

Тернопільський національний економічний університет

На правах рукопису

**Турченко Ірина Василівна**



УДК 004.75

**МЕТОДИ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ОБРОБКИ ДАНИХ  
БАГАТОПАРАМЕТРИЧНИХ СЕНСОРІВ В РОЗПОДІЛЕНИХ  
КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМАХ**

05.13.05 – комп'ютерні системи та компоненти

Дисертація на здобуття наукового ступеня  
кандидата технічних наук

Науковий керівник:  
Саченко Анатолій Олексійович  
доктор технічних наук, професор

Тернопіль - 2008

## З М І С Т

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	4
ВСТУП	5
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ І КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ОБРОБКИ ДАНИХ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНИХ СЕНСОРІВ	12
1.1. „Активні” сенсорно-комп'ютерні системи на основі багатопараметричних сенсорів	12
1.2. Аналіз існуючих методів розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричних сенсорів	18
1.3. Аналіз відомих підходів до формування керуючих впливів	25
1.4. Аналіз існуючих архітектур розподілених комп'ютерних систем обробки даних багатопараметричних сенсорів	31
1.5. Шляхи підвищення ефективності обробки даних багатопараметричних сенсорів та постановка задачі дослідження	36
Висновки по розділу 1	38
РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ВИХІДНОГО СИГНАЛУ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНОГО СЕНСОРА	39
2.1. Розробка математичної моделі багатопараметричного сенсора	39
2.2. Метод розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричного сенсора одномодульною нейронною мережею	53
2.3. Метод розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричного сенсора багатомодульною нейронною мережею	70
Висновки по розділу 2	80

РОЗДІЛ 3. НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ФОРМУВАННЯ КЕРУЮЧИХ ВПЛИВІВ ДЛЯ ДІЛЬНИЦІ ШАХТНОЇ ВЕНТИЛЯЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ	81
3.1. Розробка імітаційної моделі дільниці шахтної вентиляційної мережі	81
3.2. Дослідження процесу формування керуючих впливів для дільниці шахтної вентиляційної мережі	87
3.3. Нейромережевий метод формування керуючих впливів для дільниці шахтної вентиляційної мережі	97
Висновки по розділу 3	108
РОЗДІЛ 4. ЗАСОБИ РОЗПОДІЛЕНОЇ КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ОБРОБКИ ДАНИХ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНИХ СЕНСОРІВ ДЛЯ ДІЛЬНИЦІ ШАХТНОЇ ВЕНТИЛЯЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ	109
4.1. Розробка модулів збору, обробки даних і керування нижнього рівня	109
4.2. Розробка програмного забезпечення сервера верхнього рівня	126
Висновки по розділу 4	139
ВИСНОВКИ	140
ПЕРЕЛІК ДОДАТКІВ	142
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	187

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ**

АЦП	аналого-цифровий перетворювач
БПС	багатопараметричний сенсор
ВГП	вентилятор головного провітрювання
ВОД	вузол обробки даних
ВП	вихідний підсилювач
ІНМ	імовірнісна нейронна мережа
ІФК	інтерфейсний контролер
КВ	керуючий вплив
КМ	комутатор
ЛДАБ	лінійний дискримінантний аналіз Баєса
ЛДАМ	лінійний дискримінантний аналіз Махаланобіса
МЗОДіК	модуль збору, обробки даних і керування
МК	мікроконтролер
МСЦ	моделюючий сервісний центр
ГНМАК	гнучке незалежне моделювання аналогій класу
НМ	нейронна мережа
НС	найближчого сусіда
ОЕ	обчислювальний елемент
ОЗП	оперативний запам'ятовуючий пристрій
ПЗ	програмне забезпечення
ПЗП	постійний запам'ятовуючий пристрій
ПП	пороговий підсилювач
РВП	регулятор витрати повітря
РКС	розподілена комп'ютерна система
ХП	характеристика перетворення
ЦАП	цифро-аналоговий перетворювач
ШВМ	шахтна вентиляційна мережа
ШЛМ	шахтна локальна мережа

## ВСТУП

**Актуальність теми.** Останнім часом все більшого розповсюдження набувають сенсори, вихідний сигнал яких одночасно залежить від декількох фізичних величин, так звані багатопараметричні сенсори [7, 36, 65]. Використання багатопараметричних сенсорів (БПС), як одного з видів інтелектуальних сенсорів [7, 90], відноситься до пріоритетних науково-технічних напрямів поряд з нанотехнологіями та Grid-обчисленнями. Це привело до появи „активних” сенсорно-комп’ютерних систем [90], особливістю яких є не тільки складні алгоритми обробки сенсорних даних, але й наявність засобів формування керуючих впливів на досліджуваний об’єкт або процес, що змінюють динаміку та інтенсивність формування таких впливів в залежності від отримуваних сенсорних даних. Основною метою „активної” сенсорно-комп’ютерної системи є забезпечення користувача більшими обсягами значно краще обробленої та більш достовірної інформації про досліджуваний об’єкт.

В цьому контексті використання БПС призводить до підвищення достовірності інформації про досліджуваний об’єкт. Їх перевагою є також значне зменшення затрат на створення сенсорно-комп’ютерних систем. Однак при цьому виникає задача визначення складових вихідного сигналу БПС, що характеризують кожен окрему фізичну величину [62]. Розробкою таких методів обробки даних БПС займалися вчені Капоне С. [10], Джанг Х. [85], Ллобет Е. [46], Ортега А. [52], Мартін М. [48], та ін. Аналіз цих розробок показав, що дана задача зводиться до задачі розпізнавання значень окремих фізичних величин, що містяться у вихідному сигналі БПС. При цьому нейромережеві методи обробки даних показали добрі потенційні можливості виконання задачі розпізнавання значень фізичних величин у сигналах, що поступають від масивів сенсорів [62] завдяки добрим властивостям узагальнення, самоадаптації та самонавчання [134]. Тому актуальною задачею є дослідження нейромережевих методів обробки вихідних сигналів БПС для розпізнавання значень фізичних величин.

Важливою сферою застосування „активних” сенсорно-комп’ютерних систем на основі БПС є задача контролю допустимої концентрації небезпечних газів, зокрема метану  $\text{CH}_4$  та чадного газу  $\text{CO}$  [29, 110], у шахтних вентиляційних мережах (ШВМ). Проблематику контролю допустимої концентрації небезпечних газів в ШВМ досліджували вчені Фельдман Л., Абрамов Ф., Святний В., Пучков Л., Карпов Е., Бабак Г. [86, 89, 103, 120]. Складність проблеми контролю зумовлена стохастичним характером аерогазових процесів у шахтних вентиляційних мережах, зміною їх топології, значною розподіленістю сенсорно-комп’ютерної системи [55] та великим числом сенсорів вимірювальної підсистеми [86]. Ця складність в повній мірі проявляється при перехідному аерогазодинамічному процесі, коли застосування позиційних керуючих впливів призводить до значного перевищення допустимої границі контрольованого параметру, зокрема допустимої концентрації метану. Тому розробка методів формування керуючих впливів з метою не перевищення допустимої границі концентрації метану в ШВМ при перехідному аерогазодинамічному процесі також є актуальною задачею. При цьому забезпечити відповідну зміну динаміки та інтенсивності формування керуючих впливів в залежності від отримуваних сенсорних даних може апарат штучних нейронних мереж (НМ) з його добрими узагальнюючими властивостями. Вагомий внесок в розвиток нейромережових технологій внесли вчені Розенблат Ф [56], Відров В. та Хофф М. [81], Кохонен Т. [40, 41], Хопфілд Дж. [22], Румельхарт Д. та Вільямс Р. [57], Вербос П. [79], Хайкін С. [134], Мкртчян С. [112], Галушкін А. [92], Горбань А. [95], Амосов М. [87], Івахненко О. [102], Куссуль Е. [106], Різник О. [121], Головка В. [94], Грицик В. [116], Богаєнко І. [88], Куссуль Н. [104] та інші.

Під ефективністю будь-якої технічної, зокрема комп’ютерної системи [107], слід розуміти наскільки результати функціонування системи відповідають меті створення системи. Тому підвищення ефективності обробки даних БПС в складі „активної” сенсорно-комп’ютерної системи доцільно інтерпретувати як підвищення точності розпізнавання фізичних величин, які поступають на вхід БПС та підвищення безпеки шахтного середовища шляхом розробки таких методів

формування керуючих впливів, що забезпечать не перевищення допустимої границі концентрації метану в ШВМ.

Слід відзначити, що сенсорно-комп'ютерна система ШВМ повинна будуватися як система: (i) розподілена – через просторові характеристики ШВМ (глибина шахти, довжина штреків, тощо); (ii) реального часу – через необхідність реакції на перевищення концентрації шкідливих газів в обмежені, хоч і досить великі, проміжки часу; (iii) високої живучості – з врахуванням небезпеки відмови різних компонентів не тільки через ненадійність вузлів самої системи, але й через суттєві природні та експлуатаційні впливи; (iv) ієрархічна – через неможливість забезпечити всю обробку даних в одному місці. Подібними розподіленими комп'ютерними системами, в яких передбачена глибока обробка сенсорних даних, займалися Єнгар С. [33], Лі К. [44], Дапонтє П. [13], Палагін О. [114-115], Николайчук Я. [113], Саченко А. [58-59]. Перелічені вище вимоги зумовлюють специфіку організації процесу обробки даних БПС при використанні останніх в складі розподіленої комп'ютерної системи ШВМ. Тому доцільно розглядати такий процес обробки даних БПС як єдиний цілісний процес, а задачу його вдосконалення – як комплексну задачу підвищення ефективності.

#### **Зв'язок роботи з науковими програмами, планами та темами.**

Дисертаційна робота виконана в рамках теми ІОСУ-71-05К „Розробка і дослідження технологій розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричних сенсорів з використанням штучних нейронних мереж” (2005-2007 рр.), номер держреєстрації 0105U008182, двостороннього україно-італійського науково-дослідного проекту М/79-2004 „Development of WEB-based Instrumentation with Distributed Intelligence” (2004-2006 рр.), номер держреєстрації 0104U006975 та двостороннього україно-американського проекту CRDF CGP #UE2-2534-TE-03 „Investigation of the Intelligent Properties of Re-Configurable Network Capable Application Processor in Adaptive Distributed Instrumentation and Control Systems” (2004-2006 рр.), що виконувалися на кафедрі інформаційно-обчислювальних систем і управління та у Науково-дослідному інституті інтелектуальних комп'ютерних систем Тернопільського націо-

нального економічного університету. Автор є відповідальним виконавцем теми ІОСУ-71-05К та виконавцем проектів М/79-2004 та CRDF CGP #UE2-2534-TE-03.

**Мета і завдання дослідження.** Метою роботи є підвищення ефективності обробки даних в розподілених комп'ютерних системах за рахунок нейромережових методів розпізнавання вихідних сигналів багатопараметричних сенсорів та формування керуючих впливів для ділянок шахтної вентиляційної мережі.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні завдання:

- аналіз характеристик перетворення БПС та методів розпізнавання їх вихідних сигналів;
- аналіз існуючих підходів до формування керуючих впливів (КВ), архітектур РКС та відповідних їм шляхів підвищення ефективності обробки даних БПС і формування КВ;
- розробка та експериментальні дослідження нейромережових методів розпізнавання вихідних сигналів БПС;
- розробка та експериментальні дослідження нейромережевого методу формування КВ для ділянки ШВМ;
- створення апаратно-програмних компонентів, що реалізують нейромережеві методи розпізнавання вихідних сигналів БПС та формування КВ.

*Об'єкт дослідження* – процеси обробки даних багатопараметричних сенсорів в розподілених комп'ютерних системах.

*Предмет дослідження* – нейромережеві методи розпізнавання вихідних сигналів багатопараметричних сенсорів та формування керуючих впливів.

*Методи дослідження.* Структурний та функціональний аналіз, чисельний аналіз, методи імітаційного та комп'ютерного моделювання, методи теорії штучних НМ, методи теорії вимірювань, систем керування та обчислювальних систем.

#### **Наукова новизна одержаних результатів.**

- Вдосконалено метод обробки вихідного сигналу БПС, що відрізняється від відомих розпізнаванням масиву даних, отриманих у різних режимах функціонування одиничного БПС, одномодульною НМ, що дозволило



підвищити точність визначення окремих фізичних величин (середнє відносне відхилення розпізнавання в найгіршому випадку не перевищує 2%).

- Отримав подальший розвиток метод обробки вихідного сигналу БПС, що відрізняється від попереднього використанням багатомодульної НМ, кожен модуль якої обробляє окремі піддіпазони вихідного сигналу БПС, що дозволило додатково підвищити точність розпізнавання при одночасному зменшенні часової складності алгоритму навчання НМ та збільшенні необхідної пам'яті (для тримодульної НМ точність підвищено у 2 рази при зменшенні складності та збільшенні пам'яті у 3 рази).
- Запропоновано новий метод формування КВ для дільниці ШВМ, що відрізняється від відомих імітаційним моделюванням динаміки аерогазодинамічного середовища дільниці та знаходженням множини оптимальних навчальних векторів для НМ, яка формує КВ, що дозволило підвищити ефективність обробки даних за рахунок зниження більше ніж на порядок концентрації метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу при зміні параметрів дільниці у широкому діапазоні.

**Практичне значення одержаних результатів** полягає у розробці та впровадженні компонентів РКС:

- апаратного та програмного забезпечення модуля збору, обробки даних і керування нижнього рівня з віддаленим перепрограмуванням для розпізнавання концентрацій  $\text{CH}_4$  та  $\text{CO}$  на дільницях ШВМ по проекту М/79-2004;
- програмного забезпечення сервера верхнього рівня, що взаємодіє з моделюючим сервісним центром, розробленим для вугільної промисловості, для обчислювальної підтримки функціонування модулів нижнього рівня.

Теоретичні та практичні результати роботи використані при викладанні дисциплін „Теорія нейронних мереж”, „Вимірювання, контроль, сертифікація комп'ютерних систем”, „Сенсори СКС” на кафедрі інформаційно-обчислювальних систем і управління Тернопільського національного економічного університету.

**Особистий внесок здобувача.** Усі теоретичні та експериментальні дослідження, розробка методів, моделей, алгоритмічного та програмного забезпечення виконані автором самостійно. Аналіз результатів окремих досліджень, розробка окремих схемних рішень і впровадження результатів дисертаційної роботи проведені у співавторстві згідно з наведеним списком праць, у яких автору дисертаційної роботи належать: (1) варіанти математичних моделей вихідних сигналів БПС [67, 71, 75, 132], що дозволили провести імітаційне моделювання нейромережових методів розпізнавання значень фізичних величин, (2) методи розпізнавання вихідних сигналів БПС за допомогою одномодульної [67, 132] та багатомодульної НМ [67, 72], що дозволили підвищити ефективність обробки даних шляхом підвищення точності розпізнавання значень фізичних величин, (3) оцінка обчислювальної складності методів розпізнавання [67], що дозволила виявити переваги та недоліки розроблених методів розпізнавання, (4) статична імітаційна модель дільниці ШВМ [74, 76], яка дозволила розробити динамічну імітаційну модель дільниці ШВМ, що враховує перехідні аерогазодинамічні процеси в початковий момент провітрювання, (5) динамічна імітаційна модель дільниці ШВМ та результати імітаційного моделювання перехідних аерогазодинамічних процесів [68, 74, 130], що дозволили розробити та дослідити нейромережовий метод формування КВ, (7) структура та вимоги до мережевого прикладного процесора РКС [39], що дозволили здійснити розподіл обчислювальних функцій між рівнями РКС.

**Апробація результатів дисертації.** Результати дисертаційної роботи доповідалися на міжнародних конференціях та симпозіумах: на третій міжнародній науково-практичній конференції „Мікропроцесорні пристрої та системи в автоматизації виробничих процесів” (Хмельницький, Україна, 2004), на другій міжнародній конференції „IEEE International Conference on Intelligent Systems IS'2004” (Варна, Болгарія, 2004), на третьому міжнародному симпозіумі „IEEE International Workshop of Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Application” IDAACS'2005 (Софія, Болгарія, 2005), на 23-й

міжнародній конференції "IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference IMTC/2006" (Сорренто, Італія, 2006), на міжнародній конференції „International Conference “Modern Problems of Radio-Engineering, Telecommunications and Computer Science TCSET’2006” (Львів-Славсько, Україна, 2006) та на четвертій міжнародній конференції “International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence ICNNAI’2006” (Брест, Білорусь, 2006), на четвертому міжнародному симпозиумі „IEEE International Workshop of Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems IDAACS’2007” (Дортмунд, Німеччина, 2007).

**Публікації.** За результатами виконаних досліджень опубліковано 14 наукових праць загальним об’ємом 110 сторінок, з них 7 статей у фахових журналах (3 одноосібні), 7 праць у збірниках міжнародних науково-технічних конференцій.

**Структура та об’єм роботи.** Дисертація складається з вступу, чотирьох розділів, висновків, викладених на 132 сторінках основного машинописного тексту, списку використаних джерел (138 найменувань). Робота містить 81 рисунок, 15 таблиць та 15 додатків.

## РОЗДІЛ 1

### АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МЕТОДІВ І КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ ОБРОБКИ ДАНИХ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНИХ СЕНСОРІВ

#### **1.1. „Активні” сенсорно-комп'ютерні системи на основі багатопараметричних сенсорів**

З розвитком науки та технологій стали все ширше використовуватися технічні пристрої, що замінюють органи чуття людини, і які прийнято називати сенсорами. Головним елементом сенсора є чутливий елемент, який реагує на зовнішній вплив та передає сигнал на вихід сенсора. З розвитком мікроелектроніки з'явилися так звані „розумні” сенсори, що характеризуються невеликими габаритами, високою чутливістю, гнучкістю, адаптацією до умов роботи, багатофункціональністю, „інтелектуальністю” – тобто глибокою та складною обробкою первинної інформації з видачею користувачеві потрібних йому даних в обробленій та зручній формі, наявністю інтерфейсів до сучасних комп'ютерів [7, 90].

З появою ЕОМ з'явилися можливості виконувати досить складну обробку первинної інформації, що поступає від сенсорів. Сенсори та комп'ютери об'єднуються в сенсорно-комп'ютерні системи [90], в яких сенсори виконують роль зовнішніх „органів чуття” комп'ютера, поставляючи йому первинну „сиру” інформацію. Складну обробку цієї інформації, підготовку до її видачі у зручній для користувача формі, довготривале зберігання, документування та систематизацію виконує комп'ютер. Тому такі сенсорно-комп'ютерні системи отримали назву „пасивні” [90]. На відміну від „пасивних”, до складу „активних” сенсорно-комп'ютерних систем входять засоби впливу на досліджуваний об'єкт або процес (рис. 1.1). Цими засобами керує комп'ютер, який може автоматично змінювати динаміку та інтенсивність керуючих впливів у залежності від даних, які поступають від сенсорів [90], сприймати та аналізувати викликані цим зміни об'єкту. Основною метою „активної” сенсорно-комп'ютерної системи є забезпечення користувача

більшими обсягами значно краще обробленої та більш достовірної інформації про досліджуваний об'єкт. При цьому забезпечувати високу достовірність інформації повинна сенсорна підсистема.

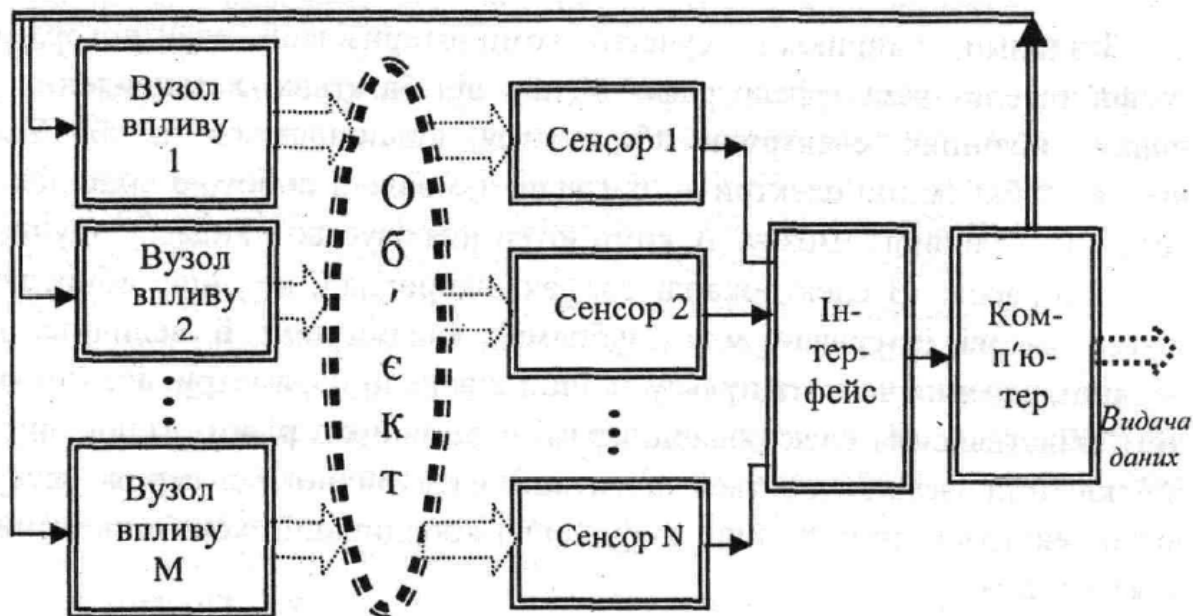


Рис. 1.1. „Активна” сенсорно-комп’ютерна система

Завжди однією з основних вимог до сенсорів була чутливість до однієї, власне вимірюваної, фізичної величини. Такі сенсори називають однопараметричними. Залежність вихідного сигналу сенсора від інших фізичних величин вважалася недоліком. Такі фізичні величини відносили до впливаючих факторів. Їх вплив на результат збору даних зменшували шляхом: (і) розробки вдосконалених сенсорів [122], для яких вплив інших, крім вимірюваної, фізичних величин не перевищує допустимої похибки (конструктивно-технологічні методи вдосконалення сенсорів); (іі) відповідної корекції [127] вихідного сигналу сенсора (структурно-алгоритмічні методи). Наприклад, для термопар це: (і) розробка термопар типу В, для яких вплив температури вільних кінців не перевищує 0.3 допустимої похибки [97]; (іі) корекція впливу температури вільних кінців [96].

Останнім часом все більшого розповсюдження набувають сенсори, вихідний сигнал яких навмисно залежить від декількох фізичних величин, так звані багатопараметричні сенсори [7, 36, 65, 90]. БПС використовують для одночасного

збору даних про декілька фізичних величин. Якщо від дії окремих фізичних величин залежать різні параметри вихідного сигналу, то проблеми з побудовою відповідних систем збору даних не виникають. Однак така ситуація не є характерною для БПС. Частіше вимірювані фізичні величини впливають на всі параметри вихідного сигналу БПС. Наприклад, дуже часто чутливий елемент БПС виконано у вигляді півки, що контактує з вимірюваними фізичними величинами. Таку структуру зокрема мають сенсори, що використовуються для визначення різних типів забруднень при екологічних дослідженнях, а також сенсори визначення вибухонебезпечних газів [10], що часто використовуються в гірничодобувній промисловості. Типовими БПС, які використовуються у гірничодобувній промисловості, є сенсори TGS-813 та TGS-822 (рис. 1.2) фірми Figaro, Inc [24].



Рис. 1.2. Зовнішній вигляд БПС TGS-813 (а) та TGS-822 (б) фірми Figaro

БПС TGS-813 [25] є сенсором загального призначення з широким спектром реагування до концентрації вибухонебезпечного газу, має високу чутливість до газів метану, пропану та бутану. БПС TGS-822 [26] є дещо спеціалізованим, має високу чутливість до органічних розчинних парів, зокрема етанолу, має високу стабільність і надійність вихідної характеристики перетворення (ХП) в часі. Обидва БПС мають довгий термін експлуатації, низьку ціну та просту електричну схему підключення до блоку збору сенсорних даних. Їх основними сферами застосування є визначення газів в закритому об'ємі, застосування в переносних детекторах газів, використання як детекторів алкоголю, сухого повітря та розчинних випарів у промисловості при

виробництві напівпровідників. Чутливий елемент цих БПС виконано на базі плівки  $\text{SnO}_2$ , що має низьку провідність в чистому повітрі і при нагріванні робочим струмом чутлива до концентрації різних газів. Вихідною величиною цих сенсорів є провідність, значення якої залежить від концентрації газів у повітрі.

Як видно з рис. 1.3, ХП сенсора TGS-813 [25] найбільш явно виражені при концентраціях від 500 до 10000 ppm (part per million – мільйонна частина концентрації, відкладено по осі X). ХП TGS-822 [26] найбільш явно виражені при концентраціях від 50 до 5000 ppm (рис. 1.4). Числовий аналіз ХП цих БПС показав, що вони перекриваються по діапазонах робочих концентрацій. По осі Y на рис. 1.3 та рис. 1.4 відкладено значення коефіцієнта опору  $R_s/R_o$  кожного БПС. Значення

опору при різних концентраціях  $R_s = \left( \frac{V_C}{V_{RL}} - 1 \right) \times R_L$ , де  $V_C$  - напруга живлення БПС,

$V_{RL}$  - напруга на вихідному резисторі схеми включення БПС,  $R_L$  - опір вихідного резистора схеми включення БПС, опір  $R_o$  - опір БПС при перебуванні в метані з концентрацією 1000 ppm.

Таким чином, аналіз типових ХП БПС TGS-813 та TGS-822 показав, що у вихідному сигналі БПС одночасно міститься інформація про декілька фізичних величин. Тому додатковою перевагою БПС є також значне зменшення затрат на створення сенсорно-комп'ютерних систем, оскільки одними і тими ж каналами зв'язку можливо передавати інформацію відразу про декілька фізичних величин. При цьому задача обробки вихідного сигналу БПС полягає у визначенні складових його вихідного сигналу, що характеризують кожну окрему фізичну величину [62]. Задача визначення різних фізичних величин на основі вихідного сигналу БПС полягає в тому, що маючи один вихідний сигнал БПС необхідно визначити, яка частина (складова) цього сигналу характеризує кожну окрему фізичну величину. Очевидно, що ця задача є задачею розпізнавання образів або патернів.

Основними небезпечними газами у гірничодобувній промисловості є газ метан ( $\text{CH}_4$ ) та оксид вуглецю (чадний газ –  $\text{CO}$ ). В одній із відомих систем [84] для

збору даних про допустиму концентрацію газів (рис. 1.5) використовуються три БПС Sensor1-3: два TGS-813 для  $\text{CH}_4$  та один TGS-822 для  $\text{CO}$ . Крім БПС, система збору даних складається з аналогової інтерфейсної схеми Analog-Interface Circuit, АЦП A/D, мікроконтролера (МК) Microcontroller, що керує живленням сенсорів Supply Control та міні-дисплея на рідких кристалах LCD для поточного відображення концентрації газів. Обчислювальна потужність вибраного МК є невисокою, вибрано Atmel AT90s8515, 512 байт ОЗП, з 512 байт флеш-пам'яті, 8 Кб ПЗП, чотирьох портів вводу/виводу для реалізації інтерфейсів UART та SPI.

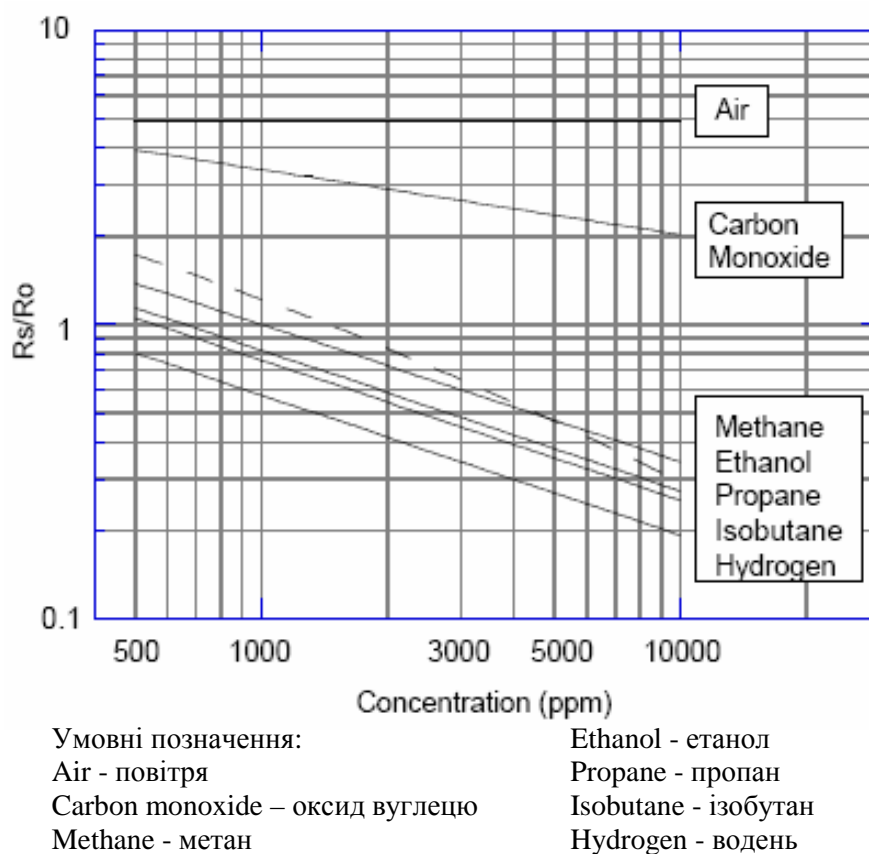
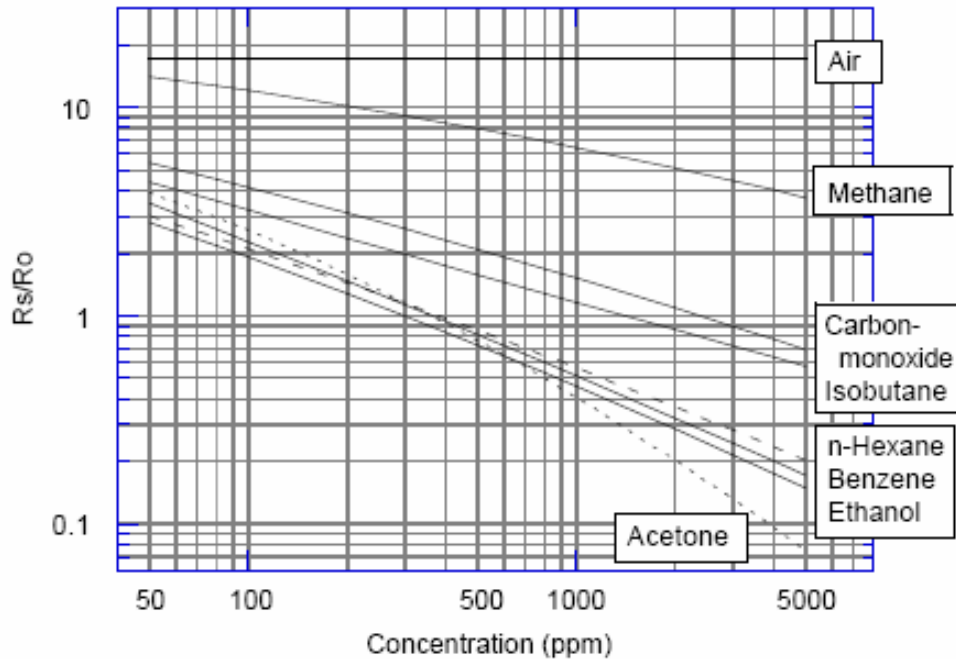


Рис. 1.3. Типові характеристики перетворення БПС TGS-813

Концентрація газів вимірюється шляхом зміни МК напруги живлення БПС, тому ця схема забезпечує вимірювання концентрацій різних газів одним БПС. Однак використати реальні дані, отримані за допомогою цієї схеми, для дослідження методів розпізнавання вихідного сигналу БПС не є можливим через (1) складність та трудомісткість отримання великого набору даних, необхідних для проведен-



ня натурних експериментів; (2) складність створення експериментальної установки для реального функціонування БПС в лабораторних умовах; (3) обмеження, що накладаються реальними даними про вихідний сигнал конкретного БПС.



Умовні позначення:

Air - повітря	Isobutane - ізобутан
Methane - метан	n-Hexan - гексан
Carbon monoxide – оксид вуглецю	Benzene - бензол
	Ethanol - етанол
	Acetone - ацетон

Рис. 1.4. Типові характеристики перетворення БПС TGS-822

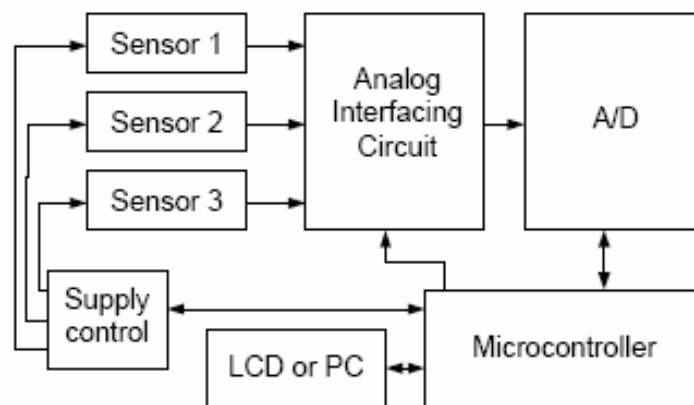


Рис. 1.5. Система збору даних БПС TGS-813 та TGS-822

Тому доцільно розробити математичну модель вихідного сигналу БПС для вирішення задачі розпізнавання значень фізичних величин, що міститься у його вихідному сигналі. Чутливість БПС до різних концентрацій газів (рис. 1.3 - 1.4) є

вихідною ХП даного БПС по відношенню до них. Візуальний аналіз цих ХП та аналіз числових даних дозволяє попередньо вибрати математичний закон перетворення  $X$  в  $Y$  для побудови математичної моделі вихідного сигналу БПС. Така ХП може бути проімітована поліномом другого порядку [119]. Причому граничні умови математичних моделей для проведення імітаційного моделювання повинні перевищувати мінімальні та максимальні значення концентрацій, наведені по осі  $X$  на рис. 1.3 та рис. 1.4.

Таким чином, в §1.1 визначено структуру та функції „активних” сенсорно-комп’ютерних систем та проведено аналіз ХП БПС, що дозволило визначити задачу обробки даних БПС як задачу розпізнавання значень фізичних величин на основі їх вихідного сигналу, сформулювати вимоги та попередньо вибрати математичний закон для побудови математичної моделі вихідного сигналу БПС.

## **1.2. Аналіз існуючих методів розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричних сенсорів**

Як показано §1.1, задача обробки даних БПС зводиться до задачі розпізнавання значень фізичних величин на основі їх вихідного сигналу. Тому доцільно провести аналіз існуючих методів розпізнавання вихідних сигналів БПС.

При проведенні аналізу відомих методів розпізнавання доцільно буде враховувати наступні критерії оцінки [62]:

1. *Висока точність.* Метод повинен точно класифікувати нові сигнали сенсора (яких не було в навчальній вибірці) і мати низький процент фальшивих спрацювань. Наприклад, у життєво-важливих сферах відносна похибка розпізнавання повинна бути меншою за 10%.
2. *Швидкість розпізнавання.* Метод повинен здійснювати класифікацію швидко для можливості його застосування в системах реального часу.
3. *Простота навчання.* Навчання має бути швидким. В багатьох застосуваннях існують періодично оновлювані бази даних патернів, що вимагає перенавчання.

4. *Вимоги до пам'яті.* Методи повинні працювати на МК, що мають обмежені ресурси ОЗП чи ПЗП.
5. *Стійкість до викидів.* Вірогідність помилкових спрацювань шляхом розділення даних, на яких навчалися методи, і на яких ні, повинна бути малою. Навчання методу доцільно проводити на важливих складових, любий невизначений сигнал БПС повинен бути проігнорований.
6. *Обчислення рівня невизначеності.* Методи повинні обчислювати статистичну оцінку вірогідності розпізнавання.

Аналіз методів розпізнавання вихідних сигналів БПС здійснювався дослідниками на багатьох типах вхідних даних [15, 50] та у специфічних предметних областях [43, 80].

Наприклад, Дерде та Массарт [15] проводять якісний аналіз методів класифікації популярних в загальній хімометрії, зокрема методів гнучкого незалежного моделювання аналогій класу (ГНМАК) - Soft Independent Modeling of Class Analogy, дискримінантного лінійного аналізу та ін. за критеріями оптимальних границь рішень, областей перекриття, точності визначення, викидів. Основні висновки цих дослідників - вибір кращого методу розпізнавання істотно залежить від сфери застосування; кращі результати дає використання змішаних підходів.

Найбільш повний аналіз методів розпізнавання вихідних сигналів БПС здійснено в [50]. Автори проаналізували 23 методи розпізнавання, базовані на машинному навчанні, статистичних та нейромережових підходах і порівняли їх кількісно та якісно. Їх висновки зводяться до того, що нейромережові методи дають найкращі показники, проте вимагають довгого часу навчання та інтуїції експерта-дослідника для цілеспрямованого застосування.

Найпростішим методом є метод найближчого сусіда (НС) - Nearest Neighbor [66], що базується на обчисленні Евклідової відстані. Метод не потребує фази навчання, розпізнавання нового патерна відбувається на основі мінімальної Евклідової відстані між новим патерном та кожним існуючим патерном

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_{ik} - x_{jk})^2}$$
,  $x_{ik}$  та  $x_{jk}$  -  $k$ -та змінна патерну  $i$  та  $j$  відповідно,  $n$  - кількість змінних в патернах  $x_{ik}$  та  $x_{jk}$ .

Метод статистичного розпізнавання [16] - лінійний дискримінантний аналіз Махаланобіса (ЛДАМ) - Mahalanobis Linear Discriminant Analysis, подібно до попереднього методу, базується на обчисленні відстані Махаланобіса  $d_{ij} = \sqrt{(X_i - \bar{X}_j)' S^{-1} (X_i - \bar{X}_j)}$  між вектором патерна  $i$  ( $X_i$ ) та усередненим вектором патерна класу  $j$  ( $\bar{X}_j$ ), де  $S$  - сумарна коваріаційна матриця, що є оцінкою загальної коваріації класів. Коваріаційні матриці слабо відрізняються між собою для кожного класу. Розпізнавання нового патерну відповідає знаходженню мінімальної відстані Махаланобіса до найближчого усередненого патерна.

Метод лінійного дискримінантного аналізу Баєса (ЛДАБ) - Bayes Linear Discriminant Analysis - базується на Баєс-стратегії мінімізації ризику [16, 66]. Навчання здійснюється шляхом використання усередненого вектора для кожного класу і загальної коваріаційної матриці для позиціонування дискримінанту (зваженого вектора) і задоволення Баєсовського критерію. Класифікація нового патерна до певного класу базується на розмірі дискримінанту – скалярний добуток вектора нового патерну з кожним зваженим вектором. Класифікація здійснюється до класу, дискримінант якого має максимальне значення.

Метод ГНМАК використовує методологію визначення головних компонент для побудови індивідуальної багатопараметричної моделі кожного класу [15-16, 66]. Модель кожного класу використовує стільки головних компонент, скільки необхідно для адекватного опису кожного класу. Класифікація здійснюється шляхом обчислення відхилення між новим патерном і моделлю класу. Відповідно новий патерн відноситься до того класу, різниця з яким є мінімальною.

У методі штучних НМ (ШНМ) – artificial neural networks – група вхідних нейронів НМ відповідає за відображення вхідного патерну до відповідного бажаного класу, наприклад, кожен вихідний нейрон відповідає окремому класу

патернів з навчальної вибірки [6]. В процесі навчання модифікуються вагові коефіцієнти та пороги нейронів НМ і зменшується похибка класифікації вхідних патернів з навчальної вибірки. Процес класифікації нового патерну полягає в проходженні цього патерну через НМ, вихідний нейрон, який має максимальне значення показує до якого класу відноситься вхідний патерн.

Модифікацією методу ШНМ є імовірнісна НМ (ІНМ) - *probabilistic neural network* [12, 63]. Для класифікації нового патерна використовується функція густини імовірності, яка визначає імовірність відношення нового патерна до кожного класу даних. Навчання ІНМ здійснюється шляхом копіювання кожного патерну з навчальної вибірки до схованого шару НМ та оптимізація цього шару методом перехресної перевірки. Класифікація нового патерна здійснюється проходженням вектора патерна через НМ. При цьому вхідний шар НМ використовується для збереження цього нового патерна, що розпізнається, поки він послідовно проходить через схований шар. На кожному нейроні схованого шару обчислюється відстань внутрішнього добутку між новим патерном і патерном з вибірки навчання, збереженому в цьому схованому нейроні. За шаром схованих нейронів розміщується рівень сумуючих нейронів, один нейрон для кожного класу вхідних даних. Цей шар сумує виходи всіх схованих нейронів, що відповідають певному класу і передає результат на вихідний шар. Кількість нейронів вихідного шару відповідає кількості класів вхідних даних. На кожному нейроні вихідного шару обчислюються значення імовірності належності нового патерна до певного класу патернів з навчальної вибірки.

Метод квантування навчального вектора (КНВ) – *learning vector quantization* – допускає [41], що базова функція густини імовірності для кожного класу характеризується малим набором контрольних векторів, що визначаються за допомогою конкурентного навчання. Під час навчання контрольні вектори поступають на сховані нейрони, що випадковим чином класифікують ці вектори, і конкурентно навчаються для визначення структури простору вхідних патернів. Початкове призначення класу з навчальної вибірки для кожного контрольного

вектора здійснюється використовуючи відносний розподіл класів вихідних даних, тому схований шар нейронів статистично точно представляє вихідний простір патернів. Початкове розміщення кожного контрольного вектора представляється усередненим вектором з навчального набору. Після ініціалізації патерни з навчального набору випадковим чином подаються на сховані нейрони. Для кожної ітерації, нейрон, що є найближчим до даного патерну є нейроном-переможцем. Класифікація нового патерну відбувається подібно до методу НС, за виключенням того, що схований шар НМ замінює навчальну вибірку.

Результати порівняльного аналізу методів по вищезгаданих критеріях [62], показують, що тільки методи НС та ІНМ не задовольняють критерій швидкості розпізнавання через те, що відстань між новим патерном і кожним патерном з навчальної вибірки повинна обчислюватися для кожної ітерації (табл. 1.1). При малому розмірі навчальної вибірки це не є недоліком, але при великій навчальній вибірці це може вимагати значних обчислювальних ресурсів. Крім того, спільним недоліком статистичних методів розпізнавання НС, ЛДАМ, ЛДАБ, ГНМАК є значне збільшення об'єму експериментальних досліджень для формування великої вибірки навчання і забезпечення високої точності розпізнавання.

Метод ШНМ є самим повільним і найбільш важким з позицій навчання. Однак враховуючи те, що фази навчання і розпізнавання в загальному випадку можуть бути розділені, а фаза навчання може здійснюватися на більш продуктивному обчислювальному засобі, це теж не можна вважати важливим недоліком [77]. Іншим недоліком методу штучних НМ є необхідність вибору оптимальної структури НМ, однак це досягається шляхом визначення рекомендацій до вибору структури НМ на етапі попередніх експериментальних досліджень.

Методи НС та ІНМ мають найбільші вимоги до пам'яті через те, що в процесі класифікації вимагають додаткового збереження кожного вектора з навчальної вибірки. Щодо критерію стійкості до викидів, то методи, базовані на обчисленні відстані, можуть легше забезпечити цей критерій через те, що коли обчислене значення відстані є дуже великим, такий патерн відкидається як викид. Критерій

обчислення рівня невизначеності вимагає достатньо великого розміру вхідної навчальної вибірки та додаткових потужних обчислювальних ресурсів [2]. Однак для методів ЛДАМ, ЛДАБ, ГНМАК, ІНМ таке обчислення є простим, тому що виходи класифікаторів вже представлені постеріорними імовірностями. Інші методи – ІНМ, КНВ та ШНМ для обчислення цього критерію використовують відому теорему Баєса, мінімаксий критерій та перехресну ентропію [6, 15].

Таблиця 1.1

Якісне порівняння відомих методів розпізнавання вихідного сигналу БПС

Кр-рій Метод	Швидкість розпізнавання	Простота навчання	Вимоги до пам'яті	Стійкість до викидів	Обчислення рівня невизначеності
НС	Низька	Так	Високі	Так	Можлива
ЛДАМ	Швидка	Так	Низькі	Так	Так
ЛДАБ	Швидка	Так	Низькі	Деколи	Так
ГНМАК	Швидка	Деколи	Низькі	Так	Так
ШНМ	Швидка	Ні	Низькі	Деколи	Можлива
ІНМ	Низька	Так	Високі	Так	Так
КНВ	Швидка	Деколи	Низькі	Так	Можлива

Таким чином, оцінка якісних критеріїв порівняння не дозволяє визначити кращий метод розпізнавання. Тому доцільно проаналізувати основний кількісний критерій – точність, що характеризується відносною похибкою розпізнавання (табл. 1.2). Як видно з табл. 1.2, кращі результати дають методи, базовані на апараті ШНМ з усередненою відносною похибкою менше 10%. Розмір вхідної навчальної вибірки в дослідях SIM1 становить 120 векторів, SIM2 – 120 векторів, SAW1 – від 36 до 102 векторів, SAW2 – від 49 до 77 векторів [62]. Тому для використання ШНМ потрібно не менше 50 векторів для навчання НМ.

Інші дослідники також дуже широко застосовують штучні НМ для розпізнавання вихідних сигналів БПС: НМ з радіально-базисною функцією активації [14], НМ з часовою затримкою [85], НМ адаптивного резонансу [46],

самоорганізовані карти Кохонена [52], багат шаровий персептрон з алгоритмом зворотнього поширення помилки [18, 47-48, 64] для розпізнавання концентрацій небезпечних газів в сумішах [10, 20, 46, 48, 52, 64] у промисловості та у навколишньому середовищі, запахів та пахучих речовин [14, 47, 85] у харчовій промисловості, ідентифікації хімічних сполук у з'єднаннях напівпровідників та діелектриків у електронній промисловості [18]. Проведений аналіз показав характерну особливість для більшості застосувань нейромережових методів: всі вони розпізнають сигнали сенсорів, що поступають від масиву сенсорів (sensors arrays). Тільки одна з названих вище робіт [52] оперує даними, отриманими від одного БПС в різних режимах роботи, і цих даних є не достатньо для навчання НМ.

Таблиця 1.2

Усереднена відносна похибка розпізнавання вихідного сигналу відомими методами

Метод Вибірка	ІНМ	ШНМ	КНВ	ГНМАК	НС	ЛДАМ	ЛДАБ
SIM1	6.87	7.08	6.46	5.62	7.92	9.37	14.17
SIM2	17.5	17.5	16.46	16.67	23.54	18.54	19.37
SAW1	9.26	4.63	5.09	14.35	9.26	37.5	3.24
SAW2	5.91	6.75	5.06	13.08	6.33	13.92	10.13
Середнє	<b>9.88</b>	<b>8.99</b>	<b>8.27</b>	12.43	11.76	19.83	11.73

Таким чином, вибраний напрямок досліджень, що має в основі використання штучної НМ для розпізнавання вихідного сигналу БПС (не сенсорних масивів) є актуальним і малодослідженим в роботах інших дослідників. Як показав аналіз вищезгаданих робіт, нейромережові методи показують кращі результати розпізнавання у порівнянні з іншими підходами завдяки їх добрим узагальнюючим властивостям та можливості самонавчання.

Таким чином, проведений в §1.2 аналіз відомих методів розпізнавання вихідних сигналів БПС показав, що для вирішення задачі визначення значень фізичних величин на основі їх вихідного сигналу доцільно застосувати методи, базовані на апараті штучних НМ.



### 1.3. Аналіз відомих підходів до формування керуючих впливів

Як показано в §1.1, важливим елементом „активної” сенсорно-комп’ютерної системи є засоби формування динаміки та інтенсивності КВ на досліджуваний об’єкт. Тому доцільно проаналізувати відомі підходи до формування КВ для однієї з важливих сфер застосування активних сенсорно-комп’ютерних систем – задачі контролю допустимої концентрації метану у гірничодобувній промисловості.

В типовому випадку гірничодобувна шахта [86, 109, 120] складається з великого числа шахтних тунелів (рис. 1.6). Загальний тиск шахтної депресії створюється за рахунок вентиляторів головного провітрювання (ВГП). Свіже повітря поступає в шахту по скіповому стволу на вхід відкатного штреку. В кінці скіпового ствола розміщена так звана „приствольна” площадка, де вхідний потік повітря розподіляється по головному відкатному штреку за допомогою регуляторів витрат повітря РВП1 та РВП2 - заслінок. Концентрація метану і швидкість повітря в цих місцях вимірюється за допомогою підземних вимірювальних пунктів 1 і 2. Повітря проходить по ШВМ дільниць №1 та №2, де перерозподіляється за допомогою РВП3 та РВП4 для дільниці 1 та РВП5 і РВП6 для дільниці 2. Відпрацьоване повітря з концентрацією метану проходить по головному вентиляційному штреку і виводиться на поверхню.

Основне призначення ШВМ – забезпечити, згідно з вимогами безпеки, режими провітрювання дільниць шахти в умовах високої інтенсивності добування вугілля [86]. Структура ШВМ об’єднує головні виробітки та всі можливі шляхи руху повітря до/від виробіток і характеризується значними просторовими параметрами (значні глибина шахти, довжина штреків, віддаленість диспетчера), складністю та великим об’ємом графічних та чисельних даних. Тому ШВМ розбивають на фрагменти – дільниці, від режимів провітрювання яких залежить безпека праці шахтарів.

Виконання задачі контролю допустимої концентрації небезпечних газів у дільницях ШВМ забезпечується виконанням наступних функцій [120]:

1. *Збір та контроль інформації про стан шахтної атмосфери і технічних засобів*

автоматизації (сенсорів, каналів зв'язку, регуляторів, системи керування, тощо), що включає контроль концентрації вибухонебезпечних газів та швидкості повітря, керування режимами роботи ВГП та станами заслінок.

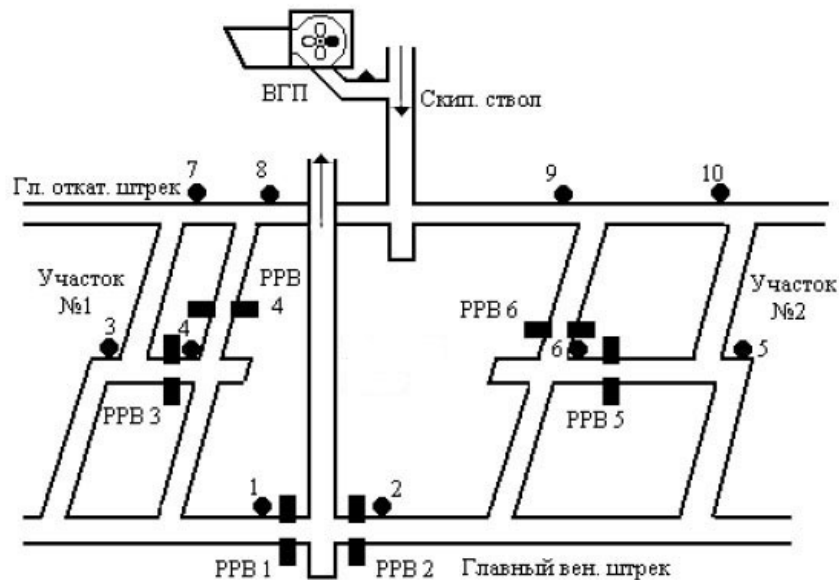


Рис. 1.6. Структура ШВМ

2. *Аналіз стану провітрювання та розрахунок КВ*, що включає попередню обробку та запис оперативної інформації, аналіз відхилень параметрів шахтної атмосфери, документування процесу провітрювання, вибір режимів керування, розрахунок КВ, прогноз стану шахтної атмосфери при реалізації КВ.
3. *Відображення інформації про стан провітрювання та про роботу системи у цілому*, що включає також видачу попереджуючих сигналів про аварійну ситуацію при провітрюванні та при відмові технічних засобів, документування протоколів про стан шахтної атмосфери;
4. *Обробка КВ регулятором ВГП та приводом РВП.*

Таким чином, процес контролю концентрації метану в дільниці ШВМ доцільно представити у вигляді операцій: (i) збір інформації про поточний стан параметрів, (ii) визначення необхідної витрати повітря, (iii) формування КВ та (iv) реалізація сформованого КВ.

Формування КВ необхідно розглядати з урахуванням нестационарності аерогазових процесів в ШВМ, що характеризуються неусталеними процесами руху

повітря по виробітках, фільтрації повітря через вироблений простір та інші шляхи його витоку, дифузії метану у виробленому просторі та лаві, а також нерівномірним розміщенням джерел метановиділення та наявністю „застійних” зон у виробітках, що призводить до значного підвищення концентрації метану на початковому етапі провітрювання під час перехідного аерогазодинамічного процесу [86]. Ці процеси розглядаються як об’єкти з розподіленими параметрами, в яких динаміка витрати повітря описується системою диференціальних рівнянь в часткових похідних.

Задачу формування КВ доцільно розглянути на прикладі РВП, оскільки за допомогою окремого РВП змінюється режим провітрювання на окремій ділянці ШВМ, в той час як ВГП здійснює зміну режимів провітрювання у всій видобувній шахті. Результати експериментальних досліджень перехідного аерогазодинамічного процесу на ділянці 1-ї східної лави шахти „Мушкетовська-Вертикальна” [86] при дії позиційного КВ (рис. 1.7.) показали пікове збільшення концентрації метану у вихідному потоці аерогазової суміші, яке може значно перевищувати допустиму норму. Використання пропорційно-інтегральних (ПІ) та пропорційно-інтегрально-диференціальних (ПІД) КВ може призвести до значного перевищення допустимої концентрації метану через вилив метану із застійних зон і створення тимчасового додатного зворотного зв’язку, що підсилює амплітуду піку у декілька разів [86].

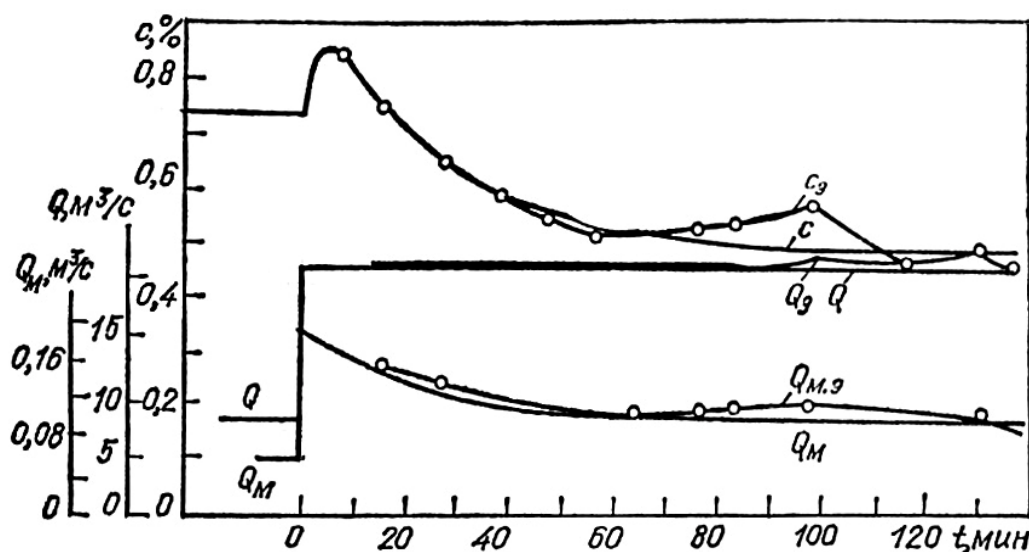


Рис. 1.7. Перехідний аерогазодинамічний процес на ділянці 1-ї східної лави шахти „Мушкетовська-Вертикальна” при дії позиційного КВ

В [125] показано, що переміщення заслінки при позиційному КВ відбувається згідно з виразом  $R' = 1,74 \cdot \left( \frac{b-a}{a} - \frac{1}{S} \right)^2$ , де  $R'$  - аеродинамічний опір РВП (заслінки),  $a, b$  - ширина та висота вікна, через яке проходить повітря,  $S$  - площа перерізу виробітку у місці встановлення РВП, що забезпечує лінійну зміну витрати повітря на ділянці ШВМ і призводить до пікового збільшення концентрації метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу.

Як сказано вище, „активні” сенсорно-комп’ютерні системи здатні автоматично змінювати динаміку та інтенсивність КВ у залежності від даних, що поступають від сенсорів, сприймати та аналізувати викликані цим зміни досліджуваного об’єкту. При цьому для даного випадку формувати КВ доцільно по закону, що забезпечує нелінійну зміну витрати повітря на ділянці ШВМ. Таким чином, задача формування КВ зводиться до задачі нелінійного перетворення вхідної інформації на вході моделі (значень концентрації метану) у вихідну інформацію (КВ на відповідний РВП). Серед моделей, що здатні відтворити таке перетворення вхід-вихід, доцільно вибрати моделі, базовані на апараті штучних НМ, які є універсальними апроксиматорами за рахунок добрих узагальнюючих властивостей [23, 134].

Адаптивні нейромереві методи формування КВ знайшли широке застосування у літакобудуванні [49], нелінійних [9] та робототехнічних [83] системах, системах провітрювання [5, 78], в хімічній промисловості [51], енергетичних системах [53], в медичній галузі [35] та ін. Однак не знайдено відомих рішень застосування нейромеревих методів для формування КВ для ділянок ШВМ. В [30, 82, 126] досліджено процес формування і використання КВ для ШВМ шляхом рішення системи диференціальних рівнянь у часткових похідних та за допомогою методів операційного аналізу, однак такий підхід вимагає значних обчислювальних ресурсів при зміні фізичних параметрів ШВМ. Тому доцільно провести попередні експериментальні дослідження потенційних можливостей штучних НМ для вирішення цієї задачі. Експериментальні дослідження доцільно провести шляхом моделювання з використанням імітаційних моделей ділянок

ШВМ, через те, що здійснити дослідження з використанням реальних пристроїв, розміщених в реальних ділянках ШВМ, є надзвичайно складно і небезпечно.

В роботі [131] розроблено нейромережеві засоби формування КВ на основі імітаційної моделі узагальненого об'єкта провітрювання з гіпотетичними допущеннями, що об'єкт провітрювання складався з п'яти тунелів, в кожному з яких розміщено один БПС. Кожен БПС сигналізував про два стани аерогазового середовища тунелю: „0” – концентрація метану допустима, „1” – концентрація недопустима. Режими провітрювання задавалися трьома РВП для всіх п'яти тунелів згідно з розробленим алгоритмом зміни часу роботи кожного РВП. НМ формування КВ мала п'ять входів та три виходи. Триелементний вектор КВ визначав час роботи кожного РВП. В якості моделі НМ використано багатошаровий перцептрон з 8-ма нейронами схованого шару (визначено експериментальним чином) з сигмоїдною функцією активації, нейрони вихідного шару мали лінійну функцію активації. Для навчання сформовано вибірку з 32 векторів, п'ять вхідних елементів та три вихідних, процес навчання тривав до середньоквадратичної помилки  $10^{-7}$ . Відтворення векторів КВ на вибірці навчання здійснено з відносним відхиленням 0.01%. Для визначення узагальнюючих властивостей НМ формування КВ проведено навчання НМ на меншій кількості векторів і формування КВ на вхідних даних, що не приймали участь у навчанні (табл. 1.3).

Таблиця 1.3.

## Дослідження відносного відхилення формування КВ

Відносна похибка формування КВ	% зменшення навчальної вибірки (векторів для навчання / для формування)			
	12% (28/4)	25% (24/8)	33% (20/12)	50% (16/16)
Середня	0.7	7.7	7.2	10.7
Максимальна	1.6	17.7	20.1	25.3

Як видно з табл. 1.3, навіть при 50%-му зменшенні навчальної вибірки, НМ формувала КВ з високою точністю (середнє відносне відхилення формування не більше 11%), тобто забезпечувала хороші узагальнюючі властивості. Однак,

розроблена та використана імітаційна модель узагальнюючого об'єкту провітрювання дуже слабо зв'язана з реальними процесами утворення повітряно-метанової суміші на дільниці ШВМ.

Спрощена імітаційна модель дільниці ШВМ, що враховувала фізичну природу процесів утворення повітряно-метанової суміші, розроблена в роботах [74, 76]. На основі залежності між витратами повітря  $Q$  та концентрацією метану  $c$  в усталених

режимах провітрювання [86] визначено зміну витрати повітря  $\Delta Q = \frac{\Delta c \cdot Q_t^2}{Q_m - \Delta c \cdot Q_t}$ , де

$Q_t = Q_m + Q$  - витрата повітряно-метанової суміші, що створює відповідну концентрацію у дільниці ШВМ з індексом  $t$ ,  $Q_m$  - дебет метану, що поступає в аерогазову атмосферу дільниці у два досліджувані моменти часу. Для цих моментів часу прийнято допущення по числових параметрах зміни концентрації метану та розроблено алгоритм формування вибірки навчальних векторів для НМ. Сформовано 625 можливих векторів КВ, 400 векторів використано для навчання НМ, 225 інших векторів, що не входили у вибірку навчання - для тестування відносного відхилення формування КВ. НМ формування КВ мала чотири вхідних та один вихідний нейрони. Використана архітектура багат шарового перцептронну з нелінійною функцією активації нейронів схованого шару. Аналіз результатів досліджень узагальнюючих властивостей НМ (табл. 1.4) показав, що максимальне відносне відхилення формування КВ збільшується з 0.2% до 8.7% при збільшенні кількості нейронів схованого шару НМ від 5 до 30.

Таблиця 1.4

Результати досліджень максимального відносного відхилення формування КВ

	Кількість нейронів схованого шару НМ					
	5	10	15	20	25	30
Відхилення формування КВ, %	0.2	0.5	0.8	0.7	3.6	8.7

Як видно з табл. 1.4, попередні експериментальні дослідження потенційних можливостей НМ формування КВ для спрощеної імітаційної моделі дільниці ШВМ

в усталених режимах утворення повітряно-метанової суміші показали високу точність формування та добрі узагальнюючі властивості апарату штучних НМ. Однак, як показав подальший аналіз роботи [86], розроблена імітаційна модель не враховує динаміки перехідних аерогазових процесів у дільниці на початковому етапі провітрювання, тому необхідно розробити модель, що не має цього недоліку.

Таким чином, в §1.3 проаналізовано причини виникнення пікового зростання концентрації метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу на початковому етапі провітрювання через використання позиційного КВ, що дозволило застосувати для формування КВ апарат штучних НМ. Попередні дослідження показали високу точність формування КВ та добрі узагальнюючі властивості НМ, що дозволило зробити висновок про їх подальше застосування.

#### **1.4. Аналіз існуючих архітектур розподілених комп'ютерних систем обробки даних багатопараметричних сенсорів**

Як показано в §1.3, структура ШВМ є просторово розподіленою (рис.1.6) і тому архітектура комп'ютерної системи також має бути розподіленою. Далі доцільно провести аналіз відомих архітектур РКС обробки даних БПС, а також відомі РКС, що виконують задачу контролю концентрації метану у дільниці ШВМ та виявити особливості побудови їх архітектури.

Попередній аналіз показав, що існують дві типові архітектури РКС обробки даних БПС: (1) з приближенням обчислювальних потужностей до користувача та (2) з приближенням обчислювальних потужностей до сенсора.

Типова архітектура РКС з приближенням обчислювальних потужностей до користувача (рис. 1.8) використовує блок нижнього рівня Keithley DMM тільки для управління режимами збору даних БПС та для їх передачі до вузла обробки верхнього рівня Personal Computer [64]. До РКС з такою архітектурою відносяться розподілені системи на основі блоків збору сенсорних даних Hydra, NetDAQ [27-28], а також розподілені системи на основі стандарту IEEE1451 [44]. Перевагами

такої архітектури є спрощення вузлів нижнього рівня та концентрація усіх алгоритмів обробки даних на комп'ютері верхнього рівня. Недоліками такої архітектури є передача великих масивів необроблених даних в мережі між верхнім і нижнім рівнями системи та складність забезпечення реального часу роботи, наприклад, шляхом використання додаткового комп'ютера верхнього рівня в залежності від кількості БПС, кількості каналів збору даних та необхідного часу відповіді системи, що задається користувачем. Крім того, така архітектура має низьку живучість, яку можна визначити як можливість системи функціонувати при порушенні зв'язку між її компонентами. В шахті можливий тільки провідний (кабельний) зв'язок, що вразливий до обривів та пошкоджень, частих в цих умовах.

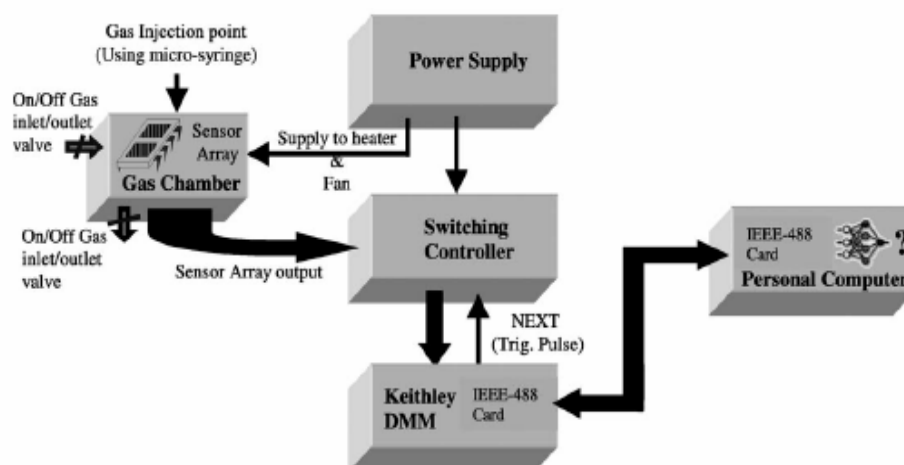


Рис. 1.8. Типова архітектура ПК з приближенням обчислювальних потужностей до користувача

Типова архітектура ПК з приближенням обчислювальних потужностей до сенсора (рис. 1.9) використовує продуктивні з обчислювальної точки зору блок чи блоки нижнього рівня [1] як для збору даних БПС (блок FPGA на Рис. 1.9), так і для обробки сенсорних даних на нижньому рівні (блок ІРС@СНІР на Рис. 1.9). До ПК з такою архітектурою відносяться також дистрибутивні сенсорні мережі [3, 8, 33-34]. Перевагами такої архітектури є передача готових оброблених даних користувачу у мережу верхнього рівня, розподіленість алгоритмів обробки сенсорних даних, робота в масштабі реального часу досліджуваного об'єкту та



висока живучість. Недоліками такої архітектури є значне ускладнення модулів нижнього рівня, ускладнення алгоритмів обробки сенсорних даних та значне збільшення вартості усієї системи в цілому.

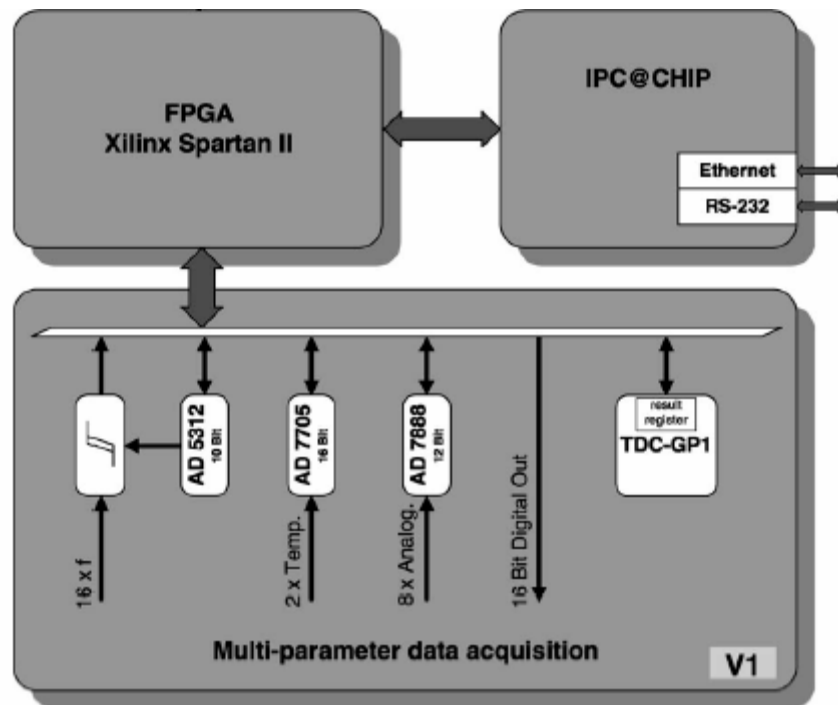


Рис. 1.9. Типова архітектура ПК з приближенням обчислювальних потужностей до сенсора

Тому далі доцільно проаналізувати відомі архітектури ПК, що здійснюють обробку сенсорних даних та контроль концентрації метану у ШВМ з погляду їх відповідності розглянутим архітектурам з метою вироблення рекомендацій щодо архітектури проектованої ПК обробки даних БПС для дільниці ШВМ.

В [86] наведена розподілена архітектура, що складається з керуючої ЕОМ, пристрою зв'язку з об'єктом, каналів зв'язку, виконавчих пристроїв ВГП та РВП, сенсорів витрати повітря та концентрації метану. Інформація передається по аналоговим каналам зв'язку (телефонним парам) і через пристрій зв'язку з об'єктом подається в ЕОМ. Алгоритми контролю концентрації метану, що виконуються в ЕОМ, формують відповідні КВ, подають їх на пристрій зв'язку з об'єктом, який перетворює їх у аналогові сигнали та передає на відповідні приводи. Керуюча ЕОМ та пристрій зв'язку з об'єктом розміщуються в наземних пунктах керування, всі

інші елементи системи – безпосередньо в ШВМ. Таким чином, ця архітектура відноситься до архітектури РКС з приближенням обчислювальних потужностей до користувача і слабо забезпечує реальний час обробки даних та живучість системи.

Останні розробки [109] базуються на сучасній елементній базі пристроїв збору, передачі та обробки інформації. На нижньому рівні системи розміщено сенсори вимірювання концентрації метану та витрати повітря, які під'єднані до середнього рівня – МК АТ90S8535, що здійснює функції порівняння поточних значень контрольованих параметрів та їх передачу на керуючу ЕОМ верхнього рівня. Сенсори разом з МК та блоком живлення складають підземний вимірювальний пункт (ПВП), кількість яких у ШВМ визначається для кожної ділянки окремо виходячи з інтенсивності дебету метану. В ШВМ також встановлюють замірні пункти вентиляторів (ЗПВ), до складу яких входять сенсори потужності та такий самий МК. Зв'язок з керуючою ЕОМ здійснюється за допомогою інтерфейсу RS-485, що дозволяє використати один канал зв'язку (довжиною не більше 1200 м) для ввімкнення 32 блоків ПВП та ЗПВ. Швидкість передачі даних складає 1200 біт/с. При необхідності використовуються репітери, що здатні збільшити кількість блоків до 128 та довжину зв'язку до 4800 м. Хоча обчислювальної потужності МК цілком достатньо для виконання складніших алгоритмів обробки вихідних сигналів сенсорів, він використовується тільки для порівняння значень контрольованих параметрів з допустимими, а вся обробка даних виконується на ЕОМ верхнього рівня. Тому ця архітектура відноситься до РКС з приближенням обчислювальних потужностей до користувача і має всі недоліки попередньої системи.

Як показано в §1.2 та §1.3, виконання задач розпізнавання значень фізичних величин на основі вихідного сигналу БПС та формування КВ для ділянки ШВМ доцільно виконувати з використанням апарату штучних НМ, в яких вимоги до обчислювальних ресурсів РКС на етапі навчання НМ є високими [62]. В [129] запропонована трирівнева структура РКС збору та обробки сенсорних даних, отримана в результаті аналізу обчислювальної складності алгоритмів навчання та

функціонування НМ [77]. Згідно з результатами цього аналізу, процеси навчання НМ доцільно виконувати на верхньому рівні системи (персональному комп'ютері), процеси функціонування - на середньому рівні (МК). При цьому всі поточні алгоритми обробки даних працюють на контролері середнього рівня без підтримки верхнього рівня. Для цього РКС на середньому рівні має МК з достатньою обчислювальною потужністю та режимом дистанційного перепрограмування [117], що дозволяє оперативно замінювати програму роботи вузла середнього рівня з комп'ютера верхнього рівня. МК нижнього рівня виконує тільки функції перетворення сигналів та форматів даних. Таким чином, така трирівнева РКС забезпечує: (1) реальний час роботи завдяки розділенню процесів навчання та використання НМ між середнім та верхнім рівнями системи, (2) високу живучість завдяки автономному алгоритму роботи МК середнього рівня та (3) високу універсальність завдяки наявності режиму дистанційного перепрограмування, хоча його недоліками є низька надійність власне процесу перепрограмування.

Однак в умовах шахти доцільно зменшити кількість каналів зв'язку шляхом об'єднання нижнього та середнього рівня РКС і надати МК всі функції - від перетворення форматів даних та сигналів до використання навчених НМ для обробки вихідних сигналів БПС і формування КВ. Цим дворівнева архітектура забезпечить кращу живучість при забезпеченні реального часу роботи.

Таким чином, проведений аналіз існуючих архітектур РКС §1.4 показав, що розподілена комп'ютерна система ШВМ повинна будуватися як система: (1) реального часу – через необхідність реакції на перевищення концентрації шкідливих газів в обмежені, хоч і досить великі, проміжки часу; (2) високої живучості – з врахуванням небезпеки відмови різних компонентів не тільки через ненадійність вузлів самої системи, але й через суттєві природні та експлуатаційні впливи, зокрема через високу імовірність пошкодження ліній зв'язку; (3) ієрархічна – через неможливість забезпечити всю обробку даних, зокрема процеси навчання НМ, в одному місці.

## **1.5. Шляхи підвищення ефективності обробки даних багатопараметричних сенсорів та постановка задачі дослідження**

Як показав аналіз відомих підходів до формування КВ в §1.3, вхідними даними для початку процесу формування КВ є інформація про перевищення допустимого значення концентрації метану у ШВМ, що визначається з вихідного сигналу БПС за допомогою НМ. Тому процес формування КВ є подальшим процесом обробки вихідних даних БПС. Проведений в §1.3 аналіз показав, що так само як методи розпізнавання вихідного сигналу БПС, методи формування КВ також доцільно будувати на основі нейромережових алгоритмів. Проведений §1.4 аналіз показав, що архітектура комп'ютерної системи, яка має виконувати методи розпізнавання вихідних сигналів БПС та формування КВ мусить бути розподіленою, навчання НМ доцільно виконувати на комп'ютері верхнього рівня, а використання навчених НМ на МК нижнього рівня, що працює безпосередньо з БПС.

Таким чином, процес обробки даних БПС доцільно розглядати як єдиний цілісний обчислювальний процес, що складається з підпроцесу розпізнавання фізичних величин на основі вихідного сигналу БПС та підпроцесу формування КВ для дільниці ШВМ (рис. 1.10). Метою цього єдиного обчислювального процесу є підвищення достовірності інформації про стан дільниці ШВМ та підвищення ефективності застосування РКС шляхом підвищення безпеки шахтного середовища ШВМ.

Тому підвищення ефективності обробки даних БПС в рамках РКС полягає в:

- підвищенні достовірності інформації про стан дільниці ШВМ шляхом підвищення точності розпізнавання значень фізичних величин (концентрацій шкідливих газів) на основі вихідного сигналу БПС;
- підвищенні безпеки шахтного середовища шляхом формування такого КВ, яке забезпечить не перевищення концентрації шкідливих газів, зокрема метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу;
- обмеженні часової складності алгоритмів обробки шляхом розділення функцій навчання і використання НМ між верхнім та нижнім рівнями РКС для

забезпечення можливості тимчасового автономного функціонування достатньо простих модулів нижнього рівня (розміщених безпосередньо на дільниці ШВМ) при пошкодженні каналів зв'язку.

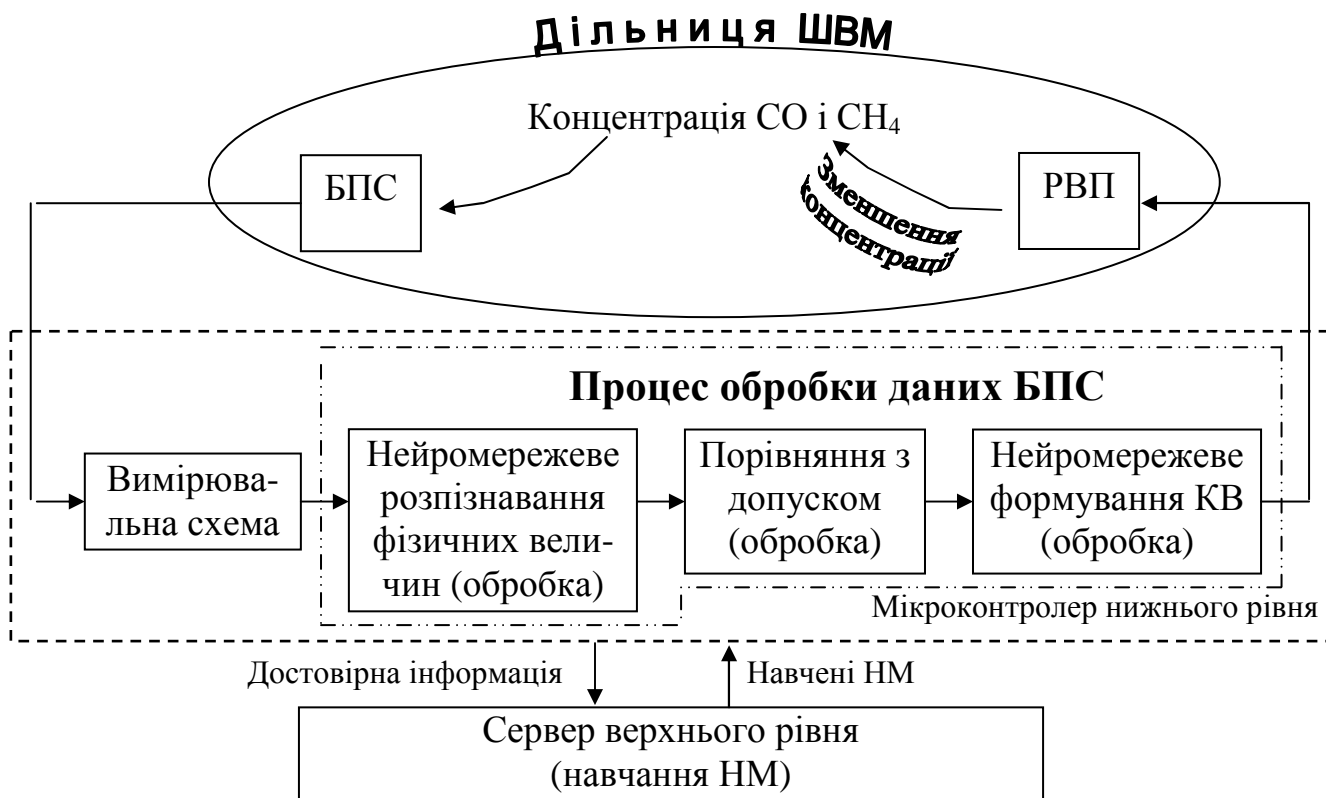


Рис. 1.10. Узагальнений процес обробки даних БПС в РКС

Таким чином, для вирішення задачі підвищення ефективності обробки даних БПС в РКС в дисертаційній роботі доцільно вирішити наступні задачі:

- розробити та експериментально дослідити неймережеві методи розпізнавання вихідних сигналів БПС;
- розробити та експериментально дослідити неймережеві методи формування КВ для дільниці ШВМ;
- створити апаратно-програмні компоненти, що реалізують неймережеві методи розпізнавання вихідних сигналів БПС та формування КВ в рамках РКС.

Таким чином, в §1.5 узагальнено результати проведеного аналізу і розглянуто шляхи підвищення ефективності обробки даних БПС в РКС, що дозволило сформулювати основні задачі дисертаційної роботи.

## Висновки по розділу 1

В §1.1 визначено структуру та функції „активних” сенсорно-комп’ютерних систем та проведено аналіз ХП БПС, що дозволило визначити задачу обробки даних БПС як задачу розпізнавання значень фізичних величин на основі їх вихідного сигналу, сформулювати вимоги та попередньо вибрати математичний закон для побудови математичної моделі вихідного сигналу БПС.

Проведений в §1.2 аналіз відомих методів розпізнавання вихідних сигналів БПС показав, що для вирішення задачі визначення значень фізичних величин на основі їх вихідного сигналу доцільно застосувати нейромереві методи.

В §1.3 проаналізовано причини виникнення пікового зростання концентрації метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу на початковому етапі провітрювання через використання позиційного КВ, що дозволило застосувати для формування КВ апарат штучних НМ. Попередні дослідження показали високу точність формування КВ та добрі узагальнюючі властивості НМ, що дозволило зробити висновок про їх подальше застосування.

Проведений аналіз існуючих архітектур РКС в §1.4 показав, що розподілена комп’ютерна система обробки даних БПС для дільниці ШВМ повинна будуватися як система: (1) реального часу – через необхідність реакції на перевищення концентрації шкідливих газів в обмежені, хоч і досить великі, проміжки часу; (2) високої живучості – з врахуванням небезпеки відмови різних компонентів не тільки через ненадійність вузлів самої системи, але й через суттєві природні та експлуатаційні впливи; (3) ієрархічна – через неможливість забезпечити всю обробку даних в одному місці.

В §1.5 узагальнено результати проведеного аналізу і розглянуто шляхи підвищення ефективності обробки даних БПС в РКС, що дозволило сформулювати основні задачі дисертаційної роботи.

## РОЗДІЛ 2

### РОЗРОБКА НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ВИХІДНОГО СИГНАЛУ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНОГО СЕНСОРА

#### 2.1. Розробка математичної моделі багатопараметричного сенсора

Для розпізнавання різних фізичних величин з вихідного сигналу БПС використовують залежності чутливості вихідного сигналу до цих фізичних величин в різних режимах роботи. При цьому використовуються наступні методи розділення результатів збору даних БПС про різні фізичні величини [69]:

1. В результаті спеціальних експериментальних досліджень знаходять такі режими роботи БПС, при яких чутливість до кожної вимірюваної фізичної величини чітко домінує над чутливістю до інших. Надалі, в процесі експлуатації, почергово відтворюють знайдені режими роботи БПС та оцінюють його вихідні сигнали. Якщо вплив інших фізичних величин не перевищує допустимої похибки, то ним нехтують. В такому разі обробка сигналу БПС фактично не відрізняється від обробки сигналу традиційних сенсорів. Це є значною перевагою методу. Його недоліком є відсутність універсальності. Він може бути використаний тільки для деяких типів БПС, для яких вдається знайти і реалізувати потрібні режими роботи в певних умовах експлуатації.
2. В результаті спеціальних експериментальних досліджень знаходять такі режими роботи БПС, при яких чутливість до кожної фізичної величини переважає чутливість до інших. Надалі складають систему рівнянь, рішення якої дозволяє визначити значення окремих вхідних фізичних величин. Недоліком методу є необхідність проведення додаткових спеціальних досліджень для визначення: (i) значень коефіцієнтів системи рівнянь, розв'язок якої дозволяє визначити значення вимірюваних фізичних величин; (ii) зв'язку між похибками визначення згаданих коефіцієнтів, похибками вимірювання вихідного сигналу БПС у всіх

передбачених режимах і похибками визначення даних про вимірювані фізичні величини.

Тому при розробці математичної моделі БПС доцільно врахувати вищеназвані методи розділення результатів збору даних про різні фізичні величини. Аналіз виду ХП існуючих БПС [25-26] дозволив виділити їх основні особливості:

- вони можуть бути описані функціями двох змінних;
- в основному ці характеристики носять нелінійний характер;
- між видом ХП в різних режимах роботи існує значний кореляційний зв'язок.

Підтвердити ці особливості дозволили проведені дослідження індивідуальної ХП БПС шляхом чисельного аналізу результатів функціонування БПС TGS-813 у аерогазовому середовищі шахти Сілезького вугільного басейну [84] (табл. 2.1). Для отримання індивідуальної ХП використана схема збору даних від БПС (рис. 1.5), за допомогою якої БПС працював у двох режимах, що перемикались шляхом зміни напруги джерела живлення. При різній напрузі живлення БПС має різні ХП. В комірках табл. 2.1 вказані значення провідності (в мікросіменсах) БПС, що відповідають вказаним у заголовках значенням концентрацій газів CO та CH<sub>4</sub>. В чисельнику кожної комірки таблиці вказано значення провідності при напрузі живлення 4 В, в знаменнику – при 5 В.

Таблиця 2.1

Значення провідності БПС TGS-813 при різних комбінаціях концентрацій CO и CH<sub>4</sub>

$C_{CO} \backslash C_{CH_4}$	0	0.05%	0.1%	0.15%	0.2%
0	21.6 / 24.4	52.5 / 31.7	70.7 / 35.3	85.3 / 43.5	95.9 / 44.9
0.05%	28.2 / 43.3	58.8 / 45.3	75.2 / 58.2	87.7 / 60.5	96.4 / 51.1
0.1%	34.5 / 64.5	66.7 / 65.6	81.0 / 73.8	91.3 / 75.7	98.3 / 77.4
0.15%	45.3 / 96.1	75.6 / 100.3	87.2 / 103.8	95.3 / 106.3	100.6 / 108.7
0.2%	61.0 / 134.0	84.1 / 134.8	93.0 / 136.8	100.0 / 138.6	102.9 / 140.2



Для дослідження характеру зміни індивідуальної ХП БПС побудовано її графічну інтерпретацію за даними табл. 2.1 [67]. Значення вихідного сигналу БПС (провідності в мікросіменсах) відкладено по осі Z, концентрації газів CO та CH<sub>4</sub> відповідно по осям X та Y в першому режимі вимірювання при напрузі живлення 4В (рис. 2.1). Аналогічно значення вихідного сигналу БПС та відповідні йому концентрації у другому режимі вимірювання при напрузі живлення 5 В наведено на рис 2.2. Аналіз виду отриманих поверхонь підтверджує висновки про суттєву нелінійність (близьку до логарифмічної) ХП БПС по обох фізичних величинах.

Однак аналіз паспортних даних БПС TGS-813 та TGS-822, проведений у першому розділі дисертації, і проведений вище аналіз індивідуальної ХП БПС TGS-813 в реальних умовах експлуатації не вирішує питання можливості та доцільності використання апарату ШНМ для вирішення задачі розпізнавання значень фізичних величин в загальному випадку. Тому необхідно розробити узагальнену математичну модель вихідного сигналу БПС, що забезпечить дослідження нейромережевої парадигми розпізнавання вихідних сигналів на сімействі БПС, виконаних по тонкоплівочній технології SnO<sub>2</sub>.

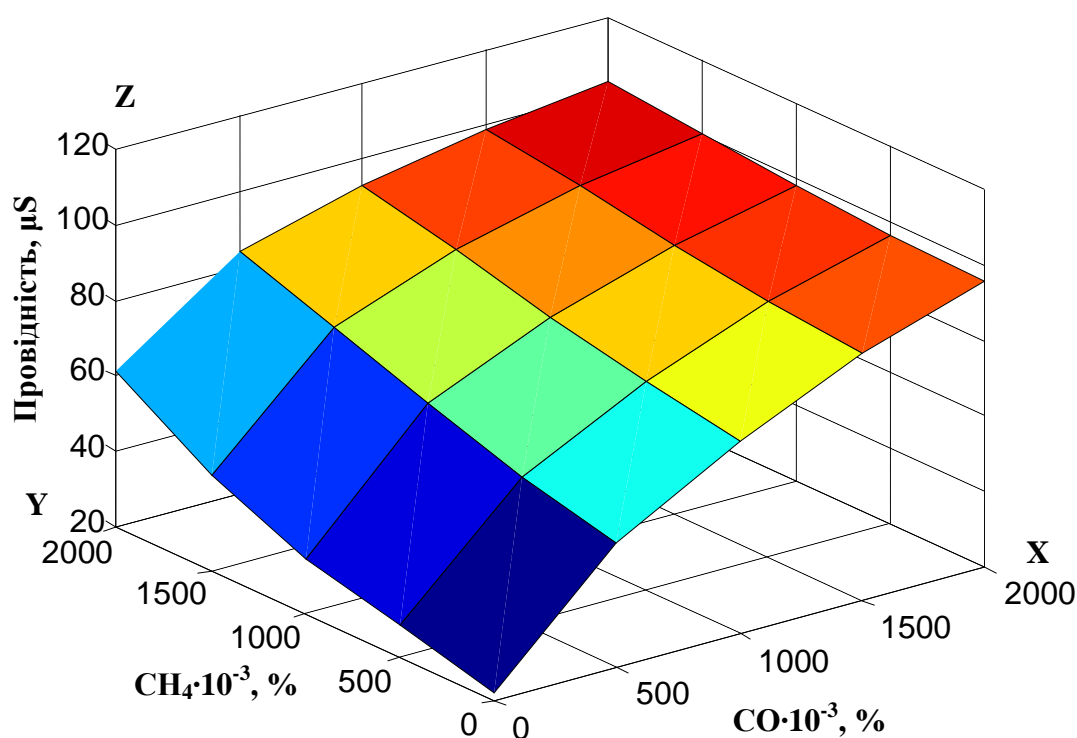


Рис. 2.1. ХП БПС TGS-813 в першому режимі

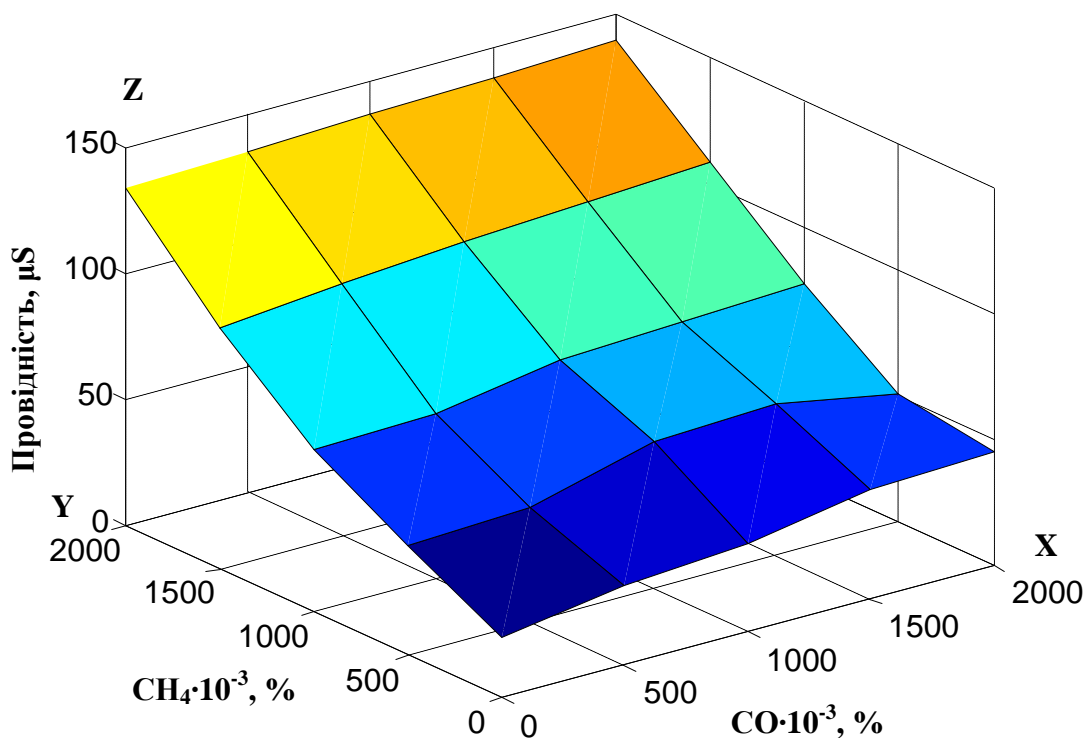


Рис. 2.2. ХП БПС TGS-813 в другому режимі

Для побудови математичної моделі необхідно зробити висновок про загальний характер поверхонь, що описують ХП БПС та можливостей їх варіацій [67]. Аналіз числових даних табл. 2.1, рис. 2.1 та рис. 2.2 показує, що у першому режимі роботи (рис. 2.1) зміна ХП по концентрації CO є з насиченням (при збільшенні концентрації значення вихідного сигналу БПС збільшується поступово), а зміна ХП по концентрації CH<sub>4</sub> є з прискоренням (при збільшенні концентрації значення вихідного сигналу БПС збільшується сильніше). У другому режимі роботи (рис. 2.2) також зміна ХП по концентрації CO є з насиченням, а зміна ХП по концентрації CH<sub>4</sub> є з прискоренням. Тому математична модель вихідного сигналу БПС повинна враховувати одночасно два варіанти ХП, що відповідають двом режимам роботи БПС, характери зміни цих варіантів можна моделювати шляхом зміни першої та другої похідних математичної функції, що описує вихідний сигнал БПС. При цьому знак першої похідної буде характеризувати нахил функції по відношенню до осі абсцис, тобто зростання чи спадання функції, знак другої похідної буде характеризувати швидкість цього зростання чи спадання [99].

Таким чином, проведений вище аналіз показує, що можливі наступні комбінації параметрів математичних залежностей, що моделюють ХП БПС по різних фізичних величинах [67]:

1. ХП БПС в двох режимах роботи мають по першій фізичній величині додатні першу та другу похідні, а по другій фізичній величині – від’ємну першу та додатну другу похідні;
2. ХП БПС в двох режимах роботи мають по першій фізичній величині додатну першу та від’ємну другу похідні, а по другій фізичній величині – від’ємні першу та другу похідні;
3. ХП БПС в першому режимі роботи мають по першій фізичній величині додатну першу та від’ємну другу похідні, а по другій фізичній величині – від’ємні першу та другу похідні. В другому режимі роботи ХП БПС мають по обох фізичних величинах від’ємні першу та другу похідні;
4. ХП БПС в першому режимі роботи мають по першій фізичній величині додатну першу та другу похідні, а по другій фізичній величині – від’ємні першу та додатну другу похідні. В другому режимі роботи ХП БПС мають по першій фізичній величині додатну першу та від’ємну другу похідні, а по другій фізичній величині – від’ємні першу та другу похідні. При цьому ХП в обох режимах роботи перетинаються.

Чисельний аналіз показав, що такі ХП можуть бути про імітовані математичною залежністю добутку двох поліномів різного порядку з різними коефіцієнтами [67, 132]:

$$Y = (A \times (X_1 + B)^k + C \times (X_1 + B)) \times (D \times (X_2 + E)^l + F \times (X_2 + E)) \times G, \quad (2.1)$$

де  $X_1$  та  $X_2$  – концентрації газів СО и СН<sub>4</sub>,

$A, B, C, D, E, F, G$  – відповідні коефіцієнти поліномів, серед яких  $B, E$  - це зміщення, що враховують початковий опір БПС,

$k, l$  - порядок поліномів.

Для проведення експериментальних досліджень процесів розпізнавання вихідних сигналів БПС доцільно розробити чотири варіанти імітаційних моделей, що охоплюють описані вище види комбінацій ХП БПС шляхом зміни значень та полярності коефіцієнтів  $A, B, C, D, E, F, G$  і порядку поліномів  $k, l$  (табл. 2.2).

Таблиця 2.2

Коефіцієнти імітаційних моделей (1)-(4) ХП БПС										
Варіант	Режим	$A$	$B$	$C$	$D$	$E$	$F$	$G$	$k$	$l$
1	1	350	20	$5 \cdot 10^{-4}$	260	20	$5 \cdot 10^{-4}$	$10^{-20}$	7	4
	2	600	20	5	533	20	5	$5 \cdot 10^{-21}$	6	4
2	1	10	0	-1	1	0	1	$10^{-3}$	0.7	0.3
	2	20	0	-2	3	0	2	$10^{-3}$	0.5	0.5
3	1	10	2	-1	1	0	1	$10^{-3}$	0.2	0.2
	2	20	0	-2	3	0	2	$4 \cdot 10^{-3}$	0.5	0.5
4	1	10	0	-1	1	0	1	$10^{-3}$	0.5	0.8
	2	600	20	5	533	20	5	$5 \cdot 10^{-21}$	6	4

При створенні імітаційних моделей доцільно вибрати такі комбінації ХП, що описують різну поведінку. Тому з метою узагальнення властивостей розроблених варіантів імітаційних моделей доцільно звести їх у табл. 2.3, проаналізувавши розподіл знаків першої та другої похідних поверхонь імітаційних моделей по обох координатах (фізичних величинах) згідно двох режимів роботи. Аналіз показує, що враховані практично всі складні варіанти розподілу знаків похідних і тому далі доцільно більш детально проаналізувати отримані варіанти імітаційних моделей.

Вид імітаційної моделі для варіанту (1) комбінацій ХП представлено на рис. 2.3. Імітаційна модель представляє собою дві поверхні, верхня поверхня описує ХП БПС у першому режимі роботи, нижня – у другому режимі роботи. Імітаційна модель може описувати роботу одного БПС у різних режимах роботи або роботу двох різних БПС в певних визначених режимах роботи. Для спрощення здійснення

імітаційного моделювання дві поверхні з імітаційної моделі були спроектовані відповідно на вісь ординат таким чином, що по осі абсцис відкладені значення відповідних фізичних величин, а по осі ординат значення вихідного сигналу БПС відповідно у першому (рис. 2.4) та у другому (рис. 2.5) режимах роботи. Для проведення імітаційних досліджень значення фізичних величин та відповідного їм вихідного сигналу БПС представлені в умовних одиницях.

Таблиця 2.3

Розподіл знаків похідних імітаційних моделей вихідного сигналу БПС

Фізичні величини	Режими роботи	Модель (1)		Модель (2)		Модель (3)		Модель (4)	
		1 пох.	2 пох.	1 пох.	2 пох.	1 пох.	2 пох.	1 пох.	2 пох.
перша	1 реж.	+	+	+	-	+	-	+	+
	2 реж.	+	+	+	-	-	-	+	-
друга	1 реж.	-	+	-	-	-	-	-	+
	2 реж.	-	+	-	-	-	-	-	-

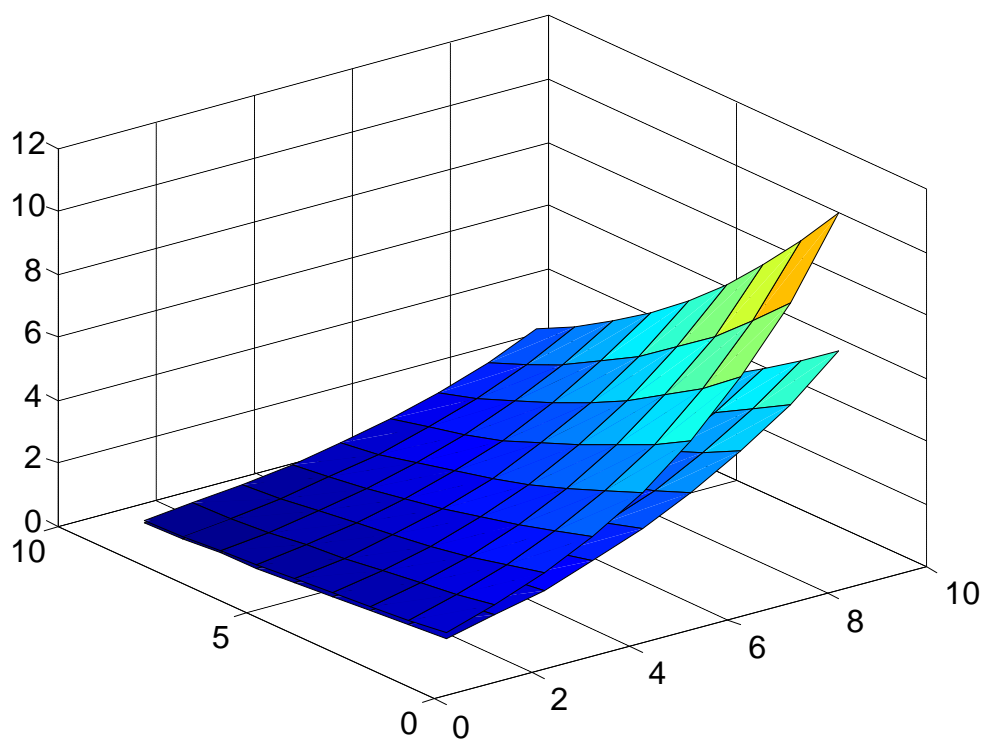


Рис. 2.3. Вид імітаційної моделі для варіанту (1) комбінацій ХП

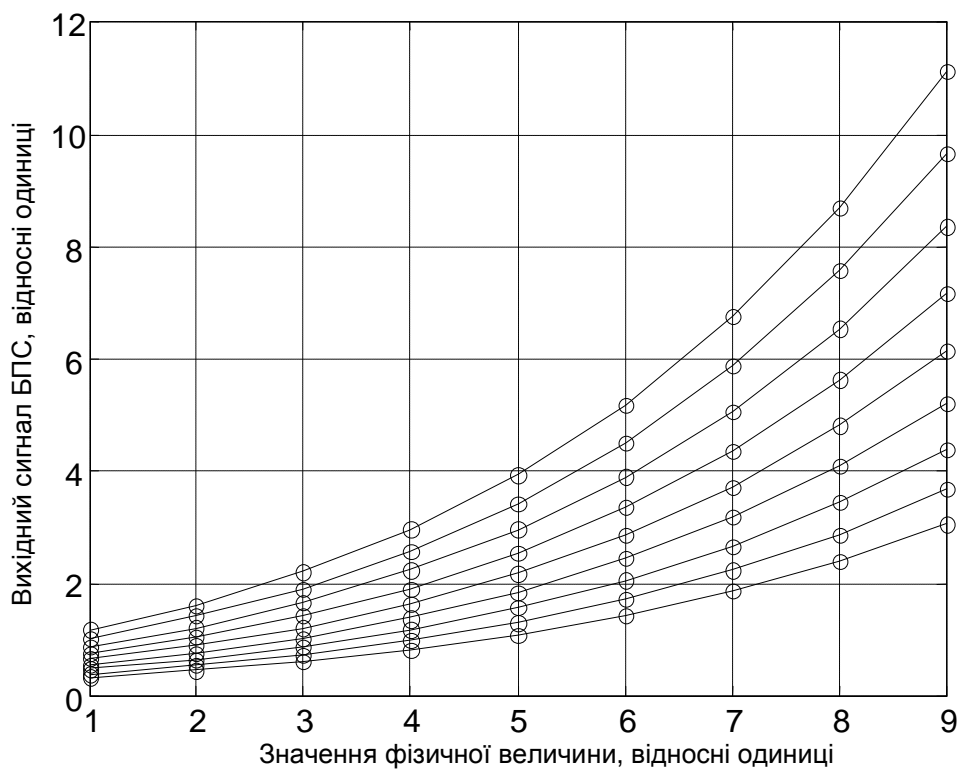


Рис. 2.4. Залежність вихідного сигналу БПС у першому режимі роботи для варіанту (1)

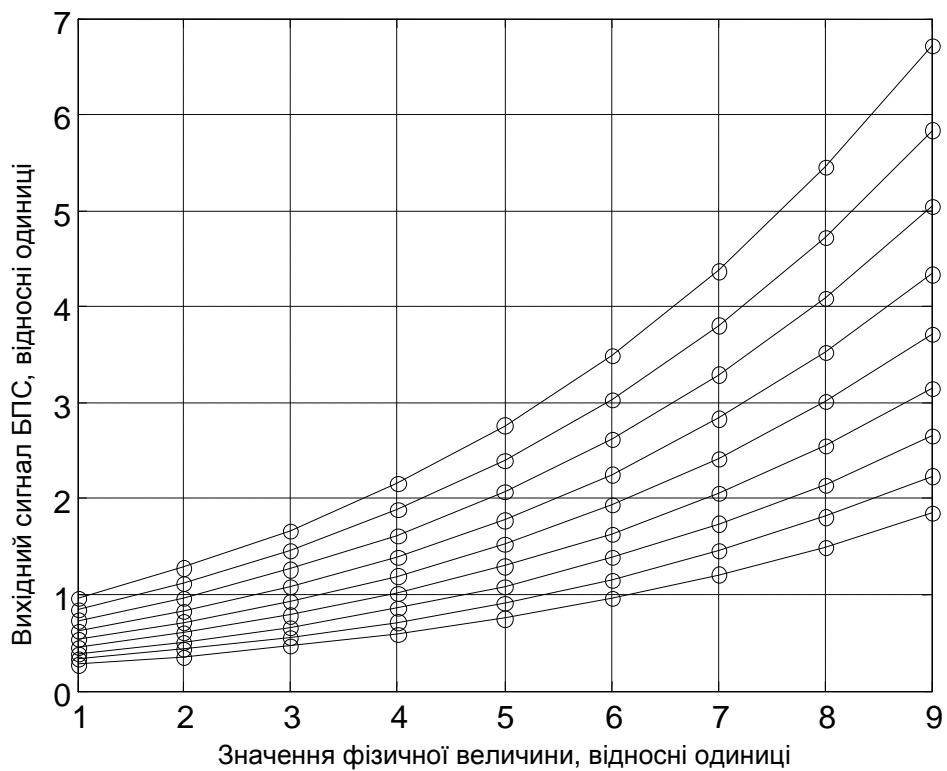


Рис. 2.5. Залежність вихідного сигналу БПС у другому режимі роботи для варіанту (1)

Імітаційна модель по варіанту (1) має протилежний знак першої похідної для обох фізичних величин в першому та другому режимах роботи. Це свідчить про охоплення цією моделлю варіантів комбінацій ХП БПС, що в принципі мають різну природу по відношенню до обох фізичних величин. Позитивний знак другої похідної вказує на однакову (з прискоренням) швидкість зміни цих двох протилежних природ ХП. Тому зміна однієї фізичної величини по відношенню до вихідного сигналу БПС носить однаковий – явно експоненціальний характер і НМ з сигмоїдною функцією активації (2.4), яка теж має експоненціальний характер, повинна легко відтворити таку імітаційну модель. Однак зміна іншої фізичної величини носить обернений до експоненціального характер, і тому ця модель не є абсолютно простою для імітаційного моделювання нейромережевого методу розпізнавання.

Вид імітаційної моделі для варіанту (2) (рис. 2.6) та відповідні залежності фізичних величин від вихідного сигналу БПС у першому та другому режимах роботи (рис. 2.7 – 2.8), аналогічно до моделі (1), показують різну природу ХП, що описані першою похідною різних знаків. Відмінність від моделі (1) полягає в однаковій (від’ємній) швидкості наростання функції (з насиченням).

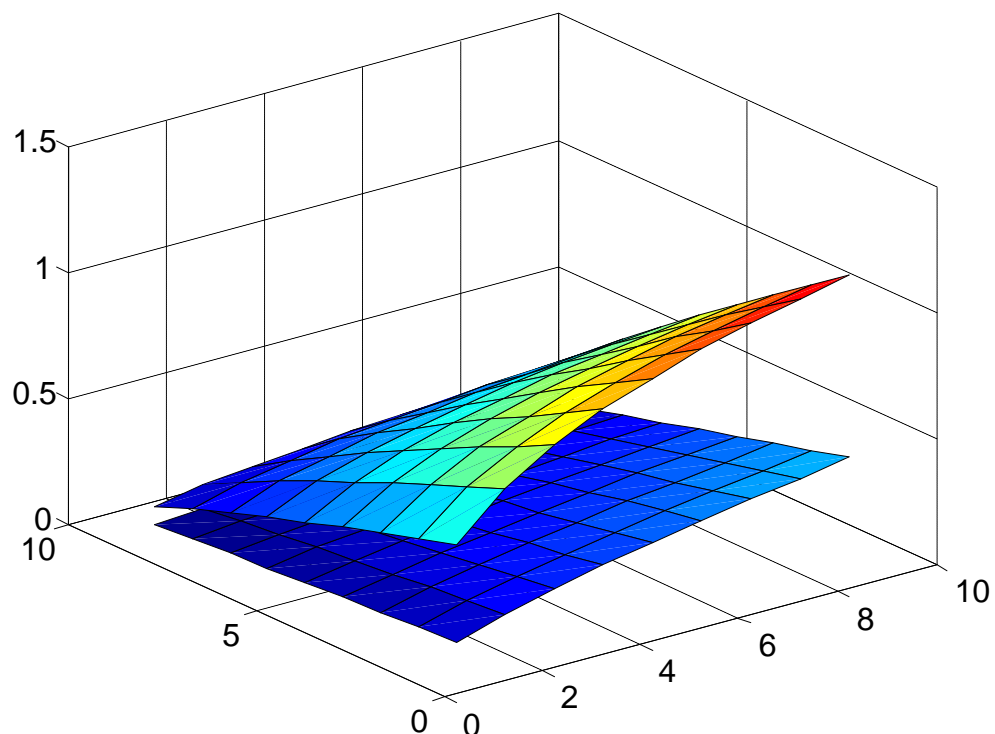


Рис. 2.6. Вид імітаційної моделі для варіанту (2) комбінацій ХП

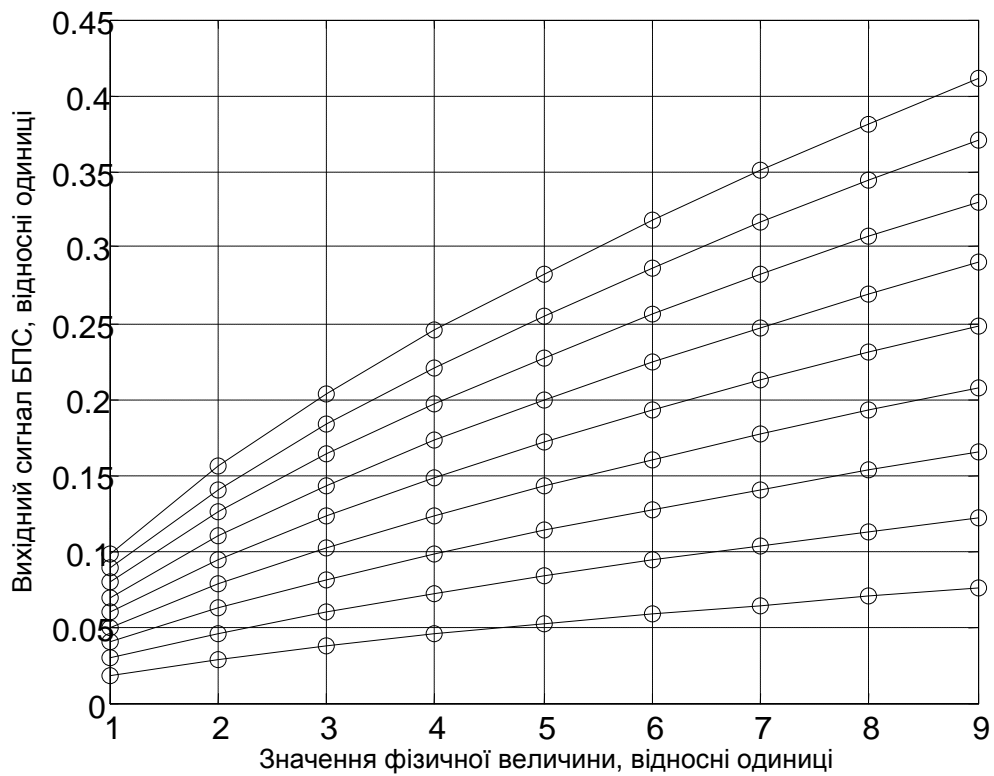


Рис. 2.7. Залежність вихідного сигналу БПС у першому режимі роботи для варіанту (2)

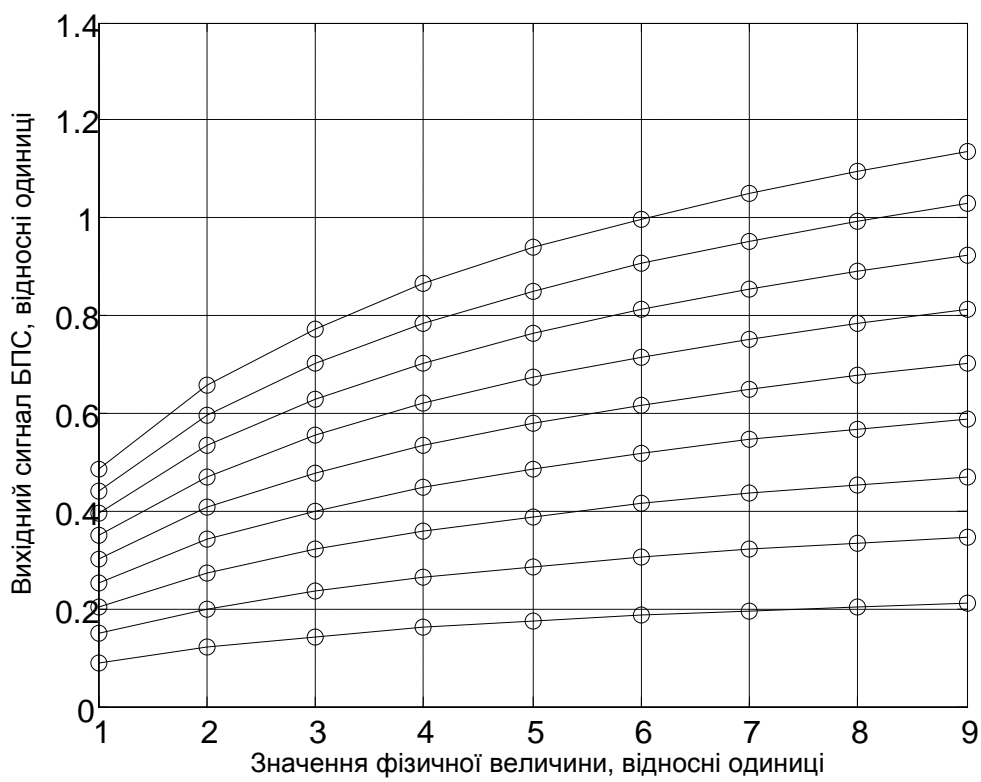


Рис. 2.8. Залежність вихідного сигналу БПС у другому режимі роботи для варіанту (2)



Вид імітаційної моделі для варіанту (3) (рис. 2.9) та відповідні залежності фізичних величин від вихідного сигналу БПС у першому і другому режимах роботи (рис. 2.10 - 2.11) описують залежність, коли для першої фізичної величини міняється її природа в обох режимах роботи БПС, в той час як для другої фізичної величини її природа не міняється в обох режимах. Друга похідна є від'ємною для обох величин і в обох режимах. Тому дослідження моделі (3) при однаковій швидкості спадання сигналу покаже дію методу розпізнавання при зміні ХП в залежності від режиму роботи БПС для однієї фізичної величини і при незмінній ХП для іншої величини водночас.

Таким чином, модель варіанту (3) на додаток до обернено-гіперболічної залежності вихідного сигналу БПС в обох режимах роботи, що характеризувала модель варіанту (2), в одному з режимів має протилежний характер зміни вихідного сигналу БПС, що також ускладнює експериментальні дослідження цієї імітаційної моделі.

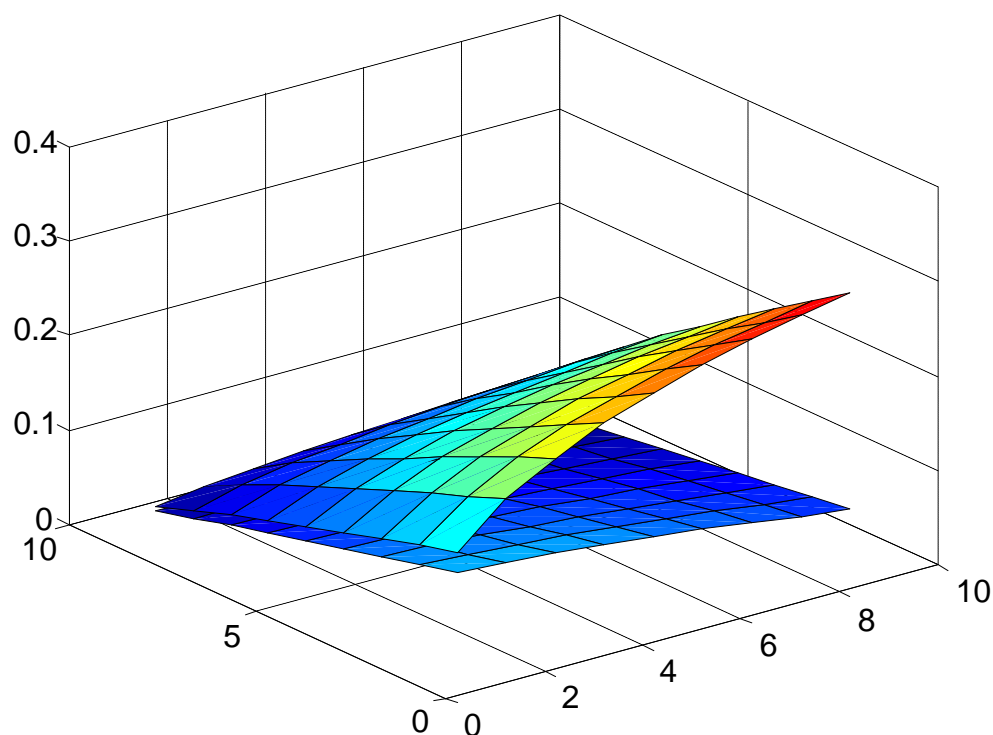


Рис. 2.9. Вид імітаційної моделі для варіанту (3) комбінацій ХП

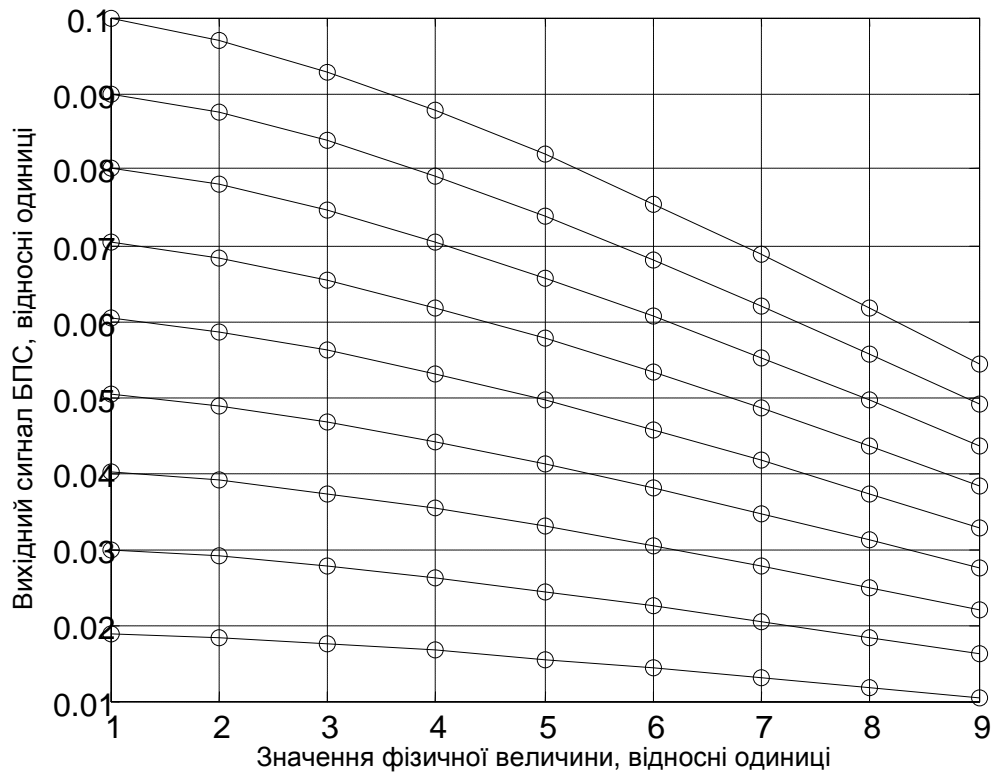


Рис. 2.10. Залежність вихідного сигналу БПС у першому режимі роботи для варіанту (3)

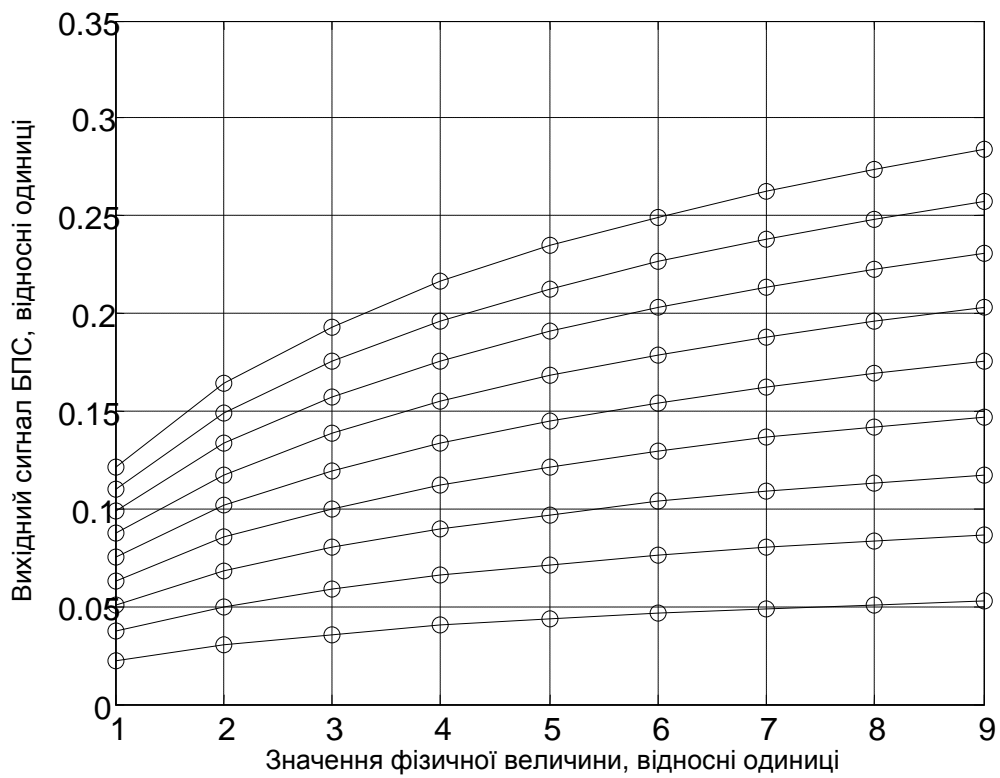


Рис. 2.11. Залежність вихідного сигналу БПС у другому режимі роботи для варіанту (3)

Вид імітаційної моделі для варіанту (4) та відповідні залежності фізичних величин від вихідного сигналу БПС у першому і другому режимах роботи представлені на рис. 2.12 – 2.14 відповідно. Знаки першої похідної для обох фізичних величин є протилежними, що, так само як і для моделей варіантів (1) та (2), показує протилежну природу ХП. Однак ця модель ускладнена різними швидкостями зростання та спадання функцій, що описані різними знаками других похідних для першого і другого режимів роботи для обох фізичних величин. Тому ХП БПС у першому режимі - обернено-гіперболічний характер, а ХП БПС у другому режимі має експоненціальний характер по обох фізичних величинах, на відміну від моделей (1) та (2), де різний характер поверхонь змодельовано тільки для однієї фізичної величини. Крім того, числові параметри поверхонь підібрані таким чином, що амплітуди вихідного сигналу БПС пересікаються для обох фізичних величин, створюючи тим самим площину перекриття вихідного сигналу БПС в обох режимах роботи і ускладнюючи імітаційну модель в цілому.

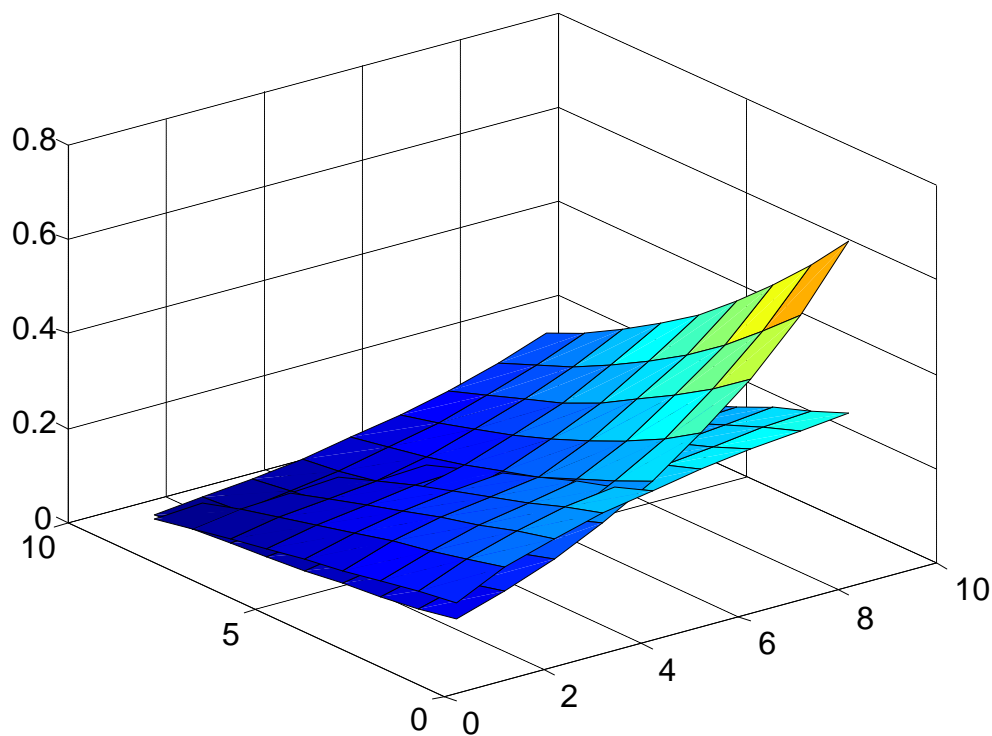


Рис. 2.12. Вид імітаційної моделі для варіанту (4) комбінацій ХП

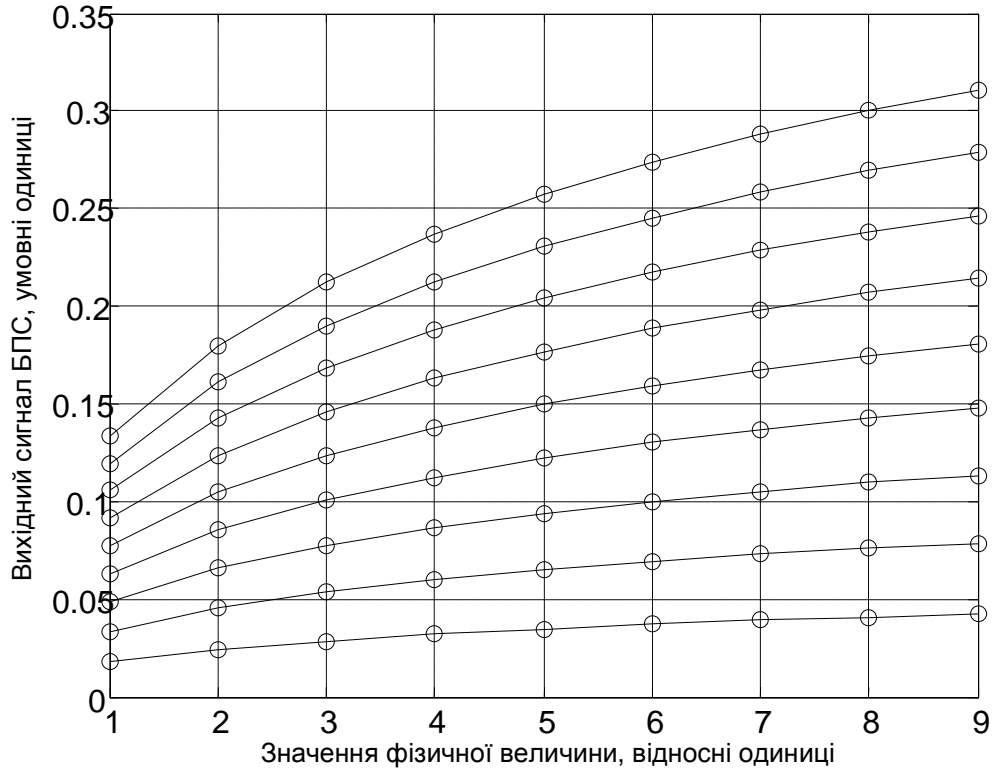


Рис. 2.13. Залежність вихідного сигналу БПС у першому режимі роботи для варіанту (4)

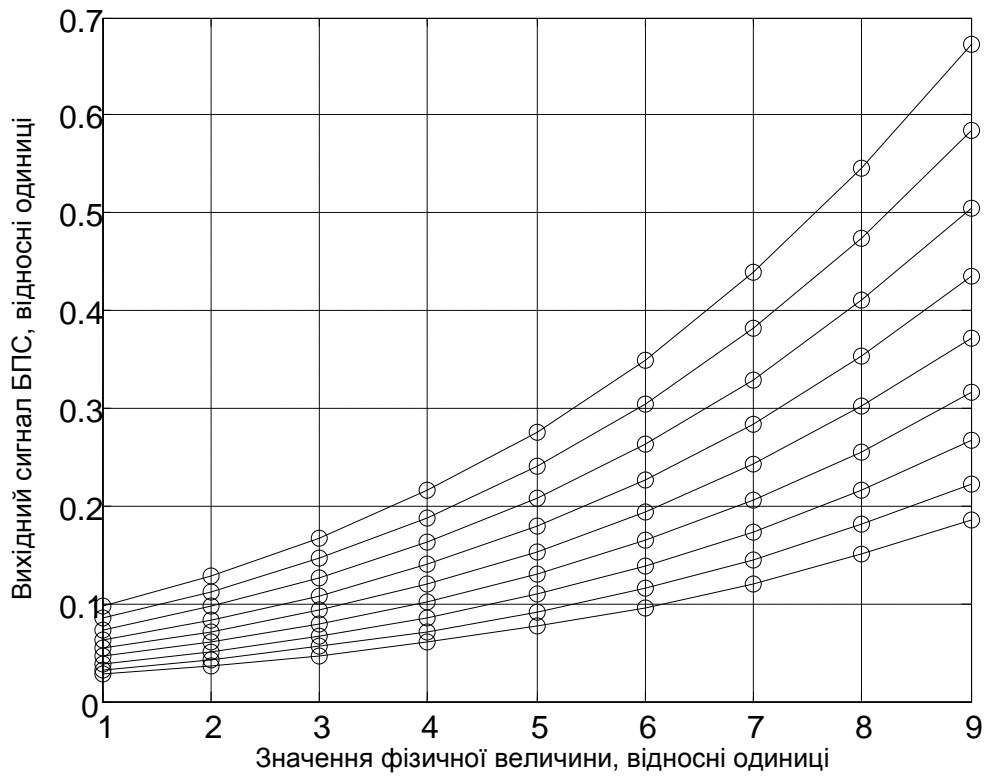


Рис. 2.14. Залежність вихідного сигналу БПС у другому режимі роботи для варіанту (4)

Аналіз створених варіантів імітаційних моделей (1)-(4) вихідного сигналу БПС для проведення імітаційного моделювання дозволяє стверджувати, що враховані найгірші комбінації відхилення ХП БПС від номінальної і тому розроблені імітаційні моделі значно переважають по складності індивідуальну ХП БПС TGS-813, числові параметри якої наведено в табл. 2.1.

Таким чином, в § 2.1 на основі аналізу виду характеристик перетворення багатопараметричних сенсорів розроблено їх математичну модель та чотири варіанти імітаційних моделей, що дозволило дослідити шляхом імітаційного моделювання точність методів обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора з урахуванням всіх варіантів відхилень характеристик перетворення від номінальної.

## **2.2. Метод розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричного сенсора одномодульною нейронною мережею**

Для того, щоб розробити нейромережевий метод розпізнавання фізичних величин на основі вихідного сигналу БПС, спочатку доцільно визначити місце штучної НМ як основного елемента обробки даних БПС [132].

Узагальнена структурна схема каналу збору та обробки даних БПС, що використовує штучні НМ для розпізнавання значень окремих фізичних величин, представлена на рис. 2.15. Фізичні величини  $F1$  і  $F2$  поступають на вхід БПС  $MS$ . Вихідний сигнал БПС  $SS$  поступає на аналогову схему  $AC$  (найчастіше підсилювач), а далі – на аналого-цифровий перетворювач  $ADC$ . Вихідний код  $ADC$   $N$  поступає на МК  $MC$ . МК за допомогою сигналу  $MS$   $Mode$  керує режимом роботи БПС. В результаті перетворення в код сигналів  $AS$ , які відповідають режимам роботи з різною чутливістю до фізичних величин  $F1$  і  $F2$ , МК подає на НМ  $NN$  коди  $NM1$  і  $NM2$ . Ці коди служать для обчислення значень вхідних фізичних величин  $F1^*$  і  $F2^*$ .

Перевагою такої структури є відсутність необхідності глибокого аналізу результатів експериментальних досліджень БПС для виявлення залежностей  $F1^*$  і

$F2^*$  від  $F1$  і  $F2$  з заданою точністю. Завдяки самонавчанню НМ сама виявляє потрібні закономірності. Тому доцільно забезпечити високоякісне навчання НМ на навчальній вибірці з достатньою кількістю даних експериментальних досліджень. Однак слід зауважити, що алгоритми навчання НМ мають  $10^3 \dots 10^4$  разів вищу обчислювальну складність ніж алгоритми використання навчених НМ [36, 17, 77]. Тому НМ для такого каналу збору даних БПС доцільно навчати окремо на персональному комп'ютері відповідної потужності.

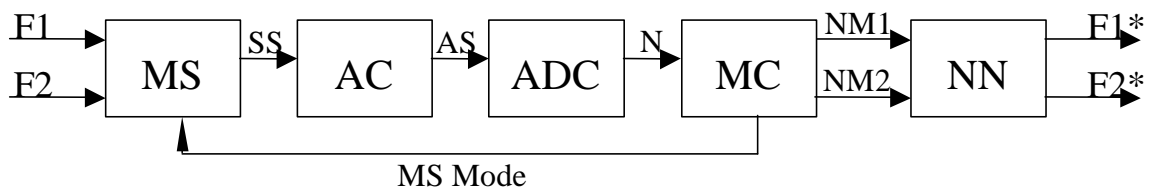


Рис. 2.15. Узагальнена структурна схема нейромережевого каналу збору та обробки даних БПС

Для організації навчання НМ за результатами експериментальних досліджень БПС необхідно на вхід НМ подати коди, що відповідають вихідним кодам  $NM1$  і  $NM2$  МК (див. рис. 2.15). Для цього доцільно використати програмний симулятор каналу збору даних *MCh Sim* (рис. 2.16). На вхід *MCh Sim* подаються значення вхідних фізичних величин  $F1$  і  $F2$ , які відповідають фізичним величинам під час експериментальних досліджень. На виході НМ  $NN$  будемо отримувати відповідні результати обчислення фізичних величин  $F1^*$  і  $F2^*$ . Ці результати обчислення будемо порівнювати із значеннями  $F1$  і  $F2$ . В результаті будуть отримані значення похибок  $Er1$  і  $Er2$ , що поступають на блок *BackpropSim* для зміни параметрів нейронів мережі  $NN$ .

Для розробки нейромережевого методу розпізнавання фізичних величин на основі сигналу БПС необхідно шляхом експериментальних досліджень та імітаційного моделювання вибрати доцільну структуру НМ, її алгоритм навчання, а також дослідити залежність відносного відхилення визначення окремих фізичних величин від параметрів навчання НМ. Для проведення імітаційного моделювання

доцільно використати математичну модель БПС та чотири види імітаційних моделей, розроблені в §2.1.

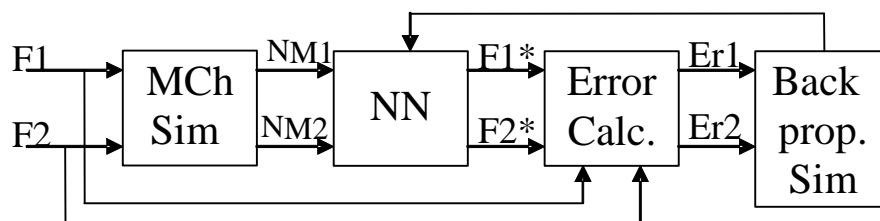


Рис. 2.16. Узагальнена схема навчання НМ в складі каналу збору та обробки даних БПС

Як видно з рис. 2.16., кількість нейронів вихідного шару НМ повинна відповідати кількості вхідних фізичних величин БПС. Кількість вхідних нейронів НМ визначається кількістю режимів роботи, що реалізуються в структурній схемі рис. 2.15. Тому для БПС, призначеного для збору даних про дві фізичні величини мінімально необхідними є два вхідних та два вихідних нейрони. Кількість нейронів схованого шару має забезпечити достатні узагальнюючі властивості НМ з однієї сторони. Однак з іншої сторони збільшення кількості нейронів у схованому шарі може привести до погіршення узагальнюючих властивостей і можливого перетворення НМ в асоціативну пам'ять [42]. Серед відомих структур НМ, що вирішують задачі розпізнавання, доцільно вибрати модель багатозарового перцептронну через її широку вживаність [23] та добрі результати розпізнавання вихідних сигналів БПС, описані в [48, 50, 62].

Як показав аналіз відомих нейромережових методів розпізнавання концентрацій газів CO та CH<sub>4</sub>, проведений в §1.3, ці методи працюють з даними, що отримані від масиву сенсорів [10, 62]. Відмінність запропонованого методу розпізнавання базується на створенні масиву даних, що поступає на вхід НМ шляхом переведення одиничного БПС у різні режими роботи з різною чутливістю до концентрацій газів CO та CH<sub>4</sub>. Створені імітаційні моделі вихідного сигналу БПС моделюють практично всі можливі комбінації залежностей ХП БПС. Тому, згідно з методом розпізнавання вихідного сигналу БПС одномодульною НМ (рис. 2.17),

значення вихідного сигналу БПС, що моделюється імітаційною моделлю для двох режимів його роботи, подається на вхід НМ, а значення фізичних величин, що відповідають цим двом режимам, порівнюються зі значеннями, що продукувала НМ на відповідних виходах.

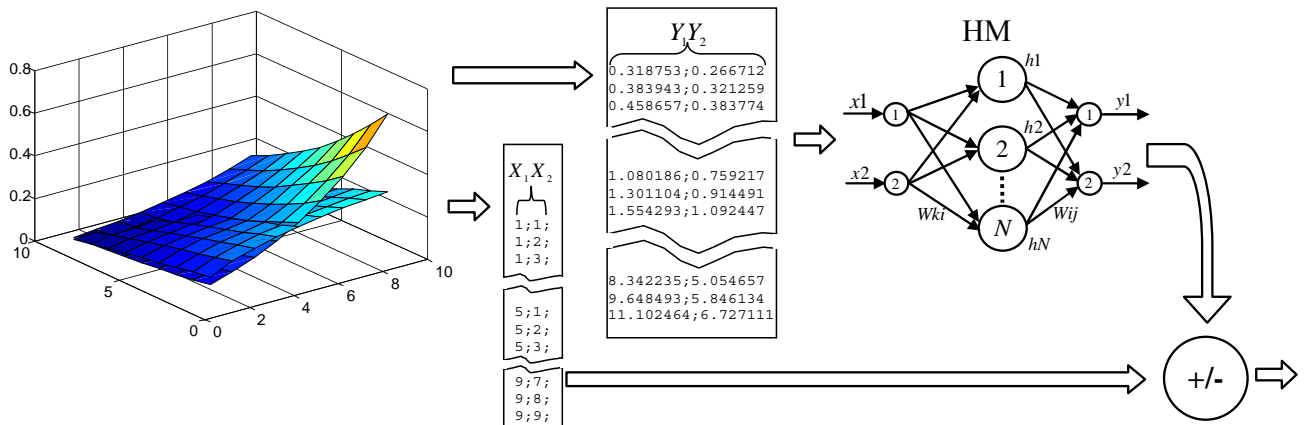


Рис. 2.17. Схема методу розпізнавання вихідного сигналу БПС одномодульною НМ

Отже, для вирішення задачі визначення значень окремих фізичних величин за сигналом БПС вибрано багатошаровий перцептрон з двома вхідними,  $N$  схованими та двома вихідними нейронами (рис. 2.18). Кількість нейронів схованого шару  $N$  доцільно буде знайти експериментальним чином, використовуючи викладені вище рекомендації. Вихід кожного нейрону попереднього шару перцептрону з'єднаний синапсами із входами всіх нейронів наступного шару, тому використаний перцептрон має однорідну та регулярну структуру [93-94]. Вихідне значення  $j$ -го нейрону останнього шару

$$y_j = F_3 \left( \sum_{i=1}^N w_{ij} h_i - T_j \right), \quad (2.2)$$

де  $F_3(x)$  - функція активації нейронів вихідного шару,

$w_{ij}$  - ваговий коефіцієнт від  $i$ -го нейрону схованого шару до  $j$ -го вихідного нейрону,



$h_i$  - вихідне значення  $i$ -го нейрону схованого шару,

$T_j$  - поріг  $j$ -го вихідного нейрону.

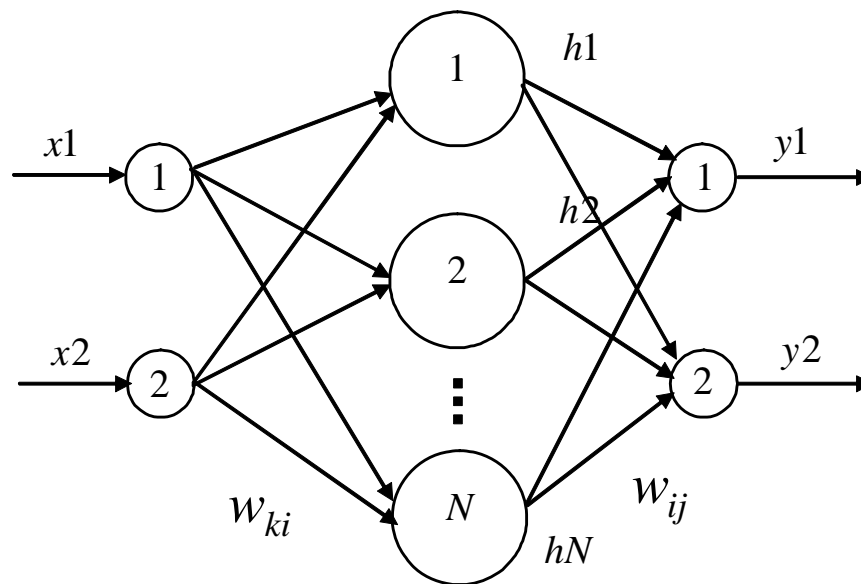


Рис. 2.18. Структура нейронної мережі для розпізнавання сигналу БПС

Аналогічно вихідне значення  $i$ -го нейрону схованого шару

$$h_i = F_2 \left( \sum_{k=1}^2 w_{ki} x_k - T_i \right), \quad (2.3)$$

де  $F_2(x)$  - функція активації нейронів схованого шару,

$w_{ki}$  - ваговий коефіцієнт від  $k$ -го вхідного нейрону до  $i$ -го нейрону схованого шару,

$x_k$  - вхідне значення НМ,

$T_i$  - поріг  $i$ -го нейрону схованого шару.

Проведені експериментальні дослідження шляхом математичного моделювання показали [132], що для вирішення даної задачі розпізнавання сигналу БПС багатозаровий перцептрон повинен мати гетерогенний характер. Наприклад, при використанні гетерогенної НМ процес навчання відбувається у 5 разів швидше,

а відносна похибка розпізнавання у 4 рази менша, ніж при використанні моделі з однаковими функціями активації нейронів. Тому для нейронів схованого шару доцільно використати нелінійну сигмоїдну функцію активації

$$F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}, \quad (2.4)$$

а для нейронів вихідного шару - лінійну функцію активації

$$F(x) = kx, \quad (2.5)$$

де  $k$  - коефіцієнт нахилу прямої функції активації.

Попередній аналіз відомих алгоритмів навчання нейронних мереж показав, що для навчання доцільно використати алгоритм зворотного розповсюдження помилки (back propagation error) [57, 79]. Цей алгоритм базується на методі градієнтного сходження в просторі синапсів і порогів нейронів, і полягає у виконанні ітераційної процедури їх модифікації для кожного вхідного навчального вектору  $p$

$$\Delta w_{ij}(t) = -\alpha \frac{\partial E^p(t)}{\partial w_{ij}(t)} \quad (2.6)$$

$$\Delta T_j(t) = -\alpha \frac{\partial E^p(t)}{\partial T_j(t)}, \quad (2.7)$$

де  $\alpha$  - крок навчання,

$\frac{\partial E^p(t)}{\partial w_{ij}(t)}$ ,  $\frac{\partial E^p(t)}{\partial T_j(t)}$  - градієнти функції помилки на ітерації навчання  $t$  для навчального

вектору  $p$ ,  $p \in \{1, P\}$ ,

$P$  - розмір навчальної вибірки.

Модифікація синапсів та порогів здійснюється спочатку для нейронів вихідного шару (в момент часу  $t$ ), а потім для нейронів схованого шару (в момент часу  $t+1$ ) для кожного вхідного навчального вектору  $p$ .

Середньоквадратична помилка навчання

$$E^p(t) = \frac{1}{2} \left( \sum_{j=1}^2 y_j^p(t) - d_j^p \right)^2, \quad (2.8)$$

де  $y_j^p(t)$  - вихідне значення НМ на виході  $j$ ,

$d_j^p$  - бажане значення НМ на виході  $j$  на ітерації навчання  $t$  для кожного навчального вектору  $p$ .

Під час навчання відбувається процес зниження загальної помилки НМ

$$E(t) = \sum_{p=1}^P E^p(t), \quad (2.9)$$

де  $p \in \{1, P\}$ ,  $P$  - розмір навчальної вибірки.

З метою поліпшення параметрів навчання НМ та усунення недоліків класичного алгоритму зворотного поширення помилки, пов'язаних з емпіричним вибором постійного кроку навчання, доцільно використати метод найшвидшого сходження [93-94] для обчислення адаптивного кроку навчання

$$\alpha_3^p(t) = 1 / (1 + \sum_{i=1}^N h_i^p(t)) \quad (2.10)$$

для вихідних нейронів НМ з лінійною функцією активації (2.5) та

$$\alpha_2^p(t) = 4 / (1 + (x_k^p)^2) \sum_{i=1}^N (w_{ij}^p(t))^2 h_i^p(t) (1 - h_i^p(t)) \quad (2.11)$$

для нейронів схованого шару з сигмоїдною функцією активації (2.4).

Алгоритм зворотного розповсюдження помилки для кожного навчального вектору  $p$  описується наступними кроками [93]:

1. Задати крок навчання  $\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ ) і мінімальну середньоквадратичну помилку  $E_{\min}$ , яку необхідно досягнути в процесі навчання;
2. Ініціалізувати синапси і пороги нейронів випадковим чином;
3. Обчислити вихідні значення НМ  $y_j^p(t)$  використовуючи (2.2 - 2.5);
4. Обчислити середньоквадратичну помилку навчання  $E^p(t)$  та загальну помилку НМ  $E(t)$  по (2.8) та (2.9);
5. Обчислити помилку  $j$ -го нейрона вихідного шару

$$b_j^p(t) = y_j^p(t) - d_j^p; \quad (2.12)$$

6. Модифікувати синапси і пороги вихідних нейронів використовуючи адаптивний крок навчання (2.10)

$$w_{ij}^p(t+1) = w_{ij}^p(t) - \alpha_j^p(t) b_j^p(t) h_i^p(t) y_j^p(t) (1 - y_j^p(t)), \quad (2.13)$$

$$T_j^p(t+1) = T_j^p(t) + \alpha_j^p(t) b_j^p(t) y_j^p(t) (1 - y_j^p(t)); \quad (2.14)$$

7. Обчислити помилку  $i$ -го нейрону схованого шару

$$b_{2i}^p(t) = b_j^p(t) w_{ij}^p(t) h_i^p(t) (1 - h_i^p(t)) \quad (2.15)$$

для НМ з модифікованими синапсами вихідного шару;

8. Модифікувати синапси і пороги нейронів схованого шару, використовуючи адаптивний крок (2.11)

$$w_{ki}^p(t+1) = w_{ki}^p(t) - \alpha_2^p(t) b_{2i}^p(t) h_i^p(t) (1 - h_i^p(t)) x^p, \quad (2.16)$$

$$T_i^p(t+1) = T_i^p(t) + \alpha_2^p(t) b_{2i}^p(t) h_i^p(t) (1 - h_i^p(t)). \quad (2.17)$$

Виконувати кроки 3-8 до тих пір, поки загальна помилка навчання мережі (2.9) не стане менше заданого значення, тобто  $E \leq E_{\min}$ .

Програмне забезпечення для імітаційного моделювання методу розроблено в середовищі MATLAB [101] версії 6.5 і наведено в додатку А. Для навчання НМ використано 81 вектор, що складається з двох вхідних значень, які описують вихідний сигнал БПС, та двох вихідних значень, що описують вхідні фізичні величини. Ці 81 значення було отримано шляхом підстановки кожного з дев'яти аргументів, показаних для моделі (1) на рис. 2.4 і 2.5, у вираз (2.1). Таким чином, навчальний вектор НМ має вигляд  $Y_1; Y_2 \rightarrow X_1; X_2$ , де  $\{X_1; X_2\}$  - значення двох фізичних величин,  $\{Y_1; Y_2\}$  - вихідні значення БПС у двох режимах роботи (рис. 2.19). Вибірка даних для тестування навченої НМ містила 576 значень і сформована шляхом використання трьох точок всередині цілих значень з навчальної вибірки (рис. 2.20).

Для імітаційного моделювання використано багатошаровий перцептрон з 2 нейронами вхідного шару, 10 нейронами схованого шару та 2 нейронами вихідного шару. Два нейрони вхідного та вихідного шарів відповідають умовам вирішуваної задачі, 10 нейронів схованого шару початково вибрано для проведення досліджень. Математична модель багатошарового перцептронну описується виразами (2.2) та (2.3). Для нейронів схованого шару використана сигмоїдна функція активації (2.4), для вихідних нейронів лінійна функція активації (2.5). Для навчання використано алгоритм зворотного поширення помилки. Максимальна кількість ітерацій (epoch) навчання становила 40000.

$X_1X_2$	$Y_1Y_2$
1;1;	0.318753;0.266712
1;2;	0.383943;0.321259
1;3;	0.458657;0.383774
5;1;	1.080186;0.759217
5;2;	1.301104;0.914491
5;3;	1.554293;1.092447
9;7;	8.342235;5.054657
9;8;	9.648493;5.846134
9;9;	11.102464;6.727111

Рис. 2.19. Фрагмент навчальної вибірки НМ

$X_1X_2$	$Y_1Y_2$
1.25;1.25;	0.363069;0.300219
1.25;1.50;	0.380459;0.314598
1.25;1.75;	0.398466;0.329488
1.25;2.25;	0.436389;0.360847
1.25;2.50;	0.456335;0.377340
1.25;2.75;	0.476957;0.394392
1.25;3.25;	0.520290;0.430224
1.25;3.50;	0.543032;0.449028
1.25;3.75;	0.566511;0.468443
8.75;7.25;	8.146524;4.978996
8.75;7.50;	8.449619;5.164241
8.75;7.75;	8.761093;5.354608
8.75;8.25;	9.409795;5.751082
8.75;8.50;	9.747332;5.957378
8.75;8.75;	10.093871;6.169176

Рис. 2.20. Фрагмент вибірки тестування НМ

Результати імітаційного моделювання нейромережевого методу розпізнавання наведено в додатку Б та рис. 2.21. Як видно, максимальне відносне відхилення навчання НМ для першого та другого виходів (що відповідно будуть надавати

інформацію про першу та другу фізичні величини - ФВ) не перевищує 1% у випадку навчання до середньоквадратичної помилки  $10^{-5}$ .

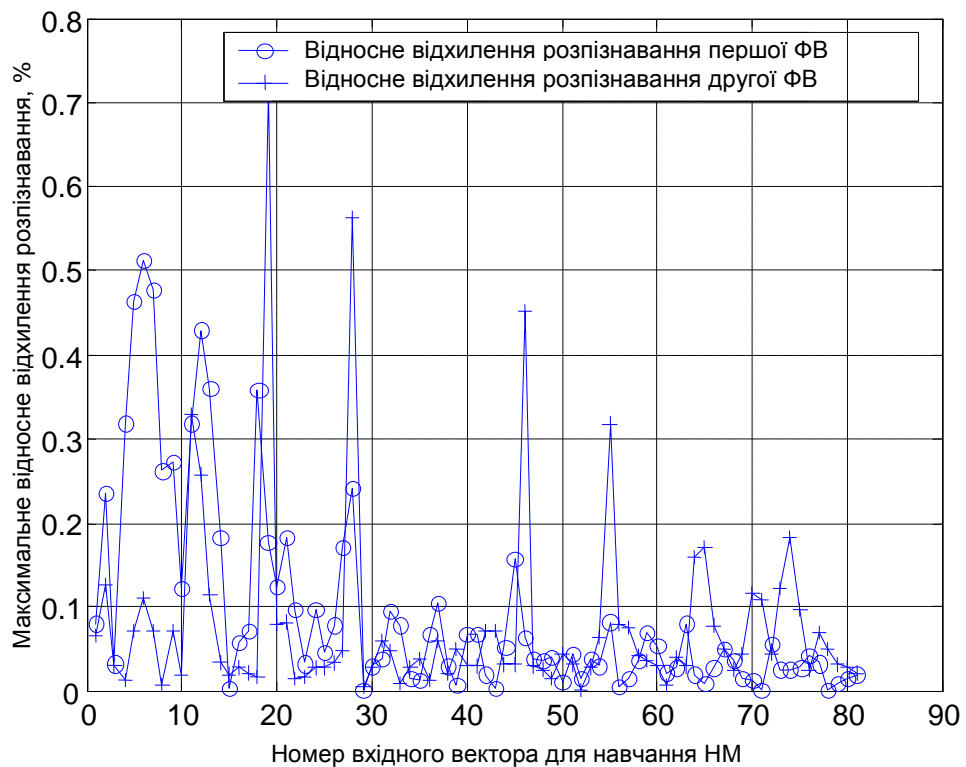


Рис. 2.21. Результати навчання НМ

З метою оцінки потенційних можливостей нейромережевого методу розпізнавання проведено серію експериментальних досліджень, в яких змінювалася середньоквадратична помилка навчання НМ від значення  $10^{-2}$  до  $10^{-6}$ . Наступний рис. 2.22 показує залежність максимального відносного відхилення розпізнавання значень фізичних величин від середньоквадратичної помилки навчання НМ. У випадку навчання НМ до середньоквадратичної помилки  $10^{-5}$  та  $10^{-6}$  максимальне відносне відхилення розпізнавання не перевищує 1%. При цьому середнє відносне відхилення розпізнавання не перевищує 0.1% (див. додаток Б).

На наступному етапі імітаційного моделювання доцільно дослідити точність розпізнавання фізичних величин з вихідного сигналу БПС в залежності від структури НМ, зокрема від кількості нейронів схованого шару і виробити рекомендації по структурі НМ. У відповідності з вирішуваною задачею кількість вхідних та вихідних нейронів не може мінятися, тому що ці нейрони відповідають

тільки за подачу вхідної інформації на НМ і видачу результатів розпізнавання. Можна міняти тільки кількість нейронів схованого шару, тобто тих, які власне і здійснюють обробку інформації. В даному дослідженні доцільно НМ навчати до середньоквадратичної помилки  $10^{-5}$ , так як при такому значенні помилки забезпечується найбільш точний результат розпізнавання (див. Рис. 2.22).

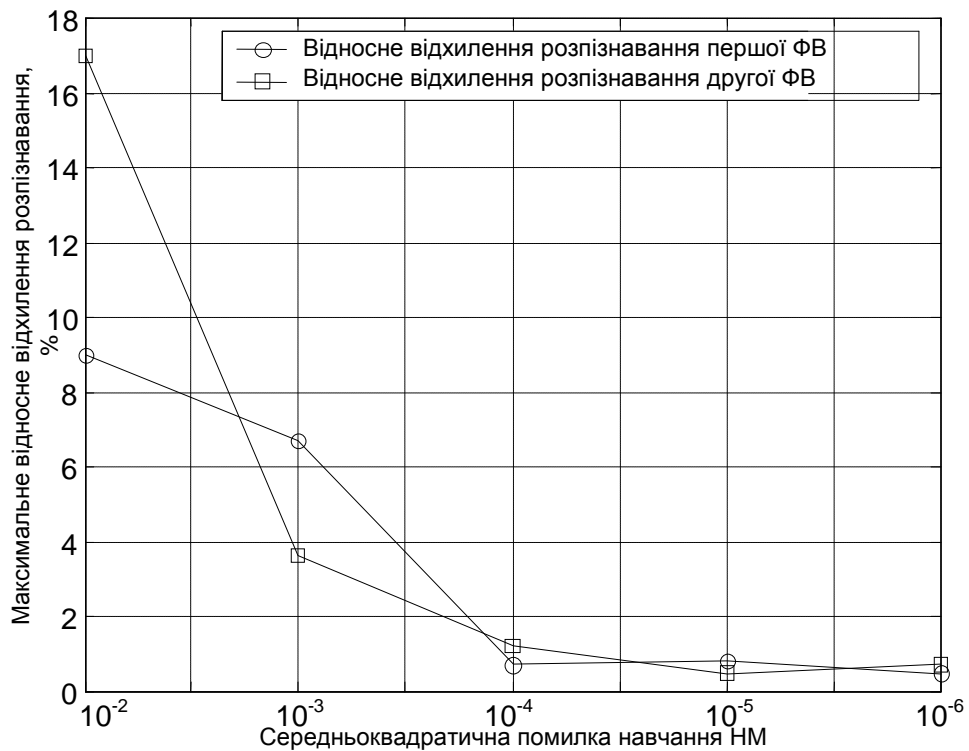


Рис. 2.22. Розпізнавання вихідного сигналу БПС за межами навчальної вибірки НМ з 10-ма схованими нейронами

Як показує аналіз залежності середнього та максимального відхилення розпізнавання фізичних величин від кількості нейронів схованого шару НМ (таблиця 2.4), середнє відносне відхилення розпізнавання при зміні кількості нейронів схованого шару не перевищує 3% для обох фізичних величин. Це підтверджує висновки дослідників [10, 62] про те, що апарат штучних НМ забезпечує високу точність розпізнавання вихідних сигналів БПС. Однак, як видно з табл. 2.4, при збільшенні кількості нейронів схованого шару максимальне відносне відхилення розпізнавання значно зростає до 46% для першої величини та до 121% для другої фізичної величини. Як показав аналіз числових даних результатів



розпізнавання, максимальне відносне відхилення зростає виключно за рахунок декількох точок – “викидів”, що опосередковано підтверджує низьке середнє відхилення розпізнавання. Ці викиди зумовлені наявністю випадкової складової у математичній моделі вихідного сигналу БПС, сформованої згідно з виразом (2.1). Збільшення максимального відносного відхилення розпізнавання при збільшенні кількості нейронів схованого шару підтверджує відому тезу з теорії штучних НМ: при збільшенні кількості нейронів схованого шару до кількості вхідних навчальних образів НМ значно втрачає свої узагальнюючі властивості та може виродитися в асоціативну пам’ять [42, 134]. При цьому образ, що поступає на вхід НМ в режимі асоціативної пам’яті, буде інтерпретуватися як адреса вихідного образу, що буде виданий на вихід НМ.

Таблиця 2.4

Залежність відносного відхилення розпізнавання від кількості нейронів схованого шару

Відносне відхилення розпізнавання		Кількість нейронів схованого шару							
		10	20	30	40	50	60	70	80
Середнє	Перша фізична величина	0.1	0.1	0.1	1.0	0.3	2.2	0.6	0.9
	Друга фізична величина	0.1	0.1	0.1	2.9	0.9	2.3	2.3	1.3
Максимальне	Перша фізична величина	0.4	2.6	1.2	45.8	18.1	40.2	22.6	37.2
	Друга фізична величина	0.4	1.5	3.4	120.7	68.1	53.4	42.3	34.3

Підтвердити втрату узагальнюючих властивостей НМ та сформулювати остаточні рекомендації щодо вибору структури НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС доцільно шляхом аналізу процесу навчання НМ, що забезпечила результати, наведені в табл. 2.4. Такі характеристики процесу навчання як

максимальне відносне відхилення розпізнавання, отримане на вибірці навчання НМ, та кількість ітерацій навчання в залежності від кількості нейронів схованого шару наведено в табл. 2.5. Середнє відхилення розпізнавання значень фізичних величин становило сталу величину - 0.1% і тому воно не показано в таблиці. Як видно з табл. 2.5, при збільшенні кількості нейронів схованого шару максимальне відносне відхилення розпізнавання на вибірці навчання НМ не перевищує 2.9%. Однак, при збільшенні кількості нейронів схованого шару кількість ітерацій навчання НМ значно зменшується, тобто НМ швидше і легше вчиться. Ця швидкість виражена швидшим сходженням алгоритму навчання та знаходженням мінімального значення середньоквадратичної помилки навчання згідно з виразами (2.8) – (2.9). Тобто в умовах кращого сходження алгоритму навчання НМ дає одне і те саме середнє відносне відхилення розпізнавання на вибірці навчання і суттєве збільшення максимального відхилення розпізнавання поза межами вибірки навчання при збільшенні кількості нейронів схованого шару. Наприклад, у випадку 81-го вхідного навчального вектора та 80-ти нейронів схованого шару фактично кожен нейрон запам'ятовує свій навчальний вектор і НМ вироджується в асоціативну пам'ять – вона просто запам'ятовує вхідні навчальні вектори.

Таблиця 2.5

## Результати досліджень процесу навчання НМ

Характеристики процесу навчання		Кількість нейронів схованого шару							
		10	20	30	40	50	60	70	80
Максимальне відносне відхилення навчання	Перша фізична величина	0.1	0.1	0.1	1.0	0.3	2.2	0.6	0.9
	Друга фізична величина	0.1	0.1	0.1	2.9	0.9	2.3	2.3	1.3
Кількість ітерацій навчання		22455	1161	642	1965	306	606	142	87

Тому оптимальною структурою НМ для вирішення задачі розпізнавання вихідного сигналу БПС при 81 вхідному векторі навчання є структура 2-10-2 [73].

Наступним етапом імітаційного моделювання є дослідження точності методу розпізнавання значень фізичних величин з вихідного сигналу БПС на основі варіантів імітаційних моделей (1)-(4), розроблених в §2.1, з використанням структури НМ 2-10-2.

Умови проведення імітаційного моделювання для варіантів моделей (1)-(4) були аналогічними. Для отримання результатів використано те саме імітаційне ПЗ, що і у попередньому випадку (додаток А). Для навчання НМ також використано 81 вектор, що складається з двох вхідних значень, які моделюють вихідний сигнал БПС та двох вихідних значень НМ, що моделюють значення вхідних фізичних величин. Вибірка даних для тестування навченої НМ також містила 576 значень і була сформована шляхом використання трьох точок всередині цілих значень з навчальної вибірки. Для навчання НМ використано алгоритм зворотнього поширення помилки, максимальна кількість ітерацій (epoch) навчання також становила 40000. Навчання проводилось до значень середньоквадратичної помилки  $10^{-2}$ ,  $10^{-3}$ ,  $10^{-4}$  та  $10^{-5}$ .

Досліджувалася залежність максимального та середнього відносного відхилення розпізнавання значень першої та другої фізичних величин (отриманого на 576 значеннях вибірки) від зміни середньоквадратичної помилки навчання НМ з  $10^{-2}$  до  $10^{-5}$  (табл. 2.6). Як видно з табл. 2.6, найгірші значення максимального та середнього відносного відхилення розпізнавання отримані на імітаційній моделі (4) через її складність (див. §2.1). Для узагальненої оцінки точності методу розпізнавання одномодульною НМ доцільно дослідити усереднені по чотирьох імітаційних моделях залежності максимального і середнього відносного відхилення розпізнавання концентрації CO, що є першою фізичною величиною (рис. 2.23), якій більше відповідає перший режим роботи БПС, та концентрації CH<sub>4</sub>, що є другою фізичною величиною (рис. 2.24) і якій більше відповідає другий режим роботи БПС. Як показано вище, доцільно оцінити усереднені значення максимального та середнього відносного відхилення розпізнавання при значенні середньоквадратичної помилки навчання НМ  $10^{-5}$ , що для методу розпізнавання

одномодульною НМ, становлять 16.5% і 1.4% для першої фізичної величини та 8% і 1.4% для другої фізичної величини відповідно. При цьому кінцевою оцінкою є значення середнього відносного відхилення розпізнавання, що не перевищує 2% для обох фізичних величин.

Таблиця 2.6

Залежність відносного відхилення розпізнавання від значення середньоквадратичної помилки навчання НМ

Відносне відхилення розпізнавання, %			Середньоквадратична помилка навчання НМ			
			$10^{-2}$	$10^{-3}$	$10^{-4}$	$10^{-5}$
Перша фізична величина	Максимальне	Модель (1)	9.0	6.7	0.7	0.8
		Модель (2)	18.3	5.9	1.6	0.9
		Модель (3)	13.8	11.7	8.2	8.5
		Модель (4)	85.1	66.7	58.8	56.0
	Середнє	Модель (1)	1.4	0.8	0.2	0.1
		Модель (2)	2.0	0.9	0.2	0.1
		Модель (3)	1.7	1.0	0.6	0.7
Модель (4)		12.5	4.3	4.6	4.5	
Друга фізична величина	Максимальне	Модель (1)	17.0	3.6	1.2	0.5
		Модель (2)	6.5	4.6	0.9	1.5
		Модель (3)	6.7	2.1	1.9	2.0
		Модель (4)	35.1	23.2	21.0	27.8
	Середнє	Модель (1)	2.2	0.4	0.2	0.1
		Модель (2)	1.5	0.5	0.2	0.1
		Модель (3)	1.4	0.3	0.3	0.3
Модель (4)		10.9	4.7	5.9	5.2	

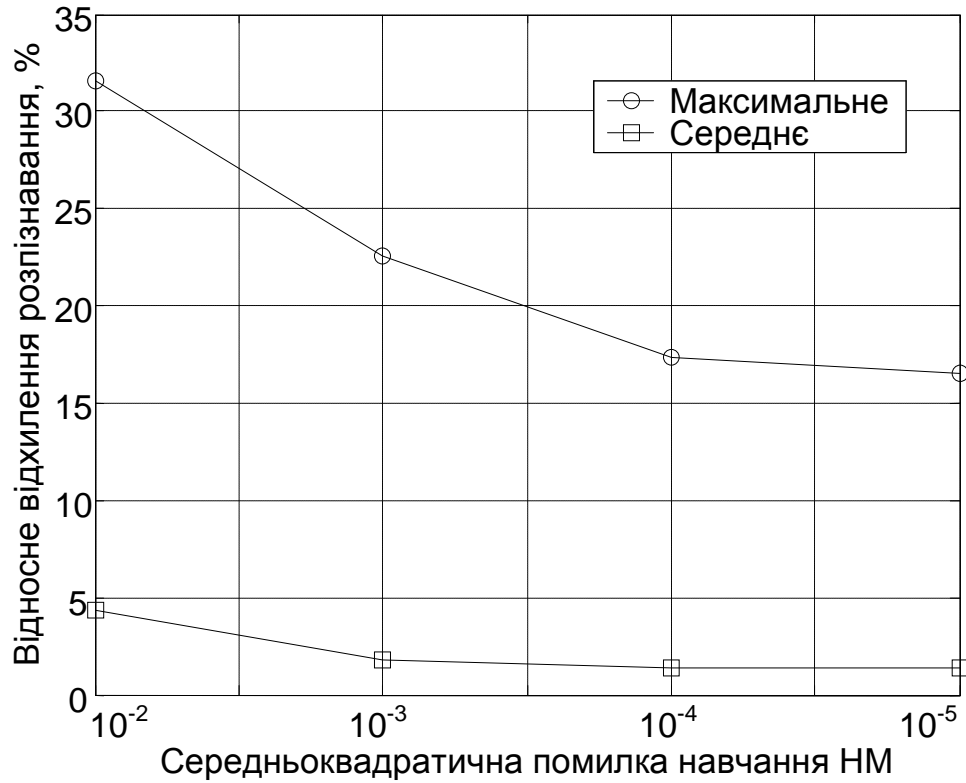


Рис. 2.23. Результати розпізнавання першої фізичної величини одномодульною НМ на чотирьох імітаційних моделях (1)-(4)

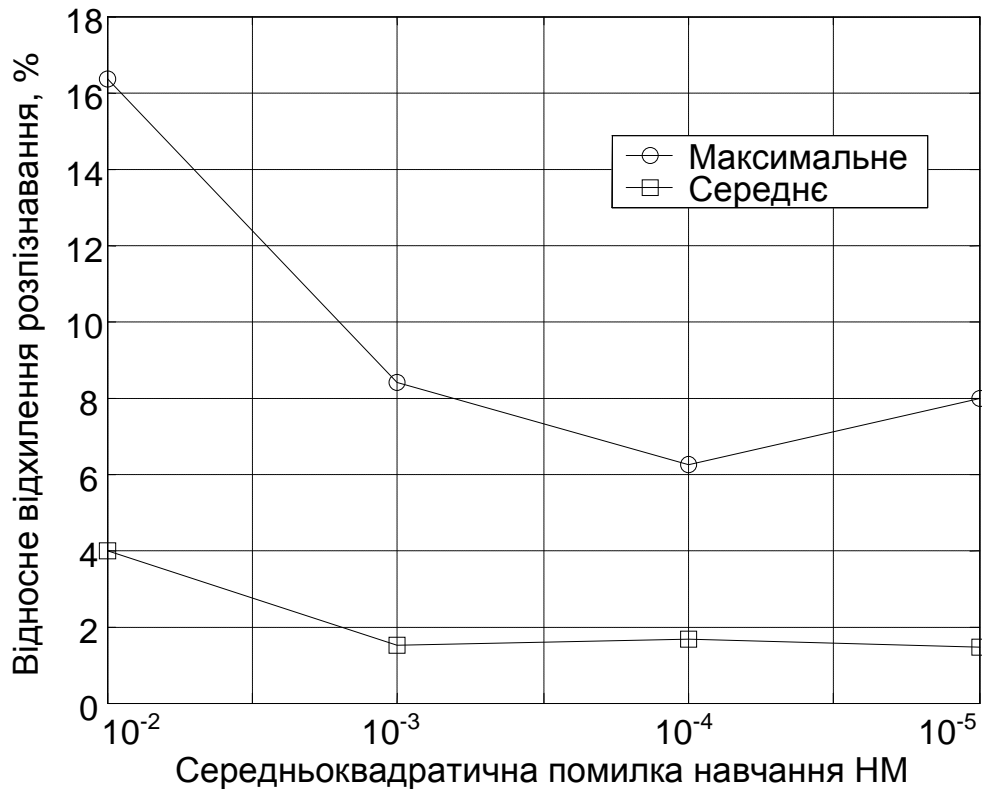


Рис. 2.24. Результати розпізнавання другої фізичної величини одномодульною НМ на чотирьох імітаційних моделях (1)-(4)

Таким чином, в §2.2 вдосконалено метод обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора, що відрізняється від відомих розпізнаванням масиву даних, отриманих у різних режимах його функціонування, одномодульною нейронною мережею, що дозволило підвищити точність визначення окремих фізичних величин (середнє відносне відхилення розпізнавання в найгіршому випадку не перевищує 2%).

### **2.3. Метод розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричного сенсора багатомодульною нейронною мережею**

Як показано в §2.2, імітаційні моделі вихідного сигналу БПС по варіантах (3) і (4) характеризуються обернено-гіперболічним характером та різними знаками похідних ХП БПС, і тому НМ з сигмоїдною функцією активації (2.4) буде складно відтворити таку модель. Це підтверджується результатами експериментальних досліджень (див. табл. 2.6), що показують значне зростання максимального та середнього відносного відхилення розпізнавання для моделей (3) і (4), що є неприйнятним, особливо для моделі (4). Крім того, час навчання НМ при дослідженні цих моделей становив понад 10000 ітерацій, що відповідало 10 хвилинам навчання на персональному комп'ютері з процесором Intel Pentium Celeron 1800 MHz, і що може бути неприйнятним не тільки для МК нижнього рівня РКС, але й для сервера верхнього рівня. Хоча розроблений нейромережевий метод показав достатньо високу точність розпізнавання, доцільно дослідити можливість підвищення точності розпізнавання та зменшення обчислювальної складності алгоритмів навчання НМ з метою забезпечення реального часу функціонування РКС обробки даних БПС для ділянки ШВМ.

Аналіз числових параметрів імітаційних моделей (1)-(4) та числових параметрів ХП БПС показав значну складність усіх моделей за рахунок в декілька разів збільшеного діапазону зміни як вихідного сигналу БПС, так і значень вхідних фізичних величин. В теорії вимірювань широко відомим методом підвищення

точності є розбиття широкого діапазону вхідних сигналів на ряд піддіапазонів [135]. По відношенню до нейромережевого методу розпізнавання вихідного сигналу БПС розбиття на піддіапазони означає використання окремої НМ для кожного піддіапазону. Тому доцільно розділити діапазон розроблених імітаційних моделей (1)-(4) на піддіапазони і використати для кожного з них окремий модуль НМ. В теорії НМ цей підхід називається модульними НМ [21, 61, 91, 105], коли велика або багатопараметрична задача розбивається на ряд елементарних задач, вирішується окремими НМ з незалежними вибірками навчання, а результати функціонування окремих модулів НМ об'єднуються в один результат [72, 105]. Використати цей підхід дозволяє відсутність взаємозв'язку між значеннями вихідного сигналу БПС та вхідними фізичними величинами у розділених піддіапазонах. Крім того, розділення вибірки навчання на підвибірки відповідає четвертому рівню розпаралелення нейромережевих алгоритмів [54], що дозволяє досягти прискорення виконання процесів навчання НМ та відповідно зменшити час навчання.

При використанні багатомодульної НМ важливою задачею є оптимізація розбиття всього діапазону вхідних даних на піддіапазони [91]. Якщо розглядати задачу підвищення точності розпізнавання, то природними критеріями розбиття є (i) мінімум похибки розпізнавання на всьому діапазоні та (ii) мінімум похибки розпізнавання в найбільш важливому піддіапазоні. Однак для БПС характерним є обмеження об'єму навчальної вибірки. Тому в даному випадку навчальна вибірка вимушено розбита на однакові підвибірки, а критерієм розбиття є значення вхідних даних. Це пов'язано з тим, що НМ погано навчаються на вибірках малого розміру [134]. При цьому оптимізація розбиття на піддіапазони у відповідності зі згаданими вище критеріями мінімуму похибки розпізнавання веде до ітераційного звуження границь піддіапазону з максимальною похибкою. Відповідно зменшення піддіапазону може привести до збільшення похибки в межах цього піддіапазону і спричинити збільшення результуючої похибки розпізнавання. Тому примусове розбиття навчальної вибірки усуває цей недолік.

Згідно з методом розпізнавання вихідного сигналу БПС багатомодульною НМ (рис. 2.25) вся вибірка навчання (81 вектор) розділена на три підвибірки розміром 27 навчальних векторів кожна. Відповідно вибірка тестування (576 векторів) також розділена на три підвибірки розміром 192 вектори кожна. Кожен модуль НМ функціонував окремо, здійснюючи розпізнавання вихідного сигналу БПС у своєму піддіапазоні. Після розпізнавання у всіх піддіапазонах оцінено сумарне відносне відхилення розпізнавання значень фізичних величин.

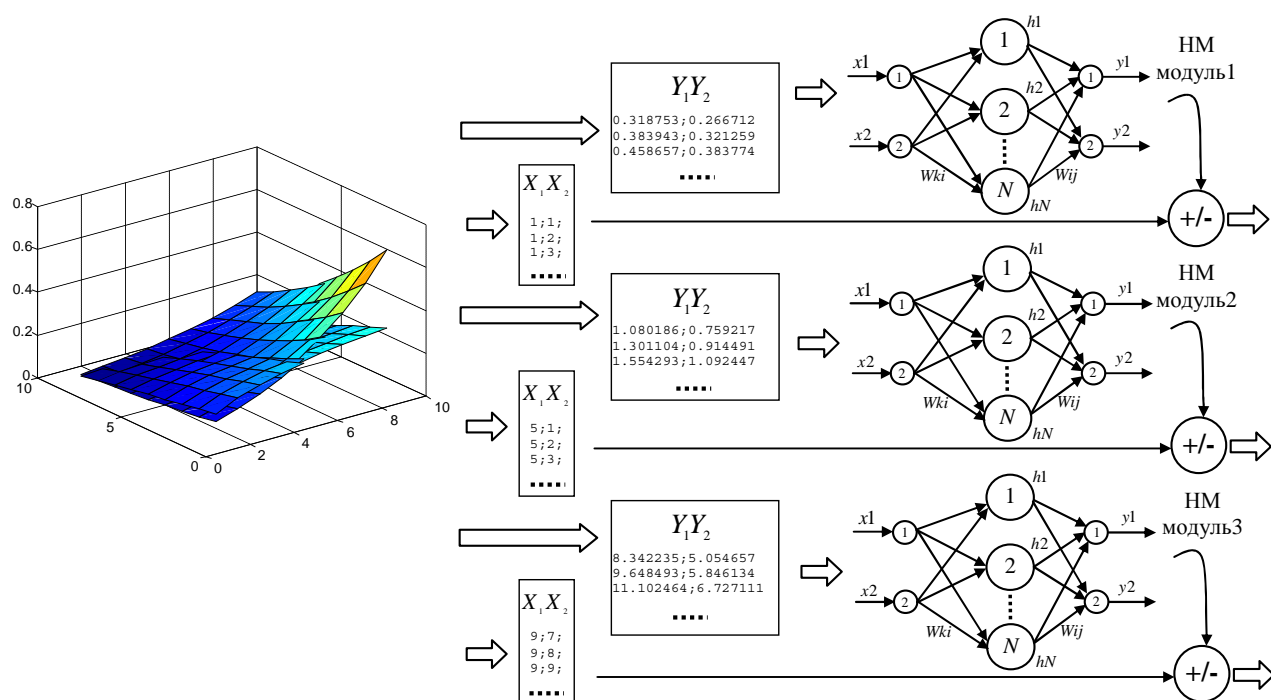


Рис. 2.25. Схема методу розпізнавання вихідного сигналу БПС багатомодульною НМ

Кожен модуль багатомодульної НМ описується такими ж виразами (2.2)-(2.17), як і одномодульна модель у §2.2. Для навчання використано алгоритм зворотного поширення помилки. З метою порівняння обох методів, процеси навчання та розпізнавання організовані аналогічно методу одномодульної НМ (див. §2.2). Відносні відхилення розпізнавання оцінювалися при значеннях середньоквадратичної похибки від  $10^{-2}$  до  $10^{-5}$ . ПЗ в системі МАТЛАБ, що використовувалось для імітаційного моделювання методу багатомодульної НМ та числові результати розпізнавання для однієї з імітаційних моделей наведені в додатку В та додатку Д відповідно.



Аналіз усереднених по чотирьох імітаційних моделях залежностей максимального і середнього відносного відхилення розпізнавання значень першої (рис. 2.26) та другої (рис. 2.27) фізичних величин показав, що для методу розпізнавання багатомодульною НМ усереднені значення максимального та середнього відхилення розпізнавання при значенні середньоквадратичної помилки навчання НМ  $10^{-5}$  становлять 1.4% і 0.7% для першої фізичної величини та 1.4% і 0.5% для другої фізичної величини відповідно. При цьому кінцевою оцінкою є значення середнього відносного відхилення розпізнавання, що не перевищує 1% для обох фізичних величин [67, 75]. Як видно з результатів, метод розпізнавання за допомогою багатомодульної НМ показав зменшення максимального відносного відхилення розпізнавання у 5-10 разів, а середнього відносного відхилення розпізнавання у 2 рази у порівнянні з методом одномодульної НМ для обох фізичних величин при навчанні НМ до значення середньоквадратичної помилки  $SSE=10^{-5}$ .

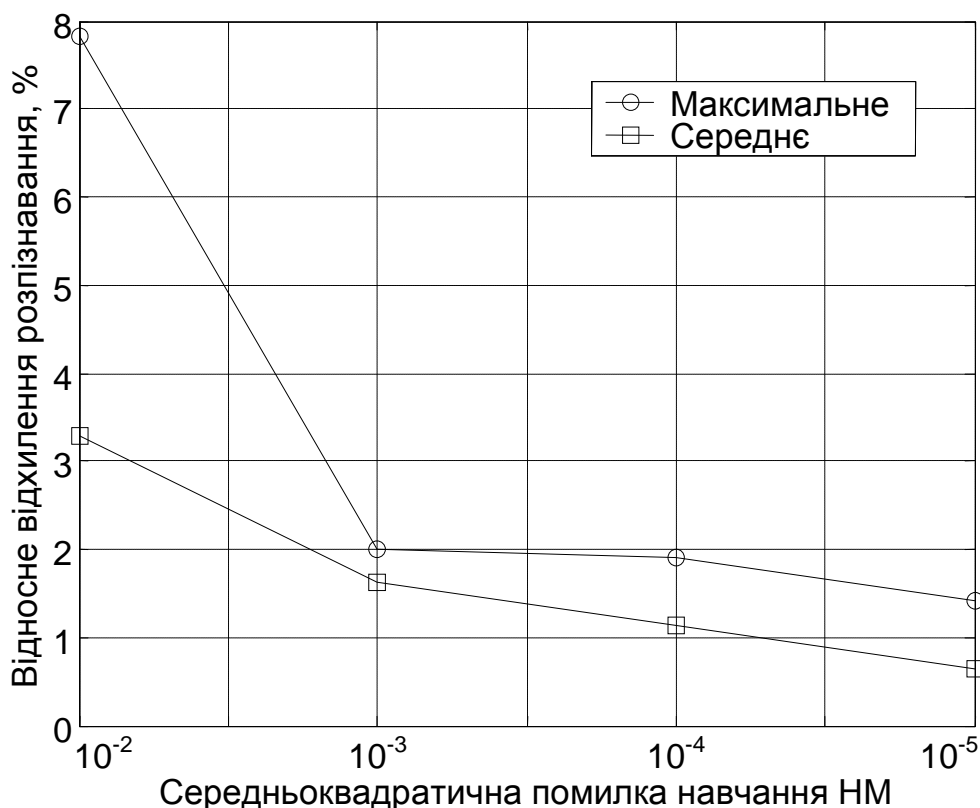


Рис. 2.26. Результати розпізнавання першої фізичної величини багатомодульною НМ на чотирьох імітаційних моделях (1)-(4)

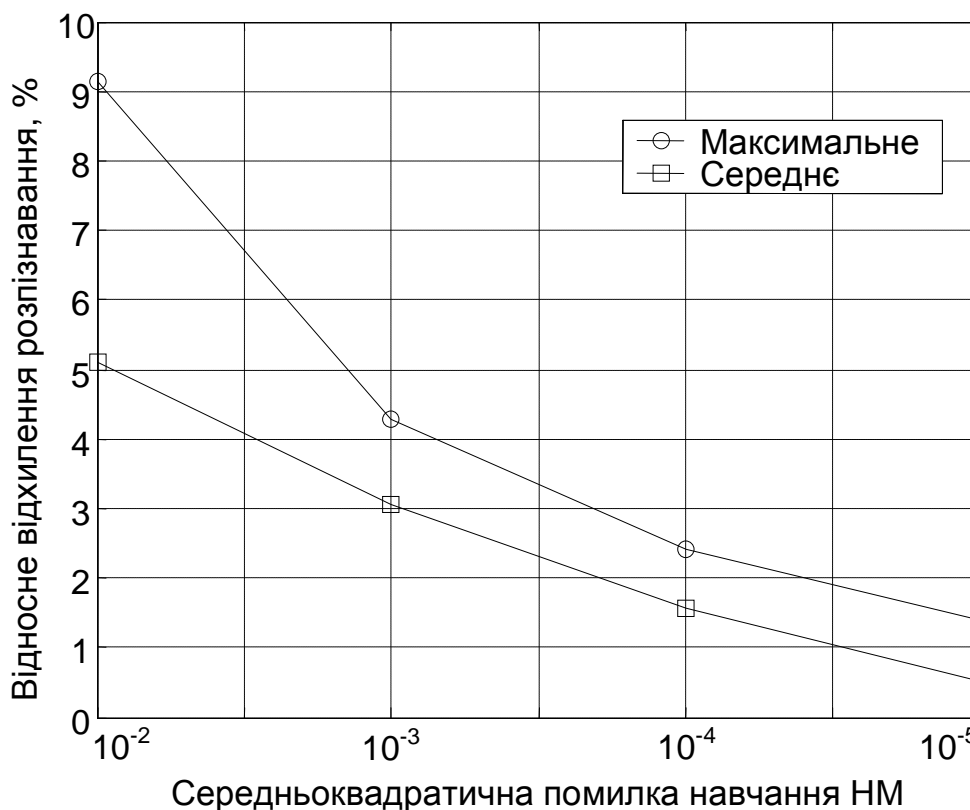


Рис. 2.27. Результати розпізнавання другої фізичної величини багатомодульною НМ на чотирьох імітаційних моделях (1)-(4)

Доцільно відмітити, що згідно з методом багатомодульної НМ середнє відносне відхилення розпізнавання при  $SSE=10^{-5}$  є менше 1%, а згідно з методом одномодульної НМ – є меншим 2%. Це дозволяє стверджувати про високу точність обох методів з урахуванням вимог до точності методів розпізнавання вихідних сигналів БПС [62], в яких відмічається, що метод, що забезпечує 10% відносного відхилення розпізнавання вважається високоточним.

Крім того, метод розпізнавання за допомогою багатомодульної НМ дозволяє знизити обчислювальну складність на етапі навчання у порівнянні з методом одномодульної НМ. Для такого порівняння доцільно використати визначення часової складності алгоритму [111, 137], під яким розуміється еквівалентна кількість операцій типу додавання/множення, з яких складається алгоритм. Приймаючи до уваги, що архітектури модулів НМ (кількість нейронів, функції активації, алгоритми навчання), що використовуються в обох методах, є однаковими, то кількість операцій однієї ітерації навчання НМ згідно з обома методами є однаковою. Тому кількість ітерацій навчання НМ буде однозначно

характеризувати обчислювальну (часову) складність кожного методу на етапі навчання НМ.

Результати досліджень в табл. 2.7 дозволяють оцінити зниження часової складності методу розпізнавання багатомодульною НМ. Відношення середньої кількості ітерацій навчання для методу одномодульної НМ (4077) до середньої кількості ітерацій навчання всіх трьох модулів багатомодульної НМ (1377) показує зниження часової складності приблизно у три (2.97) рази. Тому використання методу розпізнавання на основі багатомодульної НМ дозволить зменшити час навчання НМ на сервері верхнього рівня РКС та, відповідно, зменшити час визначення значень фізичних речовин з вихідного сигналу БПС в реальних умовах експлуатації створюючи передумови для використання мікроконтролерної техніки на нижньому рівні РКС.

Таблиця 2.7.

Порівняння часової складності методів розпізнавання  
одномодульною та багатомодульною НМ

Кількість ітерацій навчання	Модель (1)		Модель (2)		Модель (3)		Модель (4)		Се- редня
	SSE=10 <sup>-4</sup>	SSE=10 <sup>-5</sup>	SSE=10 <sup>-4</sup>	SSE=10 <sup>-5</sup>	SSE=10 <sup>-4</sup>	SSE=10 <sup>-5</sup>	SSE=10 <sup>-4</sup>	SSE=10 <sup>-5</sup>	
одномодульна НМ	2788	16641	3119	4741	184	229	915	4001	4077
багатомодульна НМ	1010	5545	2113	587	145	155	583	830	1371

Однак використання методу розпізнавання на основі багатомодульної НМ веде до збільшення пам'яті вузла обробки даних нижнього рівня РКС. Наприклад, у випадку тримодульної НМ необхідно розмістити у пам'яті три екземпляри структури даних, що описує кількість нейронів, їх порогові значення, вагові коефіцієнти між нейронами вхідного і схованого шарів та між нейронами схованого і вихідного шарів. Тому об'єм пам'яті вузла нижнього рівня збільшиться пропорційно кількості модулів багатомодульної НМ.

У зв'язку зі зменшенням вибірки навчання багатомодульної НМ в три рази доцільно дослідити оптимальну кількість нейронів схованого шару такої НМ та її

вплив на точність розпізнавання значень фізичних величин за багатомодульним методом. Результати досліджень (табл. 2.8) показали, що менша кількість нейронів схованого шару, а саме 9 нейронів для імітаційних моделей (1)-(2) та 5 нейронів для моделей (3)-(4), забезпечують кращі результати розпізнавання, так як при збільшенні кількості нейронів схованого шару узагальнюючі властивості НМ погіршуються та точність розпізнавання падає.

Таблиця 2.8

Залежність середнього та максимального відносного відхилення розпізнавання від кількості нейронів схованого шару багатомодульної НМ

Відхилення розпізн.	Кількість нейронів схованого шару багатомодульної НМ									
	5		7		9		11		13	
	середнє	макси-мальне	середнє	макси-мальне	середнє	макси-мальне	середнє	макси-мальне	середнє	макси-мальне
Модель (1)	7.8	16.0	1.3	2.6	0.3	1.3	1.2	9.4	3.0	5.6
Модель (2)	1.7	2.4	0.6	1.3	0.5	1.2	1.9	6.6	1.9	3.7
Модель (3)	0.7	0.9	0.8	0.9	1.1	1.8	1.8	3.3	4.0	4.4
Модель (4)	1.2	2.5	1.6	3.0	4.0	8.2	7.4	16.3	9.0	8.1

Для дослідження часової складності методу багатомодульної НМ та етапі розпізнавання доцільно також використати підхід, описаний у [111, 137]. Основними операціями процесу розпізнавання є обчислення зваженої суми нейронів вихідного та схованого шарів згідно з виразами (2.2) та (2.3) відповідно та обчислення значення сигмоїдної функції активації згідно з виразом (2.4). При цьому необхідно врахувати, що обчислення значення сигмоїдної функції активації розкладанням за допомогою ортогональних многочленів Чебишева [99] має більшу часову складність, ніж обчислення зваженої суми для всіх синаптичних зв'язків НМ. Тому можна не враховувати кількість операцій по обробці синаптичних зв'язків НМ та оцінювати часову складність алгоритму розпізнавання тільки по кількості

обчислень значень сигмоїдної функції (2.4), тобто по кількості нейронів схованого шару НМ за умови використання гетерогенної НМ з сигмоїдною функцією активації в схованому шарі та лінійною функцією активації у вихідному шарі.

При цьому результуюча часова складність методу багатомодульної НМ збільшується за рахунок алгоритму розбиття вхідних даних на піддіапазони і алгоритму об'єднання результатів роботи модулів. Однак часова складність цих алгоритмів є незначною у порівнянні з обчисленням значення сигмоїдної функції активації нейрону (2.4). Узагальнений алгоритм розбиття вхідних даних на піддіапазони може обмежуватися порівнянням вхідного образу (навчального вектору) з границями піддіапазонів та завантаженням на виконання відповідного модуля НМ (рис. 2.28). Тоді буде працювати тільки один модуль НМ, що був вибраний алгоритмом розбиття вхідних даних на піддіапазони, і тому об'єднання результатів роботи модулів не потрібне.

```

switch of
  case1: <поддіапазон 1>
    ...
    { код розпознавання модулем НС1 }
    ...
  case2: <поддіапазон 2>
    ...
    { код розпознавання модулем НС2 }
    ...
  otherwise:
    ...
    { код розпознавання модулем НС3 }
    ...
end

```

Рис. 2.28. Узагальнена схема алгоритму розбиття вхідних даних на піддіапазони

Таким чином, часова складність методу багатомодульної НМ на етапі розпізнавання може бути достатньо коректно оцінена кількістю нейронів схованого шару одного із модулів НМ. Виходячи з результатів розпізнавання за допомогою багатомодульної НМ (табл. 2.8), метод на етапі розпізнавання забезпечує 10%-не зменшення часової складності (9 нейронів схованого шару) для імітаційних моделей

(1)-(2) та 50%-не зменшення часової складності (5 нейронів схованого шару) для імітаційних моделей (3)-(4) у порівнянні з методом одномодульної НМ.

Доцільно відзначити, що даний алгоритм не володіє властивістю завадостійкості, тобто при виникненні завад можливе невірне визначення піддіапазону в реальних умовах при вимірюванні концентрації газів поблизу границь піддіапазонів. Як показали результати додаткових досліджень, додаткове значення максимального та середнього відносного відхилення розпізнавання, що виникає в цій ситуації, не перевищує значень, що наведені на рис. 2.29 та рис. 2.30 відповідно. По осях абсцис показані значення перекриття одного піддіапазону іншим (в процентах від ширини піддіапазону) при їх неправильному визначенні за рахунок впливу завад. По осі ординат представлені значення додаткового відносного відхилення розпізнавання, що виникають при цьому. Як видно, вплив додаткових похибок на результат розпізнавання на порядок менший, ніж вплив самих завад. Таким чином, при використанні методу багатомодульної НМ достатньо забезпечити завадостійкість, необхідну з погляду допустимої похибки вимірювання. Додатковий захист від завад, що пов'язаний з використанням багатомодульної НМ, не потрібний.

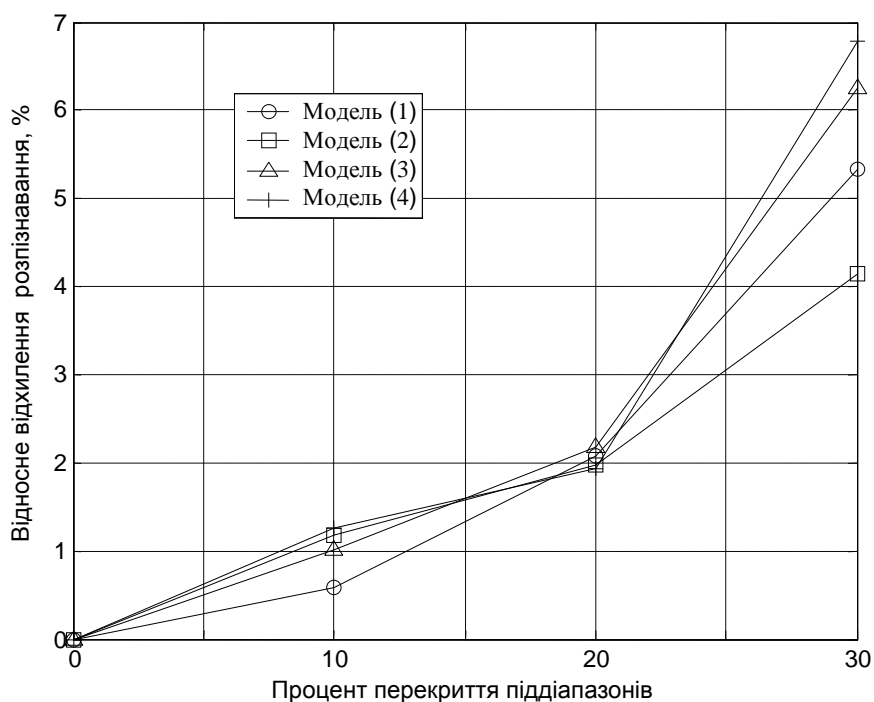


Рис. 2.29. Залежність максимального відносного відхилення розпізнавання від величини перекриття піддіапазонів

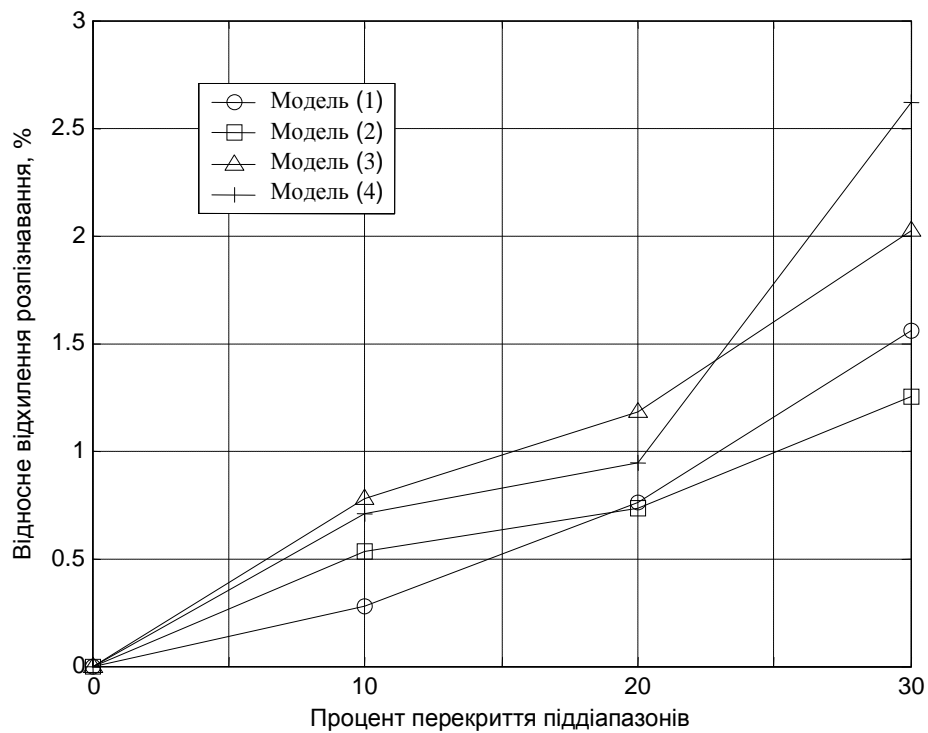


Рис. 2.29. Залежність середнього відносного відхилення розпізнавання від величини перекриття піддіапазонів

Таким чином, в § 2.3 отримав подальший розвиток метод обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора, що відрізняється від попереднього використанням багатомодульної нейронної мережі, кожен модуль якої обробляє окремі піддіапазони вихідного сигналу сенсора, що дозволило додатково підвищити точність розпізнавання при одночасному зменшенні часової складності алгоритму навчання нейронної мережі та збільшенні необхідної пам'яті. Для тримодульної нейронної мережі точність підвищено у 2 рази при зменшенні складності та збільшенні пам'яті у 3 рази.

## **Висновки по розділу 2**

В § 2.1 на основі аналізу характеристик перетворення багатопараметричних сенсорів розроблено їх математичну модель та чотири варіанти імітаційних моделей, що дозволило дослідити шляхом імітаційного моделювання точність методів обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора з урахуванням всіх варіантів відхилень характеристик перетворення від номінальної.

В § 2.2 вдосконалено метод обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора, що відрізняється від відомих розпізнаванням масиву даних, отриманих у різних режимах його функціонування, одномодульною нейронною мережею. Це дозволило підвищити точність визначення окремих фізичних величин (середнє відносне відхилення розпізнавання в найгіршому випадку не перевищує 2%).

В § 2.3 отримав подальший розвиток метод обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора, що відрізняється від попереднього використанням багатомодульної нейронної мережі, кожен модуль якої обробляє окремі піддіапазони вихідного сигналу сенсора, що дозволило додатково підвищити точність розпізнавання при одночасному зменшенні часової складності алгоритму навчання нейронної мережі та збільшенні необхідної пам'яті. Для тримодульної нейронної мережі точність підвищено у 2 рази при зменшенні складності та збільшенні пам'яті у 3 рази.



## РОЗДІЛ 3

### НЕЙПРОМЕРЕЖЕВЕ ФОРМУВАННЯ КЕРУЮЧИХ ВПЛИВІВ ДЛЯ ДІЛЬНИЦІ ШАХТНОЇ ВЕНТИЛЯЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ

#### 3.1. Розробка імітаційної моделі дільниці шахтної вентиляційної мережі

Як показано в §1.3 дослідження процесу формування КВ доцільно провести на прикладі імітаційної моделі дільниці ШВМ. В §1.3 запропоновано нелінійне формування КВ за допомогою НМ і проведені попередні дослідження на імітаційних моделях, що не враховували динаміку перехідних аерогазодинамічних процесів на початковому етапі провітрювання. Тому доцільно розробити імітаційну модель дільниці ШВМ, що враховує таку динаміку.

Для побудови імітаційної моделі дільниці ШВМ доцільно розглянути одну із найбільш розповсюджених схем провітрювання видобувної дільниці [86] з тристороннім приляганням виробленого простору (з прямим ходом видобутку) до відкатного штреку, лави та вентиляційного штреку (рис. 3.1). Процес формування потоку повітря  $Q$  на вході відкатного штреку описується диференціальним рівнянням перехідного аерогазодинамічного процесу [86] під дією депресії  $H$ , що створюється ВГП та аеродинамічними опорами власне дільниці  $R$  та заслінки  $RR$ , яка регулює відтік повітря з вентиляційного штреку

$$\frac{dQ}{dt} = \frac{1}{k} (H - R \cdot Q \cdot |Q| - RR \cdot Q \cdot |Q|), \quad (3.1)$$

де  $k = \frac{\rho \cdot l}{S}$  - коефіцієнт інерційності, який в свою чергу визначається густиною повітря  $\rho$ , довжиною дільниці  $l$  та еквівалентним перерізом дільниці  $S$ .

Небезпечну концентрацію метану у атмосфері видобувної дільниці створюють дебети метану окремих компонентів дільниці: виробленого простору, лави та вентиляційного штреку. Однак процес провітрювання змінює концентрації метану в

цих компонентах. Тому для створення імітаційної моделі дільниці ШВМ необхідно розглянути імітаційні моделі, що описують динаміку дебету та витрати метану в кожному компоненті.

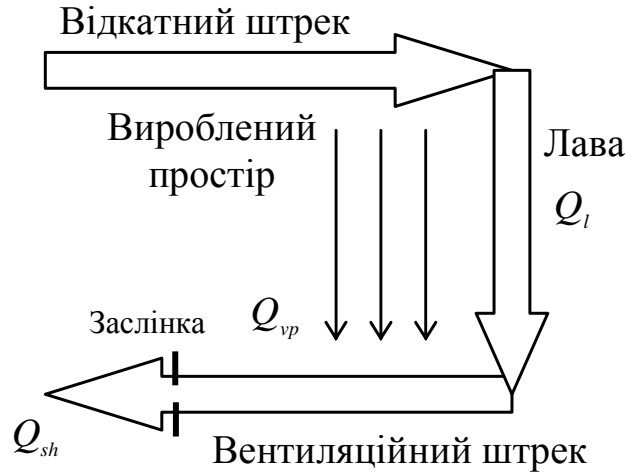


Рис. 3.1. Схема провітрювання видобувної дільниці з тристороннім приляганням виробленого простору

Модель аерогазового середовища виробленого простору повинна описувати перехідні аеродинамічні процеси, що відбуваються в просторі, який залишається після добування вугільних пластів і, таким чином, перетворюється у фільтраційне середовище. Фільтрація повітряного потоку виникає внаслідок просторово розподіленої різниці тисків між штреками, а також присутнім нелінійним аеродинамічним опором виробленого простору. Динаміка дебету метану  $Q_m$  із виробленого простору описується моделлю [86]

$$T_m \frac{dQ_m}{dt} + Q_m = Q_{0m} + \beta \frac{dQ^2}{dt}, \quad (3.2)$$

де  $T_m$  - постійна часу,

$Q_{0m}$  - початковий об'єм метану у виробленому просторі,

$\beta$  - питомий аеродинамічний опір виробленого простору.

Однак залежність (3.2) через наявність останньої складової  $\beta \frac{dQ^2}{dt}$  є

незручною для побудови імітаційної моделі. Тому доцільно буде проінтегрувати обидві частини і позбутись диференціалу при  $Q^2$

$$Q_m = \frac{1}{T_m} \int (Q_{0m} - Q_m) dt + \frac{\beta}{T_m} Q^2. \quad (3.3)$$

Метан, що виходить з джерел у виробленому просторі, змішується з повітряними потоками і це приводить до утворення на всій довжині вентиляційного штреку притоку повітряно-метанової суміші  $Q_{vp}$  з концентрацією метану  $C_{vp}$ . Динаміка цього процесу описується диференціальним рівнянням [86]

$$\frac{dC_{vp}}{dt} = \frac{1}{V_{vp}} (Q_m - (Q_m + Q_{vp}) \cdot C_{vp}), \quad (3.4)$$

де  $V_{vp}$  - об'єм виробленого простору.

Лави представляє собою місце безпосереднього добування вугілля. Кут нахилу лави відповідає куту залягання пласту вугілля. Модель аерогазового середовища лави повинна враховувати нестационарність процесу насичення атмосфери лави метаном і може бути представлена наступним диференціальним рівнянням [86]

$$\frac{dC_l}{dt} = \frac{1}{V_l} (Q_{ml} - (Q_l + Q_{ml}) \cdot C_l), \quad (3.5)$$

де  $V_l$  - об'єм лави,

$Q_{ml}$  - об'єм метану в лаві,

$Q_l$  - об'єм повітря в лаві,

$C_l$  - концентрація метану в атмосфері лави.

Притік повітряно-метанових сумішей  $Q_{vp}$  з виробленого простору та  $Q_l + Q_{ml}$  з лави викликає у вентиляційному штреку формування результуючого потоку

повітряно-метанової суміші  $Q_{sh}$  з концентрацією метану  $C_{sh}$ . Модель аерогазового середовища вентиляційного штреку може бути описана наступним диференціальним рівнянням [86]

$$\frac{dC_{sh}}{dt} = \frac{1}{V_{sh}} (Q_{md} + Q_{mld} - (Q + Q_{mld} + Q_{md}) \cdot C_{sh}), \quad (3.6)$$

де  $Q_{md}$  – об'єм метану, що поступає з виробленого простору,

$Q_{mld}$  - об'єм метану, що поступає з лави,

$V_{sh}$  – об'єм вентиляційного штреку.

Таким чином, вирази (3.1)-(3.6) є системою диференціальних рівнянь для мережевої динамічної системи, за допомогою якої описується аерогазодинамічні процеси ШВМ. Ця система диференціальних рівнянь запропонована науковою школою проф. Святного В.А. з Донецького національного технічного університету [86, 123-126]. Аналітичний розв'язок цієї системи диференціальних рівнянь, що моделює динаміку аерогазового середовища дільниці ШВМ, є складним через велику множину вхідних параметрів, і тому вирази (3.1)-(3.6) представлені у формі, зручній для чисельного моделювання. Для створення і дослідження НМ формування КВ для дільниці ШВМ доцільно описати вирази (3.1)-(3.6) у термінах системи блочного моделювання, що може забезпечити імітацію динамічної системи [123].

Пакет блочного ситуаційного моделювання Simulink є складовою частиною системи MATLAB і призначений для створення та імітаційного моделювання динамічних моделей довільної складності [101]. Пакет дозволяє створити та об'єднати блоки, що відповідають елементам динамічної системи, в одне ціле і вивчати їх поведінку протягом модельного часу [138].

Кожне диференціальне рівняння (3.1)-(3.6) представлено в пакеті Simulink у вигляді окремого блоку. Наприклад, диференціальне рівняння (3.1) промодельовано блоком (рис. 3.2), в якому права частина рівняння (3.1) є вхідними змінними блоку, відповідно  $H$  - депресія повітря,  $R$  і  $RR$  - аеродинамічні опори дільниці та

заслінки,  $k$  - коефіцієнт інерційності. Ліва частина рівняння - потік повітря  $Q$  на вході відкатного штреку дільниці є виходом блоку (цей вихід позначений цифрою „1” та символом  $Q$  на рис. 3.2).

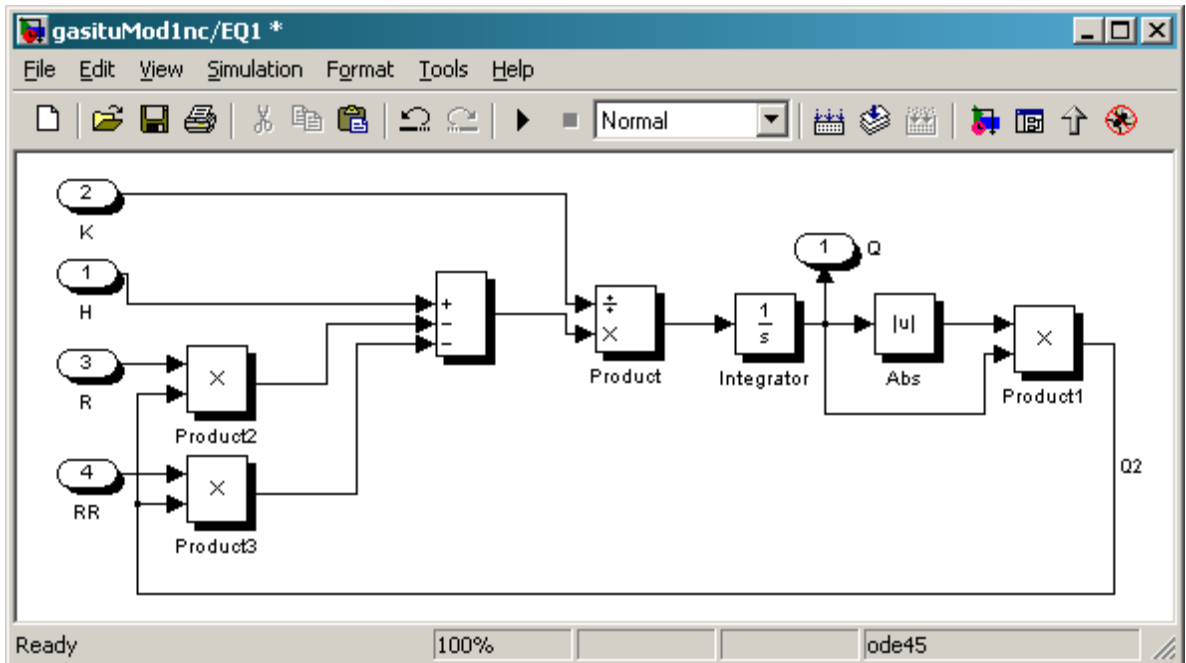


Рис. 3.2. Блок Simulink, що описує вираз (3.1)

Імітаційна Simulink-модель, що описує перехідні аерогазодинамічні процеси в дільниці ШВМ шляхом імплементції системи диференціальних рівнянь (3.1)-(3.6), представлена в додатку Е. Диференціальні рівняння (3.1)-(3.6) реалізовані блоками EQ1-EQ5, блоки EQ6-EQ9 реалізують допоміжні рівняння, що дозволяють моделювати перехідний аерогазодинамічний процес на дільниці ШВМ. Для розв’язання системи диференціальних рівнянь вибрано параметр по замовчуванню – метод Рунге-Кутта 4-го порядку ode45 [133]. Вивід результатів моделювання здійснюється за допомогою програмних осцилографів *Scope1* - *Scope7* (візуально). Вхідні параметри імітаційної моделі (табл. 3.1) для проведення моделювання сформовані на базі результатів натурних досліджень параметрів дільниць ШВМ шахти Південно-донбаська №3, що були використані О.Чепцовим при впровадженні моделюючого сервісного центру для вугільної промисловості [136]. Ці вхідні параметри описані блоками-константами квадратної форми (див. додаток Е), на яких

зображено значення константи, що поступають на вхід блоків EQ1-EQ9.

Таблиця 3.1

## Вхідні параметри імітаційної моделі дільниці ШВМ

№	Параметр	Назва	Прийняте значення
1	H	Депресія вентилятора	2000
2	K	Коефіцієнт інерційності	200
3	R	Опір власне дільниці	5
4	F(RR)	Зміна опору заслінки	100
5	Tm	Постійна часу	500
6	Qom	Початковий розхід метану	0.033
7	B	Питомий аеродинамічний опір виробленого простору	1.09
8	Vvp	Об'єм виробленого простору	200
9	Vl	Об'єм лави	100
10	Vsh	Об'єм вентиляційного штреку	50
11	Qml	Об'єм метану в лаві	0.014
12	Kvp	Коефіцієнт фільтрації повітря у вироблений простір	0.3

Таким чином, в §3.1 розглянуто схему провітрювання гірничодобувної дільниці з тристороннім приляганням виробленого простору до відкатного штреку, лави та вентиляційного штреку. Розглянуто систему диференціальних рівнянь, що описують аерогазодинамічні процеси в дільниці ШВМ у зручній для чисельного моделювання формі. Імітаційну модель дільниці ШВМ, що враховує перехідні аерогазодинамічні процеси на початковому етапі провітрювання, реалізовано в середовищі Simulink та визначено її вхідні параметри для проведення імітаційного моделювання.

### 3.2. Дослідження процесу формування керуючих впливів для дільниці шахтної вентиляційної мережі

В §3.1 реалізовано імітаційну модель дільниці ШВМ в середовищі Simulink. Тому необхідно застосувати цю модель для здійснення імітаційного моделювання перехідних аерогазодинамічних процесів на дільниці ШВМ з метою оцінки значень допустимої концентрації метану у виробленому просторі, лаві та вентиляційному штреку та дослідити процес формування КВ для дільниці ШВМ.

Модельний час при дослідженні імітаційної моделі дільниці ШВМ доцільно установити 70 секунд, що цілком достатньо для моделювання перехідних аерогазодинамічних процесів в ШВМ [123]. КВ на дільницю ШВМ моделюється шляхом зміни значення аеродинамічного опору заслінки  $RR$  (відкриття чи закриття заслінки). Така зміна моделюється блоком EQ10 імітаційної моделі (див. додаток Е). Графічне представлення величини відкриття заслінки (обернене значення до величини аеродинамічного опору заслінки  $RR$ ) наведено на рис. 3.3. По осі  $X$  відкладено час у секундах, по осі  $Y$  – витрата повітря, представлена процентом відкриття заслінки, 100% відкриття заслінки відповідає максимальному потоку повітря  $Q$  через заслінку. Імітаційна модель дільниці ШВМ, наведена в додатку Е, імітує роботу ШВМ при дії позиційного КВ. На вході блоку EQ10 встановлено генератор імпульсів *Pulse Generator*, що формує позиційний КВ, довжиною 70 секунд та відкриттям заслінки 100%, що вказано у внутрішніх параметрах цього блоку. Графічний вивід рис. 3.3. здійснено осцилографом *Scope 8*. Блок EQ10 здійснює обернену дію і моделює значення потоку повітря  $Q$ , що поступає на дільницю, вигляд якого можна оцінити шляхом використання осцилографа *Scope 7*.

Графіки перехідних аерогазодинамічних процесів зміни значень концентрації метану у виробленому просторі  $C_{vp}$ , у вентиляційному штреку  $C_{sh}$  та лаві  $C_l$  наведено на рис. 3.4-3.6 відповідно. Вивід цих графіків здійснено осцилографами *Scope 2*, *Scope 4* та *Scope 3* відповідно. Перехідний процес починається на 20-тій секунді з початком піднімання заслінки (провітрювання). Як показує аналіз рис. 3.4,

режим провітрювання починається при значенні концентрації метану  $C_{vp}$  у виробленому просторі близько 2.5%, що є вибухонебезпечним. В момент початку провітрювання через нестационарність аерогазодинамічних процесів та наявність „застійних зон”, де накопичується метан, концентрація метану  $C_{vp}$  у виробленому просторі досягає значення близько 11%, що у більше ніж 4 рази перевищує допустиму норму. Перехідний процес триває близько 10 секунд, протягом яких значення знижується до допустимого 2.5%, перехідний аерогазодинамічний процес переходить в усталений режим з робочим значенням концентрації менше 1%.

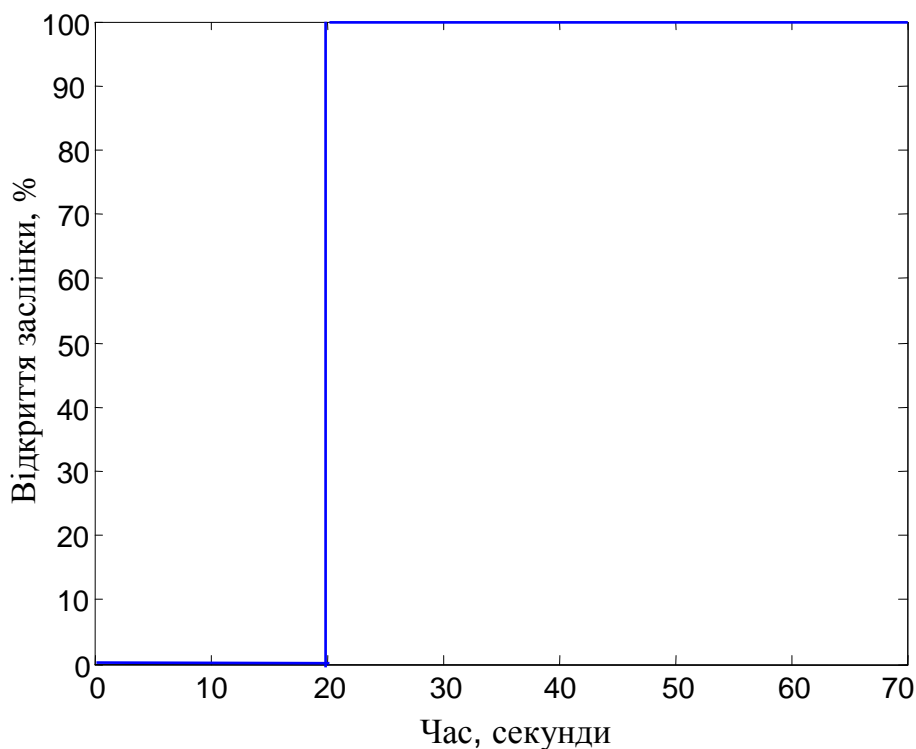


Рис. 3.3. Позиційний КВ

Аналогічно в момент початку провітрювання концентрація метану у вентиляційному штреку  $C_{sh}$  досягає значення близько 3.5%, що на 1% більше від допустимого (див. рис. 3.5). Тільки концентрація метану у лаві  $C_l$  (див. рис. 3.6) в момент початку провітрювання зменшується до відмітки значно нижчої від допустимої. Це пояснюється тим, що у лаві немає „застійних зон” і тому існуюча концентрація метану усувається з лави практично відразу [86]. Тому надалі доцільно досліджувати перехідні аерогазодинамічні процеси зміни концентрації метану



тільки у виробленому просторі та вентиляційному штреку.

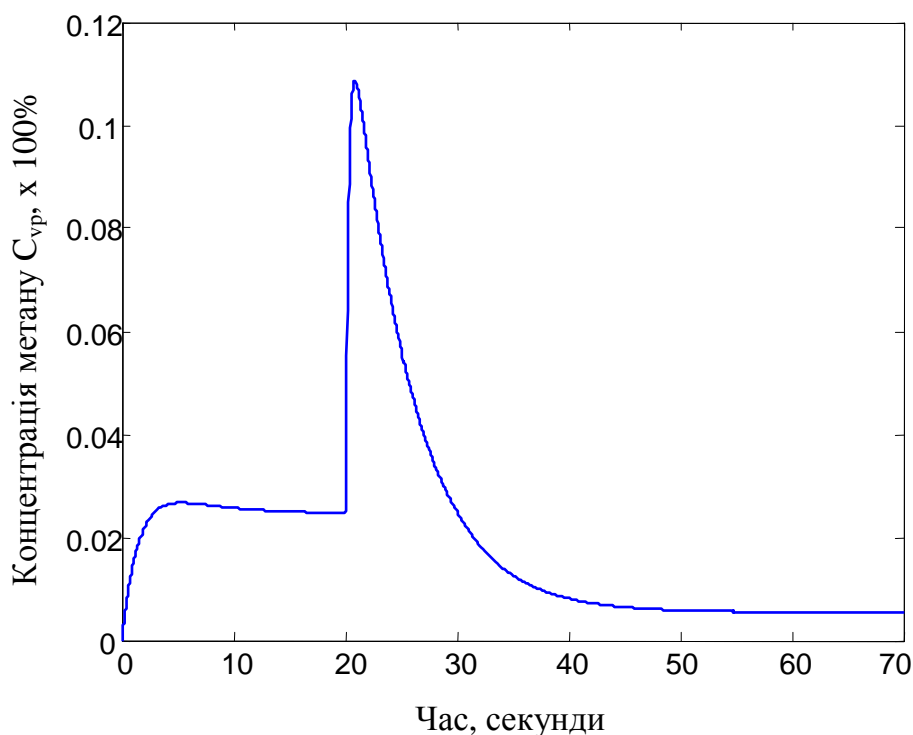


Рис. 3.4. Перехідний аерогазодинамічний процес зміни концентрації метану  $C_{vp}$  у виробленому просторі при позиційному КВ

Причиною виникнення описаного пікового збільшення концентрації метану відразу після початку провітрювання є суттєва нелінійність процесів, що протікають у ШВМ. При цьому використання традиційних схем формування КВ (рис. 3.7) на основі пропорційного, пропорційно-інтегрального та пропорційно-інтегрально-диференціального законів [100] не дозволяє ефективно зменшувати концентрацію метану через наявність тимчасового додатного зворотного зв'язку [86]. Виходом є використання схеми з незалежним формуванням КВ (рис. 3.8), що забезпечує періодичне під'єднання вимірювального каналу. Якщо період під'єднання вимірювального каналу є більшим, ніж тривалість післядії додатного зворотного зв'язку, то тоді цей зв'язок не буде впливати на пікове збільшення концентрації метану.

Однак це вимагає реалізації заданого КВ, що відповідає поточним параметрам дільниці ШВМ при функціонуванні підсистеми керування без дії додатного зворотного зв'язку. Ці параметри постійно змінюються, і для дільниці ШВМ - це

депресія вентилятора  $H$ , об'єм виробленого простору  $V_{vp}$ , об'єм вентиляційного штреку  $V_{sh}$  та об'єм лави  $V_l$ . В умовах зміни вхідних параметрів дільниці ШВМ НМ повинна адекватно формувати відповідні КВ з достатньою точністю завдяки добре відомим узагальнюючим та апроксимуючим властивостям НМ [23, 134].

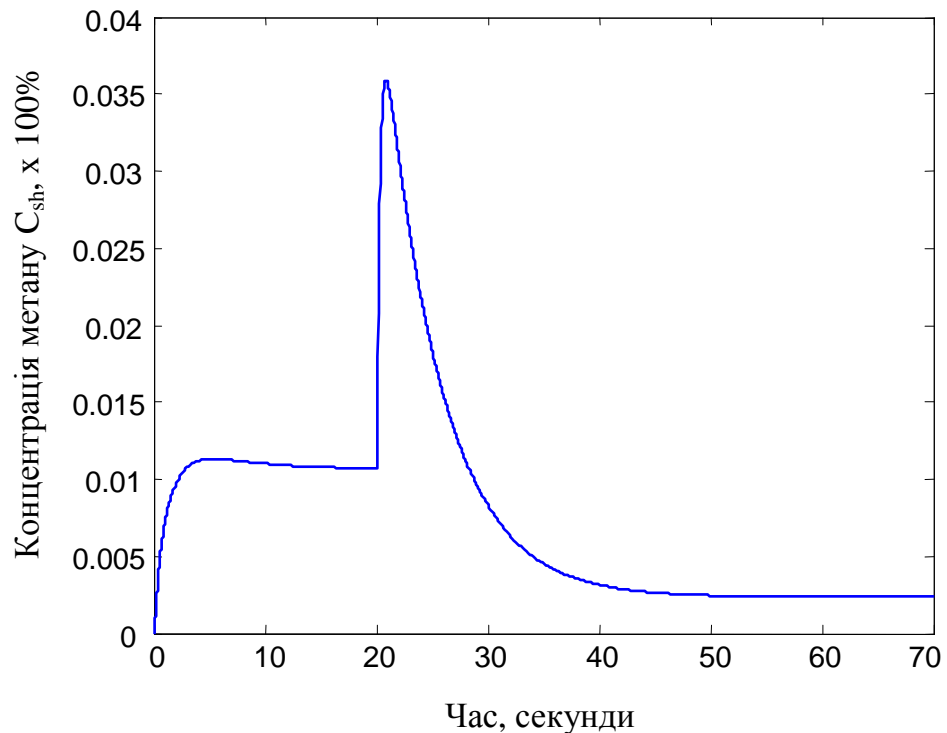


Рис. 3.5. Перехідний аерогазодинамічний процес зміни концентрації метану  $C_{sh}$  у вентиляційному штреку при позиційному КВ

При цьому процеси формування КВ мають наступні особливості:

- постійне розв'язання системи диференціальних рівнянь (3.1)-(3.6) є неприйнятним для МК, що є основою вузлів обробки даних нижнього рівня РКС, через необхідні значні обчислювальні ресурси;
- формування КВ на рівні вузла обробки даних нижнього рівня попередньо навченою НМ на сервері верхнього рівня РКС вимагає значно меншого об'єму обчислень через те, що попередньо навчена НМ (вагові коефіцієнти і пороги НМ вже попередньо встановлені на етапі навчання) здійснює тільки обчислення вихідного значення в режимі прямого поширення інформації, що характеризується значно меншою кількістю (на декілька порядків) виконуваних

команд типу множення/додавання, і тому має низьку обчислювальну (часову) складність [77].

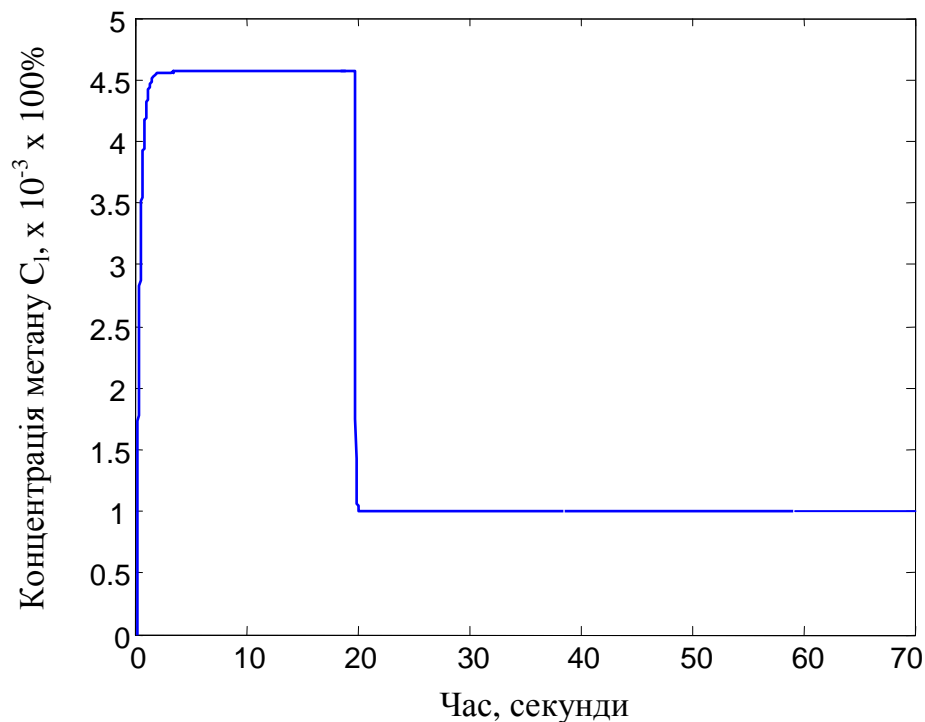


Рис. 3.6. Перехідний аерогазодинамічний процес зміни концентрації метану  $C_1$  у лаві при позиційному КВ

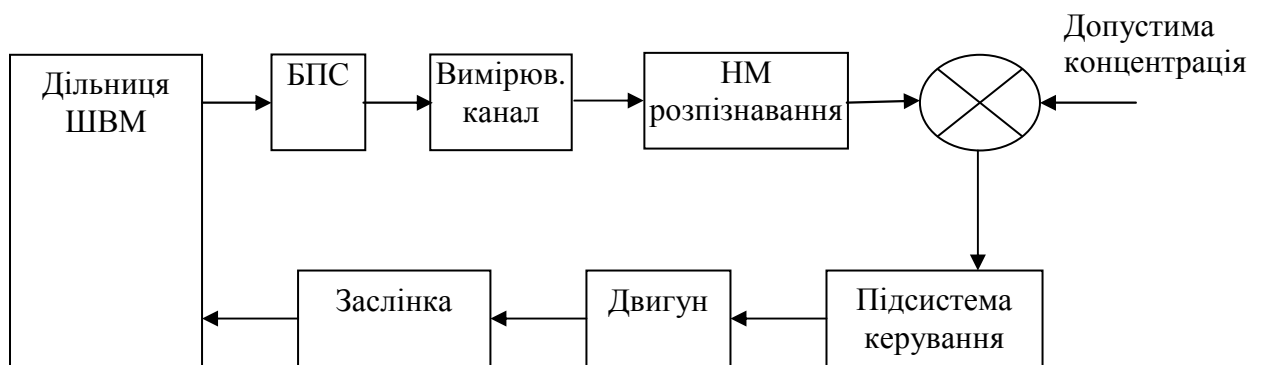


Рис. 3.7. Традиційна схема формування КВ

Мета НМ (див. рис. 3.8) – сформувати необхідний КВ в залежності від вхідних параметрів дільниці ШВМ з метою забезпечення допустимої границі контрольованого параметру – неперевищення допустимого значення концентрації метану. Тому необхідно дослідити та виявити параметри формування такого КВ,

що, на відміну від позиційного (рис. 3.3), призведе до суттєвого зниження концентрації метану у виробленому просторі та вентиляційному штреку під час перехідного аерогазодинамічного процесу.

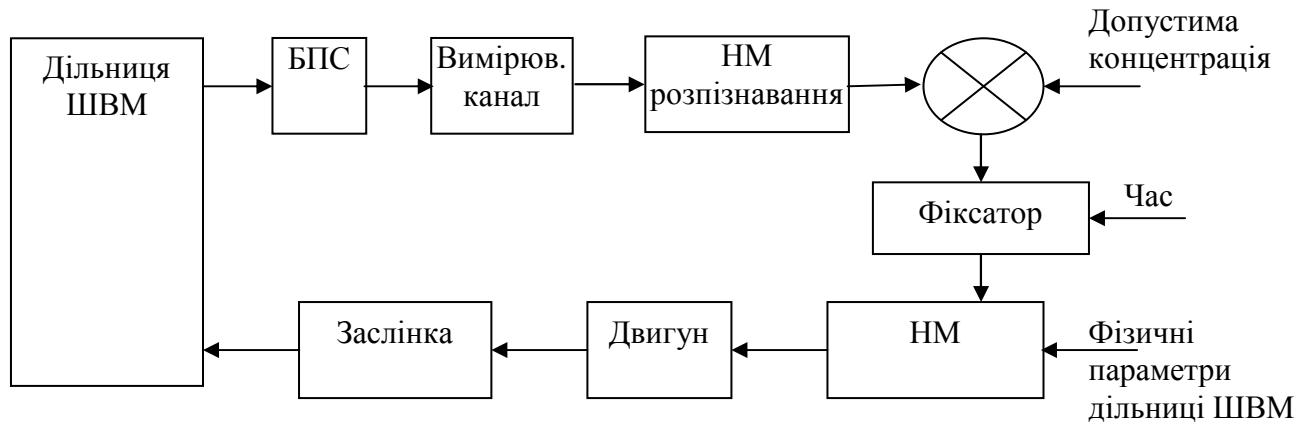


Рис. 3.8. Схема з незалежним формуванням КВ

Як вже було показано вище, суттєва нелінійність процесів, що протікають у ШВМ та наявність тимчасового додатного зворотного зв'язку призводять до пікового збільшення концентрації метану при використанні позиційного КВ (різкому піднятті заслінки), що забезпечує лінійну зміну витрати повітря [86, 123, 136]. Подальший аналіз роботи [86] дозволив виявити наступні рекомендації до формування КВ: (i) КВ повинен забезпечувати плавну витрату повітря та (ii) функція формування потоку повітря  $Q$  повинна мати експоненціальний характер. Така функція описується кривою „з прискоренням”, яка визначається додатною першою та від'ємною другою похідними. Тому доцільно визначити параметри, що будуть описувати процес формування експоненціального КВ.

В результаті проведеної серії експериментальних досліджень модифікованої Simulink-моделі ділянки ШВМ (додаток Ж) виявлено, що формування експоненціального КВ (рис. 3.9) згідно з виразом

$$y(t) = Fst + Kp \cdot (1 - e^{-Dv \cdot t}), \quad (3.7)$$

де  $Fst$  - коефіцієнт зміщення,

$Kp$  - коефіцієнт пропорційності,

$Dv$  - показник швидкості наростання функції,

$t$  - модельний час,

дозволяє усунути пікове збільшення концентрації метану  $C_{vp}$  у виробленому просторі до 3.12% (рис. 3.10), а концентрації метану  $C_{sh}$  у вентиляційному штреку до 1.14% (рис. 3.11). Концентрація метану  $C_l$  у лаві так само, як і при позиційному КВ, не перевищує допустимих значень (рис. 3.12).

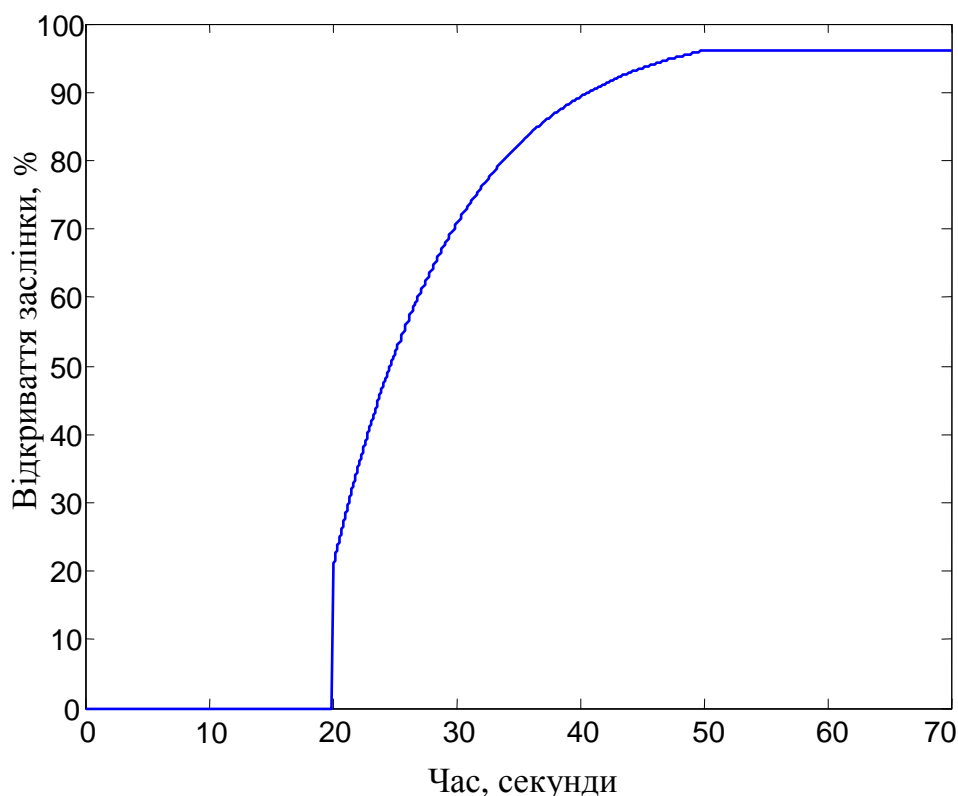


Рис. 3.9. Експоненціальний КВ

Модифікація Simulink-моделі дільниці ШВМ (додаток Ж) полягала у заміні блоку *Pulse Generator* попередньої моделі на блок *From Workspace* зі змінною *Dat*. Використання блоку *From Workspace* дозволяє використовувати змінні та дані, що можуть бути створені в робочому середовищі системи МАТЛАБ, при цьому назва змінної записується безпосередньо на тілі блоку *From Workspace* імітаційної моделі. Змінна *Dat* формувалася у робочому середовищі шляхом виконання зовнішньої по відношенню до Simulink-моделі програми на мові програмування МАТЛАБ, що

обчислювала значення експоненціального КВ згідно з виразом (3.7) шляхом зміни параметрів  $Fst$ ,  $Kp$ ,  $Dv$  та запису отриманих значень у масив  $Dat$ . Масив  $Dat$  містив два вектори розміром 7000 елементів кожен, що в такому форматі описували експоненціальний КВ тривалістю 70 секунд модельного часу. При проведенні моделювання на вхід блоку EQ10 подавалися згенеровані значення експоненціального КВ зі змінної  $Dat$  з визначеним кроком. Блок EQ10, аналогічно попередній імітаційній моделі (додаток Е), перетворював цей КВ у значення аеродинамічного опору заслінки  $RR$ , яке подавалося на відповідний вхід імітаційної моделі дільниці ШВМ (вхід  $RR$  блоку EQ1). Аналогічно з попередньою моделлю, вид експоненціального КВ (рис.3.9) отримано за допомогою програмного осцилографа *Score 8*.

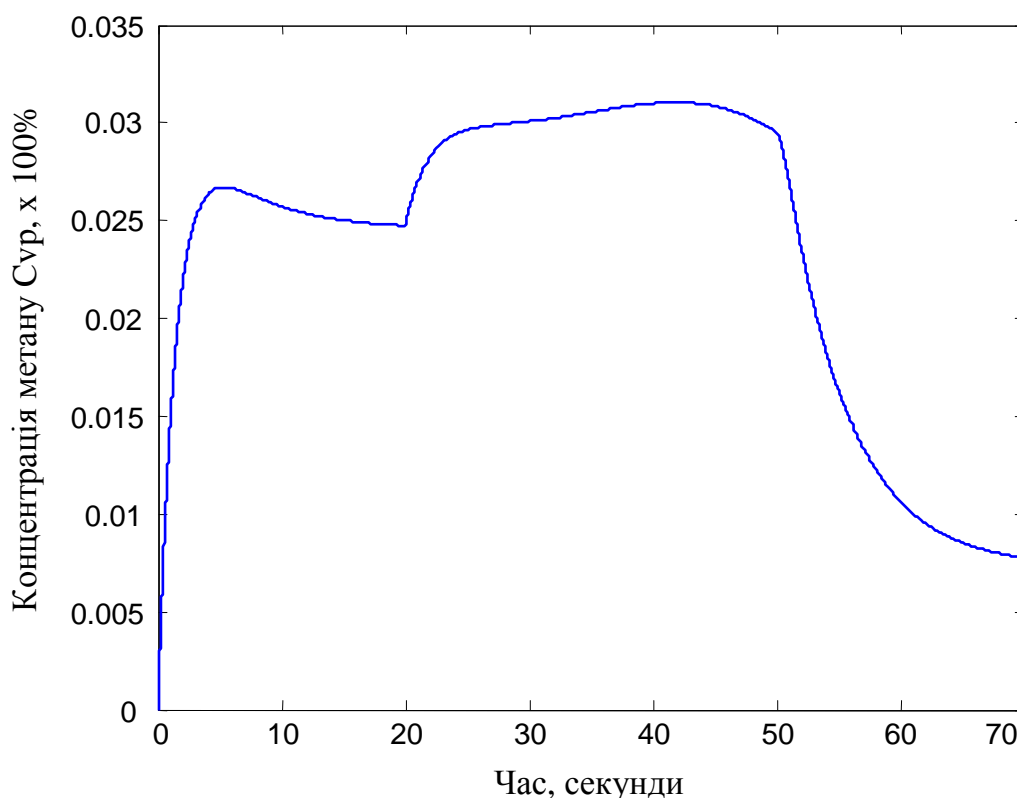


Рис. 3.10. Перехідний аерогазодинамічний процес зміни концентрації метану  $C_{vp}$  у виробленому просторі при експоненціальному КВ

Для отримання результатів моделювання також були модифіковані програмні осцилографи *Score 2*, *Score 4* та *Score 3*, що видавали дані про динаміку аерогазових процесів не тільки у візуальному вигляді, але й створювали відповідні

„результуючі” змінні у робочому середовищі системи МАТЛАБ. Ці результуючі змінні, подібно до змінної  $Dat$ , описували зміну концентрації метану у виробленому просторі, вентиляційному штреку та лаві у виді масиву даних відповідної розмірності як результат впливу експоненціального КВ і дозволяли проводити чисельний аналіз цих даних.

Експериментальні дослідження експоненціального КВ полягали у зміні параметрів  $Fst$ ,  $Kp$ ,  $Dv$  у програмі на мові програмування МАТЛАБ, що відповідно генерувала змінну  $Dat$  у робочому середовищі (*workspace*) системи МАТЛАБ. Після цього виконувалася Simulink-модель, і значення зростання метану як реакція на вхідний КВ з поточними параметрами  $Fst$ ,  $Kp$ ,  $Dv$  зберігалася у відповідних вихідних змінних робочого середовища. Аналіз цих змінних дозволяв виявити числові значення зростання концентрації метану у виробленому просторі та вентиляційному штреку при перехідному аерогазодинамічному процесі, а також форму пікового імпульсу, що дозволяло аналізувати поведінку процесу зростання метану.

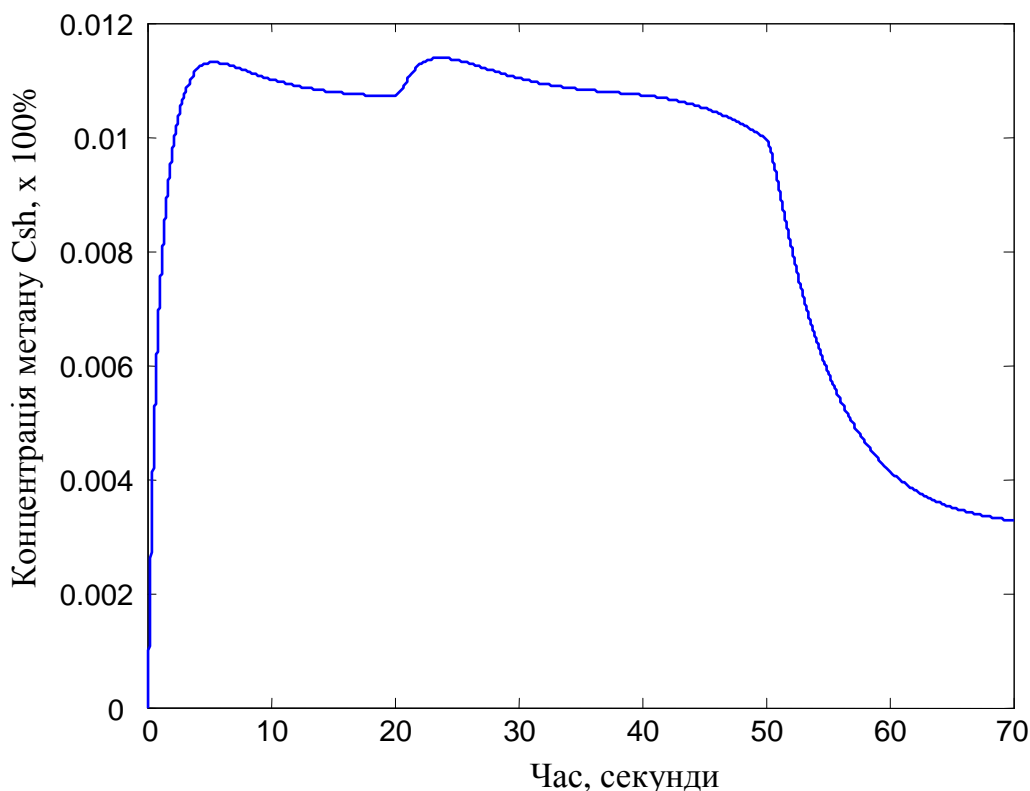


Рис. 3.11. Перехідний аерогазодинамічний процес зміни концентрації метану  $C_{sh}$  у вентиляційному штреку при експоненціальному КВ

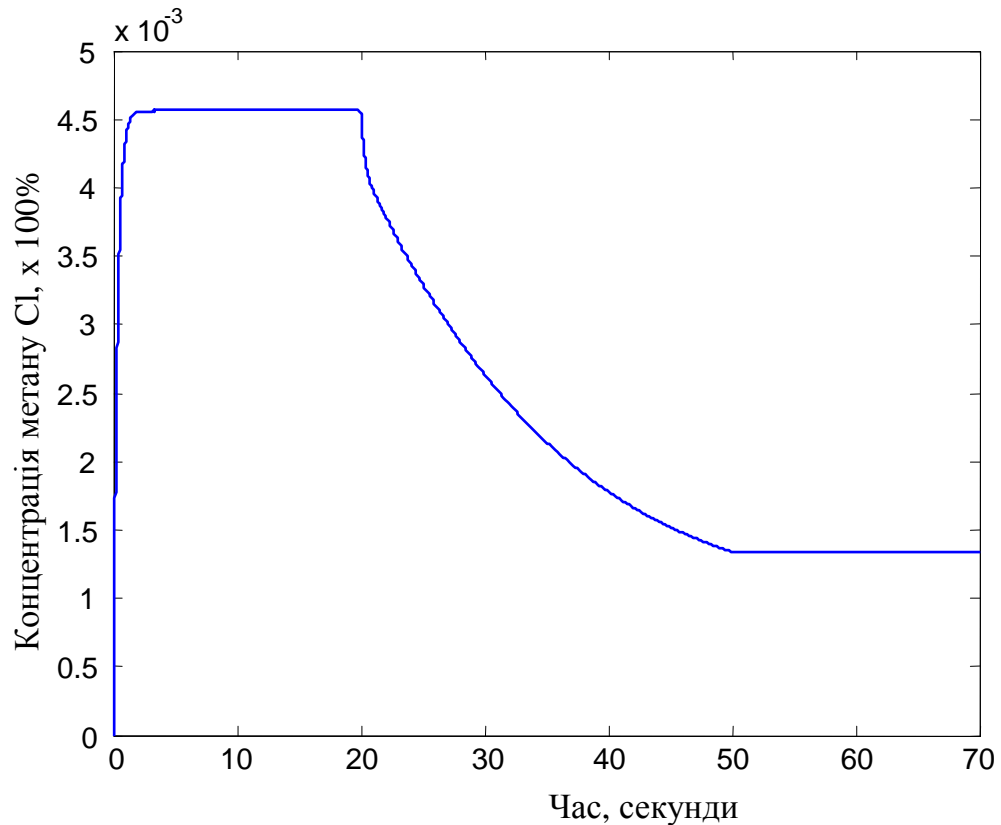


Рис. 3.12. Перехідний аерогазодинамічний процес зміни концентрації метану  $C_1$  у лаві при експоненціальному КВ

Аналіз результатів цих досліджень дозволив зробити висновок, що НМ може формувати КВ виду (3.7), однак його формування залежать від геометричних та функціональних параметрів дільниці ШВМ, наведених у табл. 3.1. Зокрема, це депресія вентилятора  $H$ , об'єм виробленого простору  $V_{vp}$ , об'єм вентиляційного штреку  $V_{sh}$  та об'єм лави  $V_l$ . Проведена серія досліджень шляхом імітаційного моделювання показала, що зміна об'єму вентиляційного штреку  $V_{sh}$  та об'єму лави  $V_l$  в імітаційній моделі мало впливає на характеристики переходного аерогазодинамічного процесу та зростання концентрації метану, в той час як два інших параметри -  $H$  та  $V_{vp}$  здійснювали значний вплив. Тому в наступному §3.3 доцільно (і) дослідити критерії, що будуть описувати оптимальний КВ з точки зору мінімального зростання концентрації метану та (ii) провести імітаційні дослідження по формуванню оптимальних КВ нейронною мережею і оцінити зниження



концентрації метану  $C_{vp}$  у виробленому просторі та  $C_{sh}$  у вентиляційному штреку при використанні таких КВ.

Таким чином, в §3.2 вдосконалено імітаційну модель дільниці шахтної вентиляційної мережі в середовищі Simulink, визначено параметри формування та вплив експоненціального та позиційного керуючих впливів на дільницю ШВМ, що дозволило дослідити методи формування керуючих впливів шляхом імітаційного моделювання.

### **3.3. Нейромережевий метод формування керуючих впливів для дільниці шахтної вентиляційної мережі**

В §3.2 визначено, що експоненціальний КВ виду (3.7) описується трьома параметрами  $Fst$ ,  $Kp$  та  $Dv$ , а параметри  $H$  та  $V_{vp}$  імітаційної моделі дільниці ШВМ здійснюють значний вплив на характеристики перехідного аерогазодинамічного процесу та зростання концентрації метану. Тому задачею НМ є формування оптимального КВ виду (3.7), що описується трьома параметрами  $Fst$ ,  $K$  та  $D$ , на основі тільки двох вхідних параметрів дільниці ШВМ  $H$  та  $V_{vp}$ . НМ, що буде здійснювати таке формування (рис. 3.13), повинна мати два вхідних та три вихідних нейрони. В якості НМ для формування КВ доцільно вибрати архітектуру багат шарового персептрону з нелінійною функцією активації нейронів схованого шару [70, 128]. Як показав аналіз робіт [4, 31-32, 45, 60], архітектура багат шарового персептрону має ряд переваг і дуже широко використовується в задачах керування у порівнянні з іншими відомими моделями НМ.

Вихід кожного нейрону попереднього шару НМ з'єднаний синапсами із входами всіх нейронів наступного шару, тому використаний персептрон має однорідну та регулярну структуру. Вихідне значення  $j$ -го нейрону останнього шару визначається за формулою (2.2), вихідне значення  $i$ -го нейрону схованого шару – за формулою (2.3). Для нейронів схованого шару використана нелінійна сигмоїдна функція активації (2.4), а для нейронів вихідного шару - лінійна функція активації

(2.5). Для навчання НМ використано алгоритм зворотного поширення помилки [57] та алгоритм навчання Левенберга-Марквардта [19]. Алгоритм зворотного розповсюдження помилки базується на методі градієнтного сходження в просторі синапсів і порогів нейронів [94] і полягає у виконанні ітераційної процедури їх модифікації для кожного вхідного навчального вектору  $p$ . Алгоритм навчання НМ формування КВ аналогічний алгоритму навчання НМ, описаної у §2.2 за допомогою виразів (2.6) - (2.17).

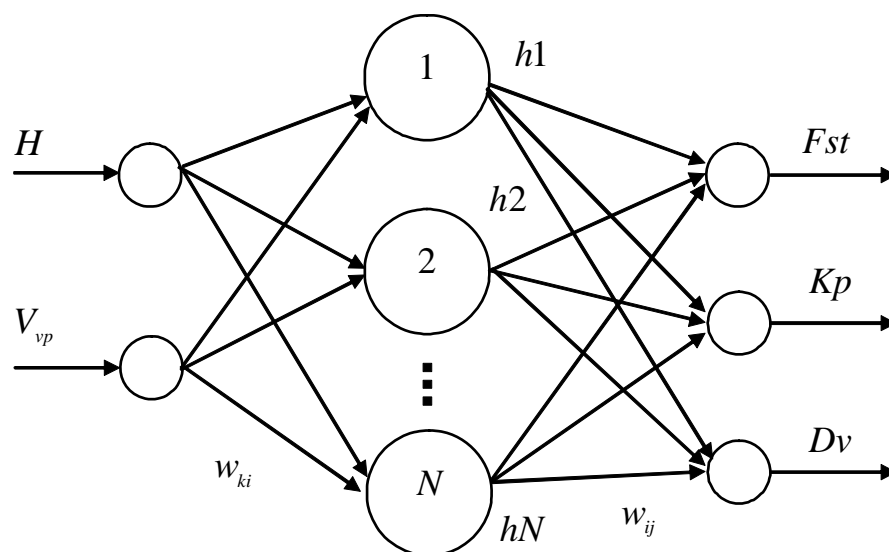


Рис. 3.13. Структура НМ для формування КВ

НМ може формувати оптимальні КВ тільки навчившись на оптимальних навчальних векторах. Тому далі доцільно визначити критерії, що описують оптимальний КВ і, відповідно, впливають на процес формування множини оптимальних векторів навчання НМ [70, 128].

Для визначення критерію оптимізації КВ доцільно скористатися графічною інтерпретацією перехідного аерогазодинамічного процесу на дільниці ШВМ. Для проведення аналізу і подальших чисельних досліджень доцільно розглянути перехідний аерогазодинамічний процес зміни концентрації метану  $C_{vp}$  у виробленому просторі, оскільки аналіз числових характеристик зміни концентрацій метану  $C_{vp}$  та  $C_{sh}$  при формуванні позиційного КВ (рис. 3.4 - 3.5), показав, що

підвищення концентрації метану  $C_{vp}$  є найбільш небезпечним [70, 128].

Як показано в §3.2, основним критерієм оптимізації повинно бути не перевищення концентрації метану певного допустимого значення. На рис. 3.14 це значення позначено параметром  $C_{vpMAX}$ . Обчислення допустимого значення зростання концентрації метану повинно обмежуватися певною величиною. Тому пропонується визначити цей критерій як не перевищення 10%-го зростання значення концентрації  $C_{vp}$  в момент початку провітрювання згідно з виразом

$$C_{vpMAX} \leq C_{vpSTR} + 0.1 \cdot C_{vpSTR}, \quad (3.8)$$

де  $C_{vpSTR}$  - значення концентрації метану  $C_{vp}$  в момент початку провітрювання.

При визначенні оптимальних КВ доцільно ввести додаткові критерії оптимізації [70, 128]:

- Мінімальне значення часу “повернення”

$$t_{RET} = t_{CvpRET} - t_{CvpSTR}, \quad (3.9)$$

де  $t_{CvpRET}$  - момент часу «повернення» значення концентрації  $C_{vp}$  до початкового  $C_{vpSTR}$ ,

$t_{CvpSTR}$  - момент часу початку провітрювання.

Цей час „повернення” не повинен суттєво відрізнятися від випадку використання позиційного КВ (рис. 3.4).

- Допустима концентрація метану по закінченню перехідного аерогазодинамічного процесу

$$C_{vpEND} \leq C_{vpALW}, \quad (3.10)$$

яка не повинна перевищувати встановлену безпечну робочу концентрацію

метану для вугільно-добувних шахт  $C_{vpALW} \leq 1.5\%$  [84, 86].

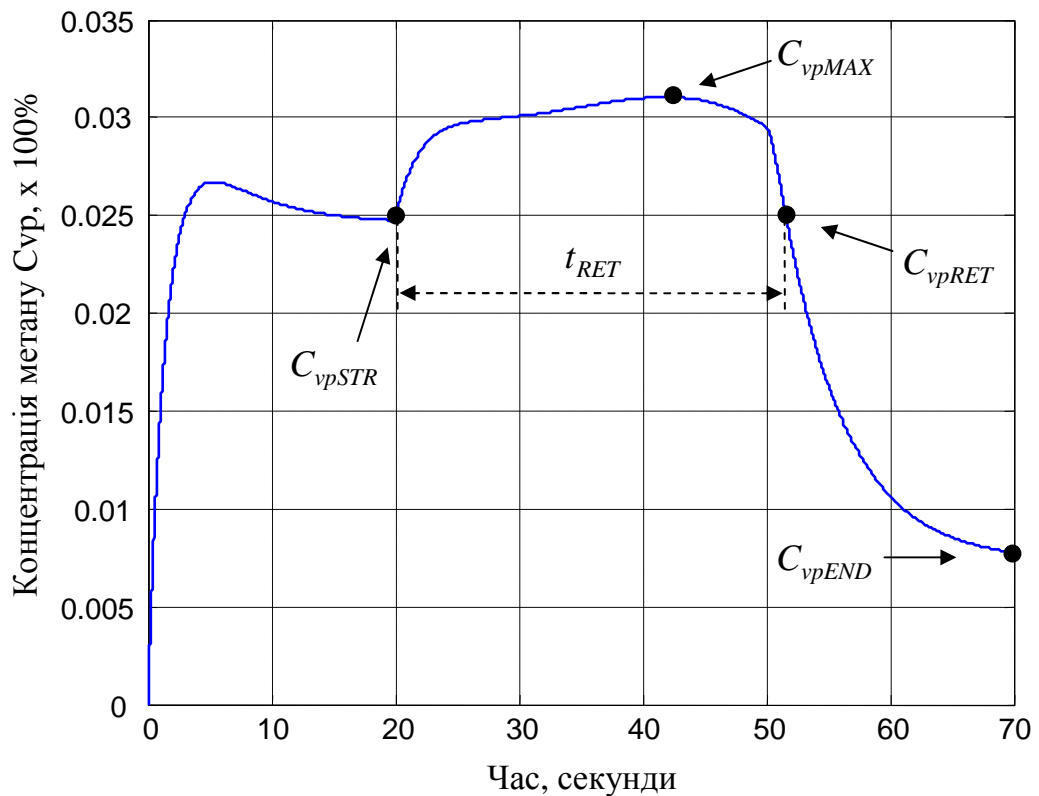


Рис. 3.14. Графічна інтерпретація перехідного аерогазодинамічного процесу для визначення критеріїв оптимізації

Визначення критерію (3.8), який повинен забезпечуватися при формуванні множини навчальних векторів, дозволило розробити відповідний алгоритм (рис. 3.15). Імітаційне ПЗ в системі МАТЛАБ, що реалізує цей алгоритм, наведено в додатку 3. Алгоритм полягає у виконанні головного циклу модифікації вхідних змінних для моделювання: депресії вентилятора  $H$  та об'єму виробленого простору  $V_{vp}$ . На кожній ітерації головного циклу змінюються параметри  $Fst$ ,  $Kp$  та  $Dv$  для формування КВ, формується КВ згідно з (3.7) та відбувається перевірка числової послідовності, що описує КВ на допустимість. Ця перевірка полягає у визначенні максимального значення амплітуди числової послідовності КВ, яке не повинно перевищувати 100%. Це числове значення амплітуди інтерпретується як процент відкриття заслінки. При перевищенні 100%-го бар'єру поточний КВ класифікується як недопустимий. В іншому випадку сформована числова послідовність КВ

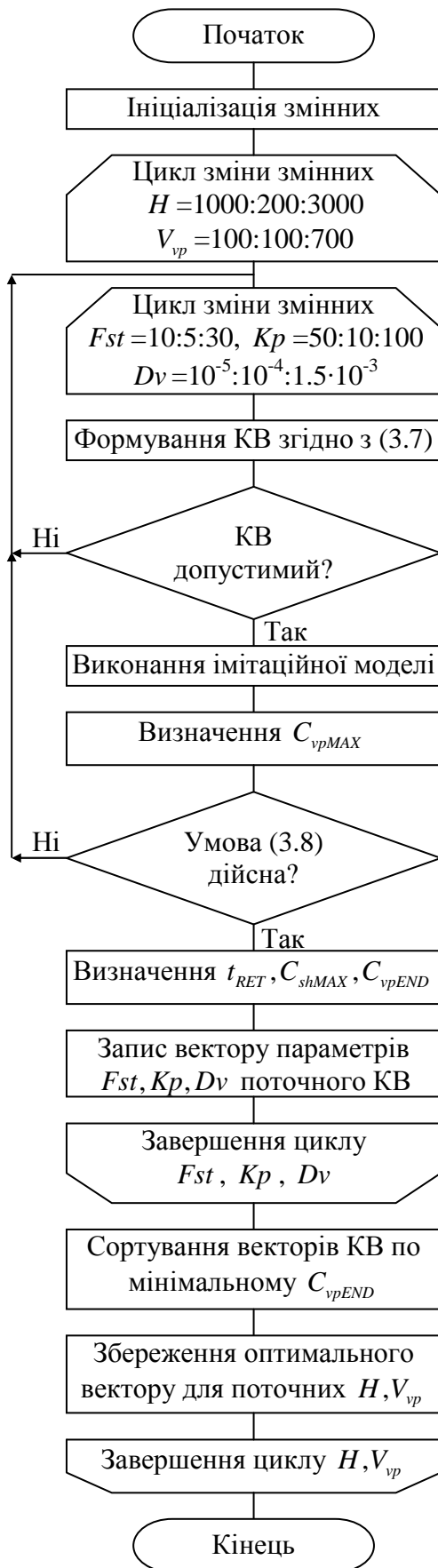


Рис. 3.15. Алгоритм знаходження множини навчальних векторів для НМ формування KV

подається на вхід Simulink-моделі ШВМ, що наведена в додатку И. Це здійснено за допомогою змінної *OpenRule*, що формується в робочому середовищі (*workspace*) системи моделювання МАТЛАБ шляхом обчислення виразу (3.7). Виконання (симуляція) імітаційної Simulink-моделі ШВМ (файл *gasituModFindOpt.mdl*) виконується функцією *sim(gasituModFindOpt)*, при цьому змінна *OpenRule* характеризує вхідний KV для Simulink-моделі.

Модифікація Simulink-моделі для її використання як зовнішнього елемента по відношенню до МАТЛАБ - програми полягала у заміні блоків-констант  $H$ ,  $V_{vp}$ ,  $V_{sh}$ ,  $V_l$  блоками *From Workspace*, що дозволило міняти ці змінні у програмі на мові МАТЛАБ та організувати основний цикл оптимізації, змінюючи на кожній ітерації алгоритму необхідні змінні відповідним чином [70, 128].

В результаті виконання імітаційної Simulink-моделі в робочому середовищі МАТЛАБ створюються змінні  $C_{vp}$  та  $C_{sh}$ , що містять масиви даних числових послідовностей зміни значень метану (приклад візуалізації яких наведено на рис. 3.10 та рис. 3.11 відповідно). Серед

всіх числових значень  $C_{vp}$  знаходиться максимальне значення, що і буде параметром  $C_{vpMAX}$ . У випадку дійсності умови (3.8) знаходяться вихідні значення імітаційної Simulink-моделі  $C_{vpEND}$ ,  $t_{RET}$  та  $C_{shMAX}$  і зберігаються у вихідному файлі. При цьому параметр  $t_{RET}$  визначається згідно з виразом (3.9), а параметр  $C_{shMAX}$ , що описує максимальне значення концентрації метану у вентиляційному штреку, визначається аналогічно до параметру  $C_{vpMAX}$ . По завершенні кожного циклу зміни  $Fst$ ,  $Kp$  та  $Dv$  здійснюється сортування отриманих у циклі векторів КВ по значенню мінімального  $C_{vpEND}$ .

Один із 10 кращих векторів, що знаходиться у вершині отриманого посортованого списку, інтерпретується як оптимальний для поточних значень депресії вентилятора  $H$  та об'єму виробленого простору  $V_{vp}$ , записується у вихідний файл, і цикл імітаційного моделювання повторюється далі. Час функціонування описаної імітаційної моделі для формування набору навчальних векторів склав близько 4 год. на комп'ютері з процесором AMD 3200+.

З вихідного файлу, отриманого в результаті імітаційного моделювання, сформована навчальна вибірка для навчання НМ розміром 77 навчальних векторів. Згідно з рис. 3.13, кожен вектор вибірки навчання складався з 5-ти елементів у відповідності з кількістю вхідних та вихідних нейронів НМ. Вхідна частина вектору – це значення депресії вентилятора  $H$  та об'єму виробленого простору  $V_{vp}$ , що відповідають двом вхідним нейронам, вихідна частина вектору – це значення  $Fst$ ,  $Kp$  та  $Dv$ , що відповідають трьом вихідним нейронам. Як було показано в §2.2, кількість нейронів схованого шару повинна бути меншою кількості навчальних векторів у навчальній вибірці з метою забезпечення хороших узагальнюючих властивостей НМ. Тому для досліджень використано багатозаровий персептрон з 2-ма нейронами вхідного шару, 30 нейронами схованого шару та 3 нейронами вихідного шару. Кількість нейронів схованого шару визначена в результаті експериментальних досліджень, що були проведені на моделях з різною кількістю нейронів схованого шару: 25, 30, 35, 40. Нейрони схованого шару мали сигмоїдну

функцію активації, нейрони вихідного шару – лінійну функцію активації. НМ вчилася 800 епох навчання до значення середньоквадратичної помилки  $8 \cdot 10^{-2}$ . Значення середнього відносного відхилення відтворення значення КВ для векторів навчання становили 2.36%, 2.03% та 7.5% для кожного виходу НМ відповідно. Імітаційне ПЗ НМ формування набору КВ на мові програмування MATLAB наведено в додатку К, розділ К.1

Для оцінки результатів імітаційного моделювання доцільно порівняти вихід імітаційної Simulink-моделі ШВМ в режимах використання (і) нейромережевого експоненціального КВ, що сформований НМ та (ii) позиційного КВ. При цьому числовою інтерпретацією результатів порівняння доцільно обрати величини  $\Delta C_{vp}$  та  $\Delta C_{sh}$  для виробленого простору (див. рис. 3.14) та вентиляційного штреку відповідно, що змінюються згідно з виразами [70, 128]

$$\Delta C_{vp} = C_{vpMAX} - C_{vpSTR}, \quad \Delta C_{sh} = C_{shMAX} - C_{shSTR} \quad (3.11)$$

як такі, що відображають відносне зростання відповідних концентрацій метану з початкового значення (у момент початку провітрювання) до максимального пікового значення, що прийме концентрація у відповідь на застосування нейромережевого експоненціального чи позиційного КВ.

Навчена НМ використана для формування КВ для 60 векторів з такими значеннями депресії вентилятора  $H$  та об'єму виробленого простору  $V_{vp}$ , що не входили у вибірку навчання. Імітаційне ПЗ в системі MATLAB моделювання роботи ділянки ШВМ при застосуванні нейромережевого експоненціального КВ наведено в додатку К, розділі К.2. Імітаційне ПЗ використовує два файли: вхідний *OutNNDataForControl.txt* – з результатами формування експоненціальних КВ за допомогою НМ, вихідний *ContByNNOutDataRes.txt* – для збереження результатів імітаційного моделювання. Після зчитування сформованих КВ у масив даних *inputd*, завантажується головний цикл моделювання, в якому для кожного вектору КВ:

- формується числова послідовність, що описує цей КВ згідно з (3.7) та

записується у змінну *OpenRule*, що є вхідною для імітаційної Simulink-моделі дільниці ШВМ;

- вибираються параметри депресії  $H$  та об'єму виробленого простору  $V_{vp}$ , що не приймали участі в навчанні НМ формування КВ;
- для даних параметрів та сформованої числової послідовності КВ виконується імітаційна Simulink-модель дільниці ШВМ за допомогою команди *sim('gasituModFindOpt')*;
- отримані значення  $\Delta C_{vp}$  та  $\Delta C_{sh}$  записуються у вихідний файл.

Цикл імітаційного моделювання повторюється для кожного з 60-ти вхідних векторів.

Імітаційне ПЗ моделювання роботи дільниці ШВМ при застосуванні позиційного КВ (додаток К, розділ К.3) працює за аналогічним алгоритмом, відмінність полягає у формуванні позиційного КВ за допомогою простої математичної залежності.

Розподіл зростання концентрацій метану  $\Delta C_{vp}$  та  $\Delta C_{sh}$  при подачі на вхід імітаційної Simulink-моделі ШВМ нейромережевого експоненціального КВ в залежності від номера вектора КВ, наведено на рис. 3.16 та рис. 3.17 відповідно. Розподіл зростання концентрацій метану  $\Delta C_{vp}$  та  $\Delta C_{sh}$  при подачі на вхід імітаційної Simulink-моделі ШВМ позиційного КВ в залежності від номера вектора КВ наведено на рис. 3.18 та рис. 3.19 відповідно [70, 128].

Порівняльний аналіз рис. 3.16, 3.17 та рис. 3.18, 3.19 показав, що зростання концентрацій метану  $\Delta C_{vp}$  та  $\Delta C_{sh}$  при використанні нейромережевого експоненціального КВ на порядок нижче від зростання відповідних концентрацій при використанні позиційного КВ. Такий результат зниження концентрації метану у виробленому просторі та вентиляційному штреку забезпечується для зміни параметрів дільниці ШВМ у широких діапазонах, зокрема: депресія вентилятора  $H$  може змінюватися від 1000 до 3000 м<sup>3</sup>/хв, об'єм виробленого простору  $V_{vp}$  може змінюватися від 100 до 700 м<sup>3</sup>.



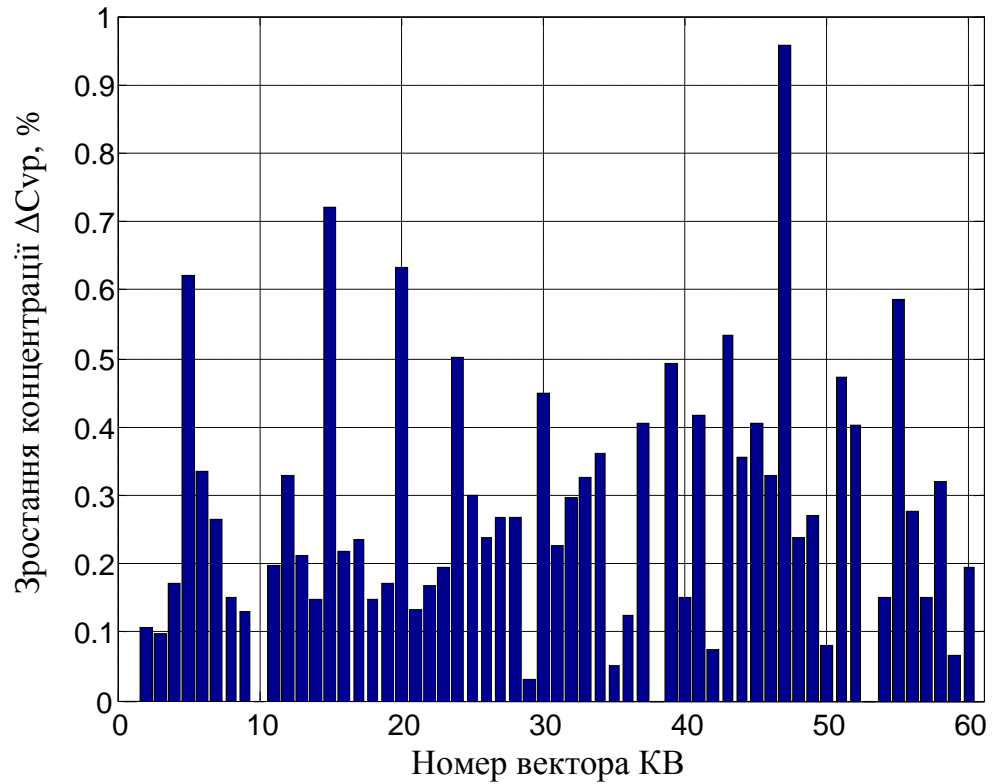


Рис. 3.16. Розподіл зростання концентрації метану  $\Delta C_{vp}$  у виробленому просторі при дії нейромережевого експоненціального КВ

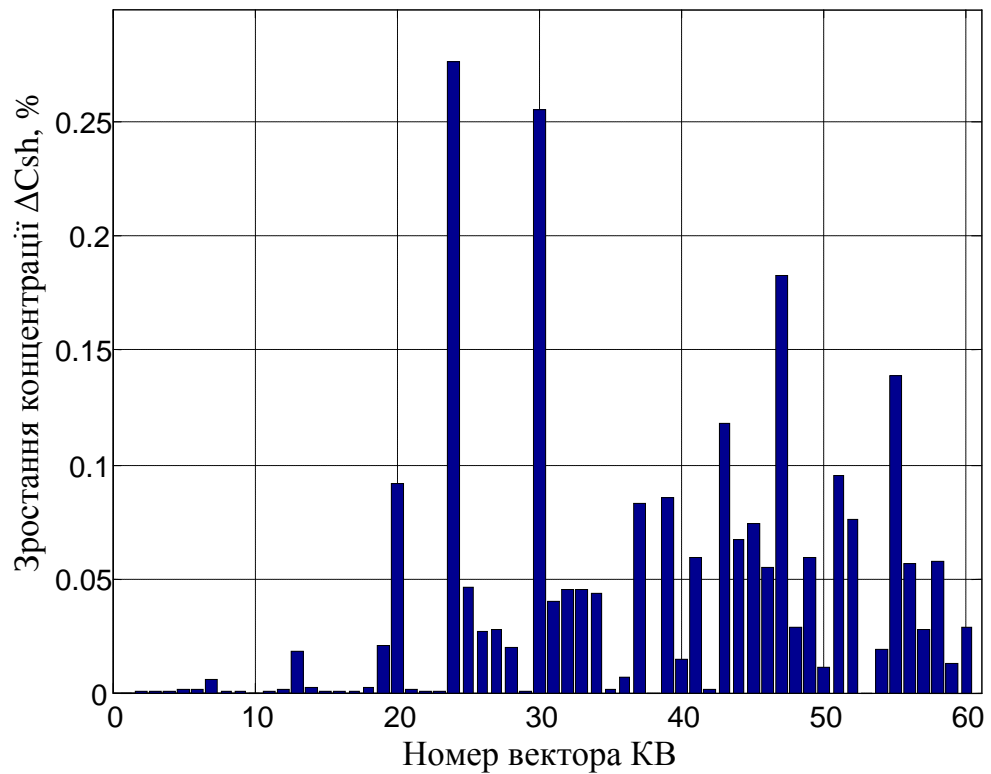


Рис. 3.17. Розподіл зростання концентрації метану  $\Delta C_{sh}$  у вентиляційному штреху при дії нейромережевого експоненціального КВ

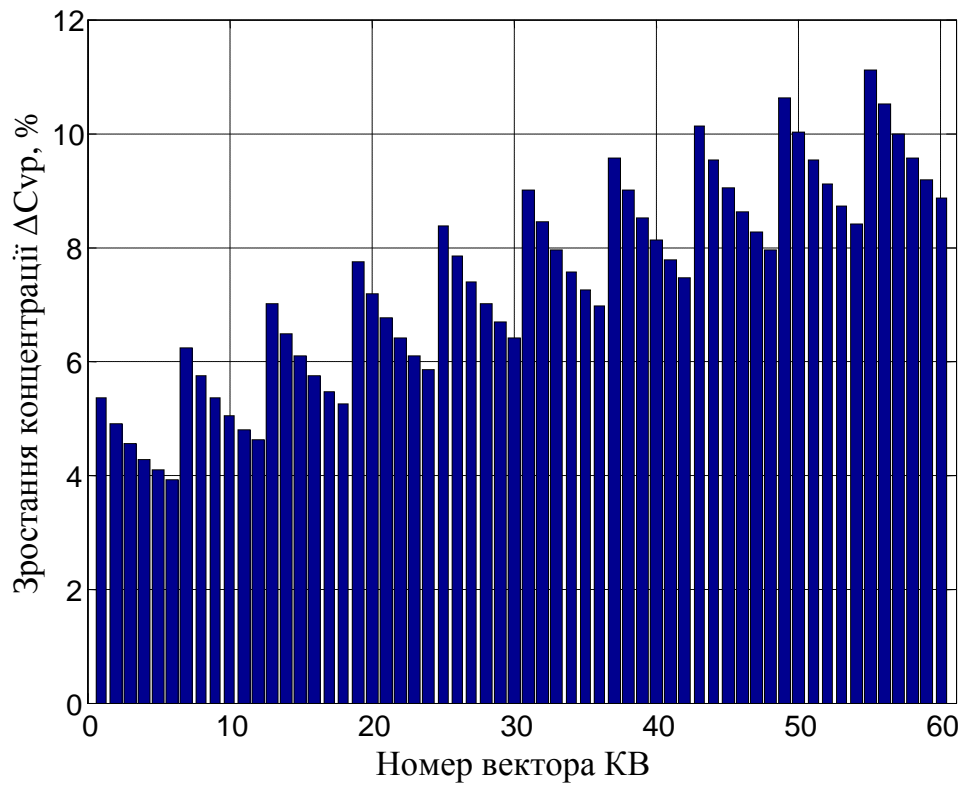


Рис. 3.18. Розподіл зростання концентрації метану  $\Delta C_{vp}$  у виробленому просторі при дії позиційного КВ

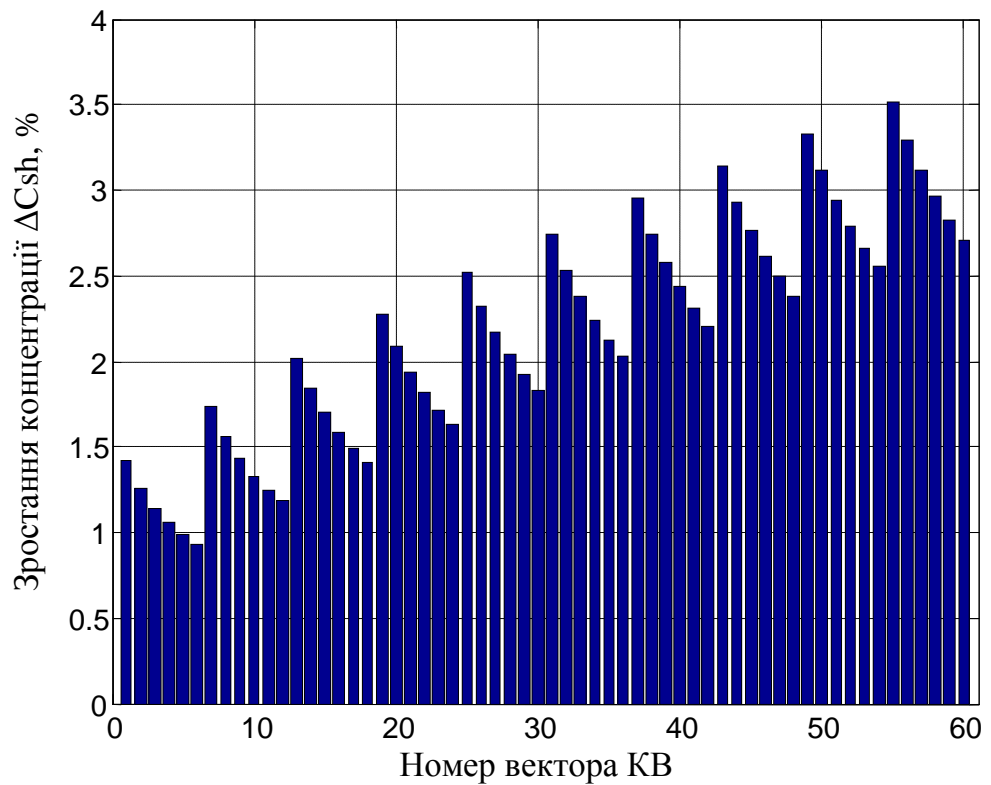


Рис. 3.19. Розподіл зростання концентрації метану  $\Delta C_{sh}$  у вентиляційному штреку при дії позиційного КВ

Додатковий аналіз усереднених для 60-ти тестових векторів значень  $t_{RET}$  та  $C_{vpEND}$  при використанні обох типів КВ при зниженні концентрації метану  $C_{vp}$  у виробленому просторі показує (табл. 3.2) їх допустиме збільшення для нейромережевого експоненціального КВ у порівнянні з позиційним КВ.

Таблиця 3.2.

Аналіз усереднених значень  $t_{RET}$  та  $C_{vpEND}$ 

Керуючий вплив	$t_{RET}$ , секунди	$C_{vpEND}$ , %
Позиційний	10,26	0,5
Нейромережевий експоненціальний	13,07	1,3

Таким чином, в §3.3 запропоновано новий метод формування керуючих впливів для ділянки шахтної вентиляційної мережі, що відрізняється від відомих імітаційним моделюванням динаміки аерогазового середовища ділянки та знаходженням множини оптимальних навчальних векторів для нейронної мережі, яка формує керуючі впливи, що дозволило підвищити ефективність обробки даних за рахунок зниження більше ніж на порядок концентрації метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу при зміні параметрів ділянки у широкому діапазоні.

### **Висновки по розділу 3**

В §3.1 розглянуто схему провітрювання гірничодобувної шахти та схем провітрювання дільниці ШВМ з тристороннім приляганням виробленого простору до відкатного штреку, лави та вентиляційного штреку. Сформовано систему диференціальних рівнянь, що описують аерогазодинамічні процеси в дільниці ШВМ у зручній для чисельного моделювання формі. Імітаційна модель провітрювання дільниці ШВМ розроблена в середовищі Simulink. Наведено вхідні параметри імітаційної моделі для проведення моделювання.

В §3.2 вдосконалено імітаційну модель дільниці шахтної вентиляційної мережі в середовищі Simulink, визначено параметри формування та вплив експоненціального та позиційного керуючих впливів на дільницю, що дозволило дослідити методи формування керуючих впливів шляхом імітаційного моделювання.

В §3.3 запропоновано новий метод формування керуючих впливів для дільниці шахтної вентиляційної мережі, що відрізняється від відомих імітаційним моделюванням динаміки аерогазового середовища дільниці та знаходженням множини оптимальних навчальних векторів для нейронної мережі, яка формує керуючі впливи, що дозволило підвищити ефективність обробки даних за рахунок зниження більше ніж на порядок концентрації метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу при зміні параметрів дільниці у широкому діапазоні.

## РОЗДІЛ 4

### ЗАСОБИ РОЗПОДІЛЕНОЇ КОМП'ЮТЕРНОЇ СИСТЕМИ ОБРОБКИ ДАНИХ БАГАТОПАРАМЕТРИЧНИХ СЕНСОРІВ ДЛЯ ДІЛЬНИЦІ ШАХТНОЇ ВЕНТИЛЯЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ

#### 4.1. Розробка модулів збору, обробки даних і керування нижнього рівня

Як показано в §1.4, комп'ютерна система, що реалізовує методи розпізнавання вихідних сигналів БПС та формування КВ, повинна будуватися за розподіленою архітектурою, забезпечуючи вимоги роботи в реальному часі та живучості. Тому комп'ютерні компоненти РКС обробки даних БПС повинні будуватися з врахуванням цих вимог.

Вимога розподіленості зумовлена просторовими характеристиками ШВМ і враховується шляхом розподілу алгоритмів обробки вихідного сигналу БПС та формування КВ між рівнями комп'ютерної системи. В другому та третьому розділах дисертації запропоновано нейромережеві методи розпізнавання вихідного сигналу БПС та формування КВ, що забезпечують високу достовірність інформації про концентрацію метану та покращення безпеки шахтного середовища. При цьому процеси навчання НМ, як такі, що вимагають значних обчислювальних ресурсів, доцільно виконувати на більш потужному сервері (комп'ютері) верхнього рівня РКС, а функції використання навчених НМ – на нижньому рівні РКС. Тому таким цілеспрямованим розділенням алгоритмів забезпечується вимога роботи в реальному часі. Вимогу високої живучості РКС доцільно забезпечити високою автономністю її окремих комп'ютерних компонентів.

Таким чином, РКС обробки даних БПС для дільниці ШВМ повинна забезпечувати наступні функції:

1. *Збір та контроль інформації про стан шахтної атмосфери і технічних засобів автоматизації* (сенсорів, каналів зв'язку, регуляторів, мікропроцесорної системи керування, тощо). Ця функція включає в себе визначення концентрацій небезпечних газів  $\text{CH}_4$  та  $\text{CO}$  з вихідного сигналу БПС за допомогою навченого

модуля НМ, а також визначення стану РВП (заслінки), що характеризує величину аеродинамічного опору дільниці ШВМ.

2. *Аналіз стану провітрювання та розрахунок КВ*, що включає в себе аналіз відхилень концентрацій небезпечних газів  $\text{CH}_4$  та  $\text{CO}$  від допустимих значень, розрахунок КВ, що визначають необхідну зміну положення заслінки з врахуванням конкретних індивідуальних особливостей дільниці ШВМ за допомогою навченого модуля НМ формування КВ.
3. *Документування та відображення інформації про стан провітрювання і про роботу системи у цілому*, що включає документування процесу провітрювання ШВМ (час, концентрації газів, швидкість повітря, тощо), відображення інформації про стан шахтної атмосфери, видача попереджень про аварійну ситуацію та при відмовах технічних засобів.
4. *Адаптація параметрів РКС дільниці ШВМ до конкретних умов функціонування*, що включає вибір режимів керування, оперативну модифікацію параметрів математичних моделей (1) вихідного сигналу БПС та (2) перехідних аерогазодинамічних процесів в дільниці ШВМ, що враховує зміни фізичних параметрів дільниці (розмірів лави, вентиляційних та відкатних штреків, параметрів газовиділення, депресії і т.п.), генерацію навчальної вибірки НМ розпізнавання вихідних сигналів БПС та формування КВ, їх навчання, включення навчених нейромережевих модулів у склад ПЗ МК нижнього рівня та прогнозування терміну їх придатності, виходячи з темпів зміни фізичних параметрів дільниці ШВМ.

Як показано в §1.4, сучасні РКС обробки сенсорних даних будуються як ієрархічні розподілені мережі, в яких кожен рівень має достатні обчислювальні та інші ресурси для виконання заданого набору функціональних задач. Для забезпечення високого рівня живучості необхідно, щоб поряд з кожним виконавчим механізмом РКС (заслінкою) був розміщений блок, що забезпечить його надійне функціонування в автономному режимі (при відмові лінії зв'язку). Цей блок повинен забезпечувати всі вимоги до шахтного обладнання (механічну міцність, герметичність, іскробезпеку, вибухозахищеність, портативність) і тому його

доцільно будувати на базі МК. Однак МК мають обмежену обчислювальну потужність. Тому з перелічених вище функцій РКС вони повинні виконувати тільки ті, які є мінімально необхідними для керування заслінкою відповідно до перевищення концентрації небезпечних газів  $\text{CH}_4$  та  $\text{CO}$ . Такий мінімально необхідний набір включає функції, перелічені вище в п.1 та п.2, а також засоби локальної звукової сигналізації про небезпечну ситуацію.

Узагальнена архітектура РКС обробки даних БПС для дільниці ШВМ представлена на рис. 4.1. Базовими компонентами РКС є модулі збору, обробки даних і керування МЗОДіК1 – МЗОДіК $N$ . Ці модулі розміщені в шахті поряд із заслінкою, що регулює витрати повітря на дільниці ШВМ. Вони отримують інформацію від БПС  $C_1 \dots C_M$  про концентрацію небезпечних газів  $\text{CH}_4$  та  $\text{CO}$ . Крім того, на МЗОДіК поступає інформація про поточне положення заслінки за допомогою сенсора лінійного переміщення  $C_3$ . МЗОДіК виконує всі функції, перелічені у вищенаведених п. 1 і 2. Функції, перелічені у вищенаведених п. 3-4 здійснює сервер. Для цього він опитує МЗОДіК, використовуючи шахтну локальну мережу (ШЛМ). Враховуючи відносно великі відстані між МЗОДіК та сервером, а також необхідність забезпечення іскробезпеки, ШЛМ доцільно будувати на базі інтерфейсу RS-485 [109] з низькою швидкістю передачі інформації (1200 б/с). Сервер верхнього рівня взаємодіє через Internet з моделюючим сервісним центром (МСЦ), створеним для вугільної промисловості [11] з метою виконання обчислювально-інтенсивних розрахунків імітаційної моделі дільниці ШВМ, що можуть виникнути при генерації набору навчальних векторів НМ формування КВ.

Узагальнена структура МЗОДіК представлена на рис. 4.2. Основним вузлом МЗОДіК є вузол обробки даних ВОД, що здійснює обчислювальну підтримку процесів збору та обробки інформації про стан шахтної атмосфери і власних технічних засобів, а також аналіз стану провітрювання та розрахунок КВ. Вузли АЦП, ЦАП і КМ реалізуються мікроконвертором ADUC831. Як ЦАП використано широтно-імпульсний модулятор PWM. Як вихідний підсилювач ВП використано операційний підсилювач 140УД12 з двокаскадним емітерним повторювачем на виході. Як драйвер ШЛМ використано інтерфейсну мікросхему ST485. Як

пороговий підсилювач ПП – операційний підсилювач 140УД12 з гістерезисом, що формується додатнім зворотнім зв'язком.

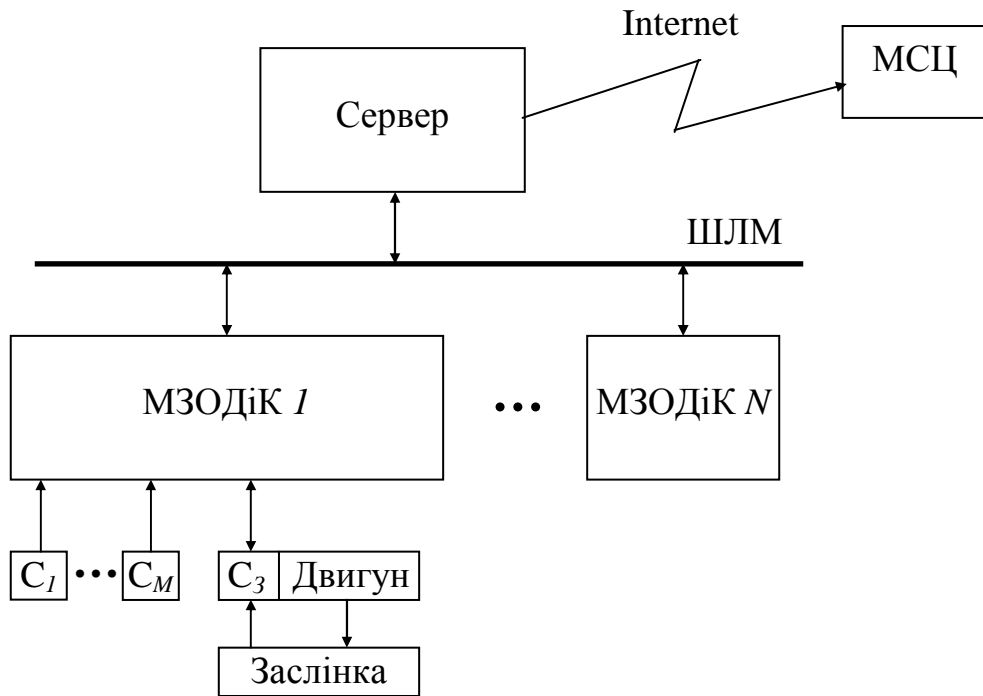


Рис. 4.1. Архітектура РКС обробки даних БПС для ділянки ШВМ

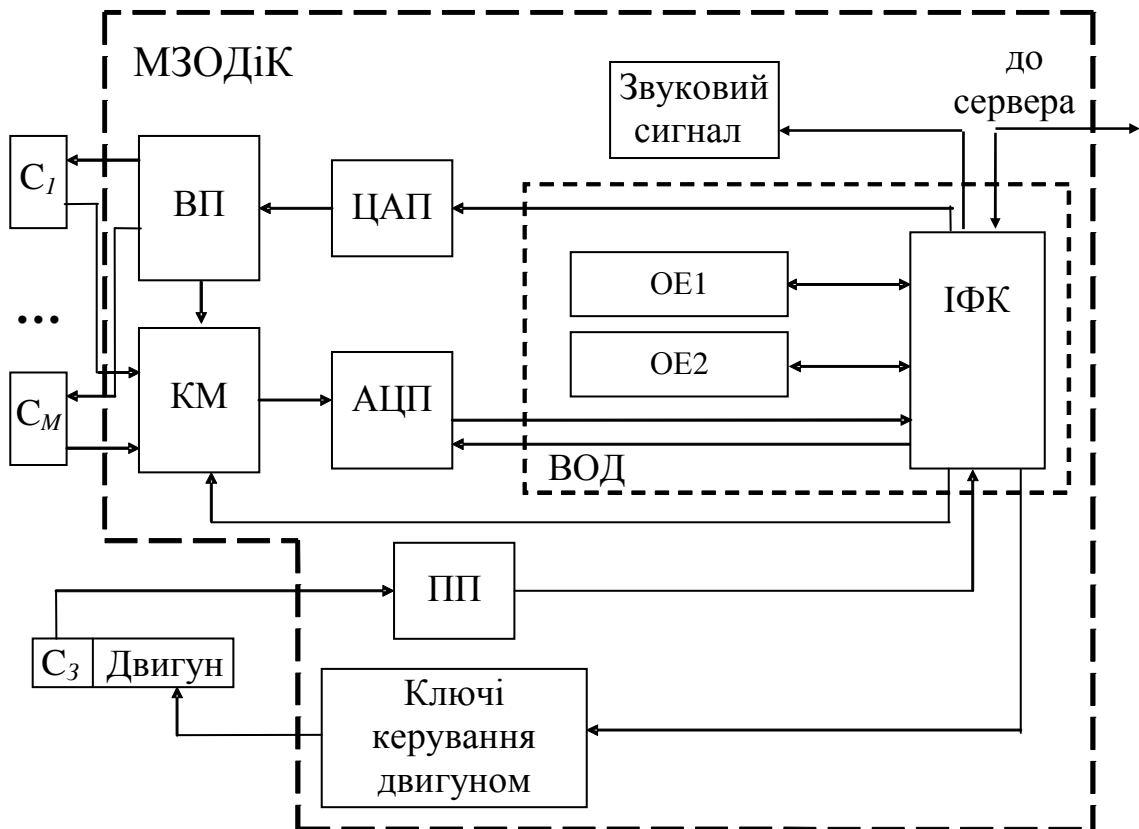


Рис. 4.2. Узагальнена структура МЗОДіК



Для збору інформації про стан шахтної атмосфери на ВОД поступають результати вимірювання вихідної напруги БПС  $C_1 \dots C_M$ , яка через комутатор КМ поступає на вхід АЦП. Зміна режиму функціонування БПС здійснюється за допомогою ЦАП і вихідного підсилювача ВП струму нагрівачів БПС. На основі поточних значень вихідних сигналів БПС ВОД визначає значення поточних концентрацій  $CH_4$  та  $CO$  згідно розроблених в розділі 2 нейромережових методів розпізнавання. Якщо концентрації  $CH_4$  та  $CO$  не перевищують допустимих значень, то ВОД тільки відповідає на запити сервера верхнього рівня щодо поточного аерогазового стану дільниці ШВМ.

При перевищенні допустимих концентрацій газів ВОД реалізує нейромережовий метод формування КВ (розділ 3) за допомогою навченої НМ. Поточне значення КВ через потужні ключі керування двигуном переводить заслінку (подібну до [108]) в необхідне положення згідно траєкторії руху, оптимальної з точки зору безпеки шахтного середовища та часу зниження концентрації небезпечних газів до допустимого рівня. Для контролю поточного положення заслінки використовується сенсор лінійного переміщення  $C_3$  на базі відкритих оптронів у вигляді двох пар світлодіод – фотодіод. Для розпізнавання сигналів фотодіодів використовується пороговий підсилювач ПП. Підрахунок кількості імпульсів спрацювання фотодіодів та їх фази (для визначення напрямку переміщення заслінки) здійснює ВОД програмним шляхом. Крім того при значних перевищеннях допустимої концентрації газів ВОД приводить в дію звуковий сигнал попередження персоналу шахти.

При зміні характеристик аерогазової обстановки та параметрів дільниці ШВМ можлива зміна вагових коефіцієнтів і порогів нейронів (перенавчання НМ), так і зміна архітектури нейромережової системи в цілому (зміна кількості нейронів у схованому шарі, зміна кількості нейромережових модулів). Тому сервер повинен мати можливість заміни ПЗ ВОД відповідно до потреб без переривання процесу експлуатації. Для цього, як базу для проектування ВОД, доцільно використати мережовий прикладний процесор NCAP [38-39], розроблений при виконанні науково-дослідного проекту CRDF CGP UE2-2534-TE-03 „Investigation of the

Intelligent Properties of Re-Configurable Network Capable Application Processor in Adaptive Distributed Instrumentation and Control Systems” (2004-2006), який забезпечує можливість дистанційної заміни виконуваної програми сервером через мережу без необхідності вимкнення і зупинки системи.

Однак пряме використання описаного NSAP як ВОД неможливе через зупинку виконання поточної програми на час перепрограмування. Крім того, експлуатація ВОД в умовах шахти вимагає надійної роботи в умовах порушення зв'язку з сервером. Якщо таке порушення відбудеться в момент перепрограмування, то ВОД повністю втратить працездатність, що створює аварійну ситуацію. Тому доцільно вдосконалити архітектуру ВОД шляхом використання для обробки даних двох однакових обчислювальних елементів OE1 та OE2 (рис. 4.2), кожен з яких складається з процесора обробки даних з пам'яттю - оперативною та програм [118]. Як пам'ять програм можна використати Flash-пам'ять або ОЗП з автономним живленням. Тоді інтерфейсний контролер ІФК, що позначений ІФС на рис. 4.3 у складі ВОД, записує нову програму в незадіяний в даний момент OE і робить його активним тільки після повного запису програми та її перевірки. У випадку пошкодження ШЛІМ (відсутності зв'язку з сервером) під час перепрограмування ВОД, його активний OE продовжує виконувати стару програму до відновлення зв'язку. Таким чином, навіть при відносно довготривалому пошкодженні ШЛІМ або сервера, МЗОДіК не втратить працездатності. Крім того, завади в мережі під час перепрограмування не можуть привести до втрати працездатності МЗОДіК. Це пов'язано з тим, що після завантаження програми і незмінних даних, ІФК викликає підпрограми ще не активованого OE, що проводять верифікацію коду і даних програми шляхом обрахунку контрольних сум та поблочного контролю парності [107]. Таким чином, введення надлишкових структурних елементів у модулі нижнього рівня РКС забезпечило підвищення живучості системи.

ВОД складається з двох обчислювальних елементів OE1 та OE2, а також інтерфейсного контролера ІФС типу 89C52 (рис. 4.3), фото макету ВОД наведено на рис. 4.4. Кожен OE складається з МК MCU типу 89C52, регістру адреси RgA типу 74H573, ОЗП RAM типу 62256 та логічного елемента AND. Принципова схема ВОД

наведена в додатку Л. IFC є головним керуючим елементом ВОД і визначає режими функціонування OE1 та OE2. Кожен з них може бути в одному з трьох станів:

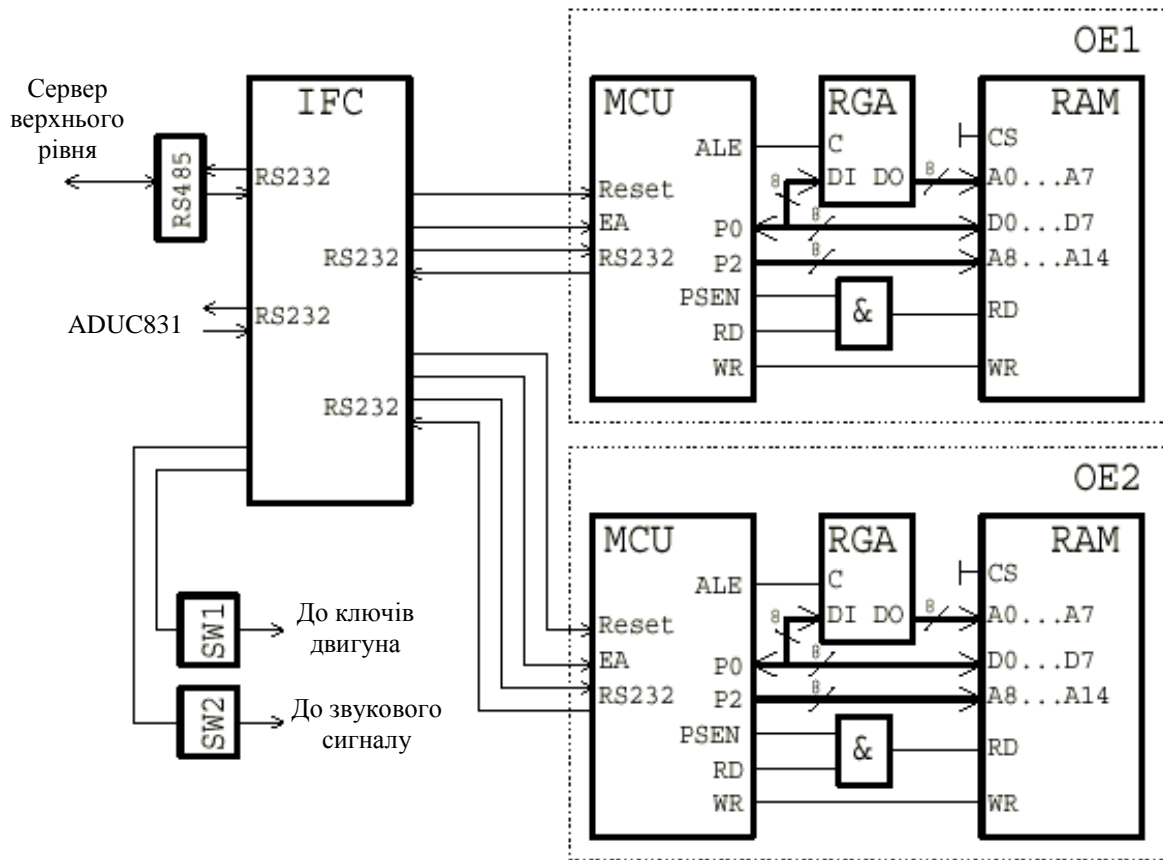


Рис. 4.3. Структурна схема ВОД

1. *Стан „скидання”*. При цьому OE не виконує жодних функцій, а вся обробка даних ведеться іншим OE. Цей режим задає IFC шляхом подачі на вхід Reset MCU значення логічної „1”.
2. *Стан „перепрограмування”*. При цьому MCU OE приймає через свій послідовний інтерфейс байти нової програми, яку завантажує сервер через IFC. Ці байти розміщуються в RAM починаючи з нульової адреси. MCU виконує записану в його внутрішньому ПЗП програму. Цей режим задає IFC шляхом подачі на вхід Reset MCU значення логічного „0” і подачею логічної „1” на вхід вибору режиму EA.
3. *Стан „робота” (активний)*. При цьому MCU виконує програму, що попередньо була записана в RAM. Наявність елемента AND дозволяє емулювати фон-Нейманівську архітектуру OE, в якій програма і поточні результати обчислень

одночасно розміщуються в RAM (сегмент коду програми і незмінних даних розміщується починаючи з нульової комірки пам'яті, а результати поточних обчислень – починаючи з останньої комірки пам'яті). Цей режим задає IFC шляхом подачі на вхід Reset MCU значення логічного „0” і подачею логічного „0” на вхід вибору режиму EA (виконання програми, записаної в зовнішню пам'ять).



Рис. 4.4. Фото макету ВОД

Процес обробки даних БПС на нижньому рівні РКС реалізується у ВОД (рис. 4.5). Підпрограма початкової ініціалізації призначена для ініціалізації апаратного забезпечення ВОД при ввімкненні живлення і включає в себе перевірку функціонування ОЗП шляхом запису визначених даних у всі комірки пам'яті, зчитування їх вмісту та порівняння записаних та прочитаних даних. При співпаданні даних робиться висновок про справність роботи блоку ОЗП та ВОД в цілому.

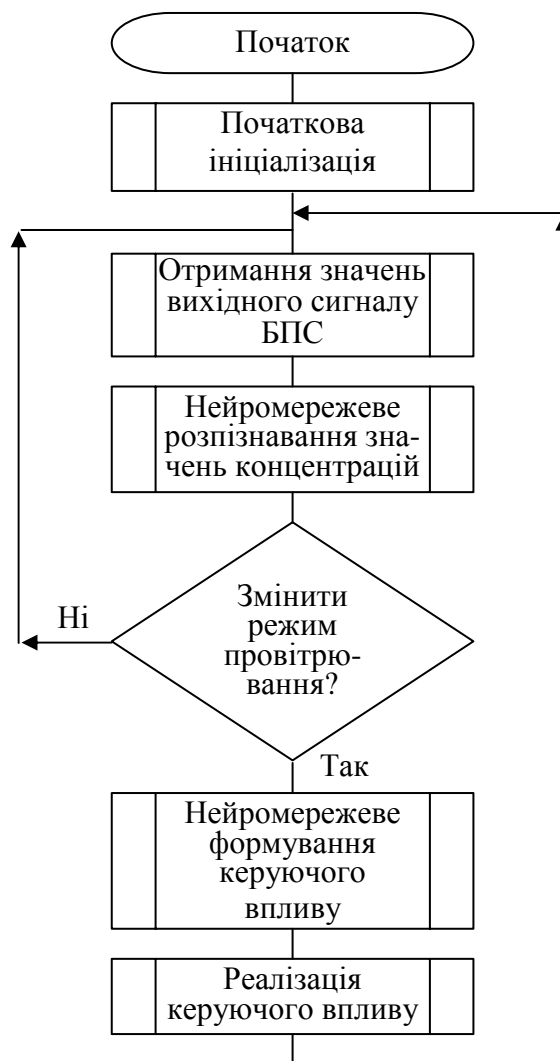


Рис. 4.5. Узагальнений алгоритм обробки даних БПС у ВОД

Узагальнений алгоритм функціонування ВОД складається з п'яти підпрограм, наведених на рис. 4.5., зокрема (1) отримання значень вихідного сигналу БПС (рис. 4.6.а), (2) нейромережевого розпізнавання значень концентрацій газів за допомогою навченої НМ, (3) аналізу поточних значень концентрації газів, на основі чого приймається рішення про зміну режимів провітрювання шляхом формування необхідного КВ та видачу значень концентрацій за запитом верхнього рівня (рис. 4.6.б), (4) нейромережевого формування КВ за допомогою навченої НМ та (5) реалізації КВ на двигун і заслінку (рис. 4.6.в).

У підпрограмі отримання значень вихідного сигналу БПС (рис. 4.6.а) встановлення режиму нагріву БПС здійснюється шляхом видачі відповідного цифрового коду ЦАП, що встановлює напругу живлення БПС. Затримка необхідна для встановлення БПС у робочий режим. Зчитування значення вихідного сигналу

відбувається шляхом аналого-цифрового перетворення струму нагрівача, отримання цього цифрового коду та операції ділення отриманого значення на цифрове значення напруги живлення БПС, занесення отриманого значення провідності у відповідну комірку ОЗП. Далі підпрограма встановлює іншу напругу живлення і процедура отримання вихідного сигналу БПС повторюється.

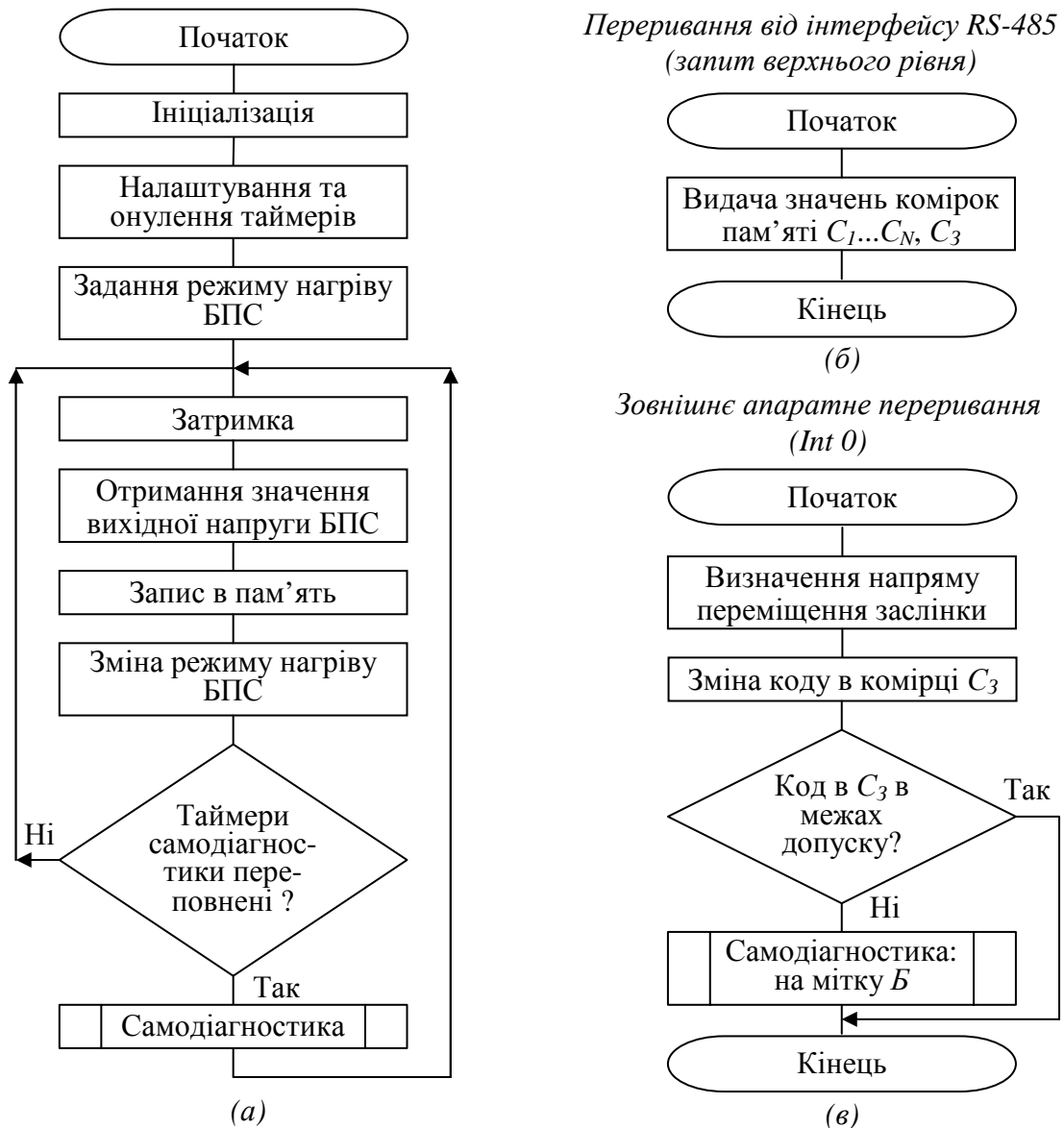


Рис. 4.6. Алгоритми ВОД: отримання значень вихідного сигналу БПС (а), відповіді на запит верхнього рівня (б), реалізації КВ (в)

Видача значень концентрації за запитом верхнього рівня (рис. 4.6.б) полягає у обробці переривання по інтерфейсу RS-485 та простій процедурі видачі значень комірок ОЗП, в яких зберігаються поточні результати збору даних БПС та поточне

значення положення заслінки. Реалізація КВ (рис. 4.6.в) полягає у визначенні напрямку переміщення заслінки, використовуючи попередній та поточний коди з комірки  $C_3$  та запису нового значення  $C_3$ , сформованого навченою НМ.

Підпрограми нейромережевого розпізнавання вихідного сигналу БПС та формування КВ викликають підпрограму нейромережевого модуля (рис. 4.7), попередньо записавши у відповідні змінні значення, що відповідають виконанню задач розпізнавання концентрацій газів  $CH_4$  та  $CO$  з вихідного сигналу БПС чи формування КВ (табл. 4.1). Результат функціонування НМ повертається у підпрограму вищого рівня ієрархії ВОД у масиві значень  $y_3$  та інтерпретується як концентрації газів  $CH_4$  та  $CO$  або сформований КВ в залежності від підпрограми, що викликала нейромережевий модуль.

Високий рівень живучості РКС та надійності МЗОДіК забезпечується також підпрограмою самодіагностики МЗОДіК (рис. 4.8), що викликається з підпрограм отримання значень вихідного сигналу БПС (рис. 4.6.а) та реалізації КВ (рис. 4.6.в). Процедури самодіагностики включають:

1. *Установку нуля і калібрування АЦП.* При цьому ВОД періодично контролює рівень відхилень характеристики перетворення АЦП від номінальної і при перевищенні допустимого рівня видає серверу верхнього рівня сигнал про несправність МЗОДіК.

```
include <math.h>

xdata float      x1 [LR1], s;
xdata float      x2 [LR2], y2 [LR2], t2 [LR2];
xdata float      y3 [LR3], t3 [LR3];
xdata float      w2 [LR1] [LR2], w3 [LR2] [LR3];
int              i, j;

void main(void)
{
for (j=0; j<LR2; j++)
    {s=0; for (i=0; i<LR1; i++) s=s+x1 [i] *w2 [i] [j]; x2 [j]=s-t2 [j];}
for (j=0; j<LR2; j++) y2 [j]=1/(1+exp (-x2 [j]));
for (j=0; j<LR3; j++)
    {s=0; for (i=0; i<LR2; i++) s=s+y2 [i] *w3 [i] [j]; y3 [j]=s-t3 [j];}
}
```

Рис. 4.7. Текст модуля реалізації НМ

Параметри виклику нейромережевого модуля

Змінні	Задачі	
	Розпізнавання концентрацій газів з вихідного сигналу БПС	Формування КВ
LR1	Нейрони вхідного шару - 2	Нейрони вхідного шару - 2
LR2	Нейрони схованого шару - 10	Нейрони схованого шару - 30
LR3	Нейрони вихідного шару - 2	Нейрони вихідного шару - 3
x1	Сигнал БПС у двох режимах роботи	Значення $H$ , $V_{up}$
w2, t2 w3, t3	Навчена НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС	Навчена НМ формування КВ

2. *Взаємоперевірку ЦАП і АЦП* шляхом вимірювання за допомогою АЦП вихідного сигналу ЦАП. При цьому ВОД контролює рівень відхилень вихідного коду АЦП від коду, поданого на ЦАП. При перевищенні допустимих відхилень ВОД видає серверу верхнього рівня сигнал про несправність МЗОДіК. Хоча похибки АЦП і ЦАП мікросхеми ADUC831, яка їх містить, приблизно рівні, імовірність їх синхронної зміни є малою. Тому така взаємоперевірка дозволяє виявити виникнення несправності в одному з цих компонентів.
3. *Взаємоконтроль БПС*. Відповідно до імітаційної моделі (див. §3.1) значення концентрацій, що визначаються за допомогою різних БПС, є взаємопов'язаними. Тому ВОД контролює допустимі взаємні відхилення результатів визначення концентрацій різними БПС і при наявності недопустимих різниць концентрацій на протязі заданого інтервалу часу (в макеті прийнято 20 хв.) видає серверу верхнього рівня сигнал про несправність МЗОДіК.
4. *Контроль сенсора лінійного переміщення  $S_3$* . Для цього періодично двигун на короткий час повністю зачиняє та відчиняє заслінку (до спрацювання кінцевих вимикачів). ВОД контролює поточну зміну вихідного сигналу  $S_3$  і порівнює її з дійсним значенням кількості імпульсів спрацювання пар оптронів. При зменшенні кількості спрацювань відносно номінального значення ВОД видає серверу верхнього рівня сигнал про необхідність відновлення номінальних



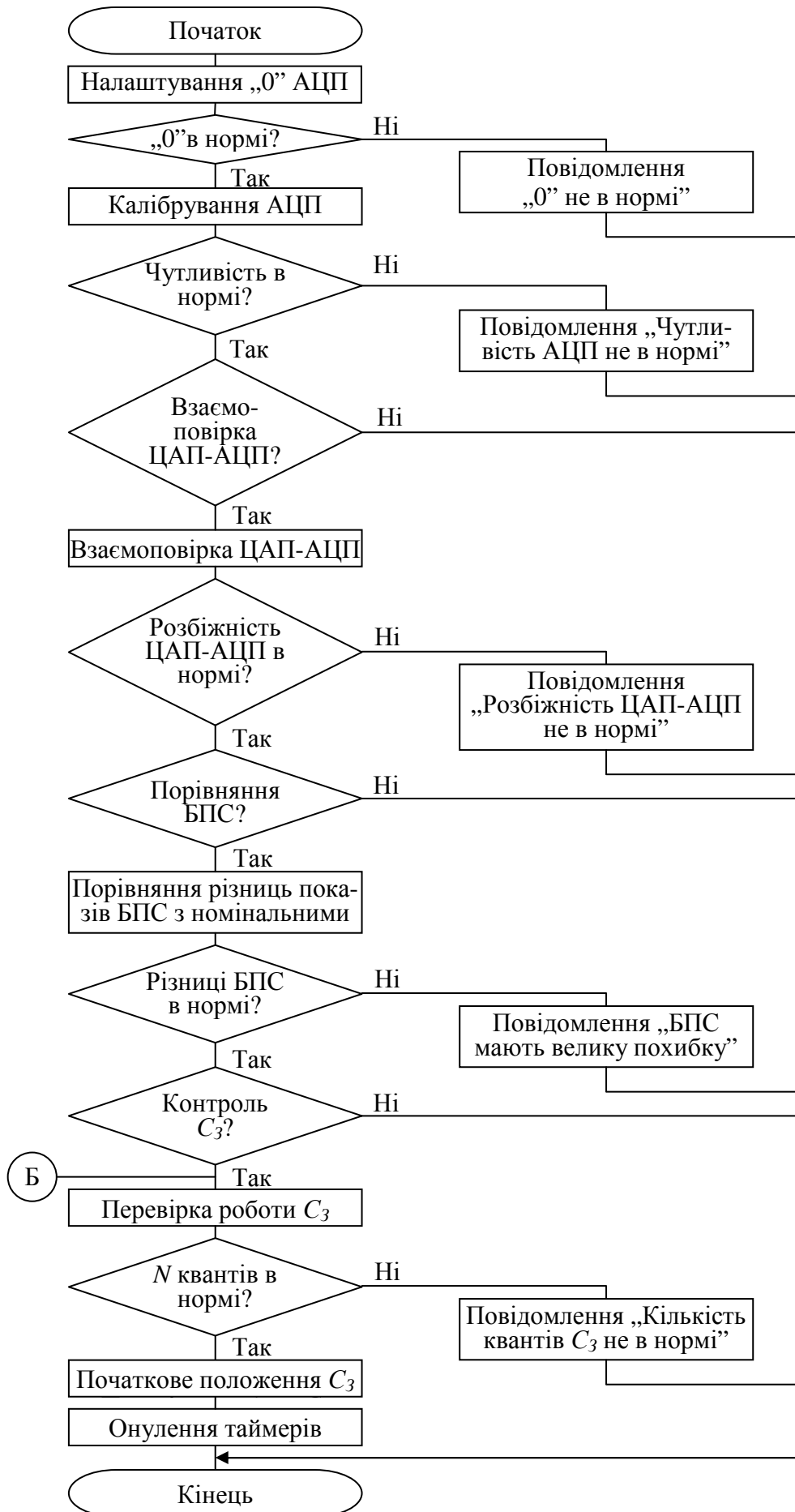
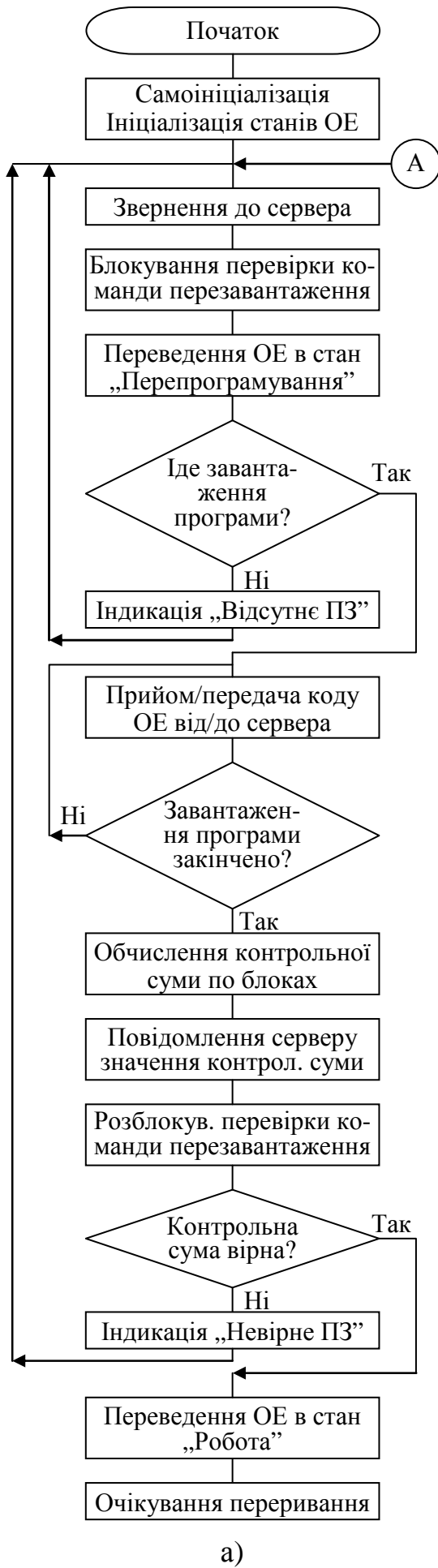


Рис. 4.8. Узагальнений алгоритм самодіагностики МЗОДіК

експлуатаційних характеристик заслінки (очищення отворів оптичного каналу відкритого оптрону). Одночасно проходить діагностика виконавчого механізму заслінки (двигуна і редуктора) шляхом визначення поточної швидкості поступлення імпульсів спрацювання пар оптронів.

Взаємодію МЗОДіК з верхнім рівнем РКС забезпечує ІФК, узагальнений алгоритм функціонування якого наведено на рис. 4.9. Найважливішою і найскладнішою є підпрограма перепрограмування ОЕ (рис. 4.9.а) через велику кількість перевірок правильності запису програми обробки даних БПС. Після ввімкнення МЗОДіК ІФК звертається із запитом до сервера на завантаження програми обробки даних БПС і очікує відповідь сервера. На момент ввімкнення один з ОЕ переводиться в стан „скидання”, а інший – у стан „перепрограмування”. При перепрограмуванні в процесі функціонування один ОЕ знаходиться в стані „робота”, а інший – переводиться в стан „перепрограмування” після поступлення відповідної команди з сервера. Після переведення одного з ОЕ в стан „перепрограмування” розпізнавання команди сервера на переведення в цей стан блокується з метою уникнення збоїв через випадкове співпадання кодів. Після завантаження програми у відповідний ОЕ ІФК посилає запит MCU ОЕ на перевірку контрольних сум у завантаженій програмі блоками по 1 Кб. Результати перевірки повідомляються серверу. Визначення команди „перепрограмування” розблоковується для створення можливості повторного перепрограмування ОЕ при наявності помилок. Крім того, ІФК посилає запит MCU ОЕ на самостійну перевірку контрольних сум. Якщо контрольні суми не співпадають, MCU посилає відповідне повідомлення ІФК, який індикує стан „Невірне ПЗ” і повертається на мітку А. В іншому випадку ОЕ, що знаходився у стані перепрограмування (в який записувалася нова програма обробки даних БПС), переводиться в режим „робота” (активізується), а інший ОЕ переводиться в стан „скидання”. Сам ІФК переходить в стан очікування переривання.

Підпрограма обробки переривання від сервера (рис. 4.9.б) зчитує дані з порту апаратного інтерфейсу RS-485 (інші інтерфейси ІФК реалізуються програмно).



а)



б)



в)

Рис. 4.9. Узагальнений алгоритм функціонування ІФК

Далі проводиться перевірка отриманого повідомлення на наявність команди перепрограмування. Якщо така команда надійшла, то ОЕ, що знаходиться в стані „скидання”, переводиться в стан „перепрограмування” і керування передається підпрограмі перепрограмування ОЕ. Якщо команда перепрограмування відсутня, то повідомлення передається в активний ОЕ (він знаходиться в стані „робота”), який проводить подальшу інтерпретацію отриманої команди.

Підпрограма обробки переривання від сервера (рис. 4.9.в) зчитує дані з одного з програмно реалізованих портів RS-232 (який під'єднаний до активного ОЕ), визначає споживача прийнятого повідомлення (сервер, ADUC831, двигун заслінки або звуковий сигнал) і передає повідомлення за призначенням.

ПЗ ОЕ повинно забезпечити підтримку набору комунікаційних інтерфейсів, обслуговування запитів згідно протоколу HTTP, регенерації html сторінки в пам'яті та виконання функцій веб-сервера, суміщених з виконавчими модулями, які забезпечують цілісний процес обробки даних БПС. При цьому протоколи апаратних драйверів забезпечуються ІФК на каналному і фізичному рівнях (фізичний рівень інтерфейсу RS-485 забезпечує мікросхема ST485), а IP-протокол на мережевому рівні, TCP-протокол на транспортному рівні та HTTP-протокол на сеансовому рівні забезпечуються програмним шляхом. Приклад коду головної підпрограми взаємодії з сервером верхнього рівня наведено на рис. 4.10.

Ініціаторами процесу обміну інформацією можуть бути як ВОД, так і інші компоненти РКС. Тому на сеансовому рівні доцільно не розробляти спеціалізований протокол обміну даними, а використати один з найвідоміших та найуживаніших протоколів РКС - HTTP (Hypertext Transfer Protocol). Він дозволить використовувати Internet броузери та стандартні IP функції для зчитування даних з ВОД. Для цього в пам'яті ІФК необхідно організувати динамічну html-сторінку, яка містить дані, що передаються та службову інформацію, що їх супроводжує з можливістю оновлення цієї html-сторінки після прийому нових даних. Ця сторінка є своєрідним буфером обміну між ІФК та підтримуваними програмним шляхом комунікаційними інтерфейсами, що забезпечують зв'язок ВОД не тільки з сервером (комп'ютером)

верхнього рівня РКС, але й з іншими мережевими комп'ютерними компонентами, що можуть взаємодіяти по HTTP протоколу.

```
#include "main.h"

void main(void)
{
    u8_t xdata i;

    uip_init();    /* Initialize the uIP TCP/IP stack */
    httpd_init(); /* Initialize the HTTP stack */
    slipdev_init(); /* Initialize the device driver */

    while(1)
    { uip_len = slipdev_read();
      if(uip_len == 0)
      { for(i = 0; i < UIP_CONNS; i++)
        { uip_periodic(i);
          if(uip_len > 0) /* if communication is necessary? */
            { slipdev_send(); }} /* send the data */
          for(i = 0; i < UIP_UDP_CONNS; i++)
          { uip_udp_periodic(i);
            if(uip_len > 0)
              { uip_arp_out();
                slipdev_send(); }}
          }
        else /* (uip_len != 0) */
        { uip_input(); /* Process an incoming packet. */
          if(uip_len > 0)
            { slipdev_send(); }}
        }
      }
    }
```

Рис. 4.10. Код головної підпрограми взаємодії з сервером верхнього рівня

Таким чином, в §4.1 розроблено апаратне та програмне забезпечення модуля збору, обробки даних і керування РКС обробки даних БПС для дільниці шахтної вентиляційної мережі, який за рахунок дистанційного перепрограмування забезпечує цілісний процес обробки даних БПС згідно запропонованих методів. Макет вузла обробки даних БПС нижнього рівня (рис. 4.4) РКС розроблено та впроваджено в рамках проектів М/79-2004 та CRDF CGP UE2-2534-TE-03, що підтверджується відповідним актом впровадження в додатку М, переклад акту на українську мову наведено в додатку Н.

## 4.2. Розробка програмного забезпечення верхнього рівня

Як було показано в §4.1, одними з основних функцій сервера верхнього рівня РКС обробки даних БПС для ділянки ШВМ є обчислювальна підтримка функціонування МЗОДіК нижнього рівня при виконанні методів розпізнавання вихідного сигналу БПС та формування КВ, запропонованих відповідно у другому та третьому розділах дисертації.

Названі функції забезпечені такими процедурами як: (i) ввід та модифікація параметрів імітаційних моделей вихідного сигналу БПС, (ii) формування векторів навчання для НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС, (iii) ввід та модифікація параметрів імітаційної моделі ділянки ШВМ, (iv) знаходження множини оптимальних навчальних векторів для НМ формування КВ, (v) навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС та формування КВ, (vi) запис навчених моделей НМ у ВОД нижнього рівня.

Виконання цих процедур на верхньому рівні РКС здійснюється за допомогою підсистеми обробки даних БПС та формування КВ, головне меню якої представлено на рис. 4.11. Пункт меню „Розпізнавання БПС” призначений для створення імітаційної моделі вихідного сигналу БПС та навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС. Пункт меню „Формування КВ” призначений для вводу параметрів імітаційної моделі ділянки ШВМ та навчання НМ формування КВ. Пункт головного меню „Заміна ПЗ” призначений для здійснення перепрограмування МЗОДіК нижнього рівня РКС. З цією метою доцільно спочатку викликати пункт підменю „Формування ПЗ”, де можна сформувати поточну програму функціонування ВОД у складі МЗОДіК з урахуванням поточних навчених НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС та формування КВ. Пункт підменю „Тестування ПЗ” призначений для перевірки правильності компіляції складових частин ПЗ перед його записом у ВОД. Пункт підменю „Заміна ПЗ у ВОД” призначений для ініціалізації процесу перезапису нового сформованого ПЗ у МЗОДіК нижнього рівня. Пункт головного меню „Система” призначений для виконання сервісних функцій та функцій допомоги користувачу.

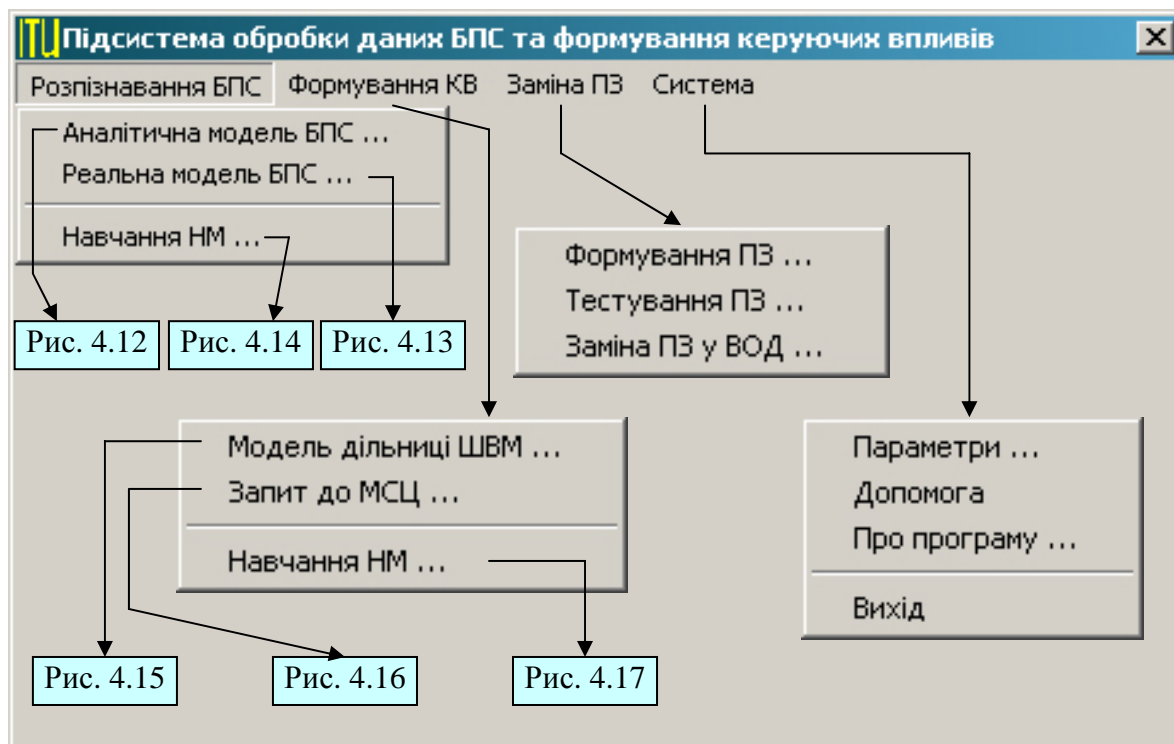


Рис. 4.11. Головне меню підсистеми обробки даних БПС та формування КВ

ПЗ підсистеми обробки даних БПС та формування КВ розроблено на мові програмування C++ у інтегрованому середовищі Microsoft Visual Studio C++ v.6.0 [98] для операційної системи Windows. Код процедур реалізації головного меню підсистеми (ServerSoftITU1Dlg.cpp), код підпрограми реалізації діалогу вводу параметрів аналітичної моделі БПС (AnalitBPSModelDlg.cpp), код підпрограми реалізації діалогу вводу параметрів реальної моделі БПС (RealBPSModelDlg.cpp) та код підпрограми діалогу навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС (RecNNTrainingDlg.cpp) наведено в додатку П.

При виконанні функції створення імітаційної моделі вихідного сигналу БПС користувачу пропонується ввід двох типів моделі: аналітичної та реальної. При вводі параметрів аналітичної моделі вихідного сигналу БПС (рис. 4.12) спочатку вводиться назва ділянки ШВМ, для якої формується ця модель, і шлях на накопичувачі, де вона буде збережена на сервері верхнього рівня РКС. Доцільно відмітити, що тут і надалі при описі ПЗ назва ділянки ШВМ – це назва файлу, де зберігається інформація про відповідну імітаційну модель БПС чи ШВМ, модель

НМ розпізнавання чи формування КВ, і т.д. Таким чином, вибираючи відповідну назву дільниці, користувач вибирає ту чи іншу модель, збережену на жорсткому диску сервера, як файл з відповідною назвою. При цьому введена імітаційна модель відповідає всім БПС, що розміщені в даній дільниці ШВМ.

Модель БПС: аналітична

Модель Section1\_1 Шлях \ServerSoft\TU1\Data

Вид моделі  $Y=(A*(X1+B)^k+C*(X1+B))*(D*(X2+E)^h+F*(X2+E))*G$

Режим 1

A	10	B	0
C	-1	D	1
E	0	F	1
G	0.001		
k	0.5	h	0.8

Режим 2

A	600	B	20
C	5	D	533
E	20	F	5
G	0.5*10^-20		
k	6	h	4

Діапазон вхідних даних

X1 0 X2 10

Згенерувати модель Зберегти Відміна Допомога

Рис. 4.12. Діалогове вікно вводу параметрів аналітичної імітаційної моделі вихідного сигналу БПС

У наступному полі вводу вводиться аналітичний вираз імітаційної моделі вихідного сигналу БПС, що на рис. 4.12 відповідає виразу (2.1). У групах вводу „Режим 1” та „Режим 2” задаються коефіцієнти поліному для двох режимів роботи БПС, у групі вводу „Діапазон вхідних даних” – початкове X1 та кінцеве X2 значення аргументів по обох фізичних величинах. При натисненні кнопки „Згенерувати модель” введені параметри моделі та значення аргументів підставляються у введений аналітичний вираз. Потім створюється текстовий файл з назвою „Section1\_1.mdl”, що містить 81 вектор навчання (9x9) для НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС, згенеровані згідно з цією моделлю. При натисненні кнопки „Зберегти” у файл з назвою „Section1\_1.mdl” заноситься інформація про вхідні параметри аналітичної моделі, що введені у поля вводу, та набір навчальних



векторів для навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС, згенерований за допомогою моделі.

При вводі параметрів реальної моделі вихідного сигналу БПС (рис. 4.13) так само визначається назва файлу (Section1\_1r.mdl) та розміщення на жорсткому диску (\ServerSoftITU1\Data), де буде збережена модель. Назва типу сенсора вводиться як інформативна ознака. Таблиця ХП по обох режимах вводиться (і) на основі паспортних даних того типу сенсорів, що використовуються у дільниці ШВМ або (ii) на основі експериментальних даних про ХП даного типу сенсорів, отриманих в реальних умовах функціонування. На рис. 4.13 у відповідних полях введено цифрові значення, що описують ХП БПС TGS-813 в реальних умовах функціонування в шахтній дільниці Сілезького вугільного басейну [84].

Модель БПС: реальна

Модель  ... Тип сенсора

Шлях  ...

Діапазон вхідних даних  
X1  X2

Таблиця характеристики перетворення БПС (Режим 1/Режим 2)

CO	CH4	0	0.05	0.1	0.15	0.2
0		21.6 / 24.4	52.5 / 31.7	70.7 / 35.3	85.3 / 43.5	95.5 / 44.9
0.05		28.2 / 43.3	58.8 / 45.3	75.2 / 58.2	87.7 / 60.5	96.4 / 51.1
0.1		34.5 / 64.5	66.7 / 65.6	81.0 / 73.8	91.3 / 75.7	98.3 / 77.4
0.15		45.3 / 96.1	75.6 / 100.3	87.2 / 103.8	95.3 / 106.3	100.6 / 108.7
0.2		61.0 / 134.0	84.1 / 134.8	93.0 / 136.8	100.0 / 138.6	102.9 / 140.2

Рис. 4.13. Діалогове вікно вводу параметрів реальної моделі вихідного сигналу БПС

При натисненні кнопки „Згенерувати модель” на основі введеної таблиці ХП генерується набір навчальних векторів на навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС. Якщо розмір діапазону вхідних даних аргументів X1 та X2 більший від кількості рядків/стовпців CO/CH<sub>4</sub> таблиці значень характеристики перетворення, то генерується додаткові значення до необхідного діапазону вхідних значень з використанням методу лінійної апроксимації [133]. При натисненні на кнопку

„Зберегти” у файл з назвою „Section1\_1r.mdl” заноситься таблиця реальних значень, що описують ХП БПС та набір навчальних векторів для навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС, згенерований на основі реальних значень та з використанням методу лінійної апроксимації.

При виконанні функції навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС (рис. 4.14) спочатку у полі „Модель ділянки” вводиться назва файлу з вхідними векторами для навчання НМ, наприклад „Section1\_1.mdl”. Вводиться шлях до робочого каталогу у полі „Шлях” для збереження навченої моделі НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС, назва якої вводиться у полі „Модель НМ”. Після того необхідно вибрати, яка модель НМ – одномодульна чи багатомодульна – буде здійснювати розпізнавання вихідного сигналу БПС. При виборі однієї із моделей вибір іншої моделі стає неможливим.

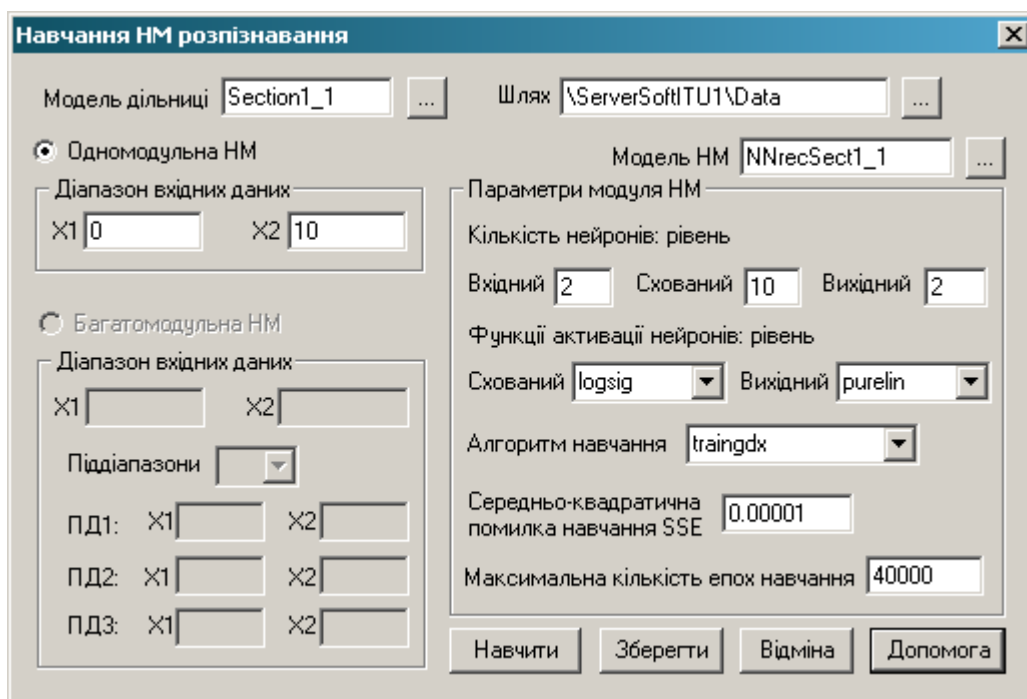


Рис. 4.14. Діалогове вікно вводу параметрів навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС

Для кожної із моделей можливо вибрати діапазон вхідних даних, що описує набір вхідних навчальних векторів: (1) для одномодульної НМ цей діапазон відповідає діапазону вхідних даних аналітичної чи реальної моделей, (2) для багатомодульної НМ визначений діапазон вхідних даних можливо розділити на максимум три піддіпазони, визначаючи таким чином кількість модулів

багатомодульної НМ. Останнім елементом діалогу є група вводу „Параметри модуля НМ”, де вводиться кількість нейронів вхідного, схованого та вихідного шарів, функції активації нейронів схованого та вихідного шарів (у прикладі це функції (2.4) та (2.8)), алгоритм навчання, середньоквадратична помилка та максимальна кількість епох навчання НМ. При натисненні кнопки „Навчити” відбувається процес навчання НМ до заданого значення середньоквадратичної помилки чи максимальної кількості епох навчання. При натисненні кнопки „Зберегти” навчена модель зберігається у файлі з назвою, що вводиться у полі вводу „Модель НМ”.

При виконанні функції створення імітаційної моделі дільниці ШВМ (рис. 4.15), до змінних параметрів моделі, що задаються користувачем, відносяться параметри, наведені в табл. 3.1. Зокрема, депресія вентилятора  $H$ , коефіцієнт інерційності  $K$ , опір дільниці ШВМ  $R$ , зміна опору заслінки  $F(RR)$ , постійна часу  $Tm$ , початкова витрата метану  $Qom$ , питомий аеродинамічний опір виробленого простору  $B$ , об’єм метану в лаві  $Qml$ , коефіцієнт фільтрації повітря у вироблений простір  $Kvp$ . Ці змінні параметри є практично сталими в межах декількох дільниць ШВМ, що відносяться до однієї шахти. Параметри об’єм виробленого простору  $Vvp$ , об’єм лави  $Vl$  та об’єм вентиляційного штреку  $Vsh$  виділені в окрему групу вводу через те, що вони є різними для кожної дільниці і тому їх необхідно змінювати частіше. При натисненні кнопки „Зберегти” введені параметри зберігаються у файлі з назвою з поля вводу „Модель дільниці”. Таким чином, кожна дільниця ШВМ може бути описана своєю індивідуальною імітаційною моделлю.

Формування запиту до МСЦ [136] для розрахунку параметрів імітаційної моделі починається з діалогу вводу параметрів запиту (Рис. 4.16). Запит до МСЦ має формуватися по відношенню до певної досліджуваної дільниці ШВМ, і тому у верхній частині діалогового вікна вводяться назва моделі дільниці ШВМ та шлях зберігання файлів на жорсткому диску сервера верхнього рівня. Як показано в §3.3., змінними параметрами імітаційної моделі дільниці ШВМ при виконанні задачі формування КВ є депресія вентилятора  $H$ , об’єм виробленого простору  $Vvp$ , об’єм лави  $Vl$  та об’єм вентиляційного штреку  $Vsh$ . Ці параметри на рис. 4.16 вводяться у окремій групі вводу, і вони є вхідними елементами векторів навчання НМ. Метою

оптимізації є визначення таких числових значень експоненціального КВ  $Fst$ ,  $Kp$  та  $Dv$ , що забезпечують мінімальне зростання концентрації метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу при визначених параметрах  $H$ ,  $Vvp$ ,  $Vl$  та  $Vsh$ . Тому користувач може ввести мінімальні та максимальні значення цих параметрів і крок їх зміни у полі вводу „Змінні параметри векторів навчання НМ”. Параметри  $Fst$ ,  $Kp$  та  $Dv$  є вихідними елементами векторів навчання НМ.

Модель дільниці ШВМ

Модель дільниці: ModMVN1\_1    Шлях: \ServerSoft\TU1\Data

Депресія вентилятора H: 2000    Коефіцієнт інерційності K: 200    Опір дільниці R: 5

Зміна опору заслінки F(RR): 100    Постійна часу Tm: 500    Початкова витрата метану Qom: 0.033

Питомий аеродинамічний опір виробленого простору V: 1.09    Об'єм метану в лаві Qml: 0.014    Коефіцієнт фільтрації повітря у вироблений простір Kvр: 0.3

Об'єм виробленого простору Vvp: 200    Об'єм лави Vl: 100    Об'єм вентиляційного штреку Vsh: 50

Зберегти    Відміна    Допомога

Рис. 4.15. Діалогове вікно вводу параметрів дільниці ШВМ

Запит до моделюючого сервісного центру

Модель дільниці ШВМ: ModMVN1\_1    Шлях: \ServerSoft\TU1\Data

Змінні параметри моделі дільниці ШВМ

H: 1000 : 200 : 3000    Vvp: 100 : 100 : 700    Vl: 50 : 50 : 300    Vsh: 40 : 40 : 200

Змінні параметри векторів навчання НМ

Зміщення Fst: 10 : 5 : 30    Пропорційність Kp: 50 : 10 : 100

Швидкість функції Dv: 0.00001 : 0.0001 : 0.0015

Запит зберегти у файл: req1\_040208.txt    Вектори навчання НМ записати у файл: s\_req1\_040208.txt

Зберегти та відправити    Відмінити    Допомога

Рис. 4.16. Діалогове вікно вводу параметрів запиту до МСЦ

В кінці діалогу вводяться назви файлів: назва файлу з інформацією, що передається до МСЦ, вводиться у полі вводу „Запит зберегти у файл”, назва файлу,

в який буде записана відповідь МСЦ, вводиться у полі вводу „Вектори навчання НМ записати у файл”. При натисненні кнопки „Зберегти та відправити” на диску сервера створюється та зберігається файл з іменем виду *reqN\_date.txt* (рис. 4.17), що передається в МСЦ, де *N* – номер запиту до МСЦ, *date* – дата створення запиту до МСЦ. Після проведення обчислень МСЦ передає назад до сервера результати знаходження набору оптимальних навчальних векторів у файлі з іменем виду *ans\_reqN\_date.txt*, структура якого наведена на рис. 4.18.

2000	200	5	100	500	0.033	1.09	0.014	0.3
1000	200	3000						
100	100	700						
50	50	300						
40	40	200						
10	5	30						
50	10	100						
0.00001	0.0001	0.0015						

Рис. 4.17. Структура файлу-запиту до МСЦ

2000	200	5	100	500	0.033	1.09	0.014	0.3
1000	100	30	70	0.0015				
1000	200	20	80	0.0015				
1000	300	10	90	0.0015				
1000	400	30	70	0.001				
1000	500	20	80	0.001				
1000	600	10	90	0.001				
1000	700	25	70	0.0015				
1200	100	25	70	0.0015				
1200	200	15	80	0.0015				
1200	300	15	80	0.001				
1200	400	30	70	0.001				
1200	500	20	80	0.001				

Рис. 4.18. Структура файлу-відповіді від МСЦ

Узагальнений алгоритм взаємодії між сервером (комп'ютером) верхнього рівня РКС (клієнт) та МСЦ (сервер) наведено на рис. 4.19. Взаємодія між клієнтом та сервером відбувається за сервісно-орієнтованою технологією SOAP [11]. Перевагою цієї технології є перенесення всіх обчислювально-інтенсивних операцій

зі сторони клієнта на сторону сервера. Таким чином, все обчислювальне навантаження алгоритму знаходження оптимальних навчальних векторів НМ формування КВ зосереджено на МСЦ. ПЗ МСЦ складається з набору сервісів, один із яких реалізує функції взаємодії з клієнтом – комп'ютером верхнього рівня РКС.

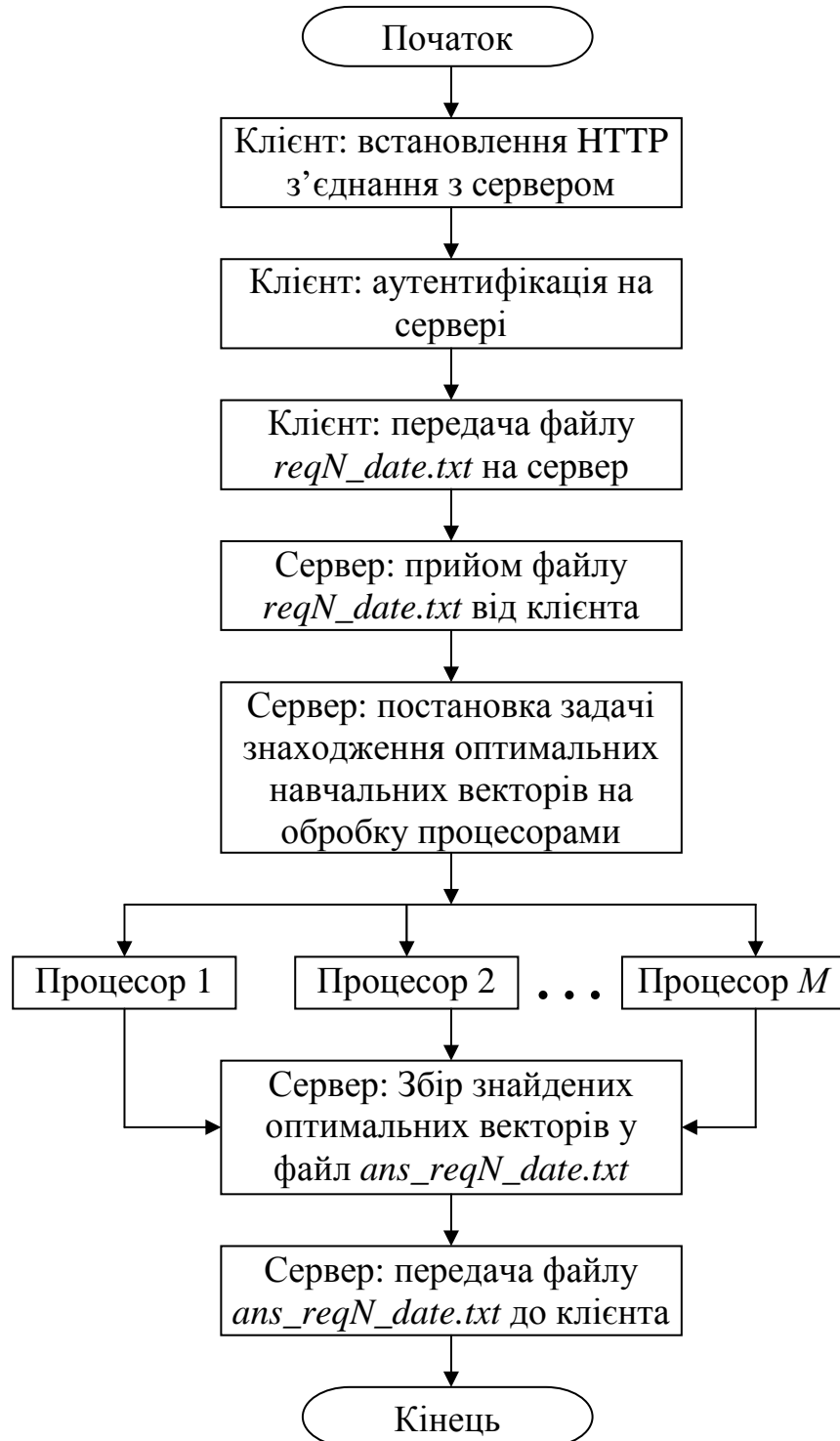


Рис. 4.19. Узагальнений алгоритм взаємодії між комп'ютером верхнього рівня РКС (клієнтом) та МСЦ (сервером)

Перед початком взаємодії клієнт встановлює HTTP - з'єднання з сервером та проходить процес аутентифікації користувача за допомогою імені та пароля (Рис. 4.20). Після успішної аутентифікації клієнт передає серверу файл *reqN\_date.txt*, верхня стрічка якого – це параметри ділянки ШВМ, для якої потрібно провести розрахунок та знайти набір оптимальних КВ для навчання НМ, нижня матриця – це 7 параметрів із полів вводу „Змінні параметри моделі ділянки ШВМ” та „Змінні параметри векторів навчання НМ” з рис. 4.16.

```
#!/usr/bin/perl

use IO::Socket::INET;      # connection with Server
$adres="127.0.0.1:80";
$sock = IO::Socket::INET->new($adres)||die "$adres:\n";
$fileread="req1_040208.txt"; # file for transfer
open(MAT_out, "<$fileread");
@file = <MAT_out>;
$a="POST /mat/process.php HTTP/1.0\r\n"; # form the request

$c="Referer: http://localhost/mat/process.php\r\n";
$d="Accept-Language: uk\r\n";
$e="Content-Type: multipart/form-data; boundary=7d82ed1b8050a\r\n";
$f="Accept-Encoding: gzip, deflate\r\n";
$j="User-Agent: Mozilla/4.0 (compatible; MSIE 6.0; Windows NT 5.1)\r\n";
$k="Host: localhost\r\n";
$m="Connection: Keep-Alive\r\n";
$n="Cache-Control: no-cache\r\n\r\n";
$o="-----7d82ed1b8050a\r\n";
$p='Content-Disposition: form-data; name="fileup";
filename="C:\\Documents and Settings\\Administrator\\Desktop\\itu\\";
$p1="$fileread";
$p2="'"\r\n"';
$r="Content-Type: text/plain\r\n\r\n";
#$s="2000\t200\t5\t100\t500\t0.033\t1.09\t0.014\t0.3\r\n\r\n1000\t200\t30
00\r\n100\t100\t700\r\n50\t50\t300\r\n40\t40\t200\r\n10\t5\t30\r\n50\t10
\t100\r\n0.00001\t0.0001\t0.0015";
$t="\r\n-----7d82ed1b8050a\r\n\r\n";
```

Рис. 4.20. Фрагмент клієнтської частини взаємодії з МСЦ

Відповідний сервіс МСЦ (рис. 21), реалізований у вигляді php-скрипта, приймає даний файл і перенаправляє іншому сервісу МСЦ, що здійснює розподіл основних циклів знаходження оптимальних навчальних векторів (цикл верхнього рівня на алгоритмі рис. 3.15) між паралельними процесорами МСЦ. На рис. 4.19. показано  $M$  процесорів в реальній обчислювальній системі МСЦ, що складається з паралельних комп'ютерів федерального центру високопродуктивних обчислень

(HLRS), інституту автоматизації та програмного забезпечення (IAS), інституту паралельних та розподілених систем (IPVS) та Штутгартського, Магдебургського та Хемницького університетів Німеччини [136], кількість процесорів близько  $M=300$ . Для параметрів моделі ШВМ, наведених на прикладі рис. 4.16, кількість циклів верхнього рівня становить 77, час виконання кожного циклу становив 3.2 хвилини на персональному комп'ютері з процесором AMD3200+. За цей час виконувалися 180 внутрішніх циклів (рис. 3.15) зміни параметрів  $Fst$ ,  $Kp$  та  $Dv$ , що характеризують експоненціальний KB.

```
<?php
header("Content-type: text/plain"); // process file from client
$picture = "fileup$num"."_name";
$picture1 = $$picture;
$picture2 = "fileup$num";
$picture3 = $$picture2;
$filesizebytes = filesize($picture3); // if file transferred
// send response to client

($filesizebytes != 0){
copy ($picture3, "$picture1");
$filename=file("ans_req1_040208.txt");

for ($i=0; $i<count($filename); $i++)
    {print ($filename[$i]);}
}
else{print "bad";}
?>
```

Рис. 4.21. Фрагмент серверної частини взаємодії

Як показали проведені дослідження, час розподілу циклів верхнього рівня становить близько 10% від часу виконання одного циклу, тому задача такого розподілу є грубозернистою. Час „поєднання” знайдених оптимальних навчальних векторів (збір результатів обчислень) також малий (близько 3%) у порівнянні з часом обчислення одного циклу верхнього рівня. Таким чином, прискорення розпаралелення циклів верхнього рівня є пропорційним кількості процесорів МСЦ, на яких завантажується задача. При цьому ефективність розпаралелення, враховуючи втрати на розподіл підзадач та збір результатів, є більшою 80%. Закінчивши процес збору даних від паралельних процесорів у файл *ans\_reqN\_date.txt*, сервер передає його назад до клієнта. Перша стрічка цього файлу



містить інформацію про параметри дільниці ШВМ, для якої знайдені оптимальні навчальні вектори (рис. 4.18), нижче – самі вектори, для прикладу з рис. 4.16 – це 77 векторів по 5 елементів кожен.

Клієнт (ПЗ комп'ютера верхнього рівня РКС) приймає вказаний файл від МСЦ та здійснює навчання НМ формування КВ на вказаних векторах (рис. 4.22). Спочатку в діалоговому вікні доцільно вибрати назви файлів: моделі дільниці ШВМ та моделі НМ, що відповідає даній дільниці. Потім доцільно вибрати файли, які передавались до та приймалися від МСЦ, що містять сталі та змінні параметри моделі дільниці ШВМ та набір оптимальних векторів для навчання НМ. У полі вводу вводяться змінні параметри модуля НМ, такі як: кількість нейронів в шарах НМ, функції активації нейронів, алгоритм навчання та параметри навчання. При натисненні кнопки „Навчити” завантажується процес навчання НМ, при натисненні на кнопку „Зберегти” – навчена модель НМ зберігається на диску з назвою файлу з поля вводу „Модель НМ”. Навчена модель НМ готова до запису у відповідний ВОД нижнього рівня за допомогою пункту меню „Заміна ПЗ у ВОД”.

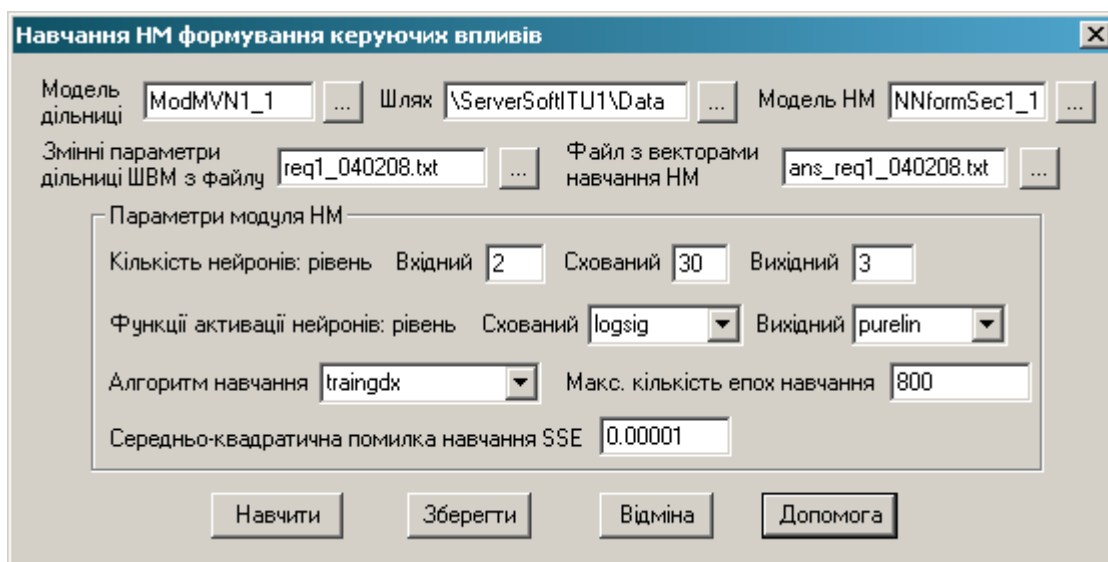


Рис. 4.22. Діалогове вікно вводу параметрів НМ формування КВ

Таким чином, у §4.2 розроблено ПЗ верхнього рівня – підсистему обробки даних БПС та формування КВ, що реалізує методи розпізнавання вихідних сигналів БПС та формування КВ, запропоновані в дисертаційній роботі. Розроблене ПЗ реалізує наступні функції: (1) ввід параметрів аналітичної та реальної

математичних моделей вихідного сигналу БПС, (2) навчання НМ розпізнавання вихідного сигналу БПС, (3) ввід параметрів імітаційної моделі дільниці ШВМ, (4) генерацію набору навчальних векторів для навчання НМ формування КВ при обчислювальній підтримці МСЦ для вугільної промисловості та (5) навчання НМ формування КВ для дільниці ШВМ.

Використання МСЦ програмним забезпеченням верхнього рівня РКС обробки даних БПС підтверджено відповідним актом впровадження результатів дисертаційної роботи (додаток Р) і дозволяє: (1) зменшити час знаходження набору оптимальних навчальних векторів для навчання НМ формування КВ на величину, пропорційну кількості обчислювальних вузлів цільової архітектурної платформи МСЦ, задіяної для обчислень; (2) використовувати актуальні імітаційні моделі перехідних аерогазодинамічних процесів у дільниці ШВМ, що можуть вдосконалюватися в процесі функціонування МСЦ.

## Висновки по розділу 4

В §4.1 розроблено апаратне та програмне забезпечення модуля збору, обробки даних і керування розподіленої комп'ютерної системи обробки даних багатопараметричних сенсорів для дільниці шахтної вентиляційної мережі, який за рахунок дистанційного перепрограмування забезпечує цілісний процес обробки даних багатопараметричних сенсорів згідно запропонованих методів. Макет вузла обробки даних багатопараметричних сенсорів нижнього рівня розподіленої комп'ютерної системи розроблено та впроваджено в рамках проектів М/79-2004 та CRDF CGP UE2-2534-TE-03, що підтверджується відповідним актом впровадження в додатку М, переклад акту на українську мову наведено в додатку Н.

У §4.2 розроблено програмне забезпечення верхнього рівня, що реалізовує методи розпізнавання вихідних сигналів багатопараметричних сенсорів та формування керуючих впливів, запропоновані в дисертаційній роботі. Використання моделюючого сервісного центру програмним забезпеченням верхнього рівня розподіленої комп'ютерної системи підтверджено відповідним актом впровадження результатів дисертаційної роботи (додаток Р) і дозволяє: (1) зменшити час знаходження набору оптимальних навчальних векторів для навчання нейронної мережі формування керуючих впливів на величину, пропорційну кількості обчислювальних вузлів цільової архітектурної платформи моделюючого сервісного центру, задіяної для обчислень; (2) використовувати актуальні імітаційні моделі перехідних аерогазодинамічних процесів у дільниці шахтної вентиляційної мережі, що можуть вдосконалюватися в процесі функціонування моделюючого сервісного центру.

## ВИСНОВКИ

1. Проведено аналіз характеристик перетворення багатопараметричних сенсорів, методів розпізнавання значень окремих фізичних величин, підходів до формування керуючих впливів та архітектур розподілених комп'ютерних систем обробки даних багатопараметричних сенсорів та контролю концентрації небезпечних газів у шахтних вентиляційних мережах, що дозволило визначити процес обробки даних багатопараметричних сенсорів як єдиний цілісний процес та сформувані основні критерії його ефективності.
2. На основі аналізу характеристик перетворення багатопараметричних сенсорів розроблено їх математичну модель та чотири імітаційні моделі, що дозволило дослідити шляхом імітаційного моделювання точність методів обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора з урахуванням всіх варіантів відхилень характеристик перетворення від номінальної.
3. Вдосконалено метод обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора, що відрізняється від відомих розпізнаванням масиву даних, отриманих у різних режимах його функціонування, одномодульною нейронною мережею, що дозволило підвищити точність визначення окремих фізичних величин (середнє відносне відхилення розпізнавання в найгіршому випадку не перевищує 2%).
4. Отримав подальший розвиток метод обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора, що відрізняється від попереднього використанням багатомодульної нейронної мережі, кожен модуль якої обробляє окремі піддіапазони вихідного сигналу сенсора, що дозволило додатково підвищити точність розпізнавання при одночасному зменшенні часової складності алгоритму навчання нейронної мережі та збільшенні необхідної пам'яті. Для тримодульної нейронної мережі точність підвищено у 2 рази при зменшенні складності та збільшенні пам'яті у 3 рази.
5. Вдосконалено імітаційну модель дільниці шахтної вентиляційної мережі в середовищі Simulink, визначено параметри формування та вплив експоненціального та позиційного керуючих впливів на дільницю, що дозволило

дослідити методи формування керуючих впливів шляхом імітаційного моделювання.

6. Запропоновано новий метод формування керуючих впливів для дільниці шахтної вентиляційної мережі, що відрізняється від відомих імітаційним моделюванням динаміки аерогазового середовища дільниці та знаходженням множини оптимальних навчальних векторів для нейронної мережі, яка формує керуючі впливи, що дозволило підвищити ефективність обробки даних за рахунок зниження більше ніж на порядок концентрації метану під час перехідного аерогазодинамічного процесу при зміні параметрів дільниці у широкому діапазоні.
7. Розроблено модуль збору, обробки даних і керування нижнього рівня розподіленої комп'ютерної системи, який за рахунок дистанційного перепрограмування забезпечує цілісний процес обробки даних багатопараметричних сенсорів згідно запропонованих методів, а також програмне забезпечення сервера верхнього рівня системи, що забезпечує обчислювальну підтримку функціонування модулів нижнього рівня за рахунок навчання відповідних нейронних мереж.

**ПЕРЕЛІК ДОДАТКІВ**

Додаток А. ПЗ для імітаційного моделювання методу одномодульної НМ	143
Додаток Б. Результати розпізнавання фізичних величин одномодульною НМ на імітаційній моделі (1)	146
Додаток В. ПЗ для імітаційного моделювання методу багатомодульної НМ	154
Додаток Д. Результати розпізнавання фізичних величин багатомодульною НМ на імітаційній моделі (1)	158
Додаток Е. Імітаційна модель ділянки ШВМ з позиційним КВ	161
Додаток Ж. Імітаційна модель ділянки ШВМ з експоненціальним КВ	162
Додаток З. ПЗ реалізації алгоритму знаходження множини навчальних векторів для НМ формування КВ	163
Додаток И. Імітаційна модель ділянки ШВМ з експоненціальним КВ для роботи алгоритму знаходження множини навчальних векторів	166
Додаток К. ПЗ НМ формування набору КВ та моделювання роботи ділянки ШВМ при дії різних КВ	167
Додаток Л. Принципова схема ВОД	173
Додаток М. Акт впровадження результатів роботи по проекту М/79-2004	174
Додаток Н. Переклад на українську мову акту впровадження по проекту М/79-2004	175
Додаток П. Програмна реалізація процедур сервера верхнього рівня РКС	176
Додаток Р. Акт впровадження результатів роботи в моделюючому сервісному центрі	185
Додаток С. Акт впровадження результатів роботи в навчальний процес ТНЕУ	186

## Додаток А

### ПЗ для імітаційного моделювання методу одномодульної НМ

```

clear all;
echo off

Input_File = 'input.txt';
Output_File = 'out_test.txt';
N=2; M=81;
mash1=12; mash2=7;

inputd=dlmread(Input_File,','');
out_sign=[];
for i=1:M
    for j=1:N
        out_sign(i,j)=inputd(j,i)/mash1;
    end
end

inp_sign=[]; err_sign=[];
for i=1:M
    for j=1:N
        inp_sign(j,i)=inputd(j+2,i)/mash2;
    end
end

% NEWFF - Initializes feed-forward networks.
% TRAINGDx - Trains a feed-forward network with faster backpropagation.
% SIM - Simulates feed-forward networks.

P = inp_sign;
T = out_sign';

% DEFINING THE NETWORK
train_accuracy = 0.00001;
train_epoch = 40000;
net_str = [40, 2];
act_funct = {'logsig' 'purelin'};
train_meth = 'trainlm'; actfunct1 = 'logsig'; actfunct2 = 'purelin';

net = newff(minmax(P), net_str, act_funct, train_meth);

net.performFcn = 'sse'; % Sum-Squared Error performance function
net.trainParam.goal = train_accuracy; % Sum-squared error goal.
net.trainParam.show = 20; % Frequency of progress displays (in epochs).
net.trainParam.epochs = train_epoch; % Maximum number of epochs to train.

[net,tr] = train(net,P,T);
it = size (tr.epoch);

% PERFORM THE TEST on the training set

A = sim(net,P);

handleout = fopen(Output_File, 'at');
fprintf(handleout, 'Neurons of input layer: %d ', N);
fprintf(handleout, 'Neurons of hidden layer: %d ', net_str(1));
fprintf(handleout, 'Neurons of output layer: %d\n', net_str(2));
fprintf(handleout, 'Activation functions of neurons: %s - %s | ', actfunct1,
actfunct2);
fprintf(handleout, 'Training method: %s\n', train_meth);

```

```

fprintf(handleout, 'Sum-squared error: %12.10f ', tr.perf(it(2)));
fprintf(handleout, 'Epoch number: %ld\n', tr.epoch(it(2)));
fprintf(handleout, 'Recognition based on points from training set:\n');
fprintf(handleout, 'Name of the input file is :%s\n', Input_File);
fprintf(handleout, '|      |      Inputs      |      |      Outputs      |
Recognised      |      |      Abs.Error      |      |      Rel. Error      |\n');
s_ps=[0,0]; max_ps=[0,0];
for i=1:M
    fprintf(handleout, '|%3d', i);
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', P(j,i)*mash2); end
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', T(j,i)*mash1); end
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', A(j,i)*mash1); end
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', (A(j,i)-T(j,i))*mash1); end
    fprintf(handleout, '|');
    for j=1:N
        ps=abs((A(j,i)-T(j,i))/T(j,i))*100;
        s_ps(j)=s_ps(j)+ps;
        if (i==0) max_ps(j)=ps;
        elseif (max_ps(j) < ps) max_ps(j)=ps; end
        fprintf(handleout, '|%4.1f %% |', ps);
        err_sign(j,i) = ps;
        if (j==N) fprintf(handleout, '\n'); end
    end
end
fprintf(handleout, '%69cThe average relative error is: |%4.1f %% |%4.1f %% |\n', ' ',
s_ps(1)/M, s_ps(2)/M);
fprintf(handleout, '%69cThe maximum relative error is: |%4.1f %% |%4.1f %% |\n', ' ',
max_ps(1), max_ps(2));
fprintf(handleout, '\n');

in=[1:1:M]; out1=[]; out2=[];
for i=1:M out1(i)=err_sign(1,i); out2(i)=err_sign(2,i); end
figure; plot(in, out1, 'bo-', in, out2, 'b+-'), grid on
title('Recognition of MPS outputs: inside training set')
xlabel('Time')
ylabel('Relative error of recognition')
legend('Error of first sensor signal recognition', 'Error of second sensor signal
recognition', 0)

Test_File = 'test.txt';
N=2; M=576;

testd=dlmread(Test_File, ';');
out_test=[];
for i=1:M
    for j=1:N
        out_test(i,j)=testd(j,i)/mash1;
    end
end

inp_test=[]; err_sign=[];
for i=1:M
    for j=1:N
        inp_test(j,i)=testd(j+2,i)/mash2;
    end
end

P = inp_test;
T = out_test; T=T';

% PERFORM THE TEST outside of the training set

A = sim(net,P);

```



```

fprintf(handleout, 'Recognition based on points outside of training set:\n');
fprintf(handleout, 'Name of the test file is :%s\n', Test_File);
fprintf(handleout, ' |      Inputs      |      Outputs      |
Recognised |      Abs.Error      |      Rel. Error      |\n');
s_ps=[0,0]; max_ps=[0,0];
for i=1:M
    fprintf(handleout, '|%3d', i);
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', P(j,i)*mash2); end
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', T(j,i)*mash1); end
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', A(j,i)*mash1); end
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', (A(j,i)-T(j,i))*mash1); end
    fprintf(handleout, '|');
    for j=1:N
        ps=abs((A(j,i)-T(j,i))/T(j,i))*100;
        s_ps(j)=s_ps(j)+ps;
        if (i==0) max_ps(j)=ps;
        elseif (max_ps(j) < ps) max_ps(j)=ps; end
        fprintf(handleout, '|%4.1f %% |', ps);
        err_sign(j,i) = ps;
        if (j==N) fprintf(handleout, '\n'); end
    end
end
fprintf(handleout, '%69cThe average relative error is: |%4.1f %% |%4.1f %% |\n', ' ',
s_ps(1)/M, s_ps(2)/M);
fprintf(handleout, '%69cThe maximum relative error is: |%4.1f %% |%4.1f %% |\n', ' ',
max_ps(1), max_ps(2));
fprintf(handleout, '\n'); fclose(handleout);

in=[1:1:M]; out1=[]; out2=[];
for i=1:M out1(i)=err_sign(1,i); out2(i)=err_sign(2,i); end
figure; plot(in, out1, 'ro-', in, out2, 'go-'), grid on
title('Recognition of MPS outputs: outside training set')
xlabel('Time')
ylabel('Relative error of recognition')
legend('Error of first sensor signal recognition', 'Error of second sensor signal
recognition', 0)

```

## Додаток Б

### Результати розпізнавання фізичних величин одномодульною НМ на імітаційній моделі (1)

Neurons of input layer: 2 Neurons of hidden layer: 10 Neurons of output layer: 2  
 Activation functions of neurons: logsig - purelin | Training method: trainlm  
 Sum-squared error: 0.0000330644 Epoch number: 16641  
 Recognition based on points from training set:  
 Name of the input file is :input.txt

	Inputs		Outputs		Recognised		Abs.Error		Rel. Error	
1	0.31875	0.26671	1.00000	1.00000	0.99699	1.00063	-0.00301	0.00063	0.3 %	0.1 %
2	0.38394	0.32126	1.00000	2.00000	1.00451	1.99482	0.00451	-0.00518	0.5 %	0.3 %
3	0.45866	0.38377	1.00000	3.00000	1.00248	3.00007	0.00248	0.00007	0.2 %	0.0 %
4	0.54378	0.45500	1.00000	4.00000	0.99689	4.00326	-0.00311	0.00326	0.3 %	0.1 %
5	0.64023	0.53570	1.00000	5.00000	0.99163	5.00034	-0.00837	0.00034	0.8 %	0.0 %
6	0.74898	0.62670	1.00000	6.00000	0.98885	5.99404	-0.01115	-0.00596	1.1 %	0.1 %
7	0.87103	0.72882	1.00000	7.00000	0.98983	6.99009	-0.01017	-0.00991	1.0 %	0.1 %
8	1.00741	0.84294	1.00000	8.00000	0.99555	7.99367	-0.00445	-0.00633	0.4 %	0.1 %
9	1.15923	0.96997	1.00000	9.00000	1.00642	9.00828	0.00642	0.00828	0.6 %	0.1 %
10	0.44145	0.35258	2.00000	1.00000	1.99431	1.00258	-0.00569	0.00258	0.3 %	0.3 %
11	0.53173	0.42469	2.00000	2.00000	2.01078	2.00529	0.01078	0.00529	0.5 %	0.3 %
12	0.63520	0.50734	2.00000	3.00000	2.01461	3.00741	0.01461	0.00741	0.7 %	0.2 %
13	0.75309	0.60149	2.00000	4.00000	2.01148	4.00532	0.01148	0.00532	0.6 %	0.1 %
14	0.88667	0.70818	2.00000	5.00000	2.00555	5.00103	0.00555	0.00103	0.3 %	0.0 %
15	1.03727	0.82847	2.00000	6.00000	2.00048	5.99748	0.00048	-0.00252	0.0 %	0.0 %
16	1.20630	0.96347	2.00000	7.00000	1.99888	6.99697	-0.00112	-0.00303	0.1 %	0.0 %
17	1.39519	1.11434	2.00000	8.00000	2.00162	8.00161	0.00162	0.00161	0.1 %	0.0 %
18	1.60543	1.28226	2.00000	9.00000	2.00775	9.01384	0.00775	0.01384	0.4 %	0.2 %
19	0.60258	0.46036	3.00000	1.00000	2.99152	0.99208	-0.00848	-0.00792	0.3 %	0.8 %
20	0.72582	0.55451	3.00000	2.00000	3.00636	2.00143	0.00636	0.00143	0.2 %	0.1 %
21	0.86706	0.66241	3.00000	3.00000	3.00895	3.00578	0.00895	0.00578	0.3 %	0.2 %
22	1.02797	0.78534	3.00000	4.00000	3.00529	4.00540	0.00529	0.00540	0.2 %	0.1 %
23	1.21031	0.92465	3.00000	5.00000	3.00023	5.00158	0.00023	0.00158	0.0 %	0.0 %
24	1.41589	1.08171	3.00000	6.00000	2.99702	5.99602	-0.00298	-0.00398	0.1 %	0.1 %
25	1.64661	1.25797	3.00000	7.00000	2.99656	6.99210	-0.00344	-0.00790	0.1 %	0.1 %
26	1.90444	1.45495	3.00000	8.00000	2.99814	7.99427	-0.00186	-0.00573	0.1 %	0.1 %
27	2.19143	1.67420	3.00000	9.00000	3.00157	9.00464	0.00157	0.00464	0.1 %	0.1 %
28	0.81170	0.59428	4.00000	1.00000	3.98376	0.98967	-0.01624	-0.01033	0.4 %	1.0 %
29	0.97771	0.71583	4.00000	2.00000	3.99886	2.00233	-0.00114	0.00233	0.0 %	0.1 %
30	1.16797	0.85512	4.00000	3.00000	4.00265	3.00699	0.00265	0.00699	0.1 %	0.2 %
31	1.38473	1.01382	4.00000	4.00000	4.00085	4.00439	0.00085	0.00439	0.0 %	0.1 %
32	1.63035	1.19365	4.00000	5.00000	4.99707	4.99707	-0.00226	-0.00293	0.1 %	0.1 %
33	1.90728	1.39640	4.00000	6.00000	3.99556	5.99009	-0.00444	-0.00991	0.1 %	0.2 %
34	2.21807	1.62394	4.00000	7.00000	3.99489	6.98917	-0.00511	-0.01083	0.1 %	0.2 %
35	2.56538	1.87823	4.00000	8.00000	3.99656	7.99579	-0.00344	-0.00421	0.1 %	0.1 %
36	2.95197	2.16127	4.00000	9.00000	4.00348	9.00280	0.00348	0.00280	0.1 %	0.0 %
37	1.08019	0.75922	5.00000	1.00000	4.98772	0.99182	-0.01228	-0.00818	0.2 %	0.8 %
38	1.30110	0.91449	5.00000	2.00000	5.00180	2.00405	0.00180	0.00405	0.0 %	0.2 %
39	1.55429	1.09245	5.00000	3.00000	5.00338	3.00655	0.00338	0.00655	0.1 %	0.2 %
40	1.84275	1.29519	5.00000	4.00000	5.00001	4.00188	0.00001	0.00188	0.0 %	0.0 %
41	2.16961	1.52493	5.00000	5.00000	4.99692	4.99585	-0.00308	-0.00415	0.1 %	0.1 %
42	2.53814	1.78395	5.00000	6.00000	4.99588	5.99486	-0.00412	-0.00514	0.1 %	0.1 %
43	2.95173	2.07464	5.00000	7.00000	4.99679	7.00033	-0.00321	0.00033	0.1 %	0.0 %
44	3.41392	2.39950	5.00000	8.00000	5.00047	8.00512	0.00047	0.00512	0.0 %	0.1 %
45	3.92838	2.76109	5.00000	9.00000	5.00969	8.99598	0.00969	-0.00402	0.2 %	0.0 %
46	1.42145	0.96065	6.00000	1.00000	6.00137	0.99365	0.00137	-0.00635	0.0 %	0.6 %
47	1.71216	1.15712	6.00000	2.00000	6.00558	2.00551	0.00558	0.00551	0.1 %	0.3 %
48	2.04534	1.38229	6.00000	3.00000	6.00167	3.00668	0.00167	0.00668	0.0 %	0.2 %
49	2.42493	1.63883	6.00000	4.00000	5.99892	4.00264	-0.00108	0.00264	0.0 %	0.1 %
50	2.85506	1.92952	6.00000	5.00000	5.99915	5.00085	-0.00085	0.00085	0.0 %	0.0 %
51	3.34001	2.25726	6.00000	6.00000	5.99951	6.00457	-0.00049	0.00457	0.0 %	0.1 %
52	3.88427	2.62509	6.00000	7.00000	5.99830	7.00915	-0.00170	0.00915	0.0 %	0.1 %
53	4.49249	3.03613	6.00000	8.00000	5.99762	8.00555	-0.00238	0.00555	0.0 %	0.1 %
54	5.16948	3.49366	6.00000	9.00000	6.00131	8.98808	0.00131	-0.01192	0.0 %	0.1 %
55	1.85125	1.20478	7.00000	1.00000	7.00569	0.99669	0.00569	-0.00331	0.1 %	0.3 %
56	2.22986	1.45118	7.00000	2.00000	7.00154	2.00616	0.00154	0.00616	0.0 %	0.3 %
57	2.66378	1.73358	7.00000	3.00000	7.00037	3.00416	0.00037	0.00416	0.0 %	0.1 %
58	3.15815	2.05531	7.00000	4.00000	7.00305	4.00017	0.00305	0.00017	0.0 %	0.0 %
59	3.71833	2.41987	7.00000	5.00000	7.00375	5.00051	0.00375	0.00051	0.1 %	0.0 %
60	4.34992	2.83090	7.00000	6.00000	6.99961	6.00388	-0.00039	0.00388	0.0 %	0.1 %
61	5.05875	3.29220	7.00000	7.00000	6.99380	7.00510	-0.00620	0.00510	0.1 %	0.1 %
62	5.85086	3.80771	7.00000	8.00000	6.99152	8.00224	-0.00848	0.00224	0.1 %	0.0 %
63	6.73255	4.38150	7.00000	9.00000	6.99476	8.99921	-0.00524	-0.00079	0.1 %	0.0 %
64	2.38795	1.49856	8.00000	1.00000	7.99910	0.99707	-0.00090	-0.00293	0.0 %	0.3 %
65	2.87633	1.80504	8.00000	2.00000	7.99942	2.00007	-0.00058	0.00007	0.0 %	0.0 %
66	3.43605	2.15630	8.00000	3.00000	8.00456	2.99554	0.00456	-0.00446	0.1 %	0.1 %
67	4.07373	2.55648	8.00000	4.00000	8.00687	3.99286	0.00687	-0.00714	0.1 %	0.2 %
68	4.79631	3.00993	8.00000	5.00000	8.00394	4.99311	0.00394	-0.00689	0.0 %	0.1 %
69	5.61101	3.52120	8.00000	6.00000	8.00017	5.99341	0.00017	-0.00659	0.0 %	0.1 %
70	6.52533	4.09498	8.00000	7.00000	7.99996	6.99397	-0.00004	-0.00603	0.0 %	0.1 %
71	7.54709	4.73619	8.00000	8.00000	8.00374	7.99828	0.00374	-0.00172	0.0 %	0.0 %
72	8.68440	5.44990	8.00000	9.00000	8.00764	9.00983	0.00764	0.00983	0.1 %	0.1 %
73	3.05284	1.84975	9.00000	1.00000	8.99294	0.99666	-0.00706	-0.00334	0.1 %	0.3 %
74	3.67721	2.22806	9.00000	2.00000	8.99738	2.00102	-0.00262	0.00102	0.0 %	0.1 %
75	4.39277	2.66163	9.00000	3.00000	8.99959	3.00323	-0.00041	0.00323	0.0 %	0.1 %
76	5.20802	3.15560	9.00000	4.00000	8.99889	4.00445	-0.00111	0.00445	0.0 %	0.1 %

77	6.13179	3.71532	9.00000	5.00000	8.99930	5.00262	-0.00070	0.00262	0.0 %	0.1 %	
78	7.17333	4.34640	9.00000	6.00000	9.00079	6.00040	0.00079	0.00040	0.0 %	0.0 %	
79	8.34224	5.05466	9.00000	7.00000	9.00060	7.00105	0.00060	0.00105	0.0 %	0.0 %	
80	9.64849	5.84613	9.00000	8.00000	8.99969	8.00080	-0.00031	0.00080	0.0 %	0.0 %	
81	11.10246	6.72711	9.00000	9.00000	8.99686	8.99576	-0.00314	-0.00424	0.0 %	0.0 %	
									The average relative error is:	0.2 %	0.1 %
									The maximum relative error is:	1.1 %	1.0 %

Recognition based on points outside of training set:

Name of the test file is :test.txt

	Inputs		Outputs		Recognised		Abs.Error		Rel. Error	
1	0.36307	0.30022	1.25000	1.25000	1.24856	1.25212	-0.00144	0.00212	0.1 %	0.2 %
2	0.38046	0.31460	1.25000	1.50000	1.25189	1.50089	0.00189	0.00089	0.2 %	0.1 %
3	0.39847	0.32949	1.25000	1.75000	1.25428	1.75073	0.00428	0.00073	0.3 %	0.0 %
4	0.43639	0.36085	1.25000	2.25000	1.25686	2.25217	0.00686	0.00217	0.5 %	0.1 %
5	0.45633	0.37734	1.25000	2.50000	1.25731	2.50320	0.00731	0.00320	0.6 %	0.1 %
6	0.47696	0.39439	1.25000	2.75000	1.25732	2.75422	0.00732	0.00422	0.6 %	0.2 %
7	0.52029	0.43022	1.25000	3.25000	1.25629	3.25577	0.00629	0.00577	0.5 %	0.2 %
8	0.54303	0.44903	1.25000	3.50000	1.25548	3.50597	0.00548	0.00597	0.4 %	0.2 %
9	0.56651	0.46844	1.25000	3.75000	1.25444	3.75595	0.00444	0.00595	0.4 %	0.2 %
10	0.61574	0.50915	1.25000	4.25000	1.25214	4.25474	0.00214	0.00474	0.2 %	0.1 %
11	0.64153	0.53048	1.25000	4.50000	1.25094	4.50366	0.00094	0.00366	0.1 %	0.1 %
12	0.66812	0.55246	1.25000	4.75000	1.24973	4.75239	-0.00027	0.00239	0.0 %	0.1 %
13	0.72377	0.59848	1.25000	5.25000	1.24756	5.24932	-0.00244	-0.00068	0.2 %	0.0 %
14	0.75286	0.62253	1.25000	5.50000	1.24667	5.49767	-0.00333	-0.00233	0.3 %	0.0 %
15	0.78282	0.64731	1.25000	5.75000	1.24590	5.74611	-0.00410	-0.00389	0.3 %	0.1 %
16	0.84542	0.69907	1.25000	6.25000	1.24487	6.24364	-0.00513	-0.00636	0.4 %	0.1 %
17	0.87809	0.72608	1.25000	6.50000	1.24472	6.49278	-0.00528	-0.00722	0.4 %	0.1 %
18	0.91169	0.75387	1.25000	6.75000	1.24477	6.74235	-0.00523	-0.00765	0.4 %	0.1 %
19	0.98179	0.81184	1.25000	7.25000	1.24576	7.24273	-0.00424	-0.00727	0.3 %	0.1 %
20	1.01832	0.84204	1.25000	7.50000	1.24669	7.49371	-0.00331	-0.00629	0.3 %	0.1 %
21	1.05586	0.87308	1.25000	7.75000	1.24797	7.74520	-0.00203	-0.00480	0.2 %	0.1 %
22	1.13404	0.93773	1.25000	8.25000	1.25140	8.25012	0.00140	0.00012	0.1 %	0.0 %
23	1.17472	0.97136	1.25000	8.50000	1.25358	8.50354	0.00358	0.00354	0.3 %	0.0 %
24	1.21648	1.00590	1.25000	8.75000	1.25606	8.75764	0.00606	0.00764	0.5 %	0.1 %
25	0.39404	0.32204	1.50000	1.25000	1.49856	1.25420	-0.00144	0.00420	0.1 %	0.3 %
26	0.41292	0.33747	1.50000	1.50000	1.50257	1.50369	0.00257	0.00369	0.2 %	0.2 %
27	0.43246	0.35344	1.50000	1.75000	1.50563	1.75388	0.00563	0.00388	0.4 %	0.2 %
28	0.47362	0.38708	1.50000	2.25000	1.50943	2.25528	0.00943	0.00528	0.6 %	0.2 %
29	0.49527	0.40477	1.50000	2.50000	1.51034	2.50613	0.01034	0.00613	0.7 %	0.2 %
30	0.51765	0.42306	1.50000	2.75000	1.51079	2.75681	0.01079	0.00681	0.7 %	0.2 %
31	0.56468	0.46150	1.50000	3.25000	1.51042	3.25749	0.01042	0.00749	0.7 %	0.2 %
32	0.58936	0.48167	1.50000	3.50000	1.50979	3.50734	0.00979	0.00734	0.7 %	0.2 %
33	0.61484	0.50250	1.50000	3.75000	1.50893	3.75687	0.00893	0.00687	0.6 %	0.2 %
34	0.66828	0.54617	1.50000	4.25000	1.50680	4.25496	0.00680	0.00496	0.5 %	0.1 %
35	0.69627	0.56904	1.50000	4.50000	1.50558	4.50370	0.00558	0.00370	0.4 %	0.1 %
36	0.72512	0.59262	1.50000	4.75000	1.50432	4.75228	0.00432	0.00228	0.3 %	0.0 %
37	0.78552	0.64199	1.50000	5.25000	1.50185	5.24936	0.00185	-0.00064	0.1 %	0.0 %
38	0.81709	0.66779	1.50000	5.50000	1.50076	5.49792	0.00076	-0.00208	0.1 %	0.0 %
39	0.84961	0.69437	1.50000	5.75000	1.49975	5.74668	-0.00025	-0.00332	0.0 %	0.1 %
40	0.91755	0.74989	1.50000	6.25000	1.49831	6.24476	-0.00169	-0.00524	0.1 %	0.1 %
41	0.95300	0.77887	1.50000	6.50000	1.49792	6.49425	-0.00208	-0.00575	0.1 %	0.1 %
42	0.98948	0.80868	1.50000	6.75000	1.49775	6.74414	-0.00225	-0.00586	0.2 %	0.1 %
43	1.06556	0.87085	1.50000	7.25000	1.49830	7.24507	-0.00170	-0.00493	0.1 %	0.1 %
44	1.10520	0.90326	1.50000	7.50000	1.49900	7.49628	-0.00100	-0.00372	0.1 %	0.0 %
45	1.14594	0.93655	1.50000	7.75000	1.50004	7.74791	0.00004	-0.00209	0.0 %	0.0 %
46	1.23079	1.00590	1.50000	8.25000	1.50299	8.25285	0.00299	0.00285	0.2 %	0.0 %
47	1.27494	1.04198	1.50000	8.50000	1.50488	8.50621	0.00488	0.00621	0.3 %	0.1 %
48	1.32027	1.07902	1.50000	8.75000	1.50705	8.76013	0.00705	0.01013	0.5 %	0.1 %
49	0.42726	0.34518	1.75000	1.25000	1.74928	1.25416	-0.00072	0.00416	0.0 %	0.3 %
50	0.44772	0.36171	1.75000	1.50000	1.75370	1.50422	0.00370	0.00422	0.2 %	0.3 %
51	0.46891	0.37883	1.75000	1.75000	1.75712	1.75476	0.00712	0.00476	0.4 %	0.3 %
52	0.51354	0.41488	1.75000	2.25000	1.76146	2.25640	0.01146	0.00640	0.7 %	0.3 %
53	0.53702	0.43384	1.75000	2.50000	1.76266	2.50706	0.01266	0.00706	0.7 %	0.3 %
54	0.56128	0.45345	1.75000	2.75000	1.76326	2.75757	0.01326	0.00757	0.8 %	0.3 %
55	0.61228	0.49465	1.75000	3.25000	1.76314	3.25771	0.01314	0.00771	0.8 %	0.2 %
56	0.63904	0.51627	1.75000	3.50000	1.76252	3.50737	0.01252	0.00737	0.7 %	0.2 %
57	0.66667	0.53859	1.75000	3.75000	1.76168	3.75667	0.01168	0.00667	0.7 %	0.2 %
58	0.72461	0.58540	1.75000	4.25000	1.75935	4.25468	0.00935	0.00468	0.5 %	0.1 %
59	0.75495	0.60991	1.75000	4.50000	1.75801	4.50346	0.00801	0.00346	0.5 %	0.1 %
60	0.78624	0.63519	1.75000	4.75000	1.75660	4.75217	0.00660	0.00217	0.4 %	0.0 %
61	0.85173	0.68810	1.75000	5.25000	1.75385	5.24954	0.00385	-0.00046	0.2 %	0.0 %
62	0.88597	0.71576	1.75000	5.50000	1.75256	5.49839	0.00256	-0.00161	0.1 %	0.0 %
63	0.92122	0.74424	1.75000	5.75000	1.75142	5.74735	0.00142	-0.00265	0.1 %	0.0 %
64	0.99489	0.80375	1.75000	6.25000	1.74966	6.24600	-0.00034	-0.00400	0.0 %	0.1 %
65	1.03333	0.83481	1.75000	6.50000	1.74915	6.49566	-0.00085	-0.00434	0.0 %	0.1 %
66	1.07288	0.86676	1.75000	6.75000	1.74888	6.74568	-0.00112	-0.00432	0.1 %	0.1 %
67	1.15537	0.93340	1.75000	7.25000	1.74921	7.24679	-0.00079	-0.00321	0.0 %	0.0 %
68	1.19836	0.96813	1.75000	7.50000	1.74980	7.49795	-0.00020	-0.00205	0.0 %	0.0 %
69	1.24253	1.00382	1.75000	7.75000	1.75070	7.74952	0.00070	-0.00048	0.0 %	0.0 %
70	1.33454	1.07815	1.75000	8.25000	1.75331	8.25411	0.00331	0.00411	0.2 %	0.0 %
71	1.38241	1.11682	1.75000	8.50000	1.75499	8.50719	0.00499	0.00719	0.3 %	0.1 %
72	1.43155	1.15653	1.75000	8.75000	1.75687	8.76085	0.00687	0.01085	0.4 %	0.1 %
73	0.50094	0.39561	2.25000	1.25000	2.25025	1.25071	0.00025	0.00071	0.0 %	0.1 %
74	0.52494	0.41456	2.25000	1.50000	2.25479	1.50190	0.00479	0.00190	0.2 %	0.1 %
75	0.54978	0.43418	2.25000	1.75000	2.25837	1.75307	0.00837	0.00307	0.4 %	0.2 %
76	0.60210	0.47550	2.25000	2.25000	2.26283	2.25524	0.01283	0.00524	0.6 %	0.2 %
77	0.62962	0.49723	2.25000	2.50000	2.26395	2.50603	0.01395	0.00603	0.6 %	0.2 %
78	0.65808	0.51970	2.25000	2.75000	2.26453	2.75644	0.01453	0.00644	0.6 %	0.2 %
79	0.71787	0.56692	2.25000	3.25000	2.26409	3.25660	0.01409	0.00660	0.6 %	0.2 %
80	0.74924	0.59170	2.25000	3.50000	2.26331	3.50625	0.01331	0.00625	0.6 %	0.2 %

81	0.78164	0.61728	2.25000	3.75000	2.26223	3.75573	0.01223	0.00573	0.5	%	0.2	%
82	0.84957	0.67093	2.25000	4.25000	2.25945	4.25419	0.00945	0.00419	0.4	%	0.1	%
83	0.88515	0.69903	2.25000	4.50000	2.25788	4.50330	0.00788	0.00330	0.4	%	0.1	%
84	0.92183	0.72800	2.25000	4.75000	2.25630	4.75233	0.00630	0.00233	0.3	%	0.0	%
85	0.99861	0.78863	2.25000	5.25000	2.25326	5.25041	0.00326	0.00041	0.1	%	0.0	%
86	1.03875	0.82033	2.25000	5.50000	2.25190	5.49953	0.00190	-0.00047	0.1	%	0.0	%
87	1.08009	0.85298	2.25000	5.75000	2.25072	5.74873	0.00072	-0.00127	0.0	%	0.0	%
88	1.16646	0.92118	2.25000	6.25000	2.24904	6.24743	-0.00096	-0.00257	0.0	%	0.0	%
89	1.21153	0.95678	2.25000	6.50000	2.24857	6.49703	-0.00143	-0.00297	0.1	%	0.0	%
90	1.25790	0.99340	2.25000	6.75000	2.24837	6.74681	-0.00163	-0.00319	0.1	%	0.0	%
91	1.35462	1.06978	2.25000	7.25000	2.24869	7.24725	-0.00131	-0.00275	0.1	%	0.0	%
92	1.40502	1.10958	2.25000	7.50000	2.24925	7.49790	-0.00075	-0.00210	0.0	%	0.0	%
93	1.45681	1.15048	2.25000	7.75000	2.25001	7.74895	0.00001	-0.00105	0.0	%	0.0	%
94	1.56468	1.23567	2.25000	8.25000	2.25207	8.25242	0.00207	0.00242	0.1	%	0.0	%
95	1.62081	1.28000	2.25000	8.50000	2.25333	8.50491	0.00333	0.00491	0.1	%	0.1	%
96	1.67843	1.32550	2.25000	8.75000	2.25472	8.75793	0.00472	0.00793	0.2	%	0.1	%
97	0.54170	0.42304	2.50000	1.25000	2.49983	1.24841	-0.00017	-0.00159	0.0	%	0.1	%
98	0.56764	0.44330	2.50000	1.50000	2.50425	1.50010	0.00425	0.00010	0.2	%	0.0	%
99	0.59451	0.46428	2.50000	1.75000	2.50767	1.75168	0.00767	0.00168	0.3	%	0.1	%
100	0.65109	0.50847	2.50000	2.25000	2.51192	2.25425	0.01192	0.00425	0.5	%	0.2	%
101	0.68085	0.53171	2.50000	2.50000	2.51293	2.50518	0.01293	0.00518	0.5	%	0.2	%
102	0.71161	0.55574	2.50000	2.75000	2.51338	2.75575	0.01338	0.00575	0.5	%	0.2	%
103	0.77627	0.60623	2.50000	3.25000	2.51276	3.25613	0.01276	0.00613	0.5	%	0.2	%
104	0.81020	0.63272	2.50000	3.50000	2.51191	3.50590	0.01191	0.00590	0.5	%	0.2	%
105	0.84523	0.66008	2.50000	3.75000	2.51071	3.75559	0.01071	0.00559	0.4	%	0.1	%
106	0.91868	0.71745	2.50000	4.25000	2.50788	4.25432	0.00788	0.00432	0.3	%	0.1	%
107	0.95716	0.74750	2.50000	4.50000	2.50632	4.50354	0.00632	0.00354	0.3	%	0.1	%
108	0.99683	0.77848	2.50000	4.75000	2.50477	4.75264	0.00477	0.00264	0.2	%	0.1	%
109	1.07985	0.84331	2.50000	5.25000	2.50189	5.25074	0.00189	0.00074	0.1	%	0.0	%
110	1.12326	0.87721	2.50000	5.50000	2.50065	5.49978	0.00065	-0.00022	0.0	%	0.0	%
111	1.16796	0.91212	2.50000	5.75000	2.49958	5.74888	-0.00042	-0.00112	0.0	%	0.0	%
112	1.26135	0.98506	2.50000	6.25000	2.49816	6.24720	-0.00184	-0.00280	0.1	%	0.0	%
113	1.31009	1.02312	2.50000	6.50000	2.49777	6.49659	-0.00223	-0.00341	0.1	%	0.1	%
114	1.36024	1.06228	2.50000	6.75000	2.49766	6.74611	-0.00234	-0.00389	0.1	%	0.1	%
115	1.46482	1.14396	2.50000	7.25000	2.49809	7.24593	-0.00191	-0.00407	0.1	%	0.1	%
116	1.51932	1.18652	2.50000	7.50000	2.49858	7.49638	-0.00142	-0.00362	0.1	%	0.0	%
117	1.57533	1.23026	2.50000	7.75000	2.49926	7.74720	-0.00074	-0.00280	0.0	%	0.0	%
118	1.69197	1.32135	2.50000	8.25000	2.50104	8.25025	0.00104	0.00025	0.0	%	0.0	%
119	1.75266	1.36875	2.50000	8.50000	2.50208	8.50259	0.00208	0.00259	0.1	%	0.0	%
120	1.81497	1.41741	2.50000	8.75000	2.50322	8.75548	0.00322	0.00548	0.1	%	0.1	%
121	0.58526	0.45204	2.75000	1.25000	2.74858	1.24643	-0.00142	-0.00357	0.1	%	0.3	%
122	0.61329	0.47369	2.75000	1.50000	2.75286	1.49854	0.00286	-0.00146	0.1	%	0.1	%
123	0.64231	0.49611	2.75000	1.75000	2.75613	1.75047	0.00613	0.00047	0.2	%	0.0	%
124	0.70345	0.54332	2.75000	2.25000	2.76016	2.25348	0.01016	0.00348	0.4	%	0.2	%
125	0.73560	0.56816	2.75000	2.50000	2.76107	2.50459	0.01107	0.00459	0.4	%	0.2	%
126	0.76884	0.59383	2.75000	2.75000	2.76142	2.75534	0.01142	0.00534	0.4	%	0.2	%
127	0.83869	0.64778	2.75000	3.25000	2.76072	3.25596	0.01072	0.00596	0.4	%	0.2	%
128	0.87535	0.67610	2.75000	3.50000	2.75983	3.50589	0.00983	0.00589	0.4	%	0.2	%
129	0.91320	0.70533	2.75000	3.75000	2.75865	3.75568	0.00865	0.00568	0.3	%	0.2	%
130	0.99256	0.76663	2.75000	4.25000	2.75592	4.25455	0.00592	0.00455	0.2	%	0.1	%
131	1.03413	0.79873	2.75000	4.50000	2.75445	4.50377	0.00445	0.00377	0.2	%	0.1	%
132	1.07699	0.83184	2.75000	4.75000	2.75304	4.75282	0.00304	0.00282	0.1	%	0.1	%
133	1.16669	0.90112	2.75000	5.25000	2.75043	5.25074	0.00043	0.00074	0.0	%	0.0	%
134	1.21359	0.93734	2.75000	5.50000	2.74937	5.49956	-0.00063	-0.00044	0.0	%	0.0	%
135	1.26189	0.97464	2.75000	5.75000	2.74847	5.74843	-0.00153	-0.00157	0.1	%	0.0	%
136	1.36279	1.05258	2.75000	6.25000	2.74732	6.24626	-0.00268	-0.00374	0.1	%	0.1	%
137	1.41545	1.09325	2.75000	6.50000	2.74707	6.49533	-0.00293	-0.00467	0.1	%	0.1	%
138	1.46962	1.13510	2.75000	6.75000	2.74700	6.74463	-0.00300	-0.00537	0.1	%	0.1	%
139	1.58262	1.22237	2.75000	7.25000	2.74743	7.24403	-0.00257	-0.00597	0.1	%	0.1	%
140	1.64150	1.26785	2.75000	7.50000	2.74787	7.49430	-0.00213	-0.00570	0.1	%	0.1	%
141	1.70201	1.31459	2.75000	7.75000	2.74844	7.74501	-0.00156	-0.00499	0.1	%	0.1	%
142	1.82804	1.41192	2.75000	8.25000	2.74988	8.24800	-0.00012	-0.00200	0.0	%	0.0	%
143	1.89361	1.46257	2.75000	8.50000	2.75076	8.50028	0.00076	0.00028	0.0	%	0.0	%
144	1.96093	1.51457	2.75000	8.75000	2.75173	8.75314	0.00173	0.00314	0.1	%	0.0	%
145	0.68146	0.51502	3.25000	1.25000	3.24450	1.24377	-0.00050	-0.00623	0.2	%	0.5	%
146	0.71410	0.53968	3.25000	1.50000	3.24856	1.49661	-0.00144	-0.00339	0.0	%	0.2	%
147	0.74789	0.56523	3.25000	1.75000	3.25164	1.74915	0.00164	-0.00085	0.1	%	0.0	%
148	0.81907	0.61902	3.25000	2.25000	3.25544	2.25303	0.00544	0.00303	0.2	%	0.1	%
149	0.85651	0.64732	3.25000	2.50000	3.25636	2.50439	0.00636	0.00439	0.2	%	0.2	%
150	0.89522	0.67657	3.25000	2.75000	3.25673	2.75539	0.00673	0.00539	0.2	%	0.2	%
151	0.97655	0.73804	3.25000	3.25000	3.25620	3.25638	0.00620	0.00638	0.2	%	0.2	%
152	1.01923	0.77030	3.25000	3.50000	3.25544	3.50645	0.00544	0.00645	0.2	%	0.2	%
153	1.06330	0.80360	3.25000	3.75000	3.25453	3.75613	0.00453	0.00613	0.1	%	0.2	%
154	1.15571	0.87344	3.25000	4.25000	3.25236	4.25470	0.00236	0.00470	0.1	%	0.1	%
155	1.20411	0.91002	3.25000	4.50000	3.25123	4.50362	0.00123	0.00362	0.0	%	0.1	%
156	1.25402	0.94774	3.25000	4.75000	3.25016	4.75231	0.00016	0.00231	0.0	%	0.0	%
157	1.35846	1.02667	3.25000	5.25000	3.24827	5.24927	-0.00173	-0.00073	0.1	%	0.0	%
158	1.41307	1.06794	3.25000	5.50000	3.24753	5.49758	-0.00247	-0.00242	0.1	%	0.0	%
159	1.46930	1.11044	3.25000	5.75000	3.24693	5.74590	-0.00307	-0.00410	0.1	%	0.1	%
160	1.58679	1.19923	3.25000	6.25000	3.24620	6.24282	-0.00380	-0.00718	0.1	%	0.1	%
161	1.64811	1.24558	3.25000	6.50000	3.24602	6.49160	-0.00398	-0.00840	0.1	%	0.1	%
162	1.71119	1.29325	3.25000	6.75000	3.24597	6.74070	-0.00403	-0.00930	0.1	%	0.1	%
163	1.84276	1.39268	3.25000	7.25000	3.24618	7.24015	-0.00382	-0.00985	0.1	%	0.1	%
164	1.91132	1.44450	3.25000	7.50000	3.24645	7.49058	-0.00355	-0.00942	0.1	%	0.1	%
165	1.98177	1.49775	3.25000	7.75000	3.24680	7.74157	-0.00320	-0.00843	0.1	%	0.1	%
166	2.12851	1.60865	3.25000	8.25000	3.24785	8.24514	-0.00215	-0.00486	0.1	%	0.1	%
167	2.20486	1.66635	3.25000	8.50000	3.24862	8.49761	-0.00138	-0.00239	0.0	%	0.0	%
168	2.28325	1.72559	3.25000	8.75000	3.24959	8.75050	-0.00041	0.00050	0.0	%	0.0	%
169	0.73443	0.54915	3.50000	1.25000	3.49223	1.24328	-0.00077	-0.00672	0.2	%	0.5	%
170	0.76961	0.57545	3.50000	1.50000	3.49625	1.49642	-0.00375	-0.00358	0.1	%	0.2	%
171	0.80603	0.60269	3.50000	1.75000	3.49935	1.74914	-0.00065	-0.00086	0.0	%	0.0	%

172	0.88275	0.66005	3.50000	2.25000	3.50324	2.25331	0.00324	0.00331	0.1 %	0.1 %
173	0.92310	0.69022	3.50000	2.50000	3.50421	2.50476	0.00421	0.00476	0.1 %	0.2 %
174	0.96481	0.72141	3.50000	2.75000	3.50470	2.75577	0.00470	0.00577	0.1 %	0.2 %
175	1.05247	0.78695	3.50000	3.25000	3.50438	3.25673	0.00438	0.00673	0.1 %	0.2 %
176	1.09847	0.82135	3.50000	3.50000	3.50381	3.50663	0.00381	0.00663	0.1 %	0.2 %
177	1.14596	0.85686	3.50000	3.75000	3.50303	3.75620	0.00303	0.00620	0.1 %	0.2 %
178	1.24556	0.93133	3.50000	4.25000	3.50116	4.25440	0.00116	0.00440	0.0 %	0.1 %
179	1.29772	0.97033	3.50000	4.50000	3.50021	4.50305	0.00021	0.00305	0.0 %	0.1 %
180	1.35150	1.01055	3.50000	4.75000	3.49932	4.75144	-0.00068	0.00144	0.0 %	0.0 %
181	1.46407	1.09472	3.50000	5.25000	3.49768	5.24790	-0.00232	-0.00210	0.1 %	0.0 %
182	1.52292	1.13872	3.50000	5.50000	3.49704	5.49602	-0.00296	-0.00398	0.1 %	0.1 %
183	1.58353	1.18404	3.50000	5.75000	3.49652	5.74419	-0.00348	-0.00581	0.1 %	0.1 %
184	1.71015	1.27871	3.50000	6.25000	3.49581	6.24104	-0.00419	-0.00896	0.1 %	0.1 %
185	1.77623	1.32813	3.50000	6.50000	3.49563	6.48989	-0.00437	-0.01011	0.1 %	0.2 %
186	1.84422	1.37896	3.50000	6.75000	3.49553	6.73916	-0.00447	-0.01084	0.1 %	0.2 %
187	1.98602	1.48498	3.50000	7.25000	3.49565	7.23907	-0.00435	-0.01093	0.1 %	0.2 %
188	2.05991	1.54023	3.50000	7.50000	3.49583	7.48987	-0.00417	-0.01013	0.1 %	0.1 %
189	2.13584	1.59701	3.50000	7.75000	3.49614	7.74118	-0.00386	-0.00882	0.1 %	0.1 %
190	2.29398	1.71526	3.50000	8.25000	3.49726	8.24519	-0.00274	-0.00481	0.1 %	0.1 %
191	2.37627	1.77679	3.50000	8.50000	3.49814	8.49774	-0.00186	-0.00226	0.1 %	0.0 %
192	2.46075	1.83995	3.50000	8.75000	3.49936	8.75043	-0.00064	0.00043	0.0 %	0.0 %
193	0.79090	0.58515	3.75000	1.25000	3.74026	1.24327	-0.00974	-0.00673	0.3 %	0.5 %
194	0.82878	0.61318	3.75000	1.50000	3.74432	1.49661	-0.00568	-0.00339	0.2 %	0.2 %
195	0.86801	0.64220	3.75000	1.75000	3.74752	1.74944	-0.00248	-0.00056	0.1 %	0.0 %
196	0.95062	0.70332	3.75000	2.25000	3.75160	2.25371	0.00160	0.00371	0.0 %	0.2 %
197	0.99407	0.73546	3.75000	2.50000	3.75266	2.50520	0.00266	0.00520	0.1 %	0.2 %
198	1.03899	0.76870	3.75000	2.75000	3.75321	2.75623	0.00321	0.00623	0.1 %	0.2 %
199	1.13339	0.83854	3.75000	3.25000	3.75318	3.25692	0.00318	0.00692	0.1 %	0.2 %
200	1.18293	0.87519	3.75000	3.50000	3.75272	3.50666	0.00272	0.00666	0.1 %	0.2 %
201	1.23407	0.91303	3.75000	3.75000	3.75206	3.75604	0.00206	0.00604	0.1 %	0.2 %
202	1.34132	0.99238	3.75000	4.25000	3.75045	4.25373	0.00045	0.00373	0.0 %	0.1 %
203	1.39750	1.03394	3.75000	4.50000	3.74960	4.50215	-0.00040	0.00215	0.0 %	0.0 %
204	1.45542	1.07679	3.75000	4.75000	3.74878	4.75035	-0.00122	0.00035	0.0 %	0.0 %
205	1.57664	1.16648	3.75000	5.25000	3.74734	5.24638	-0.00266	-0.00362	0.1 %	0.1 %
206	1.64001	1.21336	3.75000	5.50000	3.74672	5.49445	-0.00328	-0.00555	0.1 %	0.1 %
207	1.70528	1.26165	3.75000	5.75000	3.74623	5.74259	-0.00377	-0.00741	0.1 %	0.1 %
208	1.84164	1.36254	3.75000	6.25000	3.74550	6.23970	-0.00450	-0.01030	0.1 %	0.2 %
209	1.91280	1.41519	3.75000	6.50000	3.74529	6.48880	-0.00471	-0.01120	0.1 %	0.2 %
210	1.98601	1.46935	3.75000	6.75000	3.74516	6.73839	-0.00484	-0.01161	0.1 %	0.2 %
211	2.13871	1.58233	3.75000	7.25000	3.74522	7.23908	-0.00478	-0.01092	0.1 %	0.2 %
212	2.21829	1.64120	3.75000	7.50000	3.74542	7.49025	-0.00458	-0.00975	0.1 %	0.1 %
213	2.30006	1.70170	3.75000	7.75000	3.74579	7.74187	-0.00421	-0.00813	0.1 %	0.1 %
214	2.47036	1.82770	3.75000	8.25000	3.74716	8.24623	-0.00284	-0.00377	0.1 %	0.0 %
215	2.55898	1.89326	3.75000	8.50000	3.74830	8.49864	-0.00170	-0.00136	0.0 %	0.0 %
216	2.64995	1.96057	3.75000	8.75000	3.74983	8.75098	-0.00017	0.00098	0.0 %	0.0 %
217	0.91508	0.66306	4.25000	1.25000	4.23850	1.24412	-0.01150	-0.00588	0.3 %	0.5 %
218	0.95891	0.69482	4.25000	1.50000	4.24274	1.49761	-0.00726	-0.00239	0.2 %	0.2 %
219	1.00429	0.72771	4.25000	1.75000	4.24606	1.75057	-0.00394	0.00057	0.1 %	0.0 %
220	1.09988	0.79697	4.25000	2.25000	4.25044	2.25470	0.00044	0.00470	0.0 %	0.2 %
221	1.15015	0.83339	4.25000	2.50000	4.25162	2.50599	0.00162	0.00599	0.0 %	0.2 %
222	1.20212	0.87105	4.25000	2.75000	4.25227	2.75677	0.00227	0.00677	0.1 %	0.2 %
223	1.31134	0.95019	4.25000	3.25000	4.25238	3.25678	0.00238	0.00678	0.1 %	0.2 %
224	1.36866	0.99172	4.25000	3.50000	4.25197	3.50613	0.00197	0.00613	0.0 %	0.2 %
225	1.42784	1.03460	4.25000	3.75000	4.25138	3.75503	0.00138	0.00503	0.0 %	0.1 %
226	1.55192	1.12452	4.25000	4.25000	4.24988	4.25188	-0.00012	0.00188	0.0 %	0.0 %
227	1.61692	1.17161	4.25000	4.50000	4.24907	4.49997	-0.00093	-0.00003	0.0 %	0.0 %
228	1.68393	1.22017	4.25000	4.75000	4.24826	4.74799	-0.00174	-0.00201	0.0 %	0.0 %
229	1.82419	1.32180	4.25000	5.25000	4.24684	5.24409	-0.00316	-0.00591	0.1 %	0.1 %
230	1.89751	1.37493	4.25000	5.50000	4.24625	5.49240	-0.00375	-0.00760	0.1 %	0.1 %
231	1.97303	1.42965	4.25000	5.75000	4.24575	5.74102	-0.00425	-0.00898	0.1 %	0.2 %
232	2.13079	1.54396	4.25000	6.25000	4.24507	6.23948	-0.00493	-0.01052	0.1 %	0.2 %
233	2.21313	1.60362	4.25000	6.50000	4.24489	6.48946	-0.00511	-0.01054	0.1 %	0.2 %
234	2.29783	1.66500	4.25000	6.75000	4.24483	6.73997	-0.00517	-0.01003	0.1 %	0.1 %
235	2.47451	1.79302	4.25000	7.25000	4.24515	7.24241	-0.00485	-0.00759	0.1 %	0.1 %
236	2.56658	1.85973	4.25000	7.50000	4.24559	7.49421	-0.00441	-0.00579	0.1 %	0.1 %
237	2.66119	1.92828	4.25000	7.75000	4.24628	7.74620	-0.00372	-0.00380	0.1 %	0.0 %
238	2.85823	2.07106	4.25000	8.25000	4.24860	8.25010	-0.00140	0.00010	0.0 %	0.0 %
239	2.96076	2.14535	4.25000	8.50000	4.25037	8.50157	0.00037	0.00157	0.0 %	0.0 %
240	3.06602	2.22162	4.25000	8.75000	4.25264	8.75235	0.00264	0.00235	0.1 %	0.0 %
241	0.98319	0.70515	4.50000	1.25000	4.48902	1.24475	-0.01098	-0.00525	0.2 %	0.4 %
242	1.03029	0.73892	4.50000	1.50000	4.49330	1.49822	-0.00670	-0.00178	0.1 %	0.1 %
243	1.07905	0.77390	4.50000	1.75000	4.49665	1.75109	-0.00335	0.00109	0.1 %	0.1 %
244	1.18175	0.84755	4.50000	2.25000	4.50092	2.25506	0.00092	0.00506	0.0 %	0.2 %
245	1.23576	0.88629	4.50000	2.50000	4.50204	2.50622	0.00204	0.00622	0.0 %	0.2 %
246	1.29160	0.92634	4.50000	2.75000	4.50261	2.75681	0.00261	0.00681	0.1 %	0.2 %
247	1.40895	1.01050	4.50000	3.25000	4.50250	3.25648	0.00250	0.00648	0.1 %	0.2 %
248	1.47053	1.05467	4.50000	3.50000	4.50201	3.50562	0.00201	0.00562	0.0 %	0.2 %
249	1.53412	1.10027	4.50000	3.75000	4.50134	3.75437	0.00134	0.00437	0.0 %	0.1 %
250	1.66744	1.19589	4.50000	4.25000	4.49969	4.25105	-0.00031	0.00105	0.0 %	0.0 %
251	1.73727	1.24598	4.50000	4.50000	4.49884	4.49915	-0.00116	-0.00085	0.0 %	0.0 %
252	1.80928	1.29762	4.50000	4.75000	4.49802	4.74722	-0.00198	-0.00278	0.0 %	0.1 %
253	1.95997	1.40569	4.50000	5.25000	4.49662	5.24372	-0.00338	-0.00628	0.1 %	0.1 %
254	2.03875	1.46220	4.50000	5.50000	4.49607	5.49235	-0.00393	-0.00765	0.1 %	0.1 %
255	2.11989	1.52039	4.50000	5.75000	4.49562	5.74138	-0.00438	-0.00862	0.1 %	0.1 %
256	2.28940	1.64196	4.50000	6.25000	4.49509	6.24080	-0.00491	-0.00920	0.1 %	0.1 %
257	2.37787	1.70541	4.50000	6.50000	4.49499	6.49131	-0.00501	-0.00869	0.1 %	0.1 %
258	2.46888	1.77068	4.50000	6.75000	4.49505	6.74226	-0.00495	-0.00774	0.1 %	0.1 %
259	2.65870	1.90683	4.50000	7.25000	4.49564	7.24537	-0.00436	-0.00463	0.1 %	0.1 %
260	2.75762	1.97777	4.50000	7.50000	4.49625	7.49727	-0.00375	-0.00273	0.1 %	0.0 %
261	2.85927	2.05068	4.50000	7.75000	4.49713	7.74916	-0.00287	-0.00084	0.1 %	0.0 %
262	3.07099	2.20252	4.50000	8.25000	4.49989	8.25215	-0.00011	0.00215	0.0 %	0.0 %

263	3.18114	2.28152	4.50000	8.50000	4.50189	8.50277	0.00189	0.00277	0.0	%	0.0
264	3.29424	2.36263	4.50000	8.75000	4.50443	8.75239	0.00443	0.00239	0.1	%	0.0
265	1.05561	0.74944	4.75000	1.25000	4.74052	1.24533	-0.00948	-0.00467	0.2	%	0.4
266	1.10617	0.78533	4.75000	1.50000	4.74473	1.49876	-0.00527	-0.00124	0.1	%	0.1
267	1.15852	0.82250	4.75000	1.75000	4.74798	1.75153	-0.00202	0.00153	0.0	%	0.1
268	1.26879	0.90078	4.75000	2.25000	4.75189	2.25533	0.00189	0.00533	0.0	%	0.2
269	1.32678	0.94195	4.75000	2.50000	4.75280	2.50635	0.00280	0.00635	0.1	%	0.3
270	1.38674	0.98452	4.75000	2.75000	4.75318	2.75677	0.00318	0.00677	0.1	%	0.2
271	1.51272	1.07397	4.75000	3.25000	4.75270	3.25613	0.00270	0.00613	0.1	%	0.2
272	1.57884	1.12091	4.75000	3.50000	4.75203	3.50516	0.00203	0.00516	0.0	%	0.1
273	1.64711	1.16938	4.75000	3.75000	4.75123	3.75382	0.00123	0.00382	0.0	%	0.1
274	1.79025	1.27100	4.75000	4.25000	4.74944	4.25045	-0.00056	0.00045	0.0	%	0.0
275	1.86523	1.32423	4.75000	4.50000	4.74856	4.49866	-0.00144	-0.00134	0.0	%	0.0
276	1.94253	1.37912	4.75000	4.75000	4.74776	4.74690	-0.00224	-0.00310	0.0	%	0.1
277	2.10433	1.49398	4.75000	5.25000	4.74647	5.24399	-0.00353	-0.00601	0.1	%	0.1
278	2.18891	1.55403	4.75000	5.50000	4.74600	5.49306	-0.00400	-0.00694	0.1	%	0.1
279	2.27602	1.61588	4.75000	5.75000	4.74566	5.74255	-0.00434	-0.00745	0.1	%	0.1
280	2.45802	1.74509	4.75000	6.25000	4.74536	6.24298	-0.00464	-0.00702	0.1	%	0.1
281	2.55300	1.81252	4.75000	6.50000	4.74540	6.49391	-0.00460	-0.00609	0.1	%	0.1
282	2.65071	1.88189	4.75000	6.75000	4.74559	6.74524	-0.00441	-0.00476	0.1	%	0.1
283	2.85453	2.02659	4.75000	7.25000	4.74644	7.24871	-0.00356	-0.00129	0.1	%	0.0
284	2.96073	2.10199	4.75000	7.50000	4.74718	7.50051	-0.00282	0.00051	0.1	%	0.0
285	3.06987	2.17948	4.75000	7.75000	4.74817	7.75213	-0.00183	0.00213	0.0	%	0.0
286	3.29717	2.34085	4.75000	8.25000	4.75117	8.25377	0.00117	0.00377	0.0	%	0.0
287	3.41545	2.42482	4.75000	8.50000	4.75329	8.50334	0.00329	0.00334	0.1	%	0.0
288	3.53687	2.51103	4.75000	8.75000	4.75591	8.75172	0.00591	0.00172	0.1	%	0.0
289	1.21425	0.84499	5.25000	1.25000	5.24567	1.24631	-0.00433	-0.00369	0.1	%	0.3
290	1.27240	0.88546	5.25000	1.50000	5.24927	1.49961	-0.00073	-0.00039	0.0	%	0.0
291	1.33262	0.92737	5.25000	1.75000	5.25176	1.75230	0.00176	0.00230	0.0	%	0.1
292	1.45946	1.01563	5.25000	2.25000	5.25414	2.25575	0.00414	0.00575	0.1	%	0.3
293	1.52616	1.06206	5.25000	2.50000	5.25436	2.50650	0.00436	0.00650	0.1	%	0.3
294	1.59513	1.11005	5.25000	2.75000	5.25406	2.75673	0.00406	0.00673	0.1	%	0.2
295	1.74005	1.21090	5.25000	3.25000	5.25254	3.25572	0.00254	0.00572	0.0	%	0.2
296	1.81611	1.26383	5.25000	3.50000	5.25156	3.50463	0.00156	0.00463	0.0	%	0.1
297	1.89464	1.31847	5.25000	3.75000	5.25055	3.75330	0.00055	0.00330	0.0	%	0.1
298	2.05929	1.43306	5.25000	4.25000	5.24872	4.25033	-0.00128	0.00033	0.0	%	0.0
299	2.14553	1.49307	5.25000	4.50000	5.24799	4.49894	-0.00201	-0.00106	0.0	%	0.0
300	2.23446	1.55496	5.25000	4.75000	5.24740	4.74777	-0.00260	-0.00223	0.0	%	0.0
301	2.42056	1.68447	5.25000	5.25000	5.24671	5.24639	-0.00329	-0.00361	0.1	%	0.1
302	2.51786	1.75218	5.25000	5.50000	5.24657	5.49634	-0.00343	-0.00366	0.1	%	0.1
303	2.61806	1.82191	5.25000	5.75000	5.24653	5.74673	-0.00347	-0.00327	0.1	%	0.1
304	2.82741	1.96759	5.25000	6.25000	5.24676	6.24874	-0.00324	-0.00126	0.1	%	0.0
305	2.93667	2.04362	5.25000	6.50000	5.24698	6.50025	-0.00302	0.00025	0.1	%	0.0
306	3.04906	2.12184	5.25000	6.75000	5.24730	6.75187	-0.00270	0.00187	0.1	%	0.0
307	3.28350	2.28498	5.25000	7.25000	5.24822	7.25500	-0.00178	0.00500	0.0	%	0.1
308	3.40566	2.37000	5.25000	7.50000	5.24889	7.50609	-0.00111	0.00609	0.0	%	0.1
309	3.53121	2.45736	5.25000	7.75000	5.24978	7.75657	-0.00022	0.00657	0.0	%	0.1
310	3.79267	2.63931	5.25000	8.25000	5.25236	8.25490	0.00236	0.00490	0.0	%	0.1
311	3.92872	2.73399	5.25000	8.50000	5.25418	8.50236	0.00418	0.00236	0.1	%	0.0
312	4.06839	2.83119	5.25000	8.75000	5.25641	8.74846	0.00641	-0.00154	0.1	%	0.0
313	1.30094	0.89645	5.50000	1.25000	5.49873	1.24671	-0.00127	-0.00329	0.0	%	0.3
314	1.36325	0.93939	5.50000	1.50000	5.50170	1.50002	0.00170	0.00002	0.0	%	0.0
315	1.42778	0.98385	5.50000	1.75000	5.50360	1.75269	0.00360	0.00269	0.1	%	0.2
316	1.56366	1.07748	5.50000	2.25000	5.50490	2.25600	0.00490	0.00600	0.1	%	0.3
317	1.63513	1.12673	5.50000	2.50000	5.50467	2.50668	0.00467	0.00668	0.1	%	0.3
318	1.70902	1.17765	5.50000	2.75000	5.50399	2.75684	0.00399	0.00684	0.1	%	0.2
319	1.86429	1.28464	5.50000	3.25000	5.50205	3.25572	0.00205	0.00572	0.0	%	0.2
320	1.94578	1.34079	5.50000	3.50000	5.50101	3.50463	0.00101	0.00463	0.0	%	0.1
321	2.02991	1.39876	5.50000	3.75000	5.50002	3.75337	0.00002	0.00337	0.0	%	0.1
322	2.20633	1.52033	5.50000	4.25000	5.49846	4.25072	-0.00154	0.00072	0.0	%	0.0
323	2.29873	1.58400	5.50000	4.50000	5.49792	4.49959	-0.00208	-0.00041	0.0	%	0.0
324	2.39400	1.64965	5.50000	4.75000	5.49755	4.74875	-0.00245	-0.00125	0.0	%	0.0
325	2.59339	1.78704	5.50000	5.25000	5.49729	5.24811	-0.00271	-0.00189	0.0	%	0.0
326	2.69764	1.85888	5.50000	5.50000	5.49732	5.49842	-0.00268	-0.00158	0.0	%	0.0
327	2.80499	1.93285	5.50000	5.75000	5.49742	5.74917	-0.00258	-0.00083	0.0	%	0.0
328	3.02928	2.08741	5.50000	6.25000	5.49774	6.25165	-0.00226	0.00165	0.0	%	0.0
329	3.14634	2.16807	5.50000	6.50000	5.49792	6.50321	-0.00208	0.00321	0.0	%	0.0
330	3.26676	2.25105	5.50000	6.75000	5.49813	6.75480	-0.00187	0.00480	0.0	%	0.1
331	3.51794	2.42413	5.50000	7.25000	5.49871	7.25729	-0.00129	0.00729	0.0	%	0.1
332	3.64883	2.51432	5.50000	7.50000	5.49915	7.50785	-0.00085	0.00785	0.0	%	0.1
333	3.78333	2.60700	5.50000	7.75000	5.49977	7.75767	-0.00023	0.00767	0.0	%	0.1
334	4.06346	2.80003	5.50000	8.25000	5.50174	8.25443	0.00174	0.00443	0.0	%	0.1
335	4.20923	2.90048	5.50000	8.50000	5.50320	8.50108	0.00320	0.00108	0.1	%	0.0
336	4.35887	3.00359	5.50000	8.75000	5.50506	8.74644	0.00506	-0.00356	0.1	%	0.0
337	1.39289	0.95049	5.75000	1.25000	5.75158	1.24717	0.00158	-0.00283	0.0	%	0.2
338	1.45961	0.99602	5.75000	1.50000	5.75380	1.50052	0.00380	0.00052	0.1	%	0.0
339	1.52869	1.04316	5.75000	1.75000	5.75502	1.75313	0.00502	0.00313	0.1	%	0.2
340	1.67418	1.14244	5.75000	2.25000	5.75517	2.25631	0.00517	0.00631	0.1	%	0.3
341	1.75070	1.19465	5.75000	2.50000	5.75449	2.50693	0.00449	0.00693	0.1	%	0.3
342	1.82982	1.24864	5.75000	2.75000	5.75354	2.75701	0.00354	0.00701	0.1	%	0.3
343	1.99606	1.36208	5.75000	3.25000	5.75139	3.25578	0.00139	0.00578	0.0	%	0.2
344	2.08331	1.42162	5.75000	3.50000	5.75040	3.50473	0.00040	0.00473	0.0	%	0.1
345	2.17338	1.48309	5.75000	3.75000	5.74954	3.75355	-0.00046	0.00355	0.0	%	0.1
346	2.36227	1.61198	5.75000	4.25000	5.74843	4.25125	-0.00157	0.00125	0.0	%	0.0
347	2.46120	1.67949	5.75000	4.50000	5.74817	4.50037	-0.00183	0.00037	0.0	%	0.0
348	2.56320	1.74909	5.75000	4.75000	5.74807	4.74982	-0.00193	-0.00018	0.0	%	0.0
349	2.77669	1.89478	5.75000	5.25000	5.74820	5.24984	-0.00180	-0.00016	0.0	%	0.0
350	2.88830	1.97094	5.75000	5.50000	5.74835	5.50045	-0.00165	0.00045	0.0	%	0.0
351	3.00325	2.04937	5.75000	5.75000	5.74848	5.75144	-0.00152	0.00144	0.0	%	0.0
352	3.24339	2.21324	5.75000	6.25000	5.74867	6.25414	-0.00133	0.00414	0.0	%	0.1
353	3.36873	2.29877	5.75000	6.50000	5.74868	6.50563	-0.00132	0.00563	0.0	%	0.1

354	3.49766	2.38675	5.75000	6.75000	5.74865	6.75702	-0.00135	0.00702	0.0	%	0.1	%
355	3.76659	2.57027	5.75000	7.25000	5.74864	7.25876	-0.00136	0.00876	0.0	%	0.1	%
356	3.90672	2.66589	5.75000	7.50000	5.74875	7.50876	-0.00125	0.00876	0.0	%	0.1	%
357	4.05074	2.76417	5.75000	7.75000	5.74900	7.75798	-0.00100	0.00798	0.0	%	0.1	%
358	4.35067	2.96883	5.75000	8.25000	5.75021	8.25356	0.00021	0.00356	0.0	%	0.0	%
359	4.50673	3.07533	5.75000	8.50000	5.75128	8.49971	0.00128	-0.00029	0.0	%	0.0	%
360	4.66695	3.18466	5.75000	8.75000	5.75273	8.74475	0.00273	-0.00525	0.0	%	0.1	%
361	1.59361	1.06675	6.25000	1.25000	6.25547	1.24842	0.00547	-0.00158	0.1	%	0.1	%
362	1.66994	1.11784	6.25000	1.50000	6.25603	1.50172	0.00603	0.00172	0.1	%	0.1	%
363	1.74897	1.17074	6.25000	1.75000	6.25584	1.75423	0.00584	0.00423	0.1	%	0.2	%
364	1.91543	1.28217	6.25000	2.25000	6.25408	2.25701	0.00408	0.00701	0.1	%	0.3	%
365	2.00298	1.34077	6.25000	2.50000	6.25294	2.50739	0.00294	0.00739	0.0	%	0.3	%
366	2.09350	1.40136	6.25000	2.75000	6.25182	2.75724	0.00182	0.00724	0.0	%	0.3	%
367	2.28370	1.52868	6.25000	3.25000	6.25011	3.25577	0.00011	0.00577	0.0	%	0.2	%
368	2.38352	1.59550	6.25000	3.50000	6.24964	3.50469	-0.00036	0.00469	0.0	%	0.1	%
369	2.48657	1.66448	6.25000	3.75000	6.24940	3.75364	-0.00060	0.00364	0.0	%	0.1	%
370	2.70267	1.80914	6.25000	4.25000	6.24956	4.25193	-0.00044	0.00193	0.0	%	0.0	%
371	2.81586	1.88490	6.25000	4.50000	6.24982	4.50150	-0.00018	0.00150	0.0	%	0.0	%
372	2.93256	1.96302	6.25000	4.75000	6.25004	4.75140	0.00014	0.00140	0.0	%	0.0	%
373	3.17682	2.12652	6.25000	5.25000	6.25059	5.25231	0.00059	0.00231	0.0	%	0.0	%
374	3.30451	2.21200	6.25000	5.50000	6.25062	5.50325	0.00062	0.00325	0.0	%	0.1	%
375	3.43602	2.30003	6.25000	5.75000	6.25046	5.75442	0.00046	0.00442	0.0	%	0.1	%
376	3.71077	2.48394	6.25000	6.25000	6.24961	6.25695	-0.00039	0.00695	0.0	%	0.1	%
377	3.85416	2.57993	6.25000	6.50000	6.24895	6.50806	-0.00105	0.00806	0.0	%	0.1	%
378	4.00167	2.67867	6.25000	6.75000	6.24819	6.75887	-0.00181	0.00887	0.0	%	0.1	%
379	4.30936	2.88463	6.25000	7.25000	6.24665	7.25912	-0.00335	0.00912	0.1	%	0.1	%
380	4.46969	2.99196	6.25000	7.50000	6.24602	7.50834	-0.00398	0.00834	0.1	%	0.1	%
381	4.63445	3.10225	6.25000	7.75000	6.24557	7.75686	-0.00443	0.00686	0.1	%	0.1	%
382	4.97760	3.33195	6.25000	8.25000	6.24551	8.25170	-0.00449	0.00170	0.1	%	0.0	%
383	5.15616	3.45147	6.25000	8.50000	6.24600	8.49807	-0.00400	-0.00193	0.1	%	0.0	%
384	5.33947	3.57418	6.25000	8.75000	6.24686	8.74380	-0.00314	-0.00620	0.1	%	0.1	%
385	1.70294	1.12917	6.50000	1.25000	6.50615	1.24914	0.00615	-0.00086	0.1	%	0.1	%
386	1.78450	1.18325	6.50000	1.50000	6.50594	1.50240	0.00594	0.00240	0.1	%	0.2	%
387	1.86896	1.23926	6.50000	1.75000	6.50520	1.75477	0.00520	0.00477	0.1	%	0.3	%
388	2.04683	1.35720	6.50000	2.25000	6.50297	2.25718	0.00297	0.00718	0.0	%	0.3	%
389	2.14039	1.41923	6.50000	2.50000	6.50187	2.50735	0.00187	0.00735	0.0	%	0.3	%
390	2.23711	1.48337	6.50000	2.75000	6.50093	2.75703	0.00093	0.00703	0.0	%	0.3	%
391	2.44036	1.61814	6.50000	3.25000	6.49990	3.25532	-0.00010	0.00532	0.0	%	0.2	%
392	2.54703	1.68887	6.50000	3.50000	6.49981	3.50425	-0.00019	0.00425	0.0	%	0.1	%
393	2.65715	1.76189	6.50000	3.75000	6.49995	3.75323	-0.00005	0.00323	0.0	%	0.1	%
394	2.88808	1.91501	6.50000	4.25000	6.50071	4.25174	0.00071	0.00174	0.0	%	0.0	%
395	3.00903	1.99521	6.50000	4.50000	6.50114	4.50146	0.00114	0.00146	0.0	%	0.0	%
396	3.13374	2.07790	6.50000	4.75000	6.50151	4.75152	0.00151	0.00152	0.0	%	0.0	%
397	3.39475	2.25097	6.50000	5.25000	6.50173	5.25267	0.00173	0.00267	0.0	%	0.1	%
398	3.53121	2.34145	6.50000	5.50000	6.50150	5.50366	0.00150	0.00366	0.0	%	0.1	%
399	3.67174	2.43463	6.50000	5.75000	6.50104	5.75477	0.00104	0.00477	0.0	%	0.1	%
400	3.96533	2.62931	6.50000	6.25000	6.49942	6.25701	-0.00058	0.00701	0.0	%	0.1	%
401	4.11857	2.73091	6.50000	6.50000	6.49837	6.50788	-0.00163	0.00788	0.0	%	0.1	%
402	4.27620	2.83543	6.50000	6.75000	6.49724	6.75843	-0.00276	0.00843	0.0	%	0.1	%
403	4.60499	3.05344	6.50000	7.25000	6.49508	7.25819	-0.00492	0.00819	0.1	%	0.1	%
404	4.77632	3.16705	6.50000	7.50000	6.49422	7.50725	-0.00578	0.00725	0.1	%	0.1	%
405	4.95239	3.28379	6.50000	7.75000	6.49359	7.75577	-0.00641	0.00577	0.1	%	0.1	%
406	5.31908	3.52694	6.50000	8.25000	6.49331	8.25118	-0.00669	0.00118	0.1	%	0.0	%
407	5.50988	3.65345	6.50000	8.50000	6.49371	8.49820	-0.00629	-0.00180	0.1	%	0.0	%
408	5.70577	3.78334	6.50000	8.75000	6.49450	8.74490	-0.00550	-0.00510	0.1	%	0.1	%
409	1.81863	1.19461	6.75000	1.25000	6.75591	1.24989	0.00591	-0.00011	0.1	%	0.0	%
410	1.90573	1.25183	6.75000	1.50000	6.75515	1.50296	0.00515	0.00296	0.1	%	0.2	%
411	1.99593	1.31108	6.75000	1.75000	6.75405	1.75513	0.00405	0.00513	0.1	%	0.3	%
412	2.18589	1.43586	6.75000	2.25000	6.75178	2.25701	0.00178	0.00701	0.0	%	0.3	%
413	2.28580	1.50149	6.75000	2.50000	6.75091	2.50694	0.00091	0.00694	0.0	%	0.3	%
414	2.38910	1.56934	6.75000	2.75000	6.75033	2.75638	0.00033	0.00638	0.0	%	0.2	%
415	2.60615	1.71192	6.75000	3.25000	6.75015	3.25441	0.00015	0.00441	0.0	%	0.1	%
416	2.72007	1.78675	6.75000	3.50000	6.75046	3.50333	0.00046	0.00333	0.0	%	0.1	%
417	2.83767	1.86400	6.75000	3.75000	6.75097	3.75231	0.00097	0.00231	0.0	%	0.1	%
418	3.08429	2.02600	6.75000	4.25000	6.75214	4.25101	0.00214	0.00101	0.0	%	0.0	%
419	3.21346	2.11084	6.75000	4.50000	6.75260	4.50086	0.00260	0.00086	0.0	%	0.0	%
420	3.34664	2.19833	6.75000	4.75000	6.75287	4.75105	0.00287	0.00105	0.0	%	0.0	%
421	3.62538	2.38143	6.75000	5.25000	6.75262	5.25232	0.00262	0.00232	0.0	%	0.0	%
422	3.77110	2.47715	6.75000	5.50000	6.75205	5.50327	0.00205	0.00327	0.0	%	0.1	%
423	3.92118	2.57573	6.75000	5.75000	6.75119	5.75431	0.00119	0.00431	0.0	%	0.1	%
424	4.23472	2.78169	6.75000	6.25000	6.74884	6.25619	-0.00116	0.00619	0.0	%	0.1	%
425	4.39837	2.88918	6.75000	6.50000	6.74746	6.50685	-0.00254	0.00685	0.0	%	0.1	%
426	4.56671	2.99976	6.75000	6.75000	6.74608	6.75717	-0.00392	0.00717	0.1	%	0.1	%
427	4.91784	3.23041	6.75000	7.25000	6.74362	7.25667	-0.00638	0.00667	0.1	%	0.1	%
428	5.10080	3.35060	6.75000	7.50000	6.74270	7.50581	-0.00730	0.00581	0.1	%	0.1	%
429	5.28883	3.47411	6.75000	7.75000	6.74209	7.75453	-0.00791	0.00453	0.1	%	0.1	%
430	5.68044	3.73134	6.75000	8.25000	6.74193	8.25106	-0.00807	0.00106	0.1	%	0.0	%
431	5.88420	3.86519	6.75000	8.50000	6.74241	8.49903	-0.00759	-0.00097	0.1	%	0.0	%
432	6.09339	4.00261	6.75000	8.75000	6.74326	8.74695	-0.00674	-0.00305	0.1	%	0.0	%
433	2.07035	1.33501	7.25000	1.25000	7.25343	1.25081	0.00343	0.00081	0.0	%	0.1	%
434	2.16951	1.39895	7.25000	1.50000	7.25222	1.50328	0.00222	0.00328	0.0	%	0.2	%
435	2.27219	1.46516	7.25000	1.75000	7.25117	1.75474	0.00117	0.00474	0.0	%	0.3	%
436	2.48844	1.60460	7.25000	2.25000	7.25004	2.25520	0.00004	0.00520	0.0	%	0.2	%
437	2.60218	1.67795	7.25000	2.50000	7.25006	2.50456	0.00006	0.00456	0.0	%	0.2	%
438	2.71977	1.75377	7.25000	2.75000	7.25046	2.75352	0.00046	0.00352	0.0	%	0.1	%
439	2.96687	1.91311	7.25000	3.25000	7.25201	3.25108	0.00201	0.00108	0.0	%	0.0	%
440	3.09655	1.99673	7.25000	3.50000	7.25294	3.49995	0.00294	-0.00005	0.0	%	0.0	%
441	3.23044	2.08306	7.25000	3.75000	7.25383	3.74902	0.00383	-0.00098	0.1	%	0.0	%
442	3.51119	2.26410	7.25000	4.25000	7.25498	4.24810	0.00498	-0.00190	0.1	%	0.0	%
443	3.65823	2.35891	7.25000	4.50000	7.25509	4.49811	0.00509	-0.00189	0.1	%	0.0	%
444	3.80985	2.45668	7.25000	4.75000	7.25485	4.74841	0.00485	-0.00159	0.1	%	0.0	%

445	4.12717	2.66130	7.25000	5.25000	7.25329	5.24962	0.00329	-0.00038	0.0	%	0.0
446	4.29307	2.76827	7.25000	5.50000	7.25206	5.50036	0.00206	0.00036	0.0	%	0.0
447	4.46392	2.87844	7.25000	5.75000	7.25063	5.75109	0.00063	0.00109	0.0	%	0.0
448	4.82086	3.10860	7.25000	6.25000	7.24752	6.25223	-0.00248	0.00223	0.0	%	0.0
449	5.00715	3.22873	7.25000	6.50000	7.24604	6.50254	-0.00396	0.00254	0.1	%	0.0
450	5.19879	3.35230	7.25000	6.75000	7.24472	6.75266	-0.00528	0.00266	0.1	%	0.0
451	5.59852	3.61005	7.25000	7.25000	7.24288	7.25237	-0.00712	0.00237	0.1	%	0.0
452	5.80681	3.74437	7.25000	7.50000	7.24245	7.50209	-0.00755	0.00209	0.1	%	0.0
453	6.02086	3.88239	7.25000	7.75000	7.24240	7.75177	-0.00760	0.00177	0.1	%	0.0
454	6.46667	4.16986	7.25000	8.25000	7.24335	8.25148	-0.00665	0.00148	0.1	%	0.0
455	6.69864	4.31944	7.25000	8.50000	7.24429	8.50171	-0.00571	0.00171	0.1	%	0.0
456	6.93679	4.47300	7.25000	8.75000	7.24544	8.75233	-0.00456	0.00233	0.1	%	0.0
457	2.20702	1.41020	7.50000	1.25000	7.50169	1.25073	0.00169	0.00073	0.0	%	0.1
458	2.31272	1.47774	7.50000	1.50000	7.50063	1.50276	0.00063	0.00276	0.0	%	0.2
459	2.42218	1.54768	7.50000	1.75000	7.49995	1.75376	-0.00005	0.00376	0.0	%	0.2
460	2.65271	1.69498	7.50000	2.25000	7.49981	2.25350	-0.00019	0.00350	0.0	%	0.2
461	2.77396	1.77245	7.50000	2.50000	7.50037	2.50256	0.00037	0.00256	0.0	%	0.1
462	2.89932	1.85255	7.50000	2.75000	7.50121	2.75137	0.00121	0.00137	0.0	%	0.0
463	3.16273	2.02086	7.50000	3.25000	7.50337	3.24882	0.00337	-0.00118	0.0	%	0.0
464	3.30097	2.10919	7.50000	3.50000	7.50441	3.49772	0.00441	-0.00228	0.1	%	0.1
465	3.44370	2.20039	7.50000	3.75000	7.50524	3.74691	0.00524	-0.00309	0.1	%	0.1
466	3.74298	2.39162	7.50000	4.25000	7.50601	4.24614	0.00601	-0.00386	0.1	%	0.1
467	3.89973	2.49178	7.50000	4.50000	7.50582	4.49621	0.00582	-0.00379	0.1	%	0.1
468	4.06136	2.59505	7.50000	4.75000	7.50526	4.74651	0.00526	-0.00349	0.1	%	0.1
469	4.39963	2.81119	7.50000	5.25000	7.50319	5.24753	0.00319	-0.00247	0.0	%	0.0
470	4.57647	2.92419	7.50000	5.50000	7.50181	5.49810	0.00181	-0.00190	0.0	%	0.0
471	4.75860	3.04056	7.50000	5.75000	7.50033	5.74864	0.00033	-0.00136	0.0	%	0.0
472	5.13910	3.28369	7.50000	6.25000	7.49747	6.24939	-0.00253	-0.00061	0.0	%	0.0
473	5.33770	3.41058	7.50000	6.50000	7.49625	6.49960	-0.00375	-0.00040	0.1	%	0.0
474	5.54199	3.54112	7.50000	6.75000	7.49529	6.74970	-0.00471	-0.00030	0.1	%	0.0
475	5.96810	3.81339	7.50000	7.25000	7.49430	7.24979	-0.00570	-0.00021	0.1	%	0.0
476	6.19015	3.95526	7.50000	7.50000	7.49433	7.49991	-0.00567	-0.00009	0.1	%	0.0
477	6.41833	4.10107	7.50000	7.75000	7.49470	7.75019	-0.00530	0.00019	0.1	%	0.0
478	6.89357	4.40472	7.50000	8.25000	7.49636	8.25155	-0.00364	0.00155	0.0	%	0.0
479	7.14085	4.56272	7.50000	8.50000	7.49752	8.50282	-0.00248	0.00282	0.0	%	0.0
480	7.39472	4.72494	7.50000	8.75000	7.49875	8.75462	-0.00125	0.00462	0.0	%	0.1
481	2.35135	1.48889	7.75000	1.25000	7.74994	1.25021	-0.00006	0.00021	0.0	%	0.0
482	2.46397	1.56020	7.75000	1.50000	7.74930	1.50173	-0.00070	0.00173	0.0	%	0.1
483	2.58059	1.63404	7.75000	1.75000	7.74909	1.75231	-0.00091	0.00231	0.0	%	0.1
484	2.82620	1.78956	7.75000	2.25000	7.75004	2.25137	0.00004	0.00137	0.0	%	0.1
485	2.95537	1.87136	7.75000	2.50000	7.75104	2.50026	0.00104	0.00026	0.0	%	0.0
486	3.08893	1.95593	7.75000	2.75000	7.75224	2.74898	0.00224	-0.00102	0.0	%	0.0
487	3.36957	2.13363	7.75000	3.25000	7.75468	3.24648	0.00468	-0.00352	0.1	%	0.1
488	3.51685	2.22689	7.75000	3.50000	7.75565	3.49552	0.00565	-0.00448	0.1	%	0.1
489	3.66891	2.32317	7.75000	3.75000	7.75632	3.74481	0.00632	-0.00519	0.1	%	0.1
490	3.98776	2.52507	7.75000	4.25000	7.75655	4.24424	0.00655	-0.00576	0.1	%	0.1
491	4.15477	2.63082	7.75000	4.50000	7.75609	4.49431	0.00609	-0.00569	0.1	%	0.1
492	4.32696	2.73985	7.75000	4.75000	7.75529	4.74456	0.00529	-0.00544	0.1	%	0.1
493	4.68736	2.96806	7.75000	5.25000	7.75298	5.24529	0.00298	-0.00471	0.0	%	0.1
494	4.87577	3.08736	7.75000	5.50000	7.75166	5.49565	0.00166	-0.00435	0.0	%	0.1
495	5.06980	3.21023	7.75000	5.75000	7.75037	5.74595	0.00037	-0.00405	0.0	%	0.1
496	5.47519	3.46692	7.75000	6.25000	7.74817	6.24633	-0.00183	-0.00367	0.0	%	0.1
497	5.68677	3.60089	7.75000	6.50000	7.74742	6.49644	-0.00258	-0.00356	0.0	%	0.1
498	5.90442	3.73871	7.75000	6.75000	7.74696	6.74657	-0.00304	-0.00343	0.0	%	0.1
499	6.35841	4.02618	7.75000	7.25000	7.74700	7.24710	-0.00300	-0.00290	0.0	%	0.0
500	6.59497	4.17597	7.75000	7.50000	7.74750	7.49763	-0.00250	-0.00237	0.0	%	0.0
501	6.83808	4.32991	7.75000	7.75000	7.74829	7.74845	-0.00171	-0.00155	0.0	%	0.0
502	7.34440	4.65051	7.75000	8.25000	7.75049	8.25121	0.00049	0.00121	0.0	%	0.0
503	7.60785	4.81733	7.75000	8.50000	7.75175	8.50330	0.00175	0.00330	0.0	%	0.0
504	7.87832	4.98859	7.75000	8.75000	7.75293	8.75597	0.00293	0.00597	0.0	%	0.1
505	2.66444	1.65728	8.25000	1.25000	8.24724	1.24809	-0.00276	-0.00191	0.0	%	0.2
506	2.79206	1.73666	8.25000	1.50000	8.24762	1.49883	-0.00238	-0.00117	0.0	%	0.1
507	2.92420	1.81885	8.25000	1.75000	8.24847	1.74879	-0.00153	-0.00121	0.0	%	0.1
508	3.20251	1.99196	8.25000	2.25000	8.25108	2.24730	0.00108	-0.00270	0.0	%	0.1
509	3.34889	2.08300	8.25000	2.50000	8.25254	2.49625	0.00254	-0.00375	0.0	%	0.2
510	3.50023	2.17713	8.25000	2.75000	8.25392	2.74517	0.00392	-0.00483	0.0	%	0.2
511	3.81823	2.37493	8.25000	3.25000	8.25595	3.24345	0.00595	-0.00655	0.1	%	0.2
512	3.98513	2.47874	8.25000	3.50000	8.25645	3.49288	0.00645	-0.00712	0.1	%	0.2
513	4.15743	2.58591	8.25000	3.75000	8.25659	3.74251	0.00659	-0.00749	0.1	%	0.2
514	4.51874	2.81065	8.25000	4.25000	8.25589	4.24223	0.00589	-0.00777	0.1	%	0.2
515	4.70798	2.92835	8.25000	4.50000	8.25521	4.49219	0.00521	-0.00781	0.1	%	0.2
516	4.90311	3.04972	8.25000	4.75000	8.25441	4.74216	0.00441	-0.00784	0.1	%	0.2
517	5.31149	3.30373	8.25000	5.25000	8.25286	5.24196	0.00286	-0.00804	0.0	%	0.2
518	5.52499	3.43653	8.25000	5.50000	8.25226	5.49178	0.00226	-0.00822	0.0	%	0.1
519	5.74486	3.57329	8.25000	5.75000	8.25186	5.74156	0.00186	-0.00844	0.0	%	0.1
520	6.20423	3.85902	8.25000	6.25000	8.25177	6.24123	0.00177	-0.00877	0.0	%	0.1
521	6.44398	4.00814	8.25000	6.50000	8.25207	6.49125	0.00207	-0.00875	0.0	%	0.1
522	6.69061	4.16154	8.25000	6.75000	8.25261	6.74145	0.00261	-0.00855	0.0	%	0.1
523	7.20504	4.48152	8.25000	7.25000	8.25426	7.24268	0.00426	-0.00732	0.1	%	0.1
524	7.47311	4.64826	8.25000	7.50000	8.25531	7.49376	0.00531	-0.00624	0.1	%	0.1
525	7.74859	4.81960	8.25000	7.75000	8.25644	7.74519	0.00644	-0.00481	0.1	%	0.1
526	8.32232	5.17646	8.25000	8.25000	8.25871	8.24912	0.00871	-0.00088	0.1	%	0.0
527	8.62085	5.36215	8.25000	8.50000	8.25963	8.50168	0.00963	0.00168	0.1	%	0.0
528	8.92734	5.55278	8.25000	8.75000	8.26019	8.75474	0.01019	0.00474	0.1	%	0.1
529	2.83394	1.74724	8.50000	1.25000	8.49627	1.24711	-0.00373	-0.00289	0.0	%	0.2
530	2.96968	1.83093	8.50000	1.50000	8.49710	1.49771	-0.00290	-0.00229	0.0	%	0.2
531	3.11023	1.91759	8.50000	1.75000	8.49832	1.74764	-0.00168	-0.00236	0.0	%	0.1
532	3.40624	2.10009	8.50000	2.25000	8.50121	2.24649	0.00121	-0.00351	0.0	%	0.2
533	3.56193	2.19608	8.50000	2.50000	8.50262	2.49572	0.00262	-0.00428	0.0	%	0.2
534	3.72290	2.29532	8.50000	2.75000	8.50380	2.74503	0.00380	-0.00497	0.0	%	0.2
535	4.06113	2.50386	8.50000	3.25000	8.50525	3.24401	0.00525	-0.00599	0.1	%	0.2



536	4.23864	2.61330	8.50000	3.50000	8.50546	3.49373	0.00546	-0.00627	0.1 %	0.2 %
537	4.42191	2.72629	8.50000	3.75000	8.50538	3.74355	0.00538	-0.00645	0.1 %	0.2 %
538	4.80621	2.96323	8.50000	4.25000	8.50456	4.24333	0.00456	-0.00667	0.1 %	0.2 %
539	5.00749	3.08732	8.50000	4.50000	8.50402	4.49316	0.00402	-0.00684	0.0 %	0.2 %
540	5.21502	3.21528	8.50000	4.75000	8.50349	4.74291	0.00349	-0.00709	0.0 %	0.1 %
541	5.64938	3.48308	8.50000	5.25000	8.50279	5.24218	0.00279	-0.00782	0.0 %	0.1 %
542	5.87646	3.62309	8.50000	5.50000	8.50271	5.49172	0.00271	-0.00828	0.0 %	0.2 %
543	6.11033	3.76727	8.50000	5.75000	8.50283	5.74127	0.00283	-0.00873	0.0 %	0.2 %
544	6.59892	4.06851	8.50000	6.25000	8.50361	6.24070	0.00361	-0.00930	0.0 %	0.1 %
545	6.85392	4.22573	8.50000	6.50000	8.50423	6.49070	0.00423	-0.00930	0.0 %	0.1 %
546	7.11624	4.38746	8.50000	6.75000	8.50498	6.74094	0.00498	-0.00906	0.1 %	0.1 %
547	7.66340	4.72480	8.50000	7.25000	8.50670	7.24228	0.00670	-0.00772	0.1 %	0.1 %
548	7.94852	4.90059	8.50000	7.50000	8.50763	7.49335	0.00763	-0.00665	0.1 %	0.1 %
549	8.24152	5.08124	8.50000	7.75000	8.50857	7.74467	0.00857	-0.00533	0.1 %	0.1 %
550	8.85175	5.45747	8.50000	8.25000	8.51023	8.24796	0.01023	-0.00204	0.1 %	0.0 %
551	9.16927	5.65324	8.50000	8.50000	8.51074	8.49997	0.01074	-0.00003	0.1 %	0.0 %
552	9.49526	5.85422	8.50000	8.75000	8.51081	8.75231	0.01081	0.00231	0.1 %	0.0 %
553	3.01260	1.84125	8.75000	1.25000	8.74528	1.24694	-0.00472	-0.00306	0.1 %	0.2 %
554	3.15690	1.92943	8.75000	1.50000	8.74641	1.49763	-0.00359	-0.00237	0.0 %	0.2 %
555	3.30631	2.02075	8.75000	1.75000	8.74775	1.74785	-0.00225	-0.00215	0.0 %	0.1 %
556	3.62098	2.21307	8.75000	2.25000	8.75049	2.24755	0.00049	-0.00245	0.0 %	0.1 %
557	3.78649	2.31423	8.75000	2.50000	8.75162	2.49733	0.00162	-0.00267	0.0 %	0.1 %
558	3.95760	2.41881	8.75000	2.75000	8.75246	2.74717	0.00246	-0.00283	0.0 %	0.1 %
559	4.31716	2.63856	8.75000	3.25000	8.75324	3.24708	0.00324	-0.00292	0.0 %	0.1 %
560	4.50586	2.75390	8.75000	3.50000	8.75321	3.49713	0.00321	-0.00287	0.0 %	0.1 %
561	4.70068	2.87297	8.75000	3.75000	8.75300	3.74715	0.00300	-0.00285	0.0 %	0.1 %
562	5.10921	3.12265	8.75000	4.25000	8.75235	4.24693	0.00235	-0.00307	0.0 %	0.1 %
563	5.32317	3.25342	8.75000	4.50000	8.75207	4.49663	0.00207	-0.00337	0.0 %	0.1 %
564	5.54380	3.38826	8.75000	4.75000	8.75192	4.74618	0.00192	-0.00382	0.0 %	0.1 %
565	6.00554	3.67047	8.75000	5.25000	8.75210	5.24498	0.00210	-0.00502	0.0 %	0.1 %
566	6.24694	3.81801	8.75000	5.50000	8.75242	5.49433	0.00242	-0.00567	0.0 %	0.1 %
567	6.49554	3.96995	8.75000	5.75000	8.75287	5.74376	0.00287	-0.00624	0.0 %	0.1 %
568	7.01493	4.28739	8.75000	6.25000	8.75397	6.24311	0.00397	-0.00689	0.0 %	0.1 %
569	7.28601	4.45307	8.75000	6.50000	8.75454	6.49313	0.00454	-0.00687	0.1 %	0.1 %
570	7.56487	4.62350	8.75000	6.75000	8.75509	6.74341	0.00509	-0.00659	0.1 %	0.1 %
571	8.14652	4.97900	8.75000	7.25000	8.75614	7.24458	0.00614	-0.00542	0.1 %	0.1 %
572	8.44962	5.16424	8.75000	7.50000	8.75663	7.49536	0.00663	-0.00464	0.1 %	0.1 %
573	8.76109	5.35461	8.75000	7.75000	8.75710	7.74619	0.00710	-0.00381	0.1 %	0.0 %
574	9.40980	5.75108	8.75000	8.25000	8.75782	8.24776	0.00782	-0.00224	0.1 %	0.0 %
575	9.74733	5.95738	8.75000	8.50000	8.75787	8.49853	0.00787	-0.00147	0.1 %	0.0 %
576	10.09387	6.16918	8.75000	8.75000	8.75745	8.74941	0.00745	-0.00059	0.1 %	0.0 %

The average relative error is: 0.1 %  
The maximum relative error is: 0.8 %

## Додаток В

### ПЗ для імітаційного моделювання методу багатомодульної НМ

```

clear all;
echo off

Input_File = 'input.txt';
Output_File = 'out-5.txt';
N=3; M=81;
mash1=12; mash2=7;

inputd=dlmread(Input_File, ';');
out_sign1=[]; out_sign2=[]; out_sign3=[];
for i=1:M out_sign1(i)=inputd(1,i)/mash1; end
for i=1:M out_sign2(i)=inputd(2,i)/mash1; end
for i=1:M out_sign3(i)=inputd(3,i)/mash1; end

inp_sign=[]; err_sign1=[]; err_sign2=[]; err_sign3=[];
for i=1:M
    for j=1:N
        inp_sign(j,i)=inputd(j,i)/mash2;
    end
end

% NEWFF - Initializes feed-forward networks.
% TRAINGDX - Trains a feed-forward network with faster backpropagation.
% SIM - Simulates feed-forward networks.

P = inp_sign;
T1 = out_sign1;
T2 = out_sign2;
T3 = out_sign3;

% DEFINING GENERAL PARAMETERS OF ALL NETWORKS
train_accuracy = 0.00001;
train_epoch = 40000;
net_str = [10, 1];
act_funct = {'logsig' 'purelin'};
train_meth = 'trainlm'; actfunct1 = 'logsig'; actfunct2 = 'purelin';

% DEFINE FIRST NEURAL NETWORK, TRAIN IT AND TEST IT
net1 = newff(minmax(P), net_str, act_funct, train_meth);

net1.performFcn = 'sse'; % Sum-Squared Error performance function
net1.trainParam.goal = train_accuracy; % Sum-squared error goal.
net1.trainParam.show = 20; % Frequency of progress displays (in epochs).
net1.trainParam.epochs = train_epoch; % Maximum number of epochs to train.

[net1,tr1] = train(net1, P, T1);
it1 = size (tr1.epoch);

% PERFORM THE TEST on the training set by first neural network
A1 = sim(net1,P);

% DEFINE SECOND NEURAL NETWORK, TRAIN IT AND TEST IT
net2 = newff(minmax(P), net_str, act_funct, train_meth);

net2.performFcn = 'sse'; % Sum-Squared Error performance function
net2.trainParam.goal = train_accuracy; % Sum-squared error goal.

```

```

net2.trainParam.show = 20;          % Frequency of progress displays (in epochs).
net2.trainParam.epochs = train_epoch; % Maximum number of epochs to train.

[net2,tr2] = train(net2,P,T2);
it2 = size (tr2.epoch);

% PERFORM THE TEST on the training set by second neural network

A2 = sim(net2,P);

% DEFINE THIRD NEURAL NETWORK, TRAIN IT AND TEST IT
net3 = newff(minmax(P), net_str, act_funct, train_meth);

net3.performFcn = 'sse';          % Sum-Squared Error performance function
net3.trainParam.goal = train_accuracy; % Sum-squared error goal.
net3.trainParam.show = 20;          % Frequency of progress displays (in epochs).
net3.trainParam.epochs = train_epoch; % Maximum number of epochs to train.

[net3,tr3] = train(net3,P,T3);
it3 = size (tr3.epoch);

% PERFORM THE TEST on the training set by second neural network

A3 = sim(net3,P);

handleout = fopen(Output_File, 'at');
fprintf(handleout, 'Structure of NNs: %d-%d-%d \n', N, net_str(1), net_str(2));
fprintf(handleout, 'Activation functions of neurons: %s - %s | ', actfunct1,
    actfunct2);
fprintf(handleout, 'Training method: %s\n', train_meth);
fprintf(handleout, 'Sum-squared error of first NN: %12.10f ', tr1.perf(it1(2)));
fprintf(handleout, 'Epoch number of first NN: %ld\n', tr1.epoch(it1(2)));
fprintf(handleout, 'Sum-squared error of second NN: %12.10f ', tr2.perf(it2(2)));
fprintf(handleout, 'Epoch number of second NN: %ld\n', tr2.epoch(it2(2)));
fprintf(handleout, 'Sum-squared error of third NN: %12.10f ', tr3.perf(it3(2)));
fprintf(handleout, 'Epoch number of third NN: %ld\n', tr3.epoch(it3(2)));
fprintf(handleout, 'Recognition based on points from training set:\n');
fprintf(handleout, 'Name of the input file is :%s\n', Input_File);
fprintf(handleout, '|      |      Inputs      |      |      Outputs      |
    Recognised      |      Abs.Error      |      Rel. Error      |\n');
s_ps1=0; max_ps1=0; s_ps2=0; max_ps2=0; s_ps3=0; max_ps3=0;
for i=1:M
    fprintf(handleout, '|%3d', i);
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', P(j,i)*mash2); end
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', T1(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', T2(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', T3(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', A1(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', A2(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', A3(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', (A1(i)-T1(i))*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', (A2(i)-T2(i))*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', (A3(i)-T3(i))*mash1);
    fprintf(handleout, '|');
    ps=abs((A1(i)-T1(i))/T1(i))*100; s_ps1=s_ps1+ps;
    if (i==0) max_ps1=ps; elseif (max_ps1 < ps) max_ps1=ps; end
    fprintf(handleout, '%4.1f %% |', ps); err_sign1(i) = ps;
    ps=abs((A2(i)-T2(i))/T2(i))*100; s_ps2=s_ps2+ps;
    if (i==0) max_ps2=ps; elseif (max_ps2 < ps) max_ps2=ps; end
    fprintf(handleout, '%4.1f %% |', ps); err_sign2(i) = ps;
    ps=abs((A3(i)-T3(i))/T3(i))*100; s_ps3=s_ps3+ps;
    if (i==0) max_ps3=ps; elseif (max_ps3 < ps) max_ps3=ps; end
    fprintf(handleout, '%4.1f %% |', ps); err_sign3(i) = ps;
    fprintf(handleout, '\n');

```

```

end
fprintf(handleout, '%69cThe average relative error is: |%4.1f %% |%4.1f %% |%4.1f %%
\n', ' ', s_ps1/M, s_ps2/M, s_ps3/M);
fprintf(handleout, '%69cThe maximum relative error is: |%4.1f %% |%4.1f %% |%4.1f %%
\n', ' ', max_ps1, max_ps2, max_ps3/M);
fprintf(handleout, '\n');

in=[1:1:M]; figure; plot(in, err_sign1, 'bo-', in, err_sign2, 'b+-', err_sign3, 'bs-
'), grid on
title('Recognition of MPS outputs by triple NNs: inside training set')
xlabel('Time')
ylabel('Relative error of recognition')
legend('Error of first sensor signal recognition', 'Error of second sensor signal
recognition', 0)

Test_File = 'test.txt';
N=3; M=576;

testd=dlmread(Test_File, ';');
out_test1=[]; out_test2=[]; out_test3=[];
for i=1:M out_test1(i)=testd(1,i)/mash1; end
for i=1:M out_test2(i)=testd(2,i)/mash1; end
for i=1:M out_test3(i)=testd(3,i)/mash1; end

inp_test=[];
for i=1:M
    for j=1:N
        inp_test(j,i)=testd(j,i)/mash2;
    end
end

P = inp_test;
T1 = out_test1;
T2 = out_test2;
T3 = out_test3;

% PERFORM THE TEST outside of the training set by ALL NNs

A1 = sim(net1,P);
A2 = sim(net2,P);
A3 = sim(net3,P);

fprintf(handleout, 'Recognition based on points outside of training set:\n');
fprintf(handleout, 'Name of the test file is :%s\n', Test_File);
fprintf(handleout, '|   |           Inputs           |           Outputs           |
Recognised   |           Abs.Error           |   Rel. Error   |\n');
s_ps1=0; max_ps1=0; s_ps2=0; max_ps2=0; s_ps3=0; max_ps3=0;
for i=1:M
    fprintf(handleout, '|%3d', i);
    for j=1:N fprintf(handleout, '|%10.5f ', P(j,i)*mash2); end
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', T1(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', T2(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', T3(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', A1(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', A2(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', A3(i)*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', (A1(i)-T1(i))*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', (A2(i)-T2(i))*mash1);
    fprintf(handleout, '|%10.5f ', (A3(i)-T3(i))*mash1);
    fprintf(handleout, '|');
    ps=abs((A1(i)-T1(i))/T1(i))*100; s_ps1=s_ps1+ps;
    if (i==0) max_ps1=ps; elseif (max_ps1 < ps) max_ps1=ps; end
    fprintf(handleout, '%4.1f %% |', ps); err_sign1(i) = ps;
    ps=abs((A2(i)-T2(i))/T2(i))*100; s_ps2=s_ps2+ps;

```

```

    if (i==0) max_ps2=ps; elseif (max_ps2 < ps) max_ps2=ps; end
    fprintf(handleout, '%4.1f %% |', ps); err_sign2(i) = ps;
    ps=abs((A3(i)-T3(i))/T3(i))*100; s_ps3=s_ps3+ps;
    if (i==0) max_ps3=ps; elseif (max_ps3 < ps) max_ps3=ps; end
    fprintf(handleout, '%4.1f %% |', ps); err_sign3(i) = ps;
    fprintf(handleout, '\n');
end
fprintf(handleout, '%69cThe average relative error is: |%4.1f %% |%4.1f %% |%4.1f %%
|\n', ' ', s_ps1/M, s_ps2/M, s_ps3/M);
fprintf(handleout, '%69cThe maximum relative error is: |%4.1f %% |%4.1f %% |%4.1f %%
|\n', ' ', max_ps1, max_ps2, max_ps2);
fprintf(handleout, '\n'); fclose(handleout);

in=[1:1:M]; figure; plot(in, err_sign1, 'ro-', in, err_sign2, 'go-', err_sign3, 'bs-
'), grid on
title('Recognition of MPS outputs by triple NNs: outside training set')
xlabel('Time')
ylabel('Relative error of recognition')
legend('Error of first sensor signal recognition', 'Error of second sensor signal
recognition', 0)

```

## Додаток Д

### Результати розпізнавання фізичних величин багатомодульною НМ на імітаційній моделі (1) (наведено тільки для одного модуля)

This is the results obtained by 3 NNs with the following architecture:  
 Neurons of input layer: 2 Neurons of hidden layer: 10 Neurons of output layer: 2  
 Activation functions of neurons: logsig - purelin | Training method: trainlm Target SSE: 0.0000100000  
 This is recognition based on points inside training set ... Name of the input file is : input.txt

	Inputs		Outputs		Recognised		Abs.Error		Rel. Error	
Sum-squared error of 2 NNs: 0.0000099788 Epoch number of 2 NNs: 3975										
1	0.81170	0.59428	4.00000	1.00000	4.00012	0.99991	0.00012	-0.00009	0.0 %	0.0 %
2	0.97771	0.71583	4.00000	2.00000	3.99950	1.99972	-0.00050	-0.00028	0.0 %	0.0 %
3	1.16797	0.85512	4.00000	3.00000	4.00017	3.00000	0.00017	-0.00000	0.0 %	0.0 %
4	1.38473	1.01382	4.00000	4.00000	4.00021	4.00020	0.00021	0.00020	0.0 %	0.0 %
5	1.63035	1.19365	4.00000	5.00000	3.99973	5.00013	-0.00027	0.00013	0.0 %	0.0 %
6	1.90728	1.39640	4.00000	6.00000	3.99961	5.99973	-0.00039	-0.00027	0.0 %	0.0 %
7	2.21807	1.62394	4.00000	7.00000	4.00015	6.99947	0.00015	-0.00053	0.0 %	0.0 %
8	2.56538	1.87823	4.00000	8.00000	4.00060	7.99987	0.00060	-0.00013	0.0 %	0.0 %
9	2.95197	2.16127	4.00000	9.00000	3.99979	9.00039	-0.00021	0.00039	0.0 %	0.0 %
10	1.08019	0.75922	5.00000	1.00000	5.00029	1.00076	0.00029	0.00076	0.0 %	0.1 %
11	1.30110	0.91449	5.00000	2.00000	5.00162	1.99944	0.00162	-0.00056	0.0 %	0.0 %
12	1.55429	1.09245	5.00000	3.00000	4.99998	3.00021	-0.00002	0.00021	0.0 %	0.0 %
13	1.84275	1.29519	5.00000	4.00000	4.99878	4.00035	-0.00122	0.00035	0.0 %	0.0 %
14	2.16961	1.52493	5.00000	5.00000	4.99915	4.99956	-0.00085	-0.00044	0.0 %	0.0 %
15	2.53814	1.78395	5.00000	6.00000	5.00023	5.99916	0.00023	-0.00084	0.0 %	0.0 %
16	2.95173	2.07464	5.00000	7.00000	5.00072	7.00020	0.00072	0.00020	0.0 %	0.0 %
17	3.41392	2.39950	5.00000	8.00000	5.00029	8.00162	0.00029	0.00162	0.0 %	0.0 %
18	3.92838	2.76109	5.00000	9.00000	4.99955	8.99893	-0.00045	-0.00107	0.0 %	0.0 %
19	1.42145	0.96065	6.00000	1.00000	5.99728	0.99865	-0.00272	-0.00135	0.0 %	0.1 %
20	1.71216	1.15712	6.00000	2.00000	6.00212	2.00040	0.00212	0.00040	0.0 %	0.0 %
21	2.04534	1.38229	6.00000	3.00000	6.00174	3.00126	0.00174	0.00126	0.0 %	0.0 %
22	2.42493	1.63883	6.00000	4.00000	5.99973	4.00035	-0.00027	0.00035	0.0 %	0.0 %
23	2.85506	1.92952	6.00000	5.00000	5.99853	4.99895	-0.00147	-0.00105	0.0 %	0.0 %
24	3.34001	2.25726	6.00000	6.00000	5.99920	5.99895	-0.00080	-0.00105	0.0 %	0.0 %
25	3.88427	2.62509	6.00000	7.00000	6.00117	7.00078	0.00117	0.00078	0.0 %	0.0 %
26	4.49249	3.03613	6.00000	8.00000	6.00057	8.00053	0.00057	0.00053	0.0 %	0.0 %
27	5.16948	3.49366	6.00000	9.00000	5.99947	8.99958	-0.00053	-0.00042	0.0 %	0.0 %

This is the results obtained by 3 NNs with the following architecture:  
 Neurons of input layer: 2 Neurons of hidden layer: 10 Neurons of output layer: 2  
 Activation functions of neurons: logsig - purelin | Training method: trainlm Target SSE: 0.0000100000  
 This is recognition based on points outside training set ... Name of the input file is : test.txt

	Inputs		Outputs		Recognised		Abs.Error		Rel. Error	
Sum-squared error of 2 NNs: 0.0000099788 Epoch number of 2 NNs: 3975										
1	0.79090	0.58515	3.75000	1.25000	3.74585	1.24565	-0.00415	-0.00435	0.1 %	0.3 %
2	0.82878	0.61318	3.75000	1.50000	3.74504	1.49640	-0.00496	-0.00360	0.1 %	0.2 %
3	0.86801	0.64220	3.75000	1.75000	3.74487	1.74695	-0.00513	-0.00305	0.1 %	0.2 %
4	0.95062	0.70332	3.75000	2.25000	3.74596	2.24755	-0.00404	-0.00245	0.1 %	0.1 %
5	0.99407	0.73546	3.75000	2.50000	3.74701	2.49763	-0.00299	-0.00237	0.1 %	0.1 %
6	1.03899	0.76870	3.75000	2.75000	3.74831	2.74753	-0.00169	-0.00247	0.0 %	0.1 %
7	1.13339	0.83854	3.75000	3.25000	3.75140	3.24682	0.00140	-0.00318	0.0 %	0.1 %
8	1.18293	0.87519	3.75000	3.50000	3.75304	3.49630	0.00304	-0.00370	0.1 %	0.1 %
9	1.23407	0.91303	3.75000	3.75000	3.75465	3.74571	0.00465	-0.00429	0.1 %	0.1 %
10	1.34132	0.99238	3.75000	4.25000	3.75775	4.24428	0.00775	-0.00572	0.2 %	0.1 %
11	1.39750	1.03394	3.75000	4.50000	3.75917	4.49351	0.00917	-0.00649	0.2 %	0.1 %
12	1.45542	1.07679	3.75000	4.75000	3.76049	4.74269	0.01049	-0.00731	0.3 %	0.2 %
13	1.57664	1.16648	3.75000	5.25000	3.76277	5.24099	0.01277	-0.00901	0.3 %	0.2 %
14	1.64001	1.21336	3.75000	5.50000	3.76369	5.49021	0.01369	-0.00979	0.4 %	0.2 %
15	1.70528	1.26165	3.75000	5.75000	3.76450	5.73940	0.01450	-0.01060	0.4 %	0.2 %
16	1.84164	1.36254	3.75000	6.25000	3.76567	6.23797	0.01567	-0.01203	0.4 %	0.2 %
17	1.91280	1.41519	3.75000	6.50000	3.76604	6.48733	0.01604	-0.01267	0.4 %	0.2 %
18	1.98601	1.46935	3.75000	6.75000	3.76626	6.73678	0.01626	-0.01322	0.4 %	0.2 %
19	2.13871	1.58233	3.75000	7.25000	3.76622	7.23591	0.01622	-0.01409	0.4 %	0.2 %
20	2.21829	1.64120	3.75000	7.50000	3.76592	7.48565	0.01592	-0.01435	0.4 %	0.2 %
21	2.30006	1.70170	3.75000	7.75000	3.76545	7.73547	0.01545	-0.01453	0.4 %	0.2 %
22	2.47036	1.82770	3.75000	8.25000	3.76385	8.23541	0.01385	-0.01459	0.4 %	0.2 %
23	2.55898	1.89326	3.75000	8.50000	3.76273	8.48547	0.01273	-0.01453	0.3 %	0.2 %
24	2.64995	1.96057	3.75000	8.75000	3.76135	8.73560	0.01135	-0.01440	0.3 %	0.2 %
25	0.91508	0.66306	4.25000	1.25000	4.25148	1.25170	0.00148	0.00170	0.0 %	0.1 %
26	0.95891	0.69482	4.25000	1.50000	4.25141	1.50132	0.00141	0.00132	0.0 %	0.1 %
27	1.00429	0.72771	4.25000	1.75000	4.25122	1.75116	0.00122	0.00116	0.0 %	0.1 %
28	1.09988	0.79697	4.25000	2.25000	4.25060	2.25117	0.00060	0.00117	0.0 %	0.1 %
29	1.15015	0.83339	4.25000	2.50000	4.25009	2.50139	0.00009	0.00139	0.0 %	0.1 %
30	1.20212	0.87105	4.25000	2.75000	4.24945	2.75170	-0.00055	0.00170	0.0 %	0.1 %
31	1.31134	0.95019	4.25000	3.25000	4.24797	3.25241	-0.00203	0.00241	0.0 %	0.1 %
32	1.36866	0.99172	4.25000	3.50000	4.24713	3.50284	-0.00287	0.00284	0.1 %	0.1 %
33	1.42784	1.03460	4.25000	3.75000	4.24632	3.75322	-0.00368	0.00322	0.1 %	0.1 %
34	1.55192	1.12452	4.25000	4.25000	4.24482	4.25390	-0.00518	0.00390	0.1 %	0.1 %
35	1.61692	1.17161	4.25000	4.50000	4.24420	4.50418	-0.00580	0.00418	0.1 %	0.1 %
36	1.68393	1.22017	4.25000	4.75000	4.24368	4.75443	-0.00632	0.00443	0.1 %	0.1 %
37	1.82419	1.32180	4.25000	5.25000	4.24310	5.25473	-0.00690	0.00473	0.2 %	0.1 %
38	1.89751	1.37493	4.25000	5.50000	4.24304	5.50481	-0.00696	0.00481	0.2 %	0.1 %
39	1.97302	1.42964	4.25000	5.75000	4.24314	5.75485	-0.00686	0.00485	0.2 %	0.1 %
40	2.13079	1.54396	4.25000	6.25000	4.24379	6.25488	-0.00621	0.00488	0.1 %	0.1 %
41	2.21313	1.60362	4.25000	6.50000	4.24429	6.50490	-0.00571	0.00490	0.1 %	0.1 %

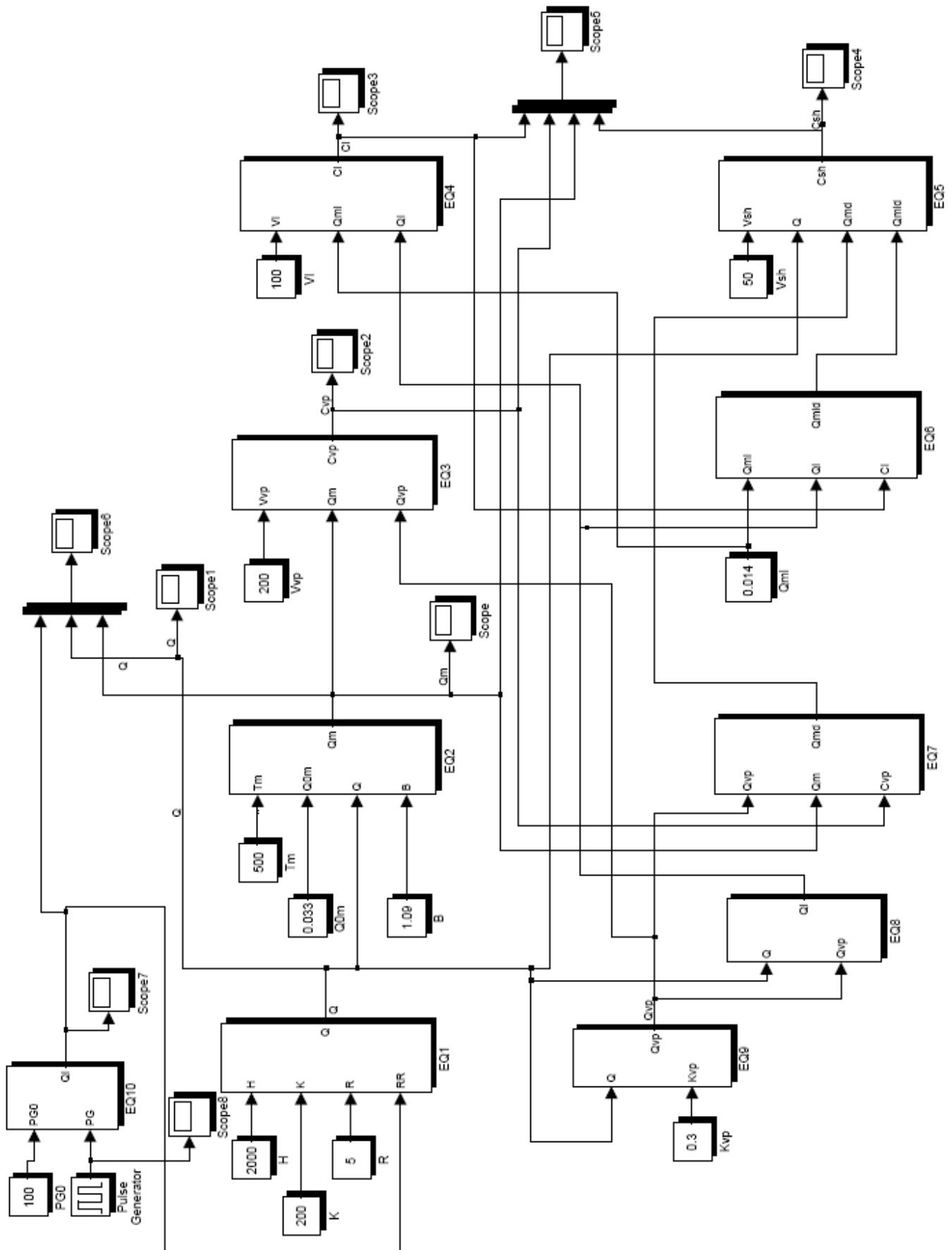
42	2.29783	1.66500	4.25000	6.75000	4.24487	6.75497	-0.00513	0.00497	0.1	%	0.1	%
43	2.47451	1.79302	4.25000	7.25000	4.24622	7.25519	-0.00378	0.00519	0.1	%	0.1	%
44	2.56658	1.85973	4.25000	7.50000	4.24692	7.50537	-0.00308	0.00537	0.1	%	0.1	%
45	2.66119	1.92828	4.25000	7.75000	4.24762	7.75556	-0.00238	0.00556	0.1	%	0.1	%
46	2.85823	2.07106	4.25000	8.25000	4.24888	8.25599	-0.00112	0.00599	0.0	%	0.1	%
47	2.96076	2.14535	4.25000	8.50000	4.24940	8.50615	-0.00060	0.00615	0.0	%	0.1	%
48	3.06602	2.22162	4.25000	8.75000	4.24986	8.75620	-0.00014	0.00620	0.0	%	0.1	%
49	0.98320	0.70515	4.50000	1.25000	4.50182	1.25216	0.00182	0.00216	0.0	%	0.2	%
50	1.03029	0.73892	4.50000	1.50000	4.50181	1.50168	0.00181	0.00168	0.0	%	0.1	%
51	1.07905	0.77390	4.50000	1.75000	4.50156	1.75146	0.00156	0.00146	0.0	%	0.1	%
52	1.18175	0.84755	4.50000	2.25000	4.50042	2.25161	0.00042	0.00161	0.0	%	0.1	%
53	1.23576	0.88629	4.50000	2.50000	4.49959	2.50193	-0.00041	0.00193	0.0	%	0.1	%
54	1.29160	0.92634	4.50000	2.75000	4.49865	2.75232	-0.00135	0.00232	0.0	%	0.1	%
55	1.40895	1.01050	4.50000	3.25000	4.49663	3.25326	-0.00337	0.00326	0.1	%	0.1	%
56	1.47053	1.05467	4.50000	3.50000	4.49565	3.50371	-0.00435	0.00371	0.1	%	0.1	%
57	1.53412	1.10027	4.50000	3.75000	4.49474	3.75413	-0.00526	0.00413	0.1	%	0.1	%
58	1.66744	1.19589	4.50000	4.25000	4.49331	4.25480	-0.00669	0.00480	0.1	%	0.1	%
59	1.73727	1.24598	4.50000	4.50000	4.49284	4.50502	-0.00716	0.00502	0.2	%	0.1	%
60	1.80928	1.29762	4.50000	4.75000	4.49256	4.75517	-0.00744	0.00517	0.2	%	0.1	%
61	1.95997	1.40569	4.50000	5.25000	4.49259	5.25528	-0.00741	0.00528	0.2	%	0.1	%
62	2.03875	1.46220	4.50000	5.50000	4.49289	5.50526	-0.00711	0.00526	0.2	%	0.1	%
63	2.11989	1.52039	4.50000	5.75000	4.49335	5.75523	-0.00665	0.00523	0.1	%	0.1	%
64	2.28940	1.64196	4.50000	6.25000	4.49468	6.25518	-0.00532	0.00518	0.1	%	0.1	%
65	2.37787	1.70541	4.50000	6.50000	4.49547	6.50524	-0.00453	0.00524	0.1	%	0.1	%
66	2.46888	1.77068	4.50000	6.75000	4.49633	6.75533	-0.00367	0.00533	0.1	%	0.1	%
67	2.65870	1.90683	4.50000	7.25000	4.49809	7.25571	-0.00191	0.00571	0.0	%	0.1	%
68	2.75762	1.97777	4.50000	7.50000	4.49895	7.50597	-0.00105	0.00597	0.0	%	0.1	%
69	2.85928	2.05068	4.50000	7.75000	4.49977	7.75625	-0.00023	0.00625	0.0	%	0.1	%
70	3.07099	2.20252	4.50000	8.25000	4.50124	8.25675	0.00124	0.00675	0.0	%	0.1	%
71	3.18114	2.28152	4.50000	8.50000	4.50189	8.50688	0.00189	0.00688	0.0	%	0.1	%
72	3.29424	2.36263	4.50000	8.75000	4.50250	8.75678	0.00250	0.00678	0.1	%	0.1	%
73	1.05561	0.74944	4.75000	1.25000	4.75148	1.25147	0.00148	0.00147	0.0	%	0.1	%
74	1.10617	0.78533	4.75000	1.50000	4.75162	1.50101	0.00162	0.00101	0.0	%	0.1	%
75	1.15852	0.82250	4.75000	1.75000	4.75148	1.75078	0.00148	0.00078	0.0	%	0.0	%
76	1.26879	0.90078	4.75000	2.25000	4.75044	2.25103	0.00044	0.00103	0.0	%	0.0	%
77	1.32678	0.94195	4.75000	2.50000	4.74969	2.50134	-0.00031	0.00134	0.0	%	0.1	%
78	1.38674	0.98452	4.75000	2.75000	4.74889	2.75167	-0.00111	0.00167	0.0	%	0.1	%
79	1.51272	1.07397	4.75000	3.25000	4.74725	3.25241	-0.00275	0.00241	0.1	%	0.1	%
80	1.57884	1.12091	4.75000	3.50000	4.74652	3.50274	-0.00348	0.00274	0.1	%	0.1	%
81	1.64711	1.16938	4.75000	3.75000	4.74592	3.75297	-0.00408	0.00297	0.1	%	0.1	%
82	1.79026	1.27100	4.75000	4.25000	4.74519	4.25319	-0.00481	0.00319	0.1	%	0.1	%
83	1.86523	1.32423	4.75000	4.50000	4.74507	4.50322	-0.00493	0.00322	0.1	%	0.1	%
84	1.94253	1.37912	4.75000	4.75000	4.74513	4.75315	-0.00487	0.00315	0.1	%	0.1	%
85	2.10433	1.49398	4.75000	5.25000	4.74573	5.25290	-0.00427	0.00290	0.1	%	0.1	%
86	2.18891	1.55403	4.75000	5.50000	4.74620	5.50279	-0.00380	0.00279	0.1	%	0.1	%
87	2.27602	1.61588	4.75000	5.75000	4.74678	5.75270	-0.00322	0.00270	0.1	%	0.0	%
88	2.45802	1.74509	4.75000	6.25000	4.74810	6.25268	-0.00190	0.00268	0.0	%	0.0	%
89	2.55300	1.81252	4.75000	6.50000	4.74879	6.50277	-0.00121	0.00277	0.0	%	0.0	%
90	2.65071	1.88189	4.75000	6.75000	4.74946	6.75296	-0.00054	0.00296	0.0	%	0.0	%
91	2.85452	2.02659	4.75000	7.25000	4.75066	7.25358	0.00066	0.00358	0.0	%	0.0	%
92	2.96073	2.10199	4.75000	7.50000	4.75118	7.50395	0.00118	0.00395	0.0	%	0.1	%
93	3.06987	2.17948	4.75000	7.75000	4.75162	7.75435	0.00162	0.00435	0.0	%	0.1	%
94	3.29717	2.34085	4.75000	8.25000	4.75240	8.25483	0.00240	0.00483	0.1	%	0.1	%
95	3.41545	2.42482	4.75000	8.50000	4.75273	8.50483	0.00273	0.00483	0.1	%	0.1	%
96	3.53687	2.51103	4.75000	8.75000	4.75306	8.75450	0.00306	0.00450	0.1	%	0.1	%
97	1.21425	0.84499	5.25000	1.25000	5.25111	1.24826	0.00111	-0.00174	0.0	%	0.1	%
98	1.27240	0.88546	5.25000	1.50000	5.25201	1.49788	0.00201	-0.00212	0.0	%	0.1	%
99	1.33263	0.92737	5.25000	1.75000	5.25254	1.74776	0.00254	-0.00224	0.0	%	0.1	%
100	1.45946	1.01563	5.25000	2.25000	5.25289	2.24786	0.00289	-0.00214	0.1	%	0.1	%
101	1.52616	1.06206	5.25000	2.50000	5.25287	2.49792	0.00287	-0.00208	0.1	%	0.1	%
102	1.59513	1.11005	5.25000	2.75000	5.25273	2.74800	0.00273	-0.00200	0.1	%	0.1	%
103	1.74005	1.21090	5.25000	3.25000	5.25238	3.24800	0.00238	-0.00200	0.0	%	0.1	%
104	1.81611	1.26383	5.25000	3.50000	5.25220	3.49788	0.00220	-0.00212	0.0	%	0.1	%
105	1.89464	1.31847	5.25000	3.75000	5.25204	3.74770	0.00204	-0.00230	0.0	%	0.1	%
106	2.05929	1.43306	5.25000	4.25000	5.25179	4.24718	0.00179	-0.00282	0.0	%	0.1	%
107	2.14553	1.49307	5.25000	4.50000	5.25168	4.49688	0.00168	-0.00312	0.0	%	0.1	%
108	2.23446	1.55496	5.25000	4.75000	5.25155	4.74661	0.00155	-0.00339	0.0	%	0.1	%
109	2.42056	1.68447	5.25000	5.25000	5.25123	5.24617	0.00123	-0.00383	0.0	%	0.1	%
110	2.51786	1.75218	5.25000	5.50000	5.25100	5.49607	0.00100	-0.00393	0.0	%	0.1	%
111	2.61806	1.82191	5.25000	5.75000	5.25070	5.74607	0.00070	-0.00393	0.0	%	0.1	%
112	2.82741	1.96759	5.25000	6.25000	5.24993	6.24635	-0.00007	-0.00365	0.0	%	0.1	%
113	2.93667	2.04362	5.25000	6.50000	5.24943	6.49666	-0.00057	-0.00334	0.0	%	0.1	%
114	3.04906	2.12184	5.25000	6.75000	5.24889	6.74700	-0.00111	-0.00300	0.0	%	0.0	%
115	3.28350	2.28498	5.25000	7.25000	5.24765	7.24780	-0.00235	-0.00220	0.0	%	0.0	%
116	3.40566	2.37000	5.25000	7.50000	5.24698	7.49816	-0.00302	-0.00184	0.1	%	0.0	%
117	3.53121	2.45736	5.25000	7.75000	5.24633	7.74834	-0.00367	-0.00166	0.1	%	0.0	%
118	3.79267	2.63931	5.25000	8.25000	5.24501	8.24790	-0.00499	-0.00210	0.1	%	0.0	%
119	3.92872	2.73399	5.25000	8.50000	5.24425	8.49691	-0.00575	-0.00309	0.1	%	0.0	%
120	4.06839	2.83119	5.25000	8.75000	5.24325	8.74502	-0.00675	-0.00498	0.1	%	0.1	%
121	1.30094	0.89645	5.50000	1.25000	5.50128	1.24683	0.00128	-0.00317	0.0	%	0.3	%
122	1.36325	0.93939	5.50000	1.50000	5.50252	1.49662	0.00252	-0.00338	0.0	%	0.2	%
123	1.42778	0.98385	5.50000	1.75000	5.50338	1.74660	0.00338	-0.00340	0.1	%	0.2	%
124	1.56366	1.07748	5.50000	2.25000	5.50429	2.24672	0.00429	-0.00328	0.1	%	0.1	%
125	1.63513	1.12673	5.50000	2.50000	5.50446	2.49675	0.00446	-0.00325	0.1	%	0.1	%
126	1.70902	1.17765	5.50000	2.75000	5.50444	2.74678	0.00444	-0.00322	0.1	%	0.1	%
127	1.86429	1.28464	5.50000	3.25000	5.50414	3.24659	0.00414	-0.00341	0.1	%	0.1	%
128	1.94578	1.34079	5.50000	3.50000	5.50388	3.49638	0.00388	-0.00362	0.1	%	0.1	%
129	2.02991	1.39876	5.50000	3.75000	5.50355	3.74612	0.00355	-0.00388	0.1	%	0.1	%
130	2.20633	1.52033	5.50000	4.25000	5.50272	4.24547	0.00272	-0.00453	0.0	%	0.1	%
131	2.29873	1.58400	5.50000	4.50000	5.50222	4.49515	0.00222	-0.00485	0.0	%	0.1	%
132	2.39400	1.64965	5.50000	4.75000	5.50165	4.74489	0.00165	-0.00511	0.0	%	0.1	%

133	2.59339	1.78704	5.50000	5.25000	5.50038	5.24447	0.00038	-0.00553	0.0	0.1
134	2.69764	1.85888	5.50000	5.50000	5.49965	5.49439	-0.00035	-0.00561	0.0	0.1
135	2.80499	1.93285	5.50000	5.75000	5.49887	5.74443	-0.00113	-0.00557	0.0	0.1
136	3.02928	2.08741	5.50000	6.25000	5.49719	6.24473	-0.00281	-0.00527	0.1	0.1
137	3.14634	2.16807	5.50000	6.50000	5.49631	6.49501	-0.00369	-0.00499	0.1	0.1
138	3.26676	2.25105	5.50000	6.75000	5.49541	6.74533	-0.00459	-0.00467	0.1	0.1
139	3.51794	2.42413	5.50000	7.25000	5.49362	7.24589	-0.00638	-0.00411	0.1	0.1
140	3.64883	2.51432	5.50000	7.50000	5.49273	7.49604	-0.00727	-0.00396	0.1	0.1
141	3.78333	2.60700	5.50000	7.75000	5.49184	7.74594	-0.00816	-0.00406	0.1	0.1
142	4.06346	2.80003	5.50000	8.25000	5.48957	8.24416	-0.01043	-0.00584	0.2	0.1
143	4.20923	2.90048	5.50000	8.50000	5.48806	8.49212	-0.01194	-0.00788	0.2	0.1
144	4.35887	3.00359	5.50000	8.75000	5.48677	8.73974	-0.01323	-0.01026	0.2	0.1
145	1.39289	0.95049	5.75000	1.25000	5.75094	1.24672	0.00094	-0.00328	0.0	0.3
146	1.45961	0.99602	5.75000	1.50000	5.75236	1.49680	0.00236	-0.00320	0.0	0.2
147	1.52869	1.04316	5.75000	1.75000	5.75339	1.74694	0.00339	-0.00306	0.1	0.2
148	1.67418	1.14244	5.75000	2.25000	5.75439	2.24731	0.00439	-0.00269	0.1	0.1
149	1.75070	1.19465	5.75000	2.50000	5.75450	2.49743	0.00450	-0.00257	0.1	0.1
150	1.82982	1.24864	5.75000	2.75000	5.75440	2.74749	0.00440	-0.00251	0.1	0.1
151	1.99606	1.36208	5.75000	3.25000	5.75376	3.24730	0.00376	-0.00270	0.1	0.1
152	2.08331	1.42162	5.75000	3.50000	5.75326	3.49708	0.00326	-0.00292	0.1	0.1
153	2.17338	1.48309	5.75000	3.75000	5.75267	3.74682	0.00267	-0.00318	0.0	0.1
154	2.36227	1.61198	5.75000	4.25000	5.75130	4.24615	0.00130	-0.00385	0.0	0.1
155	2.46120	1.67949	5.75000	4.50000	5.75056	4.49580	0.00056	-0.00420	0.0	0.1
156	2.56320	1.74909	5.75000	4.75000	5.74978	4.74550	-0.00022	-0.00450	0.0	0.1
157	2.77669	1.89478	5.75000	5.25000	5.74822	5.24506	-0.00178	-0.00494	0.0	0.1
158	2.88830	1.97094	5.75000	5.50000	5.74746	5.49495	-0.00254	-0.00505	0.0	0.1
159	3.00325	2.04937	5.75000	5.75000	5.74671	5.74496	-0.00329	-0.00504	0.1	0.1
160	3.24339	2.21324	5.75000	6.25000	5.74532	6.24520	-0.00468	-0.00480	0.1	0.1
161	3.36873	2.29877	5.75000	6.50000	5.74468	6.49543	-0.00532	-0.00457	0.1	0.1
162	3.49766	2.38675	5.75000	6.75000	5.74407	6.74572	-0.00593	-0.00428	0.1	0.1
163	3.76659	2.57027	5.75000	7.25000	5.74289	7.24615	-0.00711	-0.00385	0.1	0.1
164	3.90672	2.66589	5.75000	7.50000	5.74220	7.49607	-0.00780	-0.00393	0.1	0.1
165	4.05074	2.76417	5.75000	7.75000	5.74122	7.74549	-0.00878	-0.00451	0.2	0.1
166	4.35067	2.96883	5.75000	8.25000	5.73859	8.24282	-0.01141	-0.00718	0.2	0.1
167	4.50673	3.07533	5.75000	8.50000	5.73767	8.49141	-0.01233	-0.00859	0.2	0.1
168	4.66695	3.18466	5.75000	8.75000	5.73696	8.73982	-0.01304	-0.01018	0.2	0.1
169	1.59361	1.06675	6.25000	1.25000	6.24541	1.25482	-0.00459	0.00482	0.1	0.4
170	1.66994	1.11784	6.25000	1.50000	6.24669	1.50579	-0.00331	0.00579	0.1	0.4
171	1.74897	1.17074	6.25000	1.75000	6.24753	1.75670	-0.00247	0.00670	0.0	0.4
172	1.91543	1.28217	6.25000	2.25000	6.24826	2.25816	-0.00174	0.00816	0.0	0.4
173	2.00298	1.34077	6.25000	2.50000	6.24836	2.50863	-0.00164	0.00863	0.0	0.3
174	2.09350	1.40136	6.25000	2.75000	6.24836	2.75893	-0.00164	0.00893	0.0	0.3
175	2.28370	1.52868	6.25000	3.25000	6.24848	3.25899	-0.00152	0.00899	0.0	0.3
176	2.38352	1.59550	6.25000	3.50000	6.24873	3.50877	-0.00127	0.00877	0.0	0.3
177	2.48657	1.66448	6.25000	3.75000	6.24914	3.75848	-0.00086	0.00848	0.0	0.2
178	2.70267	1.80914	6.25000	4.25000	6.25070	4.25776	0.00070	0.00776	0.0	0.2
179	2.81586	1.88490	6.25000	4.50000	6.25189	4.50745	0.00189	0.00745	0.0	0.2
180	2.93256	1.96302	6.25000	4.75000	6.25337	4.75721	0.00337	0.00721	0.1	0.2
181	3.17682	2.12652	6.25000	5.25000	6.25720	5.25722	0.00720	0.00722	0.1	0.1
182	3.30451	2.21200	6.25000	5.50000	6.25951	5.50754	0.00951	0.00754	0.2	0.1
183	3.43602	2.30003	6.25000	5.75000	6.26203	5.75814	0.01203	0.00814	0.2	0.1
184	3.71077	2.48394	6.25000	6.25000	6.26754	6.26017	0.01754	0.01017	0.3	0.2
185	3.85416	2.57993	6.25000	6.50000	6.27033	6.51155	0.02033	0.01155	0.3	0.2
186	4.00167	2.67867	6.25000	6.75000	6.27293	6.76301	0.02293	0.01301	0.4	0.2
187	4.30936	2.88463	6.25000	7.25000	6.27687	7.26561	0.02687	0.01561	0.4	0.2
188	4.46969	2.99196	6.25000	7.50000	6.27879	7.51752	0.02879	0.01752	0.5	0.2
189	4.63445	3.10225	6.25000	7.75000	6.28082	7.77001	0.03082	0.02001	0.5	0.3
190	4.97760	3.33195	6.25000	8.25000	6.28415	8.27560	0.03415	0.02560	0.5	0.3
191	5.15616	3.45147	6.25000	8.50000	6.28518	8.52834	0.03518	0.02834	0.6	0.3
192	5.33947	3.57418	6.25000	8.75000	6.28568	8.78089	0.03568	0.03089	0.6	0.4
							The average relative error is:		0.3	0.4
							The maximum relative error is:		0.6	1.5



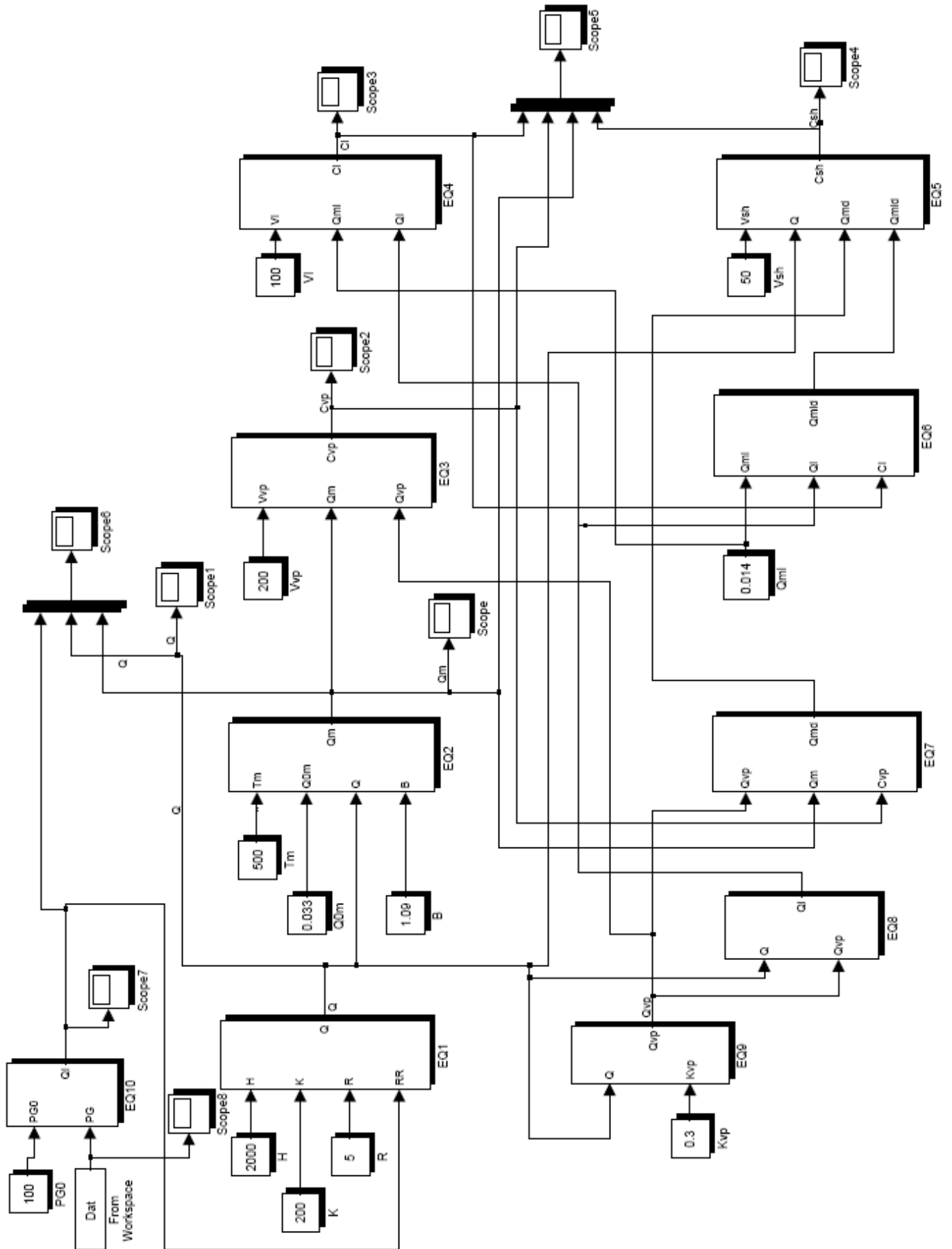
## Додаток Е

## Імітаційна модель дільниці ШВМ з позиційним КВ



## Додаток Ж

## Імітаційна модель ділянки ШВМ з експоненціальним КВ



### Додаток 3

#### ПЗ реалізації алгоритму знаходження множини навчальних векторів для НМ формування КВ

```

clear all;

OutFile = 'OptContParRes71.txt';
% full range of experimental data
% H = [1000 1100 1200 1300 1400 1500 1600 1700 1800 1900 2000 2100 2200 2300 2400 2500 2600
2700 2800 2900 3000];
% Vvp = [100 150 200 250 300 350 400 450 500 550 600 650 700];
%Vl = 200;
%Vsh = 100;

handleout = fopen(OutFile, 'wt');
disp('Starting protocol of finding optimal control sequences for section of MVN: training
data');
fprintf(handleout, 'Starting protocol of finding optimal control sequences for section of MVN:
training data\n');

%reduced range - data for NN training
H = [1000 1200 1400 1600 1800 2000 2200 2400 2600 2800 3000];
Vvp = [100 200 300 400 500 600 700];
Vl = 200; Vsh = 100;

%reduced range - data for NN testing
%H = [1100 1300 1500 1700 1900 2100 2300 2500 2700 2900];
%Vvp = [150 250 350 450 550 650];
%Vl = 200; Vsh = 100;

% to initialize the number of resulting vectors
numVect=1; numVect1=1;
for inH=1:11
    for inVvp=1:7
        % describe parameters of current simulated Mine Ventilation Network
        Hc(1)=1; Hc(2)=H(inH); Vvpc(1)=1; Vvpc(2)=Vvp(inVvp);
        Vlc(1)=1; Vlc(2)=Vl; Vshc(1)=1; Vshc(2)=Vsh;
        disp(sprintf(' '));
        disp(sprintf('Simulation with parameters: H=%d, Vvp=%d, Vl=%d, Vsh=%d',
H(inH), Vvp(inVvp), Vl, Vsh));
        fprintf(handleout, '\nSimulation with parameters: H=%d, Vvp=%d, Vl=%d,
Vsh=%d\n', H(inH), Vvp(inVvp), Vl, Vsh);
        t1=2000; t2=5000; t3=7000;
        fStart = [10 15 20 25 30];
        kOpen = [50 60 70 80 90 100];
        dLine= [0.00001 0.00005 0.0001 0.0005 0.001 0.0015];
        nOpt=1; iter=0;
        for iif=1:5
            for iik=1:6
                for iid=1:6
                    iter=iter+1;
                    fst=fStart(iif); k=kOpen(iik); d=dLine(iid);
                    for i=1:t1-1 f(i)=0; end
                    f(t1)=fst;
                    for i=t1:t2 f(i)=f(t1)+k*(1-exp(-d*(i-t1))); end
                    for i=t2:t3 f(i)=f(t2); end
                    if f(t3) > 100
                        disp(sprintf('SimIter -> %d : %d %d %f -> out of range of Q
control signal %f', iter, fst, k, d, f(t3)));
                        fprintf(handleout, 'SimIter -> %d : %d %d %f -> out of range
of Q control signal %f\n', iter, fst, k, d, f(t3));
                        continue
                    end
                    % start simulation
                    for i=1:t3
                        OpenRule(1,i)=i;
                        OpenRule(2,i)=f(i);

```

```

end
OpenRule=OpenRule';
sim('gasituModFindOpt');
clear OpenRule;
% processing simulation results
begTab = wcCvp(t1,2);
for i=1:t2-t1 tableMas(i)=wcCvp(t1+i,2); end
maxTab = max(tableMas);
if (maxTab-begTab) > (0.1*begTab)
    disp(sprintf('SimIter -> %d : %d %d %f -> increasing Cvp %f
outperforms 10 perc. of initial value %f', iter, fst, k, d, maxTab-begTab, 0.1*begTab));
    fprintf(handleout, 'SimIter -> %d : %d %d %f -> increasing Cvp
%f outperforms 10 perc. of initial value %f\n', iter, fst, k, d, maxTab-begTab, 0.1*begTab);
    continue
end
for iRes=5:t2-t1
    if (tableMas(iRes)-begTab) < 0.00001 break; end
end
begTabSH = wcCsh(t1,2);
for i=1:t2-t1 tableMasSH(i)=wcCsh(t1+i,2); end
maxTabSH = max(tableMasSH);

vectOpt(nOpt, 1) = fst;
vectOpt(nOpt, 2) = k;
vectOpt(nOpt, 3) = d;
vectOpt(nOpt, 4) = begTab;
vectOpt(nOpt, 5) = maxTab;
vectOpt(nOpt, 6) = maxTab-begTab;
vectOpt(nOpt, 7) = wcCvp(t3,2);
vectOpt(nOpt, 8) = iRes;
vectOpt(nOpt, 9) = begTabSH;
vectOpt(nOpt, 10) = maxTabSH;
vectOpt(nOpt, 11) = wcCsh(t3,2);

disp(sprintf('SimIter -> %d : %d %d %f -> OK! Parameters saved in
record %d', iter, fst, k, d, nOpt));
fprintf(handleout, 'SimIter -> %d : %d %d %f -> OK! Parameters
saved in record %d\n', iter, fst, k, d, nOpt);
nOpt = nOpt + 1;
end
end
end
% printing the matrix of optimal vectors
fprintf(handleout, '\n\nThe matrix of optimal control sequences\n');
fprintf(handleout, '# Fst k d begTabVP maxTabVP maxTab-begTabVP
endCvp OptTime begTabSH maxTabSH endCsh\n');
for i=1:nOpt-1
    fprintf(handleout, '%3d %4d %4d %10.7f %9.7f %9.7f %9.7f %9.7f %5d %9.7f
%9.7f %9.7f\n', i, vectOpt(i,1), vectOpt(i,2),...
    vectOpt(i,3), vectOpt(i,4), vectOpt(i,5), vectOpt(i,6), vectOpt(i,7),
vectOpt(i,8), vectOpt(i,9),...
    vectOpt(i,10), vectOpt(i,11));
end

% finding optimal control sequence with minimum time of restoring the same Cvp
value after Q flow starting
opti=1; minTime=vectOpt(1,8);
for i=2:nOpt-1
    if vectOpt(i,8) < minTime
        opti = i; minTime=vectOpt(i,8);
    end
end
% save the result for current modelled MVN
optOpenRules(numVect, 1) = Hc(2);
optOpenRules(numVect, 2) = Vvpc(2);
optOpenRules(numVect, 3) = Vlc(2);
optOpenRules(numVect, 4) = Vshc(2);
for i=1:11 optOpenRules(numVect, i+4) = vectOpt(opti, i); end
numVect = numVect + 1;
clear VectOpt;

```

```

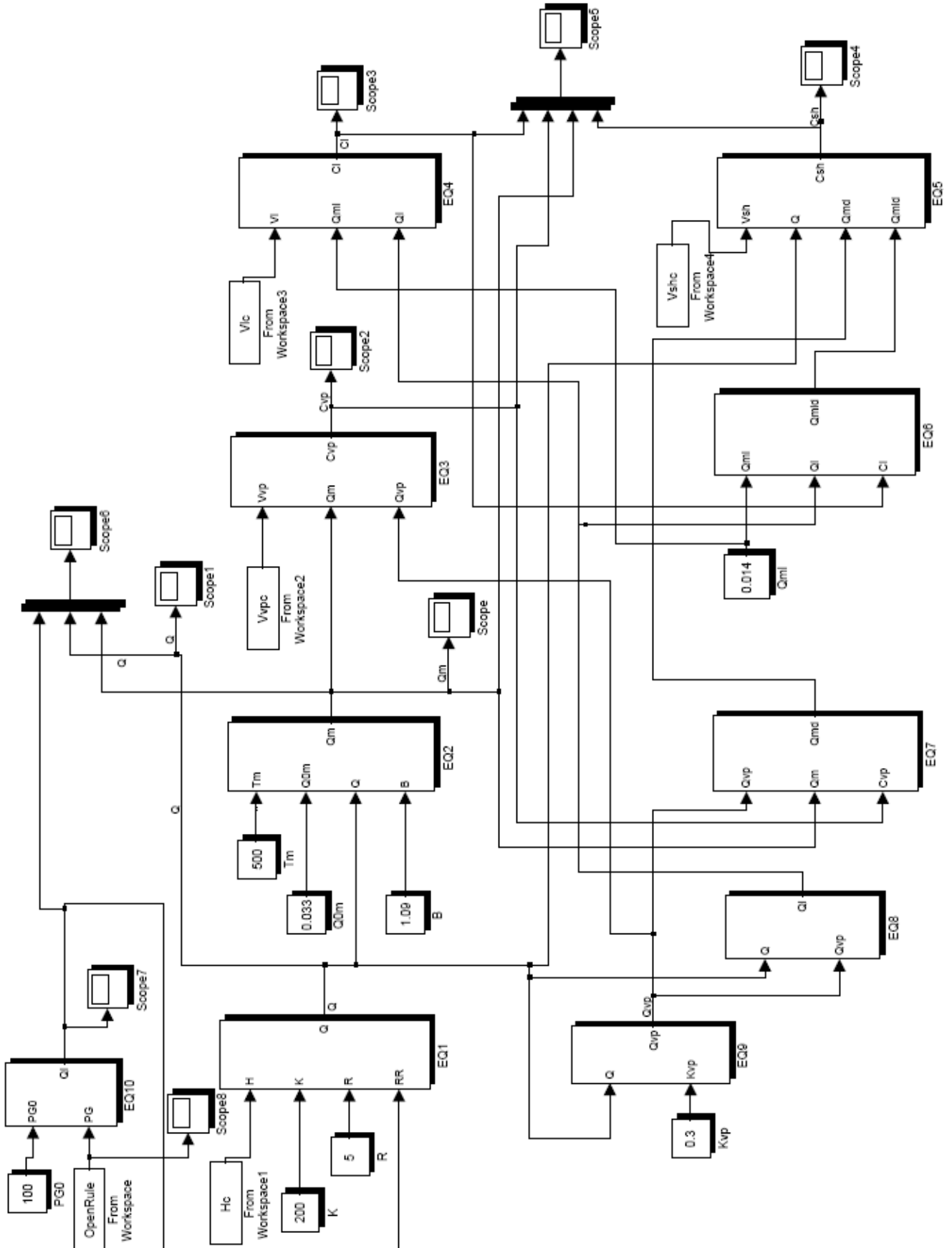
        % finding optimal control sequence with minimum time gathered from 5 variants
with minimal Cvp(7000)
        % sort the matrix by endCvp parameter and then find minimum time from 5 best
elements
        vectOptS = sortrows(vectOpt,7);
        opti=round(rand(1)*10);
        % save the result for current modelled MVN
        optOpenRules1(numVect1, 1) = Hc(2);
        optOpenRules1(numVect1, 2) = Vvpc(2);
        optOpenRules1(numVect1, 3) = VlC(2);
        optOpenRules1(numVect1, 4) = Vshc(2);
        for i=1:11 optOpenRules1(numVect1, i+4) = vectOptS(opti+1, i); end
        numVect1 = numVect1 + 1;
        clear VectOptS;
    end;
end;

fprintf(handleout, '\nList of Optimal Control Parameters for MVN by pure minimal Time of
Cvp\n');
fprintf(handleout, '#\tH \tVvp \tVl \tVsh \tFst \tk \td \tbegTab \tmaxTab \tmaxTab-begTab
\tendCvp \tOptTime \tbegTabSH \tmaxTabSH \tendCsh\n');
for i=1:numVect-1
    fprintf(handleout, '%3d %7d %7d %7d %7d %4d %4d %10.7f %9.7f %9.7f %9.7f %9.7f %5d
%9.7f %9.7f %9.7f\n', i, ...
        optOpenRules(i,1), optOpenRules(i,2), optOpenRules(i,3), optOpenRules(i,4),
optOpenRules(i,5), optOpenRules(i,6),...
        optOpenRules(i,7), optOpenRules(i,8), optOpenRules(i,9), optOpenRules(i,10),
optOpenRules(i,11),optOpenRules(i,12),...
        optOpenRules(i,13), optOpenRules(i,14), optOpenRules(i,15));
end

fprintf(handleout, '\nList of Optimal Control Parameters for MVN by minimal Cvp(7000) criteria
anf minimal Time of 5 better variants\n');
fprintf(handleout, '#\tH \tVvp \tVl \tVsh \tFst \tk \td \tbegTab \tmaxTab \tmaxTab-begTab
\tendCvp \tOptTime \tbegTabSH \tmaxTabSH \tendCsh\n');
for i=1:numVect-1
    fprintf(handleout, '%3d %7d %7d %7d %7d %4d %4d %10.7f %9.7f %9.7f %9.7f %9.7f %5d
%9.7f %9.7f %9.7f\n', i, ...
        optOpenRules1(i,1), optOpenRules1(i,2), optOpenRules1(i,3),
optOpenRules1(i,4), optOpenRules1(i,5), optOpenRules1(i,6),...
        optOpenRules1(i,7), optOpenRules1(i,8), optOpenRules1(i,9),
optOpenRules1(i,10), optOpenRules1(i,11),optOpenRules1(i,12),...
        optOpenRules1(i,13), optOpenRules1(i,14), optOpenRules1(i,15));
end
fprintf(handleout, '\n');

```

**Додаток И**  
**Імітаційна модель ділянки ШВМ з експоненціальним КВ**  
**для роботи алгоритму знаходження множини навчальних векторів**



## Додаток К

### ПЗ НМ формування набору КВ та моделювання роботи дільниці ШВМ при дії різних КВ

#### Розділ К.1.

```

clear all;

Input_File = 'inpVeTrain.txt';
Test_File = 'inpVeTest.txt';
Output_File = 'OutContrInfOrdered30n6-dif-koef.txt';

Ni=2; No=3; M=77;
mash = [3200 750 40 110 500];

inputd=dlmread(Input_File,'\t');
inp_sign=[]; out_sign=[]; err_sign=[];
for i=1:M
    for j=1:Ni
        inp_sign(j,i)=inputd(j,i)/mash(j);
    end
end

for i=1:M
    for j=1:No
        if (j==No)
            out_sign(i,j)=inputd(j+Ni,i)*mash(j+Ni);
        else
            out_sign(i,j)=inputd(j+Ni,i)/mash(j+Ni);
        end
    end
end

% NEWFF - Initializes feed-forward networks.
% TRAINGDX - Trains a feed-forward network with faster backpropagation.
% SIM - Simulates feed-forward networks.

P = inp_sign;
T = out_sign';

% DEFINING THE NETWORK
train_accuracy = 0.0000001;
train_epoch = 800;
net_str = [30, 3];
act_funct = {'logsig' 'purelin'};
train_meth = 'trainlm'; actfunct1 = 'logsig'; actfunct2 = 'purelin';

net = newff(minmax(P), net_str, act_funct, train_meth);

net.performFcn = 'sse'; % Sum-Squared Error performance function
net.trainParam.goal = train_accuracy; % Sum-squared error goal.
net.trainParam.show = 20; % Frequency of progress displays (in epochs).
net.trainParam.epochs = train_epoch; % Maximum number of epochs to train.

[net,tr] = train(net,P,T);
it = size (tr.epoch);

% PERFORM THE TEST on the training set

```

```

A = sim(net,P);

handleout = fopen(Output_File, 'at');
fprintf(handleout, 'Neurons of input layer: %d ', Ni);
fprintf(handleout, 'Neurons of hidden layer: %d ', net_str(1));
fprintf(handleout, 'Neurons of output layer: %d\n', net_str(2));
fprintf(handleout, 'Activation functions of neurons: %s - %s | ', actfunct1,
    actfunct2);
fprintf(handleout, 'Training method: %s\n', train_meth);
fprintf(handleout, 'Sum-squared error: %12.10f ', tr.perf(it(2)));
fprintf(handleout, 'Epoch number: %ld\n', tr.epoch(it(2)));
fprintf(handleout, 'Forming Control Influences based on points from the training
    set:\n');
fprintf(handleout, 'Name of the input file is :%s\n', Input_File);
fprintf(handleout, '|   |           Inputs           |           Outputs           |
    Formed           |           Abs.Error           |
    Rel. Error           |\n');
s_ps=[0,0,0]; max_ps=[0,0,0];
for i=1:M
    fprintf(handleout, '|%3d', i);
    for j=1:Ni fprintf(handleout, '|%5.0f ', P(j,i)*mash(j)); end
    for j=1:No-1 fprintf(handleout, '|%5.0f ', T(j,i)*mash(j+Ni)); end
    fprintf(handleout, '|%9.6f ', T(3,i)/mash(No+Ni));
    for j=1:No-1 fprintf(handleout, '|%7.2f ', A(j,i)*mash(j+Ni)); end
    fprintf(handleout, '|%9.6f ', A(3,i)/mash(No+Ni));
    for j=1:No-1 fprintf(handleout, '|%7.2f ', (A(j,i)-T(j,i))*mash(j+Ni)); end
    fprintf(handleout, '|%9.6f |', (A(3,i)-T(3,i))/mash(No+Ni));
    for j=1:No
        ps=abs((A(j,i)-T(j,i))/T(j,i))*100;
        s_ps(j)=s_ps(j)+ps;
        if (i==0) max_ps(j)=ps;
        elseif (max_ps(j) < ps) max_ps(j)=ps; end
        fprintf(handleout, '%7.2f %% |', ps);
        err_sign(j,i) = ps;
        if (j==No) fprintf(handleout, '\n'); end
    end
end
fprintf(handleout, '%84cThe average relative error is: |%7.2f %% |%7.2f %% |%7.2f %%
|\n', ' ', s_ps(1)/M, s_ps(2)/M, s_ps(3)/M);
fprintf(handleout, '%84cThe maximum relative error is: |%7.2f %% |%7.2f %% |%7.2f %%
|\n', ' ', max_ps(1), max_ps(2), max_ps(3));
fprintf(handleout, '\n');

M=60; inputd=dlmread(Test_File,'\t');
inp_sign=[]; out_sign=[]; err_sign=[];
for i=1:M
    for j=1:Ni
        inp_sign(j,i)=inputd(j,i)/mash(j);
    end
end

for i=1:M
    for j=1:No
        if (j==No)
            out_sign(i,j)=inputd(j+Ni,i)*mash(j+Ni);
        else
            out_sign(i,j)=inputd(j+Ni,i)/mash(j+Ni);
        end
    end
end

P1 = inp_sign;
T1 = out_sign';

% PERFORM THE TEST outside of the training set

```



```

A1 = sim(net, P1);

fprintf(handleout, '\nForming Control Influences based on points outside of training
set:\n');
fprintf(handleout, 'Name of the test file is :%s\n', Test_File);
fprintf(handleout, '|      |      Inputs      |      Outputs      |
      Formed      |      Abs.Error      |
      Rel. Error      |\n');
s_ps=[0,0,0]; max_ps=[0,0,0];
for i=1:M
    fprintf(handleout, '|%3d', i);
    for j=1:Ni fprintf(handleout, '|%5.0f ', P1(j,i)*mash(j)); end
    for j=1:No-1 fprintf(handleout, '|%5.0f ', T1(j,i)*mash(j+Ni)); end
    fprintf(handleout, '|%9.6f ', T1(3,i)/mash(No+Ni));
    for j=1:No-1 fprintf(handleout, '|%7.2f ', A1(j,i)*mash(j+Ni)); end
    fprintf(handleout, '|%9.6f ', A1(3,i)/mash(No+Ni));
    for j=1:No-1 fprintf(handleout, '|%7.2f ', (A1(j,i)-T1(j,i))*mash(j+Ni)); end
    fprintf(handleout, '|%9.6f |', (A1(3,i)-T1(3,i))/mash(No+Ni));
    for j=1:No
        ps=abs((A1(j,i)-T1(j,i))/T1(j,i))*100;
        s_ps(j)=s_ps(j)+ps;
        if (i==0) max_ps(j)=ps;
        elseif (max_ps(j) < ps) max_ps(j)=ps; end
        fprintf(handleout, '%7.2f %% |', ps);
        err_sign(j,i) = ps;
        if (j==No) fprintf(handleout, '\n'); end
    end
end
fprintf(handleout, '%84cThe average relative error is: |%7.2f %% |%7.2f %% |%7.2f %%
|\n', ' ', s_ps(1)/M, s_ps(2)/M, s_ps(3)/M);
fprintf(handleout, '%84cThe maximum relative error is: |%7.2f %% |%7.2f %% |%7.2f %%
|\n', ' ', max_ps(1), max_ps(2), max_ps(3));
fprintf(handleout, '\n');
fclose(handleout);

```

## Розділ К.2.

```

clear all;

InFile = 'OutNNDataForControl.txt';
OutFile = 'ContByNNOutDataRes.txt';
M=60;

inputd=dlmread(InFile, '\t');
for i=1:M
    H(i) = inputd(1,i);
    Vvp(i) = inputd(2,i);
    fStart(i) = inputd(3,i);
    kOpen(i) = inputd(4,i);
    dLine(i) = inputd(5,i);
end

V1 = 200; Vsh = 100;
Vlc(1)=1; Vlc(2)=V1;
Vshc(1)=1; Vshc(2)=Vsh;
t1=2000; t2=5000; t3=7000;
Hc(1)=1; Vvpc(1)=1;
nmBadCont = 0;
disp(' ');

for iVect=1:M
    % describe parameters of current simulated Mine Ventilation Network

```



```

    optOpenRules(i,1), optOpenRules(i,2), optOpenRules(i,3), optOpenRules(i,4),
    optOpenRules(i,5), optOpenRules(i,6),...
    optOpenRules(i,7), optOpenRules(i,8), optOpenRules(i,9), optOpenRules(i,10),
    optOpenRules(i,11),optOpenRules(i,12),...
    optOpenRules(i,13),          optOpenRules(i,14),          optOpenRules(i,15),
    optOpenRules(i,16), optOpenRules(i,17));
end
fprintf(handleout, '\n');
fclose(handleout);

```

### Розділ К.3.

```

clear all;

InFile = 'OutPosDataForControl.txt';
OutFile = 'ContByPosOutDataRes.txt';
M=60;

inputd=dlmread(InFile,'\t');
for i=1:M
    H(i) = inputd(1,i);
    Vvp(i) = inputd(2,i);
end

Vl = 200; Vsh = 100;
Vlc(1)=1; Vlc(2)=Vl;
Vshc(1)=1; Vshc(2)=Vsh;
t1=2000; t2=5000; t3=7000;
Hc(1)=1; Vvpc(1)=1;
disp(' ');

for iVect=1:M
    % describe parameters of current simulated Mine Ventilation Network
    Hc(2)=H(iVect);
    Vvpc(2)=Vvp(iVect);
    % start simulation
    disp(sprintf('SimIter -> %d : Parameters saved for H=%d, Vvp=%d, Vl=%d, Vsh=%d',
    ...
    iVect, H(iVect), Vvp(iVect), Vl, Vsh));
    sim('gasituModFindOptNC');
    % processing simulation results
    begTab = wcCvp(t1,2);
    for i=1:t2-t1 tableMas(i)=wcCvp(t1+i,2); end
    maxTab = max(tableMas);
    for iRes=5:t2-t1
        if (tableMas(iRes)-begTab) < 0.00001 break; end
    end
    begTabSH = wcCsh(t1,2);
    for i=1:t2-t1 tableMasSH(i)=wcCsh(t1+i,2); end
    maxTabSH = max(tableMasSH);

    optOpenRules(iVect, 1) = Hc(2);
    optOpenRules(iVect, 2) = Vvpc(2);
    optOpenRules(iVect, 3) = Vlc(2);
    optOpenRules(iVect, 4) = Vshc(2);
    optOpenRules(iVect, 5) = begTab;
    optOpenRules(iVect, 6) = maxTab;
    optOpenRules(iVect, 7) = maxTab-begTab;
    optOpenRules(iVect, 8) = wcCvp(t3,2);
    optOpenRules(iVect, 9) = iRes;
    optOpenRules(iVect, 10) = begTabSH;
    optOpenRules(iVect, 11) = maxTabSH;
    optOpenRules(iVect, 12) = maxTabSH-begTabSH;

```

```

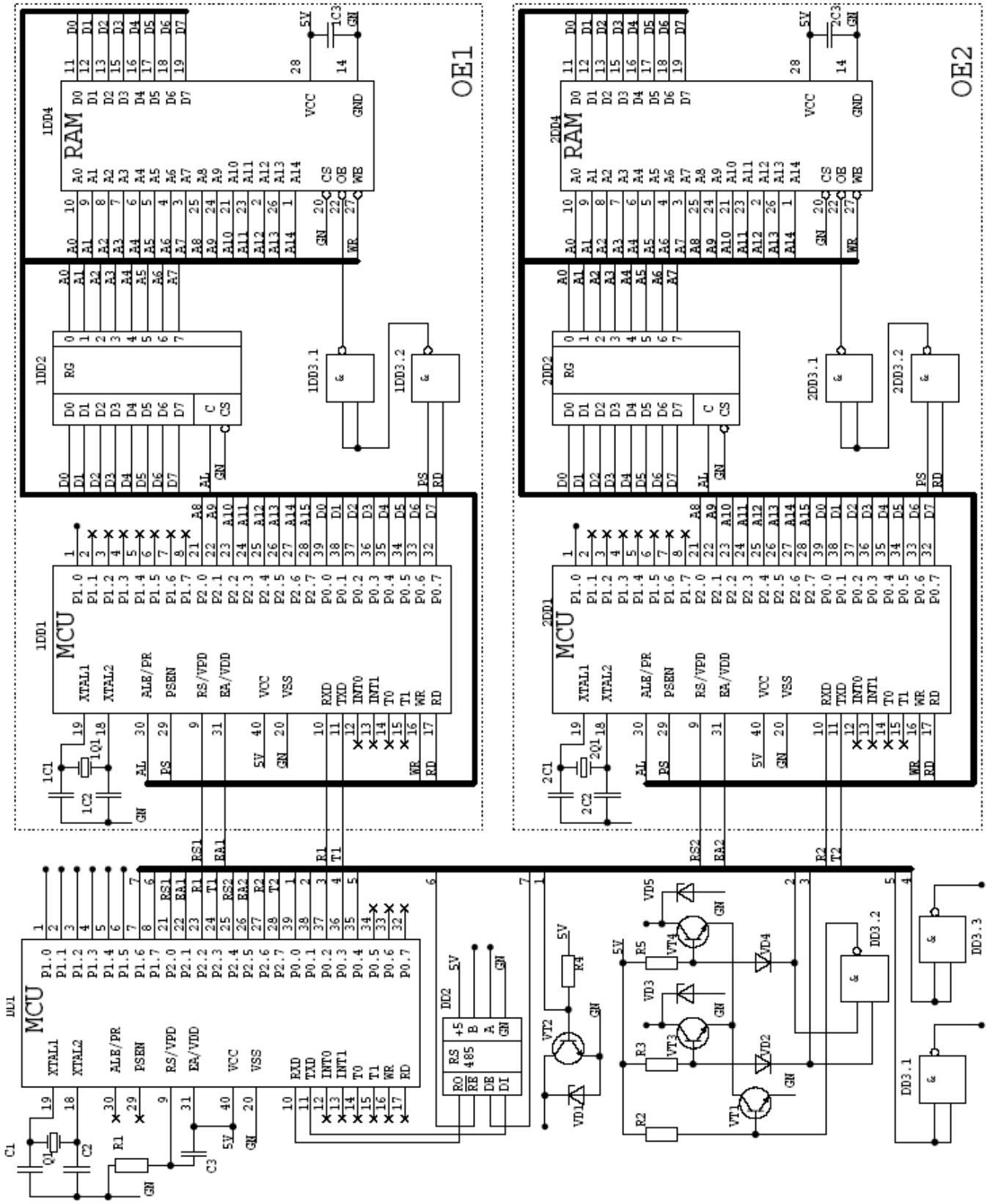
    optOpenRules(iVect, 13) = wcCsh(t3,2);
    optOpenRules(iVect, 14) = (maxTab-begTab) - (0.11*begTab);
end

handleout = fopen(OutFile, 'wt');
fprintf(handleout, '\nList of Control Parameters for MVN produced by Position
control\n');
fprintf(handleout,
          '%2c#%5cH%5cVvp%3cVl%3cVsh\tbegTab\tmaxTab\tmaxTab-
begTab\tendCvp\tTime\tbegTabSH\tmaxTabSH\tmaxSH-begSH\tendCsh\t>10p(+/-)\n',
          ' ', ' ', ' ', ' ', ' ', ' ');
for i=1:M
fprintf(handleout, '%3d %5.0f %5.0f %5.0f %5.0f %8.6f %8.6f %8.6f %8.6f %5.0d %8.6f
%8.6f %8.6f %8.6f %8.6f\n', i, ...
          optOpenRules(i,1), optOpenRules(i,2), optOpenRules(i,3), optOpenRules(i,4),
          optOpenRules(i,5), optOpenRules(i,6),...
          optOpenRules(i,7), optOpenRules(i,8), optOpenRules(i,9), optOpenRules(i,10),
          optOpenRules(i,11),optOpenRules(i,12),...
          optOpenRules(i,13), optOpenRules(i,14));
end
fprintf(handleout, '\n');
fclose(handleout);

```

## Додаток Л

### Принципова схема ВОД



## Додаток М



Università del Sannio - Benevento

Laboratorio di Elaborazione dei Segnali e delle Informazioni di Misura

SINCERT



7 February 2008, Benevento, Italy

## CERTIFICATE

about the application of scientific results of the dissertation entitled  
**“Methods of Efficiency Improving for Multisensors Data Processing in  
 Distributed Computer Systems”**

by Mrs. Iryna Turchenko,

Department of Information Computer Systems and Control,  
 Ternopil National Economic University

in connection to bilateral Ukrainian-Italian Project Ref. No. M/79-2004  
 «Development of WEB-based instrumentation with distributed intelligence»

By this certificate the undersigned Prof. Pasquale Daponte of the University of Sannio, Italy, certifies that Mrs. Iryna Turchenko has worked efficiently for two years within bilateral Ukrainian-Italian Project Ref. No. M/79-2004 “Development of WEB-based instrumentation with distributed intelligence” as the team-member of the Ukrainian team.

Mrs. Turchenko has proposed in her Dissertation (i) the method of multisensor output signal recognition using single neural network, (ii) the method of multisensor output signal recognition using modular neural networks, and (iii) the specialized hardware of data processing node that implements these methods.

The proposed neural-based methods of multisensor output signal recognition provide high accuracy of multisensor data processing which characterizes by small relative error of physical quantities calculation. The average relative error of physical quantities calculation is less than 2% at usage of single neural network for four developed mathematical models of multisensor output signal. The average and maximum relative errors of physical quantities calculation are less than 1% and 2% respectively at usage of modular neural networks for four developed mathematical models of multisensor output signal.

The developed specialized hardware of data processing node provides replacing multi-sensor data processing software without interruption of node’s functioning. As I was informed this hardware was developed as a Network Capable Application Processor (NCAP) within other project CRDF CGP UE2-2534-TE-03. The replacing of processing software is provided by availability of two microcontrollers in NCAP structure. The proposed NCAP can work in rugged exploitation conditions, it has small size and low price.

Application of proposed methods of multisensor output signals recognition together with the proposed NCAP allows improving the characteristics of distributed computer system of environmental parameters control.

Prof. Pasquale Daponte

Coordinator of Project: M/79-2004

## Додаток Н

Переклад на українську мову

Офіційний бланк університету Санніо

7 лютого 2008 року, м. Беневенто, Італія

### СЕРТИФІКАТ

про впровадження наукових результатів дисертаційної роботи  
**“Методи підвищення ефективності обробки даних багатопараметричних сенсорів  
 в розподілених комп’ютерних системах”**

*Турченко Ірини,*

*кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління,  
 Тернопільський національний економічний університет*

**по відношенню до двохстороннього україно-італійського проекту М/79-2004  
 „Розробка Web-базованої виміральної системи з розподіленим інтелектом”**

Цим актом нижчепідписаний проф. Паскуале Дапонте з університету Санніо, Італія, підтверджує, що Ірина Турченко ефективно працювала два роки по двохсторонньому україно-італійському науковому проекту № М/79-2004 „Розробка Web-базованої виміральної системи з розподіленим інтелектом” як учасник української команди.

В дисертації І. Турченко запропоновано: (i) метод розпізнавання вихідних сигналів багатопараметричних сенсорів з допомогою одномодульної НМ; (ii) метод розпізнавання вихідних сигналів багатопараметричних сенсорів з допомогою багатомодульної НМ; (iii) спеціалізоване апаратне забезпечення для реалізації перелічених методів.

Запропоновані методи розпізнавання вихідних сигналів багатопараметричних сенсорів забезпечують високу точність обробки даних багатопараметричного сенсора, що характеризується малою відносною похибкою визначення значень вхідних фізичних величин. Середня відносна похибка визначення значень вхідних фізичних величин менше ніж 2% при використанні одномодульної нейронної мережі для чотирьох розроблених математичних моделей вихідного сигналу багатопараметричного сенсора. Середня та максимальна відносні похибки визначення значень вхідних фізичних величин менше ніж 1% та 2% відповідно при використанні багатомодульної НМ для чотирьох розроблених математичних моделей вихідного сигналу багатопараметричного сенсора.

Розроблене спеціалізоване апаратне забезпечення вузла обробки даних забезпечує заміну програмного забезпечення обробки даних багатопараметричного сенсора без переривання функціонування вузла. Як я був проінформований, це апаратне забезпечення було розроблено як Мережевий Прикладний Процесор НКАП відповідно до іншого проекту CRDF CGP UE2-2534-TE-03. Заміна програмного забезпечення обробки даних багатопараметричного сенсора забезпечується наявністю двох мікроконтролерів в структурі НКАП. Запропонований НКАП може працювати в жорстких умовах, він має малі габарити та невисоку ціну.

Використання запропонованих методів розпізнавання вихідних сигналів багатопараметричних сенсорів разом з запропонованим НКАП дозволяє покращити параметри розподіленої комп’ютерної системи контролю параметрів середовищ.

Проф. Паскуале Дапонте

Підпис                      Печатка                      Дата

Координатор проекту М/79-2004

Я підтверджую, що цей переклад є правильний і точний.

Директор відділу перекладачів  
 Тернопільського національного  
 економічного університету



Г. Демченко

## Додаток П.

### Програмна реалізація процедур сервера верхнього рівня РКС

```

/*----- ServerSoftITU1Dlg.cpp -----*/
#include "stdafx.h"
#include "ServerSoftITU1.h"
#include "ServerSoftITU1Dlg.h"
#include "AnalitBPSModelDlg.h"
#include "RealBPSModelDlg.h"
#include "RecNNTrainingDlg.h"
#include "SHVMModelDlg.h"
#include "ServCenterQueryDlg.h"
#include "ConNNTrainingDlg.h"

#ifdef _DEBUG
#define new DEBUG_NEW
#undef THIS_FILE
static char THIS_FILE[] = __FILE__;
#endif

class CAboutDlg : public CDialog // CAboutDlg dialog used for App About
{
public:
    CAboutDlg(); // Dialog Data
    enum { IDD = IDD_ABOUTBOX }; //{{AFX_DATA(CAboutDlg)
    // ClassWizard generated virtual function overrides
    protected: //{{AFX_VIRTUAL(CAboutDlg)
    virtual void DoDataExchange(CDataExchange* pDX); // DDX/DDV support
    //}}AFX_VIRTUAL
protected:
    DECLARE_MESSAGE_MAP() //{{AFX_MSG(CAboutDlg)
};

CAboutDlg::CAboutDlg() : CDialog(CAboutDlg::IDD)
{
}

void CAboutDlg::DoDataExchange(CDataExchange* pDX)
{
    CDialog::DoDataExchange(pDX);
}

BEGIN_MESSAGE_MAP(CAboutDlg, CDialog)
END_MESSAGE_MAP() // No message handlers

// CServerSoftITU1Dlg dialog
CServerSoftITU1Dlg::CServerSoftITU1Dlg(CWnd* pParent /*=NULL*/)
: CDialog(CServerSoftITU1Dlg::IDD, pParent)
{
    m_hIcon = AfxGetApp()->LoadIcon(IDR_MAINFRAME);
}

void CServerSoftITU1Dlg::DoDataExchange(CDataExchange* pDX)
{
    CDialog::DoDataExchange(pDX);
}

BEGIN_MESSAGE_MAP(CServerSoftITU1Dlg, CDialog)
    ON_WM_SYSCOMMAND()
    ON_WM_PAINT()
    ON_WM_QUERYDRAGICON()
    ON_COMMAND(ID_MENUITEM_EXIT, &CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemExit)
    ON_COMMAND(ID_MENUITEM_ABOUT, &CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemAbout)

```



```

        ON_COMMAND(ID_MENUITEM_ANALIT_BPS_MODEL,
&CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemAnalitBpsModel)
        ON_COMMAND(ID_MENUITEM_REAL_BPS_MODEL,
&CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemRealBpsModel)
        ON_COMMAND(ID_MENUITEM_REC_NN_TRAINING,
&CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemRecNnTraining)
        ON_COMMAND(ID_MENUITEM_SHVM_MODEL, &CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemShvmModel)
        ON_COMMAND(ID_MENUITEM_SERV_CENTER_QUERY,
&CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemServCenterQuery)
        ON_COMMAND(ID_MENUITEM_CONTROL_NN_TRAINING,
&CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemControlNnTraining)
END_MESSAGE_MAP()

// CServerSoftITU1Dlg message handlers

BOOL CServerSoftITU1Dlg::OnInitDialog()
{
    CDialog::OnInitDialog(); // Add "About..." menu item to system menu.
    // IDM_ABOUTBOX must be in the system command range.
    ASSERT((IDM_ABOUTBOX & 0xFFF0) == IDM_ABOUTBOX);
    ASSERT(IDM_ABOUTBOX < 0xF000);

    CMenu* pSysMenu = GetSystemMenu(FALSE);
    if (pSysMenu != NULL)
    {
        CString strAboutMenu;
        strAboutMenu.LoadString(IDS_ABOUTBOX);
        if (!strAboutMenu.IsEmpty())
        {
            pSysMenu->AppendMenu(MF_SEPARATOR);
            pSysMenu->AppendMenu(MF_STRING, IDM_ABOUTBOX, strAboutMenu);}
        }
    SetIcon(m_hIcon, TRUE); // Set big icon
    SetIcon(m_hIcon, FALSE); // Set small icon
    return TRUE; // return TRUE unless you set the focus
}

void CServerSoftITU1Dlg::OnSysCommand(UINT nID, LPARAM lParam)
{
    if ((nID & 0xFFF0) == IDM_ABOUTBOX)
    {
        CAboutDlg dlgAbout;
        dlgAbout.DoModal();}
    else
    {
        CDialog::OnSysCommand(nID, lParam); }
}

void CServerSoftITU1Dlg::OnPaint()
{
    if (IsIconic())
    {
        CPaintDC dc(this); // device context for painting
        SendMessage(WM_ICONERASEBKGND, (WPARAM) dc.GetSafeHdc(), 0);
        // Center icon in client rectangle
        int cxIcon = GetSystemMetrics(SM_CXICON);
        int cyIcon = GetSystemMetrics(SM_CYICON);
        CRect rect;
        GetClientRect(&rect);
        int x = (rect.Width() - cxIcon + 1) / 2;
        int y = (rect.Height() - cyIcon + 1) / 2;
        // Draw the icon
        dc.DrawIcon(x, y, m_hIcon);
    }
    else
    {
        CDialog::OnPaint();}
}

HCURSOR CServerSoftITU1Dlg::OnQueryDragIcon()

```

```

{    return (HCURSOR) m_hIcon; }

void CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemExit()
{    CDialog::OnCancel(); }

void CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemAbout()
{    CAboutDlg dlg;
    dlg.DoModal(); }

void CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemAnalitBpsModel()
{    CAnalitBPSModelDlg dlg;
    dlg.DoModal(); }

void CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemRealBpsModel()
{    CRealBPSModelDlg dlg;
    dlg.DoModal(); }

void CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemRecNnTraining()
{    CRecNNTrainingDlg dlg;
    dlg.DoModal(); }

void CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemShvmModel()
{    CSHVMModelDlg dlg;
    dlg.DoModal(); }

void CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemServCenterQuery()
{    CServCenterQueryDlg dlg;
    dlg.DoModal(); }

void CServerSoftITU1Dlg::OnMenuItemControlNnTraining()
{    CConNNTrainingDlg dlg;
    dlg.DoModal(); }

/*----- AnalitBPSModelDlg.cpp -----*/
#include "stdafx.h"
#include "ServerSoftITU1.h"
#include "AnalitBPSModelDlg.h"

IMPLEMENT_DYNAMIC(CAnalitBPSModelDlg, CDialog)
CAnalitBPSModelDlg::CAnalitBPSModelDlg(CWnd* pParent /*=NULL*/)
    : CDialog(CAnalitBPSModelDlg::IDD, pParent)
    , m_ModelName(_T(""))
    , m_ModelPath(_T(""))
    , m_ModelType(_T(""))
    , m_RangeX1(0)
    , m_RangeX2(0)
{
    int r, m;
    for (r=0; r<9; r++)
        for (m=0; m<2; m++)
            m_Val[r][m] = 0;
}

BOOL CAnalitBPSModelDlg::OnInitDialog()
{
    CDialog::OnInitDialog();
    LoadData();
    return TRUE; }

CAnalitBPSModelDlg::~CAnalitBPSModelDlg()
{
}

void CAnalitBPSModelDlg::DoDataExchange(CDataExchange* pDX)
{
    CDialog::DoDataExchange(pDX);
}

```

```

DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODEL, m_ModelName);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_PATH, m_ModelPath);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODEL_TYPE, m_ModelType);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_A, m_Val[0][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_C, m_Val[1][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_E, m_Val[2][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_G, m_Val[3][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_K, m_Val[4][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_B, m_Val[5][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_D, m_Val[6][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_F, m_Val[7][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT1_MODE1_H, m_Val[8][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_RANGE_X1, m_RangeX1);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_RANGE_X2, m_RangeX2);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_A, m_Val[0][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_C, m_Val[1][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_E, m_Val[2][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_G, m_Val[3][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_K, m_Val[4][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_B, m_Val[5][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_D, m_Val[6][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_F, m_Val[7][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_H, m_Val[8][1]);
}

BEGIN_MESSAGE_MAP(CAnalitBPSModelDlg, CDialog)
    ON_BN_CLICKED(IDC_CANCEL, &CAnalitBPSModelDlg::OnBnClickedCancel)
    ON_BN_CLICKED(IDC_SAVE, &CAnalitBPSModelDlg::OnBnClickedSave)
END_MESSAGE_MAP()

void CAnalitBPSModelDlg::OnBnClickedSave()
{
    CString fn;
    CStdioFile f;
    FILE* pfs;
    int r, m;
    UpdateData();
    fn.Format("%s%s.mdl", m_ModelPath, m_ModelName);
    if(!f.Open(fn, CFile::modeCreate | CFile::modeWrite, NULL))
    {
        AfxMessageBox("Cannot create file " + fn);
        return;
    }
    pfs = f.m_pStream;
    fprintf(pfs, "%s\n", m_ModelType);
    fprintf(pfs, "%lf\t%lf\n", m_RangeX1, m_RangeX2);
    for (r=0; r<9; r++)
    {
        for (m=0; m<2; m++)
            fprintf(pfs, "%lf\t", m_Val[r][m]);
        fprintf(pfs, "\n");
    }
    f.Close();
}

void CAnalitBPSModelDlg::OnBnClickedCancel()
{
    CDialog::OnCancel();
}

int CAnalitBPSModelDlg::LoadData()
{
    CString fn;
    CStdioFile f;
    FILE* pfs;
    int r, m;
    m_ModelName = "Section1_1";
    m_ModelPath = ".\\Data\\";
    fn.Format("%s%s.mdl", m_ModelPath, m_ModelName);
    if(!f.Open(fn, CFile::modeRead, NULL)) return -1;
    pfs = f.m_pStream;
    f.ReadString(m_ModelType);

```

```

        fscanf_s(pfs, "%lf\t%lf\n", &m_RangeX1, &m_RangeX2);
        for (r=0; r<9; r++)
        {
            for (m=0; m<2; m++)
                fscanf_s(pfs, "%lf\t", &m_Val[r][m]);
            fscanf_s(pfs, "\n");
        }
        f.Close();
        UpdateData(FALSE);
        return 0;
    }

/*----- RealBPSModelDlg.cpp -----*/
#include "stdafx.h"
#include "ServerSoftITU1.h"
#include "RealBPSModelDlg.h"

IMPLEMENT_DYNAMIC(CRealBPSModelDlg, CDialog)

CRealBPSModelDlg::CRealBPSModelDlg(CWnd* pParent /*=NULL*/)
    : CDialog(CRealBPSModelDlg::IDD, pParent)
    , m_RealModel(_T(""))
    , m_RealModelPath(_T(""))
    , m_SensorType(_T(""))
    , m_RealRangeX1(0)
    , m_RealRangeX2(0)
{
    int r, c, m;
    for (r=0; r<5; r++)
    {
        m_CH4[r] = 0;
        m_CO[r] = 0;
    }

    for (r=0; r<5; r++)
        for (c=0; c<5; c++)
            for (m=0; m<2; m++)
                m_RealVal[r][c][m] = 0;
}

CRealBPSModelDlg::~CRealBPSModelDlg()
{
}

void CRealBPSModelDlg::DoDataExchange(CDataExchange* pDX)
{
    CDialog::DoDataExchange(pDX);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_REAL_MODEL_NAME, m_RealModel);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_REAL_BPS_MODEL_TYPE, m_RealModelPath);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_SENSOR_TYPE, m_SensorType);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_REAL_RANGE_X1, m_RealRangeX1);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_REAL_RANGE_X2, m_RealRangeX2);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CH4_0, m_CH4[0]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CH4_1, m_CH4[1]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CH4_2, m_CH4[2]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CH4_3, m_CH4[3]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CH4_4, m_CH4[4]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CO_0, m_CO[0]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CO_1, m_CO[1]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CO_2, m_CO[2]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CO_3, m_CO[3]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_CO_4, m_CO[4]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_00, m_RealVal[0][0][0]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_10, m_RealVal[1][0][0]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_20, m_RealVal[2][0][0]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_30, m_RealVal[3][0][0]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_40, m_RealVal[4][0][0]);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_00, m_RealVal[0][0][1]);
}

```

```

DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_10, m_RealVal[1][0][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_20, m_RealVal[2][0][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_30, m_RealVal[3][0][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_40, m_RealVal[4][0][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_01, m_RealVal[0][1][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_11, m_RealVal[1][1][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_21, m_RealVal[2][1][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_31, m_RealVal[3][1][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_41, m_RealVal[4][1][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_01, m_RealVal[0][1][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_11, m_RealVal[1][1][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_21, m_RealVal[2][1][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_31, m_RealVal[3][1][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_41, m_RealVal[4][1][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_02, m_RealVal[0][2][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_12, m_RealVal[1][2][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_22, m_RealVal[2][2][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_32, m_RealVal[3][2][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_42, m_RealVal[4][2][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_02, m_RealVal[0][2][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_12, m_RealVal[1][2][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_22, m_RealVal[2][2][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_32, m_RealVal[3][2][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_42, m_RealVal[4][2][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_03, m_RealVal[0][3][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_13, m_RealVal[1][3][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_23, m_RealVal[2][3][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_33, m_RealVal[3][3][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_43, m_RealVal[4][3][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_03, m_RealVal[0][3][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_13, m_RealVal[1][3][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_23, m_RealVal[2][3][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_33, m_RealVal[3][3][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_43, m_RealVal[4][3][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_04, m_RealVal[0][4][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_14, m_RealVal[1][4][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_24, m_RealVal[2][4][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_34, m_RealVal[3][4][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE1_44, m_RealVal[4][4][0]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_04, m_RealVal[0][4][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_14, m_RealVal[1][4][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_24, m_RealVal[2][4][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_34, m_RealVal[3][4][1]);
DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_MODE2_44, m_RealVal[4][4][1]);
}

BEGIN_MESSAGE_MAP(CRealBPSModelDlg, CDialog)
    ON_BN_CLICKED(IDC_SAVE_REAL_BPS_MODEL,
&CRealBPSModelDlg::OnBnClickedSaveRealBpsModel)
    ON_BN_CLICKED(IDCANCEL, &CRealBPSModelDlg::OnBnClickedCancel)
END_MESSAGE_MAP()

BOOL CRealBPSModelDlg::OnInitDialog()
{
    CDialog::OnInitDialog();
    LoadData();
    return TRUE;
}

void CRealBPSModelDlg::OnBnClickedSaveRealBpsModel()
{
    CString fn;
    CStdioFile f;
    FILE* pfs;
    int r, c, m;
    UpdateData();
}

```

```

    fn.Format("%s%s.mdl", m_RealModelPath, m_RealModel);
    if(!f.Open(fn, CFile::modeCreate | CFile::modeWrite, NULL))
    {
        AfxMessageBox("Cannot create file " + fn);
        return;
    }
    pfs = f.m_pStream;
    fprintf(pfs, "%s\n", m_SensorType);
    fprintf(pfs, "%lf\t%lf\n", m_RealRangeX1, m_RealRangeX2);
    for (r=0; r<5; r++)
        fprintf(pfs, "%lf\t", m_CH4[r]);
    fprintf(pfs, "\n");
    for (r=0; r<5; r++)
        fprintf(pfs, "%lf\t", m_CO[r]);
    fprintf(pfs, "\n");
    for (r=0; r<5; r++)
    {for (c=0; c<5; c++)
        {
            for (m=0; m<2; m++)
                fprintf(pfs, "%lf\t", m_RealVal[r][c][m]);
            fprintf(pfs, "\n");
        }
        fprintf(pfs, "\n");
    }
    f.Close();
}

void CRealBPSModelDlg::OnBnClickedCancel()
{
    OnCancel();
}

int CRealBPSModelDlg::LoadData()
{
    CString fn;
    CStdioFile f;
    FILE* pfs;
    int r, c, m;
    m_RealModel = "Section1_1r";
    m_RealModelPath = ".\\Data\\";
    fn.Format("%s%s.mdl", m_RealModelPath, m_RealModel);
    if(!f.Open(fn, CFile::modeRead, NULL))
        return -1;
    pfs = f.m_pStream;
    f.ReadString(m_SensorType);
    fscanf_s(pfs, "%lf\t%lf\n", &m_RealRangeX1, &m_RealRangeX2);
    for (r=0; r<5; r++)
        fscanf_s(pfs, "%lf\t", &m_CH4[r]);
    fscanf_s(pfs, "\n");
    for (r=0; r<5; r++)
        fscanf_s(pfs, "%lf\t", &m_CO[r]);
    fscanf_s(pfs, "\n");
    for (r=0; r<5; r++)
    { for (c=0; c<5; c++)
        { for (m=0; m<2; m++)
            fscanf_s(pfs, "%lf\t", &m_RealVal[r][c][m]);
            fscanf_s(pfs, "\n");
        }
        fscanf_s(pfs, "\n");
    }
    f.Close();
    UpdateData(FALSE);
    return 0;
}

/*----- RecNNTrainingDlg.cpp -----*/
#include "stdafx.h"
#include "ServerSoftITU1.h"
#include "RecNNTrainingDlg.h"
#define UNIMODULAR_NN 0
#define MULTIMODULAR_NN 1

IMPLEMENT_DYNAMIC(CRecNNTrainingDlg, CDialog)

```

```

CRecNNTrainingDlg::CRecNNTrainingDlg(CWnd* pParent /*=NULL*/)
    : CDialog(CRecNNTrainingDlg::IDD, pParent)
    , m_DModel(_T(""))
    , m_DModelPath(_T(""))
    , m_NNModel(_T(""))
    , m_X1(0)
    , m_X2(0)
    , m_InpLayerSize(0)
    , m_HidLayerSize(0)
    , m_OutLayerSize(0)
    , m_HidLayerActFunc(_T(""))
    , m_OutLayerActFunc(_T(""))
    , m_NNTrainAlg(_T(""))
    , m_MinSSE(0)
    , m_MaxEpochNumb(0)
    , m_NNType(TRUE)
{
}

BOOL CRecNNTrainingDlg::OnInitDialog(void)
{
    CDialog::OnInitDialog();
    LoadData();
    return TRUE;
}

CRecNNTrainingDlg::~CRecNNTrainingDlg()
{
}

void CRecNNTrainingDlg::DoDataExchange(CDataExchange* pDX)
{
    CDialog::DoDataExchange(pDX);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT_D_Model, m_DModel);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDITD_MODEL_PATH, m_DModelPath);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT24, m_NNModel);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT11, m_X1);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT12, m_X2);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT47, m_InpLayerSize);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT48, m_HidLayerSize);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT49, m_OutLayerSize);
    DDX_CBString(pDX, IDC_COMBO3, m_HidLayerActFunc);
    DDX_CBString(pDX, IDC_COMBO4, m_OutLayerActFunc);
    DDX_CBString(pDX, IDC_COMBO5, m_NNTrainAlg);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT88, m_MinSSE);
    DDX_Text(pDX, IDC_EDIT89, m_MaxEpochNumb);
    DDX_Radio(pDX, IDC_RADIO1, m_NNType);
}

BEGIN_MESSAGE_MAP(CRecNNTrainingDlg, CDialog)
    ON_BN_CLICKED(IDC_REC_NN_SAVE, &CRecNNTrainingDlg::OnBnClickedRecNnSave)
    ON_BN_CLICKED(IDC_REC_NN_TRAIN, &CRecNNTrainingDlg::OnBnClickedRecNnTrain)
END_MESSAGE_MAP()

// CRecNNTrainingDlg message handlers

void CRecNNTrainingDlg::OnBnClickedRecNnSave()
{
    CString fn;
    CStdioFile f;
    FILE* pfs;
    UpdateData();
    fn = m_DModelPath + "RecNNet.cfg";
    if(!f.Open(fn, CFile::modeCreate | CFile::modeWrite, NULL))
    {
        AfxMessageBox("Cannot create file " + fn);
        return;
    }
}

```

```

pfs = f.m_pStream;
fprintf(pfs, "%s\n", m_DModel);
fprintf(pfs, "%s\n", m_DModelPath);
fprintf(pfs, "%d\n", UNIMODULAR_NN);
fprintf(pfs, "%s\n", m_NNModel);
fprintf(pfs, "%lf\t%lf\n", m_X1, m_X2);
fprintf(pfs, "%d\t%d\t%d\n", m_InpLayerSize, m_HidLayerSize, m_OutLayerSize);
fprintf(pfs, "%s\t%s\n", m_HidLayerActFunc, m_OutLayerActFunc);
fprintf(pfs, "%s\n", m_NNTrainAlg);
fprintf(pfs, "%lf\n", m_MinSSE);
fprintf(pfs, "%d\n", m_MaxEpochNumb);
f.Close();
}

int CRecNNTrainingDlg::LoadData(void)
{
    CString fn, buf;
    CStdioFile f;
    FILE* pfs;
    int pos;
    fn = ".\\Data\\RecNNet.cfg";
    if(!f.Open(fn, CFile::modeRead, NULL))
        return -1;
    pfs = f.m_pStream;
    f.ReadString(m_DModel);
    f.ReadString(m_DModelPath);
    fscanf_s(pfs, "%d\n", &m_NNType);
    f.ReadString(m_NNModel);
    fscanf_s(pfs, "%lf\t%lf\n", &m_X1, &m_X2);
    fscanf_s(pfs, "%d\t%d\t%d\n", &m_InpLayerSize, &m_HidLayerSize, &m_OutLayerSize);
    f.ReadString(buf);
    pos = buf.Find("\t");
    m_HidLayerActFunc = buf.Left(pos);
    m_OutLayerActFunc = buf.Right(buf.GetLength() - pos - 1);
    f.ReadString(m_NNTrainAlg);
    fscanf_s(pfs, "%lf\n", &m_MinSSE);
    fscanf_s(pfs, "%d\n", &m_MaxEpochNumb);
    f.Close();
    UpdateData(FALSE);
    return 0;
}

void CRecNNTrainingDlg::OnBnClickedRecNnTrain()
{
    UpdateData();
    CRCNNNet* NNet = ((CServerSoftITU1App*) AfxGetApp())->RecNNNet;
    SRCNNCfg* RCNNNetCfg = new SRCNNCfg();
    RCNNNetCfg->m_NumbInpHidLayerCopies = m_HidLayerSize;
    RCNNNetCfg->m_NumbNNInputs = 1;
    RCNNNetCfg->m_NNInputs = new CvRect[RCNNNetCfg->m_NumbNNInputs];
    RCNNNetCfg->m_NNInputs[0] = cvRect(0, 0, 1, m_InpLayerSize);
    NNet = new CRCNNNet(RCNNNetCfg);
    NNet->Init();
    delete NNet;
    NNet = NULL;
}

```



## Додаток Р



„ЗАТВЕРДЖУЮ”

Проректор з наукової роботи  
Дніпеського національного  
технічного університету  
д.т.н., проф. Башков Є.О.

04 2008 року

АКТ

**про впровадження результатів дисертаційної роботи  
Турченко Ірини Василівни  
в моделюючому сервісному центрі для вугільної промисловості**

Ми, комісія в складі к.т.н., доцента кафедри ЕОМ Краснокутського В. О. та к.т.н., доцента кафедри ЕОМ Назаренка В. І., створена для оцінки програмного забезпечення сервера верхнього рівня розподіленої комп'ютерної системи збору та обробки сенсорних даних, встановили:

- Розроблене Турченко І.В. програмне забезпечення реалізує методи розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричного сенсора та метод формування керуючих впливів для дільниці шахтної вентиляційної мережі, запропоновані в її дисертаційній роботі, що дозволяє підвищити ефективність обробки даних в розподіленій комп'ютерній системі за рахунок високої точності розпізнавання значень фізичних величин – метану та чадного газу та безпечного зниження концентрації метану у дільниці шахтної вентиляційної мережі під час перехідного аерогазодинамічного процесу;
- Розроблене програмне забезпечення реалізує наступні функції: (1) ввід параметрів аналітичної та реальної математичних моделей вихідного сигналу багатопараметричного сенсора, (2) навчання нейронної мережі розпізнавання вихідного сигналу багатопараметричного сенсора, (3) ввід параметрів імітаційної моделі дільниці шахтної вентиляційної мережі, (4) генерування набору навчальних векторів для навчання нейронної мережі формуванню керуючих впливів при обчислювальній підтримці моделюючого сервісного центру для вугільної промисловості та (5) навчання нейронної мережі формуванню керуючих впливів для дільниці шахтної вентиляційної мережі;
- Розроблене програмне забезпечення взаємодіє з моделюючим сервісним центром для вугільної промисловості за сервісно-орієнтованою технологією SOAP. Клієнтська частина програмного забезпечення реалізована на мові програмування Perl, серверна частина запрограмована у відповідності до вимог моделюючого сервісного центру.
- Встановлено, що використання в моделюючому сервісному центрі програмного забезпечення верхнього рівня розподіленої комп'ютерної системи збору та обробки сенсорних даних дозволяє: (1) зменшити час знаходження набору оптимальних навчальних векторів для навчання нейронної мережі формуванню керуючих впливів на величину, пропорційну кількості обчислювальних вузлів цільової архітектурної платформи моделюючого сервісного центру та (2) використовувати актуальні імітаційні моделі перехідних аерогазодинамічних процесів у дільниці шахтної вентиляційної мережі, що можуть вдосконалюватися в процесі функціонування моделюючого сервісного центру.

К.т.н., доцент  
кафедри ЕОМ

Краснокутський В.О.

К.т.н., доцент  
кафедри ЕОМ

Назаренко В. І.

## Додаток С

"ЗАТВЕРДЖУЮ"

Перший проректор  
Тернопільського національного економічного університету  
проф. Журавель Г.П.



2008р.

АКТ

про впровадження в навчальний процес Тернопільського національного економічного університету результатів дисертаційної роботи викладана Турченко Ірини Василівни "Методи підвищення ефективності обробки даних багатопараметричних сенсорів в розподілених комп'ютерних системах"

Ми, комісія в складі: декана факультету комп'ютерних інформаційних технологій (ФКІТ) д.т.н., проф. Дивака М.П. та голови навчально-методичного семінару кафедри інформаційно-обчислювальних систем і управління, к.т.н., доц. Кочана Р.В. склали даний акт у тому, що в навчальному процесі ФКІТ Тернопільського національного економічного університету для студентів спеціальностей 6.080400 "Програмне забезпечення автоматизованих систем" та 6.091500 "Комп'ютерні системи та мережі" впроваджені та використовуються наступні результати дисертаційної роботи Турченко І.В.:

1. при викладанні дисципліни „Теорія нейронних мереж”:
  - технологія використання модульної нейронної мережі для вирішення задач розпізнавання підвищеної складності – при виконанні лабораторної роботи „Розпізнавання патернів за допомогою модульних нейронних мереж”.
2. при викладанні дисциплін „Вимірювання, контроль, сертифікація комп'ютерних систем” та „Сенсори СКС”:
  - нейромережевий метод обробки вихідного сигналу багатопараметричного сенсора – в лекційному курсі;
  - схеми підключення багатопараметричних сенсорів до комп'ютерних модулів збору даних - при виконанні лабораторної роботи „Дослідження характеристик і режимів роботи багатопараметричних сенсорів”.
3. при викладанні дисципліни „Теорія автоматичного управління”:
  - Simulink-модель шахтної вентиляційної мережі та нейромережевий метод формування керуючих впливів - при виконанні лабораторної роботи „Дослідження складних об'єктів керування”.

Ефект від використання названих результатів полягає у вивченні майбутніми спеціалістами сучасних методів розв'язування прикладних задач за допомогою засобів штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, та отриманні практичних вмінь та навиків їх застосування, що в результаті забезпечує підвищення якості підготовки інженерів-програмістів та інженерів-системотехніків.

Декан ФКІТ Тернопільського  
національного економічного  
університету, д.т.н., проф.

Дивак М.П.

Доцент кафедри інформаційно-  
обчислювальних систем і управління  
ФКІТ, к.т.н., доцент

Кочан Р.В.

**СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

1. Auge J. High-speed multi-parameter data acquisition and web-based remote access to resonant sensors and sensor arrays / Auge J., Dierks K., Eichelbaum F., Hauptmann P. // *Sensors and Actuators B*. – 2003. – Vol. 95, No. 1-3. – P. 32-38.
2. Bangalore A. S. Automated Detection of Trichloroethylene by Fourier Transform Infrared Remote Sensing Measurements / Bangalore A. S., Small G. W., Combs R. J., Knapp R. B, Kroutil R. T. // *Analytical Chemistry*. – 1997. – Vol. 69, No. 2. – P. 118-129.
3. Barnhart C.M. Topological Analysis of Satellite-Based Distributed Sensor Networks / Barnhart C.M., Ziemer R.E. // *Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*. – 1991. - Vol. 21, No.5. - P. 1060-1070.
4. Barto A. Connectionist Learning for Control / Barto A. // in *Neural Networks for Control*. – Cambridge, MA: MIT Press, 1990. – P. 5-58.
5. Ben-Nakhi A. E. Cooling load prediction for buildings using general regression neural networks / Ben-Nakhi A. E., Mahmoud M. A. // *Energy Conversion and Management*. – 2004. – No 45. – P. 2127–2141.
6. Bishop C. M. *Neural Networks for Pattern Recognition* / Bishop C. M. – New York: Oxford University Press, 1995.
7. Brignell J.E. The future of intelligent sensors: A problem of technology or ethics? / Brignell J.E. // *Sensors and Actuators A: Physical*. – 1996. – Vol. 56, No 1-2. – P. 11-15.
8. Brooks R.R. Robust Distributed Computing and Sensing Algorithm / Brooks R.R., Iyengar S.S. // *Computer*. - June 1996. - P. 53-60.
9. Calise A. Adaptive output feedback control of nonlinear systems using neural networks / Calise A., Hovakimyan N., Idan M. // *Automatica*. – 2001. – V. 37, N. 8. – P. 1201-1211.
10. Capone S. Analysis of CO and CH<sub>4</sub> gas mixtures by using a micromachined sensor array / Capone S., Siciliano P., Bârsan N., Weimar U., Vasanelli L. // *Sensors and Actuators B: Chemical*. – 2001. – Vol. 78, No. 1-3. – P. 40-48.

11. Cheptsov A. Simulation Service Providing in a Distributed Simulation Environment / Cheptsov A. // *Computing*, 2007. – Vol. 6, Issue 3. – P. 38-45.
12. Chtioui Y. Reduction of the size of the learning data in a probabilistic neural network by hierarchical clustering. Application to the discrimination of seeds by artificial vision / Chtioui Y., Bertrand D., Barba D. // *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*. – 1996. – Vol. 35, No. 2. – P. 175-186.
13. Daponte P. Distributed measurement systems / Daponte P., Grimaldi D., Marinov M. // *Measurement*. – 2001. – Vol. 30, Issue 4. – P. 279-287.
14. Daqi G. An electronic nose and modular radial basis function network classifiers for recognizing multiple fragrant materials / Daqi G., Shuyan W., Yan J. // *Sensors and Actuators B*. – 2004. – Vol. 97, No. 2-3. – P. 391-401.
15. Derde M. P. Supervised pattern recognition: the ideal method? / Derde M. P., Massart D. L. // *Analytica Chimica Acta*. – 1986. – Vol. 191. – P. 1-16.
16. Duda R. O. Pattern Classification and Scene Analysis / Duda R. O., Hart P. E. – New York: Wiley, 1973.
17. Golovko V. Approach of an Intelligent Sensing Instrumentation Structure Development / Golovko V., Grandinetti L., Kochan V., Laopoulos T., Sachenko A., Turchenko V., Tymchyshyn V. // *Proceedings of the IEEE International Workshop on Intelligent Signal Processing WISP'99*. – 1999. – Budapest (Hungary). – P. 336-341.
18. Guo D. Application of artificial neural network technique to the formulation design of dielectric ceramics / Guo D., Wang Y., Nan C., Li L., Xia J. // *Sensors and Actuators A*. – 2002. – Vol. 102, No. 1-2. – P. 93-98.
19. Hagan M. T. Neural Network Design / Hagan M. T., Demuth H. B., Beale M. H. – Boston, MA: PWS Publishing, 1996.
20. Hahn S. Investigation of CO/CH<sub>4</sub> mixture measured with differently doped SnO<sub>2</sub> sensors / Hahn S., Bârsan N., Weimar U. // *Sensors and Actuators B*. – 2001. – Vol. 78, No. 1-3. – P. 64-68.
21. Happel B. Design and evolution of modular neural network architectures / Happel B., Murre J. // *Neural Networks*. – 1994. – Vol. 7. – P. 985-1004.

22. Hopfield J.J. Neural computation of decision in optimization problems / Hopfield J.J., Tank D.W. // Biological Cybernetics. - 1985. - Vol. 52. - P. 141-152.
23. Hornik K. Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators / Hornik K., Stinchcombe M., White H. // Neural Networks. – 1989. – Vol. 2. – P. 359-366.
24. <http://www.figarosensor.com/gaslist.html>
25. <http://www.figarosensor.com/products/813pdf.pdf>
26. <http://www.figarosensor.com/products/822pdf.pdf>
27. <http://www.fluke.com/products/home.asp?SID=7&AGID=6&PID=5308&Hydra>
28. <http://www.fluke.com/products/home.asp?SID=7&AGID=6&PID=5574&NetDAQ>
29. <http://www.sinomedia.net/eurobiz/v200402/regional0402.html>
30. Hu Y. Nonlinear control of mine ventilation networks / Hu Y., Koroleva O., Krstic M. // Systems and Control Letters. – 2003. – Vol. 49 (4). - P. 239-254.
31. Hunt K. Neural Networks for Control Systems – a Survey / Hunt K., Sbarbaro D., Zbikowski R., Gawthrop P. // Automatica. – 1992. – Vol. 28. – P. 1083-1112.
32. Iiguni Y. A Non-linear Regulator Design in the Presence of System Uncertainties Using Multi-layered Neural Networks / Iiguni Y., Sakai H., Tokumaru H. // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1991. – Vol. 2. – P. 410-417.
33. Iyengar S.S. Distributed Sensor Network - Introduction to the Special Section / Iyengar S.S. // Transaction on Systems, Man, and Cybernetics. – 1991. - Vol. 21, No.5. - P. 1027-1031.
34. Jayasimha D.N. Information Integration and Synchronization in Distributed Sensor Networks / Jayasimha D.N., Iyengar S.S., Kashyap R.L. // Transaction on Systems, Man, and Cybernetics. – 1991. - Vol. 21, No.5. - P. 1032-1043.
35. Kashihara K. Adaptive Predictive Control of Arterial Blood Pressure Based on a Neural Network During Acute Hypotension / Kashihara K., Kawada T., Uemura K., Sugimachi M., Sunagawa K. // Annals of Biomedical Engineering. – 2004. - Vol. 32, No. 10. - P. 1365-1383.
36. Ko W.H. The future of sensor and actuator systems/ Ko W.H. // Sensors and Actuators Physical. – 1996. – Vol. 56, No. 1-2. – P. 193-197.

37. Kochan R. Approach to improving network capable application processor based on IEEE 1451 Standard / R. Kochan, V. Kochan, K. Lee, A. Sachenko // Computer Standards & Interfaces. – 2005. – Vol. 28, Issue2. – P. 141-149
38. Kochan R. Interface and Reprogramming Controller for Dynamically Reprogrammable Network Capable Application Processor (NCAP) / Kochan R., Kochan V., Sachenko A., Maykiv I. // Proceedings of 3rd IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS'2005). – 2005. – Sofia (Bulgaria). – P. 639 – 642.
39. Kochan R. Network Capable Application Processor Based on a FPGA / Kochan R., Kochan V., Sachenko A., Maykiv I., Turchenko I., Markowsky G. // Proceedings of the 22nd IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference. – Ottawa (Canada), 2005. – Vol. II. – P. 813-817.
40. Kohonen T. An Introduction to Neural Computing / Kohonen T. // Neural Networks. - Vol. 1, No. 1, 1988. - P. 3-16.
41. Kohonen T. Self-organizing maps / Kohonen T. – 2<sup>nd</sup> edition. – Berlin, Springer-Verlag, 1997. – 501 P.
42. Kroese B. An Introduction to Neural Networks / Kroese B. – Amsterdam: University of Amsterdam, 1996. – 120 P.
43. Lavine B. K. Source Identification of Underground Fuel Spills by Pattern Recognition Analysis of High-Speed Gas Chromatograms / Lavine B. K., Mayfield H., Kromann P. R., Faruque A. // Analytical Chemistry. – 1995. – Vol. 67 (21). – P. 3846-3852.
44. Lee K. B. IEEE 1451: A Standard in Support of Smart Transducer Networking / Lee K. B. // Proceedings 17th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC/2000). – Baltimore (USA). – 2000. - P. 525-528.
45. Levin E. Neural Network Architecture for Adaptive System Modeling and Control / Levin E., Gewirtzman R., Inbar G. // Proceedings of International Joint Conference of Neural Networks. – 1989. – Washington D.C. – Vol. II. – P. 311-316.
46. Llobet E. Building parsimonious fuzzy ARTMAP models by variable selection with a cascaded genetic algorithm: application to multisensor systems for gas analysis /

- Llobet E., Brezmes J., Gualdrón O., Vilanova X., Correig X. // *Sensors and Actuators B*. – 2004. – Vol. 99, No. 2-3. – P. 267-272.
47. Luo D. Application of ANN with extracted parameters from an electronic nose in cigarette brand identification / Luo D., Hosseini G., Stewart J. // *Sensors and Actuators B*. – 2004. – Vol. 99, No. 2-3. – P. 253-257.
48. Martín M. Application of artificial neural networks to calculate the partial gas concentrations in a mixture / Martín M., Santos J., Agapito J. // *Sensors and Actuators B*. – 2001. – Vol. 77, No. 1-2. – P. 468-471.
49. Melin P. Adaptive intelligent control of aircraft systems with a hybrid approach combining neural networks, fuzzy logic and fractal theory / Melin P., Castillo O. // *Applied Soft Computing Journal*. – 2003. – Vol. 3, No. 4. – P. 353-362.
50. Michie D. *Machine Learning, Neural and Statistical Classification* / Michie D., Spiegelhalter D.J., Taylor C.C. – New York: Ellis Horwood, 1994.
51. Ng C. Hybrid neural network—prior knowledge model in temperature control of a semi-batch polymerization process / Ng C., Hussain M. // *Chemical Engineering and Processing*. – 2004. - Vol. 43, No. 4. – P. 559-570.
52. Ortega A. An intelligent detector based on temperature modulation of a gas sensor with a digital signal processor / Ortega A., Marco S., Perera A., Šundić T., Pardo A., Samitier J. // *Sensors and Actuators B*. – 2001. – Vol. 78, No. 1-3. – P. 32-39.
53. Oysal Y. A comparative study of adaptive load frequency controller designs in a power system with dynamic neural network models / Oysal Y. // *Energy Conversion and Management*. – 2005. - Vol. 46, No. 15-16. - P. 2656-2668.
54. Paugam-Moisy H. Optimal Speedup Conditions for a Parallel Back-propagation Algorithm / Paugam-Moisy H. // *Lecture Notes in Computing Science*. – 1992. – Vol. 682. – P. 719-724.
55. Pérez M. A. A New Sensors Network Based upon Fiber Optic Link to Work under Intrinsic Safety Conditions / Pérez M.A., Campo J.C., Blanco C.J., Álvarez J.C. // *Proceedings of the 16th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference IMTC/99*. – Venice (Italy). - 1999. - P. 1531-1536.

56. Rosenblatt F. Principles of Neurodynamics / Rosenblatt F. // Washington, D.C.: Spartan, - 1962.
57. Rumelhart D. Learning representation by backpropagation errors / Rumelhart D., Hinton G., Williams R. // Nature. – 1986. – No 323. – P. 533-536.
58. Sachenko A. Instrumentation for Gathering Data / Sachenko A., Kochan V., Turchenko V. // IEEE Instrumentation & Measurement Magazine. – 2003. –Vol. 6, No 3. – P. 34-40.
59. Sachenko A. Intelligent Distributed Sensor Network / Sachenko A., Kochan V., Turchenko V. // Proceedings of the 15th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference IMTC/98. – 1998. - St. Paul (USA). – P. 60-66.
60. Saerens M. A Neural Controller Based on Backpropagation Algorithm / Saerens M., Soquet A. // Proceedings of First IEE International Conference on Artificial Neural Networks. – 1989. – London, UK. – P. 211-215.
61. Schmidt A. Modularity: A Concept for New Neural Network Architectures / Schmidt A., Bandar Z. // IASTED International Conference Computer Systems and Applications. – 1998.
62. Shaffer R. E. A comparison study of chemical sensor array pattern recognition algorithms / Shaffer R. E., Rose-Pehrsson S. L., McGill A.R. // Analytica Chimica Acta. – 1999. – Vol. 384, No. 3. – P. 305-317.
63. Specht D. F. Probabilistic neural networks / Specht D. F. // Neural Networks. – 1990. – Vol. 3, No. 1. – P. 109-118.
64. Srivastava A.K. Detection of volatile organic compounds (VOCs) using SnO<sub>2</sub> gas-sensor array and artificial neural network / Srivastava A.K. // Sensors and Actuators B. – 2003. – Vol. 96, No. 1-2. – P. 24-37.
65. Taner A.H. Virtual instrumentation and intelligent sensors / Taner A.H., Brignell J.E. // Sensors and Actuators A: Physical. – 1997. – Vol. 61, No. 1-3. – P. 427-430.
66. Tou J. T. Pattern Recognition Principles / Tou J. T., Gonzalez R. C. – Reading, MA: Addison-Wesley, 1974.
67. Turchenko I. Accurate Recognition of Multi-Sensor Output Signal Using Modular Neural Networks / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A. // International Journal of



Information Technology and Intelligent Computing. – 2007. – Vol. 2, No. 1. – P. 27-47.

68. Turchenko I. Neural-based Control of Mine Ventilation Networks / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A. // Proceedings of the 4th IEEE International Workshop of Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Application (IDAACS'07). – 2007. – Dortmund (Germany). – P. 219-224.
69. Turchenko I. Neural-Based Recognition of Multi-Parameter Sensor Signal Described by Mathematical Model / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A. // International Scientific Journal of Computing. – 2004. – Vol. 3., Issue 2. – P. 140-147.
70. Turchenko I. Neural-Network Based Method of Control Influence Forming for Section of Mine Ventilation Network / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A. // Proceedings of the 5th International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence (ICNNAI'08). – 2008. – Minsk (Belarus). - P. 343 – 350.
71. Turchenko I. Recognition of MPS Output Signal Described by Different Mathematical Models / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A. // Proceedings of the 2005 IEEE International Workshop of Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Application (IDAACS'05). – 2005. – Sofia (Bulgaria). – P. 89-94.
72. Turchenko I. Recognition of Multi-Sensor Output Signal Using Modular Neural Networks Approach / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A. // Proceedings of the International Conference “Modern Problems of Radio-Engineering, Telecommunications and Computer Science” TCSET'2006. – 2006. – Lviv-Slavsko (Ukraine). – P. 155-158.
73. Turchenko I. Simulation Modeling of Multi-Parameter Sensor Signal Identification Using Neural Networks / Turchenko I. // Proceedings of the Second IEEE International Conference on Intelligent Systems. – 2004. – Varna (Bulgaria). – Vol. 3. – P. 48-53.
74. Turchenko I. Simulation Modeling of Neural Control System for Section of Mine Ventilation Network / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A. // Computing. – 2006. – Vol. 5, Issue 2. – P. 106-116.

75. Turchenko I. Simulation Modeling of Neural-Based Method of Multi-Sensor Output Signal Recognition / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A., Kochan R., Stepanenko A., Daponte P., Grimaldi D. // Proceedings of the 2006 IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference (IMTC/06). – 2006. – Sorrento (Italy). – P. 1530-1535.
76. Turchenko I. Simulation Modelling of Neural Control System for Coal Mine Ventilation / Turchenko I., Kochan V., Sachenko A. // Proceedings of the 4th International Conference on Neural Networks and Artificial Intelligence (ICNNAI'2006). – 2006. – Brest (Belarus). – P. 93-98.
77. Turchenko V. Estimation of Computational Complexity of Sensor Accuracy Improvement Algorithm Based on Neural Networks / Turchenko V., Kochan V., Sachenko A. // Ed. G.Dorffner, H.Bischof, and K.Hornik // Lecture Notes in Computing Science, Springer-Verlag. – 2001. – No. 2130. – P. 743-748.
78. Wang C. S. An intelligent control system for ventilators / Wang C. S., Shaw D., Jih K. S. // Medical Engineering & Physics. – 1998. – No 20. – P. 534–542.
79. Werbos P.J. Overview of Design and Capabilities in Neural Networks for Control / Werbos P.J. - Cambridge (MA): MIT Press, 1990. - P. 59-65.
80. Werther W. Classification of mass spectra: A comparison of yes/no classification methods for the recognition of simple structural properties / Werther W., Lohninger H., Stancl F. and Varmuza K. // Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems. – 1994. – Vol. 22, No. 1. – P. 63-76.
81. Widrow B. Adaptive Switching Circuits / Widrow B., Hoff M. // In 1960 IRE WESCON Conversion Record. – DUNNO. – 1960. - P. 96-104.
82. Wu X., Topuz E. Analysis of mine ventilation systems using operations research methods / Wu X., Topuz E. // International Transactions in Operational Research. – 1998. - Vol. 5, No. 4. - P. 245-254.
83. Yildirim S. Adaptive robust neural controller for robots / Yildirim S. // Robotics and Autonomous Systems. – 2004. - Vol. 46, No. 3. – P. 175-184.
84. Zakrzewski J. Improving Sensitivity and Selectivity of SnO<sub>2</sub> Gas Sensors by Temperature Variation / Zakrzewski J., Domanski W., Chaitas P. and Laopoulos Th.

- // IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications. – 2003. – Lviv, Ukraine. - P. 296-299.
85. Zhang H. Improving pattern recognition of electronic nose data with time-delay neural networks / Zhang H., Balaban M., Principe J. // Sensors and Actuators B. – 2003. – Vol. 96, No. 1-2. – P. 385-389.
86. Абрамов Ф.А. Моделирование динамических процессов рудничной аэрологии / Абрамов Ф.А., Фельдман Л.П., Святный В.А. – К.: Наукова думка, 1981. – 284 с.
87. Амосов Н.М. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Амосов Н.М., Байдык Т.Н., Гольцев А.Д. и др. // Под ред. Амосова Н.М. - К.: Наукова думка, 1991. - 271 С.
88. Архангельський В.І. Нейронні мережі в системах автоматизації / Архангельський В.І., Богаєнко І.М., Грабовський Г.Г., Рюмшин М.О. – К.: “Техніка”, 1999. – 364 С.
89. Бабак Г.А. Шахтные вентиляторные установки главного проветривания / Бабак Г.А., Бочаров К.П., Волохов А.Т. – М.: Недра, 1982. – 295 С.
90. Войтович І.Д. Інтелектуальні сенсори / Войтович І.Д., Корсунський В.М. – Київ: Інститут Кібернетики ім. В.М.Глушкова, 2007. – 514 с.
91. Галинская А.А. Модульные нейронные сети: обзор современного состояния разработок / Галинская А.А. // Математические машины и системы. – 2003. – № 3,4. – С. 87-102.
92. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учеб. пособие для вузов / Галушкин А.И. – М.: ИПРЖР, 2000. – 416 С.
93. Головки В.А. Нейроинтеллект: теория и применение. Книга 1: Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями / Головки В.А. – Брест: Изд. БПИ, 1999. – 264 С.
94. Головки В.А. Нейронные сети: обучение, модели и применение / Головки В.А. – М.: Радиотехника, 2001. – 256 с.

95. Горбань А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / Горбань А.Н., Россиев Д.А. – Новосибирск: Наука, сибирская издательская фирма РАН, 1996. – 276 С.
96. Гордов А.Н. Основы пирометрии / Гордов А.Н. - М.: Металлургия, 1971.
97. ГОСТ 3044-84. Преобразователи термоэлектрические. Номинальные статистические характеристики преобразования. - М.:Изд-во стандартов, 1984. – 56 с.
98. Грегори К. Использование Visual C++. Специальное издание.: Пер. с англ / Грегори К. – М.: СПб.: К.: Издательский дом «Вильямс», 2000. – 864 с.
99. Гурса Э. Курс математического анализа / Т1.,Ч2. Разложения в ряды, геометрические приложения / Гурса Э. – М.-Л.: Государственное технико-теоретическое издательство, 1933. – 235 С.
100. Дорф Р. Современные системы управления / Дорф Р., Бишоп Р. // Пер. с англ. Копылова Б.И. – М.: Лаборатория Базовых Знаний, 2004. – 832 С.
101. Дьяконов В.П. MATLAB 6.5 SP1/7 SP2+Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики / Дьяконов В.П., Круглов В.В. – М.: Солон, 2006. – 456 С.
102. Ивахненко А.Г. Перцептрон - система распознавания образов / Ивахненко А.Г. - К.: Наукова думка, 1975. - 430 с.
103. Карпов Е.Ф. Автоматическая газовая защита и контроль рудничной атмосферы / Карпов Е.Ф., Баренберг И.А., Басовский Б.И. – М.: Недра, 1984. – 221С.
104. Куссуль Н.М. Інтелектуальні обчислення: Навчальний посібник / Куссуль Н.М., Шелестов А.Ю., Лавренюк А.М. – К.: Наукова думка, 2006. – 186 С.
105. Куссуль Н.Н. Определение содержания хлорофилла в растениях с помощью модульных нейронных сетей / Куссуль Н.Н., Марковский Дж., Яценко В.А., Саченко А.А., Сидоренко А.В., Скакун С.В. // Межведомственный сборник научных трудов “Кибернетика и вычислительная техника”. — 2003. — Выпуск 141. — С. 49–57.
106. Куссуль Э.М. Ассоциативные нейроподобные структуры / Куссуль Э.М. – К.: Наукова думка, 1992. – 237 С.

107. Ларионов А.М. Вычислительные комплексы, системы и сети / Ларионов А.М. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 287 с.
108. Левицкий Д.А. Автоматизированный регулятор расхода воздуха в горных выработках / Левицкий Д.А., Оголобченко А.С. // 4 международная научно-техническая конференция аспирантов и студентов "Автоматизация технологических объектов и процессов. Поиск молодых". - Донецк, 2004.
109. Левицкий Д.А. Обоснование структуры автоматизированной системы управления проветриванием горных выработок шахт / Левицкий Д.А., Оголобченко А.С. // 3 международная научно-техническая конференция аспирантов и студентов "Автоматизация технологических объектов и процессов. Поиск молодых". – Донецк, 2003.
110. Левкин Н.Б. О программе повышения безопасности труда на шахтах / Левкин Н.Б., Кузьменко Н.С., Якуба Л.Н. // Способы и средства создания безопасных и здоровых условий труда в угольных шахтах / Сборник научных трудов. – Макеевка-Донбас: МакНИИ, 2003. – 301 с.
111. Мельник А.О. Спеціалізовані комп'ютерні системи реального часу: конспект лекцій / Мельник А.О. – ДУ "Львівська політехніка". – 1996. – 53 С.
112. Мкртчян С.О. Нейроны и нейронные сети / Мкртчян С.О. – М.: Энергия, 1971. – 232 С.
113. Николайчук Я.М. Архітектура та системні характеристики розподілених комп'ютерних мереж, оснащених асинхронними автономними сенсорами // Николайчук Я.М., Круцкевич Н.Д., Заставний О.М. / Наукові вісті інституту менеджменту та економіки «Галицька академія». – Івано-Франківськ. – 2006р. – №2(10). – С. 65-74.
114. Палагин А.В. Инструментальный онтологоуправляемый комплекс для исследования и разработки сенсорных систем / Палагин А.В., Перетяцько В.Ю. // Управляющие системы и машины. – 2005. – N 2. – С. 66-73.
115. Палагин А.В. Системная интеграция средств компьютерной техники: Моногр. / Палагин А.В., Яковлев Ю.С.; Винниц. нац. техн. ун-т. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. — 680 с.

116. Паралельная обработка информации: В 5-ти томах / АН УССР. Физ. – мех. институт. – К.: Наукова думка, 1984-1990. – Т.5: Проблемно-ориентированные и специализированные средства обработки информации / Аксенов А.И., Аристов В.В., Барзилович Е.Ю. и др.; Под редакцией Малиновского Б.Н. и Грицика В.В. – 504 С.
117. Патент 25609А України, МКІ G06F 15/00. Двопровідна локальна обчислювальна мережа, повторювач сигналу та інвертор для використання в ній // В.В.Кочан, В.О.Тимчишин (Україна); Заявл. 30.10.97 № 97105295; Видано 30.10.98.
118. Патент України, МКІ G06F. Мережевий модуль обробки даних з дистанційною реконфігурацією // Майків І.М., Кочан Р.В., Турченко І.В., Кочан В.В. (Україна); Заявл. 13.05.2008. № а200806336;
119. Попов Б.А. Вычисление функций на ЭВМ: Справ очник / Попов Б.А., Теслер Г.С. – К.: Наукова думка, 1984. – 599 С.
120. Пучков Л.А. Методы и алгоритмы автоматического управления проветриванием угольных шахт / Пучков Л.А., Бахвалов Л.А. – М.: Недра, 1992. – 399 с.
121. Резник А.М. Итеративный проекционный алгоритм обучения нейронных сетей / Резник А.М. // Кибернетика и системный анализ. – 1993. - №6. – С. 131-141.
122. Самсонов А. Датчики для температурных измерений в промышленности / Самсонов А., Кидс А., Кюздени О. – К. Наукова думка, 1977. – 223 С.
123. Святный В.А. Паралельне моделювання складних динамічних систем / Сборник трудов конференции «Моделирование-2006» / Святный В.А. // Институт проблем моделирования в энергетике им. Г.Е.Пухова НАН Украины. – Киев, 2006. – С. 83-90.
124. Святный В.А. Исследование процессов взаимодействия регуляторов разных уровней иерархии в вентиляционной сети шахты / Святный В.А., Губенко Л.А., Новосельцев В.Б. // Изв. Вузов Горн. Журн., 1977. - №9. - С. 134-137.

125. Святный В.А. Математическое обеспечение и опытная эксплуатация подсистемы АТМОС АСУ ТП шахты / Святный В.А., Трунов И.С., Анненков В.А. // – Уголь, 1978. – № 10. – С. 49-52.
126. Святный В.А. Разработка структуры и операционных алгоритмов микропроцессорной системы безопасного управления проветриванием шахты / Святный В.А., Ефремов С.С. // Механизация и автоматизация управления. – 1983. - № 4. - С. 31–34.
127. Туз Ю.М. Структурные методы повышения точности измерительных устройств / Туз Ю.М. – К.: Вища школа, 1976. – 255 С.
128. Турченко І. Нейромережевий метод формування керуючих впливів в комп'ютерній системі контролю параметрів середовищ / Турченко І. // Комп'ютинг. – 2008. – Том 7, Вип. 1. – С. 58-69.
129. Турченко В.О. Нейромережеві методи і засоби підвищення ефективності дистрибутивних мереж збору та обробки сенсорних даних: Дис. ... канд. техн. наук: 05.13.13 / Турченко В.О. – Львів, 2001. – 189 с.
130. Турченко І.В. Нейромережеве управління дільницею шахтної вентиляційної мережі / Турченко І.В., Кочан В.В., Саченко А.О. // Наукові праці Донецького національного технічного університету / Серія "Проблеми моделювання та автоматизації проектування динамічних систем". – 2006. – Випуск 5 (116). – С. 146-155.
131. Турченко І.В. Підхід до нейромережевого управління об'єктом провітрювання / Турченко І.В. // Журнал Запорізького державного технічного університету "Радіоелектроніка. Інформатика. Управління". – 2005. – Том 2 (14). – С. 95-101.
132. Турченко І.В. Підхід до розпізнавання сигналу багатопараметричного сенсора з використанням нейронних мереж / Турченко І.В. // Вісник Технологічного університету Поділля. – 2004. – Ч.1, Т.1. – С. 145-149.
133. Фельдман Л.П. Чисельні методи в інформатиці: підручник для ВНЗ / Фельдман Л.П., Петренко А.І., Дмитрієва О.А. – К.: ВНУ, 2006. – 480 с.
134. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: / Хайкин С. // Пер. с. англ. – Под. ред. Куссуль Н.Н. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104с.

135. Цветков Е.И. Процессорные измерительные средства / Цветков Е.И. - Ленинград: Энергоатомиздат, 1989. - 224 с.
136. Чепцов А.А. Системная организация и алгоритмы функционирования моделирующего сервисного центра (для угольной промышленности): Дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Чепцов А.А. – К., 2007. – 211 с.
137. Черкаський М.В. Взаємозалежність характеристик складності і надійності обчислювальних систем / Черкаський М.В. // Радіоелектронні комп'ютерні системи. – Харків: Харківський авіаційний інститут, 2008. - №: 6 (33). – С. 46-51.
138. Черных И.В. SIMULINK: среда создания инженерных приложений / Черных И.В. // Под общ. ред. к.т.н. Потемкина В.Г. – М.: Диалог-Мифи, 2003. – 496 С.