

**Національний університет біоресурсів і
природокористування України**

Факультет енергетики і автоматики

Кафедра автоматики та робототехнічних систем

ім. академіка І.І. Мартиненка

Навчально-методичний комплекс

з дисципліни:

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Шифр напряму	Найменування напряму	Шифр спеціальності	Найменування спеціальності
0507	Електротехніка та електротехнології	8.050701	Електрифікація та автоматизація сільського господарства
Назва спеціалізації		Автоматизація сільського господарства	

Лектор :

к.т.н., ст. викл. В.Штепа

Київ – 2010

“Затверджую”
Декан факультету
енергетики і автоматики
(керівник програми)
_____Радько І.П.

“-----”-----20__р.

Робоча навчальна програма

НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ

Шифр напряму	Найменування напряму	Шифр спеціальності	Найменування спеціальності
0507	Електротехніка та електротехнології	8.050701	Електрифікація та автоматизація сільського господарства
Назва спеціалізації		Автоматизація сільського господарства	

Лектор :

к.т.н., ст. викл. В.Штепа

Курс 2 семестр 1

Вид навчальних занять	Всього, годин
Лекції	20
Практичні заняття	10
Лабораторні заняття	-
Курсова робота	-
Заліки	-
Консультації	-
Екзамени	-
Самостійна робота студентів під керівництвом викладача	-
Самостійна робота студентів	48
Всього	78

Програму підготував: к.т.н., ст.викл. Штепа В.М.

Робоча програма обговорена на засіданні кафедри автоматики і робототехнічних систем ім. академіка Мартиненка І.І.

(протокол № _____ від _____ 20__ р.)

В. о. завідувач кафедри,
к.т.н., доцент

М.В. Чапний

Робоча програма обговорена та схвалена навчально-методичною радою факультету енергетики і автоматики

(протокол № _____ від _____ 20__ р.).

Голова навчально-методичної ради
факультету енергетики і автоматики,
к.т.н., доцент

І.П.Радько

1. Предмет, мета і завдання дисципліни

Нейронні мережі, що є базою для реалізації нейромережевого моделювання та керування, більш природно описують характер людського міркування і хід думок, ніж традиційні формально-логічні системи. У свою чергу, неронні системи – це обчислювальні структури, що моделюють прості біологічні процеси, звичайно асоціативні із процесами людського мозгу. Окремим розділом інтелектуальних систем є нейроподібні системи генетичного алгоритму та нечітких нейронних мереж.

Знання та практичний досвід, що будуть отримані в процесі вивчення курсу, дозволить:

- ефективно засвоїти комплекс спеціальних дисциплін – теорії автоматичного управління, автоматизації технологічних процесів, автоматизованих систем управління, моделювання і оптимізацію систем керування, проектування систем автоматики тощо;
- застосовувати набуті знання при виконанні дипломних проектів;
- по завершенню навчання набуті знання із нейромережевих підходів моделювання та керування дадуть змогу здобувачу ефективно вирішувати практичні задачі автоматизації виробничих процесів.

Головна задача курсу полягає у вивченні теоретичних засад функціонування нейромережевих систем, що дасть змогу у спеціалізованих програмних середовищах синтезувати відповідні моделі технологічних процесів (об'єктів) із використанням яких розробити та реалізувати ефективні алгоритми керування ними.

Внаслідок вивчення дисципліни студенти повинні знати:

- основні засади побудови нейронних мереж та нечітких нейронних мереж;
- особливості реалізації нейромережевих систем на виробництві стосовно конкретних об'єктів, установок і обладнання механізації та електрифікації виробничих процесів.

Студенти повинні вміти:

- із використанням спеціалізованого програмного середовища синтезувати нейромережеві системи;
- складати алгоритми функціонування нейромережевих систем стосовно конкретних технологічних процесів (об'єктів);
- застосовувати нейромережевий підхід у контексті підвищення енергоефективності функціонування технологічного об'єкта.

2. Зміст дисципліни

2.1. Лекційні заняття

Лекції (10 годин)

МОДУЛЬ 1

Тема 1. Вступ (2 години).

Основні задачі курсу. Класифікація типів нейронних систем. Представлення спеціалізованих середовищ розробки нейронних систем. Будова біологічного та штучного нейронів.

Тема 2. Основні концепції нейронних мереж (2 години).

Класифікація нейронних мереж та їх властивостей. Теорема Колмогорова-Арнольда. Праця Хет-Нільсена. Наслідки теореми Колмогорова-Арнольда-Нільсена. Асоціативна пам'ять нейронних мереж. Асоціації. Моделі асоціативної пам'яті.

Тема 3. Властивості процесів навчання нейронних мереж (2 години)

Загальний опис нейронної мережі. Поняття “навчання” нейронної мережі. Етапність навчання нейронної мережі. Підзадачі навчання нейронної мережі. Основні засади нейрокатегоризації. Основні засади нейрокласифікації. Теорія оптимізації нейронних мереж. Теорія навчання нейронних мереж. Формулювання у математичних термінах задачі навчання нейронних мереж.

Тема 4. Персептрон Розенблата (2 години).

Структурна схема персептрона Розенблата. Принцип функціонування персептрона Розенблата. Алгоритм Розенблата. Обмеженість використання персептрону Розенблата. Застосування персептрона Розенблата для вирішення задачі класифікації.

Тема 5. Нейронні мережі зустрічного розповсюдження. (2 години).

Структура мережі зустрічного розповсюдження. Нормалізація вхідних векторів. Метод випуклої комбінації. Наділення нейронів “почуттям справедливості”.

МОДУЛЬ 2

Тема 6. Нейронні мережі Хопфілда. (2 години).

Структура нейронної мережі Хопфілда. Синхронна бінарна мережа Хопфілда. Дискретний стан. Дискретний час. Мінімуму енергії мережі (функція Ляпунова). Статистичні мережі Хопфілда.

Тема 7. Нейронна мережа Хемінга (2 години).

Структура нейронної мережі Хемінга. Хемінгова відстань. Алгоритм функціонування мережі Хемінга.

Тема 8. Нейронні мережі адаптивної резонансної теорії (АРТ). (2 години).

Структура АРТ мережі. Навчання. Розпізнавання. Порівняння. Пошук. Характеристики АРТ мереж. Недоліки АРТ мереж

Тема 9. Нечіткі множини та нечіткі нейронні мережі (4 години).

Теоретичні основи нечітких множин. Нечіткі операції. Основні підходи до побудови систем нечіткого висновку. Алгоритми роботи систем нечіткого висновку. Теоретичні основи гібридних систем прийняття рішення. Алгоритми роботи та функціонування гібридних нейронних мереж.

Всього годин 20

2.2. Практичні заняття

МОДУЛЬ 1

1. Вивчення основних прийомів роботи з пакетом прикладних програм MatLAB/Simulink. (2 години).
2. Методи та засоби побудови та навчання нейронних мереж. (2 години).
3. Розпізнавання образів за допомогою мережі Хопфілда. (2 години).

МОДУЛЬ 2

4. Апроксимація функцій нейронними мережами. (2 години).
5. Оцінювання нечіткої нейронної мережі для прогнозування якості очистки води електротехнологічною установкою. (2 години).

Всього годин 10

3. Самостійна робота студентів.

3.1. Денна форма навчання

3.1. 1. Індивідуальні завдання

1. Створення нейронних мереж для проектування систем управління динамічними технологічними процесами.

2. Створення нейронної мережі для діагностики роботи електричних двигунів.
3. Створення системи нейронної мережі прогнозування споживання електроенергії.
4. Створення нечіткої нейронної мережі управління електрокоагуляційною очисткою води.
5. Створення гібридної мережі оцінки якості фільтраційної очистки води.

Всього годин 48

3.1.2. Самостійна підготовка студентів до лекцій та виконання практичних робіт студентів організується і перевіряється у відповідності із графіком проведення цих занять.

4. Графік поточного контролю знань студентів (для денної форми навчання)

Тиждень	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Форма контролю	УО	УО	УО	УО	УО	УО	УО	УО ІЗ	УО	УО	УО	УО

Форми контролю:

УО - усне опитування;

ІЗ - індивідуальне завдання (здача всього та окремих розділів індивідуального завдання)

5. Інформація про фундаменталізацію / профілізацію дисципліни

Тема (розділ) програми	Вид занять	Зміст фундаментації / профілізації
1	2	3
Математичне моделювання на ЕОМ.	лекції, практичні заняття	Фізика. Закони збереження речовини та енергії. Хімія. Кінетичні реакції. Теплотехніка. Потоки тепла. Рівняння теплового балансу. Булава алгебра. Диференційні рівняння. Теорія ймовірності, математична статистика. Функції комплексної змінної. Теорія автоматичного керування. Частотні та передаточні характеристики.
Вища математика	лекції, практичні заняття	Чисельні розв'язки диференційних рівнянь. Чисельне інтегрування.

6. Використання технічних засобів навчання

Вид занять	Тема	Носії інформації	Примітка
1	2	3	4
Лекції	2,3,4,5	Схеми, мультимедійні презентації	
Практичні заняття	Всі заняття	Плакати, мультимедійні презентації	

7. Використання методів активного навчання

Вид занять	Тема	Метод активного навчання	Примітки
1	2	3	4
Лекції	2,3,4,5	Аналіз ситуації	
Практичні роботи	Всі заняття	Імітаційні вправи; аналіз ситуацій	

8. Використання комп'ютерних технологій

Вид занять	Тема	Форма (вид) використання комп'ютерних технологій	Назва програмного засобу
1	2	3	4
Практичні заняття	Всі заняття	Програмні продукти НАУ	Mathlab (Neural networks, Anfis Editor)

9. Критерії оцінки контролю знань студентів.

Характеристику курсу наведено в таблиці. Модуль оцінюємо в балах, враховуючи активність на лекціях, виконання самостійних і контрольних робіт.

Всього, год.	Лекції, год.	Практичні заняття, год.	Лабораторні заняття, год.	Самостійна робота студентів під керівництвом викладача, год.	Всього, балів	Рейтинг з навчальної роботи, $R_{нр}$, балів	Рейтинг атестації, $R_{ат}$ ($R_{екз}$), балів	Рейтинг дисципліни
30	10	20	-	-	100	70	30	100

Наведена кількість балів за навчальну роботу студента складає 70 % від загальної кількості балів. Ще 30% припадає на атестацію (екзамен). Тобто, рейтинг з навчальної роботи складає: $R_{нр} = 70$ балів; $R_{ат} = 30$ балів.

Студент може збільшити свій рейтинг на величину додаткового рейтингу $R_{др}$ за роботу визначену лектором. Останні вводить кафедра, за виконання робіт, які не передбачені навчальним планом, але сприяють підвищенню кваліфікації студентів з предмету (доповідь на студентській науковій конференції, здобуття

високого місця на 2-му етапі Всеукраїнської олімпіади, виготовлення макетів, підготовку наочних посібників, тощо).

Рейтинг з додаткової роботи $R_{др}$ може складати до 10% від рейтингу предмету (тобто 10 балів) і додається до рейтингу з навчальної роботи $R_{нр}$.

Штрафний рейтинг (5 балів) $R_{штр}$. Визначає лектор. Його вводить своїм рішенням кафедра для студентів, які несвоєчасно засвоїли матеріал модуля, не дотримувалися графіку роботи, пропускали заняття, тощо.

Співвідношення між національними та ECTS оцінками і рейтингом з дисципліни

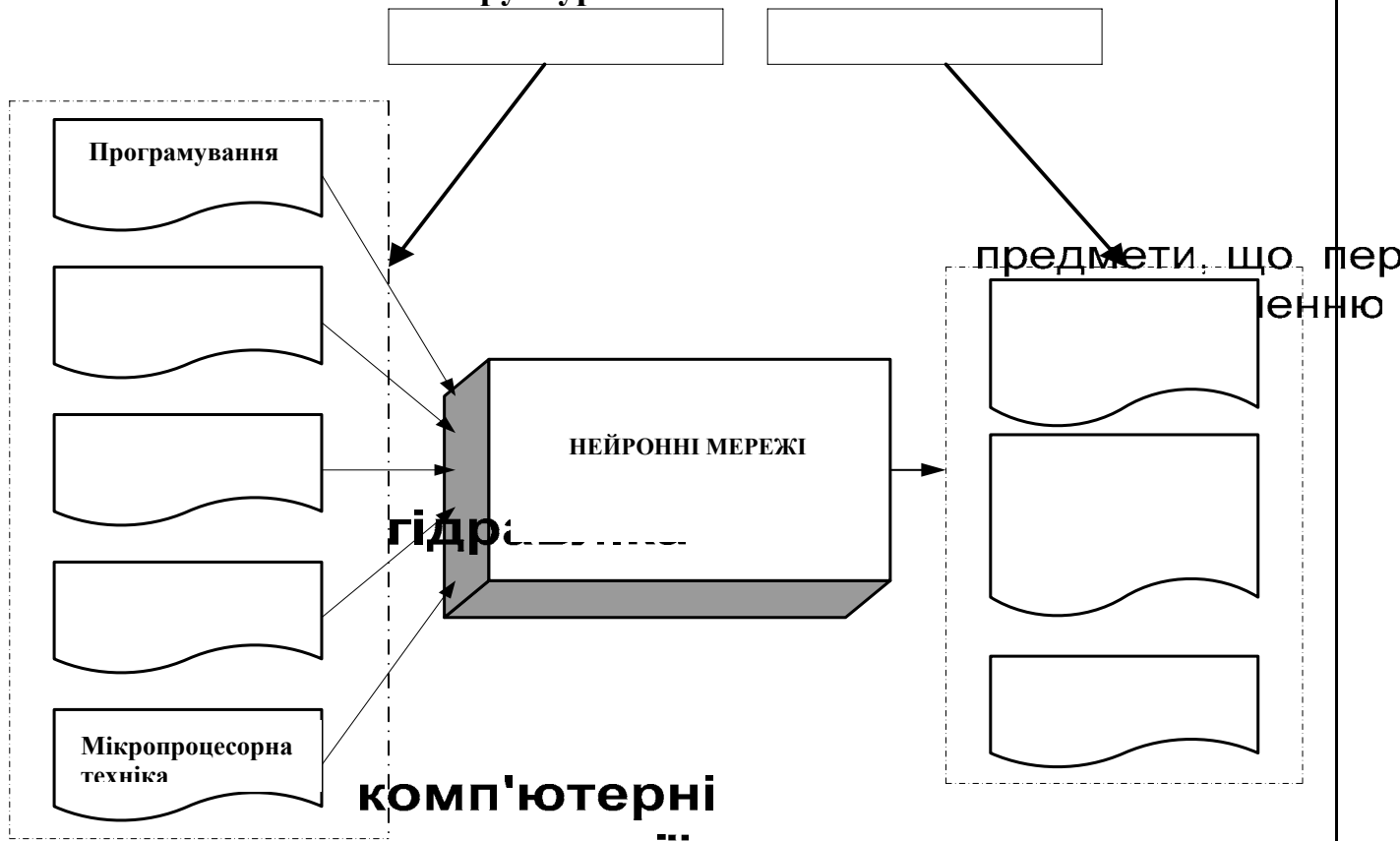
Оцінка національна	Оцінка ECTS	Рейтинг з дисципліни, балів
Відмінно	A	90,0 – 100,0
Добре	B	82,0 – 89,0
	C	75,0 – 81,0
Задовільно	D	66,0 – 74,0
	E	60,0 – 65,0
Незадовільно	FX	35,0 – 59,0
	F	1,0 – 34,0

Студенти, які протягом навчального семестру набрали кількість балів, що не менше 60% від розрахованого рейтингу дисципліни (60 балів), тобто оцінку «незадовільно», зобов'язані скласти залік.

Студенти, які протягом навчального семестру набрали кількість балів, що менше від 50% від рейтингу навчальної роботи (35 балів) зобов'язані до початку екзаменаційної сесії підвищити його, інакше вони не допускаються до заліку з цього предмету і мають академічну заборгованість.

Студентам, які успішно завершили засвоєння дисципліни, задовольняючи всі необхідні вимоги щодо атестації, присвоюють кредити ECTS, призначені для дисципліни робочим навчальним планом. Кредити записують в журнал рейтингової оцінки знань студента.

Структурно-логічна схема



математика

фізика

теплотехніка

**Типо
про
в**

Протокол

погодження робочої навчальної програми з предмету “**Нейронні мережі**” з іншими предметами

<u>Дисципліна та її розділи, що передують вивченню даної дисципліни</u>	<u>Прізвище, ініціали, вчена ступінь викладача, що забезпечує попередню дисципліну</u>	<u>Підпис</u>	<u>Дисципліна та її розділи, в яких використовуються матеріали даної дисципліни</u>	<u>Прізвище, ініціали, вчена ступінь та вчене звання викладача, що забезпечує наступну дисципліну</u>	<u>Підпис</u>
1. Електроніка 2. Мікропроцесорна техніка	Синявський В.М., к.т.н., доц. Руденський А.А., ст. викл		1. Теоретичні основи автоматики 2. Програмування і алгоритмічні мови 3. Проектування систем автоматики	Шуруб С.П., доцент, к.т.н. Голуб Б.Л., ст. викл. Болбот І.М., доцент, к.т.н.	

Лектор

В. Штепа

В.о. завідувача кафедри

М. Чапний

Список рекомендованої літератури

1. Пугачев В.С. Основы автоматического управления. – М.: Наука, 1974. – 720 с.
2. Poznyak A.S., Sanchez E.N. Dynamic neural networks for nonlinear control: Identification state estimation and trajectory tracking // World Scientific. 2001. London. – P.102-120.
3. Kevin M. Passino, Stephen Yurkovich Fuzzy Control – Ohio State University, 2001 у. – 572 p.
4. Ross T.J. Fuzzy logic with engineering applications. – McGraw-Hill, 1995. – 600 p.
5. Zadeh L.A. Fuzzy logiC. – IEEE Transactions on Computer, vol. 21, no. 4 1988, pp. 83-93.
6. Круглов В.В. и др. Искусственные нейронные сети. Теория и практика - М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
7. Советов Е. Я. Моделирование систем. Учебн. для вузов.-М: Высшая школа, 1985.-271 с.
8. Кафаров В.В. Методы кибернетики в химии и химической технологии: Учебник для вузов. 4-е изд., перер.. доп.- М.: Химия, 1985.- 488 с.
9. Железнов И.Г. Сложные технические системы (оценка характеристик). Учебн. пособие для техн. вузов.- М.: Высшая школа, 1984.- 119 с.
10. Скурихин Е.М. и др. Математическое моделирование.- К.: Техника, 1983.-270 с.
11. Балакирев Б.С., Дудников Е.Г., Цирлин А.М. Экспериментальное определение динамических характеристик промышленных объектов управления.- М: Энергия, 1967. -232с.
12. Дейч А.М. Методы идентификации динамических объектов.-М.: Энергия, 1979.- 240с.
13. Молчанов А.А. Моделирование и проектирование сложных систем.-К.: Вища школа, 1988.- 359 с.
14. Корчемний М.О., Лисенко В.П., Чапний М.В. Нейронні мережі. – К.: НАУ, 2008. – 156 с.
15. Кричевский М.Л. Интеллектуальные методы в менеджменте. – СПб.: Питер, 2005. – 304 с.
16. Люгер Дж.Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем / Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2005. – 864 с.
17. Митюшкин Ю.И., Мокин Б.И., Ротштейн А.П. Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний. – Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 2002. – 145 с.
18. Осуга С. Обработка знаний. – М.: Мир, 1989. – 293 с.
19. Представление и использование знаний / Под ред. Х. Уэно, М. Исидзука. - М.: Мир, 1989.- 220 с.
20. Прикладные нечеткие системы / Асаи К., Ватада Д., Иваи С. и др./Под ред. Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугено.- М.: Мир, 1993. – 368 с.
21. Приобретение знаний / Под ред. С. Осуги, Ю. Сазки. – М.: Мир, 1990. – 304 с.
22. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход, 2-е изд.: Пер с англ. – М.: Вильямс, 2006. – 1408 с.

23. Рідкокаша А.А., Голдер К.К. Основи систем штучного інтелекту. Навчальний посібник. – Черкаси: "ВІДЛУННЯ-ПЛЮС", 2002. – 240 с.

24. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер с польск. – М.: Горячая линия - Телеком, 2004. – 452 с.

Перелік питань з дисципліни

МОДУЛЬ 1

1. Історія розвитку теорії штучних нейромереж.
2. Біологічні нейрони та їх фізичні моделі.
3. Моделі нейроелементів. Поняття: синапс, ваговий коефіцієнт, поріг, дискримінантна функція, функція активації, персептрон.
4. Біологічний і формальний нейрони: подібність та відмінності.
5. Функції активації формальних нейронів та їх вплив на навчання нейромереж.
6. Метод найменших квадратів як основа алгоритму Уідроу-Хоффа.
7. Можливості і властивості одношарових персептронів
8. Лінійна роздільність і лінійна нерозділеність класів.
9. Загальне уявлення про навчання нейромереж. Характеристики процесу навчання.
10. Вимоги до навчальних вибірок даних.
11. Класифікація та види моделей нейромереж.
12. Властивості штучних нейромереж.
13. Повнозв'язні НМ Хопфілда. Псевдоінверсне навчальне правило, проєктивний алгоритм настроювання ваг.
14. Застосування НМ для асоціативного пошуку інформації
15. Ефект Городничего та перспективи і методи його використання.
16. Алгоритм рознасичення синаптичної матриці мережі Хопфілда.
17. Мережі Хопфілда у задачах комбінаторної оптимізації.
18. Нейронна мережа SOM.
19. Нейронна мережа LVQ.
20. Найромережа "SOM-АЗП".
21. Застосування мереж Кохонена у задачах кластер-аналізу та геоінформаційних системах.
22. Багатошаровий персептрон.
23. Алгоритм зворотнього поширення помилки
24. Градієнтні алгоритми навчання багатошарових нейромереж.
25. Критерії порівняння моделей та градієнтних алгоритмів навчання нейромереж прямого поширення.
26. Евристичний алгоритм прискорення навчання нейромереж.
27. Евристичний алгоритм синтезу та налагодження вагових коефіцієнтів двошарового персептрона.

28. Евристичний алгоритм синтезу та налагодження вагових коефіцієнтів тришарового персептрона.
29. Евристичний алгоритм синтезу та налагодження вагових коефіцієнтів п'ятишарового персептрона.
30. Евристичний алгоритм синтезу та налагодження вагових коефіцієнтів шестишарового персептрона.
31. Методи навчання радіально-базисних нейромереж.
32. Застосування кластер-аналізу при навчанні радіально-базисних нейромереж
33. Евристичний алгоритм синтезу та налагодження вагових коефіцієнтів багат шарового персептрона.
34. Еволюційні алгоритми в задачах синтезу архітектури нейромережевої моделі.
35. Відбір ознак за допомогою генетичних алгоритмів.
36. Навчання нейромереж на основі еволюційної адаптації.
37. Нейронні мережі у пакеті MATLAB. Модуль Neural Network Toolbox.
38. Пакет Statistica Neural Networks.
39. Пакет Brain Maker Pro.
40. Архітектура експертної системи.
41. База правил.
42. Визначення структури фрейму як моделі подання знань про поняття.
43. Визначте переваги та недоліки фреймів.
44. Використання метазнань для обмеження області пошуку рішень.
45. Впровадження в промислову експлуатацію.
46. Евристичний пошук.
47. Етап інтерпретації. Етап концептуалізації. Етап тестування.
48. Етапи проектування експертної системи. Етап формалізації. Дослідна експлуатація.
49. За допомогою яких дій можливо виразити ієрархію фреймів?
50. За заданим висловом створіть фрейм-опис або рольовий фрейм поняття, події.
51. Інтерпретатор правил.
52. Інтерфейс користувача експертної системи.
53. Класифікація фреймів.
54. Концепція “швидкого прототипу”.
55. Машина логічного виведення.
56. Механізм виведення в продукційній системі.
57. Модель бази знань в поєднанні фреймового і мережного подання.
58. Модуль придбання знань.
59. Назвіть області людської діяльності в якій застосовуються експертні системи.
60. Особливості модифікації і супроводу в експлуатації експертної системи.
61. Підсистема роз'яснень.
62. Принципи наслідування інформації у фреймовій мережній моделі

МОДУЛЬ 2

63. Продукційні моделі: Основні визначення.
64. Процедури-демони та процедури-слуги.
65. Пряме та зворотне виведення.
66. Робоча область.
67. Робоча пам'ять у продукційній системі.
68. Склад розроблювачів експертної системи, роль і задачі кожного з членів групи.
69. Стратегії керування виведенням.
70. Структури даних фрейму.
71. У чому різниця між експертною системою та системою, що ґрунтується на навчаннях?
72. Управління виведенням у продукційній системі.
73. Формальний опис фрейму.
74. Фреймові мережі.
75. Фреймові моделі.
76. Характеристика продукційних моделей.
77. Цикл роботи інтерпретатора правил.
78. Що зветься приєднаною процедурою?
79. Що зветься сценарієм?
80. Як ви розумієте термін "простір пошуку"?
81. Як здійснюється пошук інформації в базі знань, створеній на основі фреймів?
82. Як здійснюється пошук інформації в мережній базі знань?
83. Яка інформація може бути представлена у слотах фреймів?
84. Яка різниця між фреймом-прототипом та фреймом-екземпляром?
85. Які властивості предметної області (об'єкта автоматизації) є передумовою для створення експертної системи?
86. Які типи відношень існують між фреймами в у мережі?
87. Редактор `anfisedit`.
88. Створення нечітких моделей у пакеті MATLAB.
89. Структура та елементи нейро-нечітких мереж.
90. Функції пакету MATLAB для створення нейро-нечітких мереж.
91. Які вимоги мають пред'являтися до навчальної вибірки та як це вплине на процес навчання?

Національний університет біоресурсів і природокористування України

“Затверджую”
 Декан факультету енергетики і автоматики
 (керівник програми)
 _____ Радько І.П.

“-----”-----20__р.

КАЛЕНДАРНИЙ ТЕМАТИЧНИЙ ПЛАН

вивчення дисципліни Нейронні мережі

ФАКУЛЬТЕТ ЕНЕРГЕТИКИ І АВТОМАТИКИ

2 курс 1 семестр 2009-2010 навчального року

Тижні	ВИДИ ТА ЗМІСТ НАВЧАЛЬНИХ ЗАНЯТЬ									
	Лекції	Кільк. год.	Практичні заняття	Кільк. год.	Лабораторні заняття	Кільк. год.	Самостійна робота	Кільк. год.	Обов'яз. і реком. літ-ра	Форми контролю
1 тиждень з _____ до _____	Основні принципи побудови нейронних мереж.	2					Створення нейронних мереж для проектування систем управління динамічними технологічними процесами.	9,6	ЛО 3,4,12 ЛД 7-15	

Тижні	ВИДИ ТА ЗМІСТ НАВЧАЛЬНИХ ЗАНЯТЬ									
	Лекції	Кільк. год.	Практичні заняття	Кільк. год.	Лабораторні заняття	Кільк. год.	Самостійна робота	Кільк. год.	Обов'яз. і реком. літ-ра	Форми контролю
2 тиждень з _____ до _____	Основні концепції нейронних мереж	2	Вивчення основних прийомів роботи з пакетом прикладних програм MatLAB	2					ЛО 1,8	
3 тиждень з _____ до _____	Властивості процесів навчання нейронних мереж	2							ЛО 13,22-24	
4 тиждень з _____ до _____	Персептрон Розенблата	2	Методи та засоби побудови і навчання нейронних мереж	2			Створення нейронної мережі для діагностики роботи електричних двигунів.	9,6	ЛО 1-3 ЛД 11-15	
5 тиждень з _____ до _____	Нейронні мережі зустрічного розповсюдження	2							ЛО 1-7 ЛД 2,22	

Тижні	ВИДИ ТА ЗМІСТ НАВЧАЛЬНИХ ЗАНЯТЬ									
	Лекції	Кільк. год.	Практичні заняття	Кільк. год.	Лабораторні заняття	Кільк. год.	Самостійна робота	Кільк. год.	Обов'яз. і реком. літ-ра	Форми контролю
6 тиждень з _____ до _____	Нейронні мережі Хопфілда	2	Апроксимація функцій нейронними мережами	2			Створення системи нейронної мережі прогнозування споживання електроенергії.	9,6	ЛО 2,7,8	
7 тиждень з _____ до _____	Нейронна мережа Хемінга	2					Створення нечіткої нейронної мережі управління електрокоагуляційною очисткою води	9,6	ЛО 4,7	
8 тиждень з _____ до _____	Нейронні мережі адаптивної резонансної теорії (АРТ)	2							ЛО 12-16	
9 тиждень з _____ до _____	Нечіткі множини та нечіткі нейронні мережі	4	Оцінювання нечіткої нейронної мережі для прогнозування якості очистки води електротехнологічною установкою	2			Створення гібридної мережі оцінки якості фільтраційної очистки води.	9,6	ЛО 7,8,9,12-15 ЛД 3	

Лектор

В.М. Штепа

В.о. зав. кафедри АіРС

М.В. Чапний

Форма 1.

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ

КАФЕДРА Автоматизації і робототехнічних систем

Факультет Е і А

Спеціальність: ЕАСГ

Форма навчання Денна

Семестр 1 Курс 2 Магістри

Дисципліна Нейронні мережі

Викладач Штепа В.М.

„Затверджую”

Завідувач. кафедри _____

„_____” _____ 200__ р.

ПАКЕТ ТЕСТОВИХ ЗАВДАНЬ Варіант № 1

50	Питання 1. Обчислювальні мережі на:
1.	локальні, корпоративні, міські, регіональні +
2.	інтегровані, об'єднувальні, роз'єднувальні
3.	сільські, міські, регіональні
4.	прямі, сукупні, сумісні

50	Питання 2. Біологічний нейрон - це:
1.	сустав
2.	частина кровоносної системи
3.	частина спинного мозгу +
4.	біологічна клітина

50	Питання 3. Біологічний нейрон складається з:
1.	мікрохромосом
2.	відростків кровоносних судин
3.	аксона та дендритів
4.	аксона, дендритів, тіла, соми

50	Питання 4. Математична модель нейрона:
1.	$Y = ax + b$
2.	$Y = (a + b) * (v + d)$
3.	$Y = \sum wx + b$
4.	$Y = (\sum wx + b) / 2$

50	Питання 5. До активаційних функцій відносяться:
1.	функція одиничного стрибка
2.	функція одиничного стрибка і сигмоїди
3.	лінійний поріг
4.	всі зазначені

50	Питання 6. Мережі, де кожен нейрон передає свій вихідний сигналі іншим нейронам наступного шару
1.	зустрічного розповсюдження
2.	багатошарова паралельна
3.	од шарова паралельна
4.	повнозв'язна

75	Питання 7. Дисперсія похибки східчастої екстраполяції розраховується за формулою:
1.	$D_{z.e} = 2 [R_z(0) - R_z(T_0)] +$
2.	$D_{z.e} = R_z(0) - R_z(T_0)$
3.	$D_{z.e} = R_z(0) + R_z(T_0)$
4.	$D_{z.e} = 2 [R_z(0) + R_z(T_0)]$

75	Питання 8. Дисперсія похибки лінійної інтерполяції розраховується за формулою
1.	$D_{z.e} = 2 [R_z(0) - R_z(T_0)] / 3 +$
2.	$D_{z.e} = [R_z(0) - R_z(T_0)] / 3$
3.	$D_{z.e} = [R_z(0) + R_z(T_0)] / 3$
4.	$D_{z.e} = 2 [R_z(0) + R_z(T_0)] / 3$

75	Питання 9. Робота Хета-Нільсена використовує функцію:
1.	перервну однієї змінної
2.	неперервну однієї змінної
3.	перервну двох змінних
4.	неперервну двох змінних

100	Питання 10. Скільки існує наслідків теореми Колмогорова-Арнольда-Хехт-Нільсен
1.	3
2.	2
3.	4
4.	1

100	Питання 11. Формула розрахунку кількості нейронів двошарової мережі
1.	$L = Lw / (n + m)$
2.	$L = Lw / (n + m + c)$
3.	$L = Lw * (n + m)$
4.	$L = 2 * Lw / (n + m)$

75	Питання 12. Скільки кроків у навчанні типової мережі з учителем:
1.	4
2.	5
3.	6
4.	7

100	Питання 13. Логіка взаємодії між інформаційними об'єктами базується на концепції:
1.	формування відношень асоціацій між неоднорідностями
2.	формування відношень асоціацій між однорідностями
3.	формування перетинів асоціацій між однорідностями
4.	формування перетинів асоціацій між неоднорідностями

75	Питання 14. Модель асоціативної пам'яті складається із:
1.	ключ
2.	ключа, контексту, асоціативного середовища
3.	контексту
4.	ключа, контексту, асоціативного середовища, базиса

75	Питання 15. Якими методами проводиться інтегрування та усереднення поточних значень вимірюваних величин?
1.	найменших квадратів, градієнтним
2.	непрямими методами
3.	прямокутників, трапецій +
4.	методами покоординатного спуску

100	Питання 16. Алгоритм навчання перцептрона із учителем складається із кроків:
1.	4
2.	5
3.	6
4.	7

100	Питання 17. Нейронні мережі зустрічного розповсюдження складаються із:
1.	шару нейронів Кохонена, шару нейронів Гросберга
2.	шару нейронів, шару нейронів Кохонена, шару нейронів Гросберга, нейрона Розенблата
3.	шару нейронів, шару нейронів Гросберга
4.	шару нейронів, шару нейронів Кохонена, шару нейронів Гросберга

75	Питання 18. Скільки кроків навчання у нейронній мережі Хопфілда ?
1.	1
2.	2
3.	3
4.	4

75	Питання 19. Ваги мережі Хемінга налаштовуються на початковому етапі:
1.	$W = x^k / 4$
2.	$W = x^k / 2$
3.	$W = x^k / 6$
4.	$W = x^k / 8$

50	Питання 20. Скільки властивостей має мережа адаптивної резонансної теорії ART
1.	1
2.	5
3.	9
4.	3

50	Питання 21. Скільки шарів у когнітрона?
1.	2
2.	3
3.	5
4.	6

50	Питання 22. Для двунправленої асоціативної мережі кількість векторів пам'яті не повинно перевищувати:
1.	$n/2 * \log_2 n$
2.	$n/4 * \log_2 n$
3.	$4 * n/3 * \log_2 n$
4.	$n/2 * \log_3 n$

50	Питання 23. Неокогнітрон відноситься до:
1.	нестабільних мереж
2.	самоорганізуючих
3.	адаптивних
4.	метастабільних

100	Питання 24. Які із нейронів входять до складу неокогнітрона: 1 – складні; 2 – типові; 3 – прості; 4 – адитивні; 5 – формалізовані.
1.	всі
2.	1,3
3.	2,4,5
4.	1,2,3,5

75	Питання 25. Топологія мережі може бути :
1.	централізованою, децентралізованою, комбінованою
2.	магістральною, радіальною, кільцевою, деревовидною або довільною +
3.	магістральною, радіальною, децентралізованою, комбінованою
4.	централізованою, кільцевою, деревовидною або довільною

75	Питання 26. Формально нечітку множину можна записати у вигляді:
1.	$\langle x, \mu_A(y) \rangle$
2.	$\langle y, \mu_A(x) \rangle$
3.	$\langle xy, \mu_A(xy) \rangle$
4.	$\langle x, \mu_A(x) \rangle$

100	Питання 27. Існують наступні операції над нечіткими множинами:
1.	додавання, агрегування, різниці
2.	множення та ділення
3.	перетину, різниці, об'єднання
4.	композиції, перетину та піднесення до степеня

100	Питання 28. Постає у вірній послідовності елементи алгоритму створення систем нечіткого виведення: 1 – формування бази даних; 2 – агрегування підумов; 3 – акумуляція висновків; 4 – фазифікація вхідних змінних; 5 – активізація підвисновків
1.	1, 2, 3, 4, 5
2.	5, 3, 1, 2, 4
3.	1, 4, 2, 5, 3
4.	4, 3, 1, 5, 2

100	Питання 29. За рахунок чого робляться висновки у апараті нечітких нейронних мереж?
1.	генетичного алгоритму
2.	нечіткої логіки
3.	персептрона
4.	когнітрона

100	Питання 30. Типовий алгоритм навчання нечіткої нейронної мережі складається із такої кількості кроків
1.	2
2.	4
3.	5
4.	6

МОДУЛЬ 1

Тема 1. Вступ (2 години).

Основні задачі курсу. Класифікація типів нейронних систем. Представлення спеціалізованих середовищ розробки нейронних систем. Будова біологічного та штучного нейронів.

Тема 2. Основні концепції нейронних мереж (2 години).

Класифікація нейронних мереж та їх властивостей. Теорема Колмогорова-Арнольда. Праця Хет-Нільсена. Наслідки теореми Колмогорова-Арнольда-Нільсена. Асоціативна пам'ять нейронних мереж. Асоціації. Моделі асоціативної пам'яті.

Тема 3. Властивості процесів навчання нейронних мереж (2 години)

Загальний опис нейронної мережі. Поняття “навчання” нейронної мережі. Етапність навчання нейронної мережі. Підзадачі навчання нейронної мережі. Основні засади нейрокатегоризації. Основні засади нейрокласифікації. Теорія оптимізації нейронних мереж. Теорія навчання нейронних мереж. Формулювання у математичних термінах задачі навчання нейронних мереж.

Тема 4. Персептрон Розенблата (2 години).

Структурна схема персептрона Розенблата. Принцип функціонування персептрона Розенблата. Алгоритм Розенблата. Обмеженість використання персептрону Розенблата. Застосування персептрона Розенблата для вирішення задачі класифікації.

Тема 5. Нейронні мережі зустрічного розповсюдження. (2 години).

Структура мережі зустрічного розповсюдження. Нормалізація вхідних векторів. Метод випуклої комбінації. Наділення нейронів “почуттям справедливості”.

МОДУЛЬ 2

Тема 6. Нейронні мережі Хопфілда. (2 години).

Структура нейронної мережі Хопфілда. Синхронна бінарна мережа Хопфілда. Дискретний стан. Дискретний час. Мінімуму енергії мережі (функція Ляпунова). Статистичні мережі Хопфілда.

Тема 7. Нейронна мережа Хемінга (2 години).

Структура нейронної мережі Хемінга. Хемінгова відстань. Алгоритм функціонування мережі Хемінга.

Тема 8. Нейронні мережі адаптивної резонансної теорії (АРТ). (2 години).

Структура АРТ мережі. Навчання. Розпізнавання. Порівняння. Пошук. Характеристики АРТ мереж. Недоліки АРТ мереж

Тема 9. Нечіткі множини та нечіткі нейронні мережі (4 години).

Теоретичні основи нечітких множин. Нечіткі операції. Основні підходи до побудови систем нечіткого висновку. Алгоритми роботи систем нечіткого висновку. Теоретичні основи гібридних систем прийняття рішення. Алгоритми роботи та функціонування гібридних нейронних мереж.

Основні положення теорії нейронних мереж

Під нейронними мережами (НМ) розуміють обчислювальні структури, які моделюють прості біологічні процеси, звичайно асоційовані з процесами людського мозку. Вони є розпаралеленими системами, здібними до навчання шляхом аналізу позитивних і негативних дій. Елементарним перетворювачем в даних мережах є штучний нейрон або просто нейрон, названий так по аналогії з біологічним прототипом.

Термін «нейронні мережі» сформувався в 40-х роках ХХ століття серед дослідників, що вивчали принципи організації і функціонування біологічних нейронних мереж. Основні результати, одержані в цій області, пов'язані з іменами американських дослідників У. Маккалоха, Д. Хебба, Ф. Розенблатта, М. Мінського, Дж. Хопфілда і ін.

Розглянемо деякі проблеми, вирішувані в контексті НМ і які представляють інтерес для користувачів.

Класифікація образів. Задача полягає у знаходженні належності вхідного образу (наприклад, мовного сигналу або рукописного символу), представленого вектором ознак, одному або декільком заздалегідь визначеним класам. До відомих додатків відносяться розпізнавання букв, розпізнавання мови, класифікація сигналу електрокардіограми, класифікація клітин крові.

Кластеризація/категоризація. При вирішенні задачі кластеризації, яка відома також як класифікація образів «без вчителя», відсутня навчальна вибірка з мітками класів. Алгоритм кластеризації заснований на подібності образів і розміщує близькі образи в один кластер. Відомі випадки застосування кластеризації для отримання знань, стиснення даних і дослідження властивостей даних.

Апроксимація функцій. Припустимо, що є навчальна вибірка $((x_1, y_1); (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N))$ (пари даних вхід-вихід), яка генерується невідомою функцією $F(x)$, яка спотворена шумом. Задача апроксимації полягає в знаходженні оцінки невідомої функції $F(x)$. Апроксимація функцій необхідна при вирішенні інженерних і наукових задач моделювання.

Передбачення/прогноз. Нехай задані n дискретних відліків $\{y(t_1); y(t_2), \dots, y(t_k)\}$ в слідуючі моменти часу t_1, t_2, \dots, t_k . Задача полягає в прогнозі значення $y(t_{k+1})$ в деякий майбутній момент часу t_{k+1} . Передбачення має значний вплив на ухвалення рішень в бізнесі, науці і техніці. Прогноз цін на фондовій біржі і прогноз погоди є типовими додатками техніки передбачення/прогнозу.

Оптимізація. Численні проблеми в математиці, статистиці, техніці, науці, медицині і економіці можуть розглядатися як проблеми оптимізації. Задачею алгоритму оптимізації є знаходження такого рішення, яке задовольняє систему обмежень і максимізує або мінімізує цільову функцію. Відома задача комівояжера є класичним прикладом задачі оптимізації.

Пам'ять, що адресується за змістом. У моделі обчислень фон Неймана звернення до пам'яті доступне тільки за допомогою адреси, яка не залежить від змісту пам'яті. Більш того, якщо допущена помилка в обчисленні адреси, то може бути знайдена абсолютно інша інформація. Асоціативна пам'ять, або пам'ять, що адресується за змістом, доступна по вказівці заданого змісту. Вміст пам'яті може бути викликаний навіть по частковому входу або спотвореному змісту. Асоціативна пам'ять надзвичайно корисна при створенні мультимедійних інформаційних баз даних.

Управління. Розглянемо динамічну систему, задану сукупністю $\{u(t); y(t)\}$, де: $u(t)$ є вхідною управляючою дією, а $y(t)$ - виходом системи у момент часу t . У системах управління з еталонною моделлю метою управління є розрахунок такої вхідної дії $u(t)$,

при якій система слідує по бажаній траєкторії, яка диктована еталонною моделлю. Приклад – оптимальне керування двигуном.

1 Біологічний нейрон

Нервова система і мозок людини складаються з нейронів, які з'єднані між собою нервовими волокнами. Нервові волокна здатні передавати електричні імпульси між нейронами. Всі процеси передачі подразнень від нашої шкіри, вух і очей до мозку, процеси мислення і управління діями – все це реалізовано в живому організмі як передача електричних імпульсів між нейронами.

Нейрон (нервова клітина) є особливою біологічною клітиною, яка обробляє інформацію (рис. 1.1). Він складається з тіла і відростків нервових волокон двох типів – дендритів, по яким приймаються імпульси, і єдиного аксона, по якому нейрон може передавати імпульс. Тіло нейрона включає ядро, що містить інформацію про спадкові властивості, і плазму, що володіє молекулярними засобами для виробництва необхідних нейрону матеріалів.

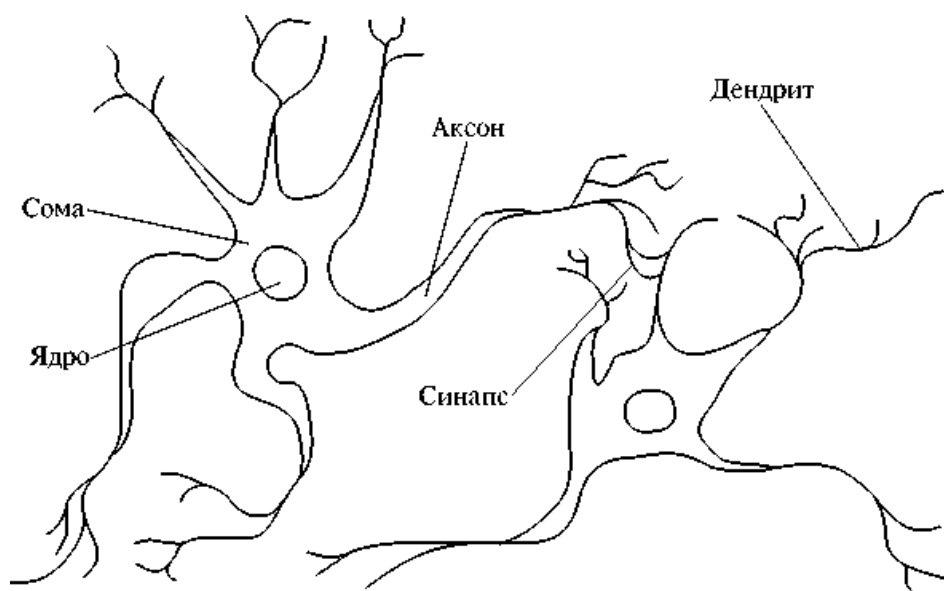


Рис. 1.1. Біологічний нейрон

Нейрон одержує сигнали (імпульси) від аксонів інших нейронів через дендрити (приймачі) і передає сигнали, що згенеровані тілом клітини, уздовж свого аксона (передавача), який в кінці розгалужується на волокна. На закінченнях цих волокон знаходяться спеціальні утворення – синапси, що впливають на силу імпульсу.

Синапс – елементарний структурний і функціональний вузол між двома нейронами (волокно аксона одного нейрона і дендрит іншого). Коли імпульс досягає синаптичного закінчення, вивільняються певні хімічні речовини, які називаються нейротрансмітерами. Нейротрансмітери дифундують через синаптичну щілину, порушуючи або загальмовуючи, залежно від типу синапсу, здатність нейрона-приймача генерувати електричні імпульси. Результативність синапсу може настрюватися прохідними сигналами, так що синапси можуть навчатися залежно від активності процесів, у яких вони беруть участь. Ця залежність від передісторії працює як пам'ять, яка, можливо, відповідальна за пам'ять людини. Важливо відзначити, що вага синапсів може змінюватися з часом, що змінює і поведінку відповідного нейрона.

Контрольні питання

1. Дайте визначення біологічного нейрона
2. Наведіть структуру біологічного нейрона
3. Що таке синапс та нейротрансмітери?

2. Структура і властивості штучного нейрона

Штучний нейрон – це складова частина штучної нейронної мережі (рис. 2.1).

До складу нейрона входять помножувачі (синапси), суматор і нелінійний перетворювач. Синапси здійснюють зв'язок між нейронами і перемножують вхідний сигнал на число, яке характеризує силу зв'язку – вагу синапсу.

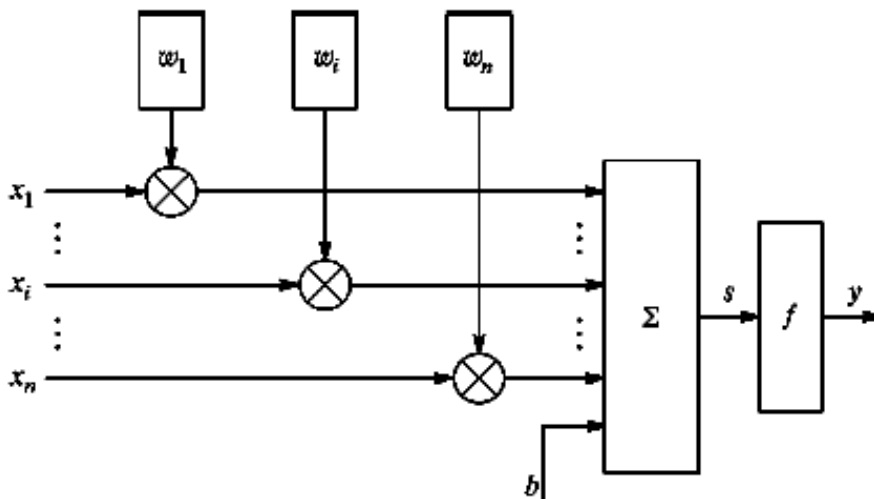


Рис. 2.2. Структура штучного нейрона

Суматор складає сигнали, що поступають по синаптичних зв'язках від інших нейронів, і зовнішніх вхідних сигналів. Нелінійний перетворювач реалізує нелінійну функцію одного аргументу – виходу суматора. Ця функція називається «функція активації» або «передавальна функція» нейрона. Нейрон в цілому реалізує скалярну функцію векторного аргументу. Математична модель нейрона описується співвідношеннями:

$$s = \sum_{i=1}^n \omega_i \cdot x_i + b, \quad (2.1)$$

де: ω_i – вага синапсу ($i = 1, \dots, n$); b – значення зміщення;

x_i – компонента вхідного вектору (вхідний сигнал) ($i = 1, \dots, n$);

s - результат додавання; y – вихідний сигнал нейрона;

n - число входів нейрона;

f - нелінійне перетворення (функція активації або передаточна функція).

У загальному випадку вхідний сигнал, вагові коефіцієнти і значення зсуву можуть приймати дійсні значення. Вихід (y) визначається видом функції активації і може бути як дійсним, так і цілим (табл.2.1). У багатьох практичних задачах входи, вага і зсуви можуть приймати лише деякі фіксовані значення.

Синаптичні зв'язки із позитивними вагами називають збуджуючими, з негативними масами – гальмуючими.

Таким чином, нейрон повністю описується своїми вагами ω_i і передаточною функцією $f(s)$. Одержавши набір чисел (вектор) x_i , нейрон видає деяке число y на виході.

Таблиця 2.1. Перелік функцій активації нейронів

Назва	Формула	Область значень
Порогова	$f(s) = \begin{cases} 0, & s < \theta \\ 1, & s \geq \theta \end{cases}$	(0, 1)
Знакова (сигнатурна)	$f(s) = \begin{cases} 1, & s > 0 \\ -1, & s \leq 0 \end{cases}$	(-1, 1)
Сигмоїдальна (логістична)	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	(0, 1)
Напівлінійна	$f(s) = \begin{cases} s, & s > 0 \\ 0, & s \leq 0 \end{cases}$	(0, ∞)
Лінійна	$f(s) = s$	($-\infty, \infty$)
Радіальна базисна (гаусівська)	$f(s) = e^{-s^2}$	(0, 1)
Гіперболічний тангенс	$f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$	(-1, 1)

Описаний обчислювальний елемент (2.1) можна вважати спрощеною математичною моделлю біологічних нейронів – клітин, з яких складається нервова система людини і тварин.

Щоб підкреслити відмінність нейронів біологічних і математичних, їх іноді називають нейроноподібними елементами або формальними нейронами.

На вхідний сигнал (s) нелінійний перетворювач відповідає вихідним сигналом $f(s)$, який є виходом нейрона y . Приклади активаційних функцій представлені у таблиці 2.1 і на рисунку. 2.3.

Однією з найпоширеніших є нелінійна функція з насиченням, так звана логістична функція або сигмоїд (тобто функція S-подібного вигляду):

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}. \quad (2.2)$$

При зменшенні a сигмоїд стає більш пологим, в межах при $a=0$ вироджуючись в горизонтальну лінію на рівні 0,5, при збільшенні a сигмоїд наближається до вигляду функції одиничного стрибка з порогом θ в точці $s=0$. Із виразу для сигмоїда очевидно, що вихідне значення нейрона лежить у діапазоні $[0, 1]$. Одна з цінних властивостей сигмоїдної функції – простий вираз для її похідної:

$$f'(s) = af(s)(1 - f(s)). \quad (2.3)$$

Слід зазначити, що сигмоїдна функція диференційована на всій осі абсцис. Крім того вона має властивість посилювати слабкі сигнали краще, ніж великі, і запобігає насиченню від великих сигналів, оскільки вони відповідають областям аргументів, де сигмоїд має пологий нахил.

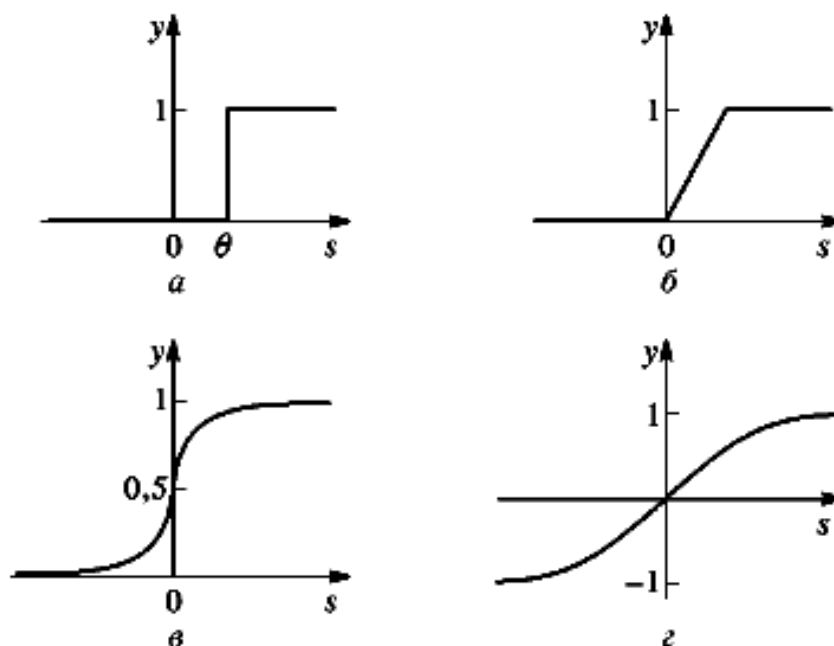


Рис. 2.3. Приклади активаційних функцій: *a* – функція одиничного стрибка; *b* – лінійний поріг (гістерезис); *c* – сигмоїд (гіперболічний тангенс); *d* – сигмоїд (логістична)

Повертаючись до загальних рис, властивих всім НМ, відзначимо принцип паралельної обробки сигналів, який досягається шляхом об'єднання великого числа нейронів у так звані шари і з'єднання певним чином нейронів різних шарів, а також, в деяких конфігураціях, і нейронів одного шару між собою, причому обробка взаємодії всіх нейронів ведеться пошарово.

Контрольні питання

1. Дайте визначення штучного нейрона
2. Наведіть структуру та спрощену математичну модель штучного нейрона
3. Що таке активаційна функція?
4. Наведіть активаційні функції

3. Властивості нейронних мереж

Як наголошувалося, *штучна нейронна мережа* (ШНМ, нейромережа) – це набір нейронів, сполучених між собою. Як правило, передавальні (активаційні) функції всіх нейронів у мережі фіксовані, а вага є параметрами мережі і може змінюватися.

Деякі входи нейронів помічені як зовнішні входи мережі, а деякі виходи – як зовнішні виходи мережі. Подаючи будь-які числа на входи мережі, ми одержуємо якийсь набір чисел на виходах мережі.

Таким чином, *робота нейромережі полягає* у перетворенні вхідного вектора X у вихідний вектор Y , причому це перетворення задається вагами мережі.

Практично будь-яку задачу можна звести до задачі, вирішуваної нейромережею. В таблиці 3.1 показано, яким чином потрібно сформулювати у термінах нейромережі задачу розпізнавання рукописних букв.

Пояснимо, навіщо вимагається вибирати вихід з максимальним рівнем сигналу. Річ у тому, що рівень вихідного сигналу, як правило, може приймати будь-які значення з якогось відрізка.

Проте в даній задачі нас цікавить не аналогова відповідь, а всього лише номер категорії (номер букви в алфавіті). Тому використовується наступний підхід – кожній категорії зіставляється свій вихід, а відповіддю мережі вважається та категорія, на чистому виході рівень сигналу максимальний. У певному значенні рівень сигналу на виході «А» – це достовірність того, що на вхід була подана рукописна буква «А».

Задачі, в яких потрібно віднести вхідні дані до однієї з відомих категорій, називаються задачами класифікації.

Висловлений підхід – стандартний спосіб класифікації за допомогою нейронних мереж.

Таблиця 3.1. **Задача розпізнавання рукописних букв в термінах нейромереж**

Задача розпізнавання рукописних букв	
<i>Дано:</i> растрове чорно-біле зображення букви розміром 30×30 пікселів	<i>Потрібно:</i> визначити яка буква представлена (у алфавіті 32 букви)
Формулювання для нейромережі	
<i>Дано:</i> вхідний вектор з 900 двійкових символів ($900 = 30 \times 30$)	<i>Потрібно:</i> побудувати нейромережу із 900 входами і 33 виходами, які помічені буквами. Якщо на вході мережі – зображення букви «А», то максимальне значення вихідного сигналу має встановлюватись на виході «А»

Тепер, коли стало ясно, що саме ми хочемо побудувати, ми можемо переходити до питання “*як будувати таку мережу*”. Це питання розв'язується у два етапи.

Вибір типу (архітектура) мережі.

Підбір ваг (навчання) мережі.

На першому етапі слід вибрати наступне:

- які нейрони ми хочемо використовувати (число входів, передаточні функції);
- яким чином слід з'єднати їх між собою;
- що узяти як входи і виходи мережі.

Ця задача на перший погляд здається невирішуваною, але, нам не обов'язково придумувати нейромережу «з нуля» – існує декілька десятків різних нейромережових архітектур, причому ефективність багатьох з них доведена математично.

Найпопулярніші і найвивченіші архітектура – це багатосаровий персептрон, нейромережа із загальною регресією, мережі Кохонена.

На другому етапі нам слід «навчити» вибрану мережу, тобто підібрати такі значення її ваг, щоб мережа працювала потрібним чином. Ненавчена мережа подібна дитині – її можна навчити чому завгодно. У тих нейромережах, що використовуються на практиці, кількість ваг може складати декілька десятків тисяч, тому навчання – складний процес. Для багатьох архітектур розроблені спеціальні алгоритми навчання, які дозволяють налаштувати ваги мережі певним чином.

Залежно від функцій, виконуваних нейронами в мережі, можна виділити три їх типи:

– вхідні нейрони – це нейрони, на які подається вхідний вектор, що кодує вхідну дію або образ зовнішнього середовища; у них звичайно не здійснюється обчислювальних процедур, інформація передається з входу на вихід нейрона шляхом змінення його активації;

– вихідні нейрони – це нейрони, вихідні значення яких представляють вихід мережі;

– проміжні нейрони – це нейрони, що становлять основу штучних нейронних мереж.

У більшості нейронних моделей тип нейрона пов'язаний з його розміщенням в мережі. Якщо нейрон має тільки вихідні зв'язки, то це вхідний нейрон, якщо навпаки – вихідний нейрон.

Проте може зустрітися випадок, коли вихід топологічно внутрішнього нейрона розглядається як частина виходу мережі. У процесі функціонування (еволюції стану) мережі здійснюється перетворення вхідного вектора у вихідний, тобто деяка переробка інформації.

Контрольні питання

1. Що таке штучна нейронна мережа?
2. У чім полягає робота штучної нейронної мережі?
3. Наведіть етапи побудови нейромереж.
4. Класифікуйте нейрони функціонально та топологічно.

4. Топологія нейронних мереж

З погляду топології, серед нейронних мереж, сформованих на основі нейроподібних елементів, можна виділити три основні типи: повнозв'язні мережі (рис. 4.1а); багатошарові мережі (рис. 4.1б); слабозв'язні мережі (нейронні мережі з локальними зв'язками) (рис. 4.1в).

Повнозв'язні мережі представляють собою ШНМ, кожний нейрон якої передає свій вихідний сигнал решті нейронів, у тому числі і самому собі. Всі вхідні сигнали подаються всім нейронам. Вихідними сигналами мережі можуть бути всі або деякі вихідні сигнали нейронів після декількох тактів функціонування мережі.

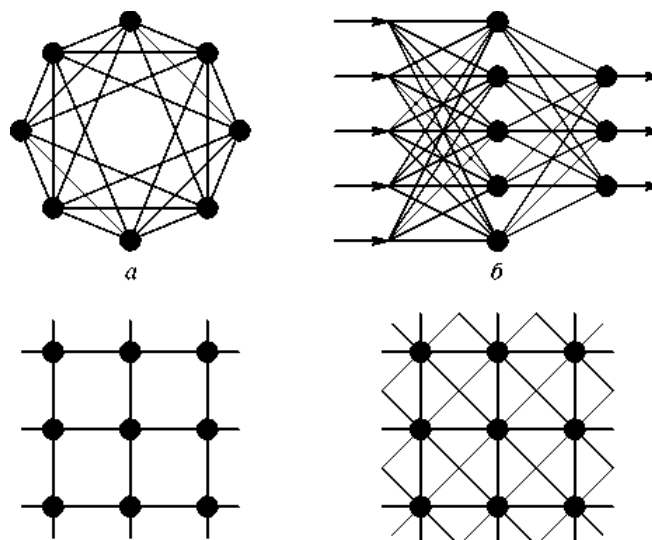


Рис. 4.1. Архітектура нейронних мереж

У багатошарових мережах нейрони об'єднуються в шари. Шар містить сукупність нейронів з єдиними вхідними сигналами. Число нейронів в кожному шарі може бути будь-ким і ніяк наперед не пов'язане з кількістю нейронів в інших шарах. У загальному випадку мережа складається з Q шарів, пронумерованих зліва направо. Зовнішні вхідні сигнали подаються на входи нейронів першого шару (вхідний шар часто нумерують як нульовий), а виходами мережі є вихідні сигнали останнього шару. Вхід нейронної мережі можна розглядати як вихід «нульового шару» вирождених нейронів, які служать лише як розподільчі пункти, підсумовування і перетворення сигналів тут не проводиться. Окрім вхідного і вихідного шарів в багатошаровій нейронній мережі є один або декілька проміжних (прихованих) шарів. Зв'язки від виходів нейронів деякого шару q до входів нейронів наступного шару ($q + 1$) називаються послідовними.

У свою чергу, серед багатошарових мереж виділяють наступні типи.

1. Монотонні. Це спеціальний окремий випадок мереж з додатковими умовами на зв'язки і елементи. Кожний шар, окрім останнього (вихідного), розбитий на два блоки: збудження (B) і гальмівний (T). Зв'язки між блоками теж розділяються на гальмівні і збуджуючі. Якщо від блоку A до блоку C ведуть тільки збуджуючі зв'язки, то це означає, що будь-який вихідний сигнал блоку є монотонною неспадаючою функцією будь-якого вихідного сигналу блоку A . Якщо ж ці зв'язки тільки гальмуючі, то будь-який вихідний сигнал блоку C є незростаючою функцією будь-якого вихідного сигналу блоку A . Для елементів монотонних мереж необхідна монотонна залежність вихідного сигналу елемента від параметрів вхідних сигналів.

2. Мережі без зворотних зв'язків. У таких мережах нейрони вхідного шару одержують вхідні сигнали, перетворюють їх і передають нейронам 1-го прихованого шару, далі спрацьовує 1-й прихований шар і т.д. до Q -го, який видає вихідні сигнали для інтерпретатора і користувача (рис. 4.2). Якщо не обумовлене інше, то кожен вихідний сигнал i -го шару подається на вхід всіх нейронів $(q + 1)$ -го шару; проте можливий варіант з'єднання q -го шару з довільним $(q + p)$ -м шаром.

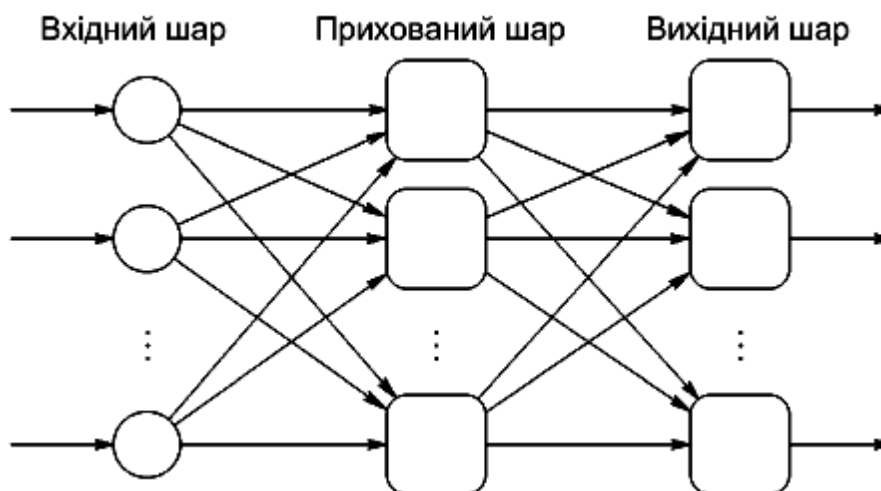


Рис. 4.2. Багатошарова (двошарова) мережа прямого розповсюдження

Слід зазначити, що класичним варіантом таких мереж є мережі прямого розповсюдження (рис. 4.2).

3. Мережі із зворотними зв'язками. Це мережі, у яких інформація з подальших шарів передається на попередні.

Як приклад мереж із зворотними зв'язками на рисунку 4.3 представлені так звані частково-рекурентні мережі Елмана і Жордана.

Відомі мережі можна розділити за принципом структури нейронів в них на *гомогенні* або однорідні і *гетерогенні*. Гомогенні мережі складаються з нейронів одного типу з єдиною функцією активації. У гетерогенну мережу входять нейрони з різними функціями активації.

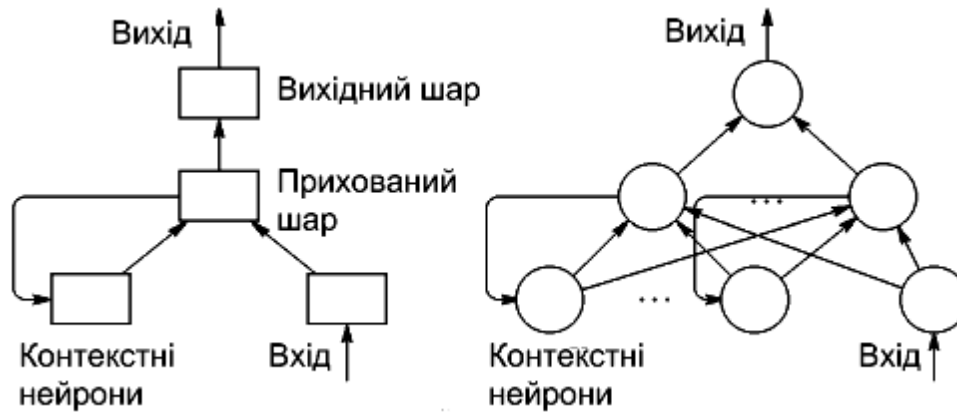


Рис. 4.3. Частково-рекурентні мережі Елмана

Важливо відзначити існування *бінарних* і *аналогових* мереж. Перші з них оперують з двійковими сигналами, і вихід кожного нейрона може приймати тільки два значення: логічний нуль («загальмований» стан) або логічна одиниця («збуджений» стан).

Ще одна класифікація ділить НМ на *асинхронні* і *синхронні*. У першому випадку в кожний момент часу свій стан змінює лише один нейрон.

У другому – стан змінюється відразу у цілої групи нейронів, як правило, у всього шару. Далі розглядатимуться тільки синхронні НМ.

Мережі можна класифікувати також по числу шарів. Теоретично число шарів і число нейронів в кожному шарі може бути довільним, проте *фактично воно обмежено ресурсами комп'ютера* або спеціалізованою мікросхемою, на котрих звичайно реалізується ШНМ. Чим складніше ШНМ, тим масштабніші задачі, підвладні їй.

Вибір структури ШНМ здійснюється відповідно до особливостей і складності задачі. Для вирішення деяких окремих типів задач вже існують оптимальні, на сьогоднішній день, конфігурації. Якщо ж задача не може бути зведена ні до одного з відомих типів, розробнику доводиться вирішувати складну проблему синтезу нової конфігурації.

При цьому він керується декількома основоположними принципами:

- можливості мережі зростають із збільшенням числа шарів мережі і числа нейронів в них;
- введення зворотних зв'язків разом із збільшенням можливостей мережі піднімає питання про динамічну стійкість мережі;
- складність алгоритмів функціонування мережі (у тому числі, наприклад, введення декількох типів синапсів – збуджуючих, гальмуючих і ін.) також сприяє посиленню потужності ШНМ.

Питання про необхідні і достатні властивості мережі для вирішення того або іншого роду задач являє собою цілий розділ нейрокомп'ютерної науки. Оскільки проблема

синтезу ШНМ сильно залежить від вирішуваної задачі, дати загальні докладні рекомендації тяжко.

У більшості випадків оптимальний варіант виходить на основі інтуїтивного вибору, хоча в літературі приведені докази того, що для будь-якого алгоритму існує нейронна мережа, яка може його реалізувати. Зупинимось на цьому докладніше.

Багато задач: розпізнавання образів (зорових, мовних і т.д.), виконання функціональних перетворень при обробці сигналів, управління, прогнозування, ідентифікації складних систем і т.д., зводяться до наступної математичної постановки.

Необхідно побудувати таке відображення $X \rightarrow Y$, щоб на кожний можливий вхідний сигнал X формувалася правильний вихідний сигнал Y . Відображення задається кінцевим набором пар ((вхід)→(відомий вихід)). Число таких пар (навчальних прикладів) істотно менше за загальне число можливих поєднань значень вхідних і вихідних сигналів.

Сукупність всіх навчальних прикладів носить назву *навчальної вибірки*.

У задачах розпізнавання образів X – деяке представлення образу (зображення, вектор чисел і т. д.), Y – номер класу, до якого належить вхідний образ.

У задачах управління X – набір контрольованих параметрів керованого об'єкту, Y – код, що визначає управляючу дію, відповідно поточним значенням контрольованих технологічних параметрів.

У задачах прогнозування в якості вхідних сигналів використовуються тимчасові ряди, що представляють значення контрольованих змінних на деякому інтервалі часу. Вихідний сигнал – множина змінних, які є підмножиною змінних вхідного сигналу.

При ідентифікації X і Y представляють вхідні і вихідні сигнали системи відповідно.

Взагалі кажучи, велика частина прикладних задач може бути зведена до реалізації деякого складного багатовимірного функціонального перетворення.

У результаті побудови такого відображення (тобто $X \rightarrow Y$) *необхідно добитися того, щоб:*

– забезпечувалося формування правильних вихідних сигналів відповідно до всіх прикладів навчальної вибірки;

– забезпечувалося формування правильних вихідних сигналів відповідно до всіх можливих вхідних сигналів, які не увійшли до навчальної вибірки.

Друга вимога в значній мірі ускладнює задачу формування навчальної вибірки. В загальному вигляді ця задача в даний час ще не вирішена, проте у всіх відомих випадках було знайдено окреме рішення. Подальші міркування припускають, що навчальна вибірка вже сформована.

Відзначимо, що теоретичною основою для побудови нейронних мереж є наступне:

Твердження. *Для будь-якої кількості пар вхідних-вихідних векторів довільної розмірності $\{X_k, Y_k\}$, $k=1...N$ існує двошарова однорідна нейронна мережа з послідовними зв'язками, з сигмоїдальними передаточними функціями і кінцевим числом нейронів, яка для кожного вхідного вектору X_k формує відповідний йому вихідний вектор Y_k .*

Таким чином, для представлення багатовимірних функцій багатьох змінних може бути використана однорідна нейронна мережа, що має всього один прихований шар, з сигмоїдальними передаточними функціями нейронів.

Для оцінки числа нейронів в прихованих шарах однорідних нейронних мереж можна скористатися формулою для оцінки необхідного числа синаптичних ваг L_w (у багат шаровій мережі з сигмоїдальними передаточними функціями):

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m\left(\frac{N}{m} + 1\right)(n + m + 1) + m, \quad (4.1)$$

де: n – розмірність вхідного сигналу, m – розмірність вихідного сигналу,
 N – число елементів навчальної вибірки.

Оцінивши необхідну кількість ваг, можна розрахувати число нейронів у прихованих шарах. Наприклад, число нейронів у двошаровій мережі складе:

$$L = \frac{L_w}{n + m}. \quad (4.2)$$

Відомі і інші подібні формули, наприклад, вигляду:

$$\begin{aligned} 2(L + n + m) &\leq N \leq 10(L + n + m), \\ \frac{N}{10} - n - m &\leq L \leq \frac{N}{2} - n - m. \end{aligned} \quad (4.3)$$

Так само можна розрахувати число нейронів у мережах з великою кількістю шарів, які іноді доцільно використовувати: такі багат шарові нейронні мережі можуть мати менші розмірності матриць синаптичних ваг нейронів одного шару, ніж двошарові мережі, що реалізують те ж саме відображення. На жаль, методики побудови таких мереж поки не існує.

Відзначимо, що вітчизняному фахівцеві приведені результати звичайно відомі у вигляді так званої теореми про повноту.

Теорема про повноту. *Будь-яка безперервна функція на замкнутій обмеженій множині може бути рівномірно наближена функціями, обчислюваними нейронними мережами, якщо функція активації нейрона двічі безперервно диференційована.*

Таким чином, нейронні мережі є універсальними апроксимуючими системами.

Очевидно, що процес функціонування ШНМ залежить від величин синаптичних зв'язків, тому, задавшись визначеною структурою ШНМ, розробник мережі повинен знайти оптимальні значення всіх змінних вагових коефіцієнтів (деякі синаптичні зв'язки можуть бути постійними).

Цей етап називається *навчанням ШНМ*, і від того наскільки якісно він буде виконаний, залежить здатність мережі вирішувати поставлені перед нею проблеми під час функціонування.

Контрольні питання

1. Основні топологічні типи нейромереж?
2. Типи багат шарових мереж?
3. Підхід до вибору структури нейромережі?
4. Дайте визначення навчальної вибірки?
5. Сформулюйте твердження про нейромережеве представлення багатовимірних функцій.