

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ**  
**«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ»**  
Факультет інформатики та обчислювальної техніки  
Кафедра технічної кібернетики

«На правах рукопису»  
УДК \_\_\_\_\_

«До захисту допущено»  
Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_ (підпис) \_\_\_\_\_ (ініціали, прізвище)  
« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2015 р

**Магістерська дисертація**

зі спеціальності 8.05020102 «Комп'ютеризовані та робототехнічні системи»  
(код і назва спеціальності)

на тему: «Ідентифікація топології нейронних мереж на основі  
класифікаційних ознак»

Виконав: студент VI курсу, групи ІК-31м  
(шифр групи)

Ахаладзе Антон Елдарійович  
(прізвище, ім'я, по батькові) \_\_\_\_\_ (підпис)

Науковий керівник к.т.н., доц. Ткач М.М.  
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали) \_\_\_\_\_ (підпис)

Консультант охорона праці к.т.н., доц. Праховнік Н. А.  
(назва розділу) (посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище, ініціали) \_\_\_\_\_ (підпис)

Рецензент \_\_\_\_\_  
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали) \_\_\_\_\_ (підпис)

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації  
немає запозичень з праць інших авторів  
без відповідних посилань.

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

Київ – 2015 року

**Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут»**

Факультет (інститут) Інформатики та обчислювальної техніки  
(повна назва)

Кафедра технічної кібернетики  
(повна назва)

Освітньо-кваліфікаційний рівень «магістр»  
Напрямок підготовки 6.050201 «Системна інженерія»  
(код і назва)

Спеціальність 8.05050102 «Комп'ютеризовані та робототехнічні системи»  
(код і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ  
Завідувач кафедри

\_\_\_\_\_  
(підпис)      (ініціали, прізвище)

«\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**

**на магістерську дисертацію студенту**

Ахаладзе Антону Елдарійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

Тема дисертації: «Ідентифікація топології нейронних мереж на основі класифікаційних ознак»

науковий керівник дисертації к.т.н., доцент Ткач Михайло Мартинович  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «10» березня 2015 р. №292/2с

2. Строк подання студентом дисертації \_\_\_\_\_

3. Об'єкт дослідження: є класифікаційні ознаки топології нейромережі, які визначають її властивості \_\_\_\_\_

4. Предмет дослідження: топологія нейромережі

5. Перелік завдань, які потрібно розробити: проаналізувати існуючі методи та підходи до вибору топологій нейромереж, проаналізувати класифікаційні ознаки топології нейромережі для вирішення прикладних задач, спроектувати модель ідентифікації топології нейромережі, спроектувати архітектуру та структуру системи ідентифікації топологій нейромережі, розробити систему ідентифікації топології на базі спроектованої структури та архітектури, практично перевірити роботу розробленої системи

6. Орієнтовний перелік ілюстративного матеріалу \_\_\_\_\_

7. Орієнтовний перелік публікацій \_\_\_\_\_

8. Консультанти розділів дисертації

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	Ткач М.М.		
Розділ 2	Лісовиченко О.І.		
Розділ 3	Ямпольський Л.С., Лісовиченко О.І.		
Розділ 4	Лісовиченко О.І., Ткач М.М.		
Розділ 5	Праховнік Н.А.		

9. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

#### Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Строк виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1	Аналіз підходів вибору топологій нейронних мереж	19.02.2015	
2	Проектування моделі ідентифікації топології нейромереж	24.02.2015	
3	Розробка системи ідентифікації топології нейромережі	05.03.2015	
4	Практичне застосування розробленої системи ідентифікації топології	16.04.2015	
5	Перевірка отриманих результатів	21.05.2015	
6	Охорона праці та безпека у надзвичайній ситуації	23.05.2015	
7	Підготовка пояснювальної записки	24.05.2015	
8	Підготовка презентації та доповіді	25.05.2015	
9	Попередній захист	27.05.2015	

Студент \_\_\_\_\_  
(підпис)

А.Е. Ахаладзе  
(ініціали, прізвище)

Науковий керівник дисертації \_\_\_\_\_  
(підпис)

М.М. Ткач  
(ініціали, прізвище)

## АНОТАЦІЯ

Пояснювальна записка до магістерської дипломної роботи містить: 91 стор., 39 рис., 14 табл., 4 додатки, 93 джерела.

Мета і задачі дослідження. Метою дипломного дослідження є дослідження можливості об'єднання знань експертів в області нейротехнологій для полегшення вибору топології нейромережі для фахівця предметної області, де визначена прикладна задача.

Об'єктом дослідження є класифікаційні ознаки топології нейромережі, які визначають її властивості.

Предметом дослідження є топологія нейромережі.

Наукова новизна одержаних результатів проведеного дослідження полягає в теоретичному обґрунтуванні та практичному використанні покрокової моделі ідентифікацій топології нейромережі на основі класифікаційних ознак та їх кількісній оцінці за допомогою оцінок експертів

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ОЦІНКА ЕКСПЕРТІВ, ІДЕНТИФІКАЦІЯ, ТОПОЛОГІЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ, ДИСПЕРСІЯ, СЕРЕДНЬО КВАДРАТИЧНЕ ВІДХИЛЕННЯ, РАНГ, СІТКА ХОПФІЛДА.

## **ANNOTATION**

An explanatory note to the master's work: 91 pages, 39 pic., 14 table, 4 app. and 93 sources.

The purpose and objectives of the research. The goal of graduate studies is research opportunities for integrating knowledge experts in neuro technology to facilitate neural network topology of choice for specialist subject area where defined application.

The object of research is a quantitative assessment of relations between the topology of neural network classification attributes that define its properties.

The subject of research is methods of analysis and evaluation to provide expert survey weights quantitative attributes neural network topology.

Scientific novelty of research is the topology of the neural network.

NEURAL NETWORKS, EXPERT ASSESSMENTS, IDENTIFICATION, NEURAL NETWORK TOPOLOGY, VARIANCE, AVERAGE DEVIATION, RANK, NET HOPFIELD.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ .....	8
ВСТУП .....	9
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ВИБОРУ ТОПОЛОГІЙ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ .....	12
1.1 Аналіз існуючих методів ідентифікації топології нейронних мереж.....	12
1.2 Аналіз нейронних мереж для ідентифікації топології при вирішенні прикладної задачі .....	20
1.3 Аналіз існуючих систем ідентифікації топології нейронних мереж .....	25
1.4 Постановка задачі.....	26
ВИСНОВОК ПО РОЗДІЛУ .....	27
2.1. Класифікація топологій нейронних мереж .....	28
2.2 Класифікаційні ознаки та їх оцінка для вибору параметрів топології .....	40
2.3 Проектування моделі ідентифікації на основі реляційних баз даних .....	40
2.4 Проектування архітектури системи ідентифікації топології нейронних мереж .....	44
ВИСНОВОК ПО РОЗДІЛУ .....	46
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТОПОЛОГІЇ НЕЙРОМЕРЕЖІ.....	47
3.1 Інструментальні засоби для побудови системи.....	47
3.2 Розробка архітектури системи ідентифікації топології нейронних мереж.....	49
3.3 Розробка структури системи ідентифікації топології нейронних мереж.....	51
3.4 Вимоги до функціональної реалізації.....	54
ВИСНОВОК ПО РОЗДІЛУ .....	55
РОЗДІЛ 4. ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТОПОЛОГІЇ .....	56
4.1 Аналіз вирішуваної задачі .....	56
4.2 Опис алгоритму вибору топології за допомогою спроектованої системи.....	56
ВИСНОВОК ПО РОЗДІЛУ .....	62
РОЗДІЛ 5. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНІЙ СИТУАЦІЇ.....	64
5.1 Вступ .....	64
5.1.1 Технологічний процес та робочі операції які виконуються .....	65
5.1.2 Встановити на відповідність вимогам нормативних документів об'єму і площі приміщення на 1 працівника та розташування технологічного обладнання.....	65
5.2. Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих факторів на робочих місцях, що створюються технологією (обладнанням) під час експлуатації, та розробка заходів по покращенню (нормалізації) умов праці .....	67
5.2.1 Мікроклімат .....	67
5.2.2 Освітлення .....	69
5.2.3 Шум .....	74
5.2.4 Небезпека враження людини електричним струмом .....	75

5.2.5	Небезпека пожежі.....	77
5.2.6	Психофізіологічні небезпечні та шкідливі виробничі фактори.....	80
5.3	Пожежна безпека.....	81
	ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ.....	82
	СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	84

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ ТА СКОРОЧЕНЬ

ГА – генетичний алгоритм;

НС – нейронна сітка;

ШН – штучний нейрон;

ШНС – штучна нейронна сітка;

АЗПП – алгоритм зворотного поширення похибки;

ТВ – топологічні властивості;

НІТ – нові інформаційні технології;



## ВСТУП

*Актуальність теми дослідження.* В останні роки у світі бурхливо розвивається нова прикладна область штучного інтелекту, яка спеціалізується на використанні для вирішення інтелектуальних задач штучних нейронних мереж. Актуальність досліджень у цьому напрямку підтверджується величезною кількістю різноманітного використання нейромереж. Основними класами задач, у яких на сьогодні успішно використовуються рішення на базі нейромереж, є: задачі апроксимації, прогнозування, класифікація та розпізнавання образів, кластеризація, ідентифікація та оцінювання, асоціативне керування та інші.

Головною перепорою до більш широкого використання нейромереж є вимога наявності глибоких знань в даній області для побудови такої мережі, яка б вирішувала поставлену прикладну задачу оптимально за заданим параметром (точністю, швидкістю роботи, тощо.) З одного боку, є висококваліфікований в певній предметній області спеціаліст, який може визначити та виконати постановку конкретної прикладної задачі, та використати для її вирішення нейромережу, але він не має глибоких знань в області вибору топології нейромережі. З іншого боку, є фахівець з глибокими знаннями в області нейронних технологій, але який не оперує поняттями предметної області, де визначена задача або не знає тонкостей задачі. Розглянемо кілька варіантів можливого вирішення даної проблеми. Перший варіант: спеціаліст певної галузі має визначити та описати задачу, витратити час для поглиблення знань в галузі нейротехнологій, обрати певну топологію, навчити та перевірити її на коректність навчання. Наступний варіант: фахівець в галузі нейронних технологій може обрати, налаштувати та перевірити нейромережу, але йому також необхідно витратити певний час на опанування предметної області. В обох випадках необхідна наявність часу для отримання додаткових знань, що дуже часто є критичним при вирішенні певної прикладної задачі. Для усунення цієї проблеми, пропонується об'єднати знання експертів в галузі нейронних мереж, які допомагали б фахівцю предметної області (користувачу) обрати топологію нейромережі на основі знань перших .

Очевидно, що є актуальним створення системи, що полегшувала б вибір топології нейромережі для користувача, який не має глибоких знань в області нейротехнологій.

*Мета і задачі дослідження.* Метою дипломного дослідження є аналіз можливості об'єднання знань експертів в області нейротехнологій для полегшення вибору топології нейромережі для фахівця предметної області, де визначена прикладна задача.

Мета дослідження полягає в виявленні особливостей будови нейромереж, їх властивостей, та характеристик, визначення взаємозв'язків між ними та визначенні важливості оцінки цих зв'язків на основі експертних знань.

Для досягнення цієї мети в рамках даного дипломного проекту були поставлені наступні задачі:

1. Проаналізувати існуючі підходи вибору топологій нейромереж
2. Проаналізувати ознаки та характеристики нейромереж
3. Проаналізувати існуючі системи ідентифікації нейромереж
4. Розглянути та проаналізувати класифікацію нейромереж
5. Спроекувати модель синтезу топології нейромереж на основі реляційних баз даних
6. Спроекувати архітектуру системи
7. Обрати інструментальні засоби для реалізації системи
8. Реалізувати структуру та архітектуру системи ідентифікації топології нейромережі
9. Практично перевірити роботу здатність системи на основі прикладної задачі
10. Провести аналіз отриманих результатів порівняно з існуючими системами

*Об'єктом дослідження* є класифікаційні ознаки топології нейромережі, які визначають її властивості.

*Предметом дослідження* топологія нейромережі.

*Наукова новизна одержаних результатів* проведеного дослідження полягає в теоретичному обґрунтуванні та практичному використанні покрокової моделі ідентифікацій топології нейромережі на основі класифікаційних ознак та їх кількісній оцінці за допомогою оцінок експертів.

*Практичне значення результатів* дослідження полягає в тому що сформульовані у дипломній роботі теоретичні положення та їх практична реалізація можуть допомагати, необізнаному в області нейромереж, користувачу вибрати топології нейромереж для вирішення прикладної задачі.

*Структура роботи.* Робота складається з: вступу, п'яти розділів, висновків та списку використаних джерел, який налічує 93 найменування.

# РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ВИБОРУ ТОПОЛОГІЙ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

## 1.1 Аналіз існуючих методів ідентифікації топології нейронних мереж

Нейронна мережа представляє собою множину вузлів (нейронів), які об'єднуються в шарі і сполучені між собою зв'язками. Існує кілька видів нейронів і типів зв'язків, що може їх з'єднувати. Нейрони можуть бути з'єднані між собою багатьма способами, що створює велику кількість нейронних мереж з різною архітектурою, структурою, методами навчання і властивостями відповідно.

Вибір топології нейронних мереж є одним з найважливіших етапів при використанні нейронних технологій для вирішення прикладних задач. Від цього напряму залежить якість (адекватність) отриманої нейромережевої моделі .

Побудова нейронної мережі традиційно виконуються по методиці проб і помилок. Дослідник вказує кількість шарів, нейронів а також структуру зв'язків між ними. Після цього він навчає мережу (якщо потрібно) і випробовує її на тестовій вибірці. Якщо отримані результати задовольняють заданим критеріям, то задача вибору топологію та побудови нейросітки вважається виконаною. Інакше процес повторюється знову з іншими параметрами. Вибір параметрів, побудова мережі, її навчання ти випробування займають досить багато часу. А якщо врахувати кількість можливих параметрів і множину значень цих параметрів, то пошук оптимальної, за певним критерієм мережі, може займати дуже велику кількість часу, що не завжди є виправданим або навіть допустимим.

Швидкий розвиток теорії і практики використання генетичних алгоритмів, дає можливість їх використання для вирішення задачу пошуку та вибору оптимальної (за певним критерієм) топології нейромережі.

Як добре видно, при побудові мережі необхідно експериментувати з великою кількістю мереж, порівнюючи отримані результати. Для кожної нової мережі перевіряється її адекватність при вирішені конкретної прикладної задачі і вона, при необхідності, змінюється або відкидається. Простір можливих

варіантів мереж, в середині якого здійснюється пошук, дуже великий. Тому необхідно використовувати спрощення або різні евристичні методи.

Такий процес багатократного повторювання циклу "Вибір мережі - Оцінка - Модифікація або відкидання" нагадує природній процес еволюції. Еволюційні алгоритми добре себе зарекомендували в задачах пошуку близьких до оптимальних рішень в складних просторах. Тому їх використання для пошуку топології нейромереж є логічним.

Структуру будь-якого досліджуваного об'єкта, що визначає його поведінку і властивості, можна назвати фенотипом об'єкта. Запис даних про фенотип, за якими можна його однозначно відновити, називається геномом. Оскільки об'єкт кодується тільки одним геномом, то його можна також називати генотипом. Таким чином, геном є формою представлення об'єкта. При вирішенні будь-якої оптимізаційної задачі генетичним методом спочатку необхідно визначити це представлення. Процес побудови генома за фенотипом називають кодуванням, а зворотні йому - побудови фенотипу за генотипом - декодуванням.

Для опису процесу роботи ГА необхідно визначити ще кілька операцій. Схрещування - це операція побудови нового генотипу (нащадка) по генотипам двох батьків. Мутація - випадкова зміна генотипу. Відбір - це вибір з популяції об'єктів-кандидатів для подальшого схрещування або переходу в нову популяцію (виживання особини і її перехід у нову епоху).

Кожна епоха згідно ГА складається з наступних кроків:

1. Обчислення пристосованості кожного індивіда з популяції
2. Відбір індивідів для схрещування
3. Схрещування відібраних індивідів і додавання нащадків в популяцію
4. Мутація деяких особин з популяції
5. Обчислення пристосованості всіх нових особин
6. Відбір особин і складання з них нової популяції

Як добре видно, генетичний алгоритм - це схема еволюції. Щоб отримати з неї точний алгоритм необхідно вибрати уявлення генотипу, алгоритми його



Замість того, щоб описувати кожну зв'язок окремо, можна зберігати набір параметрів описують окремі частини мережі або деякі шаблони підмереж. Точна структура мережі відновлюється на етапі декодування мережі за генотипом, з урахуванням деяких заздалегідь визначених характеристик і властивостей мережі. Таким чином найкраще кодувати мережі деяких певних класів, наприклад багат шарові мережі без зворотних зв'язків.

### *Параметричне кодування*

Замість того, щоб описувати кожний зв'язок окремо, можна зберігати набір параметрів, що описують окремі частини мережі або деякі шаблони підмереж. Точна структура мережі відновлюється на етапі декодування мережі за генотипом, з урахуванням деяких заздалегідь визначених характеристик і властивостей мережі. Таким чином найкраще кодувати мережі деяких певних класів, наприклад багат шарові мережі без зворотних зв'язків.

Існує декілька підходів до реалізації ідеї параметричного кодування. Перший з них був запропонований Харпом, Самадом і Гуха в 1989 році. Вони використовували "креслення" для завдання нейронної мережі. Креслення являв собою послідовність сегментів, кожен з яких описував одну групу нейронів (наприклад, шару в багат шаровій мережі без зворотних зв'язків). Сегмент складався з двох частин. Перша була фіксованого розміру і містила інформацію про кількість нейронів у групі, їх організації, а також адресу. Друга частина містила одну або більше поле опису проєкції (Projection specification field PSF), що задає зв'язок даної групи нейронів з іншими. У кожному полі записувалися щільність зв'язків, адресу групи, до якого вони ведуть і інформацію про їх організації. Перша і остання група описувала вхідні і вихідні нейрони. Такий опис було набагато більш компактно і набагато краще масштабувати.

Однак, таке подання не забезпечувало коректність закодованих мереж. Деякі автори досліджували варіанти подібних уявлень, наприклад, Мандішер запропонував уявлення для кодування багат шарових мереж, яке забезпечувало коректність. Генотип складався з послідовності описів шарів. Опис шару складалося з трьох полів. Перше поле - розмір шару (кількість нейронів).

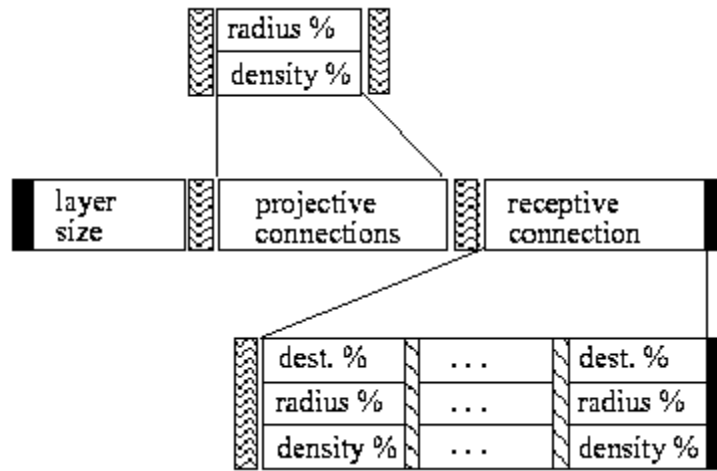


Рис. 1.2. Кодування за Мандішеру

Друге і третє поле задавало зв'язку даного шару з іншими. Друге поле описувало проєктивні зв'язку, тобто спрямовані від даного шару до наступного. Третє поле описувало рецептивні зв'язку, тобто спрямовані від одного з попередніх шарів до даного, відповідно третє поле складалося з довільної кількості описів зв'язків. Проєктивні зв'язку задавалися двома параметрами - радіусом зв'язків і щільністю зв'язків. Розмір радіуса зони приєднання зв'язків задавався у відсотках щодо розміру наступного шару. Другий параметр задавав відсоток нейронів у зоні приєднання зв'язків, з якими реально встановлювалася зв'язок.

### *Граматичне представлення*

У реальних біологічних організмах генотип не є справжнім повним кресленням всієї особини. Він містить інформацію про білки, тобто про елементи, які використовуються і як будівельні цеглинки, з яких створюється організм, і як механізми з вбудованою програмою для побудови інших елементів організму. Такий процес розвитку називається онтогенезом, і саме він надихнув дослідників на перехід до фрактального опису нейронних мереж. В генотипі записувався не опис структури нейронної мережі, а програма і правила побудови цієї структури.

Найвідоміший підхід до реалізації цієї ідеї базується на Системах Ліндемайра, або L-системах. Цей формалізм був спочатку граматичним підходом до моделювання морфогенезу рослин. Граматика L-системи



складається з набору правил, що використовувалися для генерації рядка-опису структури. Процес застосування правил називається переписуванням рядків (string-rewriting). До початкового символу  $S$  послідовно застосовуються правила переписування рядків, поки ми не отримаємо рядок тільки з термінальних символів.

У 1990 році Кітано розробив граматику генерації графів (Graph Generation Grammar -GGG). Всі правила мають вигляд:

$$A \rightarrow \begin{bmatrix} B & C \\ D & E \end{bmatrix}$$

Алфавіт цієї граматики містить символи трьох типів:

1. Нетермінальні  $N = \{A, B, :, Z\}$ ,
2. Передтермінальні  $P = \{a, b, :, p\}$
3. Термінальні  $T = \{0, 1\}$ .

ГраMATика складається з двох частин: змінної і постійної. Змінна частина записується в геном і складається з послідовності описів правил граматики. Усі символи з лівої частини правил повинні бути нетермінальними, а з правої частина - з безлічі  $N \setminus P$ . Постійна частина граматики містить 16 правил для кожного передтермінального символу ліворуч, і матриці  $2 * 2$  з  $\{0, 1\}$  справа. Для термінальних символів також задаються граматичні правила. Нуль розкривається в матрицю  $2 * 2$  з нулів, а одиничка - в матрицю і одиниць.

При роботі з такими уявленнями геномів можуть зустрічатися ситуації, коли в змінної частини не запитує правила для нетермінального символу, який однак використовувався в правої частині одного з описаних правил. Такі символи оголошуються "мертвими", і переписуються точно так само, як нулі.

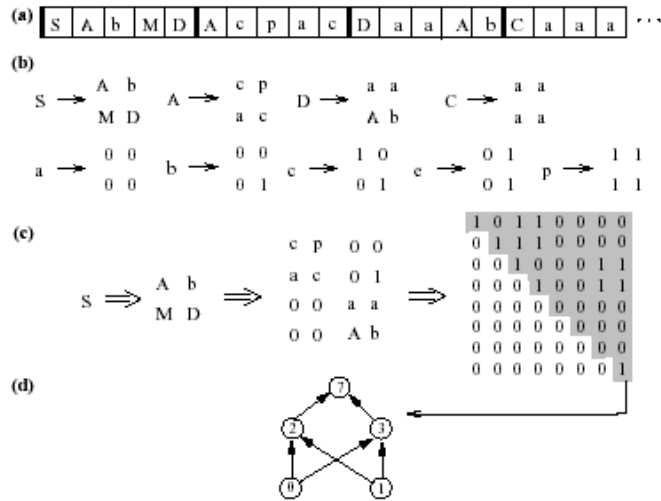


Рис. 1.3. Процес декодування граматичного уявлення

Процес декодування складається з послідовних застосувань правил з генома до початкового символу S. Кількість застосувань правил задається на початку. Отримана матриця інтерпретується таким чином: якщо на діагоналі елемент  $(i, i) = 1$ , то йому відповідає нейрон. Всі елементи  $(i, j)$  позначають зв'язок нейрона  $i$  з нейроном  $j$ , якщо вони обидва існують. Всі зворотні зв'язки видаляються.

*Простір з осередків*

Нолфі і Парісі запропонували кодувати нейрони їх координатами в двовимірному просторі. Кожна пара координат в генотипі відповідає одному нейрону. Але зв'язки не задаються точно в генотипі, а "вирощуються" в процесі декодування. Крайні нейрони зліва вважаються вхідними, а крайні справа - вихідними.

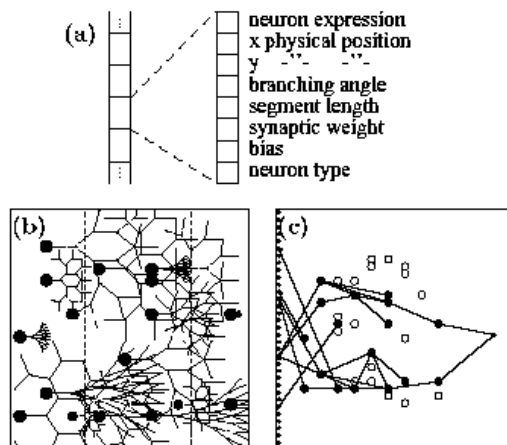


Рис. 1.4. Побудова мережі в просторі з осередків

На початку процесу декодування всі нейрони поміщаються на площині в точках, заданих їх координатами. Потім вони індексуються. Індекс прихованих нейронів визначається їх координатою  $x$ . Якщо у двох нейронів їх  $x$ -ові координати співпадають, то більший номер отримує той нейрон, який був лічений з генома пізніше (закодований далі, ніж інший). Індеси всіх вхідних і вихідних нейронів розраховуються інакше. Кожному нейрону в генотипі також відповідає параметр тип. Для вхідних нейронів індекс :

$$I = type \bmod N (input)$$

для вихідних нейронів він розраховується за формулою:

$$j = N - N (output) + type \bmod N (output)$$

де,

$N (input)$  - кількість входів в нейронну мережу,

$N (output)$  - кількість виходів з нейронної мережі.

Очевидно, що деякі вхідні і вихідні нейрони будуть мати один і той же індекс. Тому, при декодуванні до нейронної мережі додається  $N (input)$  вхідних і  $N (output)$  вихідних реальних нейронів, до яких приєднані входи і виходи мережі. Кожен такий додатковий нейрон зв'язується з усіма нейронами з відповідним індексом.

Після декодування всіх нейронів і розміщення їх у просторі, з кожного нейрона починає будуватися дерево зв'язків. Зазвичай воно розраховується як фрактал, але конкретний метод його обчислення не важливий. Довжини сегментів-гілок дерева, і кут між гілками задається при описі кожного нейрона в геномі. Зв'язок між нейронами встановлюється, якщо одна з гілок графа підхід до іншого нейрона менше, ніж на встановленій заздалегідь порогове значення.

Спочатку навчання записаних таким чином мереж окремо не проводилось, вони еволюціонували разом з ваговими коефіцієнтами, які також записувалися в геном. Але подібне подання може застосовуватися і виключно для побудови структури мережі, а ваги можуть розраховуватися і за стандартними алгоритмами.

Еволюційні методи вже показали, що вони здатні знаходити ефективні структури нейронних мереж, принаймні, для нескладних завдань. Побудовані ними нейронні мережі часто зовсім не відрізняються від стандартних, давно випробуваних мереж, що вирішують такі завдання.

Процес еволюції біологічних організмів йшов мільярди років. І якщо врахувати швидкість, з якою розмножуються найпростіші організми, і підрахувати кількість комбінацій, випробуваних природою, то стає ясно, що сучасних обчислювальні потужності просто непорівнянні з необхідними.

Тому багато дослідників зайняті зараз проблемами оптимізації процесу еволюції.

## 1.2 Аналіз нейронних мереж для ідентифікації топології при вирішенні прикладної задачі

Проведений аналітичний перегляд основних напрямків розвитку нейротехнологій, а також результати численних досліджень в інших джерелах (наведені в [4]), присвячених даній проблемі, дозволяють сформулювати достатній набір класифікаційних ознак і запропонувати класифікатор нейромереж, які в сукупності сприятимуть послідовності обґрунтування вибору відповідностей “розв’язувана прикладна задача – топологічна модель нейромережі”.

Досвід роботи багатьох вчених в даній області дозволяє стверджувати, що наведений нижче перелік наступних класифікаційних ознак є і необхідним, і достатнім для розв’язання поставленої задачі і містить:

1. тип вхідної інформації;
2. базову модель ШН;
3. структуру;
4. архітектуру;
5. методи навчання;
6. настроювання ваг;
7. критерії оцінки.

Розглянемо наступні класифікаційні ознаки:

1. За типом вхідної інформації :

а. Аналогова вхідна інформація – інформація на вході штучної нейронної сітки(ШНС), подана у формі дійсних чисел;

б. Двійкова вхідна інформація – інформація на вході ШНС у вигляді нулів та одиниць.

Отже, можна виділити два основних підходи до реалізації ШНС: *цифровий* та *аналоговий*. Перевагою аналогових реалізацій є: висока швидкодія, надійність та економічність. Проте сфера можливого масового використання навчуваних аналогових нейронних чипів досить вузька. Це обумовлене великою складністю апаратної реалізації високоефективних навчальних алгоритмів і необхідністю спеціальної підготовки потенційних користувачів для оптимальної організації адаптивного процесу. У той же час, широке розповсюдження можуть отримати аналогові нейрокомп'ютери/нейросітки з фіксованою або незначно під налагоджуваною структурою зв'язків – нейропроцесори;

2. Базова модель ШН – математична та її програмна і/або апаратна реалізації нейрону, на основі яких будується ШНС;

3. Архітектура ШНС визначається кількостями шарів і ШН у шарі.

З позицій архітектурного побудування ШНС важливу роль відіграє не лінійність активаційної функції через те, що, якби вона не володіла даною властивістю або не входила в алгоритм роботи кожного нейрона, результат функціонування будь-якої n-шарової ШНС зводився б до добутку вхідного вектора  $X$  сигналів  $x_i$  на матрицю вагових коефіцієнтів. Тобто фактично така ШНС була б еквівалентна одношаровій ШНС з ваговою матрицею  $W$  єдиного шару.

Активаційна функція – функція  $f_a(*)$ , яка визначає правило переходу нейрона, що знаходиться в момент часу  $\tau$  в стані  $g(\tau)$ , у новий стан  $g(\tau+1)$  при надходженні вхідних сигналів  $x_i$ .

В ряді ШНС активаційна функція може залежати не тільки від вагових коефіцієнтів зв'язків  $w_{i,j}$ , але й від часу  $t_{i,j}$  передавання сигналу по каналах зв'язку. Тому у загальному випадку активаційна/передавальна функція зв'язку  $C_{i,j}$  від елемента  $u_i$  до елемента  $u_j$  має вигляд:

$$C_{i,j}^* = f[w_{i,j}(t), u_i^*(t - \tau_{i,j})]$$

Тоді для синхронної нейросітки час  $\tau_{i,j}$  передавання кожного зв'язку або дорівнює нулю, або фіксованій сталій. В асинхронній нейросітці час  $\tau_{i,j}$  передавання для кожного зв'язку між елементами  $u_i$  та  $u_j$  свій, але також сталий.

4. Структура ШНС визначається напрямом та охопленням зв'язків між шарами та окремими нейронами, тобто характером зв'язків.

Визначення кількості проміжних шарів і кількості нейронів в них є важливим при моделюванні сітки. Зазвичай, застосовуючи архітектуру до визначених проблем, використовують загальні правила, а саме:

а. Кількості входів та виходів сітки визначаються кількостями вхідних та вихідних параметрів досліджуваного об'єкту. На відміну від зовнішніх шарів, у прихованому шарі  $n_{\text{прих}}$  кількість нейронів вибирається емпірично. В більшості випадків достатня кількість нейронів становить  $n_{\text{прих}} \leq n_{\text{вх}} \leq n_{\text{вих}}$ , де  $n_{\text{вх}}$ ,  $n_{\text{вих}}$  – кількість нейронів у вхідному і у вихідному шарі.

б. Якщо складність у відношенні між отриманими та бажаними даними на виході збільшується, кількість нейронів прихованого шару повинна також збільшитись.

с. Якщо модельований процес може розділятися на багато етапів, потрібен додатковий прихований шар/шари. Якщо процес не розділяється на етапи, то додаткові шари можуть привести до невірної загальної рішення.

Оскільки всі ШНС базуються на концепції функціонування ШН, правил та механізмів їх з'єднань, а також передатних функцій щодо процедури активації, існує подібність між різними структурами або архітектурами нейросіток. Більшість змін походить з різних правил навчання, реалізація яких визначається *алгоритми навчання*, де відбувається підгонка моделі сітки до наявних навчальних даних;

5. Штучні нейронні сітки не програмуються у звичайному сенсі – *вони навчаються*;

а. Навчання з вчителем – таке навчання ШНС, яке припускає існування цільового вектора – бажаного виходу ШНС для кожного вхідного вектора і

виконується із залученням правил навчання: Хебба, дельта-правила/його модифікацій, алгоритму зворотного поширення похибки тощо.

b. Навчання без вчителя – таке навчання, яке відбувається за відсутності цільового вектора, а *навчаючий алгоритм* при цьому підналагоджує ваги таким чином, щоб отримати узгоджені вектори на виході ШНС, причому подання досить близьких вхідних векторів дає однакові вектори на виході;

c. Навчання з використанням алгоритму зворотного поширення похибки (АЗПП) – це навчання, яке, використовуючи поширення принципів дельта-правила, реалізує градієнтний метод опуклого функціоналу похибки в багатосферних ШНС із структурою прямого поширення на моделях ШН з диференційованими функціями активації;

d. Навчання шляхом самоорганізації – таке навчання, за яким аналогічні вхідні сигнали збуджують сусідні нейрони, і такий “колективізм” може здійснюватися завдяки оберненим зв’язкам. Ваги змінюються на кожному кроці навчання, і їх змінювання залежить як від сусідніх вхідних образів, так і ймовірного розподілення, за яким пропонуються для навчання допущені вхідні образи;

б. Мета навчання ШНС за алгоритмом АЗПП полягає в знаходженні на багатовимірній поверхні найнижчої точки, яка відповідатиме глобальному мінімуму.

Для розуміння навчання за АЗПП пояснимо поняття поверхні станів. Кожному значенню синаптичних ваг і порогів сітки (вільних параметрів моделі кількістю  $N$ ) відповідає один вимір в багатовимірному просторі. Вимір  $N+1$ -ий відповідає похибці сітки. Для різноманітних сполучень ваг відповідну похибку сітки можна зобразити точкою в  $N+1$ -вимірному просторі, всі ці точки утворюють деяку поверхню станів, яка має складну будову і неприємні властивості. Зокрема, наявність локальних мінімумів (точки, найнижчі в своєму певному околі, але вищі від глобального мінімуму), пласкі ділянки, сідлові точки і довгі вузькі яри. Аналітичними засобами неможливо визначити розташування глобального мінімуму на поверхні станів, тому навчання

нейросітки по суті полягає в дослідженні цієї поверхні. Відштовхуючись від початкової конфігурації ваг і порогів (від випадково обраної точки на поверхні), алгоритм навчання поступово відшукує глобальний мінімум. Обчислюється вектор градієнту поверхні похибок, який вказує напрямок найкоротшого спуску по поверхні з заданої точки. Складність застосування АЗПП полягає у виборі довжини кроків переходу вектора градієнта поверхні похибок, через що або зростає кількість ітерацій і разом з тим час пошуку (при замалих кроках, або епохах), або зростає ймовірність “перестрибування” оптимального розв’язку чи руху в невірному напрямку (при занадто великих кроках). Ітеративний процес навчання припиняється або коли пройдена визначена кількість епох, або коли похибка досягає визначеного рівня малості, або коли похибка перестає зменшуватись (користувач сам вибирає потрібний критерій зупинення процесу).

7. Похибка для конкретної топології ШНС з варійованими значеннями синаптичних ваг і порогів сітки (так званих вільних параметрів топології ШНС) визначається шляхом проходження через неї всієї навчальної множини і порівняння спродукованих на виході значень з цільовими/бажаними. Множина похибок утворює функцію похибок, яку можна розглядати як похибку сітки. В якості функції похибок найчастіше використовують суму квадратів похибок.

Топологія ШНС – це модель нейросітки з певними архітектурою, структурою, методами навчання і настроювання ваг, побудована на основі певних моделей ШН;

Топологічні властивості (ТВ) ШНС не змінюються при будь-яких структурно-архітектурних перетвореннях без втрати суттєвості певного виду нейросіток. Прикладом ТВ ШНС є розмірність/потужність останніх, що визначається кількісною характеристикою: шарів, нейронів у шарі, зворотних зв’язків, входів та виходів сітки (а отже, кількістю опрацьовуваних “образів”) тощо.



### 1.3 Аналіз існуючих систем ідентифікації топології нейронних мереж

В табл. 1.1 наведені список найбільш поширених програм для побудови, дослідження та використання нейромереж.

Таблиця 1.1 Поширені програми для дослідження нейромереж

№	Назва	Характеристики			Висновки
		Переваги	Недоліки	Вартість	
1	MathLab Neural Network Toolbox	Широко поширена, потужна.	Реалізована в командному режимі.	Від 500\$ до 50.000\$.	Складний пакет програм, необхідний досвід роботи, не вирішує поставлену задачу.
2	NeuroShell 2	Потужна програма, підтримує експорт даних про мережу	Включає лише набір готових рішень для не великого спектру задач	870 \$	Висока вартість, не вирішує поставлену задачу
3	Nuclass7	Проста в використанні, умовно безкоштовна	Не можлива тонке налагодження топології, обмежена кількість змінюваних параметрів топології	Умовно безкоштовн а	Вузкий перелік параметрів топології що може бути використаний при побудові мережі, не вирішує поставлену задачу
4	Statistica ANN	Потужна програма.	Наявність фахівця.	2.500\$	Висока вартість.

MathLab Neural Network Toolbox - це комплекс програмних засобів для створення та дослідження нейронних мереж, добре підходить для вивчення властивостей нейромереж на впливу топологічних параметрів на ці властивості. Але вибір параметрів топології відбувається методом "спроб і помилок". Тобто, користувач, базуючись на інтуїції або власному досвіді, обирає топологію

нейромережі, після чого навчає та перевіряє отримані результати. Якщо результати не задовольняють або не вирішують поставлену задачу, користувач повертається до етапу вибору топології, змінює один або кілька параметрів і повторює процедуру дослідження. Такий процес займає багато часу і не гарантує вибір оптимальної топології. Даний програмний продукт не вирішує задачу спрощення вибору топології нейромереж, а лише будує нейромережу з заданою топологією. Крім того він не безкоштовний.

NeuroShell 2 - має ширші функціональні можливості в порівнянні з розглянутим вище продуктом, але все одно не вирішує поставлену задачу.

Nuclass7 - безкоштовний комплекс засобів, що включає в себе потужний апарат візуалізації процесу функціонування нейромереж, але ніяк не спрощує вибір топології, а лише має обмежений перелік реалізованих топологій, що не завжди є оптимальними.

Statistica ANN - один з найпотужніших комплексів, що дозволяє будувати, досліджувати та використовувати нейромережі для вирішення широкого спектру прикладних задач. Використовується великими компаніями та вирішує задачу спрощення вибору топології нейромережі. Даний комплекс гарантує автоматичний вибір топології нейромереж за допомогою спеціального модулю пошуку оптимальної топології нейромережі. Недоліком є висока вартість, тому цей комплекс можуть собі дозволити великі компанії.

#### 1.4 Постановка задачі

1. Проаналізувати існуючі методи та підходи до вибору топологій нейромереж
2. Проаналізувати класифікаційні ознаки для їх кількісного оцінювання на основі оцінок експертів.
3. Проаналізувати поведінку експертів в процесі багато об'єктної експертизи
4. Спроекувати модель ідентифікації топології нейромережі

5. Спроекувати архітектуру та структуру системи ідентифікації топологій нейромережі
6. Розробити систему ідентифікації топології на базі спроектованої структури та архітектури
7. Практично перевірити роботу розробленої системи

### ВИСНОВОК ПО РОЗДІЛУ

В даному розділі було проаналізовано існуючі підходи вибору топології нейромереж, розглянуто програмні комплекси для ідентифікації та дослідження нейромереж. Також були проаналізовані основні характеристики топології та обрані для проектування та розробки на їх основі моделі ідентифікації. Знайдена інформація дозволяє зробити висновок, що існуючі програмні комплекси не задовольняють в повному обсязі поставлені вимоги, щодо спрощення ідентифікації топології нейромереж для вирішення прикладної задачі.

## РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТУВАННЯ МОДЕЛІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТОПОЛОГІЇ НЕЙРОМЕРЕЖ

### 2.1. Класифікація топологій нейронних мереж

Існує широкий спектр досить універсальних способів організації інструментальних засобів і власне процесу застосування нейронних мереж на різній програмно-апаратній базі. Завжди можна підібрати найбільш оптимальний для деякої задачі - все визначається властивостями задачі та вимогами до рішенням.

Однак застосування нейромереж ускладнюється рядом причин. Не можна придумати якусь одну універсальну нейромережу яка б підійшла для рішення різних типів задач. Нейромережі використовують за наступними принципами:

- 1) Будується нейромережа, що вирішує певний клас задач,
- 2) Під кожен екземпляр задачі будується деяка нейромережа, що знаходить квазі-оптимальне рішення цієї задачі.

Набір класифікаційних ознак відрізняє одну мережу від іншої . Кожна ознака впливає на властивості нейромереж та здатність нейромережі вирішувати ту чи іншу задачу. Існує багато класифікацій нейромереж. Як згадувалось вище, існує такий перелік класифікаційних ознак, який є і необхідним, і достатнім для розв'язання поставленої задачі. Базуючись на досвіді дослідників та науковці, можемо вибрати набір класифікаційних задач для ідентифікації топології нейромережі. В набір входять: клас вирішуваної задачі, модель штучного нейрону, структура, архітектура, методи навчання, потужність, які в кінцевому результаті визначають топологічну модель нейромережі.

Розглянемо значення кожної з вказаних класифікаційних ознак. Перед аналізом типів штучних нейронів необхідно визначити, що таке активаційна функція. Розглянемо загальну модель штучного нейрону:

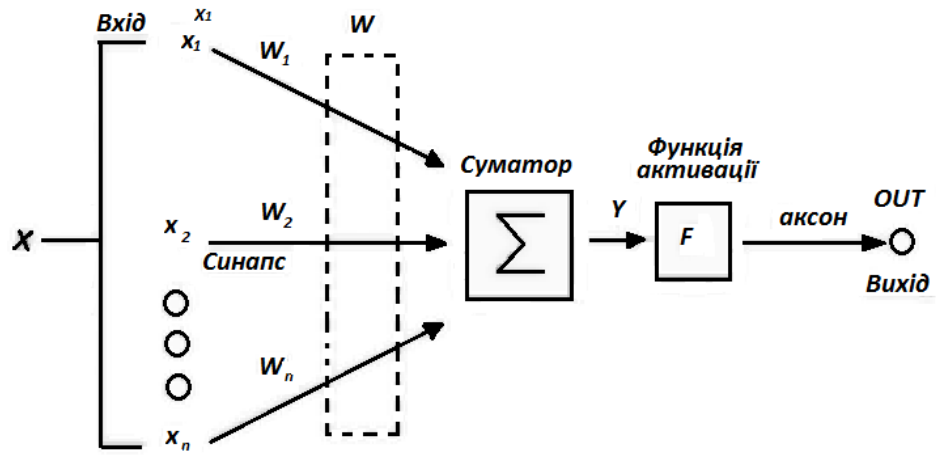
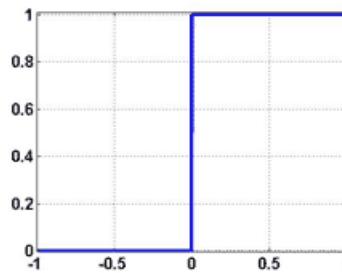


Рис. 2.1. Модель штучного нейрону

Математично, штучний нейрон зазвичай представляють як деяку нелінійну функцію від єдиного аргументу - лінійної комбінації всіх вхідних сигналів. Цю функцію називають функцією активації або функцією спрацьовування, передавальною функцією. Найчастіше використовують наступні функції активації:

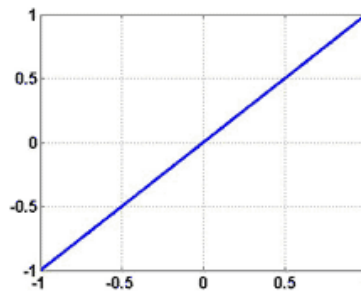
1. Порогова активаційна функція:



$$f(n) = \begin{cases} 0, n < 0 \\ 1, n \geq 0 \end{cases}$$

Рис. 2.2. Графік порогової функції

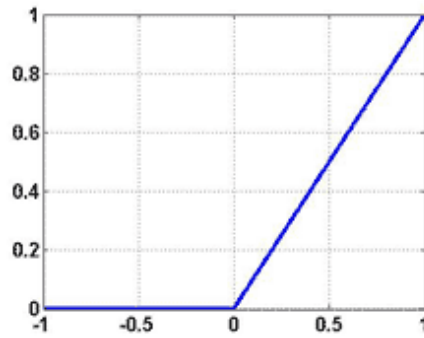
2. Лінійна функція :



$$f(n) = n$$

Рис. 2.3. Графік лінійної функції

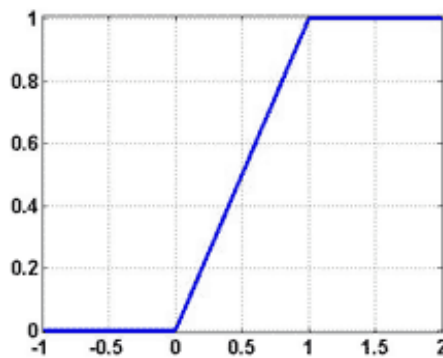
### 3. Додатна лінійна функція



$$f(n) = \begin{cases} 0, & n < 0 \\ n, & n \geq 0 \end{cases}$$

Рис. 2.4. Графік додатної лінійної функції

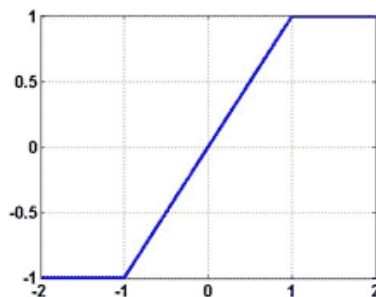
### 4. Лінійна функція з обмеженням



$$f(n) = \begin{cases} 0, & n < 0 \\ n, & 0 \leq n \leq 1 \\ 1, & n > 1 \end{cases}$$

Рис. 2.5. Графік лінійної функції з обмеженням

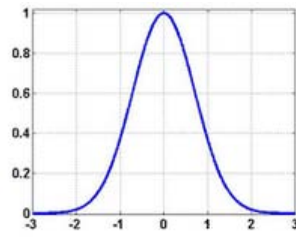
### 5. Симетрична лінійна функція з обмеженням



$$f(n) = \begin{cases} -1, & n < -1 \\ n, & -1 \leq n \leq 1 \\ 1, & n > 1 \end{cases}$$

Рис. 2.6. Графік функції

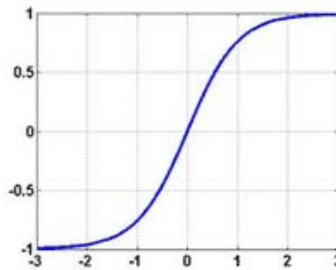
## 6. Експоненційна функція



$$f(n) = \exp(-n^2)$$

Рис. 2.7. Графік експоненційної функції

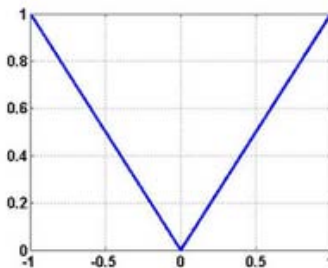
## 7. Гіперболічна тангенціальна функція



$$f(n) = \frac{2}{1 + \exp(-2n)} - 1$$

Рис. 2.8. Графік тангенціальної функції

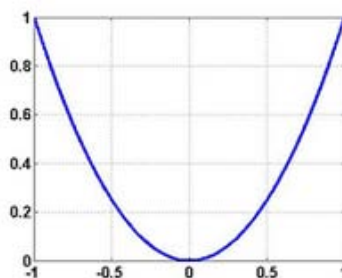
## 8. Модульна функція



$$f(n) = |n|$$

Рис. 2.9. Графік модульної функції

## 9. Квадратична функція



$$f(n) = n^2$$

Рис. 2.10. Графік квадратичної функції

Далі розглянемо існуючі моделі штучних нейронів та їх історичний розвиток. Базова модель штучного нейрону представлена на рис. 2.1. Основною відмінністю між нейронами є активаційні функції та розміщення нейрону. За розміщенням нейрони бувають: вхідними, вихідними та внутрішніми.

*Мак-Каллока - Пітса.* Математичний нейрон запропонований Уореном Мак-Каллоком і Вальтером Пітсом в 1943 р. Нейрон має кілька входів і один вихід. Вхідні сигнали множаться на ваговий коефіцієнт і сумуються :

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j$$

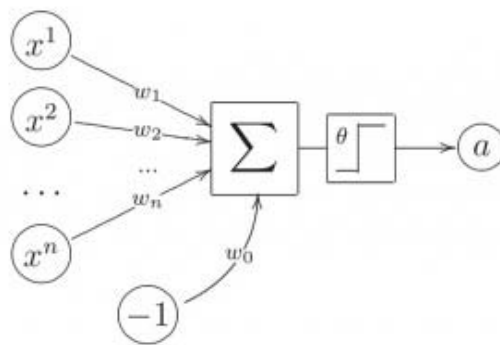


Рис. 2.11. Модель нейрону Макаллока-Пітса

*Adaline нейрон* був розроблений професором Бернардом Відроу і його студентом Тедом Хоффом у Стенфордському університеті у 1960 році. ADALINE базується на штучному нейроні МакКаллока-Пітса. Різниця між Адалін і стандартним перцептроном МакКаллока-Пітса полягає в тому, що у фазі навчання ваги Адалін встановлюються відповідно до вагової суми входів (сигнали сітки). В стандартному перцептроні протягом фази навчання сигнали сітки надходять до передавальної функції і її вихід використовується для встановлення ваг.

*Нейрон Паде* - нейрон Паде може використовуватися як узагальнення нейрона типу "адалайн" в тих випадках, коли лінійних функцій стає недостатньо, зокрема, в задачах інтерполяції емпіричних залежностей. Рівень активації в цьому нейроні вираховується таким чином:



$$net = \frac{\sum_{i=0}^n \omega_i x_i}{\sum_{i=0}^n \tilde{\omega}_i x_i}$$

Мінімізація квадратичної помилки в цьому випадку представлена виразом

$$Q(\omega) = \sum_{i=1}^m \left( a \left( \frac{x_i \omega_i}{x_i \tilde{\omega}_i} \right) - y_i \right)^2 \rightarrow \min_{\omega}$$

На практиці така модель практично не використовується, тому що вона ускладнює процес побудови нейромережевої моделі, не вносячи значних додаткових можливостей

*Нейрон Хебба* - структурна схема нейрона Хебба відповідає стандартній структурі формального нейрона. Д. Хебб зауважив, що зв'язок між двома клітинами посилюється, якщо обидві клітини активуються одночасно, і запропонував формальне правило навчання, відповідно до якого вага  $w_i$  нейрона змінюється пропорційно добутку його вхідного і вихідного сигналів. Правило Хебба може застосовуватися для нейронних мереж різних типів з будь-якими функціями активації окремих нейронів.

Навчання - за правилом Хебба:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \Delta w_i$$

$$\Delta w_i = \alpha x_i y$$

де - коефіцієнт навчання.

При навчанні з учителем замість вихідного сигналу використовується очікувана від цього нейрона реакція  $d$ .

В результаті застосування правила Хебба ваги нейрона можуть брати довільно великі значення. Один із способів стабілізації процесу навчання за правилом Хебба полягає в обліку останнього значення  $w_i$ , зменшеного на коефіцієнт забування. При цьому правило Хебба представляється у вигляді

$$w_i(t+1) = w_i(t)(1 - \gamma) + \Delta w_i$$

Значення вибирається з інтервалу  $(0,1)$  і найчастіше становить деякий відсоток від коефіцієнта навчання.

"Instar" u "Outstar" Гроссберга. Структури «Instar» і «Outstar» являють собою взаємодоповнюючі елементи: «Instar» адаптує ваги зв'язків нейрона до вхідних сигналів, а «Outstar» - до вихідних. Функції активації найчастіше є лінійними.

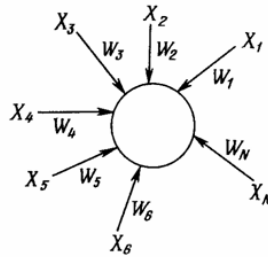


Рис. 2.12. «Instar» Гроссберга

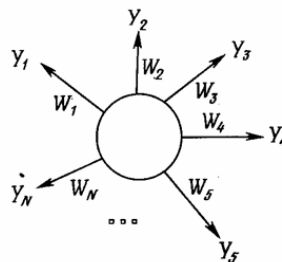


Рис. 2.13. «Outstar» Гроссберга

Навчання за правилами Гроссберга представлено наступними виразами для вхідної зірки і для вихідної відповідно:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + a[x_i - w_i(t)]$$

$$w_i(t+1) = w_i(t) + b[y_i - w_i(t)]$$

де

$w_i$  - вага входу

$x_i$ ;  $a$  - нормуючий коефіцієнт навчання, який має початкове значення 0,1 і поступово зменшується в процесі навчання,

$b$  - нормуючий коефіцієнт навчання, який на початку приблизно дорівнює 1 і поступово зменшується до нуля в процесі навчання.

Можуть навчатися як з учителем, так і без учителя. Застосовується при вирішенні задач класифікації.

*Сигма-Пі нейрони.* Є узагальненням нейронів з лінійної та квадратичної функціями активації на випадок представлення функції активації net-поліномом ступеня N (N - число входів нейрона):

$$net = \sum_{k=1}^M \omega_k \prod_{i \in I_k} x_i$$

де  $I_k$  - безліч індексів, що містить одну з можливих  $2^N$  комбінацій перших  $N$  цілих чисел,  $M = 2^N$

Структура нейромережі визначається характером зв'язків

*Мережі прямого поширення* - мережі з односкерованими послідовними зв'язками.

*Рекурсивні* - мережі, в яких є зворотні зв'язки, тобто, нейрони з попереднього шару мали зв'язки з нейронними наступного шару. В залежності від типу зв'язків бувають : локально-рекурсивні, частково рекурсивні, з латеральними зв'язками, тощо.

*Мережі зустрічного поширення* - архітектура зустрічного поширення (counter propagation) вдало об'єднує в собі переваги можливості узагальнення інформації мережі Кохонена та простоту навчання вихідної зірки Гросберга. Творець мережі зустрічного поширення Р.Хехт-Нільсен рекомендує використання цієї архітектури для швидкого моделювання систем на початкових етапах досліджень з подальшим переходом, якщо це буде потрібно, на значно дорожчий, але більш точний метод навчання із зворотним поширенням помилок.

*Архітектура* нейромережі визначається кількістю шарів і поділяються на одношарові та багатошарові.

Методи навчання визначають механізми налаштування ваг нейромережі

*Алгоритми з використаних методів градієнтного спуску.* Завдання навчання мережі у випадках застосування градієнтних алгоритмів розглядають як задачу мінімізації апріорно визначеної **цільової Функції**  $\xi(w)$ . Градієнтні методи зв'язані з розкладанням цільової функції  $\xi(w)$  в ряд Тейлора в найближчому околі точки наявного рішення  $w$ . У випадках цільової функції від багатьох змінних ( $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ ) таке представлення пов'язується з околom раніше визначеної точки (при старті алгоритму - це вихідна точка  $w_0$ ) в напрямку  $x$ . Подібне розкладання описується універсальною формулою виду:

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

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

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

є матрицею похідних другого порядку і називається гессіаном.

Пошук мінімуму виконується до тих пір, поки норма градієнта не опуститься нижче апіорі заданого значення допустимої похибки, або поки не буде перевищено максимальної кількості ітерацій. Універсальний оптимізаційний алгоритм навчання нейронної мережі можна представити в наступному вигляді (будемо вважати, що початкове значення вектора, що оптимізується, відоме і складає  $w_k = w_0$ ):

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

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

Крок 3: Вибір величини кроку  $\eta$  у напрямку  $x_k$ , при якому виконується умова:

$$\xi(w_k + \eta x_k) < \xi(w_k).$$

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

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

Крок 1: Ініціювати ваги малими випадковими величинами.

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

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

Прямий прохід:

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

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

$$h_i = \sum_i^n w_{ij} x_i,$$

застосовує до одержаної суми функцію активації, формуючи вихідний сигнал:

$$v_i = f(h_i)$$

котрий надсилається до всіх нейронів вихідного шару.

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

$$h_i = \sum_j^q w_{jk} v_i,$$

формує після застосування функції активації вихідний сигнал мережі:

$$y_k = f'(h_k)$$

Зворотне поширення помилки:

Крок 7: Кожен вихідний нейрон співставляє своє значення виходу з потрібною цільовою функцією і вираховує

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(k_k),$$

після чого визначається корегуючий член ваг:

$$\Delta w_{jk} = n \delta_k v_j,$$

а параметри  $\delta_k$  надсилаються в нейрони прихованого шару.

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

$$h_k = \sum_k^m \delta_k w_{jk},$$

результат помножують на похідну від функції активації для визначення  $\delta_j$ :

$$\delta_j = f'(h_j) \sum_k^m w_{jk} \delta_k,$$

та вираховується корегуючий член:

$$\Delta w_{jk} = n \delta_k w_{jk},$$

Корегування ваг:

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

$$w_{jk}(new) = w_{jk}(old) + \Delta w_{jk}$$

Аналогічно корегуються ваги між вхідним та прихованим шарами:

$$w_{ij}(new) = w_{ij}(old) + \Delta w_{ij}$$

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

*Навчання з вчителем.* Алгоритм називається алгоритмом навчання з учителем, якщо під час навчання

мережа має набір правильних відповідей (виходами мережі) на кожен вхідний сигнал,

тобто заздалегідь задається безліч пар векторів  $\{(x^s, d^s)\}^l$ , де  $x^s \in X$  вектор, що задає умову задачі, а  $d^s \in Y$  відоме рішення задачі для вектора  $x^s$ . В процесі навчання мережа змінює свої параметри таким чином, щоб давати потрібне відображення  $X \rightarrow Y$ . Необхідно відзначити, що розмір множини  $\{(x^s, d^s)\}$  повинен бути достатнім для того, щоб алгоритм навчання зміг сформулювати потрібне відображення.

*Навчання без вчителя.* Хоча метод навчання з учителем успішно застосовується для вирішення прикладних завдань, багато дослідників критикують його за біологічне неправдоподібність. Дійсно, важко уявити, що в мозку є певний механізм, який порівнює дійсні результати з бажаними. Алгоритм навчання без учителя може застосовуватися тоді, коли відомі тільки вхідні сигнали. На їх основі мережа вчиться давати найкращі значення виходів. Поняття «найкраще значення» визначається алгоритмом навчання. Зазвичай

алгоритм підлаштовує параметри так, щоб мережа видавала однакові результати для досить близьких вхідних значень

*Метод Хеба.* Найстарішим навчальним правилом (1949-й рік) є постулат навчання Хеба. На підставі фізіологічних і психологічних досліджень Хеб висунув гіпотезу про те, як навчаються біологічні нейрони. Він припустив, що вага з'єднання між двома нейронами посилюється, якщо обидва ці нейрони збуджуються. Хеб спирався на наступні нейрофізіологічні спостереження: якщо пов'язані між собою нейрони активізуються одночасно і регулярно, то сила зв'язку зростає. Важливою особливістю цього правила є те, що зміна ваги зв'язку

залежить тільки від активності нейронів, які з'єднані даної зв'язком. Сам алгоритм виглядає наступним чином:

1. На стадії ініціалізації всім ваговим коефіцієнтам привласнюються невеликі випадкові значення.
2. На вхід мережі подається вхідний сигнал і обчислюється вихід.
3. На підставі отриманих вихідних значень нейронів виробляється зміна вагових коефіцієнтів.
4. Повтор з кроку 2 з новим образом з вхідної множини до тих пір, поки вихідні значення мережі не стабілізуються із заданою точністю.

*Правило корекції за помилкою.* У 1957 р. Розенблатт розробив модель, яка викликала великий інтерес у дослідників. Модель використовує алгоритм навчання з учителем, тобто навчальна множина складається з безлічі вхідних векторів, для кожного з яких вказано вихідний вектор. Незважаючи на деякі обмеження, вона стала основою для багатьох сучасних найбільш складних алгоритмів навчання з учителем. Суть алгоритму полягає в наступному: для кожного вхідного прикладу задається бажаний вихід. Якщо реальний вихід мережі не збігається з бажаним, то параметри мережі будуть скориговані. Для обчислення величини корекції використовується різниця між реальним і бажаним виходом мережі, причому корекція ваг відбуватиметься тільки в разі помилкової відповіді.

*Навчання методом змагання.* На відміну від навчання за методом Хеба, в якому безліч вихідних нейронів можуть збуджуватися одночасно, при змагальному навчанні вихідні нейрони змагаються між собою за активізацію. Тобто з усієї множини вихідних нейронів використовується тільки один нейрон з найбільшим виходом. Такий алгоритм нагадує процес навчання біологічних нейронних мереж. Навчання методом змагання дозволяє класифікувати вхідні дані: схожі приклади групуються мережею в один клас і представляються одним зразковим елементом. При цьому кожен нейрон з множини вихідних нейронів «відповідає» тільки за один клас. Очевидно, що загальне число класів, з якими здатна працювати мережу дорівнює кількості вихідних нейронів. При навчанні

модифікуються тільки ваги «перемігшого» нейрона. Це призводить до того, що зразковий елемент стає трохи ближче до вхідного прикладу.

## 2.2 Класифікаційні ознаки та їх оцінка для вибору параметрів топології

Для даної роботи, згідно із обраними класифікаційними ознаками та їх значеннями із першої частини роботи, потрібно привести обранні ознаки із якісної форми представлення в кількісну. Для цього були використанні знання експертів, які опитуються, ранжуються та вносяться до бази даних.

Після проведення опитування та оцінки результатів дані будуть зберігатися в системі накопичення знань (або в базі даних розроблюваної системи) в вигляді оцінки кожного зв'язку (повний перебір). Накопичення таких знань потребує дуже великих затрат, як часу так і ресурсів. Ще одна проблема полягає в наявності не великої кількості експертів, обізнаних в всіх областях нейронних мереж, оцінка їх значимості та компетентності.

Всі результати дослідження експертного оцінювання зв'язків між зазначеними значеннями класифікаційних ознак наведені в другій частині роботи, яку виконав Ахаладзе Ілля.

## 2.3 Проектування моделі ідентифікації на основі реляційних баз даних

Для вирішення поставленої задачі, а саме спрощення вибору топології нейромережі для вирішення прикладної задачі необхідно розробити простий, інтуїтивно зрозумілий користувачу алгоритм. Для цього скористаємося напрацюваннями дослідників в даній галузі, а саме Ямпольського Л.С. і використаємо запропоновану ним покрокову модель синтезу топологій на основі класифікаційних ознак, яка має наступний вигляд:



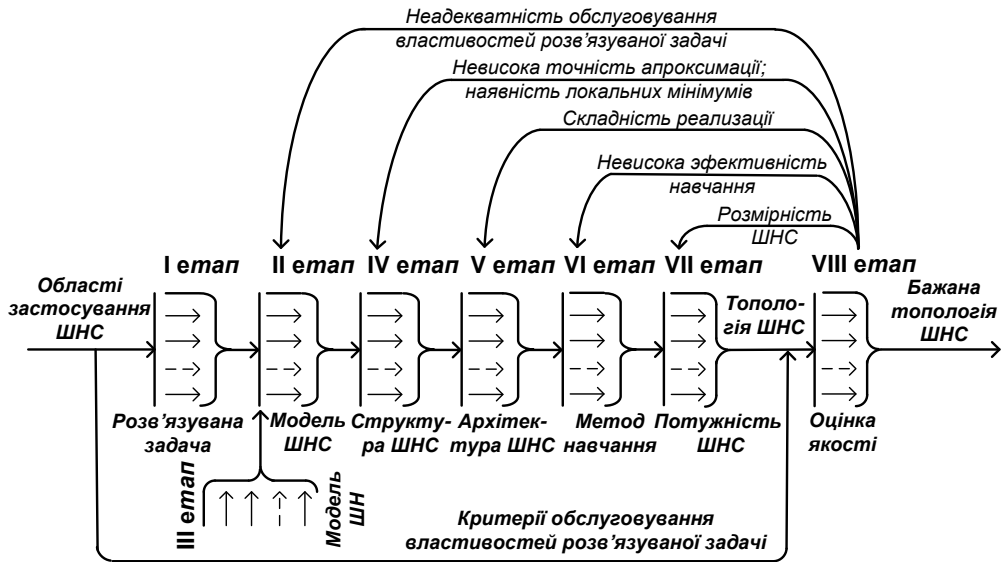


Рис. 2.14. Покрокова модель синтезу топології

Автор розробив дану модель, маючи на увазі можливість автоматизації вибору параметру окремим агентом в мультиагентному середовищі автоматичному режимі на основі певних критеріїв обслуговування властивостей прикладної задачі. Оскільки, користувач буде сам здійснювати вибір на кожному кроці на основі рекомендації експерта (експертної оцінки), модифікуємо схему під наші потреби. Крім того, базуючись на дослідженнях впливу класифікаційних ознак на властивості самої мережі, можемо сказати, що однією з найважливіших ознак є модель базового нейрону з активаційною функцією. Перемістимо крок вибору моделі нейрону в загальний алгоритм вибору на друге місце, а вибір топологічної моделі мережі перенесемо на останній крок, так як всі попередні кроки будуть визначати кінцеву топологічну модель. Модель набуде наступного вигляду:

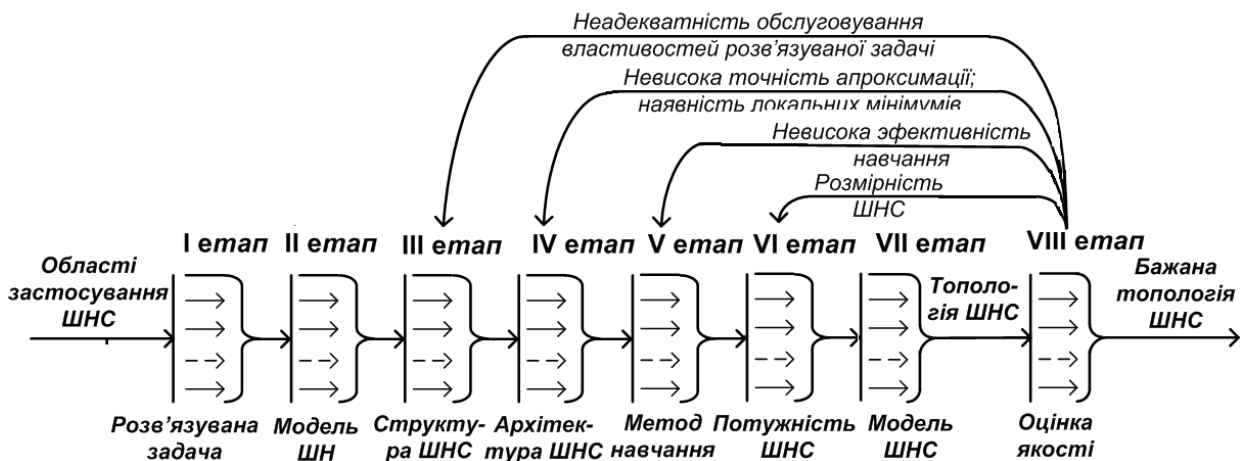


Рис. 2.15. Покрокова модель ідентифікації топології нейромережі

Потужністю визначається кількістю прихованих шарів, кількістю входів, кількістю виходів, кількістю нейронів у прихованих шарах.

Перша спроба реалізувати таку модель на базі продукційних правил, які були задані в строковому форматі, виявилась невдалою. Система була дуже ресурсо-затратною через надмірно велику кількість самих правил. Використання метаправил не вирішило цю проблему. Крім того, з часом система виявилась погано масштабуємою. З ростом кількості правил в системі, росла і складність додавання нових правил, які б не вступали в протиріччя з існуючими, також це суттєво впливало на пошук рекомендації певного кроку, за умови вибраного одного або кількох з попередніх кроків.

Наступним етапом розвитку даної системи стала відмова від використання бази правил продукції та перехід до використання реляційної бази даних та оцінок експертів. Реляційні бази даних добре вирішують проблему масштабованості, крім того, гарантують, що час доступу до будь-яких двох різних записів БД будуть однакові по часу, за рахунок принципу конструкції та організації пошуку по БД.

Ми розробили вимоги до БД та спроектували схему таблиць бази, яка б задовольняла поставлену задачу.

Концептуальна модель має наступний вигляд:

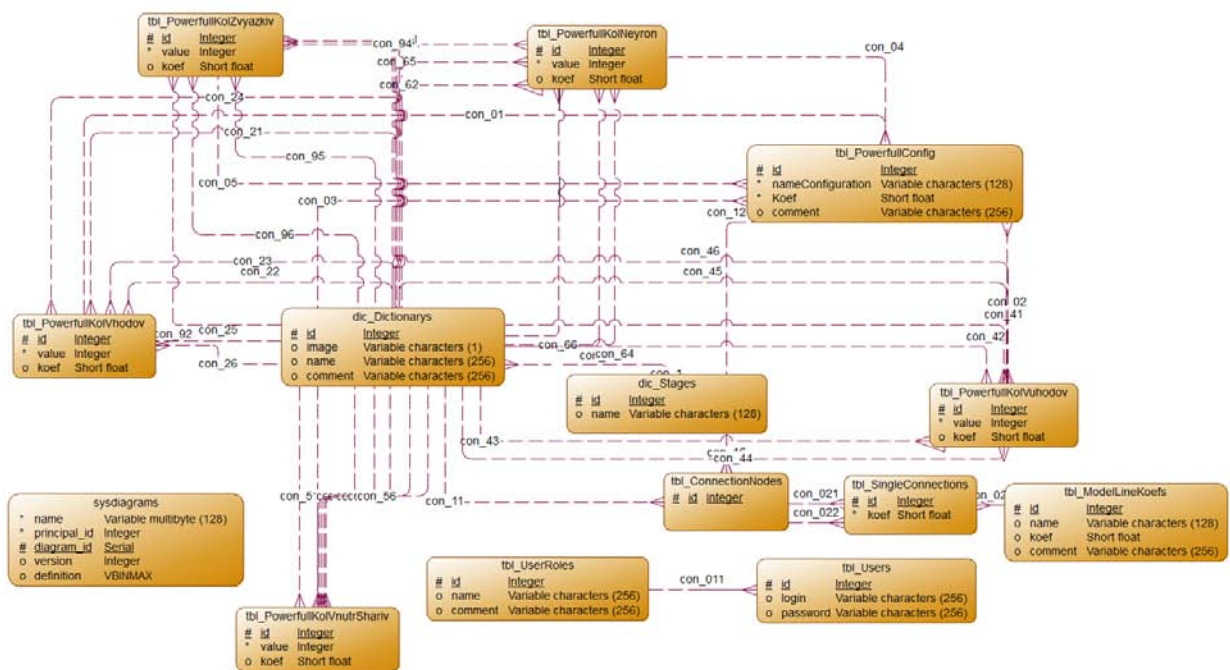


Рис. 2.16. Концептуальна модель даних

Проаналізувавши ознаки та маючи покрокову модель, оберемо значення ознак, які будуть використані в системі на кожному кроці.

Таблиця 2.1 Модель нейрону

№	Назва
1	Мак-Каллока - Пітса
2	Adaline нейрон
3	Нейрон Паде
4	Нейрон Хебба
5	Сигма-Пі нейрони
6	"Instar" и "Outstar" Гроссберга

Таблиця 2.3 Структура мережі  
нейромережі

№	Назва
1	Мережі прямого поширення
2	Мережі зустрічного поширення
3	Рекурсивні

Таблиця 2.2 Функції активації

№	Назва
1	Функція Хевісайда
2	Лінійна функція
3	Додатна лінійна функція
4	Експоненційна функція
5	Гіперболічна тангенціальна функція
6	Модульна функція
7	Квадратична

Таблиця 2.4 Архітектура

№	Назва
1	Одношарові
2	Багатошарові

Таблиця 2.5 Методи навчання

№	Назва
1	Алгоритми з використаних методів градієнтного спуску
2	Навчання методом змагання
3	Правило корекції за помилкою
4	Метод Хеба
5	Навчання без вчителя
6	Навчання з вчителем

Таблиця 2.6 Потужність

№	Назва
1	Кількість входів
2	Кількість виходів
3	Кількість прихованих шарів
4	Кількість нейронів в прихованих шарах

Таблиця 2.7 Класи задач

№	Назва
1	Прогнозування
2	Кластерний аналіз
3	Апроксимація
4	Асоціативна пам'ять
5	Стискання, відновлення даних
6	Прийняття рішень, управління
7	Прогнозування
8	Задача комівояжера

Таблиця 2.8 Моделі нейронних мереж

№	Назва
1	Елмана
2	Джордана
3	Ворда
4	Хопфілда
5	Хеммінга
6	Двоскерована асоціативна пам'ять
7	Кохонена
8	Когнітрон
9	Машина Больцмана
10	Машина Коші
11	Динамічні рекурсивні ШНС
12	Каскадно-кореляційні
13	Векторного квантування
14	Адаптивного резонансу

## 2.4 Проектування архітектури системи ідентифікації топології нейронних мереж

Архітектурно, система буде поділятися на три зони: зона користувача, зона експерта та зона адміністратора.

*Зона користувача* розробляється для вирішення основної поставленої задачі. Тобто, користувач зможе, на основі порад експертів, обрати ту чи іншу топологію мережі. Для цього він має пройти по кожному кроку моделі вибору та на кожному кроці обрати конкретне значення класифікаційної ознаки. При чому, в кожний момент часу доступний рух в одному напрямку, від початку моделі до її останнього кроку. Перестрибувати через крок не можна, тобто, користувач на кожному кроці повинен обрати на базі оцінки експертів та текстової підказки (опису) конкретну топологічну ознаку. Після перед останнього кроку користувач отримає визначену топологічну модель, яку він може експортувати в файл. Цей файл можна відкрити нейромережевим конструктором або програмою побудови нейромережі, навчити та перевірити обрану мережу. Тоді, на останньому кроці, користувач має оцінити якість отриманої мережі, виставивши опцію, що мережа задовольняє поставлені до неї вимоги, і топологічна модель буде збережена в базі даних для історії.

Користувач може повернутися та експортувати її знову, якщо буде необхідність вирішити таку задачу знову. Якщо ж, обрана мережа не задовольняє, за одним з критеріїв, поставлені вимоги, наприклад, мережу невиправдано важко реалізувати або навчити, чи обрана топологія взагалі не може вирішити поставлену задачу, користувач може повернутися до переднього кроку моделі та пройти шлях знову, крок за кроком. Модель ітераційна, тобто, вибір закінчується, коли користувач обрав топологію, що задовольняє поставлену задачу.

*Зона експерта* призначена для роботи в системі експерта. Його повноваження ширші ніж звичайного користувача. Експерт може додавати нові зв'язки, ланцюги та задавати їх коефіцієнти, може змінювати значення оцінок існуючих зв'язків, а також залишати коментарії до різних сутностей системи. Вимоги до обізнаності набагато вищі ніж до звичайного користувача. Експерт може експериментувати та створювати власні топологічні моделі.

*Зона адміністратора* включає функціональні можливості користувача, але не експерта. Адміністратор може робити зміни в БД, зміни значень записів в

БД, додавати нові, створювати нові таблиці тощо. Але адміністратор не має доступу до діалогу створення та редагування експертних оцінок.

Всі зони розділені різними обліковими записами, що зберігаються в базі даних. Для всіх зон доступний діалог візуалізації зв'язків між різними параметрами топології.

## ВИСНОВОК ПО РОЗДІЛУ

В даному розділі ми розробили покрокову модель вибору топологій, обрали класифікаційні характеристики та їх значення для вирішення задачі спрощення вибору топології. Для реалізації системи ми обрали лише деякі із зазначених значень ознак, для демонстрації функціонування даного підходу, цього переліку достатньо, а зменшення переліку спростить реалізацію системи та оцінку зв'язків експертами. Система не претендує на звання найкращого опису класифікаційних ознак, а лише демонструє можливість реалізації та функціонування досліджуваного підходу. Система масштабуєма, тобто, може бути доповнена після розробки.

## РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТОПОЛОГІЇ НЕЙРОМЕРЕЖІ

### 3.1 Інструментальні засоби для побудови системи

При побудові системи ідентифікації топології нейронних мереж, були проаналізовані та обрані наступні технології.

Мова програмування – С++ з використанням інструментарію Qt. Qt - крос-платформовий інструментарій розробки програмного забезпечення (ПЗ) мовою програмування С++. Дозволяє запускати написане за його допомогою ПЗ на більшості сучасних операційних систем (ОС), просто компілюючи текст програми для кожної операційної системи без зміни вихідного коду. Містить всі основні класи, які можуть бути потрібні для розробки прикладного програмного забезпечення, починаючи з елементів графічного інтерфейсу й закінчуючи класами для роботи з мережею, базами даних, OpenGL, SVG і XML. Бібліотека дозволяє керувати нитями, працювати з мережею та забезпечує крос-платформовий доступ до файлів.

При розробці були використанні наступні бібліотеки Qt інструментарію:

- Qt Core;
- Qt Gui
- Qt Sql
- Qt Widgets

База даних – SQLite. SQLite - полегшена реляційна система керування базами даних. Втілена у вигляді бібліотеки, де реалізовано багато зі стандарту SQL-92.. Вихідний код SQLite поширюється як суспільне надбання (англ. public domain), тобто може використовуватися без обмежень та безоплатно з будь-якою метою.

Особливістю SQLite є те, що воно не використовує парадигму клієнт-сервер, тобто «двигун» SQLite не є окремим процесом, з яким взаємодіє застосунок, а надає бібліотеку, з якою програма компілюється і «двигун»стає складовою частиною програми. Таким чином, як протокол обміну

використовуються виклики функцій (API) бібліотеки SQLite. Такий підхід зменшує накладні витрати, час відгуку і спрощує програму. SQLite зберігає всю базу даних (включаючи визначення, таблиці, індекси і дані) в єдиному стандартному файлі на тому комп'ютері, на якому виконується застосунок. Простота реалізації досягається за рахунок того, що перед початком виконання транзакції весь файл, що зберігає базу даних, блокується; ACID-функції досягаються зокрема за рахунок створення файлу-журналу.

Кілька процесів або нитей можуть одночасно без жодних проблем читати дані з однієї бази. Запис в базу можна здійснити тільки в тому випадку, коли жодних інших запитів у цей час не обслуговується; інакше спроба запису закінчується невдачею, і в програму повертається код помилки. Іншим варіантом розвитку подій є автоматичне повторення спроб запису протягом заданого інтервалу часу.

У комплекті постачання йде також функціональна клієнтська частина у вигляді виконуваного файлу `sqlite3`, за допомогою якого демонструється реалізація функцій основної бібліотеки. Клієнтська частина працює з командного рядка, і дозволяє звертатися до файлу БД на основі типових функцій ОС.

Завдяки архітектурі «двигуна» можливо використовувати SQLite як на вбудовуваних (embedded) системах, так і на виділених машинах з гігабайтними масивами даних.

### *Особливості SQLite*

- Транзакції атомарні, послідовні, ізольовані, і міцні (ACID) навіть після збоїв системи і збоїв живлення.
- Встановлення без конфігурації — не потребує ані установки, ані адміністрування.
- Реалізує значну частину стандарту SQL92.
- База даних зберігається в одному крос-платформовому файлі на диску.



- Підтримка терабайтних розмірів баз даних і гігабайтного розміру рядків і BLOBів.
- Малий розмір коду: менше ніж 350KB повністю налаштований, і менш 200KB з опущеними додатковими функціями.
- Швидший за популярні «двигун» клієнт-серверних баз даних для найпоширеніших операцій.
- Простий, легкий у використанні API.
- Написана в ANSI C, включена прив'язка до TCL; доступні також прив'язки для десятків інших мов.
- Добре прокоментований вихідний код зі 100% тестовий покриттям гілок.
- Доступний як єдиний файл вихідного коду на ANSI C, який можна легко вставити в інший проект.
- Автономність: немає зовнішніх залежностей.
- Крос-платформовість: з коробки підтримується Unix (Linux і Mac OS X), OS/2, Windows (Win32 і WinCE). Легко переноситься на інші системи.
- Вихідний код є загальнодоступним.
- Поставляється з автономним клієнтом інтерфейсу командного рядка, який може бути використаний для управління базами даних SQLite.

### 3.2 Розробка архітектури системи ідентифікації топології нейронних мереж

При побудові додатку було реалізовано архітектурний патерн "репозиторій" для роботи з даними та поділ на три архітектурних шари: шар візуалізації (діалоги та форми), шар даних (окремий потік для роботи з файлом бази даних) та шар логіки (логічні функції підрахунків).

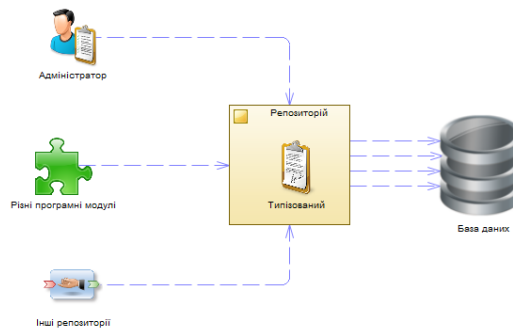


Рис. 3.1. Патерн "репозиторій"

Цей архітектурний шаблон використовується при побудові складних інформаційних систем і дозволяє визначити окремо модуль, який відповідає за маніпуляцію даними. При цьому, скільки б різних модулів не використовували інтерфейс доступу в разі зміни логіки виборки даних або їх будь-якій зміні достатньо змінити логіку лише в одному місці - репозиторії.

Розробивши систему з поділом на шари, ми уникнули проблему замороження інтерфейсу при складних логічних розрахунках або в нашому випадку, при здійсненні складних вибірок з БД.

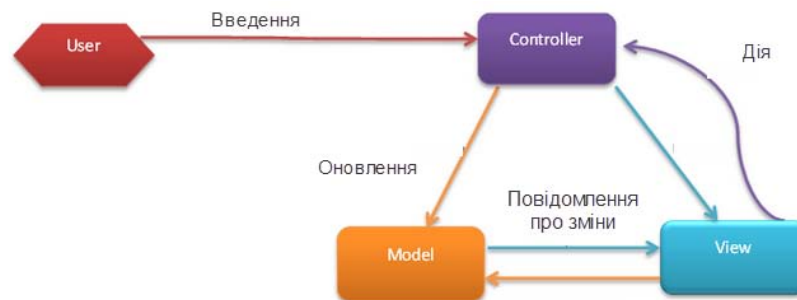


Рис. 3.2. Багатошарова архітектура

User - на даній схемі будь-який користувач, який користується додатком. Controller - шар обчислень та маніпуляції даними. Model - сутність даних, якою маніпулюють контролер, репозиторій та інтерфейс користувача. View - графічний інтерфейс користувача. При будь-якій зміні стану додатку користувачем, тобто, натискання будь-якої кнопки або введення інформації в будь-яке поле, автоматично відсилається сигнал про зміни того чи іншого віджету. Контролер забирає всі дані з графічного інтерфейсу у вигляді моделі даних, проводить маніпуляції з моделлю. Після чого повідомляє графічний інтерфейс про зміни в моделі і ядро перемальовує інтерфейс з урахуванням змін в моделі.

Крім того, в додатку реалізований поділ на зони по ролям. Існує три зони : користувача, експерта та адміністратора. Користувач може лише проходити покроково по моделі, переглядати візуалізоване представлення зв'язків з ваговими оцінками та експортувати результуючу технологію в файл. Експерт крім описаних функцій може додавати нові зв'язки з оцінками, редагувати існуючі та залишати різного роду коментарі. Адміністратор не може оперувати оцінками, але має доступ до бази даних і може здійснювати зміни її схеми.

База даних представлена окремим файлом, де зберігаються дані. Доступ до даних, пошук та організації обмежень цілісності даних здійснюється через спеціальний драйвер sqlite. Обмеження цілісності частково забезпечуються ядром драйверу, а за більшу частину цих обмежень бере на себе відповідальність розробник.

### 3.3 Розробка структури системи ідентифікації топології нейронних мереж

Розглянемо можливі сценарії дії користувача в різних ролях з прикладами діалогів додатку.

#### 1. Користувач відкриває додаток - завантажується основне вікно

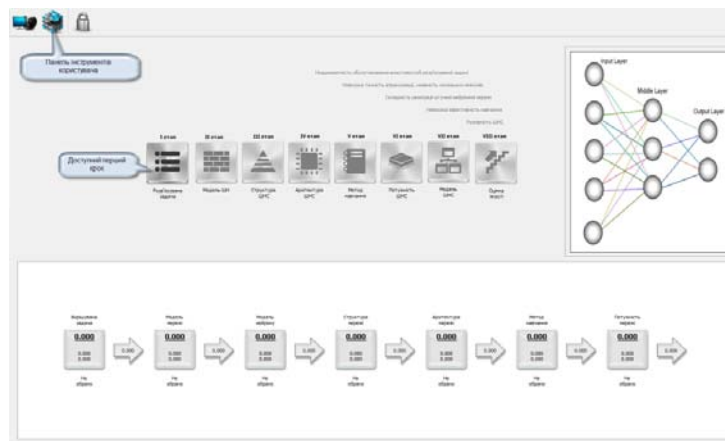


Рис. 3.3. Основне вікно користувача

2. Користувач має можливість перегляду структури зв'язків між ознаками

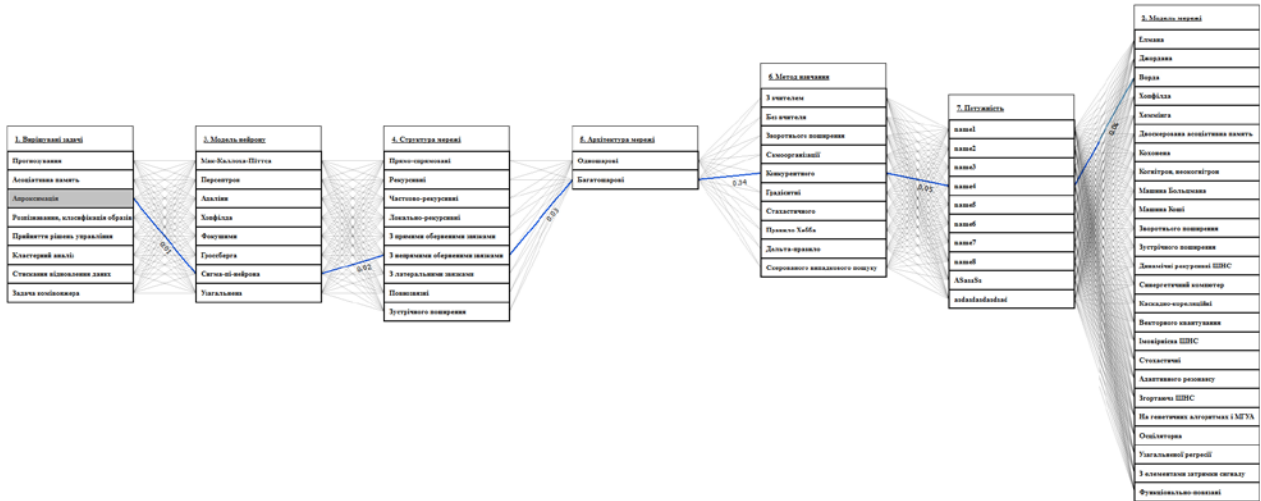


Рис. 3.4. Візуалізація зв'язків між класифікаційними ознаками

3. Користувач може обрати топологію для вирішення прикладної задачі:

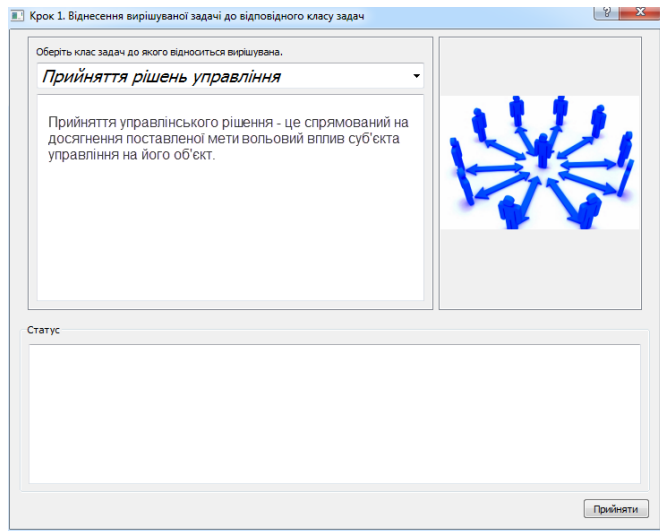


Рис. 3.5. Діалог вибору задач

4. Після вибору класу задач, користувач натискає "Прийняти" і повертається до головного вікна:

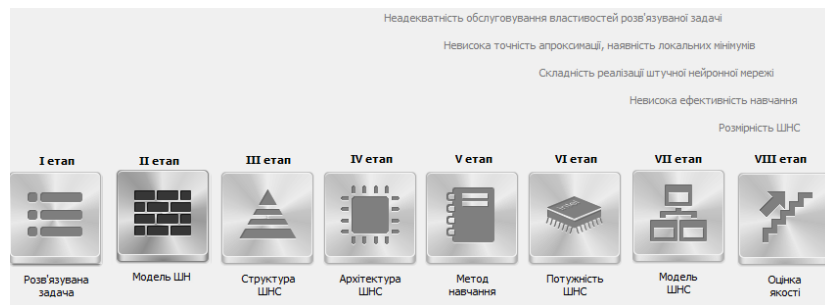


Рис. 3.6. Головний діалог після завершення першого кроку

5. Так покроково користувач доходить до останнього кроку:

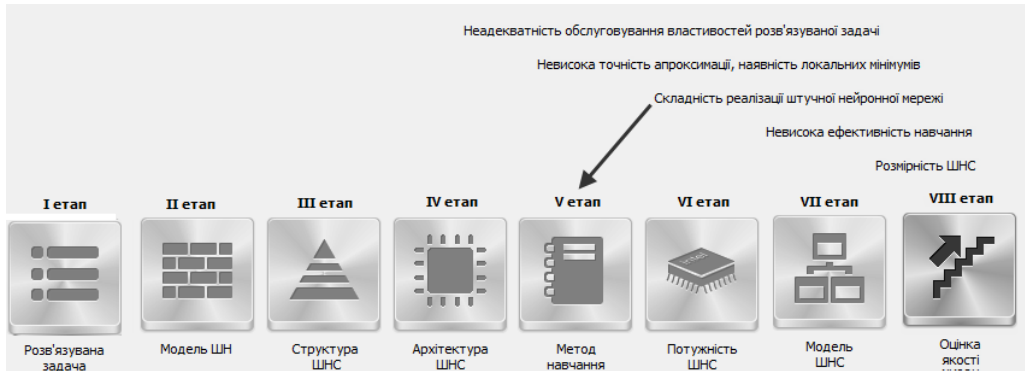


Рис. 3.7. Повернення до попереднього кроку

Далі користувач може змінити обраний параметр і обрати нову топологію.

Користувач може зайти в систему як Експерт або Адміністратор якщо має обліковий запис. Роботу в системі Експерта описано в другій частині роботи.

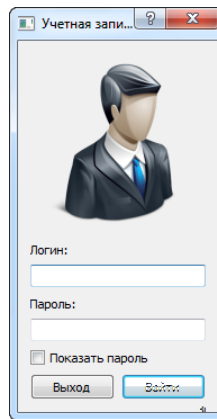


Рис. 3.8. Вхід під обліковим записом

Адміністратор може вносити будь-які зміни до бази даних та виконувати будь-який запит мовою Sql.

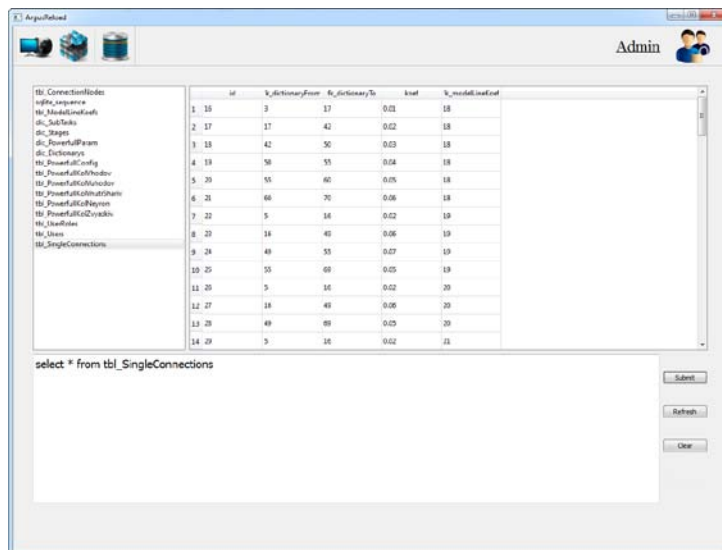


Рис. 3.9. Діалог доступу до бази даних

### 3.4 Вимоги до функціональної реалізації

Функціональні вимоги до кожної з описаних ролей.

#### 1. Користувач

- 1.1. Не може мати доступ до зони Експерта
- 1.2. Не може мати доступ до зони або Адміністратора
- 1.3. Може переглядати візуалізоване представлення зв'язків
- 1.4. Може пройти покроковий алгоритм вибору топології нейромережі
- 1.5. Може повернутися до одного з кроків, якщо один із критеріїв не

задовольняється

#### 1.6. Може експортувати обрану топологію

#### 1.7. Може увійти в систему під іншим обліковим записом

#### 2. Адміністратор

- 2.1. Не може мати доступ до зони Експерта
- 2.2. Може вносити зміни в БД
- 2.3. Може виконувати Sql запит до бази даних
- 2.4. Може вийти з зони
- 2.5. Має доступ до зони користувача

#### 3. Експерт

- 3.1. Не може мати доступ до зони Адміністратора
- 3.2. Може додавати нові зв'язки з оцінками
- 3.3. Може редагувати існуючі зв'язки
- 3.4. Може залишати коментарі

Розподіл повноважень між ролями має вигляд:

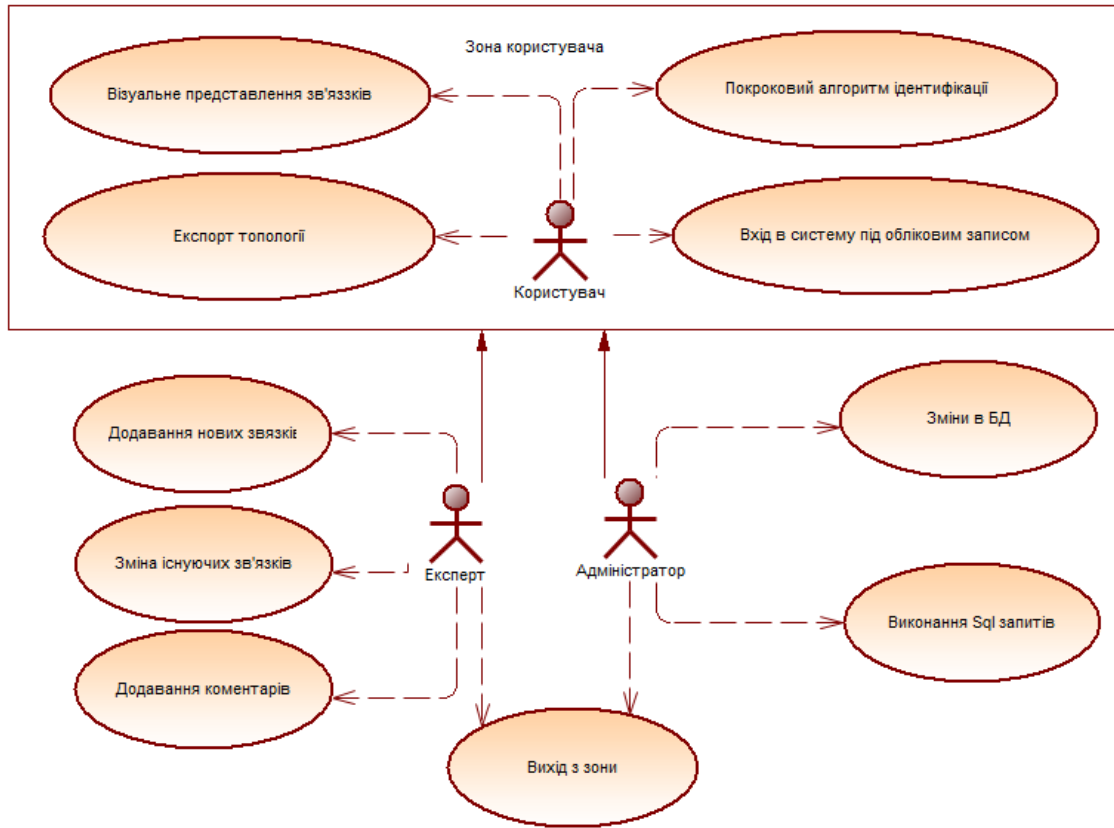


Рис. 3.10 Розподіл повноважень між ролями

## ВИСНОВОК ПО РОЗДІЛУ

В даному розділі ми обрали інструментальні засоби, застосували архітектурні патерни та реалізували структуру, яка забезпечувала б , з однієї сторони - максимальну швидкодію, а з іншого - мала б інтуїтивно зрозумілий інтерфейс для полегшення вибору конкретної топології в великому просторі ознак.

## РОЗДІЛ 4. ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ТОПОЛОГІЇ

### 4.1 Аналіз вирішуваної задачі

Часовий ряд являє собою послідовність векторів,  $x(t)$ ,  $t = 0, 1, \dots$ , де  $t$  - минулий час. З метою спрощення ми будемо розглядати тут тільки послідовності скалярів, хоча в розглянутих методах можна використовувати вектори серії. Теоретично  $x$  може бути значенням, яке змінюється безперервно з  $t$  таких, як температура, але на практиці, для будь-якої заданої фізичної системи,  $x$  буде обраний, так, щоб дати серію дискретних точок даних, рівномірно розподілених у часі. Наприклад, часових рядів по годинах, по днях, по тижнях, по місяцях. Метод ковзного вікна допомагає нам створювати навчальний набір даних, наприклад:  $x(1)$ ,  $x(2)$ ,  $x(3)$  .....  $x(n)$  є вектором часових рядів. Після використання ковзаючого вікна, розмір якого дорівнює  $d$ , ми можемо створити це відображення набору даних вводу-виводу. Використаємо тестову задачу, яку необхідно вирішити за допомогою нейромережі. У нас є набір даних часових рядів, які дають почасову інформацію про рівень води річки Лагун з Венеції. Цей набір має дані про рівень води за 1990 - 1995 роки. Використаємо 85 % даних для тестування та 15 % для перевірки та тестування мережі.

### 4.2 Опис алгоритму вибору топології за допомогою спроектованої системи

Основною складністю при вирішенні прикладної задачі за допомогою нейромережі є необхідність у користувача наявності досить глибоких знань, в області нейротехнологій. Тобто, користувач з власного досвіду має знати, яка топологічна модель мережі вирішує дану прикладну задачу оптимально (з меншою помилкою, краще навчається, швидше вирішує, тощо). Але є дуже велика кількість топологічних моделей, і дуже великий спектр вирішуваних за допомогою нейромереж прикладних задач. Користувачу, в такому випадку, необхідно провести серію дослідів різних топологій нейромереж, які вимагають наявності досить великою кількості часу або використати типову топологію, для



вирішення певного класу задачі. Для вирішення задачі прогнозування часового ряду, оберемо типову топологію - мережу прямого поширення. Нейронна мережа прямого поширення містить вхідний шар, приховані шари, вихідний шар. У нейронній мережі прямого поширення всі нейрони і вхідні блоки з'єднані з переднім нейроном і не пов'язані з нейронами, які, розташовані в тому ж шарі і в попередньому. Схема представлена на рис. 4.1.

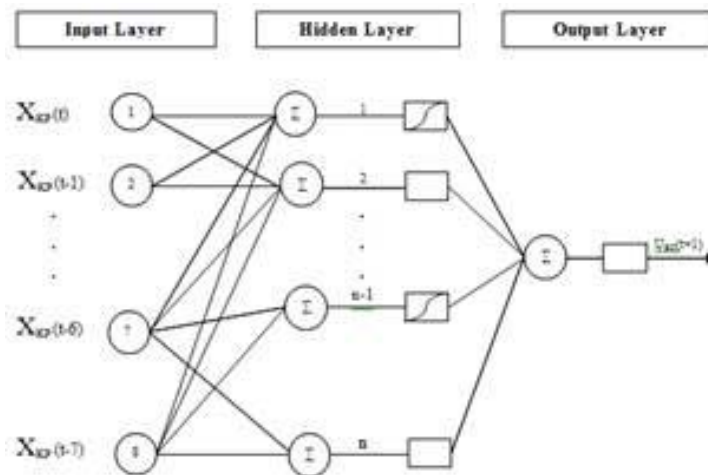


Рис. 4.1. Схема мережі прямого поширення

Теоретично, має бути досить велика кількість прихованих шарів, оскільки не має правила чи рекомендації для вибору цього параметру, візьмемо один прихований шар. Кількість входів вхідного шару дорівнює розміру ковзаючого вікна. Також не має рекомендації, як обрати кількість нейронів в прихованому шарі, чим більше, тим більше обчислень. В якості функції активації оберемо просту диференційовану логістичну функцію:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^x}$$

Метод навчання оберемо зворотного поширення помилки, він є простим і найбільш загальним. Основний підхід в навчанні - це почати з непідготовленою мережі, представити навчальний зразок у внутрішньому шарі, передати сигнали через мережу і визначити вихід у вихідному шарі. Тут ці виходи порівнюються з цільовими значеннями; будь-яка відмінність відповідає помилці. Ця помилка або критерій функції - це деяка скалярна функція ваг і зводиться до мінімуму, коли

мережеві виходи відповідають бажаних результатів. Ми розглядаємо помилку навчання у зразку як суму вхідних одиниць квадрата різниці між бажаним вихідним  $t_k$ , значенням, заданим вчителем, і фактичної вихідний  $z_k$ :

$$J(w) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^c (t_k - z_k)^2 = \frac{1}{2} \|t - z\|^2$$

тут  $t$  і  $z$  - цільовий і мережевий вихідний вектори з довжинами  $c$  і  $w$ , що представляють всі ваги в мережі.

Правило навчання зворотного поширення ґрунтується на градієнтному спуску. Ваги ініціалізуються випадковими значеннями, а потім вони міняються в напрямку, який дозволить знизити помилку:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial J}{\partial w}$$

де,  $\eta$  - швидкість навчання і лише вказує відносну величину зміни ваги. Завершення навчального алгоритму оптимізує синоптичні з'єднання встановлюють постійні зв'язки між входами і виходами. Під час етапу тестування та перевірки ці параметри залишаються незмінними, тоді як нові входи подаються в мережі. Ці виходи порівнюються з набором тестових даних, відповідних фактично отриманим результатам. Якщо фактичний вихід відрізняється від заданого набору тестових виходів більше порогового значення помилки, то необхідно скоригувати навчання і заново підготувати нейронну мережу.

Побудуємо та навчимо мережу, за допомогою математичного пакету MathLab.

Структура має вигляд:

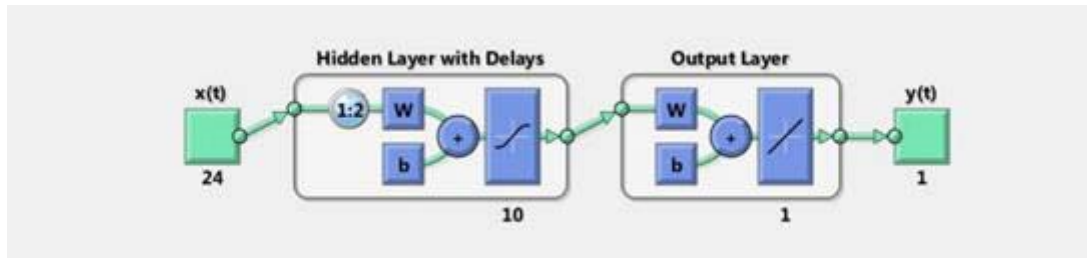


Рис. 4.2. Структура мережі прямого поширення

Після навчання, середня квадратична помилка :

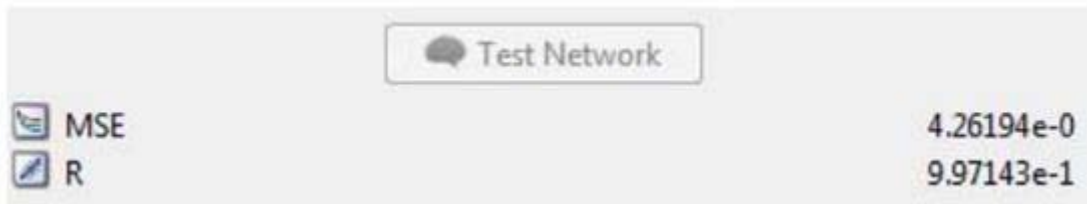


Рис. 4.3. Середня квадратична помилка

Результат тестування:

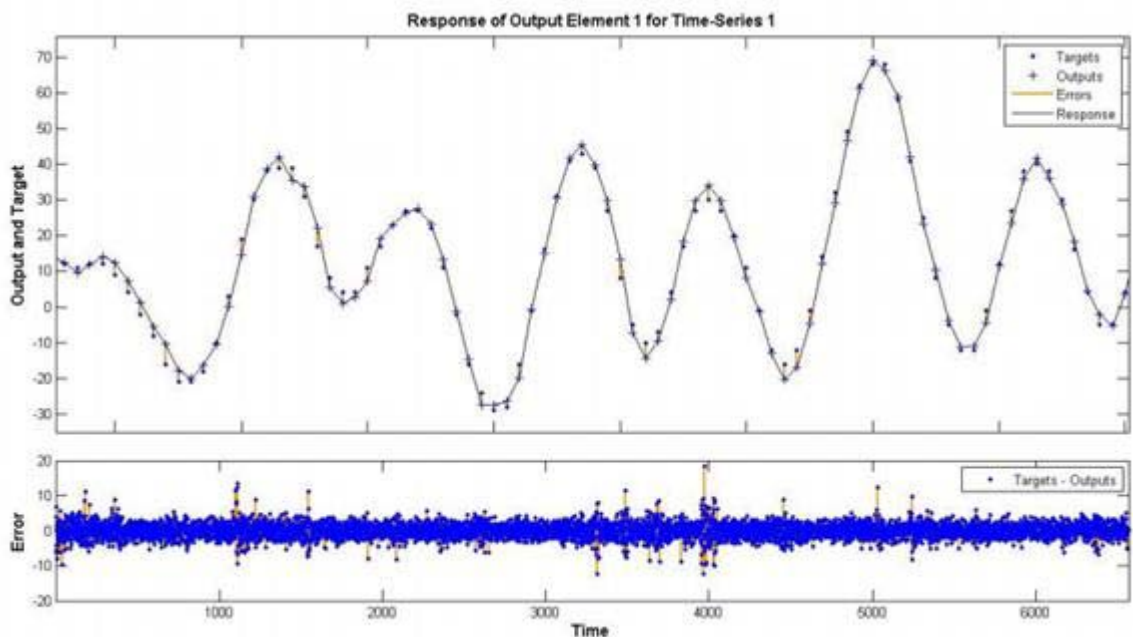


Рис. 4.4. Результат тестування

Скористаємось спроектованою системою для синтезу топологічної моделі, побудуємо мережу в MathLab та порівняємо результат.

Використаємо покроковий алгоритм :

Крок 1. Клас задач - прогнозування

Крок 2. Нейрон з активаційної функцією гіперболічного тангенсу:

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

На даному кроці в волі коментарію залишена підказка: якщо ми прогнозуємо змінну, яка може приймати негативні значення, то краще використовувати гіперболічний тангенс як функцію активації.

Крок 3. Структура - рекурентна мережа, з зворотними зв'язками від внутрішніх нейронів.

Коментар в полі підказки: зв'язки врахувати передісторію процесів, що спостерігаються і накопичувати.

Крок 4. Архітектура - багатошарова.

Крок 5. Метод навчання - зворотного поширення помилки

Крок 6. Потужність - 1 внутрішній шар

На даному кроці інформації про потужність більше не має, це означає, що знання експертів не зібрані в повному обсязі і накопичення оцінок в системі продовжується.

Крок 7. Топологічна модель - мережа Елмана.

Мережа Елмана - один з видів рекурентних мереж, яка отримується з багатошарового перцептрона введенням зворотних зв'язків, тільки зв'язки йдуть не від виходу мережі, а від виходів внутрішніх нейронів. Ці мережі можуть застосовуватися в системах управління рухомими об'єктами, тому що їх головною особливістю є запам'ятовування послідовностей.

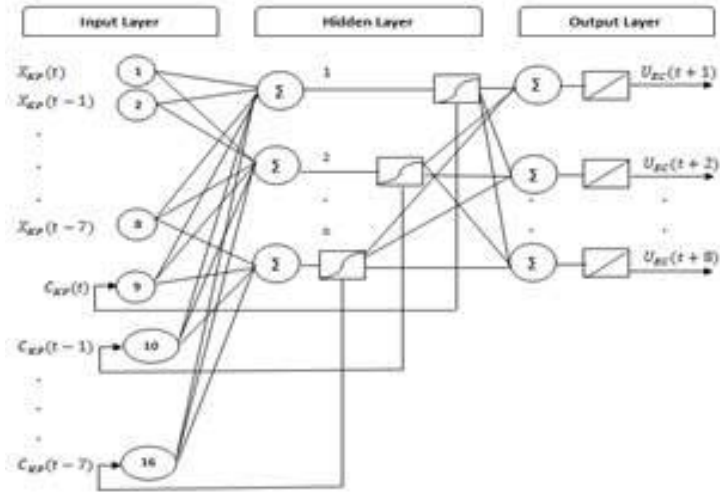


Рис. 4.5. Схема мережі Елмана

Побудуємо, проведемо навчання та випробуємо мережу в MathLab.

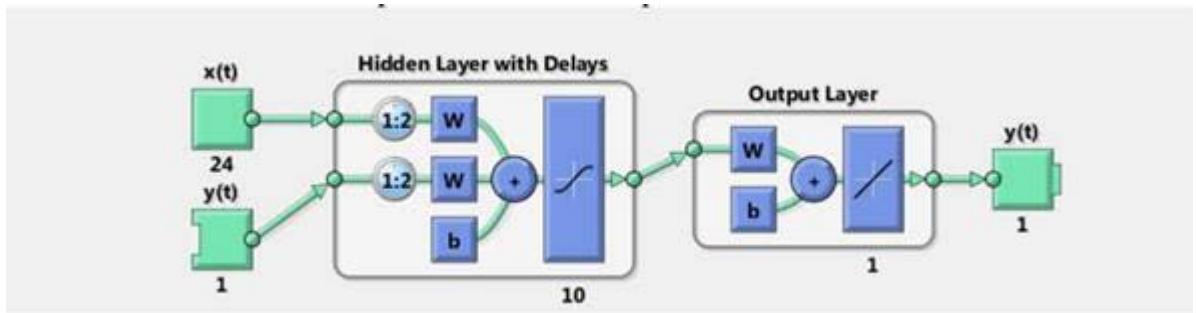


Рис. 4.6. Структура мережі Елмана в MathLab

Після навчання та експерименту отримуємо:

MSE	4.20161e-0
R	9.97184e-1

Рис. 4.7. Середньо квадратичне відхилення

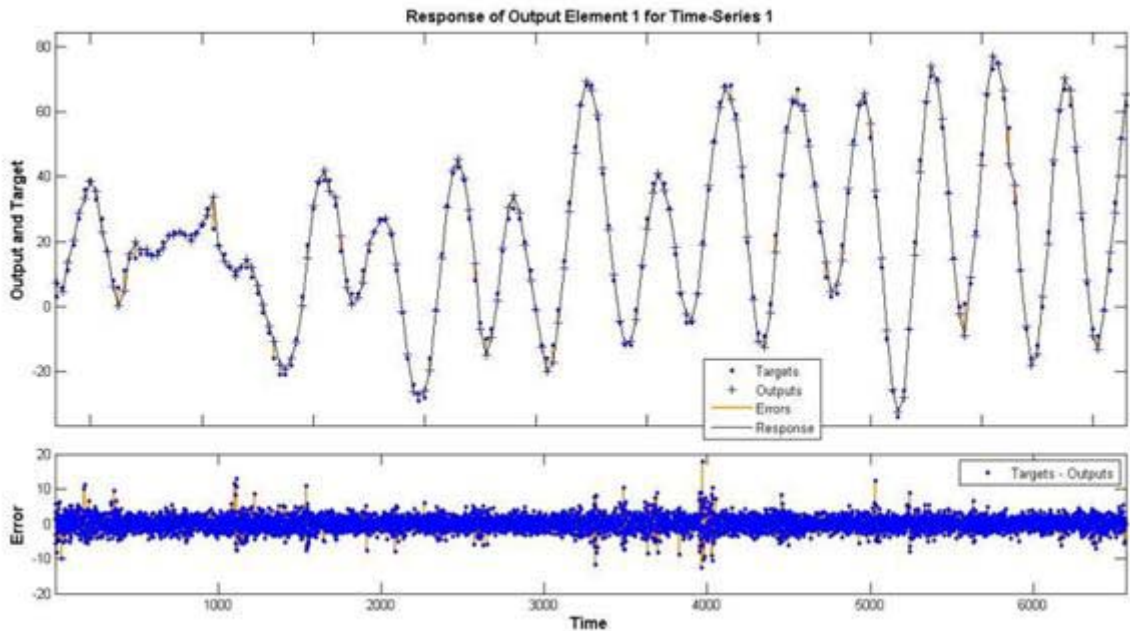


Рис. 4.8. Результат тестування

Отже, за середньо квадратичною помилкою, робимо висновок, що мережа Елмана краще прогнозує ніж мережа прямого поширення.

#### ВИСНОВОК ПО РОЗДІЛУ

В даному розділі ми описали прикладну задачу, обрали типову модель нейромережі базуючись на своєму досвіді - мережа прямого поширення, та іншу модель отриману на основі експертних оцінок та розробленої покрокової моделі - мережа Елмана, після чого перевірили їх роботу. Результат отриманий мережею прямого поширення має більшу середньо квадратичну помилку, але здатний вирішувати поставлену задачу при відсутності вимог високої точності результату. Мережа Елмана, має меншу помилку і не вимагає більше часу навчання чи ресурсів. Тому можемо зробити висновок, що мережа Елмана краще вирішує поставлену задачу. Обрана топологічна модель мережі не претендує на звання єдиної або найкращої для вирішення поставленої задачі. При її виборі ми керувалися оцінками експертів, що були наявні в системі. Ми довіряємо цим оцінкам. Тобто, основна задача, що має бути вирішена наступною для ефективного функціонування - це задача накопичування, ранжування та

перевірки адекватності експертних оцінок в системі. На даному етапі ми побудували та перевірили покроковий алгоритм вибору топології.

## РОЗДІЛ 5. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНІЙ СИТУАЦІЇ

### 5.1 Вступ

Розроблена система використовується кафедрою технічної кібернетики НТУУ "КПІ". Об'єкт дослідження - кабінет асистентів кафедри. Це невеликий кабінет загальною площею 27.5 м<sup>2</sup>, де обладнано три постійних робочих місця. Приміщення має два вікна з площею до 3 м<sup>2</sup> та одні двері 0,8м ширина та 2,2м висота. Приміщення спроектоване у відповідності з вимогами

НПАОП 0.00-1.28-10 «Правила охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин», та має природне та штучне освітлення відповідно до

ДБН В.2.5-28-2006 «Природне і штучне освітлення». Розмір вікна дозволяю використовувати природне освітлення в світлий час доби, що забезпечує коефіцієнт природної освітленості не менше 1.5%. Крім того, приміщення обладнане двома шафами, для зберігання документів та магнітних дисків чи інших накопичувачів інформації, з стелажми, полицями тощо.

До приміщень даного типу висуюають наступні вимоги:

1. Вимоги до об'ємно-планувальних рішень будівель згідно НПАОП 0.00-1.28-10 «Правила охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин».
2. Вимоги до освітлення згідно ДБН В.2.5-28-2006 «Природне і штучне освітлення».
3. Вимоги щодо параметрів мікроклімату згідно ДСН 3.36.042-99 «Санітарні норми мікроклімату виробничих приміщень».
4. Рівні звукового тиску в октавних смугах частот, рівні звуку та еквівалентні рівні звуку на робочих місцях, обладнаних ПК, мають відповідати вимогам ДСН 3.36.037-99 «Санітарні норми виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку.».



5. Значення напруженості електростатичного поля на робочих місцях із ПК (як у зоні екрана дисплея, так і на поверхнях обладнання, клавіатури, друкувального пристрою) мають не перевищувати гранично допустимих за НАПБ В.03.002-2007 «Норми визначення категорій приміщень, будинків та зовнішніх установок за вибухопожежною та пожежною небезпекою».

Крім того розроблені службові інструкції та проводяться відповідні інструктажі на випадок виникнення надзвичайних ситуацій : враження електричним струмом, виникнення пожежі або вибухонебезпечної ситуації тощо.

#### 5.1.1 Технологічний процес та робочі операції які виконуються

Основна задача працюючих в даному приміщені - занесення, виведення та моніторинг різного типу (тестової, графічної тощо) динамічної інформації до бази даних. На основі аналітичних даних отриманих за допомогою впроваджуваної інформаційної системи, можуть прийматися певні рішення, щодо корегування математичної моделі нейронних мереж. Клас робіт згідно норм визначається як легка 1а.

#### 5.1.2 Встановити на відповідність вимогам нормативних документів об'єму і площі приміщення на 1 працівника та розташування технологічного обладнання

Приміщення, що буде розглядатися, знаходиться на четвертому поверсі п'ятиповерхового будинку. Два вікна (1,5x2,0) кімнати орієнтовані на схід. Спрощений план приміщення зображений на рис. 5.1.

Як основні характеристики приміщення приймаються його геометричні розміри (площа, обсяг) і кількість працюючих у ньому людей. Розміри аналізованого приміщення приведені в табл. 5 .1.

Таблиця 5.1 Розміри приміщення.

Найменування	Позначення	Значення, м
Довжина	А	5,5
Ширина	В	5
Висота	Н	3,5

Таблиця 5.2 Площа та обсяг приміщення, на одного працюючого

Геометрична характеристика	Одиниця виміру	Нормативне Значення	Фактичне значення
Площа, S	м <sup>2</sup>	не менш 6.0	6,875
Обсяг, V	м <sup>3</sup>	не менш 19.5	24,0625

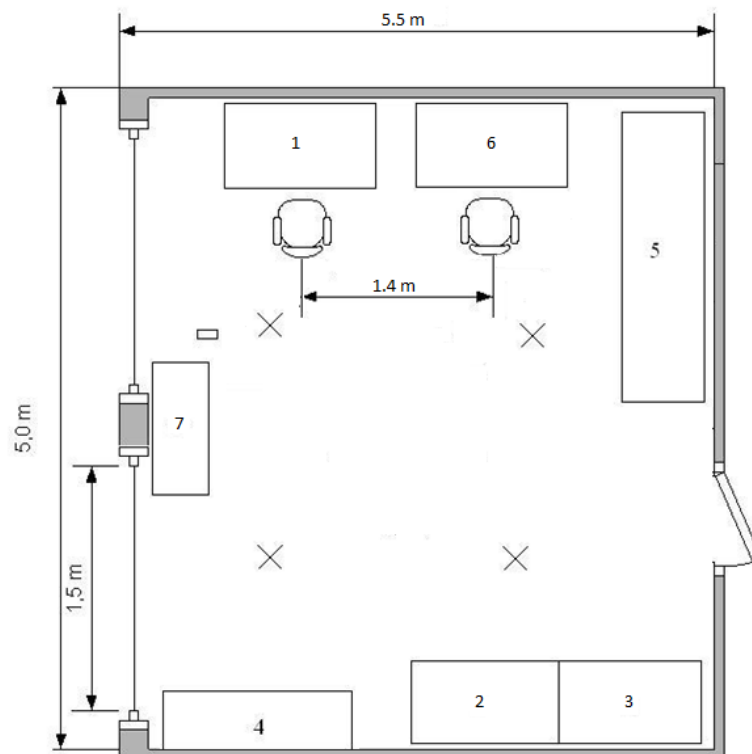


Рис 5.1. План приміщення.

1, 6 – столи для ПЕОМ; 2,3,4 – шафи, 5 – мікроскоп МИМ – 7 – стіл для принтеру та сканеру, X – світильники.

За даними, приведеним у таблиці 5.2, можна зробити висновок, що геометричні розміри приміщення відповідають нормативним вимогам.

## 5.2. Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих факторів на робочих місцях, що створюються технологією (обладнанням) під час експлуатації, та розробка заходів по покращенню (нормалізації) умов праці

### 5.2.1 Мікроклімат

Повітряне середовище в приміщенні характеризується мікрокліматом, запиленістю повітря та його загазованістю. Мікроклімат приміщення визначається діючим на організм людини поєднанням температури, відносної вологості, швидкості руху повітря та інтенсивності теплового випромінювання. Аналіз мікроклімату складається з виміру зазначених вище параметрів і зіставлення результатів із встановленими нормами. Оптимальні значення температури, відносної вологості і швидкості руху повітря встановлюються для робочої зони виробничих приміщень з урахуванням ваги виконуваної роботи і пори року.

Температура повітря в приміщенні визначається температурою зовнішнього повітря і тепловою енергією, що виділяється всередині приміщення. Джерелами теплоти в даному приміщенні є люди, електроустаткування, а також освітлювальні прилади в темний час доби. Зовнішнім джерелом надлишкового тепла є сонячна радіація у світлий час доби. Робота, виконувана в даному приміщенні, відноситься до категорії Іа. Людиною в цьому випадку виділяється до 120 ккал теплової енергії в годину. Вологість повітря в приміщенні визначається вологістю атмосферного і видихуваного людьми повітря, а також випарами з поверхні шкіри.

У табл. 5.3 приведені оптимальні значення параметрів мікроклімату для категорії ваги робіт Іа, а також фактичні значення цих параметрів у розглянутому приміщенні. У приміщеннях з використанням обчислювальної техніки рекомендується застосування тільки оптимальних значень показників мікроклімату, тобто таких, при яких людина відчуває себе комфортно.

Таблиця 5.3 Оптимальні і фактичні значення параметрів мікроклімату

Пора року	Оптимальні для Ia			Фактичні		
	Температура, оС	Вологість, %	Швидкість повітря, м/с	Температура, оС	Вологість, %	Швидкість повітря, м/с
Тепла	23-28	50-70	0,1	25-30	40-50	0,15
Холодна	22-24	40-60	0,1	19-22	40-50	0,1

Таким чином, показники мікроклімату в приміщенні, загалом, відповідають установленим нормам, крім температури в теплий період року. Для підтримки температури і вологості повітря в літню пору необхідно встановлений кондиціонер який має достатню потужність по холоду.

Здійснимо розрахунки надлишків тепла в приміщенні по формулі:

$$\Sigma Q = Q_c + Q_{pc} + Q_p + Q_o;$$

Надлишки тепла:  $Q_c$ - від сонячного опромінювання –  $0,035 \cdot 96,25 = 3,37$  кВт;  $Q_{pc}$  - від ПК –  $0,3 \cdot 5 = 1,5$  кВт;  $Q_p$  - від людей -  $0,1 \text{ кВт} \cdot 5 = 0,5$  кВт ;  $Q_o$ - від обладнання –  $0,55 \cdot 1 = 0,55$  кВт; . Разом надлишки тепла дорівнюють  $3,37 + 1,5 + 0,5 + 0,55 = 5,92$  кВт. З урахуванням коефіцієнту запасу 1,2 маємо надлишки тепла 7,1 кВт. Для компенсації цих надлишків можна застосувати сучасний кондиціонер фірми ROLSEN RAS - 24GW з потужністю по холоду 7,0 кВт

Джерелами запиленості повітря в приміщенні є одяг людей і пил, що проникає з вулиці. З метою боротьби з пилом робляться регулярні вологі прибирання і провітрювання.

У приміщенні немає виділення шкідливих газів. Тому що в ньому не проводиться монтажних робіт, пайки чи інших робіт, при яких виділяються шкідливі гази.

Для нормалізації параметрів повітряного середовища також періодично здійснюється провітрювання приміщення і вологе прибирання. У всьому будинку діє встановлена загально обмінна витяжна вентиляція.

## 5.2.2 Освітлення

### 5.2.2.1 Аналіз природного освітлення

Природне освітлення в розглянутому приміщенні представлено системою однобічного бічного освітлення з двома вікнами з загальної шириною 3,0 м. Висота вікна складає 2 м. Загальна площа вікон – 6 м<sup>2</sup>.

Оцінка природного освітлення в приміщенні полягає в розрахунку коефіцієнта природної освітленості (КПО) і порівнянні його з нормативним значенням. При однобічному бічному природному освітленні нормується мінімальне значення КПО в точці, розташованій на відстані 1 м від стіни найбільш віддаленої від світлових прорізів, на перетині вертикальної площини характерного розрізу приміщення та умовної робочої поверхні .

Розрахункову точку для природного освітлення вибираємо на найбільш віддаленому від вікна робочому місці .

. Місто Київ, у якому знаходиться організація, знаходиться в зоні без стійкого сніжного покриву. Розглянуте приміщення можна віднести до класу “Машинописні і машинолічильні бюро”, для якого КПО = 1,5%. Але КПО в зазначеній таблиці приведені для III-го світлового пояса. Для розрахунку норми КПО в інших світлових поясах необхідно використовувати наступну формулу:

$$e_H^{I,II,IV,V} = e_H^{III} \cdot m \cdot C \quad (5.1)$$

де  $e_H^{III}$  - значення КПО;

$m$  - коефіцієнт світлового клімату;

$C$  - коефіцієнт сонячності клімату.

Для розглянутого приміщення отримані наступні значення параметрів формули (5.1):

$$e_H^{III} = 1,5\% ;$$

$$m = 0,9;$$

$C = 0,95$  для віконних прорізів орієнтованих на схід ;

Підставимо значення у формулу і розрахуємо нормативне значення КПО:

$$e_H^{I,II,IV,V} = e_H^{III} \cdot m \cdot C = 1,5 \cdot 0,9 \cdot 0,95 = 1,38$$

Отже, для розглянутого приміщення, розташованого в IV-м поясі світлового клімату, нормативне значення КПО дорівнює 1,38.

Тепер необхідно розрахувати фактичне значення КПО для даного приміщення. Розрахунок виконується графоаналітичним методом за наступною формулою:

$$H_r^* = (\varepsilon_{\delta} \cdot q + \varepsilon_{зд} \cdot R) \cdot r_1 \cdot \frac{\tau_0}{K_3} \quad (5.2)$$

де  $\varepsilon_{\delta}$  - геометричний КПО в розрахунковій точці при бічному висвітленні, що враховує пряме світло неба;

$q$  - коефіцієнт, що враховує нерівномірну яскравість хмарного неба МКО;

$\varepsilon_{зд}$  - геометричний КПО в розрахунковій точці при бічному освітленні, що враховує світло, відбите від конфронтуючих будинків;

$R$  - коефіцієнт, що враховує відносну яскравість конфронтуючого будинку;

$r_1$  - коефіцієнт, що враховує підвищення КПО при бічному освітленні завдяки світлу, відбитому від поверхонь приміщення і підстильного шару, що прилягає до будинку;

$\tau_0$  - загальний коефіцієнт світло пропускання;

$K_3$  - коефіцієнт запасу.

Кімната виходить вікнами у двір і знаходиться на четвертому поверсі. Перед вікнами приміщення в деякому віддаленні розташований триповерховий адміністративний будинок. Тому коефіцієнт, що враховує світло відбите від конфронтуючих будинків можна прийняти  $\varepsilon_{зд} = 0$  і формула (5.2) прийме вид:

$$e_p^{\delta} = \varepsilon_{\delta} \cdot q \cdot r_1 \cdot \frac{\tau_0}{K_3} \quad (5.3)$$

Визначимо послідовно значення всіх коефіцієнтів у формулі (5.3).

Геометричний КПО в розрахунковій точці при бічному висвітленні, що враховує пряме світло неба  $\varepsilon_{\delta}$  визначається по формулі:

$$\varepsilon_{\delta} = 0,01 \cdot (n_1 \cdot n_2) \quad (5.4)$$

де  $n_1$  - кількість променів, що проходять від неба через світлові прорізи в розрахункову точку на поперечному розрізі приміщення;

$n_2$  - кількість променів, що проходять від неба через світлові прорізи в розрахункову крапку на плані приміщення  $n_2 = n_{21}$  (враховуємо світло тільки від одного вікна, бо друге закрито шафою).

Підставивши значення у формулу (5.4) одержимо:

$$\varepsilon_6 = 0,01 \cdot (n_1 \cdot n_{21}) = 0,01 \cdot 10 \cdot (9) = 0,9$$

Коефіцієнт  $q$  визначається по ДБН В.2.5-28-2006. «Природне і штучне освітлення», і залежить від кутової висоти середньої точки світлового прорізу над робочою поверхнею. У розглянутому приміщенні цей кут  $= 10^\circ$ . Тому що приміщення знаходиться в зоні без стійкого сніжного покриву, одержуємо:  $q = 0,58$

Коефіцієнт  $r_1$ , що враховує відображення світла від внутрішніх поверхонь приміщення визначається по ДБН В.2.5-28-2006. «Природне і штучне освітлення» і залежить від цілого ряду факторів:

- відносини глибини приміщення  $V$  к висоті від рівня умовної робочої поверхні до верха вікна  $h_1$ ;

Відношення відстані  $l$  розрахункової точки від зовнішньої стіни до глибини приміщення  $V$ ;

- середньозваженого коефіцієнта відображення стелі, стін і підлоги  $\rho_{CP}$ ;  
відносини довгі приміщення  $l_{\Pi}$  до його глибини  $V$ .

Для розглянутого приміщення

$$V = 5,5 \text{ м. } h_1 = 1,6 \text{ м. } l = 4,8 \text{ м. } l_{\Pi} = 5 \text{ м.}$$

Коефіцієнт  $\rho_{CP}$  розраховується по формулі:

$$\rho_{CP} = \frac{r_1 \cdot S_1 + r_2 \cdot S_2 + r_3 \cdot S_3}{S_1 + S_2 + S_3} \quad (5.5)$$

де  $r_1, r_2, r_3$  - коефіцієнти відображення відповідно стелі стін і підлоги;

$S_1, S_2, S_3$  - площі відповідно стелі, стін і підлоги.

Для розглянутого приміщення

$$r_1 = 0,7 \quad r_2 = 0,6 \quad r_3 = 0,1$$

$$S_1 = 27,5 \text{ м}^2 \quad S_2 = 77 \text{ м}^2 \quad S_3 = 27,5 \text{ м}^2$$

Підставимо значення в (5.5) і обчислимо  $\rho_{CP}$ :

$$\rho_{„r} = \frac{r_1 \cdot S_1 + r_2 \cdot S_2 + r_3 \cdot S_3}{S_1 + S_2 + S_3} = \frac{0,7 \cdot 27,5 + 0,6 \cdot 77 + 0,1 \cdot 27,5}{27,5 + 77 + 27,5} = 0,497$$

Розрахуємо відносини параметрів приміщення до глибини В:

$$\frac{B}{h_1} = 5/1,6 = 3,1 \quad \frac{l}{B} = \frac{5}{5,5} = 0,9 \quad \frac{l_n}{B} = \frac{4,8}{5,5} = 0,87$$

Тепер по знайдемо значення  $r_1$ .

$$\tau_1 = 1,7$$

Продовжимо розрахунок значень для формули (5.3).

Значення загального коефіцієнта світло пропускання  $\tau_0$  визначається за формулою:

$$\tau_0 = \tau_1 \cdot \tau_2 \cdot \tau_3 \cdot \tau_4 \cdot \tau_5 \quad (5.6)$$

де  $\tau_1$  - коефіцієнт світло пропускання матеріалу скла віконних прорізів;  
 $\tau_2$  - коефіцієнт, що враховує утрати світла в плетіннях світлового прорізу;  
 $\tau_3$  - коефіцієнт, що враховує утрати світла в несучі конструкціях; (при бічному освітленні  $\tau_3 = 1$ );

$\tau_4$  - коефіцієнт, що враховує утрати світла в сонцезахисних пристроях;

$\tau_5$  - коефіцієнт, що враховує утрати світла в захисній сітці, установлюваної під ліхтарями (при бічному висвітленні  $\tau_5 = 1$ ).

Для розглянутого приміщення отримані наступні значення коефіцієнтів:

$\tau_1 = 0,8$  - скло віконне листове, подвійне;

$\tau_2 = 0,75$  - плетіння для вікон суспільних будинків, дерев'яні, спарені;

$\tau_3 = 1$  - бічне висвітлення;

$\tau_4 = 1$  - відсутність сонце захисних пристроїв;

$\tau_5 = 1$  - бічне висвітлення;

Підставимо значення коефіцієнтів у формулу (5.6):

$$\tau_0 = \tau_1 \cdot \tau_2 \cdot \tau_3 \cdot \tau_4 \cdot \tau_5 = 0,8 \cdot 0,75 \cdot 1 \cdot 1 \cdot 1 = 0,6$$

Значення коефіцієнта запасу  $K_3$  визначається по ДБН В.2.5-28-2006. «Природне і штучне освітлення.» Для розглянутого приміщення

$K_3 = 1,2$  - приміщення суспільних будинків з вертикальним розташуванням застакнення;



Підставимо значення всіх обчислених коефіцієнтів у формулу (5.3) і визначимо фактичне значення КПО на робочому місці.

$$e = 0,9 \cdot 0,58 \cdot 1,7 \cdot 0,6/1,2 = 0,44$$

З проведеного розрахунку видно, що значення вимоги по природному освітленню для робочого місця за шафою не виконуються, тому що розрахункове значення КПО для робочої крапки більше нормованого значення КПО:

$e_p^B = 0,44 < e_n = 1,38$ . Таким чином, на даному робочому місці необхідно постійно застосувати у додаток до природного штучне освітлення.

#### 5.2.2.2 Аналіз штучного освітлення

Штучне освітлення приміщення здійснюється за допомогою системи загального освітлення. Зорові умови праці при штучному освітленні характеризуються значенням освітленості, показником чи засліпленості дискомфорту і коефіцієнтом пульсації освітленості. При роботі з відео терміналами необхідна, також, оцінка значення яскравісного контрасту.

У розглянутому приміщенні, використовується система загального рівномірного висвітлення. У приміщенні мається два стельових світильників типу Л201-03, у кожному з яких знаходиться по чотири люмінесцентні лампи ЛБ-40 потужністю 40 Вт (світловий потік 3200 лм) кожна. Для розрахунку штучної освітлення використовується формула :

$$E = \frac{N * \Phi * \eta}{S * K * Z}$$

де E - фактична освітленість робочої поверхні, лк;

$\Phi$  - світловий потік лампи. У даному випадку це сумарний світловий потік ламп, що входять у світильник. Він дорівнює  $4 * 3200 = 12800$  лк;

N-кількість світильників в приміщенні;

$\eta$ - коефіцієнт використання світлового потоку;

S – площа приміщення, м<sup>2</sup>;

K- коефіцієнт запасу. Для виробничих приміщень з особливим режимом по чистоті повітря при обслуговуванні світильників знизу з приміщення K дорівнює 1,4;

Z- коефіцієнт нерівномірності освітлення,  $Z=1,1$ .

Коефіцієнт використання світлового потоку  $\eta$  визначають в залежності від індексу приміщення  $i = (L \cdot B) / h \cdot (L + B)$  L – довжина приміщення, м; B – ширина приміщення, м; h- висота, м; для даного приміщення  $i=0,75$ . Для 9 групи світильників(Л201-03)  $\eta = 0,33$ .

Таким чином, підставляючи знайдені значення у формулу , одержуємо, що фактична освітленість E дорівнює 398 лк. Порівнявши це значення з нормою освітленості згідно ДСанПіН 3.3.2.007-98 «Гігієнічні вимоги до організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин» одержуємо, що це задовольняє заданим вимогам, тому що мінімальною вимогою до загального освітлення є 200 лк а максимальна –400 лк.

### 5.2.3 Шум

Відповідно до ДСН 3.3.6.037-99 «Санітарні норми виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку.» та ДСанПіН 3.3.2.007-98 «Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин» рівень шуму в приміщенні для працюючих за ЕОМ не повинний перевищувати 50 дБА для режиму налагодження і 60 дБА для режиму введення інформації.

Приміщення розташоване вікнами у двір і знаходиться далеко від проїжджої частини вулиці. Основними джерелами шуму в приміщенні є устаткування і люди. Розглянута кімната не призначена для прийому відвідувачів і тому в ній не спостерігається великого скупчення людей. Тому основним джерелом шуму є комп'ютерна техніка.

Джерелами шуму при роботі ЕОМ є механічні частини принтера, що рухаються, і вентилятори(  $L_{пк} = 35$  дБА, ,  $L_{прп} = 48$  дБА.) При роботі

вентиляційної системи, що забезпечує оптимальний температурний режим електронних блоків ЕОМ і вмонтована в задню панель, створюється аеродинамічний шум. Шум, створюваний працюючим комп'ютером, може бути охарактеризований як широко смуговий постійний з аперіодичним посиленням при роботі принтера. Час роботи ПЕОМ – 8 год. за добу; принтери працюють не більш 1,5-2 год. за добу.

При наявності великої кількості джерел шуму еквівалентне значення шуму  $L_{\text{ЭКВ}}$ , дБА розраховують по наступній формулі:

$$L_{\text{ЭКВ}} = 10 \cdot \lg \left( \frac{1}{T} \sum_{i=1}^n \left( t_i \cdot 10^{0.1 \cdot L_i} \right) \right) \quad (4.1)$$

де  $L_i$  – рівень шуму  $i$ -го джерела (пристрою),

$t_i$  – час роботи  $i$ -го джерела (пристрою),

$T$  – загальний час роботи,

$n$  – кількість джерел шуму даного типу;

Для даного приміщення необхідні змінні складають:

Загальний час роботи – робітник день, тобто  $T=8$  годин.

Для фонового шуму (вентиляторів):

$$L_1 = 35 \text{ дБА}, \quad T_1 = 8 \text{ годин}, \quad n_1=6 (2 \times 3);$$

Для лазерного принтера Lexmark Jet:

$$L_2 = 48 \text{ дБА}, \quad T_2 = 2 \text{ години}, \quad n_2=1, \quad \text{для сканера } L_3 = 46 \text{ дБА}, \quad T_3 = 2$$

години.

Підставляємо отримані величини у формулу (4.7):

$$L_{\text{ЭКВ}} = 10 \cdot \lg \left( \frac{1}{8} \cdot \left( 6 \cdot 8 \cdot 10^{0.1 \cdot 35} + 1 \cdot 2 \cdot 10^{0.1 \cdot 48} + 1 \cdot 2 \cdot 10^{0.1 \cdot 46} \right) \right) = 46,3 \text{ дБА}$$

Таким чином, еквівалентний рівень шуму в приміщенні за робітник день  $L_{\text{ЭКВ}} = 46,3$  дБА, тобто не перевищує норму 50 дБА.

#### 5.2.4 Небезпека враження людини електричним струмом

Потенційну небезпеку для людини представляють електричні прилади й установки, що живляться небезпечною для життя людини напругою 220 В.

Ураження людини електричним струмом може відбутися в результаті дотику до відкритих струмоведучих частин при ушкодженні ізоляції мережних шнурів, при пробі при короткому чи замиканні в результаті неправильних дій самої людини.

Дана кімната по ступені небезпеки поразки електричним струмом відноситься до приміщень без підвищеної небезпеки. Споживачами електроенергії є ПЕОМ, дисплей, джерела висвітлення

Корпуса сучасних ПЕОМ виготовлені з пластмас (передня панель) і металу (верхня кришка і задня панель). При дотику до металевих частин корпуса ЕОМ, у випадку пробією на корпусі, людина попадає під небезпечну для життя напругу. Тому конструкцією ПЕОМ передбачена спеціальне електричне з'єднання з нульовим захисним провідником металевих частин корпуса, що виявляються під напругою.

Для цього в ПЕОМ застосовується спеціальна мережна вилка з трьома контактами (два контакти служать для підключення живлення, а третій для підключення до занулюючого проводу).

Корпуса дисплеїв виготовляються з не струмопровідних матеріалів, а живлення здійснюється спеціальним кабелем, що підключається до ПЕОМ, так щоб виключити ураження людини електричним струмом. Тому ураження струмом при дотику людиною до корпуса дисплея неможливо.

Крім того, сучасні ПЕОМ розробляються відповідно до вимоги по електробезпеки для побутових приладів, тому які-небудь додаткові засоби захисту від поразки електричним струмом не вимагаються.

У приміщенні застосовуються наступні засоби захисту:

- недоступність струмоведучих;
- малі напруги;
- захисне відключення у блоках живлення;
- ізоляція струмоведучих частин;
- попереджувальні написи та індикатори;
- занулення струмопровідних частин.

Таким чином, норми електробезпеки згідно ДНАОП 0.00-1.31-99 «Правила охорони праці під час експлуатації електронно-обчислювальних машин» виконані.

#### 5.2.5 Небезпека пожежі

У досліджуваному приміщенні є в наявності тільки тверді і волокнисті пальні речовини: дерево, папір, тканина. Таким чином, робочі зони приміщення відносяться до класу П-Па згідно ПУЭ-76/87 Правила пристроїв електроустановок, а приміщення до категорії пожежонебезпеці. Можливими причинами пожежі в приміщенні є несправність електроустаткування і порушення протипожежного режиму (використання побутових нагрівальних приладів, паління).

Для гасіння пожежі в коридорі розташовані пінні вогнегасники ОХП-10, а в кожній кімнаті, де встановлені комп'ютери, додатково знаходяться вуглекислотні вогнегасники ОУ – 5 (2 шт). Також на сходовій клітині розташований пожежний кран.

Така кількість, розташування та умови зберігання первинних засобів пожежогасіння відповідають вимогам ISO 3941-77.

Будинок має два еваковиходи: через головний хід і спеціальний еваковихід. Шляху евакуації відповідають установленим нормам [8]. Двері відкриваються назовні. Коридор веде до двох сходових клітин, одна з яких виходить безпосередньо на вулицю, а друга має вихід на вулицю через вестибуль і головний вхід. Сходова клітина виконана з непальних матеріалів і виділена з обсягу будинку. Сходи мають природне бічне освітлення і штучне аварійне висвітлення. Сходові площадки ширше коридорів. Усі співробітники ознайомлені з планом евакуації.

Таким чином, усі вимоги ОНТП 24-86 «Визначення категорій приміщень і будинків по вибухопожежній і пожежній небезпеці», щодо евакуаційних виходів задовольняються.

Значення основних параметрів шляхів евакуації і їхніх норм приведені в табл. 5.4.

На випадок пожежі в лабораторіях розташований план евакуації працівників з будівлі (рис.5.4).

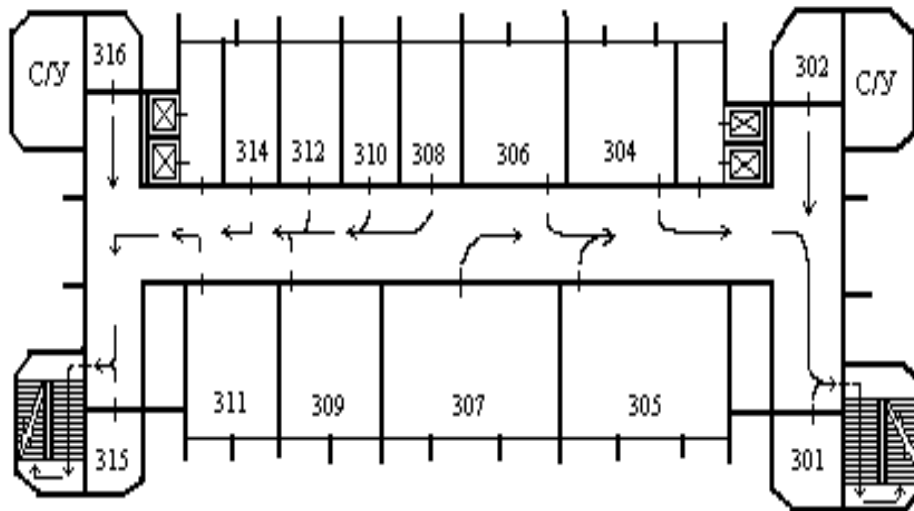


Рис. 5.4 План евакуації

Таблиця 5.4 Характеристики і норми еваковиходів

Параметр	Фактичне значення	Норма
Висота дверних прорізів	2,3 м	не менш 2 м
Ширина дверних прорізів	0,8 м	не менш 0,8 м
Ширина проходу для евакуації	Більш 1,5 м	не менш 1 м
Ширина коридору	2 м	не менш 2 м
Число виходів з коридору	2	не менш 2
Ширина сходового маршу	1,2 м	не менш 1 м
Висота поруччя сходів	1,1 м	не менш 0,9 м

Для попередження пожежі в приміщеннях, згідно вимогам ДБН передбачений пристрій системи пожежної сигналізації.

Як сигналізатори виникнення пожеж прийняті теплові повідомники типу ПП-105, димові повідомники типу ДП-3 .

Теплові і димові повідомники встановлюються на стелях відповідних приміщень.

Таким чином усі фактори пожежної безпеки задовольняють вимогам встановлених норм, згідно НАПБ А.01.001-95 та «Правил пожежної безпеки в Україні».

#### 5.2.6 Психофізіологічні небезпечні та шкідливі виробничі фактори

При організації праці, пов'язаної з використанням ПК, для збереження здоров'я працюючих, запобігання професійним захворюванням і підтримки працездатності передбачаються внутрішньо змінні регламентовані перерви для відпочинку .

Внутрішньо змінні режими праці й відпочинку містять додаткові нетривалі перерви в періоди, що передують появі об'єктивних і суб'єктивних ознак стомлення й зниження працездатності.

При виконанні робіт, що належать до різних видів трудової діяльності, за основну роботу з ПК слід вважати таку, що займає не менше 50% робочого часу. Впродовж робочої зміни мають передбачатися:

- перерви для відпочинку і вживання їжі (обідні перерви);
- перерви для відпочинку й особистих потреб (згідно із трудовими нормами);
- додаткові перерви, що вводяться для окремих професій з урахуванням особливостей трудової діяльності.

Правилами встановлюються рекомендації, щодо праці та відпочинку при роботі з ПК при 8-годинній денній робочій зміні:

- слід призначати регламентовані перерви для відпочинку тривалістю 15 хвилин через кожні дві години.

Для зниження нервово-емоційного напруження, стомлення зорового аналізатора, поліпшення мозкового кровообігу, подолання несприятливих наслідків гіподинамії, запобігання втомі доцільно деякі перерви використовувати для виконання комплексу вправ, які наведені у Державних санітарних правилах і нормах роботи з візуальними дисплейними терміналами



електронно-обчислювальних машин ДСанПІН 3.3.2.007–98 «Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин ЕОМ».

### 5.3 Пожежна безпека

Відповідно до ДсанПіН 3.3.2.007-98 «Державні санітарні правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин. – Київ 1998. – 38с.» дане приміщення не розташоване у підвалі або на цокольному поверсі.

За вибухопожежною та пожежною безпекою приміщення належить до категорії В ОНТП 24-86 «Визначення категорій приміщень і будинків по вибухопожежній і пожежній небезпеці», оскільки в цьому приміщенні знаходяться горючі речовини та матеріали: столи, стільці, крісла, шафа, стелаж, тумбочка – виготовлені переважно з дерева. Вся споруда належить до категорії В, оскільки вона не належить до категорії А і Б.

Клас зони приміщення за ОНТП 24-86 «Визначення категорій приміщень і будинків по вибухопожежній і пожежній небезпеці», – П-Іа (зони, де є тверді горючі речовини).

Імовірні причини займання – зіпсованість електроустаткування, порушення протипожежного режиму (тобто неправомірне використання обігрівачів, електрочайників, кип'ятильників та ін.).

Приміщення оснащено системою автоматичної пожежної сигналізації відповідно до вимог ДБН В.1.1.7–2002. «Пожежна безпека об'єктів будівництва». Переносні вуглекислотні вогнегасники розташовані в коридорах будівлі та на майданчиках біля сходинок, але умова 2 шт. На кожні 20 кв. М площі приміщення не виконується. На кожному поверсі будівлі та в кожному її кабінеті є план-схема евакуації у випадку пожежі. Є також евакуаційні сходи, а двері евакуаційних виходів у разі потреби можуть бути без перешкод відчинені.

Але важливим недоліком є те, що вхідні двері приміщення відчиняються не в коридор, а в сам кабінет, що суттєво може ускладнити евакуацію у разі пожежі.

## ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ

В даній роботі проводяться дослідження методів спрощення вибору топології нейромережі користувачем для вирішення прикладної задачі. Проаналізовані існуючі підходи до вибору топологічної моделі мережі та системи дослідження нейромереж. По результатам дослідження можна сказати про обмеженість кількості систем, які б допомогли б користувачу без глибоких знань області нейротехнологій обрати ту чи іншу мережу. Існує обмежена кількість систем, які роблять автоматичний вибір топологій мережі по принципу "чорна скринька" не даючи користувачу логічного пояснення причин та алгоритму вибору. Крім того такі системи є дорого вартісними та використовуються найчастіше великими корпораціями та дослідницькими центрами.

Дослідження складеться з двох частин та описана в двох магістерських дисертаціях. В даній частині описана перша частина, де розглядається покрокова модель ідентифікації нейромережі. В другій частині, проводяться дослідження, щодо використання знань експертів та їх оцінок зв'язків класифікаційних ознак які впливають на ті чи інші властивості мережі.

Ми спроектували та розробили метод спрощення вибору топології на основі знань експертів за простим покроковим алгоритмом, та з використанням класифікаційних ознак мереж. Використана класифікація не претендує на звання найповнішого опису класифікаційних ознак мереж, але демонструє роботу здатність простого покрокового алгоритму ідентифікації топологічної моделі. Ми спроектували та розробили систему для проведення досліджень. В останньому розділі ми продемонстрували роботу розробленої системи та перевірили результати її роботи, порівнявши результат, отриманий при роботі нейромережі та точного методу обчислення. Демонстрація відбувалась на базі

існуючих оцінок експертів. Адекватність цих оцінок не доводилась, так як основною задачею було перевірити роботу покрокового алгоритму.

Наступним кроком розробки системи є накопичення знань експертів, визначення рівня довіри до цих оцінок та перевірка їх адекватності. Після чого ми плануємо розширити можливість експорту обраної топології в різні системи дослідження неймереж такі як MATLAB, NeuroShell, а в кінцевому результаті, розробку власного нейроконструктора для проведення повного циклу досліджень неймереж (від вибору топології до навчання та перевірки результатів роботи) в даній системі.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Архипов А.Е., Архипова С.А. Принцип варьирования данных в прикладных задачах идентификации // Радиоэлектроника, информатика, управління. – 2000. - №1. – С. 56-60.
2. Архипов О.Є., Архіпова С.А. Математичне моделювання соціальних систем і процесів: Навч.-метод. посіб.- К.: ІВЦ „Видавництво „Політехніка”, 2002. – 60 с.
3. Архипов А.Е., Архипова С.А. Моделирование и обработка данных систем тестового контроля закрытого типа // Радиоэлектроника. Информатика. Управління. – 2001р. – 2. – С. 70-76
4. Архипов А.Е., Архипова С.А., Носок С.А. Применение кластерного анализа для структурирования данных экспертного опроса// Адаптивні системи автоматичного управління // Міжвідомчий науково-технічний збірник. - Дніпропетровськ: Системні технології. 2003, №6(26). – С. 55-61.
5. Архипов А.Е., Архипова С.А., Носок С.А., Пишко И.В. Применение методов классификации в задаче обработки данных экспертного опроса // Радиоэлектроника. Информатика. Управління. Науковий журнал. — Випуск 2 (10) 2003. — Запоріжжя: ЗНТУ, 2003. — С. 104-108.
6. Архипов А.Е., Архипова С.А, Носок С.А. Технологии экспертного оценивания в задачах защиты информации // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. 2005. - №1. – С. 89 – 94.
7. Архипов А.Е., Носок С.А. Вопросы технологического обеспечения задач профотбора // Адаптивні системи автоматичного управління // Міжвідомчий науково-технічний збірник. - Дніпропетровськ: Системні технології. 2005, №8(28). – С. 67-72.
- 8.Архипов А.Е., Архипова С.А, Носок С.А. О построении модели компетентности эксперта // Системні технології. Регіональний міжвузівський збірник наукових праць. – Випуск 1(42). – Дніпропетровськ, 2006. – С. 99 – 106.
9. Архипов А.Е., Архипова С.А., Носок С.А. Энтропийный подход к оцениванию согласованности суждений экспертов // Адаптивні системи автоматичного

управління // Міжвідомчий науково-технічний збірник. - Дніпропетровськ: Системні технології. 2007, №10(30). – С. 8-14.

10. Архипов А.Е., Архипова С.А, Носок С.А. Особенности обработки данных в тестовых системах контроля знаний // I міжнародна науково-практична конференція “Сучасні проблеми управління”, 30 листопада – 1 грудня, 2001. – Київ: НТУУ”КПІ”,2001. – С. 295 – 296.

11. Архипов А.Е., Архипова С.А, Носок С.А., Ткаченко Т.П. Применение методов классификации к задачам социологического исследования // II міжнародна науково-практична конференція “Сучасні проблеми управління”, 27 – 28 листопада, 2003. – Київ: НТУУ”КПІ”,2003, Ч.1. – С. 96 – 97.

12. Архипов А.Е., Архипова С.А, Носок С.А., Коломиец А.А. Модели поведения эксперта и повышение точности экспертных оценок // II міжнародна науково-практична конференція “Сучасні проблеми управління”, 27 – 28 листопада, 2003. – Київ: НТУУ”КПІ”,2003, Ч.1. – С. 97 – 98.

13. Архипов А.Е., Архипова С.А., Архипова Е.А., Носок С.А. Определение уровня компетентности экспертов по результатам анализа данных экспертного оценивания // III міжнародна науково-практична конференція “Сучасні проблеми управління”, 29 – 30 листопада, 2005. – Київ: НТУУ”КПІ” ФС, 2005. – С. 275 – 276.

14. Архипов А.Е., Архипова С.А., Носок С.А. Технологические аспекты обеспечения системы профессионального отбора // III міжнародна науково-практична конференція “Сучасні проблеми управління”, 29 – 30 листопада, 2005. – Київ: НТУУ”КПІ” ФС, 2005. – С. 276 – 277.

15. Архипов А.Е., Носок С.А. Применение кластерного анализа для структурирования данных экспертного опроса // II Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених “Технології безпеки інформації”, 16 квітня, 2004. – Київ.: НТУУ”КПІ” ФТІ, 2004. – С. 7 – 8.

16. Бешелев С.Д., Гурвич Ф.Г. Экспертные оценки. – М.: Наука, 1973. – 159 с.

17. Бодров В.А. Психология профессиональной пригодности. – М.: ПЕР СЭ, 2001. – 511 с.

18. Володарский Е., Кириченко Е. Метрологическое обеспечение при экспертном оценивании // Правове, нормативне та метрологічне забезпечення систем захисту інформації в Україні. – 2002. - №4. – С.150-153
19. Герасименко В.А. Защита информации в автоматизированных системах обработки данных. Кн.1. –М.: Энергоатомиздат, 1994. –400с.
20. Гибкие автоматизированные производственные системы // Л.С. Ямпольский, О.М. Калинин, М.М. Ткач и др.; Под. ред. Л.С. Ямпольского. – К.: Техніка, 1985. – 280 с.
21. Гладыш Сергей Организационные и методологические аспекты экспертной оценки информационной безопасности информационно-телекоммуникационных систем // Правове, нормативне та метрологічне забезпечення системи захисту інформації в Україні, вип.1. – К., 2006. – С. 178-188.
22. Голембо З.Б., Веников Г.В. Системный подход к рассмотрению кибернетических систем. (Часть 1. Методологические аспекты системного подхода к рассмотрению кибернетических систем и некоторые вопросы развития технических средств автоматизированной переработки информации). “Техническая кибернетика” (Итоги науки и техники). – М.: ВИНТИ, 1976. – С. 268-329.
23. Грабовецький Б.Є. Економічне прогнозування і планування. – К.: Центр навчальної літератури, 2003. – 188 с.
24. Гранатуров В.М. Экономический риск. – М.: Изд-во «Дело и сервис», 1999. – 112 с.
25. Домарев В.В. Безопасность информационных технологий. К.: ООО «ТИД «ДС», 2001. –688 с.
26. Дубров А.Н., Мхитарян В.С., Трошин Л.И. Многомерные статистические методы. –М.: Финансы и статистика, 1998. –352 с.
27. Дубровский С.А. Использование экспертных оценок в задачах предварительной алгоритмизации. Серия 2. Экономика и системы управления. Выпуск 4 (116). –М.: ЦНИИ «Электроника», 1984. –36 с.
28. Дюк В. Обработка данных на ПК в примерах.- СПб: Питер, 1997. – 240 с.

29. Жовинский А.Н., Жовинский В.Н. Инженерный экспресс – анализ случайных процессов. – М.: Энергия. 1979. – 112 с.
30. Згуровський М.З., Коваленко І.І., Міхайленко В.М. Вступ до комп'ютерних технологій. – К.: Видавництво Європейського університету, 2000. – 265 с.
31. Змитрович А.И. Интеллектуальные информационные системы. – Минск: НТООО «ТетраСистемс», 1997. – 368 с.
32. Ивченко Г.И., Медведев Ю.И. Математическая статистика. – М.: Высшая школа, 1984. – 248 с.
33. Информационные технологии управления/ Под ред. Ю.М. Черкасова. – М.: ИНФРА-М, 2001. – 216 с.
34. Катренко А.В. Системний аналіз об'єктів та процесів комп'ютеризації. – Львів: "Новий світ-2000", 2003. – 424с.
35. Кендэл М. Ранговые корреляции: Пер. с англ./Пер. Е.М. Четыркина и Р.М. Энтова. – М.: Статистика, 1975. – 216 с.
36. Киричков В.Н. Идентификация объектов систем управления технологическими процессами. – К.: Вища школа, 1990. – 145 с.
37. Китаев Н.Н. Групповые экспертные оценки. – М.: "Знание", 1975. – 64 с.
38. Коваленко И.И., Бидюк П.И., Баклан И.В. Системный анализ и информационные технологии в управлении проектами. – К.: «Экономика и право», 2001. – 270 с.
39. Колкот Э. Проверка значимости. – М.: Статистика, 1978. – 128 с.
40. Колемаев В.А., Староверов О.В., Турундаевский В.Б. Теория вероятностей и математическая статистика. – М.: Высш. шк., 1991. – 400 с.
41. Костюк В.И., Ямпольский Л.С. Гибкие робототехнические системы. Общий поход. – Киев: Выща шк., 1988. – 70, [1] с.
42. Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений. – М.: Логос, 2000. – 296 с.
43. Ларичев О.И., Мошкович Е.Н. Качественные методы принятия решений. Вербальный анализ решений. – М.: Наука, 1996. – 208 с.
44. Литвак Б.Г. Экспертная информация. Методы получения анализа. - М.: «Радио и связь», 1982.-182 с.

45. Литвак Б.Г. Экспертные оценки и принятие решений.- М.: Патент, 1996. - 271 с.
46. Майоров С.А., Орловский Г.В. Гибкое автоматическое производство 1983. – 376с.
47. Малин А.С., Мухин В.И. Исследование систем управления. – М.: Изд. дом ГУ ВШЭ, 2004. – 400 с.
48. Матвієнко В.Я. Прогностика. – К.: Українські пропілеї, 2000. – 484 с.
49. Математическое моделирование // Под ред. Дж. Эндрюса и Р. Мак-Лоуна. – М.: Мир, 1979. – 278 с.
50. Микиша А.М., Орлов В.Б. Толковый математический словарь. Основные термины. –М.: Рус.яз., 1989. –244 с.
51. Моисеев Н.Н. Математик задает вопросы... - М.: Знание, 1974. – 191 с.
52. Моисеев Н.Н. Математические задачи системного анализа. – М.: Наука, 1981. – 490 с.
53. Мудров В.И., Кушко В.Л. Методы обработки измерений. – М.: Сов. радио, 1976. – 192 с.
54. Носок С.А., Архипов А.Е. СППР для обработки данных экспертного опроса // Міжнародна наукова конференція "Інтелектуальні системи прийняття рішень та прикладні аспекти інформаційних технологій", 18 – 21 травня, 2005. – Євпаторія.: ISDMIT' 2005. – 2005, т.2.- С.105-107.
55. Носс И.И. Введение в технологию психодиагностики. – М.: Изд-во Института Психотерапии, 2003. – 215 с.
56. Орлов В.А., Филиппов Л.И. Теория информации в упражнениях и задачах. – М.: Высшая школа, 1976. – 136 с.
57. Осинский О., Чернышев А. Методика формирования профиля защиты информационных технологий // Правове, нормативне та метрологічне забезпечення систем захисту інформації в Україні.– 2003. – №7. – С. 7-10.
58. Паниотто В.И., Максименко В.С. Количественные методы в социологических исследованиях. Киев: Наукова думка, 1982. – 269 с.



59. Петренко С.А., Петренко А.А. Аудит безопасности Intranet. – М.: ДМК Пресс, 2002. – 416 с.
60. Петренко С.А., Симонов С.В. Управление информационными рисками. Экономически оправданная безопасность. М.: Компания Ай Ти; ДМК Пресс, 2004. – 348 с.
61. Плотинский Ю.М. Математическое моделирование динамики социальных процессов. – М.: Изд-во Моск. ун-та, 1992. – 133 с.
62. Поспелов Г.С., Ириков В.А. Программно-целевое планирование и управление. – М.: Сов. радио, 1976. – 440 с.
63. Применение математических методов в задачах профессионального отбора и распределения кадров//С.В. Венцлав, М.А. Данилов, А.Ф. Богалев и др. – М.: Мин-во обороны СССР, 1987. – 140 с.
64. Райхман Э.П., Азгальдов Г.Г. Экспертные методы в оценке качества товаров. – М.: Экономика, 1974. – 151 с.
65. Симонов С.В. Методология анализа рисков в информационных системах// Конфидент. Защита информации. - № 2. – 2001. – С. 48-53.
66. Свешников А.А. Основы теории ошибок. – Л.: Изд-во Ленингр. ун-та, 1972. – 122 с.
67. Себер Дж. Линейный регрессионный анализ. – М.: Мир, 1980. – 456 с.
68. Синеглазов В.М., Архипов А.Е., Бимбас В.А. Стендовые испытания датчиков пилотажно-навигационных комплексов. – М.: Воздушный транспорт, 1993. – 176 с.
69. Ситник В.Ф., Писаревська Т.А., Єрємїна Н.В., Краєва О.С. Основи інформаційних систем/ За ред. В.Ф. Ситника – К.: КНЕУ, 1997 – 262 с.
70. Смирнов В.С., Дунин-Барковский И.В. Курс теории вероятностей и математической статистики для технических приложений. – М.: Наука, 1969. – 512 с.
71. Советов Б.Я. Теория информации. – Л.: Изд-во Ленинградского ун-та, 1977. – 184 с.

72. Тарасов Ю.А. Технология оценки персонала службы безопасности // Защита информации. Конфидент, №3(51), март-май 2003. С. 48-51.
73. Титаренко Г.А. Інформаційні технології керування. – М.: Юнити-Дана, 2002. – 280 с.
74. Толстова Ю.Н, Измерение в социологии: Курс лекций. –М.: ИНФРА-М, 1998. –224 с.
75. Теория автоматического управления. Учебник для вузов в 2-х ч. /Под ред. Воронова А.А. – М.: Высшая школа, 1986. – Ч.1. – 367 с.; Ч.2. – 504 с.
76. Толстова Ю.Н. Логика математического анализа социологических данных, Ин-т социолог. – М.: Наука,1991. – 110 с.
77. Трояновский В.М. Математическое моделирование в менеджменте: Учеб.пособ. – М.: Рус. Деловая лит., 1999. – 232 с.
78. Турчин В.М. Математична статистика. – К.: Видавничий центр “Академія”, 1999. – 240 с.
79. Тюрин Ю.И., Макаров А.А. Статистический анализ данных на компьютере/ Под ред. В.Э. Фигурнова. – М.: ИНФРА-М, 1998. – 528 с.
80. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ / Дж.- О. Ким, Ч.У. Мьюллер, У.Р. Клекка и др. –М.: Финансы и статистика, 1989. –215 с.
81. Хелмер О. Анализ будущего: метод Дельфи. - В кн.: Научно-техническое прогнозирование для промышленности и правительственных учреждений: Пер. с англ./Под ред. Г.М. Доброва. – М.: Прогресс, 1972. – 365 с.
82. Шенброт И.М., Антропов М.В., Давиденко К.Я. Распределенные АСУ технологическими процессами. – М.: Энергоатомиздат, 1985. – 239 с.
83. Шпак В.Ф. Коммерческая тайна и экономическая безопасность бизнеса // Защита информации. Конфидент, №2(50), март-апрель 2003. С. 20-26.
84. Ядов В.А. Социологическое исследование: методология, программа, методы. Саратов: Изд-во Саратов. ун-та, 1995. – 332 с.
85. Ядов В.А. Стратегия социологического исследования. Описание, объяснение, понимание социальной реальности. – М.: добросвет, 1999. – 596 с.

86. Ямпольский Л.С. Гибкие автоматизированные производственные системы 1985. – 280с.
87. Ямпольский Л.С. Управление дискретными процессами в ГПС. – К.: Техника; Вроцлав: Изд-во политехн. ин-та, 1992. – 256 с.
88. Akaike H. A new look at the statistical model identification. *IEEE Trans. Autom. Control*, vol. AC-19, n° 6, 1974. – 716 – 723 pp.
89. Arhipov O., Arhipova S., Nosok S. Expert evaluation technologies in the information security problem // the fourth international conference “Internet – Education – Science - 2004” (IES-2004), 5 – 9 october, 2004. – Vinnytsia: VNTU, 2004. – 462 – 464 pp.
90. Ben H. Chen. Robust and H control. Springer-Verlag, Berlin, 2000.
91. Zadeh L.A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, n° 1, 1973. – 28 – 44 pp.
92. Clarke D.W., Mohtadi C. Properties of generalized predictive control. *Automatica*, vol. 25, n° 6, 1989. – 859 – 875 pp.
93. Wang Y.J., Rawlings J.B. A new robust model predictive control method. II: Examples. *J. Proc. Cont.*, n° 14, 2004. – 249 – 262 pp.