

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний автомобільно-дорожній університет

Механічний факультет  
Кафедра метрології та БЖД

## ДИПЛОМНА РОБОТА

магістра

ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ ВИЗНАЧЕННЯ  
ДИНАМІЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ  
ВИМІРЮВАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Завідувач кафедри, канд. техн. наук, доц.



О. І. Богатов

Нормоконтролер, канд. техн. наук, доц.



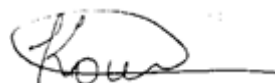
І. В. Грайворонська

Керівник, канд. техн. наук, доц.



А. О. Коваль

Студент гр. ММ-61-22



В. Є. Кошман

Харків – 2023

# ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ АВТОМОБІЛЬНО-ДОРОЖНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет механічний  
Кафедра метрології та безпеки життєдіяльності  
Освітній рівень другий (магістерський)  
Спеціальність 152 Метрологія та інформаційно-вимірвальна техніка  
Освітня програма «Інтелектуальні інформаційно-вимірвальні технології»

**ЗАТВЕРДЖУЮ**  
**Завідувач кафедри**

  
О. І. Богатов  
« 11 » жовтня 2023 р.

## **ЗАВДАННЯ** **НА ДИПЛОМНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**

### **Кошману Володимирі Євгеновичу**

1. Тема роботи: "Дослідження нейромережових методів визначення динамічних характеристик в інтелектуальних вимірвальних інформаційних системах".

Керівник роботи Коваль Андрій Олександрович, канд. техн. наук, доц.

Затверджені наказом Вченої ради механічного факультету від "11" жовтня 2023 р. № 130 .



2. Строк подання студентом роботи 30.11.2023 р.

3. Вхідні дані до роботи: 1) Дані вимірювань інтелектуальної вимірвальної інформаційної системи тиску; 2) Результати оцінювання постійної часу в інтелектуальній вимірвальній інформаційній системі; 3) Дані експериментальних досліджень з визначення динамічних характеристик на технічно складних об'єктах.

4. Перелік питань, які потрібно розробити: 1. Вступ; 2. Динамічні характеристики та похибки засобів вимірвальної техніки; 3. Аналітичний огляд способів корекції даних динамічних вимірювань; 4 Динамічна модель первинного перетворювача; 5. Результати експериментальних досліджень роботи нейромережевого алгоритму; 6. Охорона праці і навколишнього середовища; 6. Висновок; 7. Перелік посилань.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): плакати (слайди); 1 Результати досліджень у вигляді схем та графіків.

6. Консультанти по роботі, із зазначенням розділів проекту, що їх стосуються:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв
4	Богатов О. І.		

7. Дата видачі завдання «13» вересня 2023 р.

### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

Пор. №	Назва етапів дипломної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Вивчення літератури	20.09.2023	виконано
2	Вивчення необхідності дослідження з компенсації динамічних похибок вимірювань	30.09.2023	виконано
3	Розробка моделі первинного датчика перетворювача	01.10.2023	виконано
4	Розробка схеми навчання нейромережевої моделі датчика	20.10.2023	виконано
5	Охорона праці і навколишнього середовища	01.11.2023	виконано
8	Формулювання висновків	10.11.2023	виконано
9	Оформлення пояснювальної записки	20.11.2023	виконано
10	Створення презентації на Power Point	27.11.2023	виконано
11	Подання роботи керівнику.	30.11.2023	виконано
12	Подання роботи на рецензію.	01.12.2023	виконано
13	Допуск до захисту.	05.12.2023	виконано

Студент  Кошман В. Є..

Керівник роботи  Коваль А. О.

## РЕФЕРАТ

Дипломна робота: 84 с., 12 рис., 3 таблиці, 1 додаток, 43 джерела.

ЕФЕКТИВНІСТЬ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ВИМІРЮВАЛЬНА  
ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА, НЕЙРОМЕРЕЖЕВІ АЛГОРИТМИ,  
НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ПОХИБКА

Мета роботи – дослідження нейромережевих методів визначення динамічних характеристик в інтелектуальних вимірювальних інформаційних системах.

Об'єкт дослідження – інтелектуальна вимірювальна інформаційна система технічно складного об'єкту.

Предмет дослідження – використання нейромережевих методів визначення динамічних характеристик в інтелектуальних вимірювальних інформаційних системах.

В магістерській роботі проведені дослідження нейромережевих методів визначення динамічних характеристик датчиків тиску, які потім були поширені на весь вимірювальний канал тиску. Запропоновано використовувати нейромережеву структуру моделі датчика для зменшення динамічної похибки вимірювань, обумовлену інерційністю первинного вимірювального перетворювача.

Запропонований нейромережевий алгоритм вимірювання дозволяє підвищити точність відновлення динамічно спотворених сигналів за рахунок придушення внутрішніх шумів інверсної моделі.

## ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць скорочень і термінів.....	5
Вступ.....	6
1 Динамічні характеристики та похибки засобів вимірювальної техніки.....	8
1.1 Загальні відомості про динамічні властивості засобів вимірювальної техніки.....	8
1.2 Динамічні характеристики засобів вимірювальної техніки: терміни та визначення.....	11
1.3 Аналітичний огляд способів обробки даних динамічних вимірювань.....	11
1.4 Аналітичний огляд методів нейромережевого управління.....	24
1.5 Висновки.....	30
2 Корекція складової динамічної похибки вимірювань, обумовленої інерційністю первинного вимірювального перетворювача.....	31
2.1 Динамічна модель первинного вимірювального перетворювача.....	31
2.1.1 Нейромережева динамічна модель датчика.....	32
2.1.2 Критерій і схема навчання нейромережевої моделі датчика.....	37
2.1.3 Формування послідовностей для навчання нейромережевої моделі датчика.....	44
3 Результати експериментальних досліджень роботи нейромережевого алгоритму.....	51
4 Охорона праці і навколишнього середовища.....	56
Висновки.....	56
Перелік посилань.....	67
Додаток А Ілюстративний матеріал до дипломної роботи.....	73

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ,  
ОДИНИЦЬ СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

АФХ - амплітудно–фазова характеристика;  
АЦП – аналогово–цифровий перетворювач;  
АЧХ – амплітудно-частотна характеристика;  
ВБ – вимірювальний блок;  
ВП – вимірювальний прилад;  
ДХ – динамічна характеристика;  
ЕМ – електронний модуль;  
ЗВТ – засіб вимірювальної техніки;  
МХ – метрологічні характеристики;  
НБ – нормуючий блок;  
НТД – нормативно-технічна документація;  
СКВ - середнє квадратичне відхилення ;  
ФЧХ - фазочастотна характеристика;  
ЦВП – цифровий вимірювальний прилад.

## ВСТУП

Динамічна похибка вимірювань – це похибка результату вимірювань, властива умовам динамічного вимірювання. Динамічна похибка з'являється при вимірюванні змінних величин і обумовлена інерційними властивостями засобів вимірювань. Динамічною похибкою засобу вимірювань є різниця між похибкою засобу вимірювань в динамічних умовах і його статичною похибкою, що відповідає значенню величини в даний момент часу. При розробці або проектуванні засобу вимірювань слід враховувати, що збільшення похибки вимірів і запізнювання вихідного сигналу пов'язані зі зміною умов.

Вимірювання називають динамічним (в динамічному режимі), якщо не можна нехтувати зміною величини в часі. Наприклад, вимірювання динамічного значення струму або напруги. З іншого боку, засіб вимірювання, як правило, мають інерційністю і не можуть миттєво реагувати на зміну вхідного сигналу. Тому при вимірюванні змінюється в часі сигналу завжди виникає складова похибки, обумовлена інерційними (динамічними) властивостями ЗВ.

Ці властивості виражають за допомогою динамічних характеристик, однозначно визначають відгук ЗВТ на зміну вхідного впливу. В якості таких характеристик використовують передавальну функцію; комплексний коефіцієнт передачі - амплітуди-частотну характеристику (АЧХ); комплексну чутливість - фазочастотну характеристику (ФЧХ); перехідну функцію - реакцію на одиничний стрибок; імпульсну (вагову) функцію - реакцію на одиничний імпульс.

Зазначені характеристики взаємозв'язані, і по одній з них можна знайти всі інші. Методи їх експериментального визначення також широкі висвітлені в літературі з автоматичного регулювання.

При вирішенні задач динамічних вимірювань необхідно підібрати аналітичні вирази для апроксимації знайдених або заданих динамічних

характеристик; знайти аналітичні вирази (за допомогою спеціальних функцій; полігонів, рядів тощо) для вхідних і вихідних сигналів; визначити власне динамічні похибки; знайти вхідний сигнал по зафіксованому вихідного - відновлення сигналу.

Динамічні похибки можуть бути визначені тільки розрахунково - експериментальним шляхом. Еталонів і зразкових ЗВТ в області динамічних вимірювань немає.

Для опису динамічних властивостей датчика тиску необхідно задати такі параметри, які дозволили б для будь-якого вхідного сигналу визначити вихідний сигнал, а також вирішити зворотну задачу (відновлення вхідного сигналу, тобто оцінки технічного стану) з урахуванням дестабілізуючих факторів (перешкоди, зовнішні впливи, неінформативні параметри і т.д.).



# 1 ДИНАМІЧНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ ТА ПОХИБКИ ЗАСОБІВ ВИМІРЮВАЛЬНОЇ ТЕХНІКИ

## 1.1 Загальні відомості про динамічні властивості засобів вимірювальної техніки

Запізнення, або часова затримка показів вимірювального приладу в загальному вигляді проявляється у тому, що при миттєвій подачі на його вхід вимірювальної величини постійного значення  $x(t) \equiv X$  у момент часу  $t_0$  має місце перехідний процес, внаслідок чого вихідна величина (відгук, реакція)  $y(t)$  ЗВТ є змінною і відлік результату вимірювання зі шкали приладу затримується практично до завершення перехідного процесу – до моменту часу  $t_y$  відліку або встановлення показу (рис. 1.1).

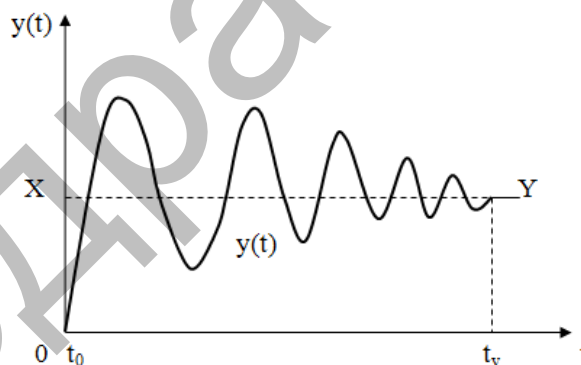


Рисунок 1.1 - Діаграма перехідного процесу у вимірювальному приладі

У даному прикладі перехідний процес в інтервалі часу  $t_0 - t_y$  має згасаючий коливальний характер, тобто залежність вихідної величини  $y(t)$  ЗВТ від вхідної величини  $x(t)$  є нелінійною. Подібний перехідний процес властивий багатьом засобам вимірювальної техніки. Так, у механічних і електромеханічних ЗВТ коливання виникають від впливу сил пружності та демпфірування, в теплових ЗВТ – як наслідок теплоємності, в електричних й

електронних ЗВТ коливання обумовлені наявністю паразитних ємнісних та індуктивних електричних кіл тощо.

Пряма пропорційність між значеннями вихідної  $y(t)$ , і вхідної  $x(t)$  величини ЗВТ особливо необхідна в тих випадках, коли за умовами вимірjuвальних завдань необхідно визначити функцію змінювання вимірjuваної величини в часі. З іншого боку, при подачі на вхід ЗВТ вимірjuваної величини  $x(t)$ , на яку накладена високочастотна завада  $\xi(t)$  (рис. 1.2), такий ЗВТ, навпаки, виконують інерційним, завдяки чому завада  $\xi(t)$  згладжується (усереднюється) і сигнал вимірjuваної інформації на виході ЗВТ буде згладженим, тобто без завади  $\xi(t)$  – подібно вхідному (вимірjuвальному) сигналу  $x(t)$ .

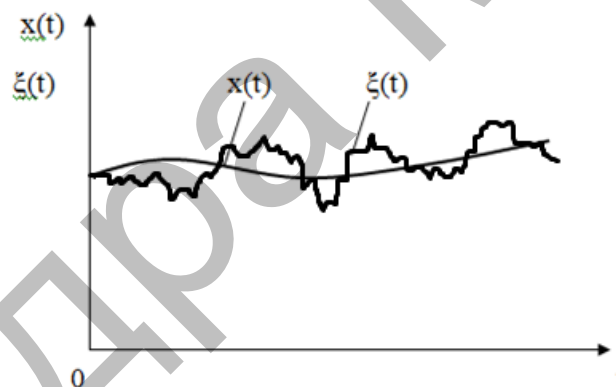


Рисунок 1.2 - Криві змінювання вимірjuваної величини  $x(t)$  і накладеної на неї завади  $\xi(t)$

Як і будь – який процес, динамічні властивості ЗВТ найбільш повно можна описати відповідним диференціальним рівнянням, яке відображає функціональну залежність вихідної величини  $y(t)$  ЗВТ від вхідної величини  $x(t)$ . Якщо ЗВТ є безінерційним, тобто в кожен момент часу величини  $y(t)$  і  $x(t)$  є пропорційними, то в диференціальному рівнянні відсутні похідні за часом, і воно перетворюється в рівняння прямої лінії, яка відображає статичну характеристику ЗВТ [2]

$$y(t)=kx(t), \quad (1.1)$$

де  $k$  – статичний коефіцієнт передачі (перетворення) ЗВТ.

В інерційних ЗВТ відбувається часова затримка змінювання вихідної величини  $y(t)$  відповідно до змінювання вхідної величини  $x(t)$  і в рівнянні (1.1) з'являються члени, що містять похідні вихідної величини  $y(t)$  за часом. Найвища степінь похідної визначається порядком часової затримки вхідного сигналу  $x(t)$  у вимірювальному каналі ЗВТ. Так, якщо ЗВТ має коло затримки другого порядку, то воно описується диференціальним рівнянням другого порядку

$$a_2\ddot{y}(t) + a_1\dot{y}(t) + a_0y(t) = kx(t), \quad (1.2)$$

де  $a_0, a_1, a_2$  – постійні коефіцієнти з певними розмірностями.

Природно, всі члени цього рівняння повинні мати однакову розмірність (dim). Якщо  $\dim a_0=1$ , то з похідної  $\dot{y}(t) = dy/dt \approx \Delta y/\Delta t$  випливає, що  $\dim \dot{y}(t) = \dim y(t) \cdot T^{-1}$ , де  $T$  – умовне позначення розмірності часу. Отже, коефіцієнт  $a_1$  має розмірність часу, тобто  $\dim a_1=T$ . Аналогічно для коефіцієнта  $a_2$  отримуємо розмірність  $\dim a_2=T^2$ . Тому однією з можливих форм опису динамічних властивостей ЗВТ є задання постійних часових коефіцієнтів  $a_1, a_2$  у диференціальному рівнянні (1.2).

Час затримки ЗВТ можна визначити теоретично, якщо відомі його параметри та всі впливні величини (фактори). Крім того, час затримки ЗВТ залежить не тільки від його схеми та конструкції, але й від фізичних зв'язків з об'єктом вимірювання та зовнішніми засобами. Більш того, час затримки відрізняється навіть для ЗВТ одного типу. Звичайно всі ці дані невідомі в повному обсязі та з необхідною точністю, тому час затримки ЗВТ визначають, як правило, експериментально.

Динамічні властивості ЗВТ описують динамічними характеристиками, які належать до метрологічних характеристик ЗВТ і підлягають нормуванню.

## 1.2 Динамічні характеристики засобів вимірювальної техніки: терміни та визначення

Комплекс динамічних характеристик (ДХ) ЗВТ, їх визначення та способи нормування встановлюються ГОСТ 8.009–84.

Динамічна характеристика ЗВТ – це метрологічна характеристика властивостей ЗВТ, які виявляються в тому, що на вихідний сигнал цього ЗВТ впливають значення вхідного сигналу та будь – які змінювання цих значень у часі.

Динамічні характеристики ЗВТ поділяють на повні та часткові.

Повна ДХ ЗВТ – це динамічна характеристика, яка повністю описує прийняту математичну модель динамічних властивостей ЗВТ.

До часткових ДХ ЗВТ належать будь – які функціонали або параметри повних ДХ ЗВТ.

Повні ДХ вводять тільки для аналогових ЗВТ, які можна розглядати як лінійні, а часткові ДХ вводять як для лінійних аналогових ЗВТ, так і для цифрових вимірювальних приладів (ЦВП), аналого–цифрових перетворювачів (АЦП) і цифро – аналогових перетворювачів (ЦАП).

## 1.3 Аналітичний огляд способів обробки даних динамічних вимірювань

Динамічні вимірювання отримують усе більше поширення в техніці й наукових дослідженнях. Ці вимірювання пов'язані в першу чергу з вивченням закономірностей протікання фізичних процесів у досліджуваних об'єктах. Тому роль динамічних вимірювань особливо велика, у галузях науки, пов'язаних з вивченням роботи об'єктів в екстремальних умовах, дослідженням динамічних навантажень і в інших галузях техніки й виробництва, для яких характерне створення нових технологічних процесів і випробування нових машин, приладів і автоматів.

Вимоги, які висуваються і до якості стендових випробувань дорожніх машин і ефективності їх виробництва та експлуатації, привели до зміни вимог до результатів вимірювань. Відсутність даних про точність вимірювань або недостатньо достовірні її оцінки повністю, або в значній мірі знецінюють інформацію про властивості об'єктів і процесів, одержуваних у результаті вимірювань. Некоректна оцінка похибок вимірювань чревата більшими економічними втратами й технічними наслідками.

Для сучасного етапу розвитку вимірювальної техніки характерний перехід від спостереження постійних величин (характеристик властивостей і станів об'єктів) до спостережень змінних величин (характеристик процесів, тобто закономірних змін властивостей і станів об'єктів). Цей перехід обумовлено двома основними тенденціями розвитку вимірювань [37].

Перша тенденція - це розширення областей застосування точних вимірювань (вимірювання з оцінюваною точністю), зокрема для технологічного контролю параметрів виробів у процесі виготовлення, для експлуатаційного контролю технічних пристроїв у процесі їх роботи, для випробування зразків нової техніки, у тому числі в нестационарних режимах, для дослідження нових фізичних об'єктів і явищ, для вивчення поведінки об'єктів в екстремальних умовах.

Друга тенденція - підвищення точності вимірювань, обумовлене прагненням досліджувати усе більш тонкі явища природи й створити усе більш досконалі технічні пристрої. При цьому раніше постійні величини виявляються змінними.

Усе це обумовлює актуальність динамічних вимірювань.

При проведенні динамічних вимірювань, наприклад у бортових вимірювально-інформаційних системах, при вимірюванні імпульсних і інших швидкозмінюючихся впливів, найбільший практичний інтерес становить випадок, коли суттєву частину основної похибки складає динамічна похибка. Внаслідок цього, у теорії динамічних вимірювань найбільше значення мають

дві проблеми: відновлення вимірюваного сигналу та аналіз динамічної похибки.

Виділення статичної й динамічної похибок засобів вимірювань, як складових сумарної похибки, припустимо у випадку, коли засіб вимірювання являє собою лінійне динамічне коло або сукупність лінійних динамічних кіл [49]. Тоді приведена до виходу похибка первинного перетворювача при дії на його вхід змінного сигналу прийме вид:

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

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

$\Delta_{дин}$  - динамічна похибка перетворювача.

Основною частиною структури вимірювально-інформаційної системи (ВІС), у якій виникає динамічна похибка, є первинний вимірювальний перетворювач, у якості якого може бути датчик, випробовувальний стенд із первинними датчиками, або випробовувальний пристрій. Первинний вимірювальний перетворювач, доповнений коригувальним пристроєм або алгоритмом обробки інформації динамічних вимірювань, утворює вимірювальну систему.

Хоча пристрої, які нині називають ВІС з'явилися на початку 60-х років [35] і внаслідок свого швидкого поширення практично у всіх областях виробництва широко й багато описані в літературі [54, 55, 75], формальні ознаки ВІС сформульовані недостатньо чітко [20]. Для визначення поняття ВІС доцільно скористатися двома групами ознак - структурними та функціональними.

Будь-яка вимірювально-інформаційна система, незалежно від конкретного призначення [48], структурно складається із трьох основних частин: первинного пристрою, призначеного для збору, підготовки й передачі

вимірювальної інформації; ліній зв'язку - провідних або бездротових; комплексу агрегатних засобів.

На рис. 1.1 зображена типова структура ВІС, у якій блок обробки даних містить у собі комутатор імпульсних сигналів, ЕОМ, накопичувачі даних, алгоритм обробки динамічних вимірювань. Крім того, на рисунку присутні сигнали:  $x(t)$  - вимірюваний сигнал,  $e(t)$  - похибка відновлення вимірюваного сигналу, обумовлена вхідними перешкодами датчика, похибкою взаємодії первинного вимірювального перетворювача з об'єктом вимірювань, адитивними похибками вимірювальної системи, інерційністю датчика.

Якщо об'єднати в поняття «датчик» усі засоби первинного та проміжного перетворення, аж до аналогово-цифрового перетворювача, то розглянуту вимірювальну систему можна представити у вигляді рис. 1.2. При цьому вхідні перешкоди й шуми приведені до виходу датчика

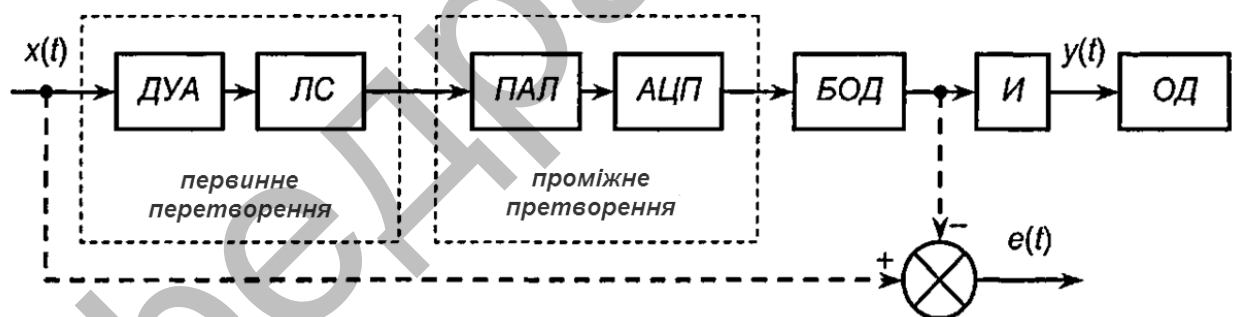


Рисунок 1.1 - Типова структура одноканальної вимірювально-інформаційної системи: *ДУА* - аналоговий датчик з уніфікованим вихідним сигналом напруги або струму; *ЛЗ* - лінії зв'язку; *ПАЛ* - перетворювач уніфікованих сигналів; *АЦП* - аналогово-цифровий перетворювач напруги, струму, періоду, частоти, інтервалу часу в код; *БОД* - блок обробки даних; *ОД* - засоби відображення; *И* - засоби узгодження

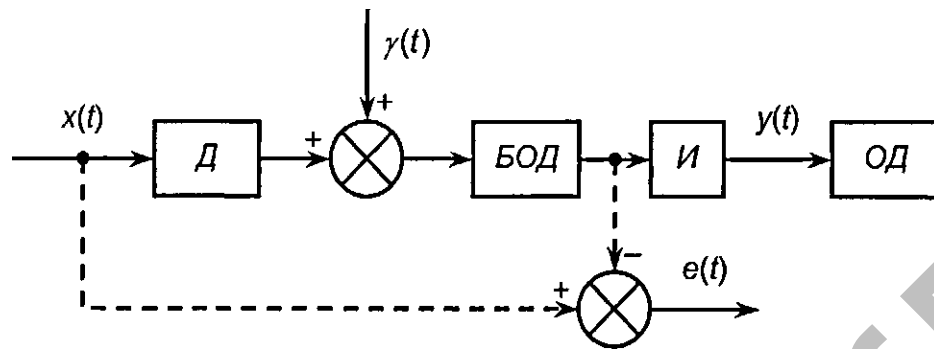


Рисунок 1.2 - Спрощена структура одноканальної вимірювально-інформаційної системи

У структурі ВІС можна виділити дві підсистеми: вимірювальну й обчислювальну. Вимірювальна підсистема, у загальному випадку, являє собою сукупність вимірювальних каналів, кожний з яких є послідовним з'єднанням первинного й наступних перетворювачів, які передають сигнал вимірювальної інформації на вхід обчислювальної підсистеми, яку можна розглядати як сукупність програмно-технічних засобів.

Слід зазначити, що ВІС призначені не тільки для вимірювання значення окремих величин, але й для формування на основі результатів вимірювань комплексних оцінок і логічних суджень. Тому ВІС виконують три функції: вимірювальні, інформаційні й логічні.

Вимірювальні функції ВІС - вимірювання значень, що впливають на вхід системи фізичних величин, які характеризують окремі властивості об'єктів.

Інформаційні функції ВІС - побудова на основі результатів вимірювання окремих фізичних величин комплексних оцінок.

Логічні функції ВІС - прийняття рішення про стан об'єкта на підставі порівняння узагальнених характеристик з відповідними нормативними характеристиками.

Таким чином, ВІС - це засіб вимірювання і інформації, що є сукупністю вимірювальних, обчислювальних та інших технічних засобів і здійснюючий вимірювальні, інформаційні й логічні функції. На відміну від ВІС,



вимірювальна система - це засіб вимірювання, що має аналогічну структуру, але здійснює тільки вимірювальні функції.

Визначення вхідного сигналу, динамічно спотвореного засобом вимірювань, розглядається в загальному випадку як зворотня задача вимірювальної техніки [62]. Термін «зворотня задача» з'явився в математичній фізиці й відноситься до задачі відновлення вхідного сигналу за відомою інформацією про оператор фізичного приладу про відгук цього приладу на вхідний сигнал. Зворотня задача є характерною і традиційною задачею вимірювальної техніки. Ще в 1871 році Релей формулював цю задачу як «редукцію до ідеального приладу» [61]. У різних роботах зворотню задачу визначають як корекцію частотних характеристик засобу вимірювання [15, 73], відновлення вхідного сигналу [6, 12], корекцію сигналів [1, 25], компенсацію динамічних похибок [60], розгорнення або деконволюцію [100,107].

Задача визначення миттєвих значень вхідного сигналу засобу вимірювань може бути проілюстрована ланцюгом перетворень, зображеного на рис. 1.3 [62]. На виході засобу вимірювання спостерігається процес:

$$y(t) = A[x(t) + \varepsilon(t) + \xi(t)] + \eta(t), \quad (1.2)$$

де  $x(t)$  - вхідний вимірюваний сигнал;  $\varepsilon(t)$  - перешкоди, джерелом яких є об'єкт вимірювань;  $\xi(t)$  - перешкода, викликана взаємодією засобу вимірювання з об'єктом вимірювання;  $\eta(t)$  - адитивні похибки засобу вимірювання.

Задачею вимірювання є визначення невідомого процесу  $x(t)$  по вихідному сигналу  $y(t)$  і операторові  $A$  з наступним порівнянням його значень із одиницею вимірювань, що відповідає за повірочною схемою еталону. Операція  $M$  (рис. 1.3) є безінерційною.

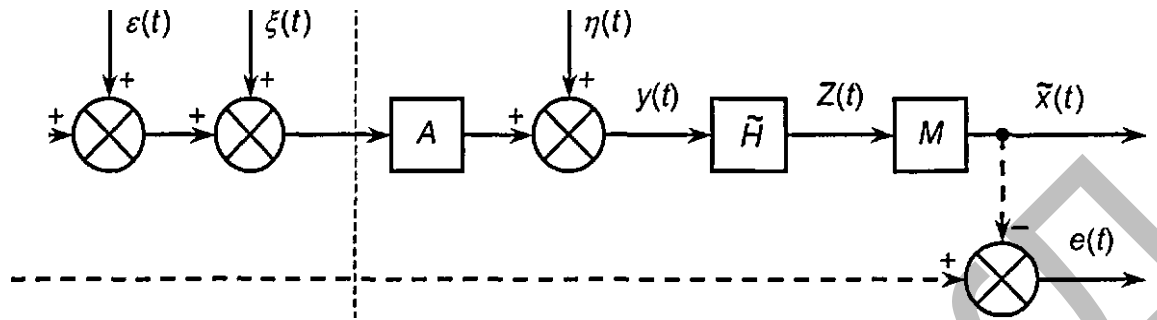


Рисунок 1.3 - Схема розв'язку зворотньої задачі:

$\varepsilon(t)$  - перешкоди, джерелом яких є об'єкт вимірювань;  $\xi(t)$  - перешкода, викликана взаємодією засобу вимірювання з об'єктом вимірювання;  $\eta(t)$  - адитивні похибки засобу вимірювання;  $A$  - оператор перетворення процесу  $x(t)$ ;  $y(t)$  - вихідний сигнал;  $\tilde{H}$  - приблизно зворотній оператор для оператора  $A$ ;  $M$  - операція порівняння з одиницею вимірювання;  $\tilde{x}(t)$  - оцінка процесу  $x(t)$ ;  $e(t)$  - похибка рішення зворотньої задачі

Розбіжності оператора  $\tilde{H}$  з точним зворотним оператором мають місце за наступних причин:

- наявність похибок  $\varepsilon(t)$ ,  $\xi(t)$ ,  $\eta(t)$  змушує надавати операторові  $\tilde{H}$  фільтруючі властивості;
- оператор, точно зворотний фізично реалізованому операторові, фізично не реалізуємий. Якщо прямий оператор - це оператор з післядією, тобто з пам'яттю, то зворотний йому повинен бути оператором із передбаченням, що фізично реалізувати неможливо. Прямий оператор є безперервним, отже, зворотний оператор не є безперервним і обмеженим [49]. У цьому полягає некоректність зворотньої задачі, що неодноразово показано в літературі [6, 7, 29, 41, 49, 69]. Якщо прямий оператор засобу вимірювання є добре згладжуючим оператором, значить зворотний оператор повинен мати зворотні властивості - підсилювати всі найменші швидкі процеси, які є у

відновленому сигналі, у тому числі і адитивні похибки, властиві застосовуваному засобу вимірювання.

Після приведення вхідних перешкод до виходу засобу вимірювання схема, зображена на рис. 1.3, прийме спрощений вид, представлений на рис.

1.4. Приведені похибки будуть мати вигляд

$$\gamma(t) = A[\varepsilon(t) + \xi(t)] + \eta(t) \quad (1.3)$$

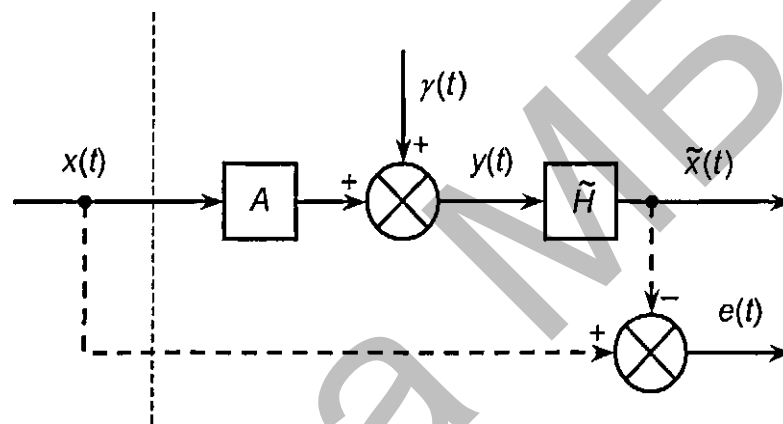


Рисунок 1.4 - Спрощена схема розв'язання зворотної задачі

Відомі два варіанти формулювання зворотної задачі [62]. Перший варіант зводиться до задачі відшукування такого оператора  $\tilde{H}$ , який перетворить процес  $y(t)$  в процес  $\tilde{x}(t)$  за критерієм мінімуму опуклого функціонала від похибки  $e(t)$ :

$$\tilde{H} = \arg \min_H F \{ H \cdot y(t) - x(t) \}. \quad (1.4)$$

Якщо процеси  $x(t)$  і  $\gamma(t)$  - стаціонарні випадкові процеси, то в якості функціонала  $F \{ H \cdot y(t) - x(t) \}$  вибирають дисперсію сигналу похибки -  $D_e$  [40], а якщо процеси нестаціонарні, то в якості функціонала вибирають або норми функції  $e(t)$ , або її математичне очікування [63]. Однак коректність

такої постановки задачі досягається за рахунок значної апріорної інформації про вимірюваний процес  $x(t)$  і приведених похибок  $\gamma(t)$ .

Другий варіант постановки зворотного задачі формулюється в такий спосіб:

$$\tilde{x}(t) = \arg \min_{x(t) \in X} F \{A \cdot x(t) - y(t)\}, \quad (1.5)$$

де  $X$  - простір функцій  $x(t)$ ,  $F\{A \cdot x(t) - y(t)\}$  - випуклий функціонал.

Іншими словами, зворотня задача зводиться до розв'язку операторного рівняння

$$A \cdot x(t) = y(t) \quad (1.6)$$

з неточно заданою правою частиною, наприклад, у роботах [6, 46, 70].

Відмінність (1.5) від (1.4) полягає в тому, що у виразі (1.4) рішення відшукується за критерієм мінімуму похибки, а у виразі (1.5) - за критерієм мінімуму нев'язки. Зважаючи на те, що точний зворотний оператор необмежений і втрачає безперервність, малість нев'язки ніяк не гарантує малість похибки  $e(t)$ . Тому для рішення зворотньої задачі у формулюванні (1.5) застосовують спеціальні методи регуляризації.

Розглянемо існуючі методи розв'язку зворотньої задачі у формулюванні (1.4). У ряді робіт зворотня задача вирішується як задача статистичного оцінювання, наприклад, за критерієм максимальної правдоподібності. У цій постановці безперервний оператор  $H$  апроксимують дискретним оператором, а функціонал визначають на дискретній множині як функцію зворотну функції правдоподібності.

У роботі [57] запропонований метод статистичної регуляризації при рішенні зворотньої задачі. Метод вимагає знань законів розподілу вимірюваного сигналу та перешкод, що є досить жорстким обмеженням.

У цифрових методах обробки сигнали замінюються сукупностями дискретних відліків, одержуваних на кінцевому інтервалі часу. У цьому випадку вплив похибок дискретизації і обмеженості часу спостереження можна зменшити, збільшуючи частоту дискретизації та час спостереження так, що основний внесок у спотворення вносять похибки вимірювання [21].

У роботах [1, 40, 63] і ряді інших зворотня задача вирішується як задача оптимальної фільтрації. У роботі [1] показана можливість побудови пристрою оптимальної обробки вихідного сигналу лінійного вимірювача на базі елементів аналогової обчислювальної техніки, задача вирішувалася в термінах перетворення Лапласа й передаточних функцій. Був отриманий фізично реалізований корегувальний фільтр. Однак метод визначення оптимальної передаточної функції опирається на припущення про шукану імпульсну передаточну функцію як елементу стаціонарного випадкового процесу, що не цілком коректно [62].

У роботі [60] зворотня задача розглядається як компенсація динамічних складових похибки вимірювання. Вирішується задача синтезу алгоритму визначення вимірюваного сигналу по зареєстрованій реалізації вихідного сигналу датчика. Синтез алгоритму зроблений, виходячи з умови мінімуму середнього квадрата сигналу похибки, спектральні щільності якого задаються своїми верхніми й нижніми межами на кожній частоті. Отримані й проаналізовані рішення задачі синтезу фільтра, при нестационарному характері вхідного впливу й неточному заданні імпульсної характеристики. Однак зменшення апріорної інформації й збільшення похибки приводить до того, що ступінь компенсації динамічної похибки зменшується.

Відомі роботи, у яких для оцінки й корекції динамічної похибки вимірювань використовують фільтр Калмана [85, 88]. Цей фільтр може здійснювати фільтрацію в темпі вимірювання для нестационарних вхідних

впливів і нелінійних рівнянь вимірювальних перетворювачів. Однак при реалізації фільтра можлива його розсходимість. Основний спосіб боротьби із цим недоліком - загрублення фільтра.

Розглянемо методи розв'язку зворотної задачі в постановці (1.5). Як ми вже відзначали, з математичної точки зору така постановка є некоректною. Тому практичний розв'язок такої задачі відбувається із трансформацією її до коректної постановки й знаходженню регулярних (стійких до перешкод) рішень. При цьому більшість регуляризованих рішень отримано на основі методу регуляризації А. Н. Тихонова [69], використовуючого при мінімізації функціонала мінімізуючі добавки.

Результатом таких рішень є частотна характеристика фільтра, що має полюси в правій півплощині. Тому реалізація корегульованого фільтра у вигляді лінійної ланки неможлива. Визначення вхідного сигналу, динамічно спотвореного засобом вимірювань, за апріорною інформацією про те, що випадкові перешкоди обмежені багатомірними паралелепіпедами, приведені в роботі [24].

Для поліпшення стійкості рішення задачі відновлення вхідного сигналу до перешкод у роботі [33] використовується апріорна інформація про властивості вимірюваного сигналу, що служить додатковим регуляризуючим фактором. Крім того, у роботі [61] відновлення сигналу проводиться за допомогою розв'язання інтегрального рівняння з параметром регуляризації, обраним оптимальним способом за інформацією про статистичні характеристики перешкод.

У роботі [59] запропонований регуляризуючий метод компенсації впливу апаратної функції на результат вимірювання. Пропонований метод заснований на спектральному представленні оператора згортки, є регуляризуючим і використовує інформацію про похибки ядра й правої частини, представлених у вигляді замкнених еліпсоїдів. Разом з тим характеристики перешкод можуть бути відомі приблизно. Крім того, вони

можуть змінюватися в процесі вимірювання. Це суттєво знижує точність відновлення вимірюваного сигналу.

Ще один широко розповсюджений підхід до відновлення вхідного сигналу засобів вимірювання заснований на розв'язанні інтегрального рівняння

$$y(t) = \int_0^t g(t-\tau) \cdot x(\tau) \cdot d\tau, \quad (1.7)$$

де  $x(t)$  - шуканий вхідний сигнал;  $y(t)$  - відновлений сигнал;  $g(t-\tau)$  - імпульсна перехідна функція засобу вимірювання із уведенням параметра регуляризації.

У роботі [60] запропонований алгоритм відновлення вхідного сигналу на основі структури зі зворотною моделлю. Алгоритм має тенденцію до нагромадження помилок. Приведена модифікація алгоритму дозволила усунути цей недолік. Однак при обробці довгих реалізацій вхідних сигналів такі методи недостатньо ефективні через громіздкість рішення.

У роботі [44] відновлення вхідного сигналу відбувається на основі розв'язання рівняння (1.7). У даній роботі викладається метод відновлення вхідного сигналу засобу вимірювання для випадку зв'язку вхідного й вихідного сигналів у формі зворотнього оператора - лінійного диференційного рівняння з постійними коефіцієнтами. У цьому випадку апріорною інформацією служить повна нормована динамічна характеристика засобу вимірювання. Крім того, припускається наявність зареєстрованої реалізації вихідного сигналу достатньої тривалості. Запропонований алгоритм диференціювання має регуляризуючі властивості. Для вибору параметра регуляризації необхідно, щоб після відновлення вхідного сигналу дисперсія похибки результату, обумовлена шумами у вихідному сигналі засобу вимірювання, не перевершувала вихідну дисперсію похибки. Метод

заснований на приблизному уявленні  $\delta$ -функції у вигляді експоненти й використанні її в інтегральному рівнянні. Метод вимагає знаходження інтеграла на кожному кроці  $i$ , отже, великого обсягу обчислювальних операцій.

У роботі [105] наведений метод корекції динамічної похибки атмосферних вимірювань температури на основі використання схеми термоперетворювача із двома сенсорами з різними показниками теплової інерції. Метод зводиться до розширення смуги пропускання термоперетворювача шляхом додаткової обробки результатів вимірювань температури, отриманих за допомогою двох чутливих елементів, із застосуванням перетворення Фур'є. Результати моделювання показали зменшення динамічної погрішності вимірювання в середньому на 20% у порівнянні із ситуацією без додаткової обробки результатів вимірювань. Однак реалізація запропонованого методу може супроводжуватися значним посиленням високочастотної шумовий складової вихідного сигналу перетворювача, що приводить до необхідності додаткової низькочастотної фільтрації відновленого сигналу. Крім того, використання двосенсорної схеми знижує економічну ефективність корекції динамічної похибки вимірювань.

У роботі [42] розглянутий метод корекції динамічної похибки інерційних вимірювальних перетворювачів з передаточною функцією першого порядку на основі параболічної сплайн-апроксимації дискретних значень вихідного сигналу перетворювача, а також його першої похідної. Однак запропонований метод не враховує присутність адитивного шуму на виході вимірювального перетворювача в реальних умовах вимірювань, що може привести до значного підсилення даної складової динамічної погрішності при апроксимації похідної вихідного сигналу перетворювача.

Розробка питань аналізу динамічної погрішності і її корекції методами структурної теорії автоматичного керування наведена в роботах професора А.Л. Шестакова [80-84, 106], у яких на основі моделі датчика запропонована структура вимірювальної системи з модальним управлінням динамічними



характеристиками. На основі даної системи в роботах [4, 5] розглянуті алгоритми відновлення динамічно спотворених сигналів з використанням методу змінних режимів.

## 1.6 Аналітичний огляд методів нейромережевого управління

Вивчення структури головного мозку й механізмів його роботи привело до розвитку нових обчислювальних моделей, заснованих на біохімічних поняттях і придатних для рішення таких складних задач, як розпізнавання образів, моделювання, швидке перетворення інформації (паралельні обчислювальні процеси), ідентифікація й управління. Цими обчислювальними моделями стали штучні нейронні мережі.

Уперше формалізовану модель штучної нейронної мережі запропонували в 1943 р. Маккалок і Піттс [95]. Ними була розроблена теорія ідеалізованих нейронних мереж як кінцевих автоматів. У наступному розвитку теорії штучних нейромереж найбільш відомим результатом стала модель Хебба [91], у якій уперше знайшла своє відображення ідея навчання нейронних мереж. Фактичним початком розробок в галузі навчання нейромереж стала робота Розенблатта, яка вийшла в 1962 р. [56, 101]. Розенблатт запропонував клас простих нейроподібних мереж, названий ним персептроном. Персептрон являв собою цілий клас структур, що складався з елементів обробки, здатних передавати сигнали й змінювати ваги своїх зв'язків. В 1960 р. Уїдроу та Хофф [110] розробили модель нейрона, яка навчалася швидше й більш точно, ніж персептрон. Вона одержала назву адаліни (адаптуємий лінійний нейрон). Алгоритм настроювання адаліни ґрунтувався на методі найменших квадратів і отримав назву «б-правило». Цим алгоритмом уперше була введена концепція навчання «із учителем». Проста лінійна мережа мадаліна (безліч адаптуємих лінійних нейронів) була розглянута Мінським і Пайпертом в опублікованій ними в 1969 р. книзі [51]. У ній був покладений початок строгому аналізу персептронних схем. В 1982

р. з'явилася робота Хопфільда, де він описав спеціальну динамічну структуру, розроблену їм для розв'язання оптимізаційних задач, що одержала назву мережі Хопфільда [92, 93]. Для її навчання були розроблені різні методи та алгоритми. В 1986 р. Румельхарт розробив обчислювальну процедуру навчання багат шарових нейронних мереж, яка отримала назву методу зворотного поширення помилки [102-104].

У розвиток теорії нейронних мереж значний внесок внесли радянські й російські вчені [13,14,16-19,31, 65-67, 78, 79].

Фундаментальні дослідження в 60-і роки в області персептронних схем були виконані В.М. Глушковим і А.Г. Івахненко [26]. У розвиток сучасних методів навчання багат шарових нейронних мереж великий внесок вніс А.Н. Горбань. Він сформулював і обґрунтував «принцип подвійності», який дозволяє організувати економні обчислення векторів градієнта складних функцій [17-19]. Ряд робіт з багат шарових систем розпізнавання образів був опублікований А.І. Галушкіним [13,14].

Важливий клас штучних нейронних мереж був введений Кохоненом у 1987 р. під назвою карти з самоорганізацією [38, 39, 9] У теорії мереж Кохонена використовується алгоритмічна теорія адаптивних систем, в основному розвинута в працях Я. З. Ципкіна [76, 77].

Нині розроблено й досліджено кілька десятків штучних нейронних мереж, однак 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 (персептронні) з навчанням з «учителем» [14, 16, 71]. Для розв'язання задач ідентифікації, моделювання, регулювання, адаптивного управління, оптимізації застосовуються мережі Хопфільда, нелінійні багат шарові нейрмережі прямого поширення з навчанням по методу зворотного поширення помилки та двошарові нейрмережі з радіально-базисними функціями [86, 89].

Управління на основі багатошарової нейронної мережі, поряд з експертними адаптивними регуляторами й системами з асоціативною пам'яттю, відноситься до інтелектуальних технологій управління і обробки інформації [13,16,19,27, 71, 78, 79, 89, 90, 96-99,109, 111].

У роботі [53] 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 ПД-управлінням.

У роботі [66] 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 ефективне управління динамічними об'єктами в порівнянні із традиційними системами.

У роботі [16] 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 [32] 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 нейромережових структур відкриває широкі перспективи для розв'язання багатьох прикладних задач обробки інформації й управління.

У роботі [36] 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 нейромережової системи вимірювання швидкості методом обчислювального експерименту, результати якого показали помітне зменшення методичної похибки вимірювання із застосуванням нейромережової модифікації методу координатної функції в порівнянні із традиційними модифікаціями даного методу.

У роботі [26] запропонований спосіб удосконалення системи автоматичного управління основними параметрами шахтної печі із застосуванням інверсно-динамічної моделі нейроуправління. Відзначається, що використання нейронних мереж дозволяє більш ефективно, у порівнянні із класичними підходами, вирішувати завдання керування, а також відкриває нові можливості для повної автоматизації процесів, що вимагають безпосереднього контролю з боку людини. Показано, що нейроуправління забезпечує значно кращі характеристики регулювання за часом перехідного процесу й повну відсутність осциляції, ніж при використанні ПІД-контролера, при цьому нейроконтроллер дав кращі результати як при сталому процесі, так і при збурюваннях.

У роботі [45] розглянуте питання застосування штучної нейронної мережі для розв'язання завдання управління процесом ферментації. Приводиться приклад використання нейромережевого регулятора в системі керування оптимальним температурним профілем процесу ферментації в умовах нестационарного об'єкта управління. Відзначено, що попереднє навчання нейронної мережі на основі алгоритму Левенберга-Марквардта забезпечила високу якість процесів у системі при різних впливах. Показано, що при використанні попередньо настроєного нейромережевого регулятора перехідні процеси в системі керування процесом ферментації мають значно кращі характеристики, ніж при використанні традиційної системи керування з ПІД-регулятором.

У роботі [108] реалізована система управління модулем каталітичного крекінг-процесу на основі відомої нейромережевої моделі управління із передбаченням. Результати тестів отриманої нейромережевої моделі показали, що відносна помилка між бажаним і дійсним управлінням не перевищила 1%. При цьому дана модель забезпечує більш гладке управління в порівнянні із традиційною, для розглянутої системи, схемою керування.

У роботі [87] 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 встановившогося режиму вимірювань, а запропонована нейромережева модель вимірювальної системи не забезпечує корекцію динамічної похибки, обумовленою інерційністю первинного перетворювача.

Матеріали даного огляду показують, 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 зворотної 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 зворотного перетворення Фур'є.

Огляд літератури по нейромережевим системам управління показав, що нейромережеві структури мають ряд цікавих властивостей: здатність до 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. Однак такі структури не застосовувалися для побудови моделей 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 систем і на їхній основі алгоритмів відновлення динамічно спотворених сигналів, які зменшують похибку вимірювань, обумовлену інерційністю первинного вимірювального перетворювача та адитивними шумами на його виході.

## 1.7 Висновки

Аналіз результатів експериментальних досліджень та літератури дозволяє сформулювати завдання подальших наукових досліджень з зменшення динамічних похибок вимірювань:

1. На основі нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача розробити й дослідити нейромережеві динамічні моделі вимірювальних систем, які дозволяють зменшити динамічну похибку вимірювань.
2. Побудувати алгоритми корекції динамічної похибки вимірювань, обумовленою інерційністю первинного вимірювального перетворювача, з використанням отриманих моделей.
3. Розробити нейромережеві динамічні моделі вимірювальних систем, які враховують присутність адитивного шуму у вихідному сигналі первинного вимірювального перетворювача.
4. На основі отриманих моделей з фільтрацією відновлюваного сигналу побудувати алгоритми корекції динамічної похибки вимірювань, обумовленою інерційністю первинного вимірювального перетворювача і адитивними шумами на його виході.
5. Провести математичне моделювання і експериментальне дослідження розроблених нейромережевих динамічних моделей і алгоритмів.

## 2 КОРЕКЦІЯ СКЛАДОВОЇ ДИНАМІЧНОЇ ПОХИБКИ ВИМІРЮВАНЬ, ОБУМОВЛЕНОЇ ІНЕРЦІЙНІСТЮ ПЕРВИННОГО ВИМІРЮВАЛЬНОГО ПЕРЕТВОРЮВАЧА

### 2.1 Динамічна модель первинного вимірювального перетворювача

У загальному випадку передаточна функція (ПФ) тензометричного первинного вимірювального датчика описується наступним лінійним рівнянням/106/:

$$W_s(p) = K_0 \cdot \frac{\prod_{i=1}^{m_1} (T_{2i}^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_{2i} \cdot T_{2i} \cdot p + 1) \cdot \prod_{i=m_1+1}^{m_2} (T_{2i} \cdot p + 1)}{\prod_{j=1}^{n_1} (T_{1j}^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_{1j} \cdot T_{1j} \cdot p + 1) \cdot \prod_{j=m_1+1}^{n_2} (T_{1j} \cdot p + 1)}, \quad (2.1)$$

де  $U(p)$ ,  $Y(p)$  - зображення по Лапласу, відповідно вхідного та вихідного сигналів датчика;  $T_{1j}$ ,  $T_{2i}$  - постійні часу датчика;  $\xi_{1j}$ ,  $\xi_{2i}$  - 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:

$$m = m_1 + m_2, \quad (2.2)$$

$$n = n_1 + n_2, \quad (2.3)$$

$$q = n - m = n_1 - m_1 + n_2 - m_2. \quad (2.4)$$

Розглянемо задачу одержання дискретної моделі датчика, описуваного за допомогою безперервної ПФ (2.1). Для рішення даної задачі скористаємося



здатністю нейронних мереж (НМ) у їхньому процесі навчання підстроювати свої параметри під заданий цільовий вихід при наявності конкретного входу [47]. Дана здатність НМ дозволяє визначати значення параметрів дискретної ПФ датчика на основі інформації про його реакції на заданий вхідний вплив. Метою вирішення зазначеної задачі є не модифікація існуючих алгоритмів одержання дискретного аналога безперервної ПФ [64], а використання результатів розробки нейромережевої динамічної моделі датчика та алгоритму її навчання для наступної побудови нейромережевої інверсної моделі датчика і створення на її основі її алгоритму корекції інерційності первинного вимірювального перетворювача.

### 2.1.1 Нейромережева динамічна модель датчика

Представимо ПФ (2.1) датчика в наступному виді [50]:

$$W_s(p) = \frac{Y(p)}{U(p)} = \frac{b_m \cdot p^m + b_{m-1} \cdot p^{m-1} + b_{m-2} \cdot p^{m-2} + \dots + b_1 \cdot p + b_0}{p^n + a_{n-1} \cdot p^{n-1} + a_{n-2} \cdot p^{n-2} + \dots + a_1 \cdot p + a_0}, \quad (2.5)$$

де  $b_i = b_i(T_{2j}, \xi_{2j}, K_0)$  - коефіцієнти, що залежать від постійних часу та коефіцієнтів демпфування елементарних кіл, що становлять чисельник ПФ (2.1) датчика,  $i = (\overline{0, m})$ ,  $j = (\overline{1, m_2})$ ;  $a_i = a_i(T_{1j}, \xi_{1j})$  - коефіцієнти, що залежать від параметрів елементарних кіл, що становлять знаменник ПФ (2.1) датчика,  $i = (\overline{0, n-1})$ ,  $j = (\overline{0, n_2})$ .

Дискретний аналог безперервної ПФ (2.1) запишемо у вигляді [64]

$$W_s(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{\beta_0 + \beta_1 \cdot z^{-1} + \beta_2 \cdot z^{-2} + \dots + \beta_{n-1} \cdot z^{-n+1} + \beta_n \cdot z^{-n}}{1 - \alpha_1 \cdot z^{-1} - \alpha_2 \cdot z^{-2} - \dots - \alpha_{n-1} \cdot z^{-n+1} - \alpha_n \cdot z^{-n}}, \quad (2.6)$$

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

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

Різницеве рівняння, що відповідає дискретній ПФ датчика, запишеться у вигляді

$$y(k) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) = \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot y(k-j), \quad (2.7)$$

де  $u(k)$ ,  $y(k)$  - відліки, відповідно, вхідного й вихідного сигналів датчика із ПФ (2.1) у дискретні моменти часу  $t_k = k \cdot T$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$ . Зв'язок між виходом і входом дискретної моделі датчика представимо у вигляді рекурентного рівняння, отриманого з виразу (2.7):

$$y(k) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot y(k-j) \quad (2.8)$$

Значення параметрів дискретної моделі (2.6) можна визначити на основі лінійної нейромережевої моделі датчика, структурна схема якої наведено на рисунку 2.1. Зазначена модель являє собою рекурентну нейронну мережу, що складається з одного нейрона з лінійною функцією активації

$f_a(net)$  й нульовим зсувом  $b_0$ . При цьому структура даної моделі повністю відповідає виразу (2.8).

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

$$y^*(k) = f_a(net) = net = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot y^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot u(k-j), \quad (2.9)$$

де  $u(k), y^*(k)$  - відліки, відповідно, вхідного сигналу датчика й вихідного сигналу нейромережевої моделі в дискретні моменти часу  $t_k = k \cdot T$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$ ;  $lw_i, iw_j$  - настроювані параметри (ваги) нейромережевої моделі датчика,  $i = (\overline{0, n})$ ,  $j = (\overline{1, n})$ .

При відповідному способі формування вхідної і цільової навчальних послідовностей, який відображає зв'язок між входом і виходом дискретної моделі датчика, параметри (ваги) нейромережевої моделі можуть бути настроєні в процесі її навчання таким чином, що при заданому рівні точності (не перевищуючим машинну точність обчислень і округлень проміжних результатів) відліки вихідного сигналу нейромережевої моделі будуть рівні відповідним дискретним відлікам вихідного сигналу датчика із ПФ (2.1). При цьому зазначена можливість впливає з лінійності й відповідності дискретної й нейромережевої моделей датчика. Дійсно, якщо  $y^*(k) = y(k)$  при  $k = 0, 1, 2, \dots$ , то, прирівнюючи між собою праві частини виразів (2.8) і (2.9), одержимо

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n \beta_j \cdot y(k-j) = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot y^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot u(k-j) \quad (2.10)$$

Після перетворення останнього виразу отримаємо рівняння:

$$\sum_{i=1}^n (\alpha_i - l w_i) \cdot y(k-i) + \sum_{j=0}^n (\beta_j - i w_j) \cdot u(k-j) = 0, \quad (2.11)$$

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

Кафедра МБЖД

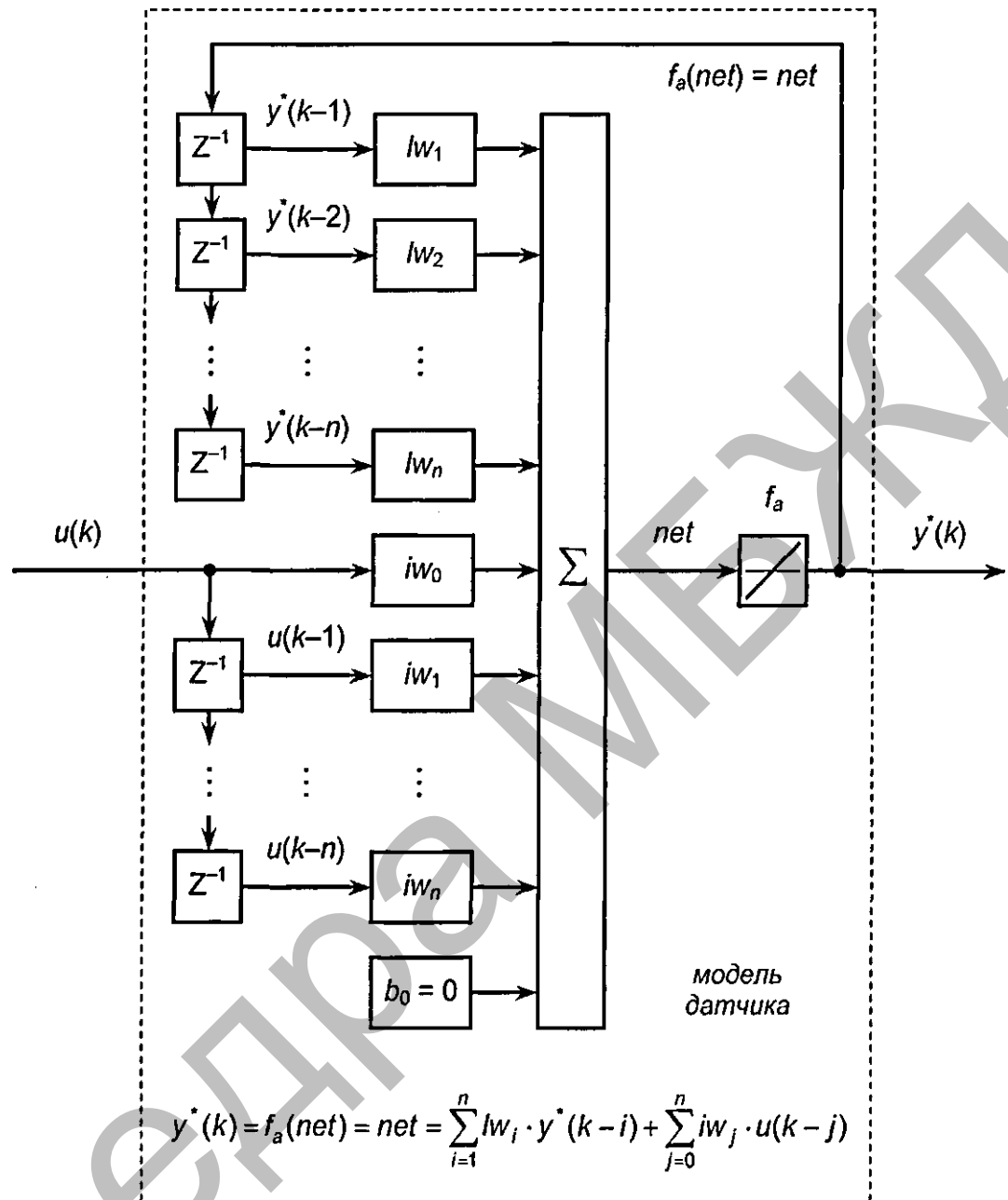


Рисунок 2.1 - Структурна схема нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача

Таким чином, якщо в результаті навчання нейромережевої моделі датчика, відліки її вихідного сигналу будуть рівні відповідним дискретним відлікам вихідного сигналу датчика із ПФ

**Ошибка! Источник ссылки не найден.**, то значення настроєних параметрів нейромережевої моделі будуть значеннями параметрів дискретної моделі (2.7) датчика. Отже, у якості критерію навчання розглянутої моделі необхідно

визбирати функцію помилки між бажаним і реальним виходом нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача.

### 2.1.2 Критерій і схема навчання нейромережевої моделі датчика

Як випливає из вищесказаного, мета навчання нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача (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 помилку навчання між бажаним (цільовим) і реальним виходом нейромережевої моделі:

$$E = E(IW, LW) = E(iw_0, \dots, iw_n, lw_0, \dots, lw_n) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (h_1(k) - h^*(k))^2 \quad (2.12)$$

де  $u(k)$ ,  $y^*(k)$  - відліки, відповідно, бажаного (цільового) і реального виходу нейромережевої моделі датчика 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 датчика із ПФ **Ошибка! Источник ссылки не найден.**

Завдання навчання нейромережевої моделі датчика полягає в мінімізації функції багатьох змінних (тобто помилки навчання як функції вагових коефіцієнтів нейромережевої моделі) і відноситься до класу екстремальних задач [47]. У результаті розв'язку даної задачі з використанням одного з алгоритмів навчання повинні бути отримані значення настроюваних

параметрів нейромережевої моделі датчика, які можуть використовуватися в якості параметрів дискретної моделі датчика (2.5). Алгоритми навчання нейронних мереж описані в літературі [14, 16, 47, 71, 89] і не мають потреби в описі при розгляді поставленої задачі, оскільки вони засновані 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 **Ошибка! Источник ссылки не найден.** допускає дві схеми навчання, які відповідно до використовуваних при їхній реалізації способів організації процедури навчання можна умовно розділити на схему навчання в динамічному режимі й схему навчання в статичному режимі.

Схема навчання нейромережевої моделі датчика в динамічному режимі приведен на рисунку 2.2. Дана схема є результатом першого можливого підходу до організації процедури навчання нейронних мереж, при якому структура мережі і її вхідних даних у режимі навчання є такою ж, що й у режимі функціонування мережі. Внаслідок цього, особливістю зазначеної схеми є необхідність використання динамічних алгоритмів навчання [65, 66, 67], 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, наведеної на рисунку 2.2, доцільно використовувати другий можливий підхід до організації процедури навчання нейронних мереж, який полягає в модифікації зазначеної схеми навчання шляхом усунення зі структури нейромережевої моделі датчика динамічних зв'язків і зміни способу формування вхідної навчальної послідовності. Отримана схема навчання нейромережевої моделі в статичному режимі приведена на рисунку 2.3.

Особливістю даної схеми є те, що при її реалізації можна використовувати добре досліджені алгоритми навчання нейронних мереж прямого поширення (мереж без рекуррентних зв'язків) [47].

При використанні схеми навчання в статичному режимі структура нейромережевої моделі датчика перетвориться, як це показано на рисунку 2.3. Після завершення процесу навчання, згідно із зазначеною схемою, нейромережева модель

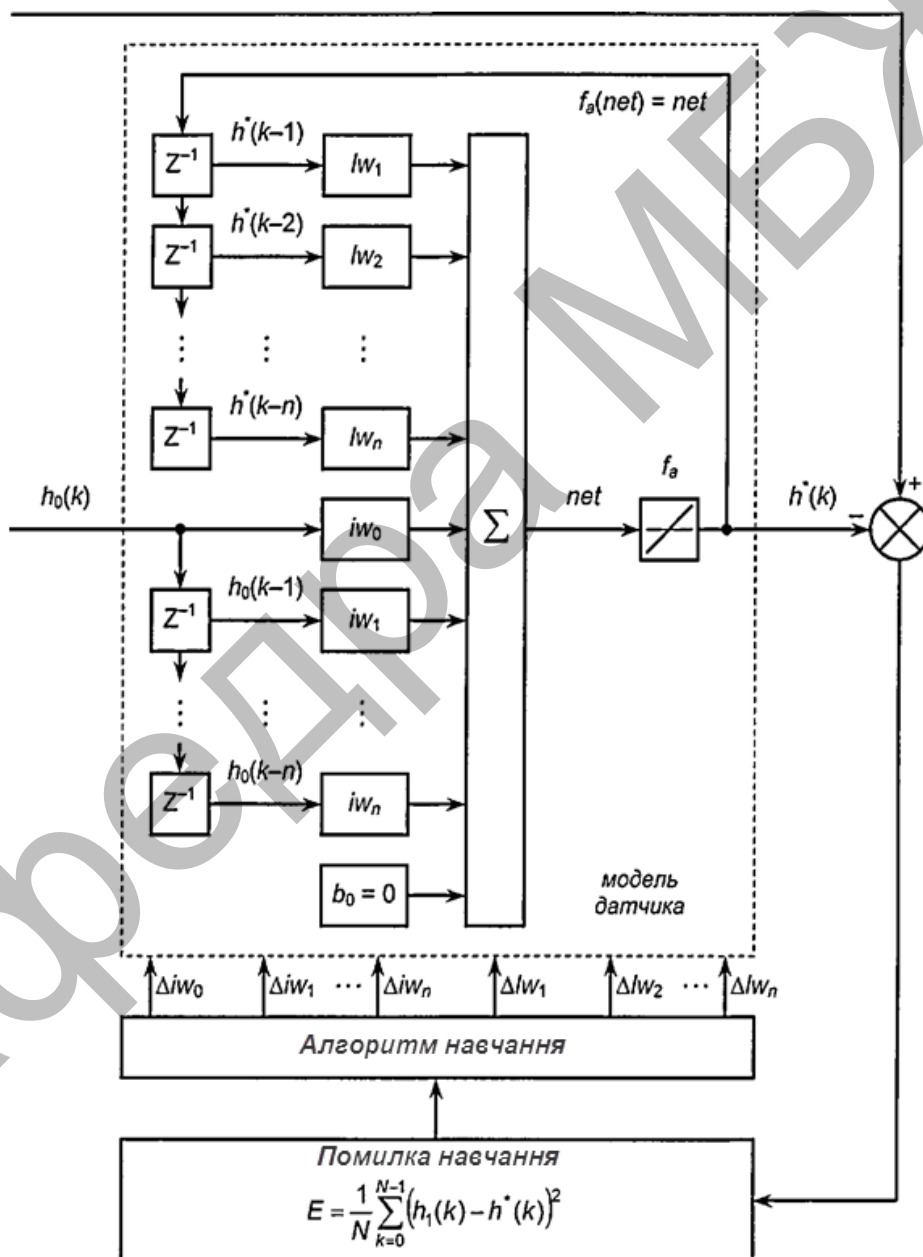


Рисунок 2.2 - Схема навчання нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача в динамічному режимі



датчика може функціонувати в динамічному режимі, як це показано на рисунку 2.1, при замкнутому рекуррентному зв'язку і введених елементах затримки. При цьому структура вхідних даних у режимі навчання моделі відрізняється від тієї, що використовується в режимі її функціонування.

Для кожної із двох наведених схем критерій навчання залишається незмінним і визначається виразом (2.10). При цьому для того, щоб використовувати схему навчання в статичному режимі необхідно довести її еквівалентність схемі навчання в динамічному режимі, оскільки в протилежному випадку особливості даної схеми не будуть її перевагами.

Еквівалентність двох наведених схем навчання впливає з аналізу для кожної зі схем критерію навчання (2.10) нейромережевої моделі датчика. Для схеми навчання в динамічному режимі критерій даний запишеться в наступному виді:

$$E^{dyn} = E^{dyn}(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} (h_1(k) - h^*(k))^2. \quad (2.13)$$

Як впливає з рисунка 2.2, у момент часу  $t_k = k \cdot T$  реальний вихідний сигнал моделі датчика, отриманий у процесі навчання, має вигляд:

$$h^* = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h^*(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j). \quad (2.14)$$

Тоді з урахуванням останнього виразу критерій (2.11) прийме вид:

$$E^{dyn} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h^*(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2. \quad (2.15)$$

Як видно з виразу (2.11), критерій навчання мінімізується при наближенні

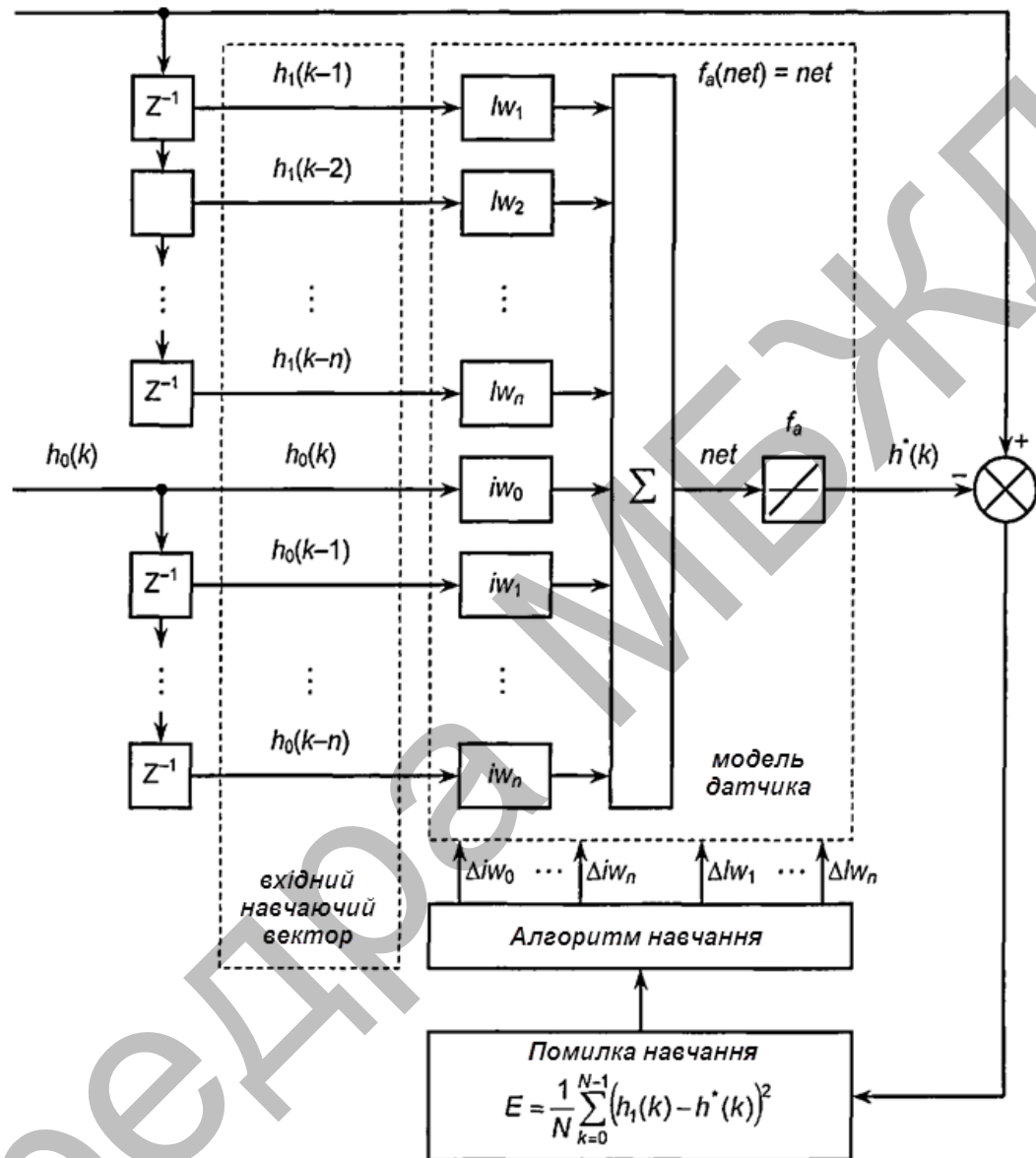


Рисунок 2.3 - Схема навчання нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача в статичному режимі

вихідного вектора моделі датчика до цільового вектора, що означає наближення значень параметрів нейромережевої моделі до значень параметрів дискретної моделі (2.7):

$$E_{\min}^{dyn} = \lim_{h^*(k) \rightarrow h(k)} \left[ \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h^*(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right] = \quad (2.16)$$

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

Тому остаточно можна записати:

$$E_{\min}^{dyn} = \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[ \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right] \quad (2.17)$$

Для схеми навчання в статичному режимі критерій (2.10) запишеться аналогічно виразу (2.11)

$$E^{stat} = E^{stat}(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - h^*(k) \right)^2. \quad (2.18)$$

Як впливає з рунку 2.3, у момент часу  $t_k = k \cdot T$  реальний вихідний сигнал моделі датчика, одержуваний у процесі навчання, має вигляд

$$h^*(k) = \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) + \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \quad (2.19)$$

Тоді з урахуванням виразу (2.18) критерій (2.19) прийме вид

$$E^{stat} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2. \quad (2.20)$$

Очевидно, що критерій (2.20) мінімізується при наближенні значень параметрів нейромережевої моделі до значень параметрів дискретної моделі датчика, тому справедливо впливає наступний вираз:

$$E_{\min}^{stat} = \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[ \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right] \quad (2.21)$$

Оскільки праві частини виразів **Ошибка! Источник ссылки не найден.** і **Ошибка! Источник ссылки не найден.** рівні, то можна записати:

$$E_{\min}^{stat} = E_{\min}^{dyn} = \lim_{\substack{lw_i \rightarrow \alpha_i \\ iw_j \rightarrow \beta_j}} \left[ \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right]. \quad (2.22)$$

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

Таким чином, для схеми навчання в статичному режимі функція помилки навчання запишеться у вигляді:

$$E = E(IW, LW) = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2. \quad (2.23)$$

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

$$\begin{cases} lw_i = \alpha_i, i = \overline{(1, n)} \\ iw_j = \beta_j, j = \overline{(0, n)} \end{cases} \quad (2.24)$$

Отже, якщо значення вагових коефіцієнтів розглянутої нейромережевої моделі датчика є координатами мінімуму функції помилки навчання (2.23), то вони будуть і значеннями дискретної ПФ (2.19) датчика.

2.1.3 Формування послідовностей для навчання нейромережевої моделі датчика

Згідно зі схемою навчання, наведеної на рисунку 2.3, у дискретний момент часу  $t_k = k \cdot T$  вхідний навчаючий вектор  $P^*$  має розмірність  $(2 \cdot n + 1) \times 1$  і має наступний вигляд:

$$P^*(k) = \begin{bmatrix} h_1(k-1) \\ h_2(k-2) \\ \dots \\ h_1(k-n) \\ h_0(k) \\ h_0(k-1) \\ \dots \\ h_0(k-n) \end{bmatrix}, \quad (2.25)$$

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  $T^*(k)$  має розмірність  $1 \times 1$  і виглядає наступним чином:

$$T^*(k) = h_1(k). \quad (2.26)$$

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:

$$P^* = \begin{bmatrix} 0 & h_1(0) & \cdots & h_1(n-1) & h_1(n) & \cdots & h_1(N-2) \\ 0 & 0 & \cdots & h_1(n-2) & h_1(n-1) & \cdots & h_1(N-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & h_1(0) & h_1(1) & \cdots & h_1(N-n-1) \\ h_0(0) & h_0(1) & \cdots & h_0(n) & h_0(n+1) & \cdots & h_0(N-1) \\ 0 & h_0(0) & \cdots & h_0(n-1) & h_0(n) & \cdots & h_0(N-2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & h_0(0) & h_0(1) & \cdots & h_0(N-n-1) \end{bmatrix}. \quad (2.27)$$

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

$$T^* = [h_1(0) \quad h_1(1) \quad \cdots \quad h_1(n) \quad h_1(n+1) \quad \cdots \quad h_1(N-1)], \quad (2.28)$$

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

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

Відповідно до обраного критерію навчання значення відліків вихідного сигналу нейромережевої, а отже, і дискретної моделі датчика повинні бути рівними відповідним значенням дискретних відліків вихідного сигналу безперервної моделі датчика.

З урахуванням зазначених положень цільова навчальна послідовність  $H_1$ , повинна бути складена з дискретних відліків сигналу, що є реакцією безперервної моделі датчика на сигнал, з дискретних відліків якого формується вхідна навчальна послідовність  $H_0$ . Прийmemo, що  $x(t)$  - вхідний сигнал безперервної моделі датчика, а  $h(t)$  - реакція моделі на цей сигнал:

$$h(p) = W(p) \cdot x(p). \quad (2.29)$$

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

$$h_0(k) = x(k \cdot T), \quad (2.30)$$

$$h_1(k) = h(k \cdot T), \quad (2.31)$$

де  $T$  - 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 ступінчасту функцію (функцію одиничного стрибка):

$$x(t) = 1(t). \quad (2.32)$$

Тоді в якості сигналу  $h(t)$  буде виступати перехідна характеристика датчика, яка в операторній формі має такий вигляд:

$$h(p) = W_s(p) \cdot 1(p) \quad (2.33)$$

Використання в якості сигналу для формування цільової навчальної послідовності перехідної характеристики датчика 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 датчика будуть перебувати усередині наступного діапазону:

$$\Delta_h = K_0 \pm K_0 \cdot \varepsilon = K_0 \cdot (1 \pm \varepsilon) = K_0 \cdot \Delta_1, \quad (2.34)$$

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, ступінчатої функції  $1(t)$  і перехідної характеристики  $h(t)$  датчика з періодом квантування  $T$ :

$$H_0 = [1(0) \quad 1(T) \quad 1(2 \cdot T) \quad \dots \quad 1((N-1) \cdot T)], \quad (2.35)$$

$$H_1 = [h(0) \quad h(T) \quad h(2 \cdot T) \quad \dots \quad h((N-1) \cdot T)]. \quad (2.36)$$



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 помилки навчання в процесі настроювання параметрів нейромережевої моделі датчика.

Останнє твердження випливає з аналізу виразу для помилки навчання (2.35) нейромережевої моделі датчика в умовах розглядаємої задачі довжини навчальних послідовностей.

Граничне значення помилки навчання при збільшенні довжини навчальних послідовностей до нескінченності визначиться відповідно з виразом:

$$\begin{aligned}
 E_0 &= \lim_{N \rightarrow \infty} E = \lim_{N \rightarrow \infty} E(IW, LW) = \\
 &= \lim_{N \rightarrow \infty} \left[ \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( h_1(k) - \sum_{i=1}^n lw_i \cdot h_1(k-i) - \sum_{j=0}^n iw_j \cdot h_0(k-j) \right)^2 \right] = \quad (2.37) \\
 &= \left( K_0 - K_0 \cdot \sum_{i=1}^n lw_i - \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2 = \left( K_0 \cdot \left( 1 - \sum_{i=1}^n lw_i \right) - \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2
 \end{aligned}$$

Тоді при умовах, визначених виразом (2.37), похибка навчання нейромережевої моделі датчика буде знаходитися усередині наступного діапазону:

$$\begin{aligned}
\Delta_\varepsilon &= \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( \Delta_h - \Delta_h \cdot \sum_{i=1}^n lw_i - \Delta_1 \cdot \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2 = \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( K_0 \cdot (1 \pm \varepsilon) - K_0 \cdot (1 \pm \varepsilon) \cdot \sum_{i=1}^n lw_i - (1 \pm \varepsilon) \cdot \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2 = \\
&= \frac{1}{N} \cdot \sum_{k=0}^{N-1} \left( K_0 - K_0 \cdot \sum_{i=1}^n lw_i - \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2 = \left( K_0 - K_0 \cdot \sum_{i=1}^n lw_i - \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2 = \\
&\left( K_0 \cdot \left( 1 - \sum_{i=1}^n lw_i \right) - \sum_{j=0}^n iw_j \right)^2 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2 = E_0 \cdot (1 \pm \varepsilon)^2.
\end{aligned} \tag{2.38}$$

Таким чином, вираз (2.37) 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 (2.37) і (2.38) у відповідності з наступним алгоритмом необхідно:

- за допомогою відносного параметра  $\varepsilon$  задати межі допустимого відхилення величини похибки навчання (2.34) нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача від свого граничного значення (2.35);
- з використанням обраного в такий спосіб значення параметра  $\varepsilon$  на основі виразу (2.38) визначити межі діапазону, у який попадають усі дискретні значення перехідної характеристики первинного вимірювального перетворювача, 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 первинного вимірювального перетворювача будуть лежати усередині знайденого діапазону;
- знайти довжину навчальних послідовностей як відношення отриманого значення моменту часу  $T_h$  до величини періоду дискретизації  $T$ .

### 3 РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ РОБОТИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО АЛГОРИТМУ

Для ілюстрації можливостей запропонованої нейромережевої моделі первинного вимірювального перетворювача було проведено математичне моделювання в програмному середовищі Matlab.

Як приклад був розглянутий датчик третього порядку, що має ПФ виду:

$$W_s(p) = \frac{1}{(T_1^2 \cdot p^2 + 2 \cdot \xi_1 \cdot T_1 \cdot p + 1) \cdot (T_2 \cdot p + 1)}, \quad 3.1$$

де  $T_1 = 50$  с,  $T_2 = 25$  с - постійні часу датчика,  $\xi_1 = 0.7$  - коефіцієнт демпфування.

Графіки сигналів, відліки яких використовуються як навчальні послідовності, наведено на рисунку 3.1. Відповідно до алгоритму, описаному в попередньому розділі, було визначено значення довжини навчальних послідовностей -  $N = 540$ , при цьому були задані наступні значення: періоду квантування -  $T = 1$  с і параметра, що визначає довжину навчальних послідовностей, -  $\varepsilon = 1 \cdot 10^{-3}$ .

Графік зміни похибки навчання  $E$  нейромережевої моделі датчика залежно від кількості циклів (епох) навчання приведено на рисунку 3.2. У якості алгоритму навчання був використаний алгоритм Левенберга-Марквардта [47], при цьому після 18 епох навчання значення похибки склало  $7.6 \cdot 10^{-32}$ .

На основі виразу (3.1) з урахуванням отриманого значення похибки навчання нейромережевої моделі датчика дискретний аналог безперервної ПФ (3.2) можна представити у наступному вигляді:

$$W(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = \frac{iw_0 + iw_1 \cdot z^{-1} + iw_2 \cdot z^{-2} + iw_3 \cdot z^{-3}}{1 - lw_1 \cdot z^{-1} - lw_2 \cdot z^{-2} - lw_3 \cdot z^{-3}}. \quad (3.2)$$

У результаті проведеного процесу навчання були отримані наступні значення параметрів нейромережевої моделі датчика, а отже, і значення параметрів дискретної ПФ (3.2):

$$iw_0 = 2.622 \cdot 10^{-6}; \quad iw_1 = 1.031 \cdot 10^{-5}; \quad iw_2 = 2.534 \cdot 10^{-6}; \\ iw_3 = -2.227 \cdot 10^{-17}; \quad lw_1 = 2.933; \quad lw_2 = -2.867; \quad lw_3 = 9.343 \cdot 10^{-1}.$$

Логарифмічні частотні характеристики безперервної (3.1) і отриманої дискретної (3.2) моделей датчика наведено на рисунку 3.3. Очевидна близість даних характеристик дозволяє зробити висновок про відповідність між собою двох розглянутих моделей датчика.

Для оцінки точності отриманої дискретної моделі датчика необхідно порівняти між собою реакції моделей (3.1) і (3.2) на один і той же вхідний вплив відмінний від вхідної навчальної послідовності.

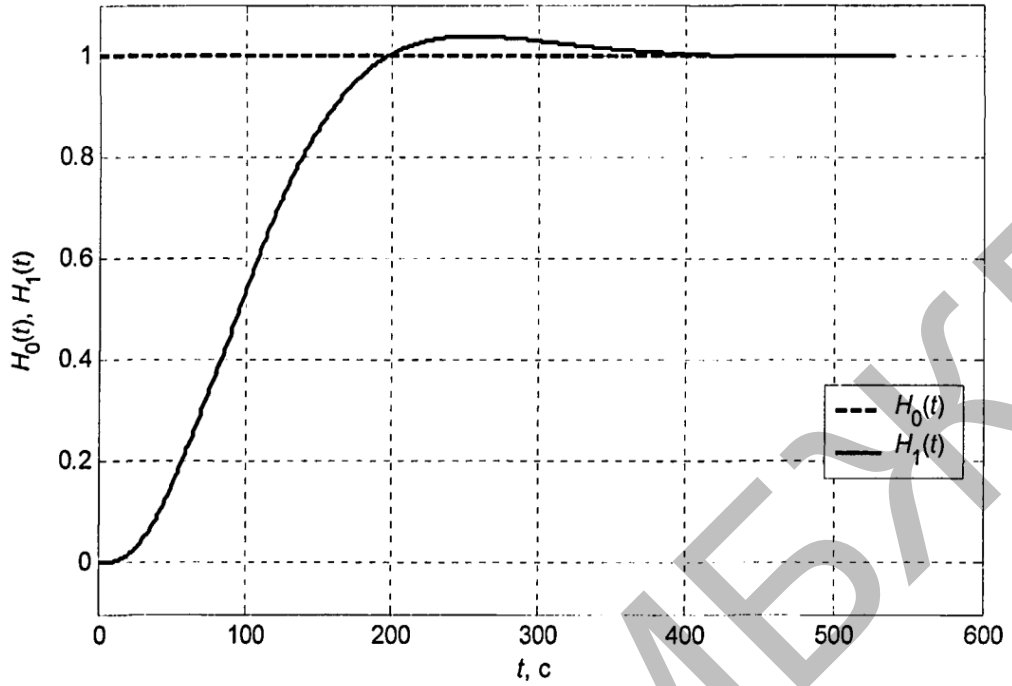


Рисунок 3.1 - Графіки сигналів для навчання нейронеркової моделі датчика

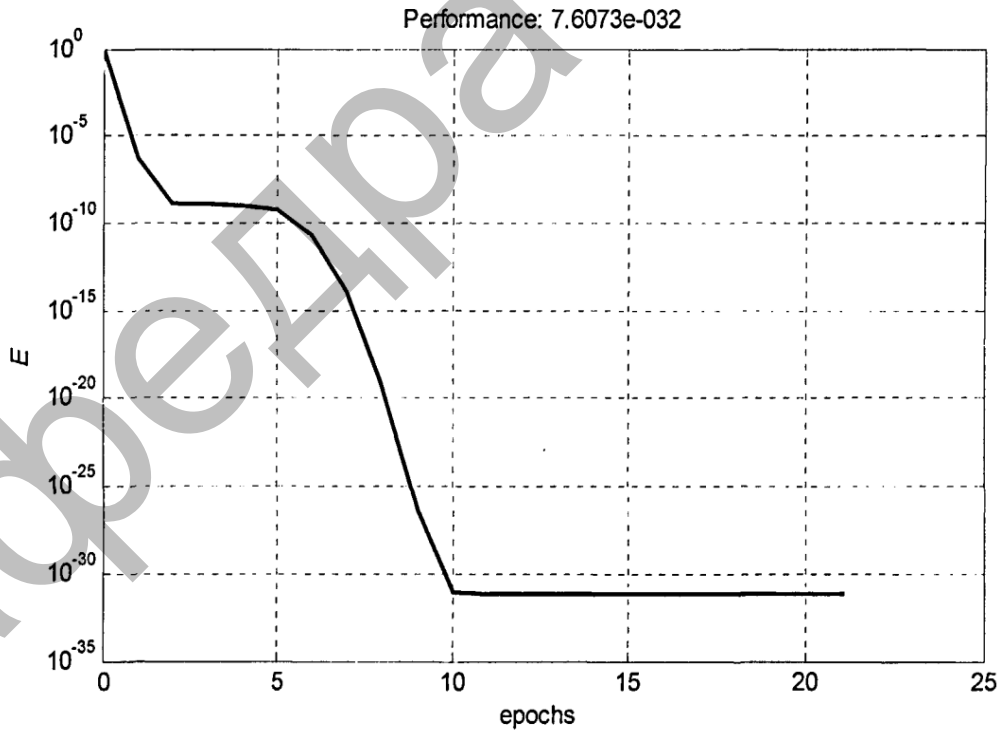


Рисунок 3.2 - Графік зміни похибки навчання залежно від кількості циклів (epoch) навчання

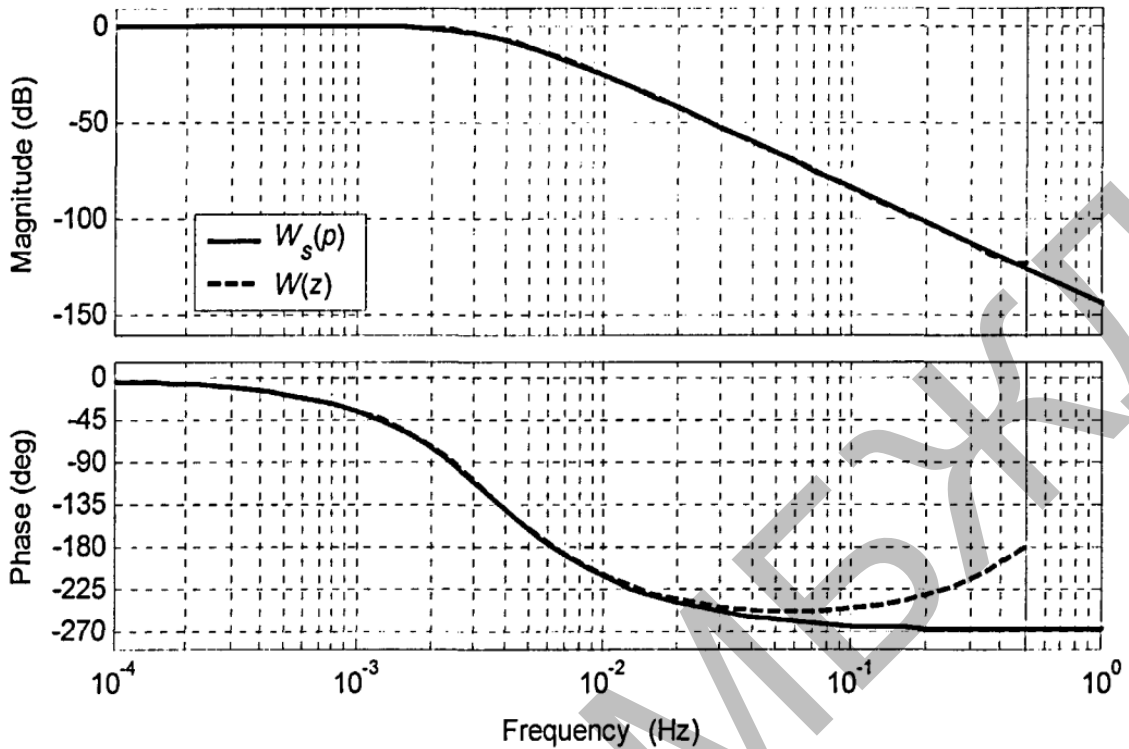


Рисунок 3.3 - Логарифмічні амплітудно-частотні і фазочастотні характеристики моделей

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 безперервної моделі датчика приведено на рисунку 3.4. Графік сигналу похибки між безперервною й дискретною моделями датчика у вигляді різниці реакцій зазначених моделей на одині той же вплив, наведено на рисунку 3.5. При цьому, як видно з рисунка, амплітуда сигналу похибки не перевищує значення  $4 \cdot 10^{-3}$ , що говорить про відповідність у термінах «вхід-вихід» безперервної та отриманої дискретної моделей датчика.

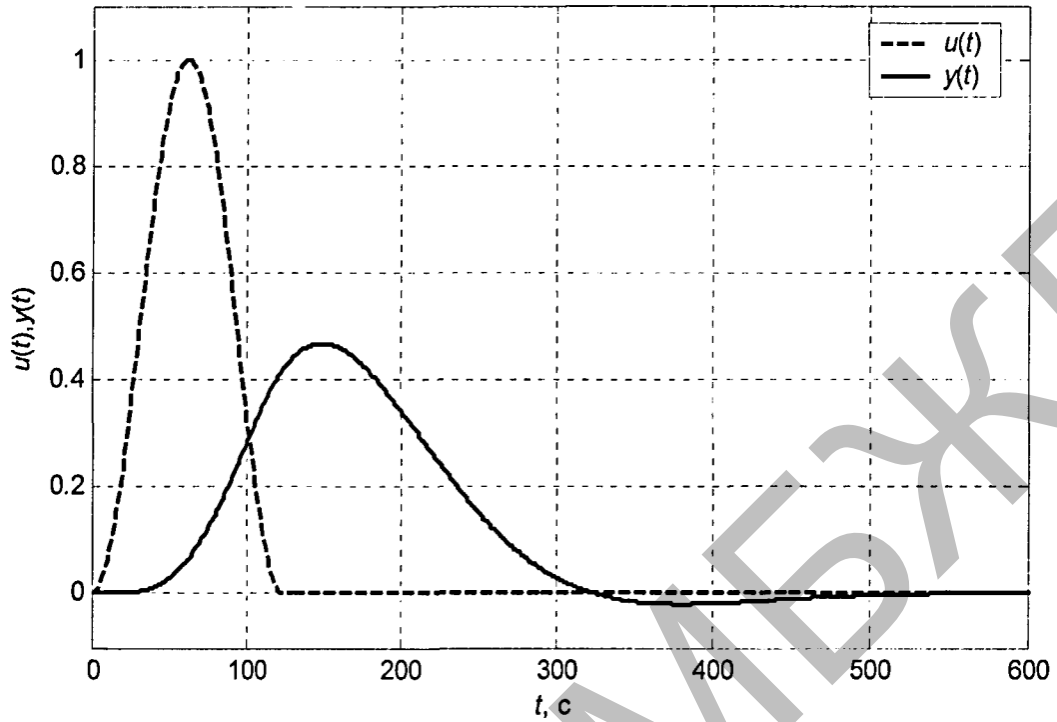


Рисунок 3.4 - Графіки входного і вихідного сигналів безпервної моделі датчика

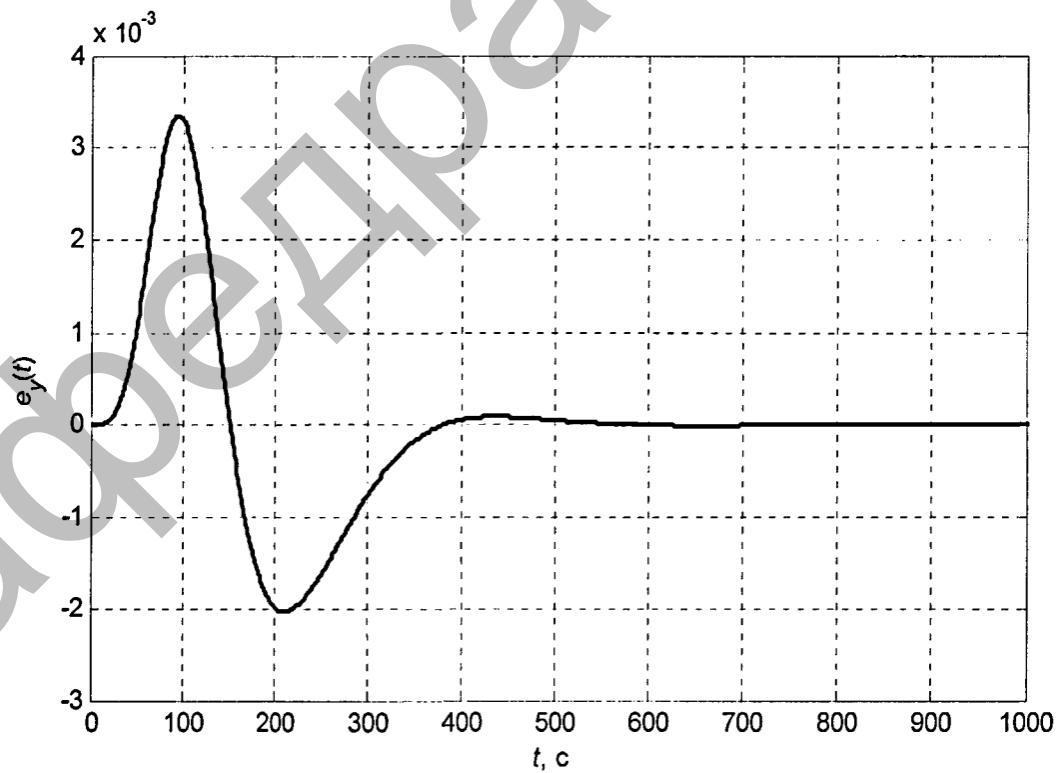


Рисунок 3.5 - Графік сигналу похибки між виходами безпервної і дискретної моделі датчика

#### 4 ОХОРОНА ПРАЦІ І НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА

Дана дипломна робота розглядає систему передачі інформації від різного виду датчиків, які фіксують температуру, відносну вологість, атмосферний тиск на екран комп'ютеру. Оператором детально обґрунтовуються значення цих параметрів.

Розглянемо охорону праці при роботі з візуальними дисплейними терміналами (ВДТ) на основі електронно-променевих трубок (ЕПТ), що використовуються в електронно-обчислювальних машинах (ЕОМ) колективного використання та персональних ЕОМ (ПЕОМ).

Правовою основою законодавства по охороні праці є:

- Конституція України;
- Закони України: «Про охорону праці»;
- Кодекс Законів про працю України (Кзот) і ін.

Конституція України (прийнята Верховною Радою України в 1996 р.).

У ст. 43 Конституції записано: «Кожен має право на працю, що включає можливість заробляти собі на життя працею, що він вільно обирає або на який вільно погоджується», «Кожний має право на належні безпечні і здорові умови праці, на заробітну плату не нижче тієї, котра визначена законом», «Використання праці жінок і неповнолітніх на небезпечних для їхнього здоров'я роботах забороняється».

У статті 45 Конституції говориться про право на відпочинок. Це право забезпечується щотижневими вихідними й оплачуваною щорічною відпусткою, а також встановленням укороченого робочого дня для деяких професій, скороченого робітника час у нічний час доби.

У ст. 46 Конституції зазначене на те, що громадяни мають право на соціальний захист.

Закон України «Про охорону праці».



В Україні – першої серед країн СНД – 14 жовтня 1992 року був прийнятий Верховною Радою України Закон „Про охорону праці”, зі зміною від 21.11.2002 р. № 229-IV.

Закон є основним законодавчим документом в області охорони праці, дія якого поширюється на всі підприємства, установи й організації незалежно від форм власності і видів їхньої діяльності, на всіх громадян які працюють, а також притягнутих до роботи на цих підприємствах.

#### Кодекс законів про працю

Кодекс законів про працю України (КЗоТ) регулює трудові відносини всіх працівників, сприяючи росту продуктивності праці, поліпшенню якості роботи, підвищенню ефективності суспільного виробництва і підйомові на цій основі матеріального і культурного рівня життя трудящих, зміцненню трудової дисципліни і поступовому перетворенню праці на благо суспільства в першу життєву потребу кожної працездатної людини. Законодавство про працю установлює високий рівень праці, всіляку охорону трудових прав працівників.

В Україні державні нормативні акти про охорону праці (укр. ДНАОП) – це правила, стандарти, норми, регламенти, положення, інструкції й інші документи, яким надана дія правових норм, обов'язкових для виконання. ДНАОП можуть бути міжгалузевими або галузевими.

Державний міжгалузевий нормативний акт про охорону праці – це ДНАОП загальнодержавного користування, дія якого поширюється на всі підприємства, установи, організації народного господарства України, незалежно від їх відомчої приналежності і форм власності

На основі державної стандартизації розробляються вимоги безпеки до конкретних форм і методів роботи з охорони праці, конструкціям, технологічним процесам, видам робіт, виробничим операціям.

Єдиним комплексом нормативно-технологічної документації по безпеці праці є державна система стандартів безпеки праці (ССБТ). ССБТ є комплексом взаємозалежних стандартів, спрямованих на забезпечення

безпеки праці, збереження здоров'я і працездатності людини в процесі праці і встановлює норми і загальні вимоги по видах небезпек, загальні вимоги безпеки до виробничого устаткування і виробничих процесів, до засобів забезпечення безпеки праці, вимоги безпеки до будинків і споруджень. ССБТ охоплює в основному все різноманіття питань, розв'язуваних охороною праці.

### Виробнича санітарія

Метеорологічні умови виробничого середовища визначаються поєднанням рядові факторів: температурою, відносною вологістю і швидкістю руху повітря. Від стану повітряного середовища залежати самопочуття і здоров'я людини.

Мікрокліматичні умови - параметри температури, відносної вологості, швидкості руху повітря в робочій зоні або в зоні обслуговування та на постійних робочих місцях, установлені відповідними нормами. В основу принципів нормування параметрів мікроклімату покладена диференційна оцінка цих величин у залежності від теплової характеристики виробничого приміщення, категорії робіт за ступенем важкості та періоду року.

Робота користувача КІТ відноситься до категорії робіт 1а, 1б категоріям. Оптимальні параметри мікроклімату приведені в таблиці 4.1

Приміщення повинні бути обладнані системами опалення, кондиціонування повітря або вентиляцією.

Об'єм у повітрі робочої зони не повинне перевищувати:

озону -  $0.1 \text{ мг/м}^3$  ;

оксидів азоту -  $5 \text{ мг/м}^2$ ;

пилу -  $4 \text{ мг/м}^2$ .

Таблиця 4.1 – Оптимальні умови мікроклімату

Період року	Категорія робіт	Температура повітря, °С	Відносна вологість, %	Швидкість руху повітря, м/с
Холодний	1а	22-24	40-60	0,1
	1б	21-23	40-60	0,1
Теплий	1а	23-25	40-60	0,1
	1б	22-24	40-60	0,2

#### Вимоги до освітлення

Приміщення повинні мати природне і штучне освітлення .

Природне світло повинне проникати через вікна, зорієнтовані, як правило, на північ або північний схід. Вікна повинні мати регулюючі пристосування для відкривання, а також жалюзі, штори, зовнішні козирки і т.п. Повинен бути забезпечений коефіцієнт природної освітленості (КЕО) не нижче 1,5%.

При виробничій необхідності дозволяється експлуатувати ПК у приміщеннях без природного освітлення за узгодженням з органами державного нагляду за охороною праці, органами й установами санітарно-епідеміологічної служби.

Штучне освітлення приміщення повинне бути обладнане системою загального рівномірного освітлення. Рівень освітленості на робочому столі в зоні розміщення документів повинний бути в межах 300-500 лк. Загальне освітлення повинне бути виконане у виді суцільних або переривчастих ліній світильників, що розташовуються осторонь від робочих місць (переважно ліворуч) паралельно лінії зору працівників. Допускається застосовувати світильники прямого світла - П; переважно прямого світла – Н, переважно відбитого світла - В. При розташуванні відеотерміналів по периметрі приміщення лінії світильників штучного освітлення повинні розміщатися

локально над робітниками місцями. Для загального освітлення необхідно застосовувати світильники з розсіювачами і дзеркальними екранними сітками або відбивачами.

Як джерело світла при штучному освітленні повинні застосовуватися, як правило, люмінесцентні лампи типу ЛБ. Яскравість світильників загального висвітлення в зоні кутів випромінювання від 50 град. до 90 град. відносної вертикалі в подовжній і поперечній площинах повинна складати не більш 200 кд/м<sup>2</sup>, а захисний кут світильників повинний бути не більш 40 град.

Коефіцієнт запасу (Кз) для освітлювальної установки загального освітлення варто приймати рівним 1,4. Коефіцієнт пульсації не повинний перевищувати 5%.

У випадку неможливості забезпечити необхідний рівень освітленості системою загального освітлення допускається застосування світильників місцевого освітлення, але при цьому не повинно бути відблисків на поверхні екрана і збільшення освітленості екрана більш ніж до 300 лк.

У виробничих і адміністративно-суспільних приміщеннях, де переважають роботи з документами, допускається застосовувати систему комбінованого освітлення (додатково застосовувати світильники місцевого освітлення).

Допускається у світильниках місцевого освітлення застосування ламп накаливання.

Світильники місцевого освітлення повинні мати напівпрозорий відбивач світла.

Загальні вимоги для природного і штучного освітлення:

— необхідно передбачити обмеження прямих відблисків від джерела освітлення, при цьому яскравість поверхонь, що світяться (вікна, джерела штучного світла) і знаходяться в полі зору, повинна бути не більш 200 кд/м<sup>2</sup>;

— необхідно обмежувати відбиті прямі відблиски шляхом вибору типів світильників і розміщенням робочих місць щодо джерел природного і штучного освітлення. Яскравість відблисків на екрані відеотерміналу не

повинна перевищувати 40 кд/ м<sup>2</sup>, яскравість стелі при застосуванні системи освітлення, що відбиває, не повинна перевищувати 200 кд/м<sup>2</sup>;

— необхідно обмежувати нерівномірність розподілу яскравості в полі зору осіб, що працюють з відеотерміналом, при цьому відношення значень яскравості робочих поверхонь не повинне перевищувати 3:1, а робітників поверхонь і навколишніх предметів (стіни, устаткування) – 5:1;

— необхідно використовувати систему вимикачів, що дозволяє регулювати інтенсивність штучного освітлення в залежності від інтенсивності природного, а також дозволяє освітлювати тільки необхідні для роботи зони приміщення;

— необхідно очищати шибку і світильники не рідше чим 2 рази в рік і вчасно проводити заміну перегорілих ламп.

#### Вимоги до рівнів шуму

Рівень шуму не повинен перевищувати:

— 40 дБА – при виконанні робіт, зв'язаних з виготовленням концепцій, розробкою нових програм, інших творчих робіт, а також при навчанні;

— 50 дБА – при виконанні робіт, зв'язаних з керівництвом людьми, що виконують розумові роботи (робота керівника);

— 55 дБА – при виконанні висококваліфікованої розумової роботи, що вимагає зосередженості;

— 65 дБА – при виконанні робіт з інструкцій (операторська і близькі до неї по діяльності), а також при виконанні точних зорових робіт.

Для забезпечення нормованих рівнів шуму у виробничих приміщеннях і на робочих місцях застосовуються шумопоглинальні засоби, у якості яких повинні застосовуватися незгораючи або спеціальні перфоровані плити, панелі, мінеральна вата з максимальним коефіцієнтом звукопоглинання в межах частот 31,5-8000 Гц або інші матеріали аналогічного призначення. Крім того, необхідно застосовувати підвісні стелі з аналогічними властивостями.

#### 4.4 Техніка безпеки

У зв'язку з застосуванням електроустаткування вимоги техніки безпеки відносяться до електробезпеки.

Приміщення, де виконуються роботи, повинне бути без підвищеної небезпеки. Якщо існують умови, що створюють підвищену або особливу небезпеку, їх варто усунути.

Заземлені конструкції будинку, що знаходяться в приміщенні (батареї опалення, водопровідні труби, кабелі з заземленим відкритим екраном і ін.), повинні бути надійно захищені діелектричними щитками або сітками від випадкового дотику.

Лінія електромережі для живлення комп'ютерів, периферійних пристосувань і устаткування для обслуговування, ремонту і налагодження виконується як окрема групова трьохпровідна мережа, шляхом прокладки фазних, нульових робочих і нульового захисного провідників.

Неприпустимим є підключення комп'ютерів, периферійних пристосувань і устаткування для обслуговування, ремонту і налагодження до звичайного двупровідної електромережі, у тому числі з використанням перехідних пристосувань.

У приміщенні, де одночасно експлуатується або обслуговується більш п'яти ПЕВМ, на видному і доступному місці встановлюється аварійний резервний вимикач, що може цілком відключити електроживлення приміщення, крім освітлення.

Електромережа для живлення ПЕВМ, периферійних пристосувань, обслуговування, ремонту і налагодження при розміщенні їх у центрі приміщення прокладають у каналах або під знімною підлогою в металевих трубах або гнучких металевих рукавах. При цьому не дозволяється застосовувати провід і кабель в ізоляції з вулканізованої гуми й інших матеріалів, що містять сірку. Відкрита прокладка кабелів під підлогою забороняється.

Необхідно забезпечити відвід з покриття підлоги статичних зарядів. Металеві труби і гнучкі металеві рукави повинні бути заземлені.

Тимчасова електропроводка від переносних приладів до джерел живлення виконується найкоротшим шляхом без заплутування проводів у конструкціях машин, приладів і меблів. Нарощувати проводу можна тільки шляхом пайки з наступним старанним ізолюванням місць з'єднання.

Нульовий захисний провідник використовується для занулення електроприемників. Використання нульового робочого провідника в якості нульового захисного провідника забороняється. Нульовий захисний провід прокладається від стійки групового розподільного щита, розподільного пункту до розеток живлення. Не допускається підключення на щиті до одного контактної затиску нульових робочих і нульового захисного провідників.

Електромережі штепсельних з'єднань і електророзеток для живлення ПК, периферійних пристосувань і устаткування для обслуговування ремонту і налагодження варто виконувати за магістральною схемою по 3-6 з'єднань або електророзеток в одному ланцюзі.

Штепсельні з'єднання і електророзетки на напругу 12 В и 36 В по своїй конструкції повинні відрізнятися від штепсельних з'єднань на напругу 127 В и 220 В.

Штепсельні з'єднання і електророзетки, розраховані на напругу 12 В и 36 В, повинні бути пофарбовані в колір, що візуально значно відрізняється від кольору штепсельних з'єднань, розрахованих на напругу 127 В и 220 В.

Користувачі повинні стежити за тим, щоб комп'ютери, периферійні пристосування й устаткування для обслуговування, ремонту і налагодження були справні і випробувані відповідно до діючих нормативних документів.

Щодня перед початком роботи необхідно проводити очищення екрана відеотерміналу від пилу й інших забруднень. Під час виконання робіт необхідно дотримуватися режимів праці і відпочинку. Після закінчення роботи відеотермінал і персональна ЕОМ повинні бути відключені від електричної мережі. У випадку виникнення аварійної ситуації необхідно

негайно відключити відеотермінал і ПК від електричної мережі. При необхідності для захисту від електромагнітних, електростатичних і інших полів можуть застосовуватися спеціальні технічні засоби, що мають відповідний сертифікат або санітарно-гігієнічний висновок акредитованих органів щодо їхніх захисних властивостей. Є неприпустимими наступні дії:

- виконання обслуговування, ремонту і налагодження ПК безпосередньо на робочому місці користувача ПК;
- збереження біля відеотерміналу і ПК папера, дискет, інших носіїв інформації, запасних блоків, деталей і т.п., якщо вони не використовуються для поточної роботи;
- відключення захисних пристосувань, самовільне проведення змін у конструкції і складі ПК, устаткування або їхнє технічне налагодження;
- робота з відеотерміналами, у яких під час роботи з'являються нехарактерні сигнали, нестабільне зображення на екрані і т.п.;
- робота на матричному принтері зі знятої або небагато піднятою верхньою кришкою.

#### 4.5 Пожежна безпека

У залежності від особливостей виробничого процесу, крім загальних вимог пожежної безпеки, здійснюються спеціальні протипожежні заходи щодо окремих видів виробництв, технологічних процесів і промислових об'єктів. Для споруджень і приміщень, у яких експлуатуються відеотермінали й ЕОМ, такі заходи визначені Правилами пожежної безпеки в Україні, ДНАОП 0.00-1.31-99 і іншими нормативними документами.

Будинки і ті їхні частини, у яких розташовуються ЕОМ, повинні бути не нижче II ступеня вогнестійкості. Над і під приміщеннями, де розташовуються ЕОМ, а також у суміжних з ними приміщеннях не дозволяється розташування приміщень категорій А и Б по вибухопожежної



небезпеки. Приміщення категорії В необхідно відокремлювати від приміщень з ЕОМ протипожежними стінами.

Для всіх споруджень і приміщень, у яких експлуатуються відеотермінали й ЕОМ, повинна бути визначена категорія по вибухопожежній і пожежній небезпці згідно ОНТП 24-86 "Визначення категорій приміщень і будинків по вибухопожежній і пожежній небезпці", і клас зони відповідно до Правил пристрою електроустановок. Відповідні позначення повинні бути нанесені на вхідних двері приміщення.

Сховища інформації, приміщення для збереження перфокарт, магнітних стрічок, пакетів магнітних дисків потрібно розміщати у відділених приміщеннях, обладнаних незгораючими стелажми і шафами. Зберігати такі носії інформації на стелажах необхідно в металевих касетах. У приміщеннях ЕОМ потрібно зберігати лише ті носії інформації, що необхідні для поточної роботи.

Комунікації прокладають крізь діафрагми в спеціальних обоймах із застосуванням незгораючих ущільнювачів для запобігання проникнення вогню з одного відсіку в інший, а також з підпільного простору в приміщення. Підпільний простір під знімною підлогою повинні бути оснащені системою автоматичної пожежної сигналізації і засобами пожежогасіння відповідно до вимог Переліку однотипних по призначенню об'єктів, що підлягають устаткуванню автоматичними установками пожежогасіння і пожежної сигналізації, Сніп 2.04.09-84, з використанням димових пожежних оповісників.

Для промивання деталей необхідно застосовувати негорючі миючі препарати. У разі потреби проведення дрібного ремонту або технічного обслуговування ЕОМ безпосередньо в машинному залі і неможливості застосування негорючих миючих речовин дозволяється мати не більше 0,5 л легкозаймистої рідини в тарі, що не б'ється і щільно закривається.

Приміщення, у яких розташовуються персональні ЕОМ і дисплейні зали, повинні бути оснащені системою автоматичної пожежної сигналізації з

димовими пожежними оповіщувачами і переносними углекислотними вогнегасниками з розрахунку 2 шт. на кожні 20 м<sup>2</sup> площі приміщення з обліком гранично припустимих концентрацій вогнегасної речовини.

#### 4.6 Висновки до розділу

В результаті вивчення робочих місць в дослідницькій лабораторії виявлені небезпечні, шкідливі фактори та приведені міри по їх усуненню. Це значно підвищить безпечну експлуатацію обладнання та устаткування. Прийняті міри дозволять покращити умови праці на робочих місцях, попередити травматизм при виконанні досліджень.

## ВИСНОВКИ

Використання нейромережевої структури моделі датчика дозволяє в процесі її навчання визначати значення параметрів розроблених інверсних моделей первинного вимірювального перетворювача. Застосування алгоритмів відновлення динамічно спотворених сигналів на основі отриманих моделей дозволяє суттєво зменшити динамічну похибку вимірювань, обумовлену інерційністю первинного вимірювального перетворювача.

Еквівалентність схеми навчання в статичному режимі схемі навчання в динамічному режимі дозволяє значно спростити й прискорити процедуру настроювання параметрів нейромережевої інверсної моделі датчика. Крім того, дана схема дозволяє підвищити точність відновлення динамічно спотворених сигналів за рахунок придушення внутрішніх шумів інверсної моделі.

Використання дискретних значень перехідної характеристики безперервної моделі датчика для формування пари навчальних послідовностей дозволяє при навчанні нейромережевої інверсної моделі датчика обґрунтовано вибирати довжину навчальних послідовностей.

Результати проведеного математичного моделювання дозволяють зробити висновок про ефективність і високу динамічну точність розроблених моделей і алгоритмів.

## ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. 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.
2. Коваль А. О., Коваль О. А. Просторово розподілені інтелектуальні вимірювальні інформаційні системи: монографія. Харків: Лідер, 2017. 146 с.
3. Коваль А. О. Динамічна нейромережева модель первинного перетворювача / А. О. Коваль, О. В. Полярус, А. О. Подорожняк // Вісник НТУ "ХПІ". – 2014. – №35. – С. 152–155.
4. Коваль А. О. Використання методу внутрішнього контролю для оцінки адекватності моделі вимірювального перетворювача / А. О. Коваль // ІХ МНПК "Метрологія та вимірювальна техніка". – 2014. – С. 23-26.
5. Коваль А. О. Використання методу внутрішнього контролю для досліджень перехідних характеристик давачів тиску / А. О. Коваль // Український метрологічний журнал. – 2015. – №1. – С. 64–67.
6. Полярус О. В. Наближене розв'язання оберненої задачі вимірювань та його метрологічне забезпечення / О. В. Полярус, Є. О. Поляков. – Харків: Лідер, 2014. – 120 с.
7. Коваль А. О., Полярус О. В. Вплив "старіння" датчиків температури на їх динамічні характеристики. *Системи обробки інформації*. 2014. Вип. 6. С. 123–126.
8. Коваль А. О. Прогнозування метрологічної надійності датчиків тиску на техногенно-небезпечних об'єктах. *І Всеукраїнська наук.-тех. конф. "Актуальні проблеми автоматики та приладобудування"*: тези доп. ННЦ "Інститут метрології", (м. Харків, 23 березня 2014 р.) Харків, С. 79–83.
9. Полярус О. В., Коваль А. О. Використання методу шумів та online діагностики для вдосконалення метрологічного забезпечення на техногенно небезпечних об'єктах. *Вісник НТУ "ХПІ"*. 2015. №35. С. 152–156.
10. Коваль А. О., Коваль О. А., Медведовська Я. С., Петрукович Д. Є., Діденко Н. В, Янушкевич С. Д., Лебединський А. В. Метод оцінювання

невизначеності відновлення динамічних характеристик вимірювальних каналів в інтелектуальних вимірювальних інформаційних системах. *Український метрологічний журнал*. Харків, 2020. №3а. С 3-12. DOI: <https://doi.org/10.24027/2306-7039.3A.2020.217444>.

11. Плечова Є. О., Биценко Д. П. Дослідження методів зменшення динамічних похибок вимірювань в багатопараметричних вимірювальних інформаційних системах. *Студентська наукова робота «Параметр»*: матеріали II туру Всеукраїнського конкурсу студентських наукових робіт із спеціальності «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка; інформаційні вимірювальні системи; метрологічне забезпечення випробовувань та якості продукції», м. Луцьк, 21 квітня 2021р. Луцьк, 2021. с. 39.

12. Плечова Є. О., Рояка В. Д. «Дослідження впливу неідентичності метрологічних характеристик вимірювальних каналів на похибки вимірювань динамічних навантажень в просторово розподілених вимірювальних інформаційних системах». *Студентська наукова робота «Навантаження»*: матеріали II туру Всеукраїнського конкурсу студентських наукових робіт із спеціальності «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка; інформаційні вимірювальні системи; метрологічне забезпечення випробовувань та якості продукції», м. Луцьк, 26 квітня 2020р. Луцьк, 2020. с. 30.

13. Плечова Є. О., Чайка В. В. «Нормування метрологічних характеристик вимірювального каналу тиску». *Студентська наукова робота «Норма»*: матеріали II туру Всеукраїнського конкурсу студентських наукових робіт із спеціальності «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка; інформаційні вимірювальні системи; метрологічне забезпечення випробовувань та якості продукції», м. Луцьк, 27 квітня 2019р. Луцьк, 2019. с. 41.

14. Плечова Є. О., Биценко Д. П. «Дослідження впливу неідентичності метрологічних характеристик пожежних сповіщувачів на достовірність роботи просторово розподілених охоронних систем». *Студентська наукова робота «Достовірність»*: матеріали II туру Всеукраїнського конкурсу студентських наукових робіт із спеціальності «Пожежна безпека», м. Харків,

16 квітня 2021 р. Харків, 2021, с. 38. URL: <https://nuczu.edu.ua/ukr/rezultaty-konkursu>.

15. Коваль А. О., Полярус О. В. Вплив "старіння" датчиків температури на їх динамічні характеристики. *Системи обробки інформації*. 2014. Вип. 6. С. 123–126.

16. Коваль А. О. Прогнозування метрологічної надійності датчиків тиску на техногенно-небезпечних об'єктах. *I Всеукраїнська наук.-тех. конф. "Актуальні проблеми автоматики та приладобудування"*: тези доп. ННЦ "Інститут метрології", (м. Харків, 23 березня 2014 р.) Харків, С. 79–83.

17. Полярус О. В., Коваль А. О. Використання методу шумів та online діагностики для вдосконалення метрологічного забезпечення на техногенно небезпечних об'єктах. *Вісник НТУ "ХПІ"*. 2015. №35. С. 152–156.

18. Broomhead, D.S. Multivariable functional interpolation and adaptive networks / D.S. Broomhead, D. Lowe // *Complex Systems*. -1988. -V. 2, № 3. - P. 321-355.

19. Danisman, K. Design of a high precision temperature measurement system based on artificial neural network for different thermocouple types / K. Danisman, I. Dalkiran, F.V. Celebi // *Measurement*. - 2006. - № 39. - P. 695-700.

20. Hajiyev, Ch. Innovation approach based measurement error self-correction in dynamic systems / Ch. Hajiyev // *Measurement*. - 2006. - № 39. - P. 585-593.

21. Handbook of Intelligent Control: Neural, Fuzzy and Adaptive Approaches / Ed. by David A. White, Donald A. Sofge. - New York: Nostrand Reinhold, 1992.

22. Handbook of Neural Network Signal Processing / Ed. by Yu Hen Hu, Jenq-Neng Hwang. - New York: CRC Press LLC, 2002.

23. Hebb, D.O. Organization of Behavior: A neuropsychological theory / D.O. Hebb. - New York: Wiley, 1949.

24. Hopfield, J.J. Neural Networks and Physical systems with emergent collective computational abilities / J.J. Hopfield // *Proc. Nat. Acad. Sci. USA*. - 1982. - V.79. - P. 2554-2558.

25. Hopfield, J.J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons / J.J. Hopfield // Proc. National Acad. Sci. USA. - 1984.-№81.-P.3088-3092.

26. Kohonen, T., Self-organized formation of topological<sup>^</sup> correct feature maps / T. Kohonen // Biological Cybernetics. -1982. - V. 43. - P. 59-69.

27. McCulloch, W.S. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity / W.S. McCulloch, W. Pitts // Bulletin of Mathematical Biophysics. - 1943 - V. 9 - P. 127-147.

28. Neural networks for control / Ed. by W. Thomas Miller, Richard S. Sutton, Paul J. Werbos. - Cambridge, MA: Bradford Books / MIT Press, 1990.

29. Neural networks for control systems: A survey / K.J. Hunt, D. Sbarbaro, R. Zbikowski, P.J. Gawthrop. // Automatica. - 1992. - V. 28, № 6. - P. 1083-1112.

30. Psaltis, D. A multilayered neural networks controller / D. Psaltis, A. Sideris, A.A. Yamamura // IEEE Control System Magazine. - 1988. - № 8. - P. 17-27.

31. Rao, Y.-H. Neural net computing and the intelligent control of systems / Y.-H. Rao, S.M. Phillips, D.J. Sobajic // Int. J. Control. -1992. - V 56, № 2. - P.263-289.

32. Rhoads, R.L. Removal of interfering system distortion by deconvolution / R.L. Rhoads, M.P. Ekstrom // IEEE Trans. Instrumentation and Measurement. - 1969. - V. 17, №4.-P. 333-337.

33. Rosenblatt, F. Principles of Neurodynamics: Perceptrons and the Theory of Brain Mechanisms / F. Rosenblatt. - Washington D.C.: Spartan Book, 1961.

34. Rumelhart, D.E. Learning representations by back-propagating errors / D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams // Nature. - 1986. - V. 323 - P. 533-536.

35. Rumelhart, D.E. Learning internal representations by error propagation / D.E. Rumelhart, G.E. Hinton, R.J. Williams // Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition. - 1986. -V. 1. - P. 318-362.

36. Rumelhart, D.E. Feature discovery and competitive learning / D.E. Rumelhart, D. Zipser // Cognitive science. -1985. - V. 9. - P. 75-112.

37. Saggin, B. Dynamic error correction of a thermometer for atmospheric measurements I B. Saggin, S. Debei, M. Zaccariotto // Measurement. - 2001. - № 30. - P. 223-230.

38. Shestakov, A.L. Dynamic Error Correction Method / A.L. Shestakov // IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. - 1996. - Vol. 45, № 1. - P. 250-255.

39. Silverman, H.F. On deconvolution using the discrete Fourier transform / H.F. Silverman, A.E. Pearson II IEEE Trans. Audi Electroacoust. - 1973. - № 21. - P. 112-118.

40. Vieira, W.G. Identification and predictive control of a FCC unit using a MIMO neural model I W.G. Vieira, V.M.L. Santos, F.R. Carvalho, J.A.F.R. Pereira, A.M.F. Fileti // Chemical Engineering and Processing. -2005. - № 44. - P. 855-868.

41. Warwick, K. Neural networks of control and systems / K. Warwick, G.W. Irwin, K.J. Hunt. - London: Peter Peregrinus, 1988.

42. Widrow, B. Adaptive Switching Circuits / B. Widrow, M. Hoff. - IRE WESCON Convention Record. New York: Institute of Radio Engineers, 1960.

43. Widrow, B. Neural networks: Application in industry, business and science / B. Widrow, D.E. Rumelhart, M.A. Lehr // Comm. ACM. - 1994. - V. 37, № 3. - P. 83-105.



ДОДАТОК А

ІЛЮСТРАТИВНИЙ МАТЕРІАЛ ДО ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ

Кафедра МБЖД

Харківський національний автомобільно-дорожній університет  
Факультет механічний  
Кафедра метрології та безпеки життєдіяльності

ІЛЮСТРАТИВНИЙ МАТЕРІАЛ ДО ДИПЛОМНОЇ РОБОТИ  
магістра


# ДОСЛІДЖЕННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ ВИЗНАЧЕННЯ ДИНАМІЧНИХ ХАРАКТЕРИСТИК В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ВИМІРЮВАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

Завідувач кафедри, канд. техн. наук, доц.


Нормоконтролер, канд. техн. наук, доц.

Керівник, канд. техн. наук, доц.

Студент гр. ММ-61-22

  
О. І. Богатов

  
І. В. Грайворонська

  
А. О. Коваль

  
В. Є. Кошман

м. Харків - 2023

## МЕТА, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕНЬ

Об'єкт дослідження — просторово розподілена інтелектуальна вимірювальна інформаційна система.

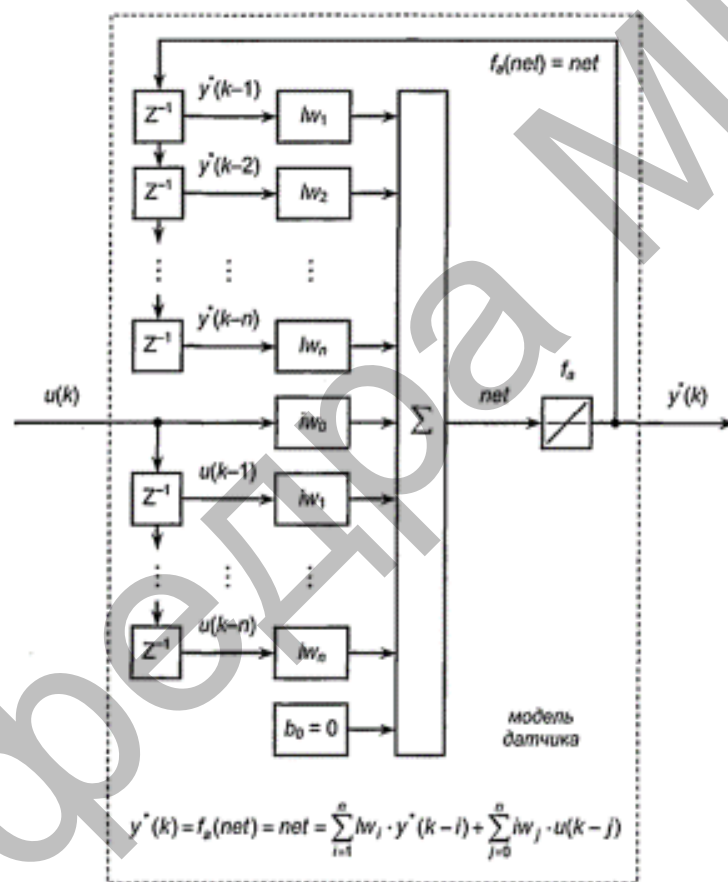
Мета роботи — дослідити нейромережеві методи визначення динамічних характеристик в інтелектуальних вимірювальних інформаційних системах.

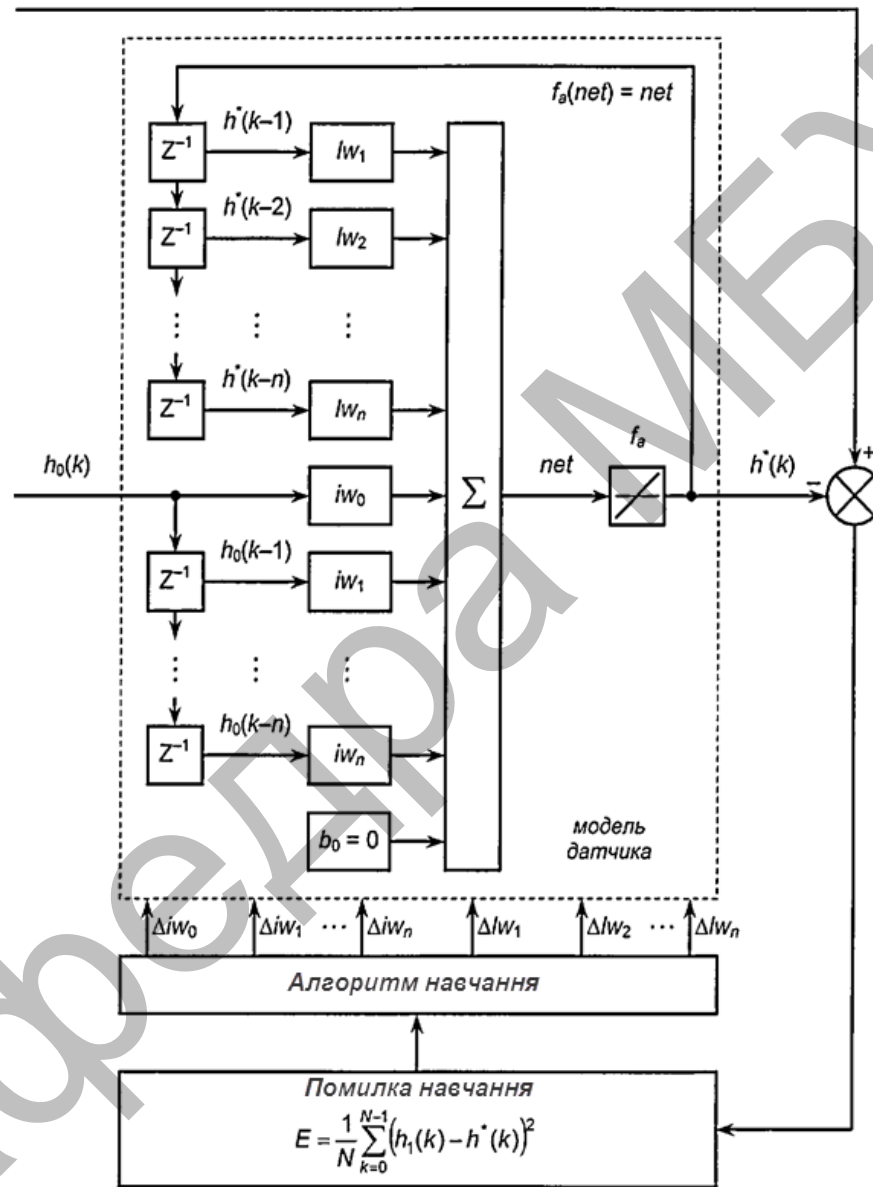
Метод дослідження — нейронних мереж, статистичного та часового аналізу даних вимірювань інтелектуальної вимірювальної інформаційної системи тиску.

Предмет дослідження — процес визначення динамічних характеристик.

В магістерській роботі магістра запропонована методика визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів за рахунок використання нейромережевих алгоритмів.

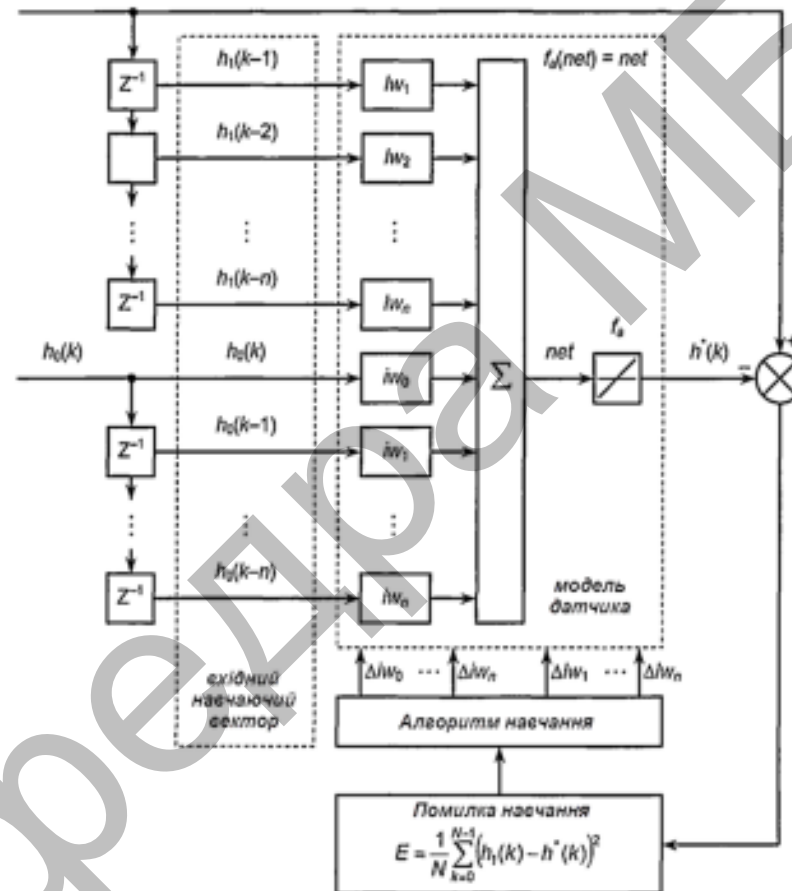
## НЕЙРОМЕРЕЖЕВА МОДЕЛЬ ПЕРВИННОГО ДАТЧИКА ПЕРЕТВОРЮВАЧА



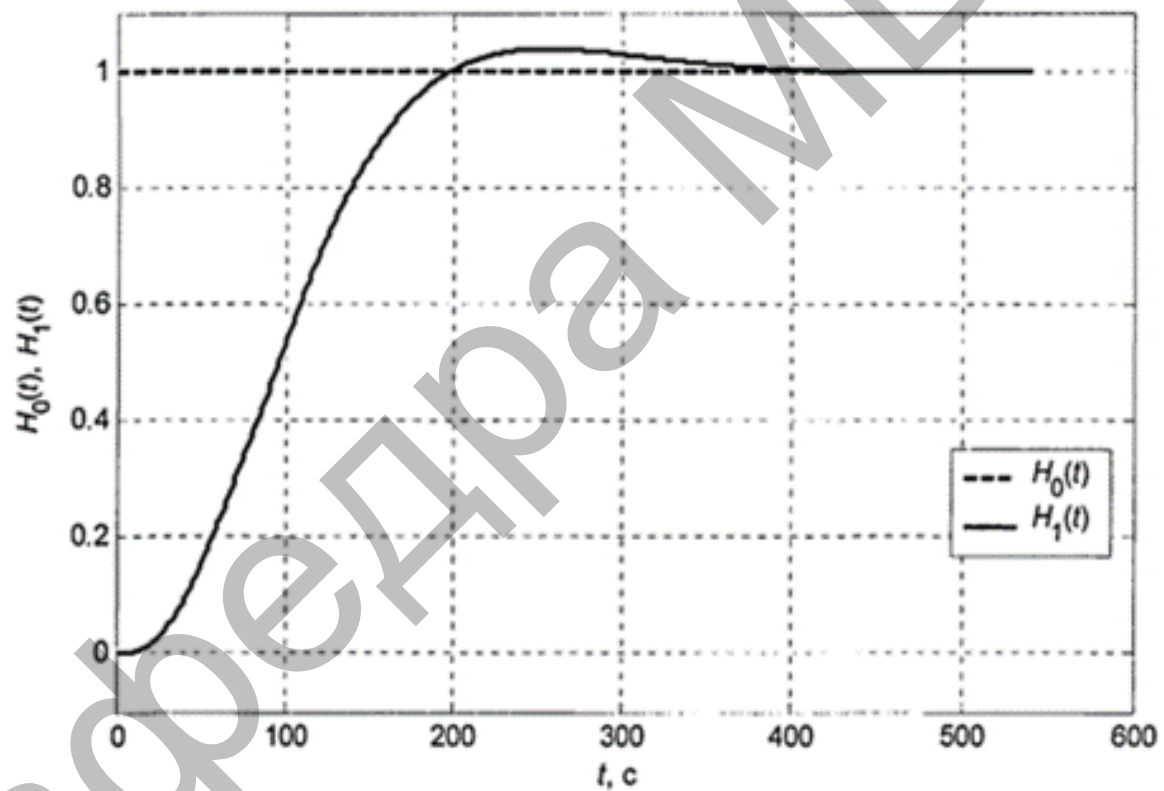


Кафедра МБЖД

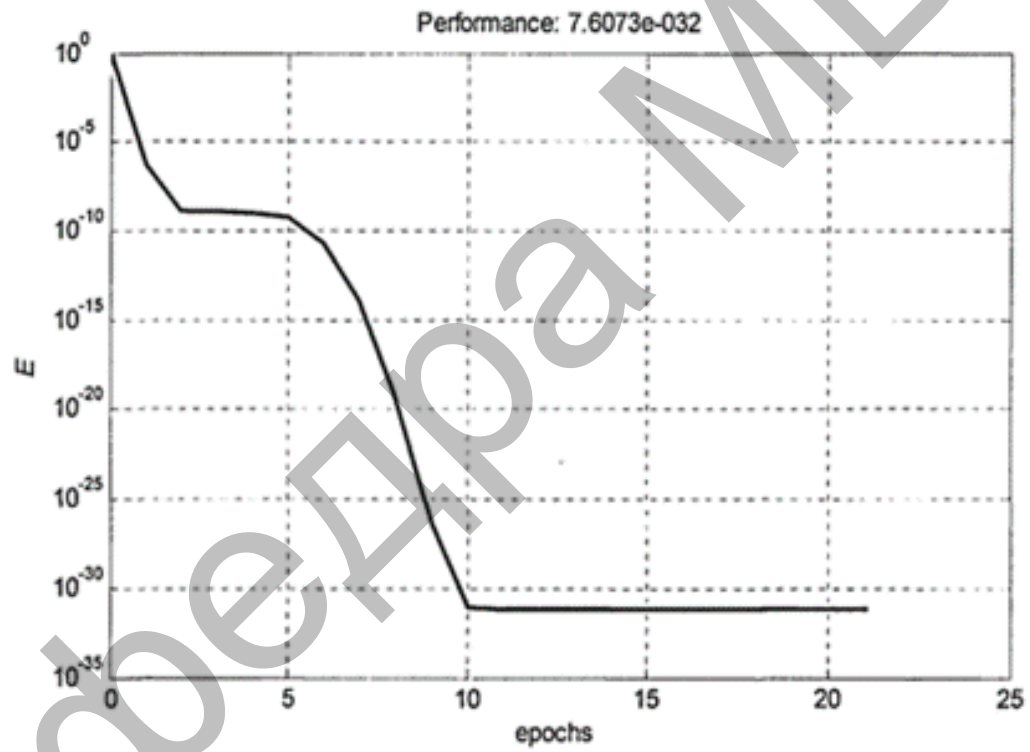
## СХЕМА НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ПЕРВИННОГО ВИМІРЮВАЛЬНОГО ПЕРЕТВОРЮВАЧА В СТАТИЧНОМУ РЕЖИМІ



## НАВЧАЛЬНІ ПОСЛІДОВНОСТІ

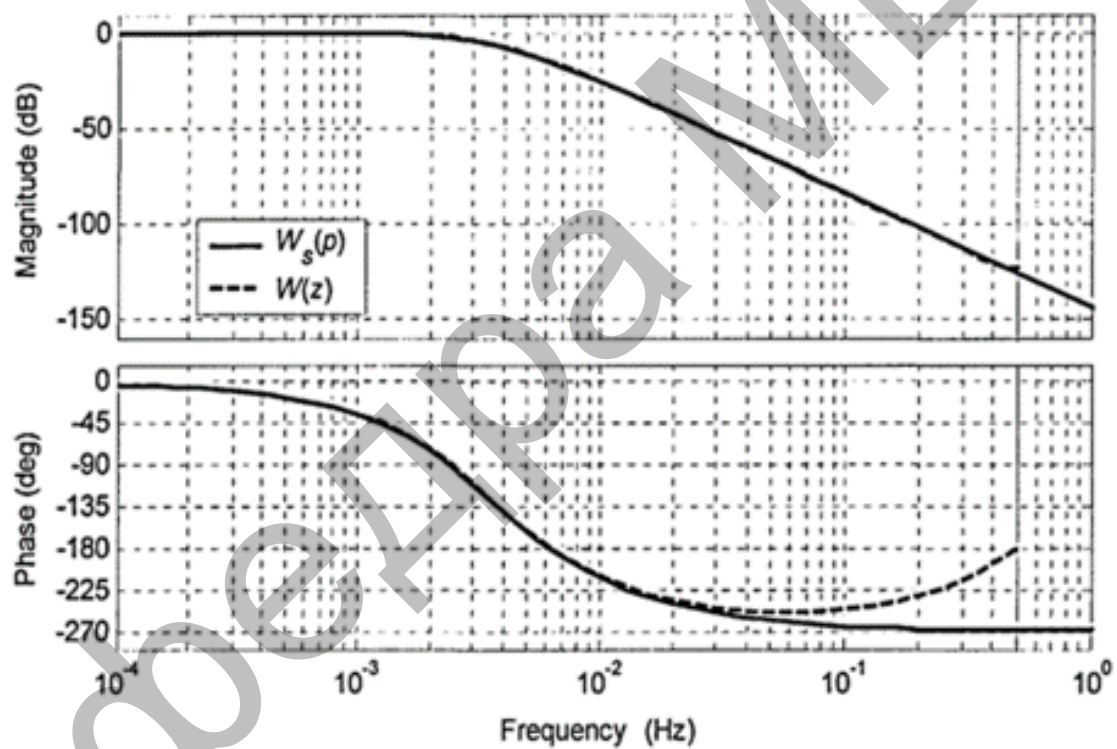


## ГРАФІК ЗМІНИ ПОХИБКИ НАВЧАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ДАТЧИКА

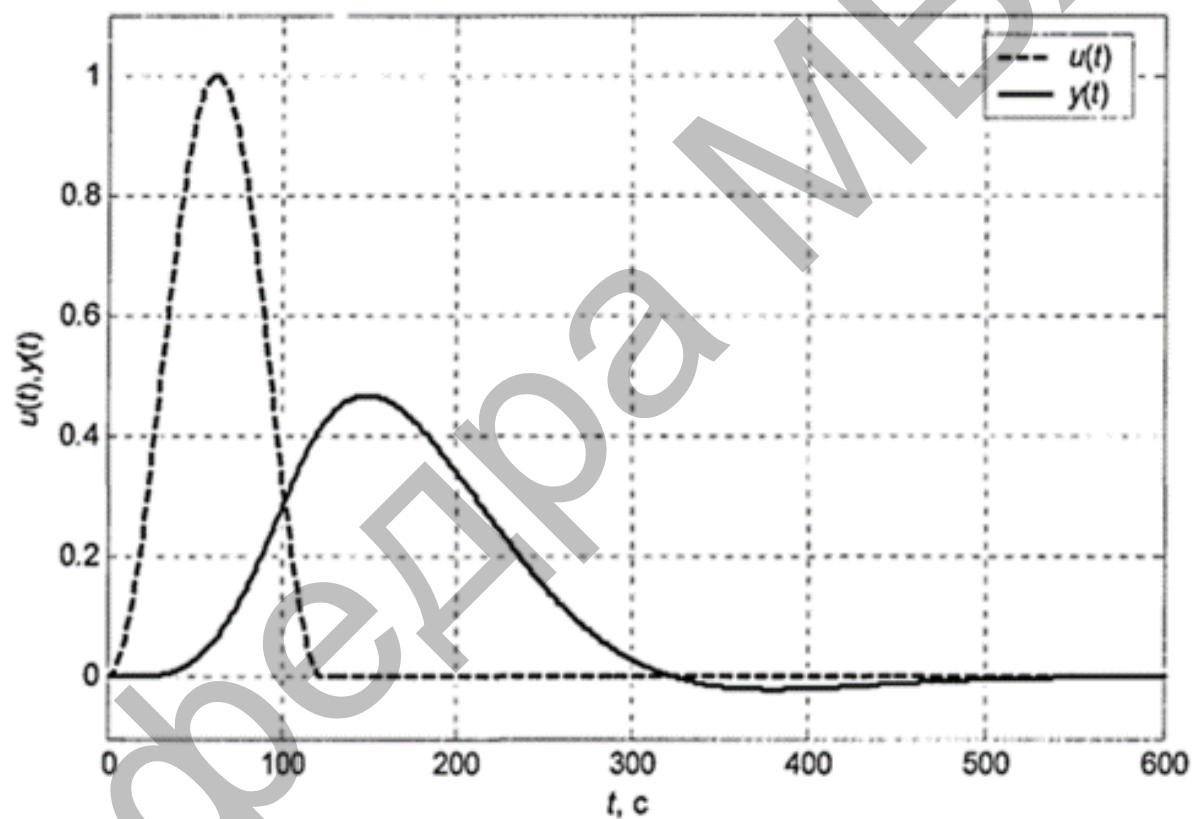




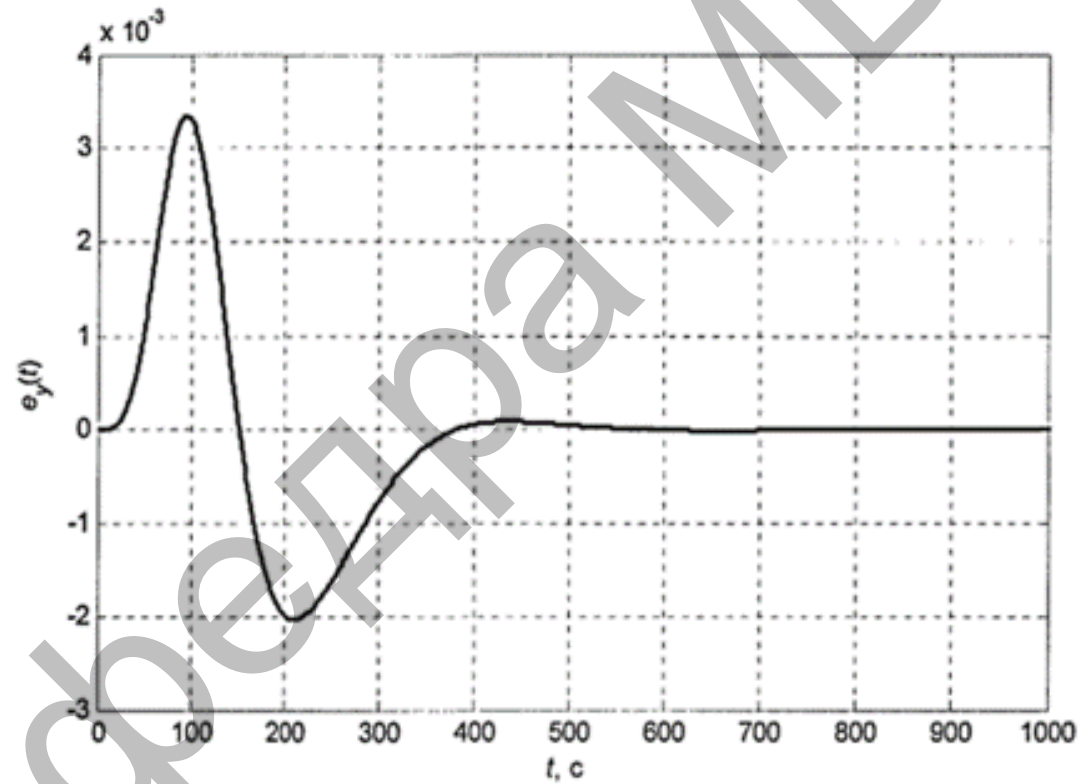
## ЧАСТОТНІ ХАРАКТЕРИСТИКИ МОДЕЛЕЙ ДАТЧИКА



## ВХІДНИЙ І ВИХІДНИЙ СИГНАЛИ МОДЕЛІ ДАТЧИКА



# ПОХИБКА МІЖ ВИХОДАМИ БЕЗПЕРЕРВНОЇ ТА ДИСКРЕТНОЇ МОДЕЛІ ДАТЧИКА



## ВИСНОВКИ:

1. Використання нейромережевої структури моделі датчика дозволяє в процесі її навчання визначати значення параметрів розроблених інверсних моделей первинного вимірювального перетворювача, а значить і його динамічних характеристик
3. Еквівалентність схеми навчання в статичному режимі схемі навчання в динамічному режимі дозволяє значно спростити й прискорити процедуру настроювання параметрів нейромережевої інверсної моделі датчика. Крім того, дана схема дозволяє підвищити точність відновлення динамічно спотворених сигналів за рахунок придушення внутрішніх шумів інверсної моделі.
4. Використання дискретних значень перехідної характеристики безперервної моделі датчика для формування пари навчальних послідовностей дозволяє при навчанні нейромережевої інверсної моделі датчика обґрунтовано вибирати довжину навчальних послідовностей.
5. Результати проведеного математичного моделювання дозволяють зробити висновок про ефективність і високу динамічну точність розроблених моделей і алгоритмів і ефективність розробленої на їх основі методики визначення динамічних характеристик вимірювальних каналів.