ВКТ, що функціонує майже в реальному часі (рис. 3.15). "Навчальним матеріалом" нейронної мережі є інформація баз з даних вхідних сигналів та опорних моделей ВКТ різних термінів експлуатації, які отримуються на основі застосування першого та другого методів визначення ДХ ВКТ та з

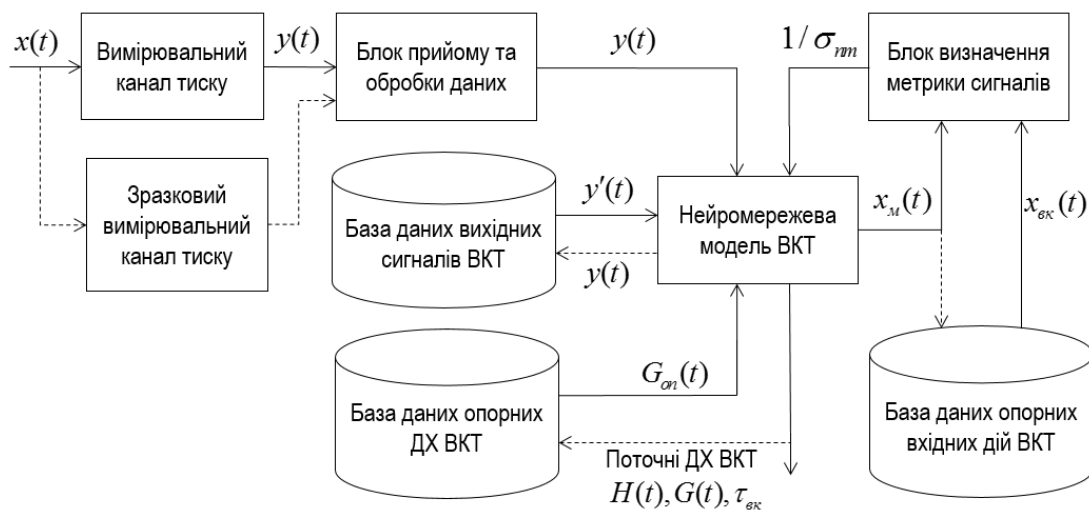


Рисунок 3.15 – Структурна схема нейромережевого методу визначення динамічних характеристик вимірювального каналу тиску

допомогою яких настраюються вагові коефіцієнти мережі на початковому етапі роботи для зменшення часу навчання.

Основним і найголовнішим завданням, яке постало при вдосконаленні методу визначення ДХ в реальному часі з використанням нейронної мережі, є визначення такого критерію навчання мережі, згідно з яким вона повинна не тільки розпізнати факт зміни ДХ ВКТ, а і визначити з заданою похибкою його постійну часу.

Експериментальні дослідження впливу "старіння" елементів ВКТ на його вихідний сигнал, які проводились протягом 2011...2016 років, показали що спектр вхідної дії буде знаходитись в межах смуги пропускання каналу тиску. Але оскільки внаслідок "старіння" ВКТ його АЧХ звужується, то це приведе до спотворення як форми так і спектру вихідного сигналу каналу. Цей факт підтвердили і спільні експериментальні дослідження з ПрАТ "Манометр". Були отримані, з розбіжністю в 2%, результати дослідження спектрів вихідних сигналів ВКТ вимірювальним комплексом, розробленим автором, та комплексом А. М. Хашеміна (США, ПрАТ "Манометр"), які проводились як в лабораторних умовах, так і на ТСО в процесі експлуатації ВКТ. За результатами досліджень встановлено, що виявити зміну вихідного сигналу ВКТ внаслідок його "старіння" можливо лише шляхом порівняння результатів двомірного аналізу в просторі "час-частота" потужностей поточного сигналу ВКТ і опорного вихідного сигналу ВКТ.

Подальші дослідження показали, що точність

визначення ДХ з використанням прямої нейромережевої моделі ВКТ (коли вхідна дія ВКТ або її аналог є входом нейронної мережі, а вихідний сигнал моделі ВКТ відповідає вихідному сигналу реального каналу) досить низька. Це пов'язано з тим, що нам точно не відома вхідна дія каналу, а тому ми не можемо точно навчити нейронну мережу за відсутністю достовірної навчаючої вибірки вхідного сигналу.

В роботі запропоновано для визначення ДХ ВКТ використовувати інверсну нейромережеву модель ВКТ (в якій вхід і вихід змінюються місцями). В якості вхідних сигналів в такій моделі використовується часова квазістаціонарна вирізка вихідного сигналу ВКТ. На входи нейронної мережі (рис. 3.15), яка навчається за методом корекції похибок, подаються вихідні сигнали від зразкового ВКТ при його наявності або з бази даних вихідних сигналів. Вихідний сигнал мережі порівнюється з навчальною вибіркою, в якості якої виступає вхідна дія (сигнал) з бази даних, що створена для даного каналу. При кожному порівнянні вихідного сигналу мережі з навчальною вибіркою сигнал похибки здійснює корекцію вагових коефіцієнтів нейронної мережі. Критерієм зупинки алгоритму навчання є мінімум метрики відновленої вхідної дії та опорної вхідної дії ВКТ. Нейронна мережа функціонує як обернений оператор, коли по вихідному сигналу ВКТ отримується вхідна дія та ДХ каналу тиску. Таким чином, після

перестроювання визначається ДХ зразкового ВКТ або його моделі. Порівняння цієї характеристики з наперед відомою характеристикою зразкового ВКТ дозволяє оцінити точність визначення ДХ і якість роботи нейронної мережі. Після навчання на нейронну мережу подається вихідний сигнал реального ВКТ з невідомими ДХ. Цей сигнал при навчанні не подавався, але, оскільки нейронна мережа отримала функцію узагальнення при навчанні, то вона в автоматичному режимі майже в реальному часі дозволяє визначити постійну часу та динамічні характеристики реального каналу.

Відмінністю запропонованого нейромережевого методу визначення ДХ ВКТ від відомих полягає в тому, що в ньому ДХ визначаються не за тестовими або вхідними діями ВКТ, а за його вихідними сигналами і в якості критерію навчання прийнятий мінімум метрики відновленої вхідної дії ВКТ.

Таким чином методика створення інверсної моделі ВКТ полягає в наступному.

1. Розробка прямої нейромережевої моделі ВКТ.
2. Перевірка достовірності роботи нейромережевої моделі і оцінка точності відновлення вихідного сигналу ВКТ за відомою опорною тестовою вхідною дією каналу тиску.
3. Розробка інверсної нейромережевої моделі ВКТ на основі вже розробленої нейронної мережі прямого поширення.

4. Перевірка достовірності роботи інверсної нейромережевої моделі як по тестовому вихідному сигналу ВКТ так по реальному каналу тиску.

3.3.1 Нейромережева модель вимірювального каналу тиску

У загальному випадку ПФ ВКТ може бути описана наступним лінійним рівнянням:

$$W_s(p) = K_0 \cdot \frac{\prod_{i=1}^{m1} (T_{2i}^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_{2i} \cdot T_{2i} \cdot p + 1) \cdot \prod_{i=m1+1}^{m2} (T_{2i} \cdot p + 1)}{\prod_{j=1}^{n1} (T_{1j}^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_{1j} \cdot T_{1j} \cdot p + 1) \cdot \prod_{j=m1+1}^{n2} (T_{1j} \cdot p + 1)}, \quad (3.25)$$

де $U(p)$, $Y(p)$ - зображення по Лапласу, відповідно вхідного та вихідного сигналів ВКТ;

T_{1j} , T_{2i} - постійні часу ВКТ;

ξ_{1j} , ξ_{2i} - коефіцієнти демпфування; $i = \overline{1, m_2}$, $j = \overline{1, n_2}$;

K_0 - статичний коефіцієнт підсилення;

p - комплексна змінна.

Ступінь чисельника m , ступінь знаменника (порядок) n і ступінь q ПФ датчика визначаються, відповідно, у такий

спосіб: $m = m_1 + m_2$, $n = n_1 + n_2$, $q = n - m = n_1 - m_1 + n_2 - m_2$.

Отримаємо дискретну модель ВКТ, що описаний за допомогою неперервної ПФ (3.25). Для цього скористаємося здатністю нейронних мереж (НМ) у їхньому процесі навчання підстроювати свої параметри під заданий цільовий вихід при наявності конкретного входу. Дана здатність НМ дозволяє визначати значення параметрів дискретної ПФ ВКТ на основі інформації про його реакції на заданий вхідний вплив.

Метою розв'язання зазначеної задачі є не модифікація існуючих алгоритмів одержання дискретного аналога безперервної ПФ, а використання результатів розробки нейромережевої динамічної моделі каналу тиску та алгоритму її навчання для наступної побудови нейромережевої моделі каналу і створення на її основі алгоритму корекції інерційності ВКТ. Представимо ПФ (3.25) ВКТ в наступному виді:

$$W_s(p) = \frac{Y(p)}{U(p)} = \frac{b_m \cdot p^m + b_{m-1} \cdot p^{m-1} + b_{m-2} \cdot p^{m-2} + \dots + b_1 \cdot p + b_0}{p^n + a_{n-1} \cdot p^{n-1} + a_{n-2} \cdot p^{n-2} + \dots + a_1 \cdot p + a_0}, \quad (3.26)$$

де $b_i = b_i(T_{2j}, \xi_{2j}, K_0)$ - коефіцієнти, що залежать від постійних часу, коефіцієнтів демпфування елементарних кіл ВКТ і статичного коефіцієнта підсилення, $i = (\overline{0, m})$, $j = (\overline{1, m_2})$;

$a_i = a_i(T_{1j}, \xi_{1j})$ - коефіцієнти, що залежать від параметрів елементарних кіл, які становлять знаменник ПФ каналу, $i = (\overline{0, n-1})$, $j = (\overline{0, n_2})$.

Дискретний аналог безперервної ПФ (3.25) запишемо у вигляді:

$$W_s(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{\beta_0 + \beta_1 \cdot z^{-1} + \beta_2 \cdot z^{-2} + \dots + \beta_{n-1} \cdot z^{-n+1} + \beta_n \cdot z^{-n}}{1 - \alpha_1 \cdot z^{-1} - \alpha_2 \cdot z^{-2} - \dots - \alpha_{n-1} \cdot z^{-n+1} - \alpha_n \cdot z^{-n}}, \quad (3.27)$$

де $U(z)$, $Y(z)$ - z -перетворення відповідно вхідного та вихідного сигналів каналу;

$\beta_i = \beta_i(b_0, \dots, b_m, a_0, \dots, a_{n-1}, T)$, $\alpha_j = \alpha_j(b_0, \dots, b_m, a_0, \dots, a_{n-1}, T)$ - коефіцієнти, які залежать від коефіцієнтів ПФ (3.26) датчика та періоду квантування T $i = (\overline{0, n})$, $j = (\overline{1, n})$.

Різницеве рівняння, що відповідає дискретній ПФ (3.27) каналу, запишеться у вигляді

$$y(k) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) = \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot y(k-j), \quad (3.28)$$

де $u(k)$, $y(k)$ - відліки, відповідно, вхідного й вихідного сигналів каналу із ПФ (3.25) у дискретні моменти часу $t_k = k \cdot T$, $k = 0, 1, 2, \dots$.

Зв'язок між виходом і входом дискретної моделі ВКТ представимо у вигляді рекурентного рівняння, що отримується з виразу (3.28):

$$y(k) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot y(k-j). \quad (3.29)$$

Значення параметрів дискретної моделі (3.27) можна визначити на основі лінійної нейромережевої моделі ВКТ, структурна схема якої наведена на рис. 3.16. Зазначена модель являє собою рекурентну нейронну мережу, що складається з одного нейрона з лінійною функцією активації $f_a(net)$ і нульовим зсувом b_0 . При цьому структура даної моделі повністю відповідає виразу (3.29).

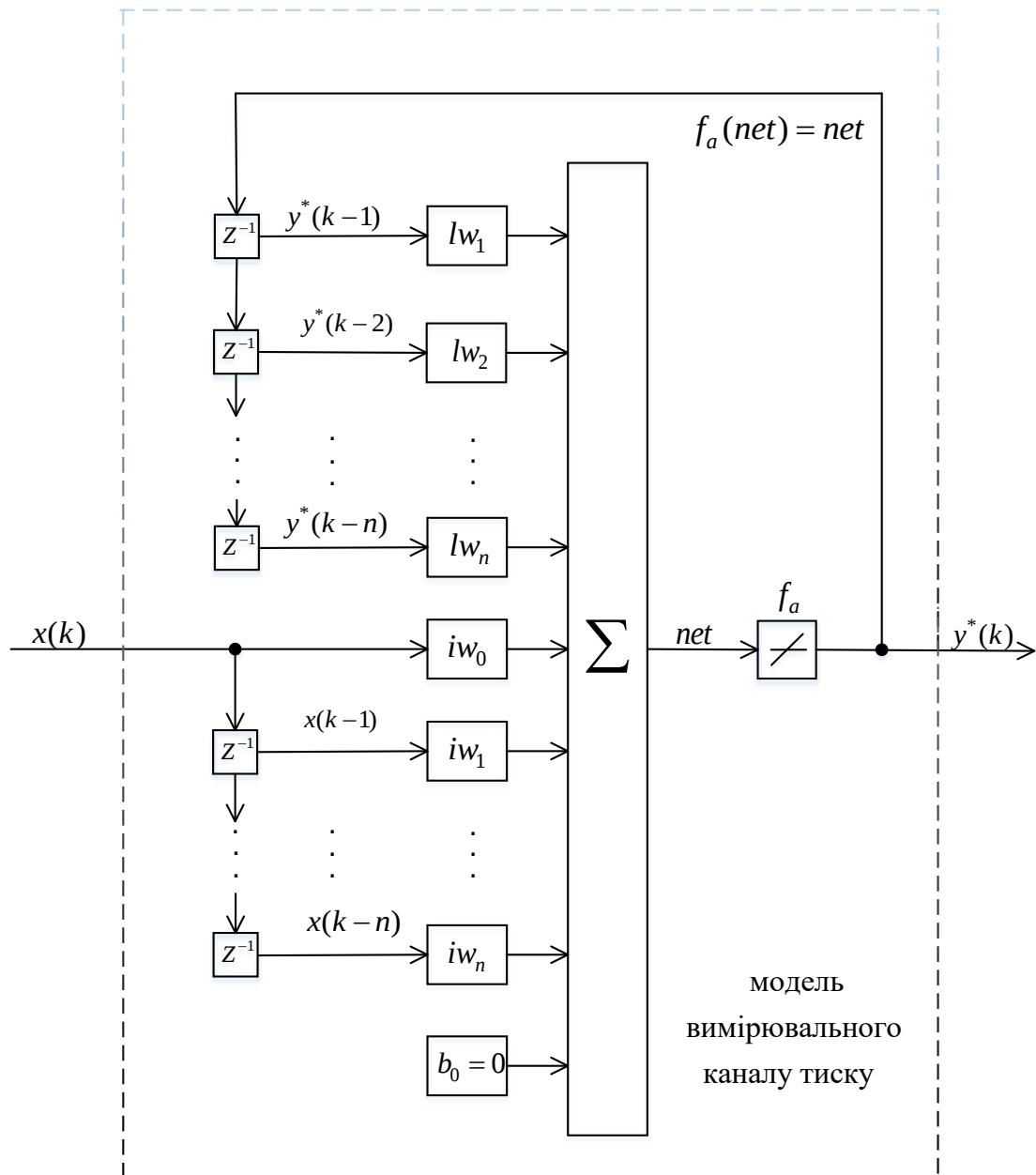


Рисунок 3.16 - Структурна схема нейромережевої моделі вимірювального каналу тиску

Рекурентне рівняння, що визначає зв'язок між входом і виходом нейромережевої моделі каналу тиску, запишеться у вигляді

$$y^*(k) = f_a(net) = net = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot y^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot u(k-j), \quad (3.30)$$

де $u(k), y^*(k)$ - відліки, відповідно, вхідної дії каналу й вихідного сигналу його нейромережевої моделі в дискретні моменти часу $t_k = k \cdot T$, $k = 0, 1, 2, \dots, n$;

lw_i, iw_j - настроювані параметри (ваги) нейромережевої моделі каналу, $i = (\overline{0, n})$, $j = (\overline{1, n})$.

При відповідному способі формування вхідної і цільової навчальних послідовностей, який відображає зв'язок між входом і виходом дискретної моделі ВКТ, параметри (ваги) нейромережевої моделі можуть бути настроєні в процесі її навчання таким чином, що при заданому рівні точності відліки вихідного сигналу нейромережевої моделі будуть дорівнювати відповідним дискретним відлікам вихідного сигналу каналу із ПФ (3.25). При цьому зазначена можливість впливає з лінійності й відповідності дискретної та нейромережевої моделей ВКТ. Дійсно, якщо $y^*(k) = y(k)$ при $k = 0, 1, 2, \dots$, то, прирівнюючи між собою праві частини виразів (3.29) і (3.30), одержимо

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot y(k-j) = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot y^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot u(k-j). \quad (3.31)$$

Після перетворення останнього виразу отримаємо рівняння:

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_i - lw_i) \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n (\beta_j - iw_j) \cdot u(k-j) = 0, \quad (3.32)$$

яке за умови ненульового вхідного сигналу ВКТ обертається в тотожність тільки тоді, коли $\alpha_i = lw_i$ та $\beta_j = iw_j$, при $i = (\overline{0, n})$, $j = (\overline{1, n})$.

Таким чином, якщо в результаті навчання нейромережевої моделі ВКТ, відліки її вихідного сигналу будуть дорівнювати відповідним дискретним відлікам вихідного сигналу ВКТ із ПФ, то значення настроєних параметрів нейромережевої моделі одночасно будуть і значеннями параметрів дискретної моделі (3.27) каналу тиску. Отже, у якості критерію навчання розглянутої моделі необхідно вибирати функцію похибки між бажаним і реальним виходом нейромережевої моделі первинного вимірювального каналу тиску.

3.3.2 Обґрунтування еквівалентності схеми навчання моделі вимірювального каналу тиску в динамічному режимі схеми навчання в статичному режимі

Еквівалентність двох схем навчання впливає з аналізу для кожної зі схем критерію навчання нейромережевої моделі ВКТ:

$$E = E(IW, LW) = E(iw_0, \dots, iw_n, lw_0, \dots, lw_n) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (h_1(k) - h^*(k))^2. \quad (3.33)$$

Для схеми навчання в динамічному режимі критерій даний запишеться в наступному виді:

$$E^{dyn} = E^{dyn}(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (h_1(k) - h^*(k))^2. \quad (3.34)$$

У момент часу $t_k = k \cdot T$ реальний вихідний сигнал моделі ВКТ, отриманий у процесі навчання, має вигляд:

$$h^* = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j). \quad (3.35)$$

Тоді з урахуванням виразу (3.35) критерій (3.34) прийме вид:

$$E^{dyn} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n l w_i \cdot h^*(k-i) - \sum_{j=0}^n i w_j \cdot h_0(k-j) \right)^2. \quad (3.36)$$

Як видно з виразу (3.34), критерій навчання мінімізується при наближенні вихідного вектора моделі каналу тиску до цільового вектора, що означає наближення значень параметрів нейромережевої моделі до значень параметрів дискретної моделі ВКТ:

$$\begin{aligned} E_{\min}^{dyn} &= \lim_{h^*(k) \rightarrow h(k)} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n l w_i \cdot h^*(k-i) - \sum_{j=0}^n i w_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right] = \\ &= \lim_{\substack{l w_i \rightarrow \alpha_i \\ i w_j \rightarrow \beta_j}} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n l w_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n i w_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right]. \end{aligned} \quad (3.37)$$

Тому остаточно можна записати:

$$E_{\min}^{dyn} = \lim_{\substack{l w_i \rightarrow \alpha_i \\ i w_j \rightarrow \beta_j}} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n l w_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n i w_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right]. \quad (3.38)$$

Для схеми навчання в статичному режимі критерій (3.33) запишеться аналогічно виразу (3.34):

$$E^{stat} = E^{stat}(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - h^*(k) \right)^2. \quad (3.39)$$

Таким чином у момент часу $t_k = k \cdot T$ реальний вихідний сигнал моделі ВКТ, отриманий у процесі навчання, має вигляд

$$h^*(k) = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \quad (3.40)$$

Тоді з урахуванням виразу (3.40) критерій (3.39) прийме вид

$$E^{stat} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2. \quad (3.41)$$

Очевидно, що критерій (3.41) мінімізується при наближенні значень параметрів нейромережевої моделі до значень параметрів дискретної моделі ВКТ, тому справедливо впливає наступний вираз:

$$E_{\min}^{stat} = \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right]. \quad (3.42)$$

Оскільки праві частини виразів (3.38) і (3.42) рівні, то можна записати:

$$E_{\min}^{stat} = E_{\min}^{dyn} =$$

$$= \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right].$$

(3.43)

Отриманий вираз означає, що при мінімізації критерію навчання нейромережевої моделі вимірювального каналу тиску по кожній зі схем значення настроюваних параметрів моделі прагнуть до одних і тих самих значень дискретної моделі ВКТ, тому обидві наведені схеми навчання еквівалентні. Останній висновок дозволяє використовувати схему навчання нейромережевої моделі ВКТ в статичному режимі, враховуючи відзначені вище її переваги перед схемою навчання в динамічному режимі.

3.3.3 Критерій і схема навчання нейромережевої моделі вимірювального каналу тиску

З математичної точки зору, мета навчання нейромережевої моделі ВКТ (тобто підстроювання її параметрів, - вагових коефіцієнтів нейрона) полягає в

мінімізації необхідного критерію навчання. У якості останнього будемо використовувати сукупну по N відлікам вхідної навчальної послідовності $H_0 = [h_0(0) \ h_0(1) \ h_0(2) \ \dots \ h_0(N-1)]$ середньоквадратичну похибку навчання, тобто різниці між бажаним (цільовим) і реальним виходом нейромережевої моделі:

$$E = E(IW, LW) = E(iw_0, \dots, iw_n, lw_0, \dots, lw_n) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (h_1(k) - h^*(k))^2 \quad (3.44)$$

де $u(k)$, $y^*(k)$ - відліки, відповідно, бажаного (цільового) і реального виходу нейромережевої моделі каналу в дискретні моменти часу $t_k = k \cdot T$, $k = \overline{0, N-1}$; $IW = [iw_0 \ \dots \ iw_n]$, $LW = [lw_1 \ \dots \ lw_n]$ - вектори, що містять ваги, відповідно, «нерекурсивної» і «рекурсивної» частини нейромережевої моделі ВКТ із ПФ (3.27).

Завдання навчання нейромережевої моделі ВКТ полягає в мінімізації функції багатьох змінних (тобто похибки навчання як функції вагових коефіцієнтів нейромережевої моделі) і відноситься до класу екстремальних задач [30]. У результаті розв'язання даної задачі з використанням одного з алгоритмів навчання повинні бути отримані значення настроюваних параметрів нейромережевої моделі каналу, які

можуть використовуватися в якості параметрів дискретної моделі ВКТ (3.26). Алгоритми навчання нейронних мереж описані в літературі [30, 58, 66] і не мають потреби в описі при розгляді поставленої задачі, оскільки вони ґрунтуються на добре досліджених алгоритмах пошуку екстремуму функції багатьох змінних.

У зв'язку з розглянутим завданням виникає завдання побудови схеми навчання, що визначає спосіб формування навчальної послідовності й порядок реалізації алгоритму навчання. При цьому критерій (3.44) допускає дві схеми навчання, які відповідно до використовуваних при їхній реалізації способів організації процедури навчання можна умовно розділити на схему навчання в динамічному режимі і схему навчання в статичному режимі.

Особливістю схеми навчання нейромережевої моделі ВКТ в динамічному режимі є необхідність використання динамічних алгоритмів навчання [52-54], оскільки в структурі розглянутої нейромережевої моделі є рекуррентні зв'язки і елементи затримки. Програмна реалізація таких алгоритмів супроводжується великими обсягами ітераційних обчислювальних операцій, що, як наслідок, приводить до низької точності результатів, нестійкості процесу й збільшенню часу навчання. Для усунення зазначених небажаних ефектів, які можуть виникнути при реалізації схеми навчання нейромережевої моделі ВКТ в динамічному

режимі, доцільно використовувати інший можливий підхід до організації процедури навчання нейронних мереж, який полягає в модифікації зазначеної схеми навчання шляхом усунення зі структури нейромережевої моделі ВКТ динамічних зв'язків і зміни способу формування вхідної навчальної послідовності.

Таким чином, для схеми навчання в статичному режимі (рис.3.18) функція похибки навчання запишеться у вигляді:

$$E = E(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2, \quad (3.45)$$

Очевидно, що дана функція щодо своїх аргументів - ваг нейромережевої моделі ВКТ - є багатомірним параболоїдом [47], тому вона має єдиний близький до нуля мінімум, який досягається при наступній умові:

$$\begin{cases} lw_i = \alpha_i, i = \overline{(1, n)} \\ iw_j = \beta_j, j = \overline{(0, n)} \end{cases}. \quad (3.46)$$

Отже, якщо значення вагових коефіцієнтів розглянутої нейромережевої моделі ВКТ є координатами мінімуму функції

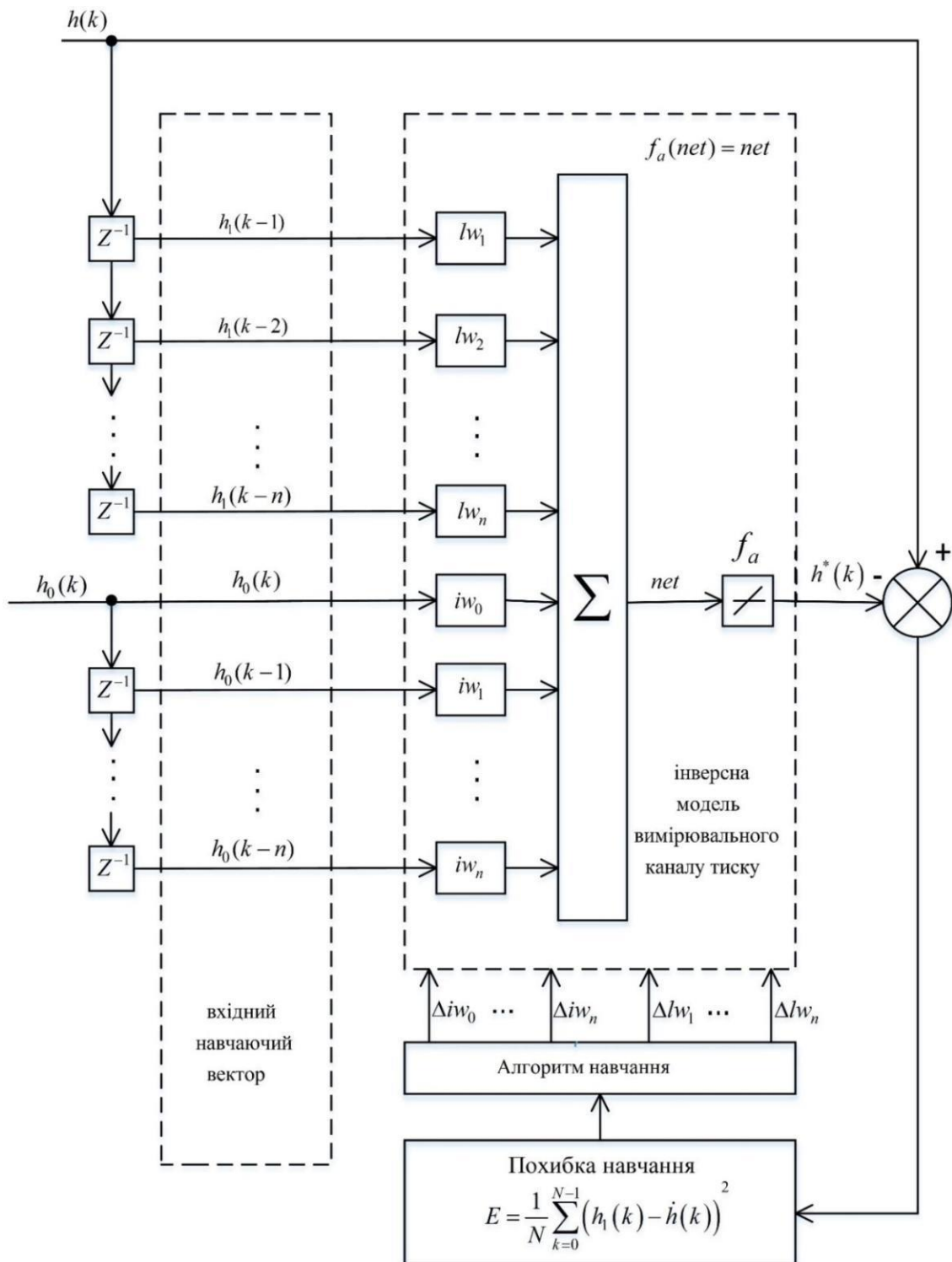


Рисунок 3.17 - Схема навчання нейромережевої ВКТ в статичному режимі

похибки навчання (3.45), то вони будуть і значеннями дискретної ПФ (3.27) ВКТ.

$$\begin{cases} lw_i = \alpha_i, i = \overline{(1, n)} \\ iw_j = \beta_j, j = \overline{(0, n)} \end{cases}. \quad (3.47)$$

Отже, якщо значення вагових коефіцієнтів розглянутої нейромережевої моделі ВКТ є координатами мінімуму функції похибки навчання (3.45), то вони будуть і значеннями дискретної ПФ (3.27) ВКТ.

3.3.4 Формування послідовностей для навчання нейромережевої моделі вимірювального каналу тиску

Згідно зі схемою навчання, наведеної на рис. 3.17, у дискретний момент часу $t_k = k \cdot T$ вхідний навчаючий вектор P^* з розмірністю $(2 \cdot n + 1) \times 1$ має наступний вигляд:

$$P^*(k) = \begin{bmatrix} h_1(k-1) \\ h_2(k-2) \\ \dots \\ h_1(k-n) \\ h_0(k) \\ h_0(k-1) \\ \dots \\ h_0(k-n) \end{bmatrix}, \quad (3.48)$$

де $h_0(k)$, $h_1(k)$ -відліки, відповідно, вхідної і цільової навчальних послідовностей у дискретний момент часу $t_k = k \cdot T$.

Відповідний до навчального вектора $P^*(k)$ цільовий вектор $T^*(k)$ з розмірністю 1×1 має вигляд: $T^*(k) = h_1(k)$.

При використанні в процесі навчання N відліків вхідної навчальної послідовності в моменти часу $t_k = k \cdot T$ при $k = \overline{(0, N-1)}$ вхідна навчальна матриця P^* буде мати розмірність $(2 \cdot n + 1) \times N$ і може бути записана у вигляді:

$$P^* = \begin{bmatrix} 0 & h_1(0) & \cdots & h_1(n-1) & h_1(n) & \cdots & h_1(N-2) \\ 0 & 0 & \cdots & h_1(n-2) & h_1(n-1) & \cdots & h_1(N-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & h_1(0) & h_1(1) & \cdots & h_1(N-n-1) \\ h_0(0) & h_0(1) & \cdots & h_0(n) & h_0(n+1) & \cdots & h_1(N-1) \\ 0 & h_0(0) & \cdots & h_0(n-1) & h_0(n) & \cdots & h_0(N-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & h_0(0) & h_0(1) & \cdots & h_0(N-n-1) \end{bmatrix}. \quad (3.49)$$

Відповідний до навчальної матриці P^* вихідний цільовий вектор T^* буде мати розмірність $1 \times N$ і запишеться у вигляді:

$$T^* = [h_1(0) \ h_1(1) \ \cdots \ h_1(n) \ \quad h_1(n+1) \ \cdots \ h_1(N-1)]. \quad (3.50)$$

Виходячи з постановки задачі навчання нейромережевої моделі ВКТ, зв'язок між вхідною навчальною послідовністю

$H_0 = [h_0(0) \ h_0(1) \ h_0(2) \ ... \ h_0(N-1)]$ і цільовою навчаючою послідовністю $H_1 = [h_1(0) \ h_1(1) \ h_1(2) \ ... \ h_1(N-1)]$, з відліків яких формуються вхідна матриця P^* і цільовий вектор T^* , повинна відповідати зв'язку між входом і виходом дискретної моделі ВКТ.

Відповідно до обраного критерію навчання значення відліків вихідного сигналу нейромережевої, а отже, і дискретної моделі ВКТ повинні дорівнювати відповідним значенням дискретних відліків вихідного сигналу неперервної моделі ВКТ.

З урахуванням зазначених положень цільова навчальна послідовність H_1 , повинна бути складена з дискретних відліків сигналу, що є реакцією неперервної моделі (3.25) ВКТ на сигнал, з дискретних відліків якого формується вхідна навчальна послідовність H_0 . Приймемо, що $x(t)$ - вхідний сигнал неперервної моделі ВКТ, а $h(t)$ - реакція моделі на цей сигнал: $h(p) = W(p) \cdot x(p)$.

Тоді послідовності H_0 і H_1 будуть, відповідно, складені з наступних значень при $k = \overline{(0, N-1)}$: $h_0(k) = x(k \cdot T)$,

$$h_1(k) = h(k \cdot T), \text{ де } T - \text{період квантування.}$$

Тут виникає задача вибору конкретного виду сигналу $x(t)$, на основі якого й будуть формуватися зазначені послідовності. Для усунення невизначеності розв'язку даної

задачі в якості сигналу $x(t)$ виберемо функцію одиничного стрибка: $x(t) = 1(t)$.

Тоді в якості сигналу $h(t)$ буде виступати перехідна характеристика ВКТ, яка в операторній формі має такий вигляд: $h(p) = W_s(p) \cdot 1(p)$.

Використання в якості сигналу для формування цільової навчальної послідовності перехідної характеристики ВКТ дозволяє обґрунтовано вибирати довжину навчальних послідовностей H_0 і H_1 .

Припустимо, що при $\varepsilon \ll 1$, починаючи з моменту часу $T_h = N \cdot T$, усі дискретні значення перехідної характеристики ВКТ будуть перебувати усередині наступного діапазону:

$$\Delta_h = K_0 \pm K_0 \cdot \varepsilon = K_0 \cdot (1 \pm \varepsilon) = K_0 \cdot \Delta_1, \quad (3.51)$$

де $\Delta_1 = 1 \pm \varepsilon$ - діапазон відхилення від функції одиничного скачка.

Тоді вхідна H_0 і цільова H_1 навчальні послідовності можуть бути складені з N перших дискретних відліків відповідно функції $1(t)$ і перехідної характеристики $h(t)$ датчика з періодом квантування T :

$$H_0 = [1(0) \ 1(T) \ 1(2 \cdot T) \ \dots \ 1((N-1) \cdot T)], \quad (3.52)$$

$$H_1 = [h(0) \ h(T) \ h(2 \cdot T) \ \dots \ h((N-1) \cdot T)]. \quad (3.53)$$

Зазначений спосіб вибору довжини N навчальних послідовностей обумовлений тим, що значення дискретних відліків сигналу $h(t)$, починаючи з моменту часу $T_h = (N-1) \cdot T$, будуть мало відрізнятися, відповідно, від постійного значення K_0 , і, отже, не будуть істотно впливати на зміну значення похибки навчання в процесі настроювання параметрів нейромережевої моделі ВКТ.

Останнє твердження впливає з аналізу виразу для похибки навчання (3.45) нейромережевої моделі ВКТ в умовах задачі вибору довжини навчальних послідовностей.

Граничне значення похибки навчання при збільшенні довжини навчальних послідовностей до нескінченності визначається згідно з виразом:

$$\begin{aligned}
 E_0 &= \lim_{N \rightarrow \infty} E = \lim_{N \rightarrow \infty} E(IW, LW) = \\
 &= \lim_{N \rightarrow \infty} \left[\frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right] = \\
 &= \left(K_0 - K_0 \cdot \sum_{i=1}^n lw_i - \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2 = \left(K_0 \cdot \left(1 - \sum_{i=1}^n lw_i \right) - \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2
 \end{aligned} \tag{3.54}$$

Тоді при умовах, визначених виразом (3.51), похибка навчання нейромережевої моделі ВКТ буде знаходитися усередині наступного діапазону:

$$\begin{aligned}
 \Delta_{\varepsilon} &= \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(\Delta_h - \Delta_h \cdot \sum_{i=1}^n l w_i - \Delta_1 \cdot \sum_{j=0}^n i w_j \right)^2 = \\
 &= \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(K_0 \cdot (1 \pm \varepsilon) - K_0 \cdot (1 \pm \varepsilon) \cdot \sum_{i=1}^n l w_i - (1 \pm \varepsilon) \cdot \sum_{j=0}^n i w_j \right)^2 = \\
 &= \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(K_0 - K_0 \cdot \sum_{i=1}^n l w_i - \sum_{j=0}^n i w_j \right)^2 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2 = \\
 &= \left(K_0 - K_0 \cdot \sum_{i=1}^n l w_i - \sum_{j=0}^n i w_j \right)^2 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2 = \\
 &= \left(K_0 \cdot \left(1 - \sum_{i=1}^n l w_i \right) - \sum_{j=0}^n i w_j \right)^2 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2 = E_0 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2.
 \end{aligned}$$

(3.55)

Таким чином, вираз (3.55) встановлює прямий зв'язок між допустимим відхиленням похибки навчання від свого граничного значення та довжиною N навчальних послідовностей. Для визначення конкретного значення довжини навчальних послідовностей (3.52) і (3.53) необхідно:

- за допомогою відносного параметра ε задати межі допустимого відхилення величини похибки навчання (3.45) нейромережевої моделі ВКТ від свого граничного значення;

- з використанням обраного значення параметра ε на основі виразу (3.51) визначити межі діапазону, у який

попадають усі дискретні значення перехідної характеристики ВКТ, починаючи з моменту часу $T_h = N \cdot T$;

– визначити мінімальне значення моменту часу T_h , починаючи з якого всі наступні дискретні значення перехідної характеристики ВКТ будуть лежати усередині знайденого діапазону;

– знайти довжину навчальних послідовностей як відношення отриманого значення моменту часу T_h до величини періоду дискретизації T .

3.3.5 Результати математичного моделювання

Для ілюстрації можливостей запропонованої нейромережевої моделі в програмному середовищі Matlab було проведено математичне моделювання вимірювального каналу тиску, що має ПФ виду:

$$W_s(p) = \frac{1}{(T_1^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_1 \cdot T_1 \cdot p + 1) \cdot (T_2 \cdot p + 1)}, \quad (3.56)$$

де $T_1 = 90$ мс, $T_2 = 125$ мс - постійні часу ВКТ;

$\xi_1 = 0.7$ – коефіцієнт демпфування датчика тиску ВКТ.

Відповідно до алгоритму, який описано в попередньому підрозділі, було визначено значення довжини навчальних послідовностей - $N = 540$; при цьому були задані наступні

значення: період квантування $T=1\text{с}$ і параметр, що визначає довжину навчальних послідовностей, $\varepsilon=1\cdot 10^{-3}$.

Достовірність розробленої нейромережевої моделі ВКТ проводилось методом порівняння з результатами роботи аналогової моделі каналу. Оцінювалась реакція обох моделей на стандартний випробовувальний сигнал типу "сходінка". За результатами моделювання оцінювалась відносна похибка реакції нейромережевої моделі ВКТ. Реакція аналогової та нейромережевої моделі ВКТ на дію у вигляді "сходінки" приведена на рис. 3.18. Відносна похибка реакції на дію у вигляді "сходінки" між ПФ нейромережевої моделі ВКТ в порівнянні з аналоговою зображена на рис. 3.19. Графік зміни похибки навчання E нейромережевої моделі датчика залежно від кількості циклів (епох) навчання приведено на рис. 3.20. У якості алгоритму навчання був використаний алгоритм Левенберга-Марквардта [30], при цьому після 25 епох навчання значення похибки навчання склало 0.01. Мінімальна похибка навчання за умови відсутності шумів склала $3\cdot 10^{-5}$ через 100 епох навчання (рис. 3.21). На основі виразу (3.40) з урахуванням отриманого значення похибки навчання нейромережевої моделі датчика дискретний аналог неперервної ПФ був представлений у вигляді :

$$W(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{iw_0 + iw_1 \cdot z^{-1} + iw_2 \cdot z^{-2} + iw_3 \cdot z^{-3}}{1 - lw_1 \cdot z^{-1} - lw_2 \cdot z^{-2} - lw_3 \cdot z^{-3}} \quad (3.57)$$

де $Y(z)$, $U(z)$ - відображення в z площині відповідно вихідного сигналу ВКТ $y(t)$ та його вхідної дії $x(t)$.

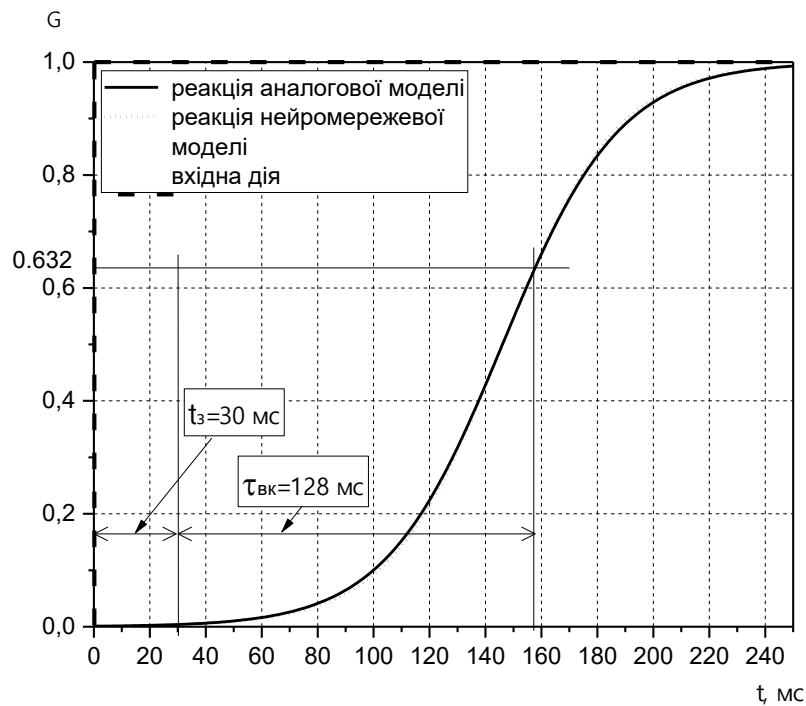


Рисунок 3.18 – Реакція аналогової та нейромережевої моделі ВКТ на дію у вигляді "сходинки"

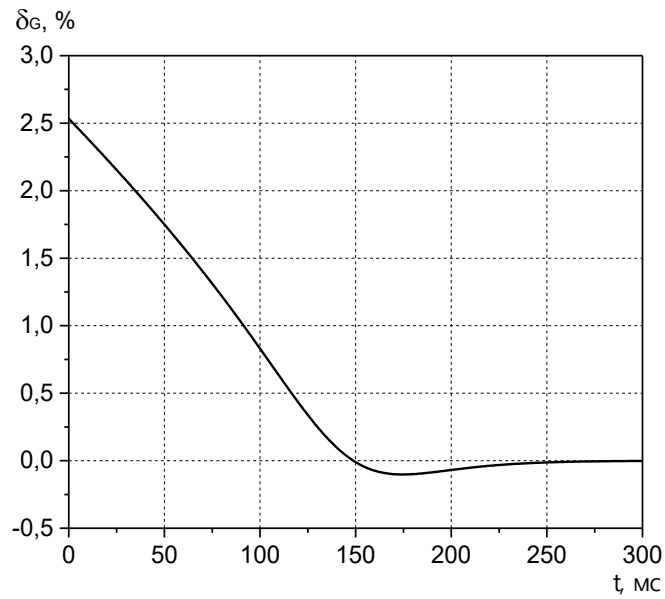


Рисунок 3.19 – Відносна похибка реакції на дію у вигляді "сходинок" між ПФ нейромережевої моделі ВКТ в порівнянні з аналоговою

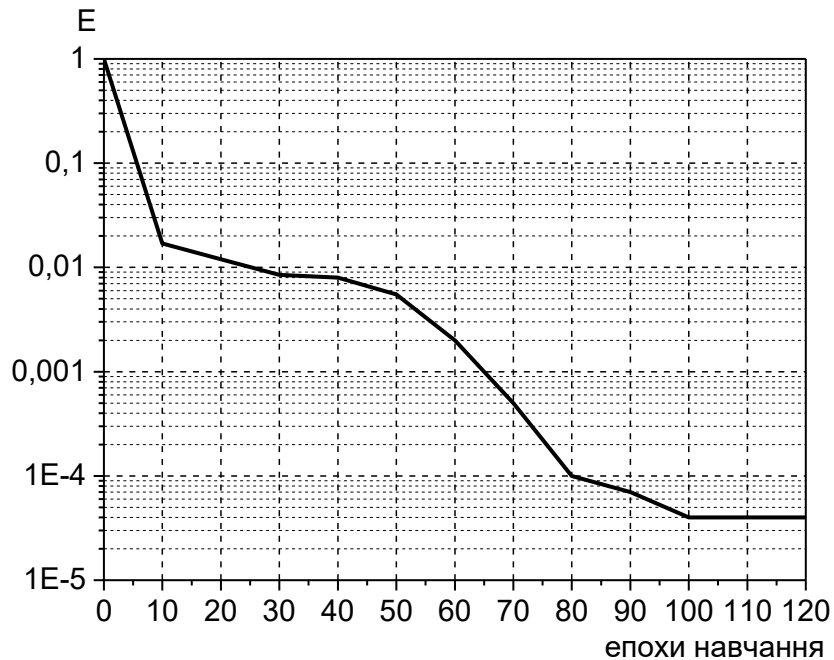


Рисунок 3.20 - Графік зміни похибки навчання залежно від кількості циклів (епох) навчання

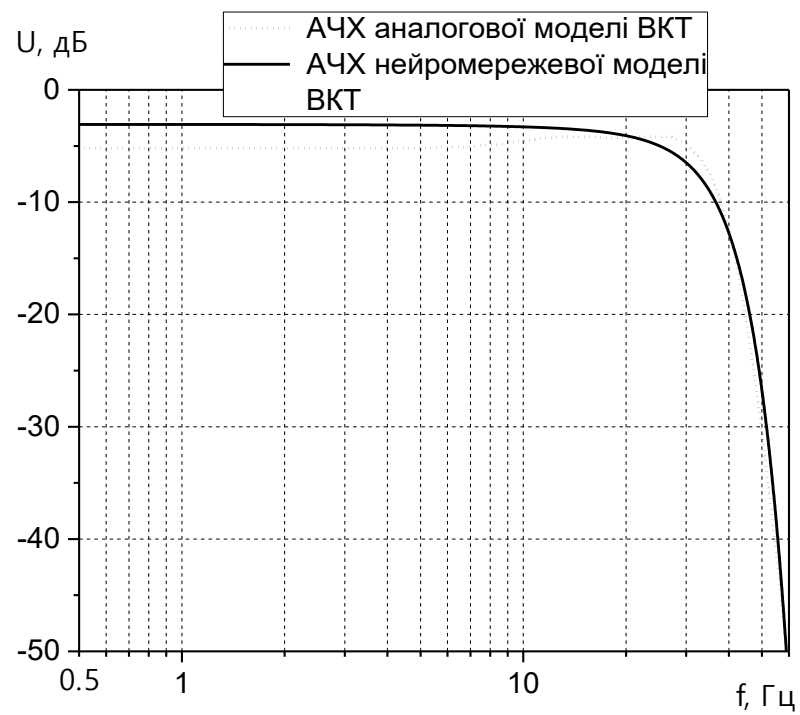


Рисунок 3.21 - Логарифмічні амплітудно-частотні характеристики моделей

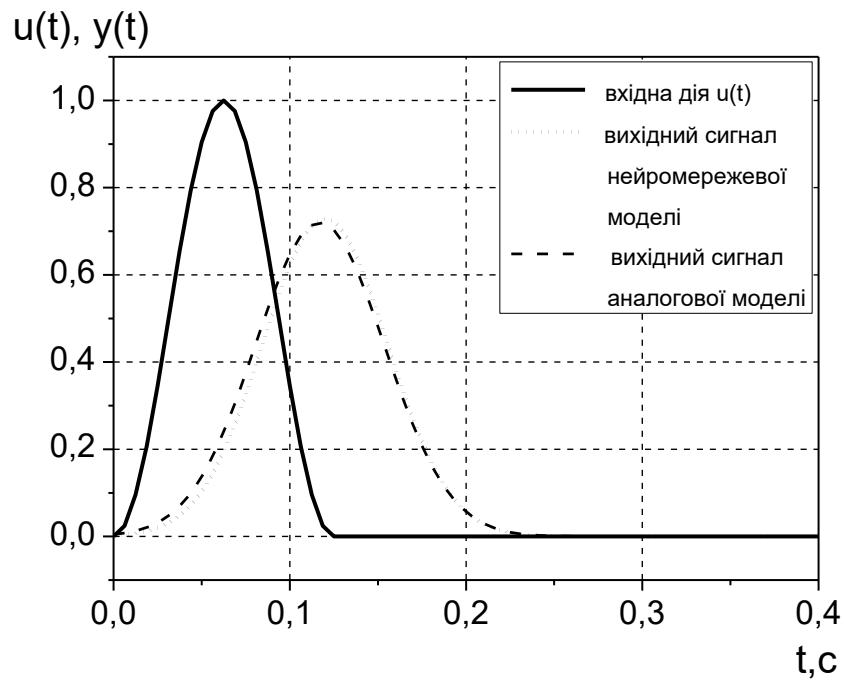


Рисунок 3.22 - Графіки вхідного і вихідного сигналів
неперервної моделі ВКТ

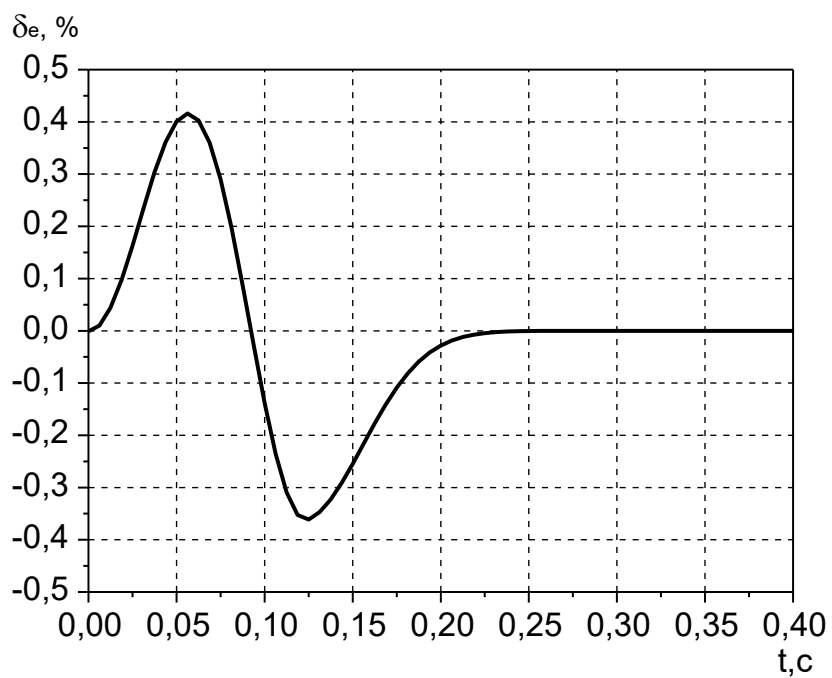


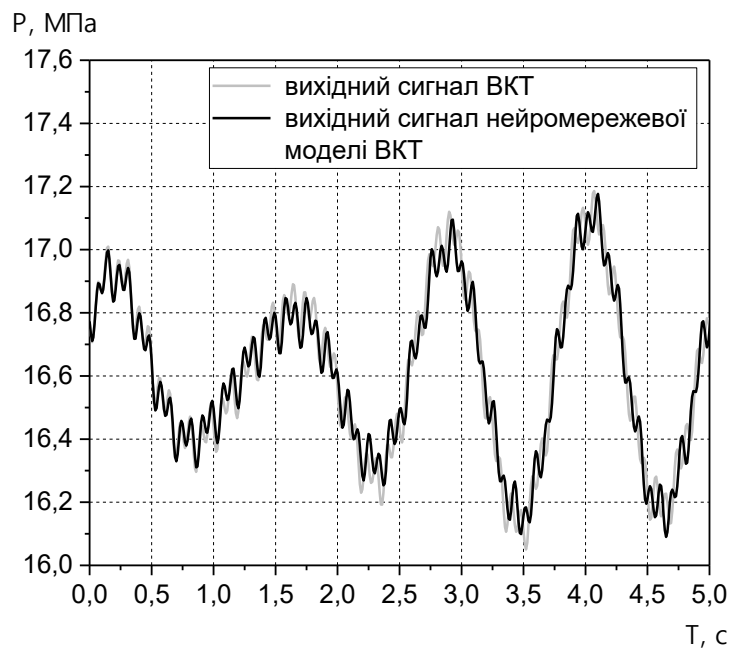
Рисунок 3.23 - Графік сигналу похибки між виходами
безперервної і дискретної моделі ВКТ

У результаті проведеного процесу навчання були отримані наступні значення параметрів нейромережевої моделі ВКТ, а отже, і значення параметрів дискретної ПФ $W(z)$ (3.57): $iw_0 = 2.622 \cdot 10^{-6}$; $iw_1 = 1.031 \cdot 10^{-5}$; $iw_2 = 2.534 \cdot 10^{-6}$; $iw_3 = -2.227 \cdot 10^{-17}$; $lw_1 = 2.933$; $lw_2 = -2.867$; $lw_3 = 9.343 \cdot 10^{-1}$. Логарифмічні частотні характеристики безперервної (3.56) і отриманої дискретної (3.57) моделей ВКТ приведено на рис. 3.21. Очевидна близькість даних характеристик дозволяє зробити висновок про відповідність двох розглянутих моделей ВКТ.

Для оцінки точності отриманої дискретної моделі ВКТ необхідно порівняти між собою реакції моделей (3.56) і (3.57) на один і той же вхідний вплив, що відрізняється від вхідної навчальної послідовності. У якості такого впливу був використаний імпульсний сигнал у вигляді періоду квадрата синусоїди $u(t) = \sin^2(2 \cdot \pi \cdot f \cdot t)$ із частотою $f = 4 \cdot 10^{-3}$ Гц.

Графіки вхідного $u(t)$ і вихідного $y(t)$ сигналів неперервної моделі датчика приведено на рис. 3.22. Графік сигналу похибки між неперервною і дискретною моделями ВКТ у вигляді різниці реакцій зазначених моделей на один і той же вплив наведено на рис. 3.23. При цьому похибка не перевищує значення 0.5%, що свідчить про відповідність у термінах «вхід-вихід» неперервної та отриманої дискретної моделей ВКТ.

Протестована на контрольному сигналі типу "сходинка" нейромережева модель ВКТ досліджувалась при роботі по реальному експериментально отриманому вихідному сигналу ВКТ. На рис. 3.24 приведені вихідні сигнали ВКТ та його нейромережевої моделі. Видна близькість форми сигналів. На рис. 3.25 зображено спектр вихідного сигналу нейромережевої моделі ВКТ. Він повністю відповідає спектру вихідного сигналу реального ВКТ, що свідчить про відсутність додаткових спотворень вихідного сигналу нейромережевою моделлю каналу.



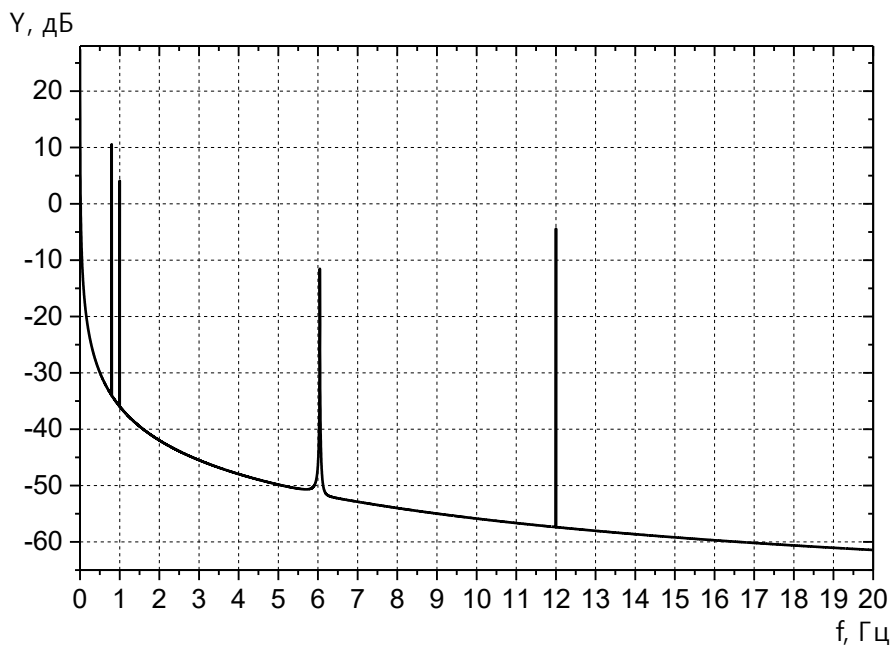


Рисунок 3.24 – Вихідні сигнали ВКТ та його нейромережевої моделі

Рисунок 3. 25 – Спектр вихідного сигналу нейромережевої моделі ВКТ моделі

Також були проведені дослідження якості відновлення вихідного сигналу ВКТ його нейромережевою моделлю в одному і тому ж сталому режимі, але через 12 годин. На рис. 3.26 зображено флуктуації різниці Δy між вихідними сигналами ВКТ та його нейромережевої моделі через 12 годин, а на рис. 3.27 спектр цих флуктуацій. Встановлено, що з часом спектральний склад сигналу незначно (по спектру самого вихідного сигналу не виявляється) але змінюється, про що свідчить спектральна складова флуктуацій на частоті

10,7 Гц (рис. 3.27). Цей факт необхідно в подальшому враховувати при формуванні опорних входних дій ВКТ.

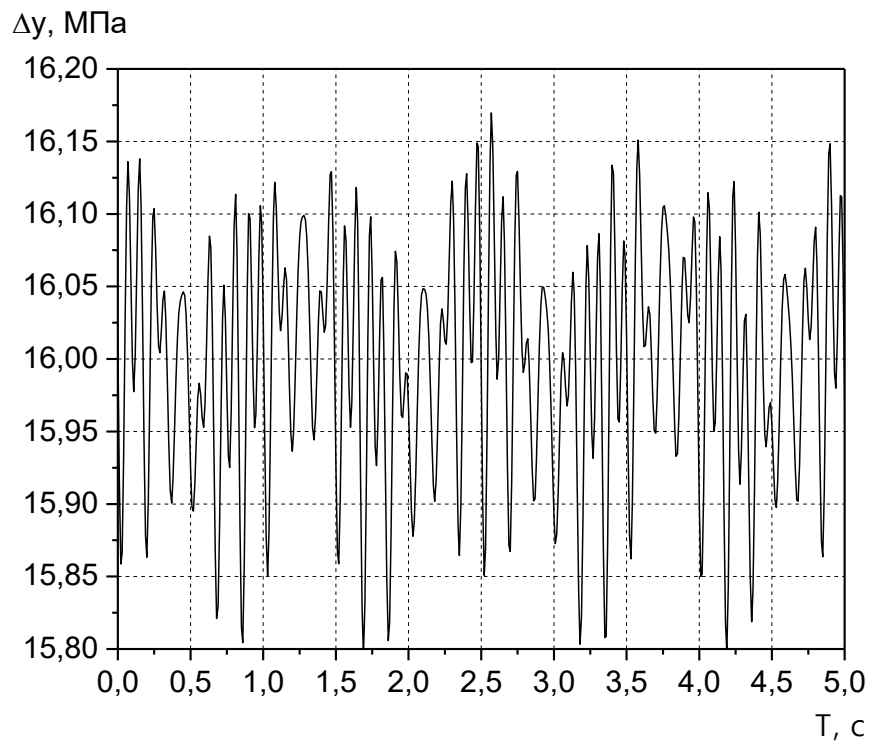


Рисунок 3.26 – Графік флуктуацій різниці Δy між вихідними сигналами ВКТ та його нейромережевої моделі через 12 годин.

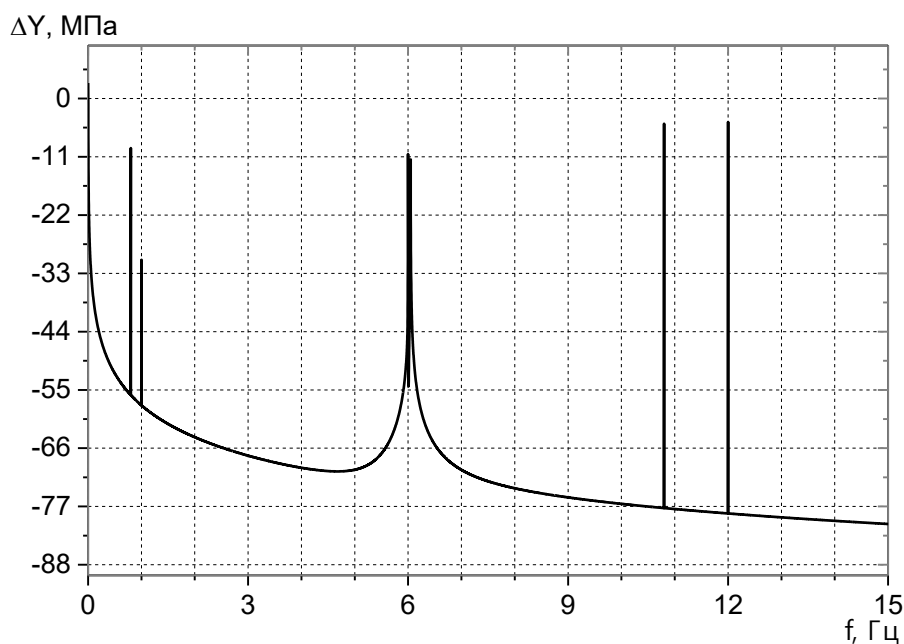


Рисунок 3.27 – Спектр флуктуацій різниці ΔY між вихідними сигналами ВКТ та його нейромережевої моделі через 12 годин

3.4 Інверсна нейромережева модель вимірювального каналу тиску

Скористаємося розглянутим у попередньому розділі алгоритмом побудови нейромережевої динамічної моделі ВКТ і схемою її навчання для вирішення завдання корекції інерційності ВКТ з ПФ (3.14). Воно формулюється як завдання відновлення вхідної дії каналу тиску за відповідними дискретними відліками його вихідного сигналу.

З урахуванням даного формулювання необхідно на основі розглянутої прямої моделі і схеми її навчання

побудувати нейромережеву інверсну динамічну модель каналу і схему настроювання її параметрів. Інверсна модель повинна забезпечувати відновлення вхідної дії ВКТ, тобто реалізовувати зворотну залежність між його входом і виходом.

Для отримання структури нейромережевої інверсної моделі ВКТ звернемося до його дискретної моделі, що описується за допомогою ПФ (3.19). Представимо дану ПФ в інверсному вигляді і проведемо перетворення:

$$\begin{aligned}
 W_s^{-1}(z) &= \frac{X(z)}{Y(z)} = \left(\frac{\beta_0 + \beta_1 \cdot z^{-1} + \beta_2 \cdot z^{-2} + \dots + \beta_{n-1} \cdot z^{-n+1} + \beta_n \cdot z^{-n}}{1 - \alpha_1 \cdot z^{-1} - \alpha_2 \cdot z^{-2} - \dots - \alpha_{n-1} \cdot z^{-n+1} - \alpha_n \cdot z^{-n}} \right)^{-1} = \\
 &= \frac{1 - \alpha_1 \cdot z^{-1} - \alpha_2 \cdot z^{-2} - \dots - \alpha_{n-1} \cdot z^{-n+1} - \alpha_n \cdot z^{-n}}{\beta_0 + \beta_1 \cdot z^{-1} + \beta_2 \cdot z^{-2} + \dots + \beta_{n-1} \cdot z^{-n+1} + \beta_n \cdot z^{-n}} = \\
 &= \frac{\frac{1}{\beta_0} - \frac{\alpha_1}{\beta_0} \cdot z^{-1} - \frac{\alpha_2}{\beta_0} \cdot z^{-2} - \dots - \frac{\alpha_{n-1}}{\beta_0} \cdot z^{-n+1} - \frac{\alpha_n}{\beta_0} \cdot z^{-n}}{1 + \frac{\beta_1}{\beta_0} \cdot z^{-1} + \frac{\beta_2}{\beta_0} \cdot z^{-2} + \dots + \frac{\beta_{n-1}}{\beta_0} \cdot z^{-n+1} + \frac{\beta_n}{\beta_0} \cdot z^{-n}} = \\
 &= \frac{\frac{1}{\beta_0} + \left(-\frac{\alpha_1}{\beta_0}\right) \cdot z^{-1} + \left(-\frac{\alpha_2}{\beta_0}\right) \cdot z^{-2} + \dots + \left(-\frac{\alpha_{n-1}}{\beta_0}\right) \cdot z^{-n+1} + \left(-\frac{\alpha_n}{\beta_0}\right) \cdot z^{-n}}{1 - \left(-\frac{\beta_1}{\beta_0}\right) \cdot z^{-1} - \left(-\frac{\beta_2}{\beta_0}\right) \cdot z^{-2} - \dots - \left(-\frac{\beta_{n-1}}{\beta_0}\right) \cdot z^{-n+1} - \left(-\frac{\beta_n}{\beta_0}\right) \cdot z^{-n}}
 \end{aligned} \quad , (3.58)$$

де $X(z)$, $Y(z)$ - z - перетворення, відповідно, вхідної дії і вихідного сигналу ВКТ. Введемо наступні позначення:

$$\mu_0 = -\frac{1}{\beta_0}, \quad \mu_i = -\frac{\alpha_i}{\beta_0}, \quad \lambda_i = -\frac{\beta_i}{\beta_0} \quad \text{для } i = \overline{(1, n)}, \quad \text{тоді вираз (3.58)}$$

набуває вигляду:

$$W_s^{-1}(z) = \frac{X(z)}{Y(z)} = \frac{\mu_0 + \mu_1 \cdot z^{-1} + \mu_2 \cdot z^{-2} + \dots + \mu_{n-1} \cdot z^{-n+1} + \mu_n \cdot z^{-n}}{1 - \lambda_1 \cdot z^{-1} - \lambda_2 \cdot z^{-2} - \dots - \lambda_{n-1} \cdot z^{-n+1} - \lambda_n \cdot z^{-n}}. \quad (3.59)$$

Різницеве рівняння, що відповідає дискретній інверсній ПФ (3.59) каналу тиску, запишеться наступним чином:

$$x(k) - \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot x(k-i) = \sum_{j=0}^n \mu_j \cdot y(k-j), \quad (3.60)$$

де $x(k)$, $y(k)$ - відліки, відповідно, вхідної дії і вихідного сигналу ВКТ з ПФ (3.19) в дискретні моменти часу $t_k = k \cdot T$, $k = 0, 1, 2, \dots$

Зв'язок між виходом і входом дискретної інверсної моделі ВКТ подана в вигляді рекурентного рівняння, яке отримане з виразу (3.60):

$$x(k) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot x(k-i) + \sum_{j=0}^n \mu_j \cdot y(k-j). \quad (3.61)$$

Структура виразу (3.61) аналогічна структурі виразу (3.30) для прямої дискретної моделі ВКТ, тому і структура нейромережевої інверсної моделі також буде аналогічна структурі нейромережевій прямої моделі ВКТ. Структурна схема нейромережевої інверсної моделі ВКТ на рис. 3.28. Дана модель являє собою рекурентний нейрон з лінійною функцією активації $f_a(net)$ і нульовим зсувом b_0 . При цьому

структура даної моделі повністю відповідає виразу (3.61). Рекурентне рівняння, що визначає зв'язок між входом і виходом нейромережевої інверсної моделі, запишеться у вигляді:

$$x^*(k) = f_a(net) = net = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot x^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot y(k-j), \quad (3.62)$$

де $y(k)$, $x^*(k)$ - відліки вихідних сигналів ВКТ з ПФ (3.14) і нейромережевої інверсної моделі в дискретні моменти часу $t_k = k \cdot T$, $k = 0, 1, 2, \dots, n$;

lw_i , iw_j - ваги нейромережевої інверсної моделі ВКТ, $i = \overline{(0, n)}$, $j = \overline{(1, n)}$, які підстроюються в процесі навчання.

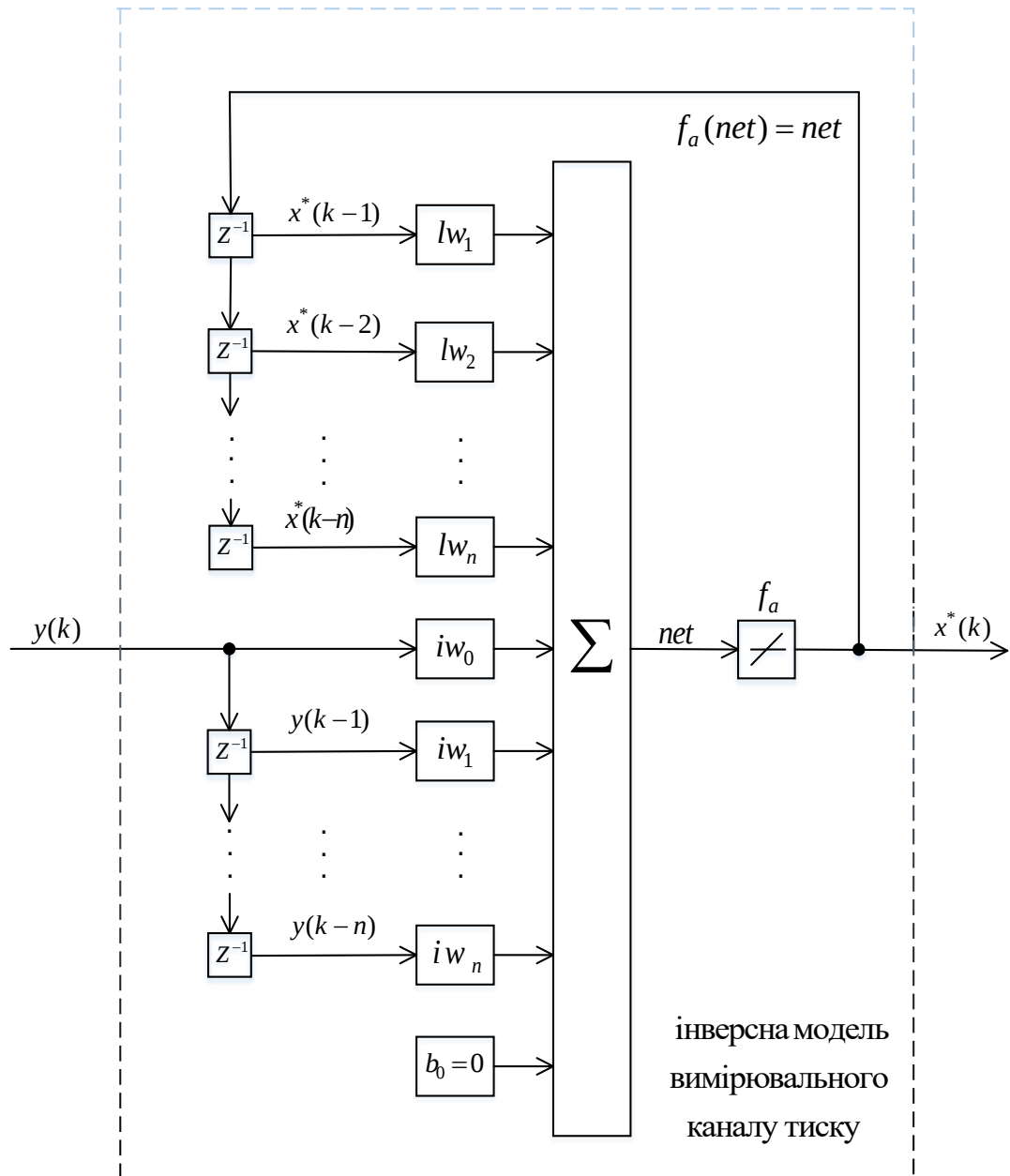


Рисунок 3.28 - Структурна схема нейромережевої інверсної моделі вимірювального каналу тиску

У якості критерію навчання інверсної моделі ВКТ вибрана функція похибки між цільовим і реальним виходом нейромережевої моделі ВКТ:

$$E = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left(h_0(k-q) - \sum_{i=0}^n Iw_i \cdot h_0(k-q-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_1(k-j) \right)^2.$$

(3.63)

При цьому в схемі навчання нейромережевої інверсної моделі каналу необхідно по відношенню до схеми навчання прямої моделі поміняти місцями вхідну і цільову навчальні послідовності.

3.4.1 Критерій зупинки навчання нейронної мережі

В процесі визначення ДХ ВКТ з використанням нейронної мережі виникає задача автоматичного визначення ступеню подібності вимірюваних сигналів, тобто визначення метрики (відстані між сигналами).

Найбільш простий клас метрик порівняння сигналів на виході ВКТ - це порівняння вимірюваних сигналів за їх формою для кожного моменту часу. Наприклад, можна порівнювати максимальне відхилення амплітуд сигналів, але така метрика чутлива до одиничних відмінностей в амплітудах сигналів:

$$U = \max_i |a_i - b_i|, \quad (3.64)$$

де вектори a_i і b_i - значення амплітуд порівнюваних вхідних дій (сигналів) ВКТ.

Іншим критерієм оцінки може служити

середньоквадратичне відхилення амплітуд сигналів:

$$\sigma_u = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2}{n}}, \quad (3.65)$$

де n - кількість вимірів в часовій вибірці вхідного сигналу.

Даному методу властиві недоліки:

— висока чутливість до середньої відмінності сигналів по амплітуді, що може привести до помилкового результату, у випадку, коли сигнали незначно відрізняються в середньому по амплітуді;

— вимірювальний канал має різну чутливість до спотворень вхідного сигналу у різних частинах частотного діапазону, що пов'язано з амплітудно-частотною характеристикою вимірювального каналу тиску. З цього випливає, що спотворення порівнюваних сигналів на низьких (0.001-5 Гц) і середніх частотах (5-20 Гц) будуть більшими, ніж на високих (20-50 Гц).

Таким чином, дана метрика не може враховувати різну чутливість ВКТ в різних частотних смугах, а при порівнянні двох різних сигналів з білим шумом швидше за все дасть висновок про те, що вони зовсім різні.

Іншим підходом є частотно-часова метрика вхідних сигналів ВКТ. Для одержання даної метрики вхідні сигнали

спочатку послідовно покриваються невеликими інтервалами з деяким кроком dt в часі. У кожному із цих інтервалів сигнал розкладається в ряд Фур'є, після чого будується спектр (без врахування фаз частотних складових). Отримані спектри записуються у двовимірний масив (час, частота) - спектрограму.

Перевагою даної метрики над описаною вище є те, що можна порівнювати значення амплітуд сигналів згідно з даними про сприйняття ВКТ тієї або іншої частотної складової, тобто робити порівняння за формулою:

$$\sigma_u = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^{N_F} \frac{1}{\alpha_j} \cdot \sum_{i=1}^{N_T} (Sa_{ji} - Sb_{ji})^2}}{N_F \cdot N_T} \quad (3.66)$$

де Sa_{ji} , Sb_{ji} - двовимірні масиви амплітуд спектрограм двох вхідних сигналів a і b .

Коефіцієнт α_j залежить від чутливості ВКТ в даній j -тій частотній ділянці амплітудно-частотної характеристики каналу тиску, значення для якої отримуються експериментально.

Для даного методу, як і для амплітудно-часової метрики, так само необхідно, щоб сигнали містили однакову енергію, тобто середньоквадратичне відхилення в спектрах

для всього сигналу повинне бути мінімальним. У порівнянні зі звичайною метрикою в даній мірі практично вирішується проблема порівняння сигналів з різними амплітудами й ураховується нерівномірна чутливість ВКТ до різних частотних складових.

Для тестування цього методу визначення метрики вхідних сигналів ВКТ більш правильно застосовувати модифікацію даного методу: зі спектрограми послідовно виділяється кілька k частотних смуг і в них визначається середньоквадратичне відхилення. Частотні смуги вибираються неоднакової ширини, тому що змістовної інформації для технологічного процесу ВКТ в межах 0-5 Гц більше, чим у межах 20-40 Гц, отже й смуги в низькочастотній області вибираються вужчими, ніж у високочастотній.

$$\sigma_k = \frac{\sqrt{\sum_{j=N_{F\min}}^{N_{F\max}} \cdot \sum_{i=1}^{N_T} (S a_{ji} - S b_{ji})^2}}{(N_{F\max} - N_{F\min}) \cdot N_T}. \quad (3.67)$$

Перевагою даного методу є те, що стає можливим порівняння вхідних сигналів ВКТ, оброблених фільтром низьких частот для зменшення кількості вимірювальної інформації. Такі сигнали можна порівнювати тільки в тих частотних смугах, які характерні для даного сталого режиму роботи ТСО. Також у цьому випадку не обов'язково зберігати енергію сигналів у всьому частотному діапазоні при

переході від одного сталого режиму ТСО до другого. При коректному збереженні енергії сигналу в частотній смузі можна досить точно визначити середню відмінність сигналів в цій смузі. Одним з недоліків методу є мала розрізнявальна здатність як по частоті, так і за часом.

Для зменшення впливу цього недоліку на якість роботи нейронної мережі весь частотний діапазон вхідного сигналу ВКТ розбивається на декілька n смуг. В залежності від їх значимості для характеристики технологічного процесу та точності вимірювання тиску в каналі ТСО ширина кожної смуги dF_n різна. Аналогічним чином весь часовий інтервал аналізу подібності вхідних сигналів розбивається на m підінтервалів часу з різною шириною dT_m , в межах яких буде проводитись порівняння сигналів. Таким чином, можна отримати середнє відхилення між вхідними сигналами ВКТ в області розміром $n \times m$:

$$\sigma_{nm} = \frac{\sum_{j=1}^n \cdot \sum_{i=1}^m |Sa_{ji} - Sb_{ji}|}{dF_n \cdot dT_m}. \quad (3.68)$$

З точки зору реалізації пошуку екстремуму зручніше оцінювати не мінімуми σ_{nm} , а максимуми $1/\sigma_{nm}$. Аналіз метрики відновленого сигналу нейромережевим алгоритмом та опорного вхідного сигналу за критерієм максимуму $1/\sigma_{nm}$

дає можливість визначити ДХ ВКТ у полі аналізу. На рис. 3.29 приведена одна із реалізацій поля аналізу метрик відновленої нейромережевим алгоритмом та опорної вхідної дії сигналу ВКТ. Вихідний сигнал ВКТ характеризується декількома частотними складовими. Для кожного сталого режиму роботи ТСО кількість цих складових різна. Характерним є наявність як амплітудних, так і частотних флуктуацій як в межах одного, так і при переході до іншого сталого режиму ТСО. Хоча ці флуктуації, на перший погляд, і не значні, але це приводить до того що метрика σ_{nm} порівнюваних вхідних дій (фактично їх енергія) буде розподілена в декількох елементах аналізу, що значно ускладнює пошук екстремуму $1/\sigma_{nm}$. Як наслідок, зростає час та похибка навчання нейронної мережі, в окремих випадках нейронна мережа взагалі не може навчитися. На рис. 3.29 зображено ізолінії відображення одної з реалізацій відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу при навчанні нейронної мережі. Такий вид метрики аналізуємих вхідних дій є характерним при малому відношенню сигнал/шум ($q < 7$ дБ) або при тривалості квазістаціонарної часової вибірки менше 1 хвилини.

Для усунення цього недоліку запропоновано визначення метрики аналізуємих вхідних дій проводити в два етапи (рис. 3.30...3.34). На першому етапі двомірним ковзаючим вікном

в площині "час-частота" проводиться грубий пошук екстремуму. При його знаходженні проводиться точне визначення елементів аналізу шляхом одночасного часово-частотного аналізу в часовому та частотному стробах. Спочатку одночасно оцінюються всі максимуми, які попали в строб часу, і якщо знайдений за результатами грубої оцінки є дійсно найбільшим максимумом, то далі проводиться його уточнення частотним стробом.

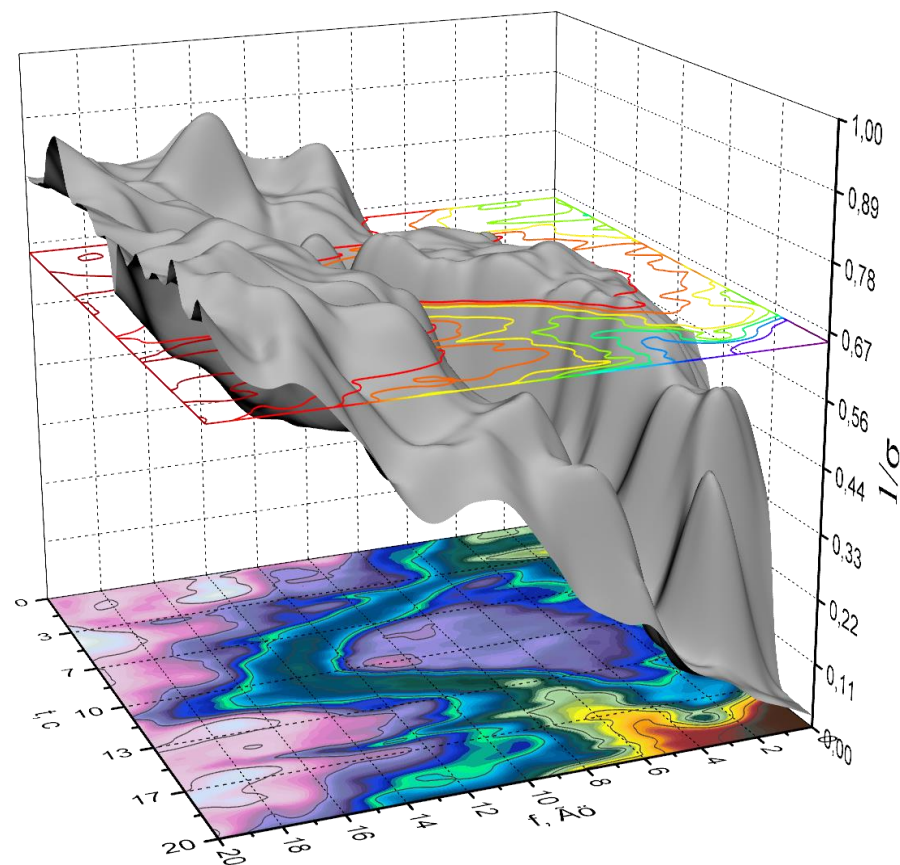


Рисунок 3.29 – Формування відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу при навчанні нейронної мережі

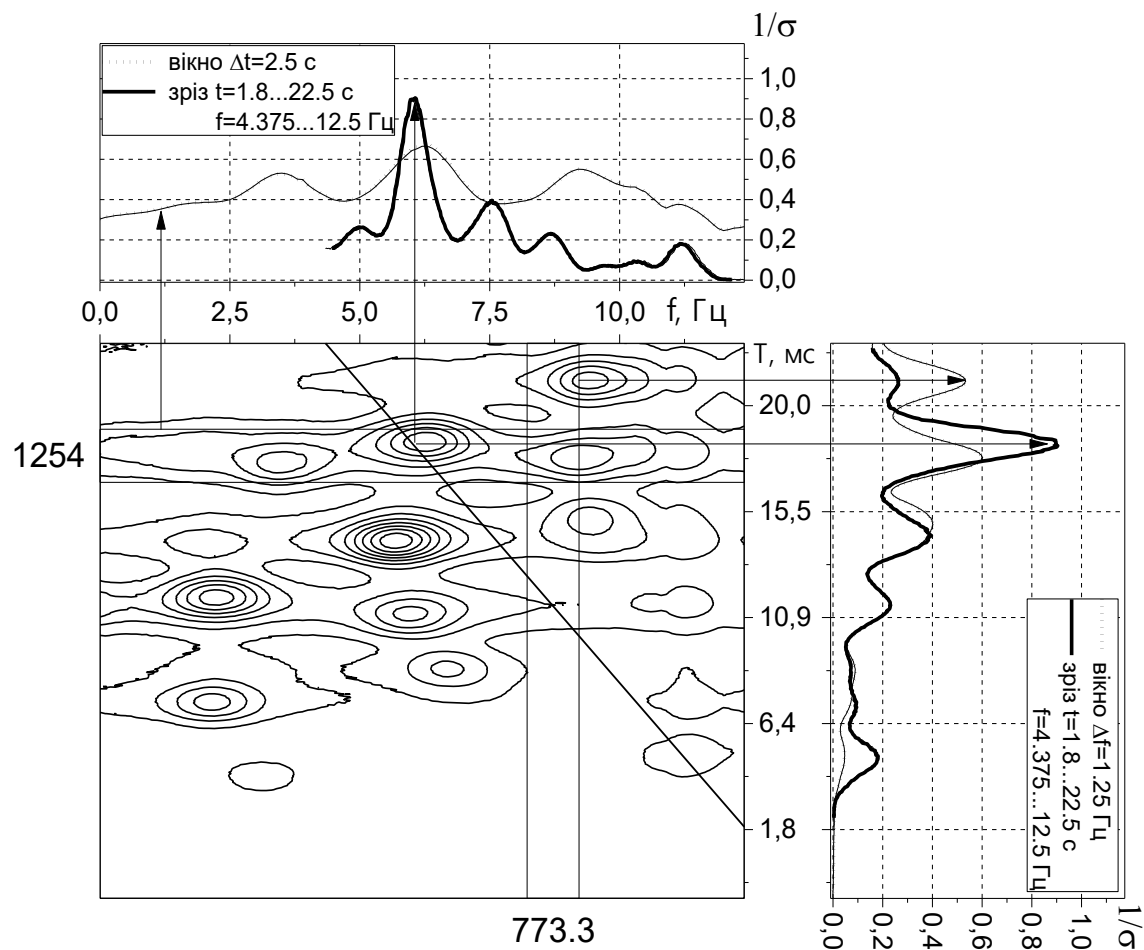


Рисунок 3.30 – Відображення відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу при співпаданні сигналів

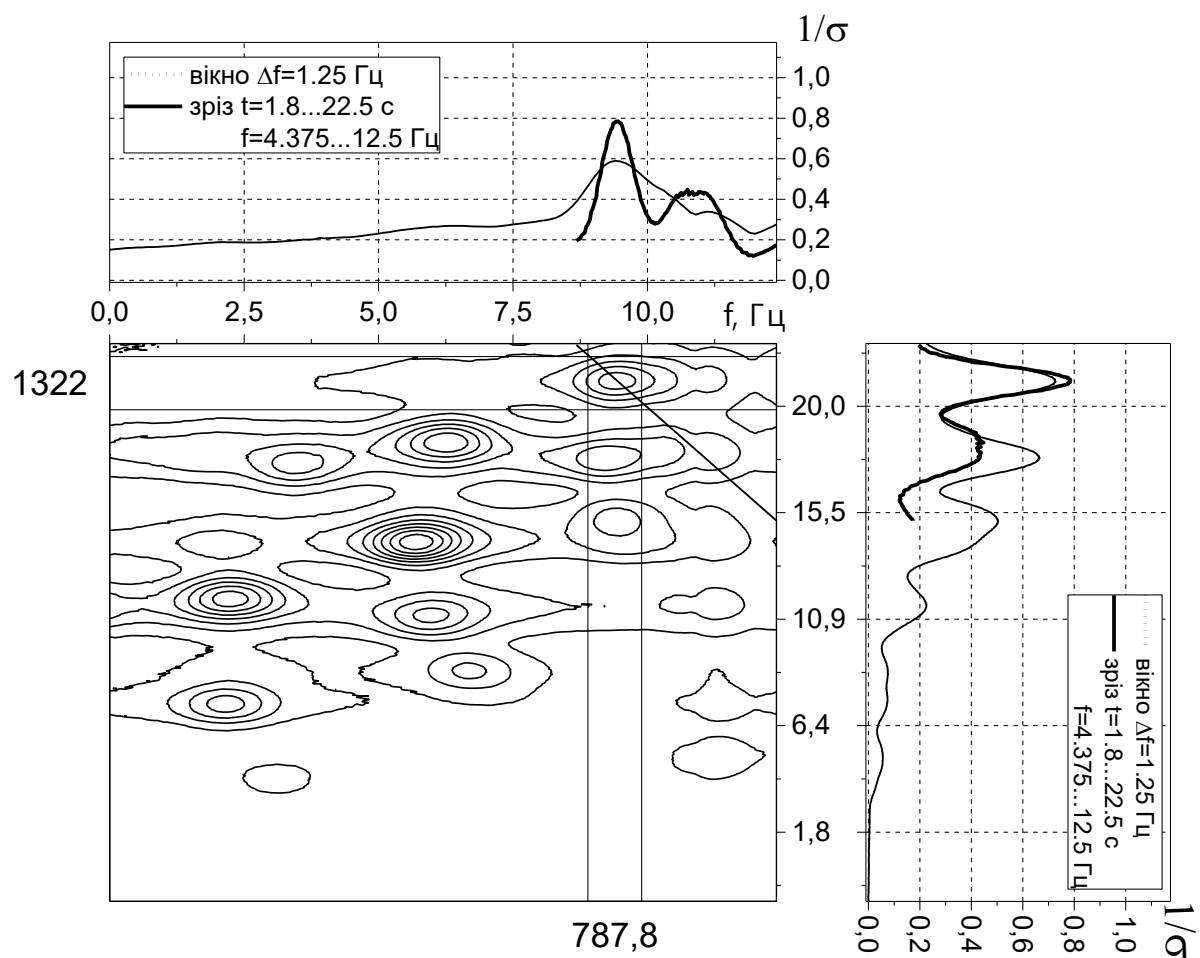


Рисунок 3.31 – Відображення відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу при співпаданні сигналів

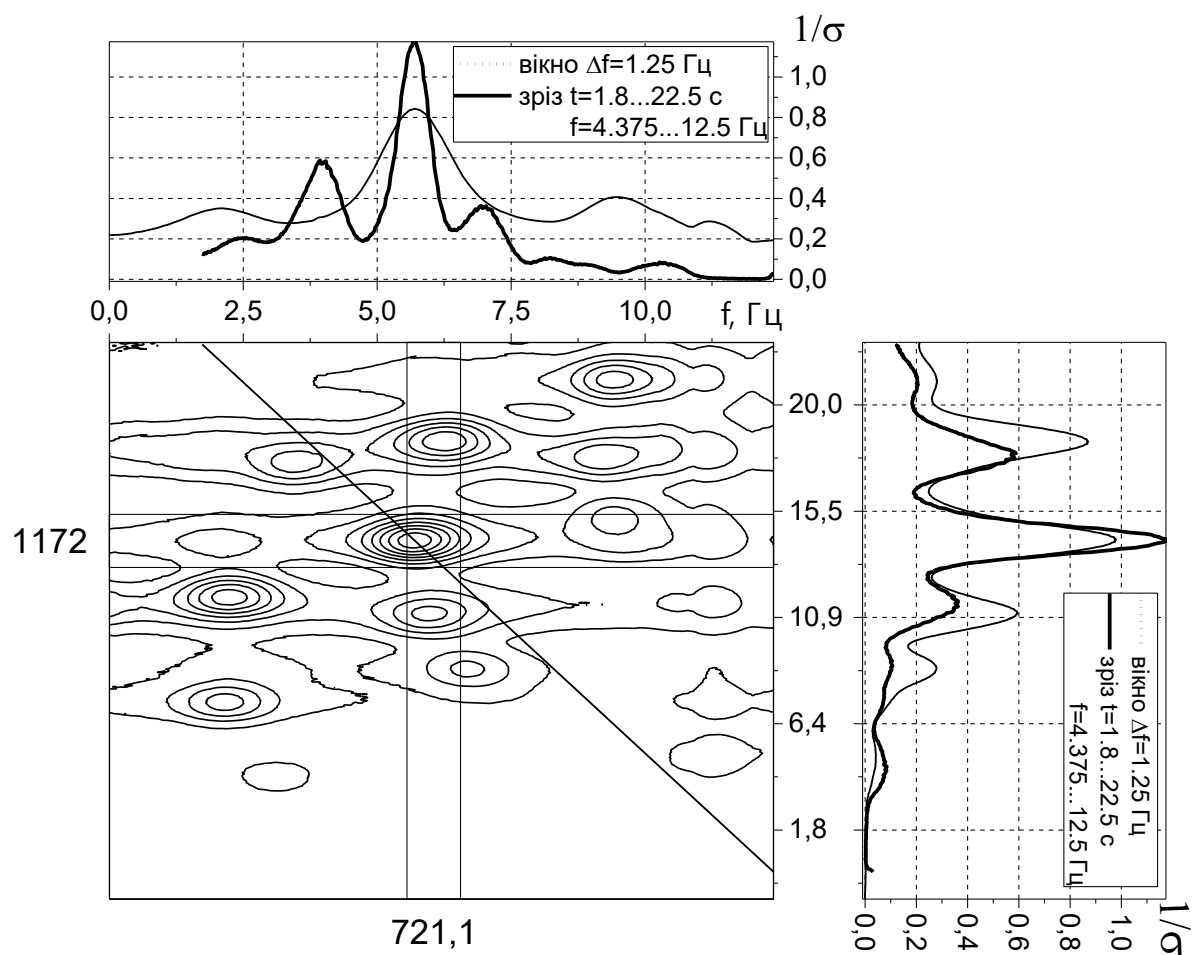


Рисунок 3.32 – Відображення відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу при співпаданні сигналів

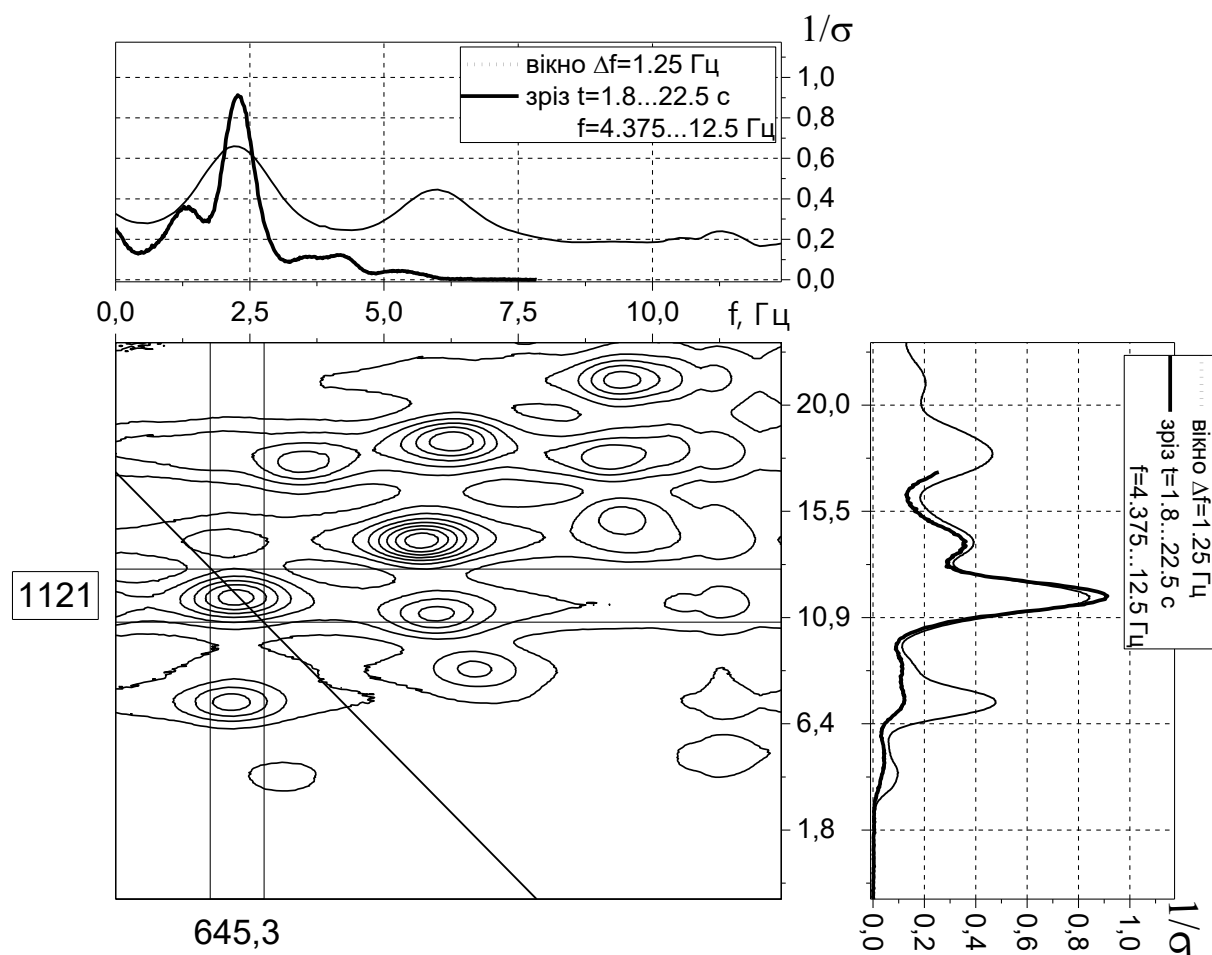


Рисунок 3.33 – Відображення відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу при співпаданні сигналів

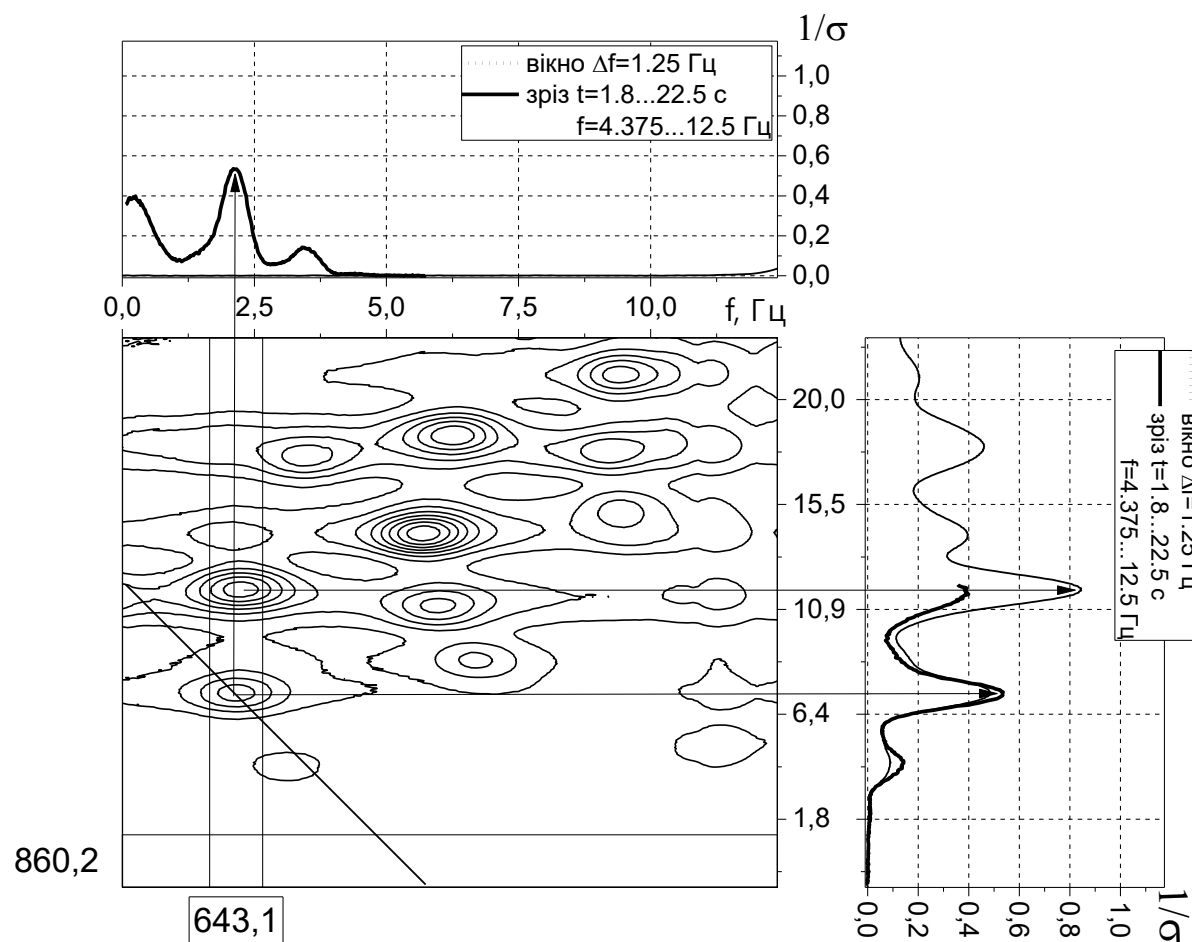
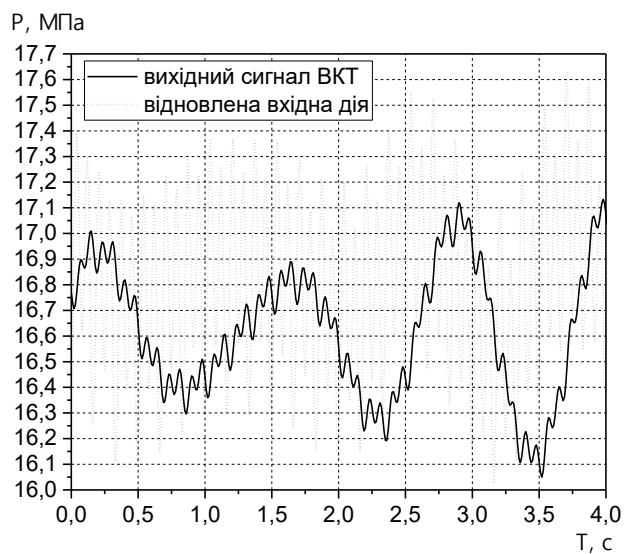
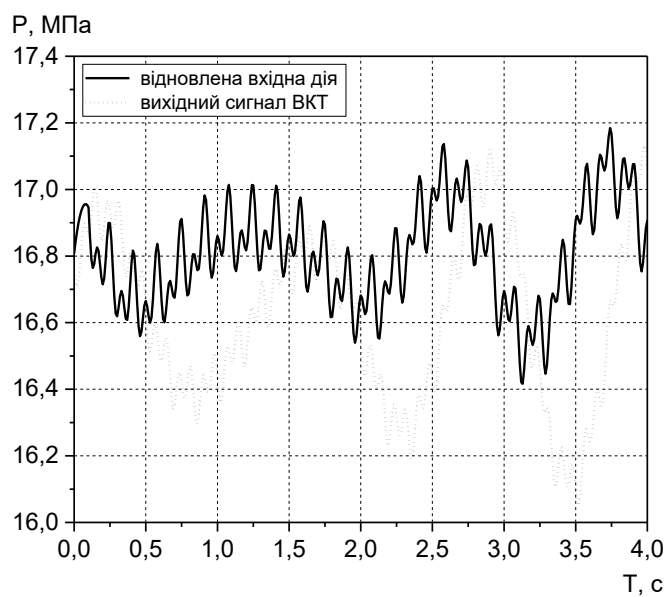


Рисунок 3.34 – Відображення відносної метрики сигналів в часово-частотному полі аналізу при співпаданні сигналів

Таким чином усувається неоднозначність оцінки критерію зупинки навчання нейронної мережі. Нейронна мережа функціонує як обернений оператор, коли по вихідному сигналу ВКТ отримується вхідна дія та ДХ каналу тиску (рис. 3.35).



а)



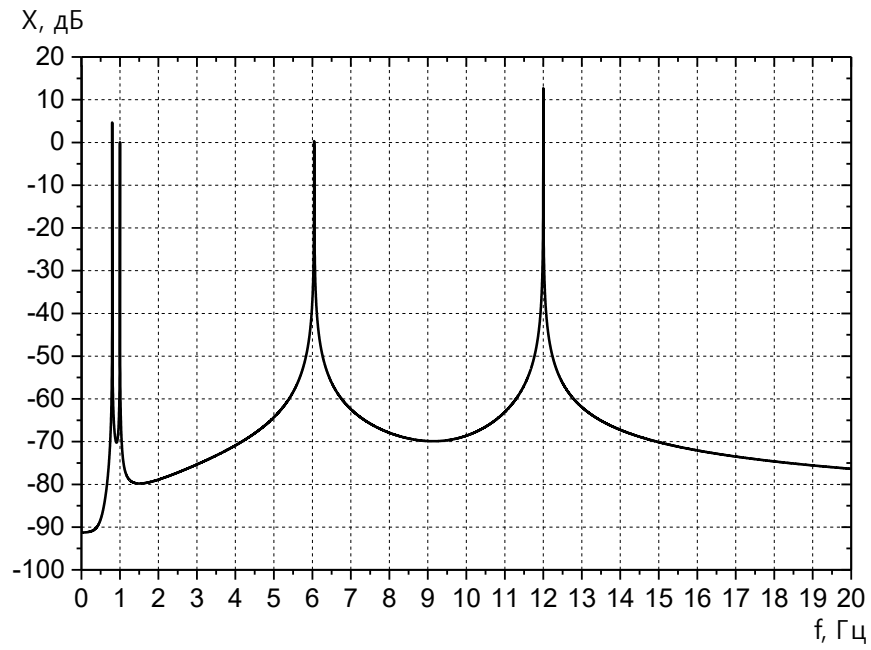
б)

Рисунок 3.35 – Відновлена вхідна дія ВКТ методом
розв'язання оберненої задачі вимірювань а) та
нейромережевим алгоритмом б)

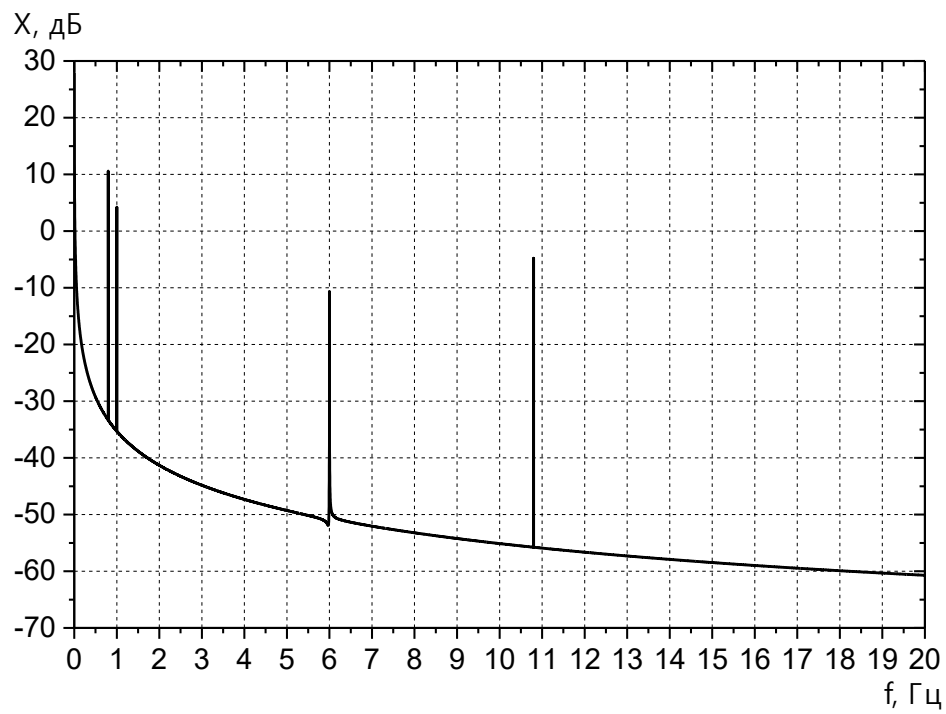
Таким чином, після перестроювання визначається ДХ зразкового ВКТ або його моделі. Порівняння цієї характеристики з наперед відомою характеристикою зразкового ВКТ дозволяє оцінити точність визначення ДХ і якість роботи нейронної мережі. Після навчання на нейронну мережу подається вихідний сигнал реального ВКТ з невідомими ДХ. Цей сигнал при навчанні не подавався, але, оскільки нейронна мережа отримала функцію узагальнення при навчанні, то вона в автоматичному режимі майже в реальному часі дозволяє визначити постійну часу та динамічні характеристики реального каналу. Результати роботи інверсної моделі ВКТ приведені на рис. 3.35. Оцінка якості відновлення вхідної дії ВКТ його нейромережевою моделлю оцінювалась методом порівняння отриманих результатів методом розв'язання оберненої задачі вимірювань за одним і тим же вихідним сигналом ВКТ. На рис. 3.35а зображено відновлену вхідну дію каналу тиску, що отримана методом розв'язання оберненої задачі вимірювань, а на рис.3.35б -нейромережевим алгоритмом. На рис. 3.36 приведені відповідні спектри відновлених вхідних дій. Видно, що нейромережева модель ВКТ відновлює вхідну дію з меншим рівнем високочастотних складових, що є

результатом низькочастотної фільтрації моделюючого нейромережевого алгоритму.

Час навчання визначається заданим рівнем точності та фактичним терміном експлуатації ВКТ (рівнем впливу "старіння" на ПФ каналу). Функція похибки навчання щодо своїх аргументів – вагових коефіцієнтів нейромережевої моделі ВКТ – є багатомірним параболоїдом, тому вона має єдиний мінімум, що близький до нуля. З метою оцінки ефективності використання нейромережевого методу визначення ДХ було досліджено ВКТ з річним терміном експлуатації. Постійна часу ВКТ, що визначена нейромережевим методом, склала



а)



б)

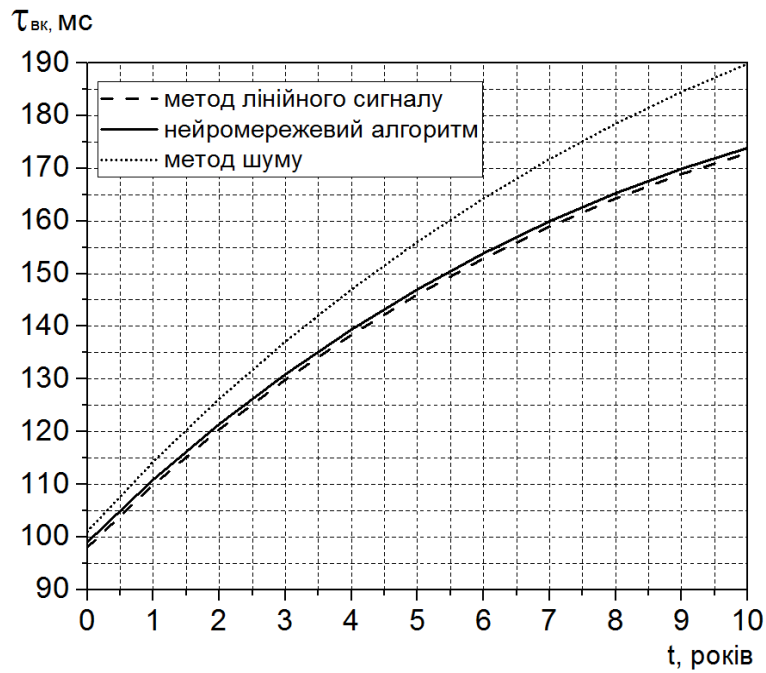
Рисунок 3.36 – Спектр вхідної дії ВКТ отриманий методом розв'язання оберненої задачі а) та нейромережевим методом б)

105 мс, а за результатами натурного експерименту – 94.5 мс.

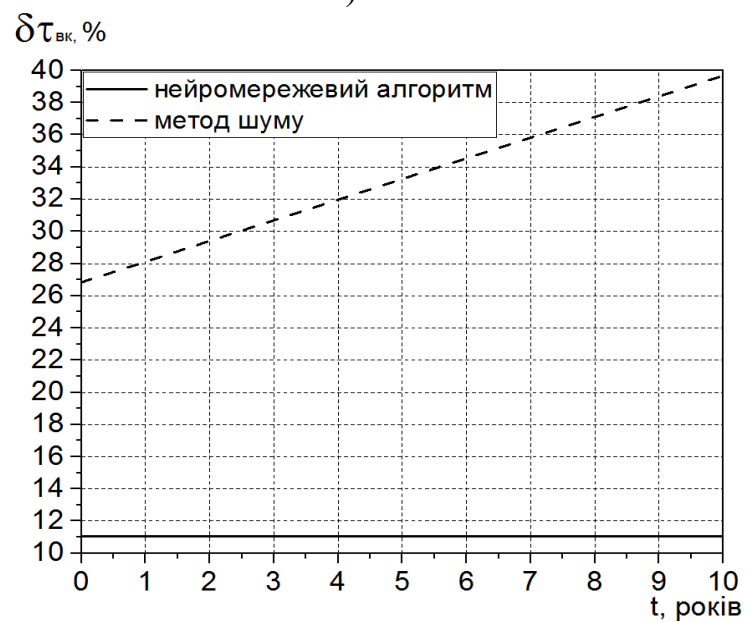
Таким чином, відносна похибка визначення постійної часу дорівнює 12%. Алгоритм був досліджений при різних вхідних даних та відношеннях сигнал/шум і показав високу стійкість. В роботі проведено порівняльний аналіз похибок вимірювань постійної часу ВКТ методом внутрішнього контролю та з використанням нейромережевої моделі каналу. Порівняння проводились для величини відношення сигнал/шум на виході ВКТ 10 дБ. Встановлено, що величина похибки залежить від часу роботи відповідного алгоритму та відношення сигнал/шум. Так, при відношенні сигнал/шум 10 дБ відносна похибка визначення постійної часу ВКТ лежить в межах: для методу внутрішнього контролю – 13%; для методу з використанням нейромережевих технологій – 11%. Час встановлення стабільної похибки визначення постійної часу ВКТ тиску склав: для методу внутрішнього контролю – 30 хвилин (1800 с), а для методу з використанням нейромережевих технологій – 8 хвилин (500 с) без попереднього навчання і 18 с з попереднім навчанням.

Отже, найбільш швидкодіючим методом визначення постійної часу ВКТ є метод з використанням нейромережевих технологій, який забезпечує визначення постійної часу каналу з відносною похибкою не більше 11% в майже реальному масштабі часу. В роботі також оцінена ефективність використання нейромережевого методу визначення постійної часу вимірювального каналу (рис. 3.37а).

Критерієм ефективності була відносна похибка визначення постійної часу вимірювального каналу (рис. 3.37б). В якості опорної постійної часу прийнята постійна часу ВКТ, що отримана експериментально. Встановлено, що на протязі 10 років експлуатації відносна похибка визначення постійної часу вимірювального каналу тиску $\delta\tau_{вк}$ змінюється: для методу шумів на 13% (з 27% до 40%, дисперсія похибки також змінюється з 5 до 12); для методу з використанням нейронної мережі – $\delta\tau_{вк}$ практично постійна і становить 11%



а)



б)

Рисунок 3.37 – Залежність постійної часу вимірювального каналу тиску $\tau_{вк}$ від терміну його експлуатації, що визначена методом лінійного сигналу, методом шуму та нейромережевим методом (а) і залежність відносної похибки визначення постійної часу вимірювального каналу тиску $\delta\tau_{вк}$ від терміну його експлуатації для методу аналізу шумів та нейромережевого методу (б).

3.5 Обґрунтування вимог до точності вдосконалених методів визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів тиску

Вдосконалені методи визначення ДХ вимірювальних каналів тиску є ефективними при належному метрологічному забезпеченні, при якому задовільняються вимоги до точності. Проведемо аналіз джерел похибок, які в найбільшій мірі впливають на точність визначення ДХ: просторова і часова нестабільність роботи ТСО; наявність закупорок та повітря у вимірювальних лініях; нестационарність вимірюваного процесу тиску в ВКТ; похибки вимірювань тиску в ВКТ; похибки відновлення вхідного сигналу тиску при розв'язанні оберненої задачі вимірювань; неточність визначення опорних ДХ ВКТ.

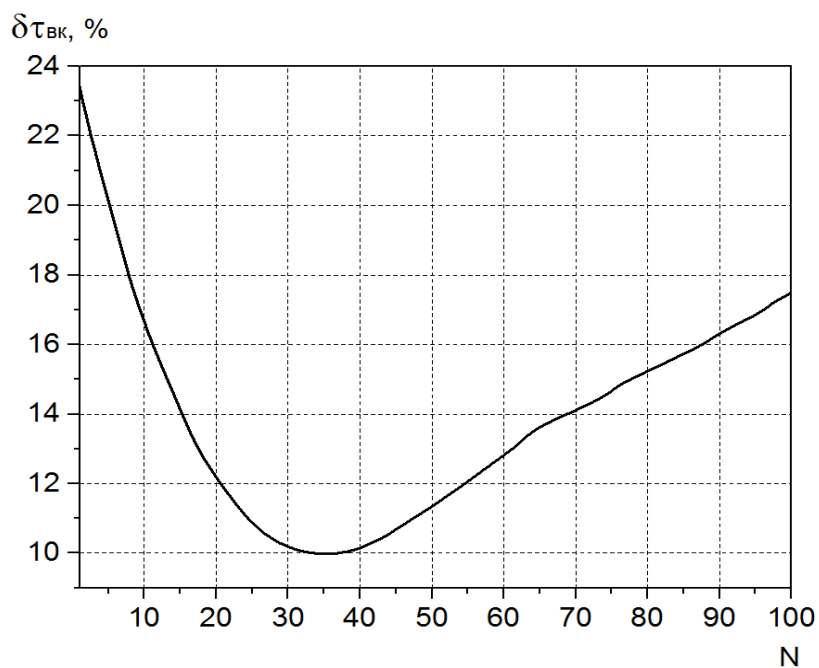
Просторова і часова нестабільність роботи ТСО, наявність шкідливих неоднорідностей у вимірювальній лінії є причиною нестационарності вихідних сигналів ВКТ. В другому розділі приведена методика усунення нестационарності без істотної втрати інформації про постійну часу ВКТ. Таким чином, в удосконалених методах здійснюється обробка стаціонарних вихідних сигналів. З одного боку, тривалість реалізації вихідного сигналу може бути невеликою (до десятка секунд) і цього достатньо для визначення постійної часу ВКТ методом розв'язання

оберненої задачі вимірювань з використанням функціоналу (3.8). Раціональна кількість членів ряду в (3.8) повинна бути $N = 30...40$ (рис. 3.38а). З іншого боку, для забезпечення бази даних вхідними сигналами при навчанні нейронної мережі тривалість зазначеної реалізації повинна бути великою (до десяти хвилин). При такому часі гарантовано усувається нестационарність вихідного сигналу. Як було показано, для забезпечення похибки визначення постійної часу ВКТ методом розв'язання оберненої задачі вимірювань нейромережевим алгоритмом в процесі навчання $\delta\tau_{вк} \leq 15\%$ необхідно, щоб інтервал спостереження вихідного сигналу ВКТ був не менше 10 хвилин. Такий час дозволяє досягнути мінімальної похибки визначення постійної часу нейронною мережею (рис. 3.38б).

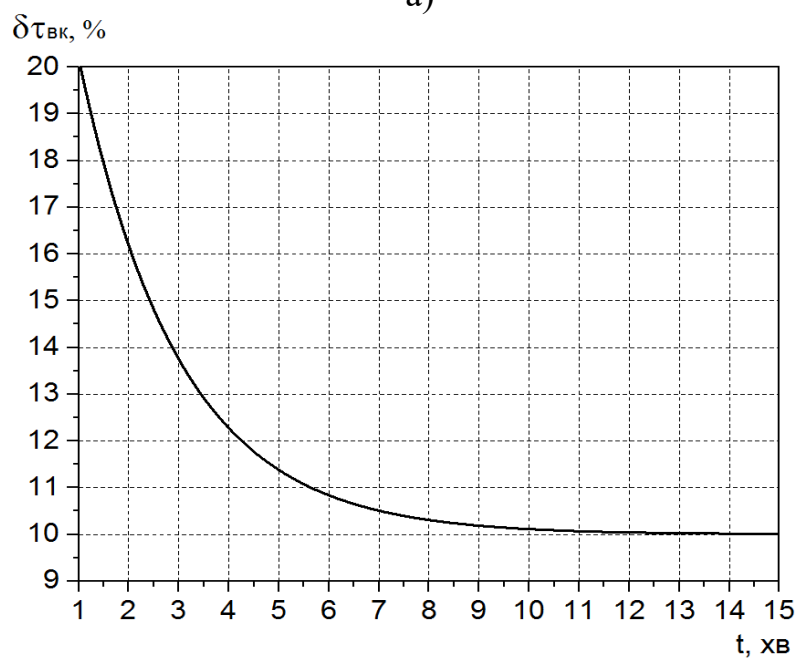
На точність визначення постійної часу впливає рівень похибок вимірювання вихідних сигналів ВКТ. Чутливість удосконалених методів до систематичних δy_c та випадкових δy_v похибок вимірювання вихідних сигналів є різною (рис. 3.39). При наявності надійних апріорних даних найменші похибки визначення постійної часу $\delta\tau_{вк}$ досягаються в методі оберненої задачі вимірювань та нейромережевому методі, як показують результати математичного моделювання по 50 вибірках вихідного сигналу.

Допустимі рівні цих видів похибок для кожного методу різні. Так, для методу розв'язання оберненої задачі вимірювань для досягнення похибки визначення постійної часу ВКТ, що не перевищує 10 % ($\delta\tau_{\text{вк}} = 10\%$) необхідно, щоб систематична похибка вимірювання вихідного сигналу була не більшою 3.5% ($\delta y_c = 3.5\%$), а випадкова похибка приблизно 1% ($\delta y_{\text{в}} = 1\%$). Для методу внутрішнього контролю ці цифри становлять: $\delta\tau_{\text{вк}} = 13\%$, $\delta y_c = 3\%$, $\delta y_{\text{в}} = 3\%$, а для нейромережевого методу: $\delta\tau_{\text{вк}} = 11\%$, $\delta y_c = 3.7\%$, $\delta y_{\text{в}} = 5\%$.

Рівень зазначених похибок істотно залежить від відношення сигнал/шум на виході ВКТ (рис. 3.40а). Мінімально допустиме відношення сигнал/шум повинно перевищувати 10 дБ, щоб задовольнити вимогам до похибки $\delta\tau_{\text{вк}} = 10\%$ для всіх удосконалених в роботі методів.



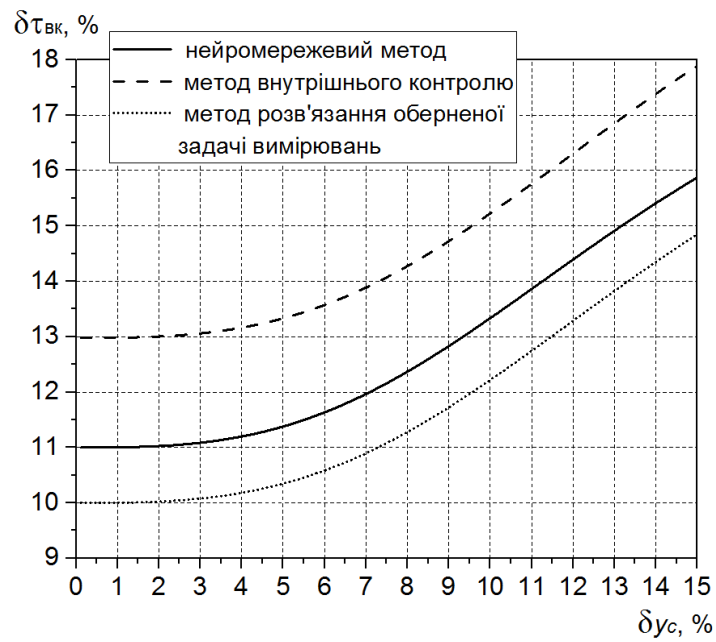
a)



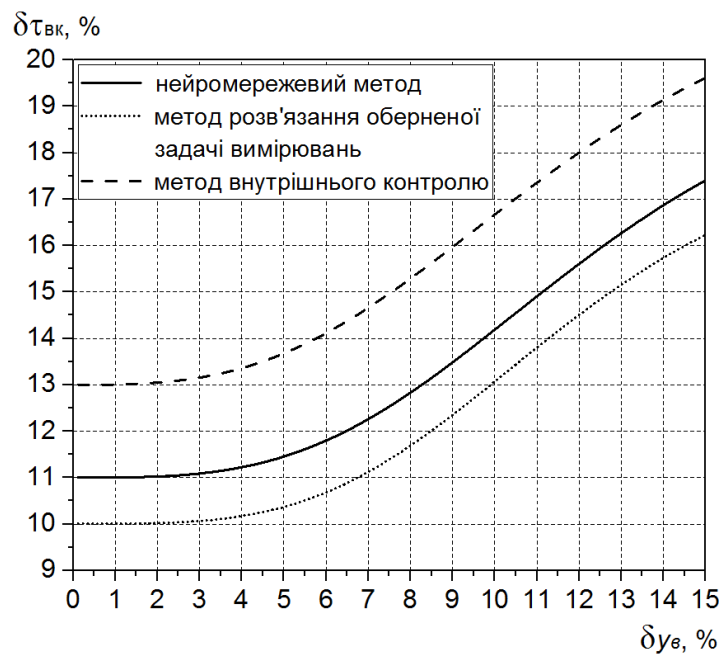
б)

Рисунок 3.38 – Залежність величини відносної похибки визначення постійної часу ВКТ $\delta\tau_{BK}$ від кількості членів ряду N , яким представлено вхідний сигнал при використанні методу розв'язання оберненої задачі вимірювань (а) та

відносної похибки визначення постійної часу $\delta\tau_{вк}$ від інтервалу спостереження (б)



а)



б)

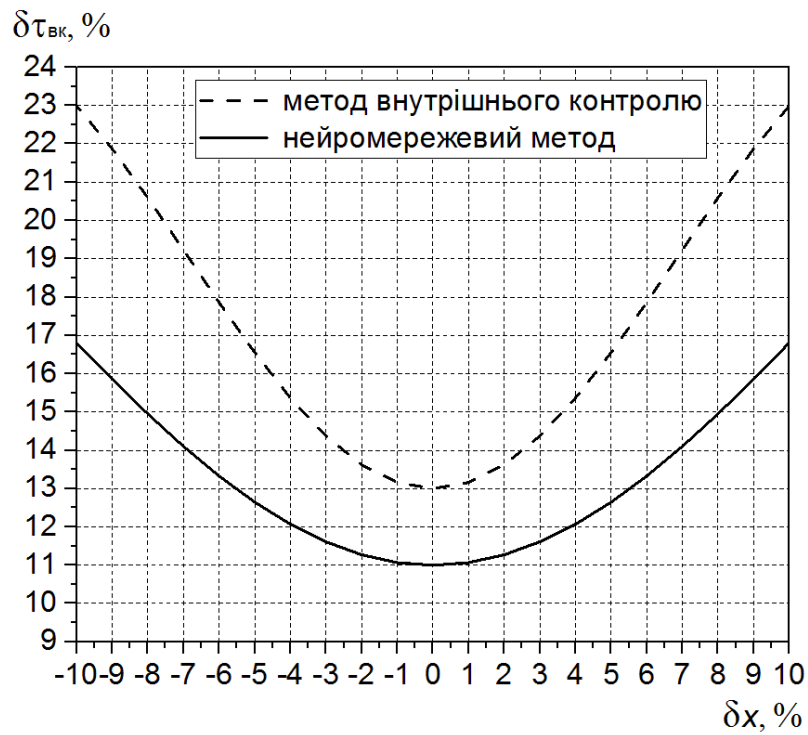
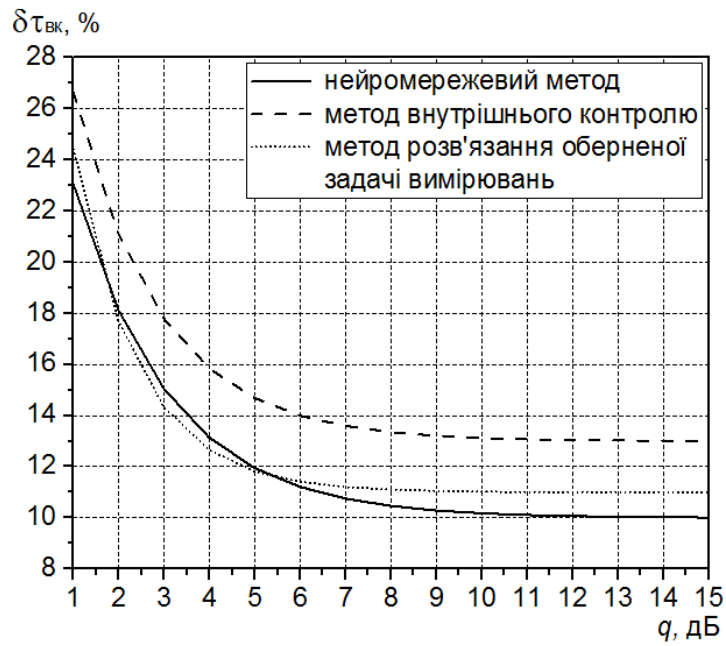
Рисунок 3.39— Залежність відносної похибки визначення постійної часу ВКТ $\delta\tau_{вк}$ від величини відносних випадкової

δy_{ϵ} (а) та систематичної δy_c (б) похибок вимірювання
вихідного сигналу ВКТ

Оскільки в основу визначення постійної часу ВКТ покладено наявність бази даних відновлених вхідних сигналів, то необхідно висувати вимоги до точності їх відновлення. Залежність похибки визначення постійної часу ВКТ $\delta\tau_{\epsilon K}$ від похибки відновлення вхідних сигналів отримана шляхом математичного моделювання і показана на рис. 3.40б. Якщо така похибка досягає 10%, то похибка визначення постійної часу ВКТ зростає приблизно на 50% (рис. 3.40б). Для забезпечення похибки визначення постійної часу ВКТ $\delta\tau_{\epsilon K} \pm 1.5\%$ похибка відновлення вхідного сигналу δx повинна бути не гірше: $\pm 2.5\%$ для методу внутрішнього контролю і $\pm 3\%$ для нейромережевого методу.

Всі вимоги щодо метрологічного забезпечення визначення постійної часу ВКТ повністю переносяться і на визначення інших ДХ, зокрема, перехідної та імпульсної характеристик, оскільки вони визначаються аналітично за результатами визначення постійної часу ВКТ. Використання рис. 3.37...3.40 дозволяє визначити межі похибок вимірювання вихідних сигналів та відновлення вхідних дій, оцінити вплив відношення сигнал/шум на точність визначення постійної часу ВКТ. Крім того, в умовах

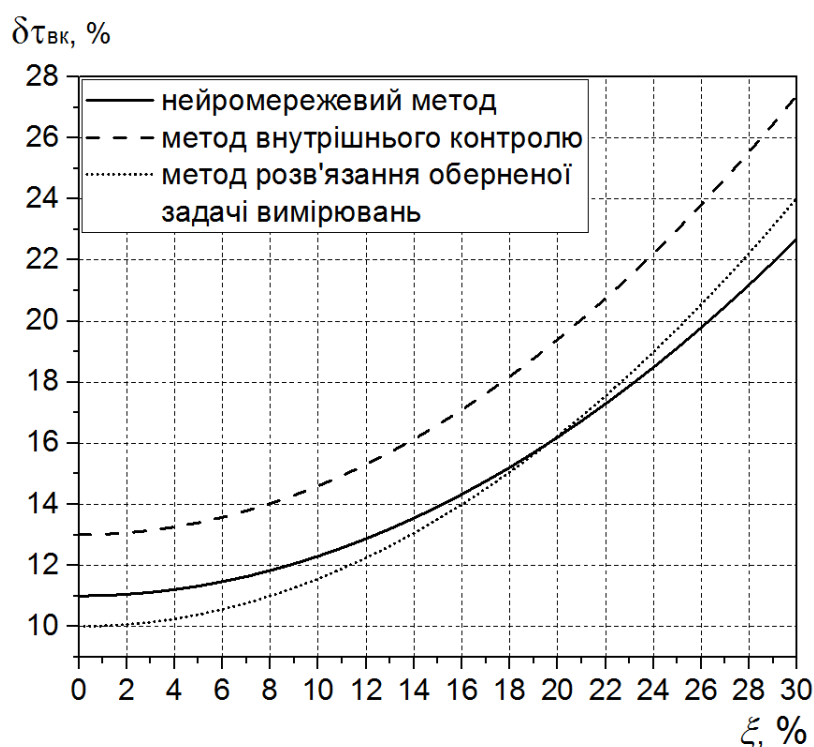
нестационарності випадкових процесів тиску потрібно визначати якість усунення зазначеної нестационарності, яка може впливати на точність визначення постійної часу. Критерій залишкової нестационарності у відсотках встановимо у вигляді: $\xi = \eta_{тр} + \eta_{пер}$, де $\eta_{тр}$ - некомпенсована трендова складова нестационарного процесу; $\eta_{пер}$ - некомпенсована періодична складова нестационарного процесу. Залежність відносної похибки визначення постійної часу ВКТ $\delta\tau_{вк}$ від залишкової нестационарності ξ приведена на рис. 3.41.



(a)

б)

Рисунок 3.40 – Залежність відносної похибки визначення постійної часу ВКТ $\delta\tau_{BK}$ від відношення сигнал/шум q (а)



та від сумарної похибки відновлення вхідного сигналу δx (б)

Рисунок 3.41 – Залежність відносної похибки визначення постійної часу ВКТ $\delta\tau_{вк}$ від залишкової нестаціонарності ξ технологічного процесу

Дослідження показали, що критерій залишкової нестаціонарності не повинен перевищувати: для методу оберненої задачі вимірювань - 8%, для методу внутрішнього контролю та нейромережевого методу – 6%. Також встановлена залежність відносної похибки визначення постійної часу вдосконаленими методами від температури вхідної дії (температури теплоносія) та рівня "старіння" ВКТ. Незалежно від рівня "старіння" нейромережевий метод

дозволяє визначати постійну часу з точністю $\delta\tau_{вк} \leq 1.3\%$ (рис.3.42). Метод оберненої задачі вимірювань забезпечує визначення $\tau_{вк}$ у всьому температурному діапазоні теплоносія постійної часу з відносною похибкою $\delta\tau_{вк} \leq 12.5\%$ (рис.3.43).

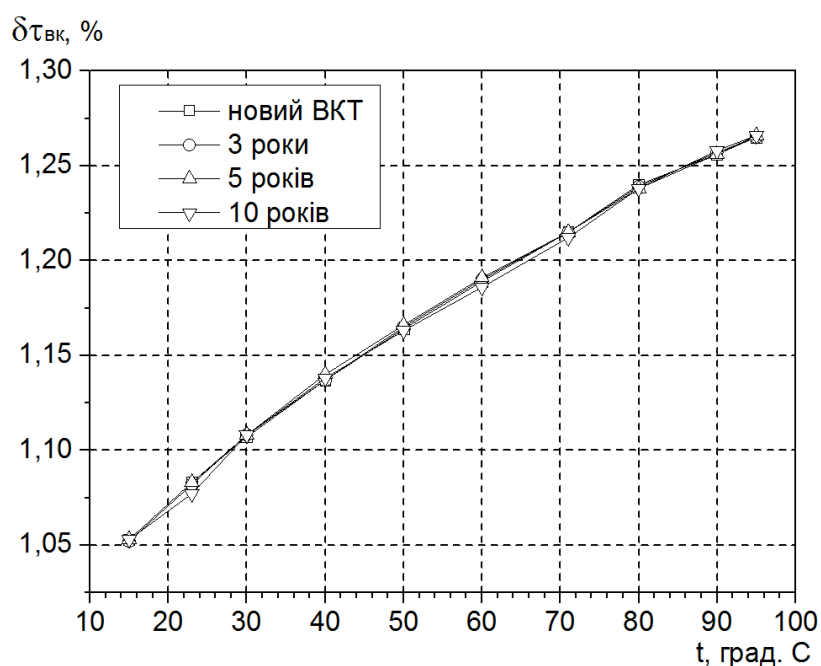


Рисунок 3.42 – Залежність відносної похибки визначення постійної часу ВКТ вимірювань нейромережевим методом від температури вхідної дії та "старіння" каналу тиску

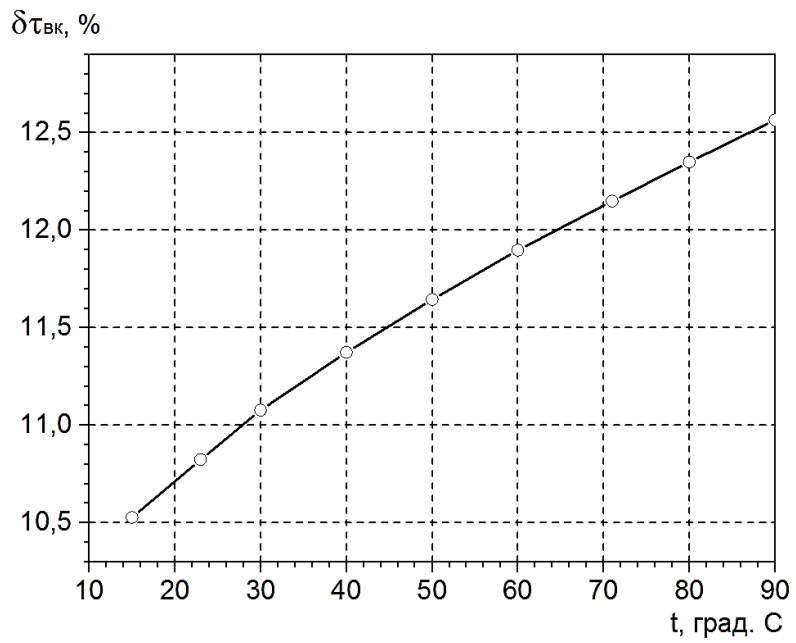


Рисунок 3.43 – Залежність усередненої відносної похибки визначення постійної часу ВКТ методом оберненої задачі вимірювань від температури вхідної дії

4. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ПРОСТОРОВО РОЗПОДІЛЕНА ВИМІРЮВАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА ТЕХНІЧНО СКЛАДНИХ ОБ'ЄКТІВ

Розроблені пропозиції щодо впровадження запропонованих в монографії методів визначення ДХ датчиків ТСО при проектуванні національної системи online діагностики об'єктових вимірювальних інформаційних систем, яка приведена на рис.4. 1.



Рисунок 4. 1 – Національна система online діагностики вимірювальних інформаційних систем технічно складних об'єктів

Основними завданнями національної системи online діагностики вимірювальних інформаційних систем

техногенно небезпечних об'єктів є постійна безперервна оцінка стану метрологічного забезпечення з метою своєчасного прийняття рішення на його покращення шляхом гнучкого адаптивного технічного обслуговування агрегатів та вузлів вимірювальних систем, своєчасним перерозподілом запасних комплектуючих та датчиків в умовах обмеженого ресурсу; контроль якості технічного обслуговування об'єктових вимірювальних систем; прогнозування та аналіз критичних ситуацій на ТСО за даними online діагностики.

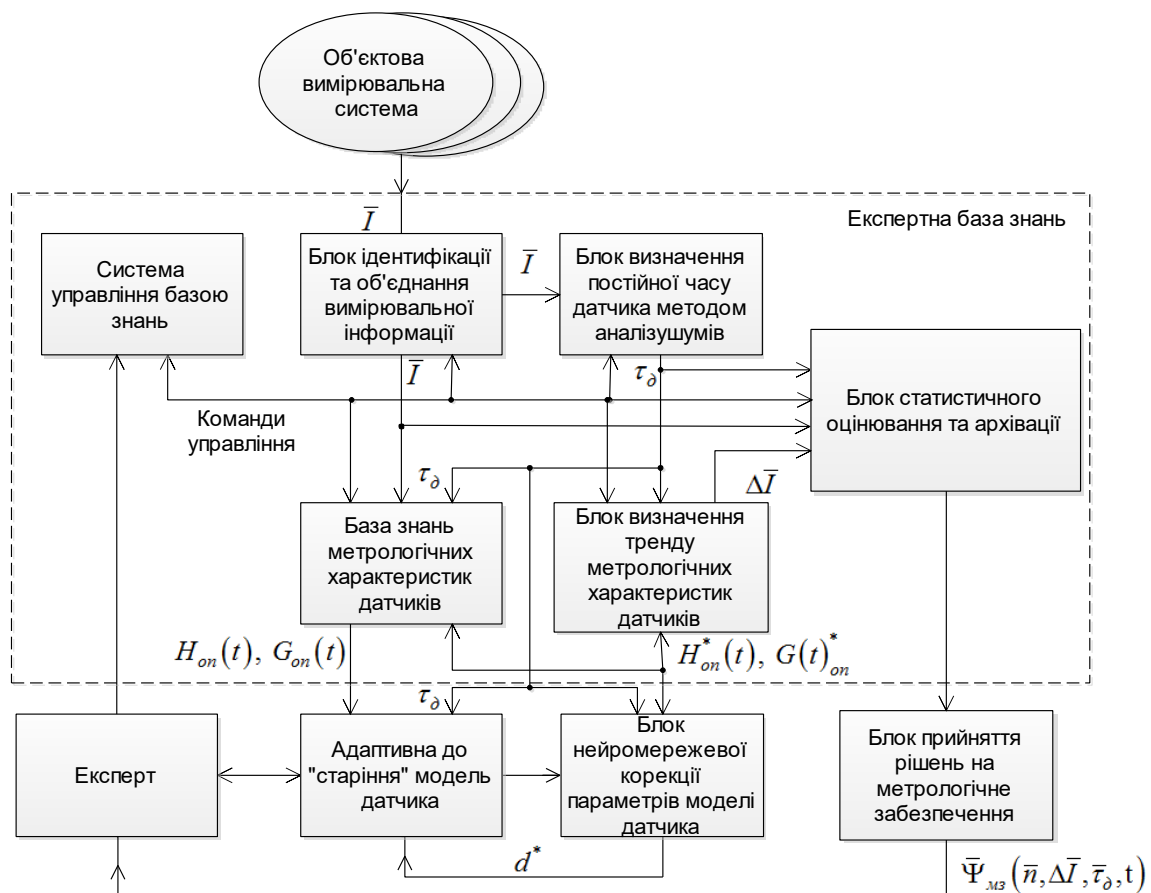


Рисунок 4.2 – Структурна схема експертної бази знань національної системи online діагностики вимірювальних інформаційних систем технічно складних об'єктів

Серцевиною такої системи є експертна база знань структура якої приведена на рис.4.2. Експертна база знань виконує наступні завдання: ідентифікація та класифікація вхідної інформації відповідно за техногенно небезпечними об'єктами та типами і видами датчиків; об'єднання інформації для однотипних датчиків від різних об'єктів (або точок вимірювань всередині одного об'єкту); визначення постійних часу датчиків методом шумів та статистичне оцінювання часових масивів вимірюваних даних і перевірка лінійності датчиків, (при відсутності такої обробки на об'єктовому сервері); визначення трендів метрологічних характеристик датчиків; накопичення та архівація плинних метрологічних характеристик по кожному вимірювальному каналу для кожного техногенно небезпечного об'єкта.

Отримані в результаті online діагностики та вимірювань з використанням методу аналізу шумів постійні часу вимірювальних каналів, їх тренд та тренд похибок вимірювань поступають в базу знань метрологічних характеристик датчиків, зокрема, динамічних характеристик. В цій же базі знань зберігаються опорні динамічні характеристики датчиків, що отримані в результаті

експериментальних випробовувань нових датчиків. Плинні виміряні метрологічні характеристики постійно порівнюються з опорними в базі знань метрологічних характеристик. При перевищенні заданого порогового рівня, наприклад, постійної часу (в нашому випадку 150 мс) формується сигнал попередження, який через систему управління базою знань і блок статистичного оцінювання та архівації (де він документується) разом із сукупністю інших інформативних параметрів датчиків, по яких сформовано попередження таких як: масив типів датчиків $\bar{n}$, масиви трендів $\Delta \bar{I}$, $\bar{\tau}$, інтервали часу вимірів t поступає на блок прийняття рішень на метрологічне забезпечення. При отриманні сигналу попередження експерт в діалоговому режимі в режимі часу близькому до реального може оцінити причину формування попередження, тобто що є відповідальним: датчик, вимірювальна лінія чи вимірювальний блок. Оцінювання проводиться з використанням методу визначення постійних часу датчиків тиску та температури на основі методу внутрішнього контролю параметрів моделі вимірювального каналу, методів визначення динамічних характеристик датчиків на основі математичних моделей адаптивних до "старіння" датчиків та нейромережевих моделей датчиків. За результатами оцінювання та за даними системи прийняття рішень експерт приймає рішення і формує рекомендації на покращення

метрологічного забезпечення. Це може бути перехід на резервну групу датчиків, позапланове технічне обслуговування, зменшення міжповірного інтервалу, рішення на ремонт системи або вузла, перерозподіл запасних датчиків між об'єктами тощо.

Таким чином, запропонована структура національної системи online діагностики вимірювальних систем технічно складних об'єктів на основі впровадження комплексу методів визначення динамічних характеристик датчиків - методу визначення постійних часу датчиків тиску та температури на основі нейромережових технологій, методів визначення динамічних характеристик датчиків на основі математичних моделей адаптивних до "старіння" датчиків дозволяє отримати достовірну оцінку рівня поточного метрологічного забезпечення технологічних процесів.

ВИСНОВКИ

В результаті досліджень методів визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів тиску в монографії запропоновано шляхи вдосконалення трьох різних, але тісно зв'язаних між собою методів визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів тиску на технічно складних об'єктах. На сьогодні, практично єдиним методом визначення таких характеристик є метод аналізу шумів. На відміну від нього приведені методи функціонують навіть тоді, коли вхідна дія являє собою нестационарний процес. Для цього розроблена методика усунення нестационарності, при якій не втрачається інформація про постійну часу каналу. Метод аналізу шумів потребує значного часу (тижні, місяці) на вимірювання та обробку вимірювальної інформації, а розроблені методи дозволяють визначити постійну часу каналу набагато швидше (години), причому третій метод, що ґрунтується на використанні нейронних мереж робить це практично в реальному масштабі часу. Слід, однак, відзначити, що така швидкодія спостерігається вже при використанні методу, а сама підготовча робота з навчання нейронної мережі може також займати багато часу в залежності від наявності необхідної кількості якісних навчальних вибірок. Метод аналізу шумів вимагає високої кваліфікації експертів, оскільки в ньому

використовуються складні статистичні пакети і спеціалізовані програми, а саме остаточне рішення також приймається експертом. Запропоновані методи також є складними з математичної точки зору, але рішення про визначену постійну часу каналу приймає розроблений алгоритм, що виключає суб'єктивну похибку. Нарешті, метод аналізу шумів є строго справедливим для лінійних каналів тиску, що обмежує його використання для нелінійних вимірювальних каналів тиску, якими реально є канали, що декілька років знаходяться в експлуатації. В розробленому методі нелінійна інерційна вимірювальна лінія представляється у вигляді моделі послідовно з'єднаних віртуальних нелінійної неінерційної та лінійної інерційної частин, що дає можливість розглядати тільки лінійну частину вимірювального каналу, бо нелінійні неінерційні перетворення ніяк не впливають на постійну часу каналу.

Отримані результати наукових досліджень доцільно використовувати:

а) у науково-дослідних установах для розробки нормативних документів, що регламентують зміст окремих етапів метрологічного забезпечення вимірювань на технічно складних об'єктах;

б) при проектуванні, випробуваннях і експлуатації вимірювальних каналів тиску:

- для поглибленого аналізу протікаючих процесів у вимірювальних каналах тиску;
 - для підвищення достовірності діагностування і якості випробувань вимірювальних каналів тиску;
- в) у вищих навчальних закладах – при підготовці фахівців з метрології та вимірювальних інформаційних технологій.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. МИ 1317-2004 ГСИ. Результаты и характеристики погрешности измерений. Формы представления. Способы использования при испытаниях образцов продукции и контроле их параметров // ФГУП ВНИИМС. – 2004.
2. Чинков В. М. Основи теорії похибок засобів вимірювальної техніки / В. М. Чинков. – Харків: НТУ "ХПІ", 2008. – 88 с.
3. Солопченко Г. Н. Обратные задачи в измерительных процедурах / Г. Н. Солопченко. // Измерения, контроль, автоматизация. – 1983. – №34. – С. 32–45.
4. Полярус О. В. Відновлення динамічно спотвореного вимірюваного сигналу / О. В. Полярус, Є. О. Поляков. // ГП НИТИП. – 2014. – №8. – С. 34–37.
5. Полярус О. В. Наближене розв'язання оберненої задачі вимірювань та його метрологічне забезпечення / О. В. Полярус, Є. О. Поляков. – Харків: Лідер, 2014. – 116 с.
6. Полярус О. В. Оцінка джерел невизначеності та похибок при наближеному розв'язанні оберненої задачі вимірювань / О. В. Полярус, Є. О. Поляков. // Техніка. – 2012. – №7. – С. 79–84.

7. Крюков О. М. Структурно-алгоритмічна схема засобу вимірювання миттєвих значень тиску в каналах стволів стрілецької зброї / О. М. Крюков, О. А. Александров. // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2011. – №2. – С. 60–63.
8. Крюков О. М. Оцінювання динамічної похибки датчика миттєвих значень тиску в каналах стволів стрілецької зброї / О. М. Крюков, О. А. Александров. // Системи озброєння і військова техніка. Академія внутрішніх військ України. – 2010. – №2. – С. 14–18.
9. Захаров И. П. Погрешности моделирования переходных характеристик апериодических средств измерительной техники / И. П. Захаров, М. П. Сергиенко. // Системи обробки інформації. – 2005. – №45. – С. 13–17.
10. Захаров И. П. Определение параметров передаточных функций линейных систем / И. П. Захаров, М. П. Сергеев. // НТУРЭ. – 2012. – №5. – С. 20–27.
11. Щапов П. Ф. Прилад бездемонтажного контролю метрологічних характеристик термоперетворювачів / П. Ф. Щапов, В. В. Муляров, О. В. Гусельніков. // Вісник НТУ "ХПІ". – 2010. – №25. – С. 20–30.
12. Кондрашов С. І. Спосіб формування тестового сигналу для контролю динамічних характеристик вимірювальних

каналів / С. І. Кондрашов, К. І. Діденко, В. М. Балєв, В. М. Новіков. // Патенты и изобретения: UA 31487 A. – 2000.

13. Щапов П. Ф. Статистическая модель бездемонтажного контроля погрешностей первичного измерительного преобразования измерительного преобразователя / П. Ф. Щапов, Р. П. Мигущенко, М. И. Шпарева. // Вісник НТУ «ХПІ». – 2014. – №15. – С. 141–146.

14. Солопченко Г. Н. Компенсация динамических погрешностей при неполных сведениях о свойствах приборов и измеряемых сигналов / Г. Н. Солопченко, И. Б. Челпанов. // Метрология. – 1979. – №6. – С. 3–13.

15. Марчук Г. И. Некоторые вопросы линейной теории измерений / Г. И. Марчук, Ю. П. Дробышев. // Автометрия. – 1977. – №3. – С. 24–30.

16. Турчин В. Ф. Выбор ансамбля гладких функций при решении обратной задачи / В. Ф. Турчин. // Мир. – 2012. – №2. – С. 24–30.

17. Tan P. V. A contribution to the identification of switched dynamical systems over finite fields / P. V. Tan, G. Millérioux, J. Daafouz. // Proc. 49th IEEE Conference on Decision and Control. – 2013. – С. 4429–4434.

18. МИ 222-80. Методика расчета метрологических характеристик измерительных каналов информационно-

измерительных систем по метрологическим характеристикам компонентов / МИ 222-80. – Москва: Ордена "Знак почета", 1981. – 24 с. – (ВНИИМИУС).

19. Савелова Т. И. Об оптимальной регуляризации уравнений типа свертки с приближенными правыми частями и ядром / Т. И. Савелова. // Мир. – 2011. – №2. – С. 210–214.

20. Сергиенко А. Б. Цифровая обработка сигналов / А. Б. Сергиенко. – СПб: Питер, 2008. – 608 с.

21. Крылов В. В. Способ коррекции выходного сигнала измерительных датчиков / В. В. Крылов. // Измерительная техника. – 1995. – №11. – С. 59–61.

22. Крюков О. М. Застосування методів цифрової фільтрації при дослідженні внутрішніх балістичних процесів у стрілецькій зброї / О. М. Крюков, О. А. Александров, В. В. Антонець. // Системи озброєння і військова техніка. Академія внутрішніх військ України. – 2012. – №2. – С. 27–30.

23. Barwicz A. An integrated structure for Kalman-filter-based measurand reconstruction / Barwicz. // IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement. – 1994. – №3. – С. 403–409.

24. Hajiyeв C. Innovation approach based measurement error self-correction in dynamic systems / C. Hajiyeв. // Measurement. – 2006. – №39. – С. 585–593.

25. Тихонов А. Н. Методы решения некорректных задач / А. Н. Тихонов, В. Я. Арсенин. – Москва: Наука, 1979. – 288 с.
26. Леонов В. В. Метод понижения порядков номиналов передаточных функций / В. В. Леонов. // Измерительная техника. – 1980. – №10. – С. 16–18.
27. Симонов М. М. Метод оптимизации регуляризующих алгоритмов динамической коррекции / М. М. Симонов, А. И. Бутко. // Измерительная техника. – 1990. – №2. – С. 13–15.
28. Солопченко Г. Н. Простой регуляризующий метод компенсации влияния аппаратной функции на результат измерения / Г. Н. Солопченко, Н. И. Серегина. // Техническая кибернетика. – 1984. – №2. – С. 166–172.
29. Бизяев М. Н. Восстановление динамически искаженных сигналов испытательно-измерительных систем методом скользящих режимов / М. Н. Бизяев, А. Л. Шестаков. // Энергетика. – 2004. – №6. – С. 114–125.
30. Иосифов Д. Ю. Динамические измерительные системы с измеряемым вектором параметров состояния датчиков / Д. Ю. Иосифов, А. Л. Шестаков. // Приборостроение. – 2002. – С. 98–102.
31. Domingues R. J. Reconstruction in compressive sensing using affine scaling transformations with variable-p diversity measure / Domingues. // IEEE 13th Digital Signal Processing Workshop

and 5th IEEE Signal Processing Education Workshop. – 2009. – С. 708–713

32. Крузнер А. Б. Восстановление входных сигналов средств измерений, описываемых линейными дифференциальными уравнениями с постоянными коэффициентами / А. Б. Крузнер. // Измерительная техника. – 1996. – №42. С. 142–152.

33. James K. R. Precision digital instruments to measure dynamic wind loads on trees during storms / K. R. James, B. S. Kane. // Agricultural and Forest Meteorology. – 2012. – №13. – С. 1055–1061.

34. Fang D. Research on sine dynamic torque measuring system. Procedia Engineering / D. Fang, X. Zhe. // Agricultural and Forest Meteorology. – 2012. – №29. – С. 2677–2681.

35. Ланге П. К. Коррекция динамической погрешности измерительных преобразователей на основе онлайн-аппроксимации сигнала / П. К. Ланге. // Известия Самарского научного центра РАН. – 2003. – №1. – С. 115–118.

36. Дюк В. А. Data Mining: учебный курс / В. А. Дюк, А. П. Самойленко. – СПб: "Питер", 2001. – 368 с.

37. Ильин Е. С. Интеллектуальная система анализа данных на основе нейронных сетей : дис. канд. техн. наук : 05.13.01 / Ильин Евгений Сергеевич – Москва, 2004. – 174 с.

38. Heht-Nielsen R. Theory of the backpropagation neural network/ Neural Networks for Human and Mashine Perception / Heht-Nielsen. // H. Wechsler (Ed). – 1992. – №2. – С. 65–93.
39. Craven M. W. Extracting tree-structured representations of trained networks / M. W. Craven, J. W. Shavlik., 1996. – 368 с. – (MIT Press, Cambridge MA).
40. Головки В. А. Нейроинтеллект: Теория и применения / В. А. Головки. – Брест: БПИ, 1999. – 260 с. – (Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями).
41. Kuş J. Artificial neural networks in fault diagnosis of dynamical / J. Kuş, J. Korbicz. // Diagnostics of Processes. – 2013. – С. 37–49.
42. Ciresan D. Multi-column Deep Neural Network for Traffic Sign Classification / D. Ciresan, U. Meier, J. Masci. // Neural Networks. – 2012. – №34. – С. 333 – 338.
43. Armour P. G. A measure of control / Armour. // Communications of the ACM. – 2012. – №55. – С. 44–49.
44. Калач А. В. Применение метрологии искусственных нейронных сетей для обработки сигналов сенсоров / А. В. Калач. // Нейрокомпьютеры. – 2003. – №10. – С. 43–47.

45. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. Осовский. – Москва: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
46. Лубенцов В. Ф. Исследование САУ процессом ферментации с применением технологии нейронных сетей / В. Ф. Лубенцов. // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2005. – №9. – С. 1–4.
47. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – Москва: ООО "ИД Вильямс", 2006. – 1104 с.
48. Danisman K. Design of a precision temperature measurement system based on artifical neural network for different thermocouple types / K. Danisman, I. Dalkiran, F. V. Celebi. // Measurement. – 2006. – №39. – С. 695–700.
49. Бугаков И. А. Метод динамических измерений параметров экстремальных воздействий / И. А. Бугаков. // Датчики и системы. – 2001. – №10. – С. 6–11.
50. Омату С. Нейроуправления и его приложения / С. Омату, М. Халид, Р. Юсоф. – Москва: Высшая школа, 2008. – 272 с.
51. Терехов В. А. Нейросетевые системы управления / В. А. Терехов, Д. В. Ефимов, И. Ю. Тюкин. – Москва: Высшая школа, 2002. – 183 с.
52. Ивченко В. Д. Применение нейросетевых технологий в различных областях науки и техники / В. Д. Ивченко, С. С.

Кананадзе. // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2005. – №6. – С. 28–29.

53. Кириевский В. Е. Анализ нейросетевых структур системы измерения скорости разгона тел в электродинамическом ускорителе / В. Е. Кириевский, Е. В. Кириевский. // Измерительная техника. – 2004. – №1. – С. 39–43.

54. Шестаков А. Л. Коррекция динамической погрешности измерительного преобразователя линейным фильтром на основе модели датчика / А. Л. Шестаков. // Изв. вузов, Приборостроение. – 1991. – №4. – С. 8–13.

55. Ищук И. П. Многофакторные измерения при идентификации переменных на линиях неопределенности / И. П. Ищук. // Метрология. – 2003. – №12. – С. 3–7.

56. Калач А. В. Применение метрологии искусственных нейронных сетей для обработки сигналов сенсоров / А. В. Калач. // Нейрокомпьютеры. – 2003. – №10. – С. 43–47.

57. Кобяков П. В. Анализ архитектур темпоральных сетей и их применение в информационных системах / П. В. Кобяков, Г. Ф. Малыхина. // Датчики и системы: Сборник докладов международной конференции. Том III. – 2002. – С. 140–144.

58. Дегтярев А. В. Идентификация нелинейных динамических средств измерений с помощью искусственной

нейронной сети / А. В. Дегтярев, О. В. Запорожец, Т. А. Овчарова. // Метрологія та прилади. – 2013. – №2. – С. 85–89.

59. Чинков В. Н. Методика аналитического конструирования агрегированного нейросетевого регулятора в контуре управления подсистемой синхронизации системы передачи эталонных сигналов времени по каналам цифрового телевидения / В. Н. Чинков, М. Л. Троцко. // Збірник наукових праць. Об'єднаного науково-дослідного інституту Збройних Сил. – 2006. – №1. – С. 78–90.

60. Назаров А. В. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем / А. В. Назаров, А. И. Логскутов. – Москва: Наука и Техника, 2003. – 384 с.

61. Васильев В. И. К выбору структуры нейрорегулятора в системе управления динамическим объектом / В. И. Васильев, С. С. Валеев, А. А. Шилоносов. // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2001. – №4. – С. 52–60.

62. Wasserman P. D. Neural Computing: Theory and Practice / Wasserman., 1989. – 230 с.

63. Khrobostov D. A. Sensor Calibration with Artificial Neural Network / D. A. Khrobostov, G. F. Filaretov. // 45th International Scientific Colloquium. – 2000. – С. 2–7.

64. Водотыка С. В. Использование искусственных нейронных сетей при построении калибровочной зависимости средства измерения / С. В. Водотыка. // Системи обробки інформації. – 2011. – №1. – С. 24–28.
65. Бэтчелор Д. Введение в динамику жидкости / Дж. Бэтчелор. – Москва: Мир, 1973. – 758 с.
66. Башта М. Т. Гидропривод и гидропневмоавтоматика / М. Т. Башта. – Москва: Машиностроение, 1972. – 320 с.
67. Кузнецов П. И. Прохождение случайных функций через нелинейные системы / П. И. Кузнецов, Р. Л. Стратонович, В. И. Тихонов. // Автоматика и телемеханика. – 1953. – №14. – С. 375–391.
68. Rowell D. Advanced System Dynamics and Control / Rowell. // Massachusetts Institute of Technology. Department of Mechanical Engineering. – 2004. – №22. – С. 1–41.
69. Тихонов В. И. Нелинейное преобразование случайных процессов / В. И. Тихонов. – Москва: Радио и связь, 1986. – 266 с.
70. Babik Z. Hammerstein and Wiener models in modeling of nonlinear process / Babik. // Vienna, Austria. – 2011. – №22. – С. 663–664.

71. Hashemian H. M. Maintenance of process Instrumentation in Nuclear Power Plants / Hashemian. – Hardcover: Springer, 2006. – 303 с.
72. Хашемиан Х. М. Техническое обслуживание измерительных устройств на атомных электростанциях / Х. М. Хашемиан. – Москва: Бином, 2012. – 350 с. – (ISBN 978-5-9518-0418-5).
73. Коваль А.О.. Вдосконалення методів визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів тиску. : дис. канд. техн. наук : 05.01.02 / Коваль Андрій Олександрович - Харків. 2016. – 224 с..
74. Гоноровский И. С. Радиотехнические цепи и сигналы: Учебник для вузов / И. С. Гоноровский. – Москва: Радио и связь, 1986. – 512 с.
75. Поляков Є. О. Удосконалення методів зменшення динамічних похибок датчиків : дис. канд. техн. наук : 05.01.02 / Поляков Євген Олександрович – Харків, 2014. – 194 с.
76. Полярус О. В. Наближене розв'язання оберненої задачі вимірювань та його метрологічне забезпечення / О. В. Полярус, Є. О. Поляков. – Харків: Лідер, 2014. – 120 с.
77. Коваль А. О. Визначення постійної часу датчика при розв'язанні оберненої задачі вимірювань / А. О. Коваль, О. В.

Полярус, Є. О. Поляков, А. І. Котова // Метрологія та прилади. – 2014. – №1. – С. 111–113.

78. Тимощук П. В. Штучні нейронні мережі / П. В. Тимощук. – Львів: Львівська політехніка, 2011. – 444 с.

79. Russell S. Artificial Intelligence: A Modern Approach, 2nd Edition / S. Russell, P. Norvig., 2015. – 1408 с.

80. Круглов В. В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В. В. Круглов, М. И. Дли, Р. Ю. Голунов. – Москва: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 201 с.

81. Грановский В. А. Динамические измерения в отраслях энергетического, тяжелого и транспортного машиностроения / В. А. Грановский, В. М. Домницкий, В. А. Соломник. // Измерительная техника. – 1985. – №1. – С. 3–4.

82. Этингер Ю. С. Методика определения динамических свойств средств измерений / Ю. С. Этингер, В. А. Грановский. // Метрология. – 1974. – №10. – С. 9–12.

83. Ming T. Internal Model Control / Ming., 2012. – (Chemical and Process Engineering).

84. Коваль А. О. Використання методу внутрішнього контролю для оцінки адекватності моделі вимірювального перетворювача / А. О. Коваль // IX МНПК "Метрологія та вимірювальна техніка". – 2014. – С. 23-26.

85. Коваль А. О. Використання методу внутрішнього контролю для досліджень перехідних характеристик давачів тиску / А. О. Коваль // Український метрологічний журнал. – 2015. – №1. – С. 64–67.
86. Коваль А. О. Вплив "старіння" датчиків температури на їх динамічні характеристики / А. О. Коваль, О. В. Полярус // ХУПС. – 2014. – №6. – С. 123–126.
87. Коваль А. О. Прогнозування метрологічної надійності датчиків тиску на техногенно-небезпечних об'єктах / А. О. Коваль // І Всеукраїнська наук.-тех. конф. "Актуальні проблеми автоматики та приладобудування". – НТУ "КПІ", ХНУРЕ, ННЦ "Інститут метрології". – 2014. – С. 79–83.
88. Коваль А. О. Використання методу шумів та online діагностики для вдосконалення метрологічного забезпечення на техногенно небезпечних об'єктах / А. О. Коваль, О. В. Полярус, О. А. Коваль // Вісник НТУ "ХПІ". – 2015. – №35. – С. 152–156.