

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

**МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ
ДО КУРСОВОГО ПРОЕКТУВАННЯ**

з дисципліни
«НЕЙРОННІ ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ СТРУКТУРИ»

для студентів денної та заочної форм навчання напрямку

123 - Комп'ютерна інженерія

Електронне видання

ЗАТВЕРДЖЕНО

Кафедрою КІТС
протокол № 1 від 02.09.2019 р.

ХАРКІВ 2019

Методичні вказівки до курсового проектування з дисципліни «Нейронні обчислювальні структури» для студентів усіх форм навчання спеціальності 123 Комп'ютерна інженерія [Електронне видання] / Упоряд. О.Г. Руденко – Харків: ХНУРЕ, 2019. –21 с.

Упорядник О.Г. Руденко

Рецензент: Є.В. Бодянський д.т.н., проф., проф. каф. Штучного інтелекту ХНУРЕ

ЗМІСТ

ЗАГАЛЬНІ ПОЛОЖЕННЯ	4
1 МЕТА КУРСОВОГО ПРОЕКТУВАННЯ	5
2 ТЕМАТИКА КУРСОВИХ ПРОЕКТІВ	5
3 СТРУКТУРА І ЗМІСТ КУРСОВОГО ПРОЕКТУ	6
4 МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ	
ЩОДО ВИКОНАННЯ КУРСОВОГО ПРОЕКТУ	7
4.2 Розробка питань структурної організації ОС	40
4.3 Розробка питань програмного забезпечення ОС	41
5 ВИМОГИ ДО ОФОРМЛЕННЯ КУРСОВОГО ПРОЕКТУ	41
6 ОРГАНІЗАЦІЯ ПРОЕКТУВАННЯ І ЗАХИСТ ПРОЕКТУ	44
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	46
Додаток А ТИТУЛЬНИЙ АРКУШ	47
Додаток Б БЛАНК ЗАВДАННЯ	48

ЗАГАЛЬНІ ПОЛОЖЕННЯ

Метою методичних вказівок є уявлення методичної основи для виконання курсових проектів з дисципліни «Нейронні обчислювальні структури» для студентів усіх форм навчання спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія».

Методичні вказівки призначені також для підготовки студентів інших спеціальностей, які вивчають принципи організації, проектування і аналізу нейронних обчислювальних структур, що займаються освоєнням основ їх комплексної побудови.

1 МЕТА КУРСОВОГО ПРОЕКТУВАННЯ

Виконання курсового проекту розглядається як вид навчальної роботи з професійного модулю і реалізується в межах часу, відведеного на його вивчення. Курсова робота призначена для поглиблення студентами теоретичних і практичних навичок в галузі проектування та обслуговування комп'ютерних мереж.

Виконання студентом курсового проекту проводиться з метою:

1. Формування умінь:

- адмініструвати локальні обчислювальні мережі;
- вживати заходів щодо усунення можливих збоїв;
- забезпечувати захист при підключенні до Інтернет засобами операційної системи.

2. Формування професійних компетенцій

3. Формування загальних компетенцій:

- Розуміти сутність і соціальну значущість своєї майбутньої професії, виявляти до неї стійкий інтерес.

- Організовувати власну діяльність, вибирати типові методи і способи виконання професійних завдань, оцінювати їх ефективність і якість.

- Приймати рішення в стандартних і нестандартних ситуаціях і нести за них відповідальність.

- Здійснювати пошук і використання інформації, необхідної для ефективного виконання професійних завдань, професійного та особистісного розвитку.

- Використовувати інформаційно-комунікаційні технології в професійній діяльності.

- Самостійно визначати завдання професійного та особистісного розвитку, займатися самоосвітою, усвідомлено планувати підвищення кваліфікації.

- Орієнтуватися в умовах частої зміни технологій у професійній діяльності.

Тому в цілі і завдання курсової роботи входять:

- закріплення практичних навичок установки і конфігурації операційних систем;

- поглиблення теоретичних і практичних знань в області налаштування і конфігурації мережевих служб і додатків;

- розвиток навичок самостійного планування та виконання науково-дослідної роботи;

- отримання досвіду роботи з інформаційними джерелами (періодична література, мережа Internet);

- придбання навичок аналізу і обґрунтування прийнятих проектних рішень і професійного оформлення проектної документації.

У процесі виконання курсового проекту студенти набувають навичок усебічного і творчого розв'язання інженерних задач, самостійного дослідження проблемних питань. Дані методичні вказівки визначають зміст і

обсяг курсового проекту, викладають систему і спрямованість роботи над проектом, дають необхідний мінімум довідкових матеріалів.

3 СТРУКТУРА І ЗМІСТ КУРСОВОГО ПРОЕКТУ

Курсовий проект оформляється відповідно до ДСТУ 3008-95 і має містити такі структурні елементи (з дотриманням їх порядку):

Титульний аркуш

Лист завдання

Реферат

Зміст

Вступ (1 с.)

1. Постановка задачі і аналіз технічного завдання (1 – 2 с.)

2. Розробка функціональної організації нейронної обчислювальної системи (5 – 7 с.)

3. Розрахунок характеристик НОС (5 – 7 с.)

4. Розробка питань структурної організації НОС (5 – 7 с.)

5. Розробка питань програмного забезпечення (3 – 5 с.)

6. Оцінка надійності обчислювальної системи і розробка заходів щодо її підвищення (2 – 3 с.)

Висновки (1 – 2 с.)

Перелік посилань (1 с.)

Титульний аркуш містить найменування міністерства, університету, кафедри, тему курсового проекту, прізвище студента, що виконав курсовий проект, а також прізвище керівника курсового проектування. Титульний аркуш оформляється за встановленим зразком.

Лист завдання на комплексне курсове проектування відповідає формі У-287.

Реферат має містити:

– відомості про обсяг проекту, кількість частин, ілюстрацій, таблиць, додатків, джерел за переліком посилань;

– текст реферату;

– перелік ключових слів.

Текст реферату має відображати таку інформацію:

– об'єкт досліджень;

– мету роботи;

– методи дослідження;

– результати, новизну, застосовність і т.д.

Перелік ключових слів включає 5 – 15 слів, надрукованих великими буквами в називному відмінку через кому.

У вступі стисло викладається:

- оцінка сучасного стану проблеми;
- світові тенденції розв'язання даних задач;
- актуальність;
- мета і взаємозв'язок.

Зміст основних розділів курсового проекту визначається індивідуальним завданням студента. Тему і завдання на НОС, що проектується, студент отримує на груповій консультації або практичному занятті з курсового проектування (не пізніше, ніж за один тиждень після початку занять). Курсовий проект може виконуватися за комплексною темою, що охоплює досить широке коло питань з виділенням тих, які стосуються окремих підсистем НОС, її моделювання і синтезу. Розробка НОС має ґрунтуватися на базі сучасних технічних засобів: сучасних ПЕВМ, мікроЕОМ і мікроконтролерів. Курсовий проект з дисципліни «Нейронні обчислювальні структури» має складатися з пояснювальної записки і графічної частини.

Додатки мають включати алгоритми обробки інформації, диспетчеризацію заявок у системі, введення-виведення інформації, структурні схеми НОС або її окремих підсистем, структуру інтерфейсів, моделюючих алгоритмів, результати дослідження, моделювання системи й інші питання.

4 МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ ЩОДО ВИКОНАННЯ КУРСОВОГО ПРОЕКТУ

Курсовий проект виконується кожним студентом індивідуально, окрім випадків комплексних тем, що виконуються групою студентів (у таких випадках у пояснювальній записці має бути вказано дольову частину виконаної роботи кожним студентом). Робота над курсовим проектом має розпочинатися з розробки і узгодження з керівником календарного плану на увесь період проектування із зазначенням черговості етапів і термінів проектування.

Під час роботи над курсовим проектом студент повинен проявити самостійність у виборі варіантів розв'язання поставленої задачі: вибору методів аналізу під час розрахунку характеристик системи, що проектується, варіантів структури системи, а також технічних засобів для її реалізації. У свою чергу керівник проекту зобов'язаний застерегти студента від грубих помилок під час розв'язання поставленої задачі, а після виконання курсового

завдання перевірити розрахунково-пояснювальну записку і графічну частину. Слід пам'ятати, що за правильність розрахунків, граматичні та стилістичні помилки відповідальність несе автор проекту.

Повністю закінчений проект, підписаний студентом і керівником, подається до захисту перед комісією, призначеною кафедрою. Під час захисту проекту студент повинен показати достатню теоретичну підготовку і обізнаність в питаннях, яких торкається курсовий проект.

Нижче наведено методичні рекомендації відносно розрахунків окремих систем НОС, а також приклади виконання основних розділів курсового проекту.

У першій частині записки необхідно охарактеризувати сучасний стан проблеми побудови засобів обробки інформації, освітити їх роль в інтенсифікації науково-технічного прогресу.

У розділі «Постановка задач і аналіз технічного завдання» необхідно стисло викласти призначення системи, що проектується, основні технічні характеристики і умови її експлуатації, вказати задачі і цілі її розробки, дати стислий опис об'єкта управління, визначити ефект від її впровадження.

Наступна частина записки, розділ «Розробка функціональної організації обчислювальної системи», має містити такі моменти:

- опис обчислювального процесу в системі;
- перерахування основних і додаткових функцій обчислювальної системи даного класу;
- опис процесу надходження заявок на обробку;
- характеристику потоків заявок;
- опис способів диспетчеризації заявок;
- характеристику застосованих програм, що реалізуються системою.

У розділі «Розрахунок характеристик нейронної обчислювальної структури» необхідно виконати розрахунок характеристик алгоритмів, що реалізуються НОС, розрахувати необхідну швидкість процесора НОС. Розрахунок вказаних характеристик виконується залежно від класу НОС, що проектується. Зважаючи на значну трудомісткість розрахункових робіт при окремих етапах проектування НОС, необхідно використати пакет програм для аналізу НОС.

4.1 КОРОТКІ ТЕОРЕТИЧНІ ВІДОМОСТІ

Уже ні в кого не викликає здивування проникнення комп'ютерів практично в усі сфери людської діяльності. Удосконалювання елементної бази, що визначає архітектуру комп'ютера, і розпаралелювання обчислень дозволяють швидко й

ефективно вирішувати задачі все зростаючої складності. Вирішення багатьох проблем немислиме без застосування комп'ютерів. Однак, маючи величезну швидкодію, комп'ютер часто не в змозі впоратися з поставленим перед ним завданням так, як це робить людина. Прикладами подібних завдань є розпізнавання (наприклад, знайоме обличчя людина впізнає за 100-120 мс, а найсучасніший комп'ютер — за хвилини або години), розуміння мови й тексту, написаного від руки тощо. Таким чином, мережа нейронів, що створює мозок людини, будучи, як і комп'ютерна мережа, системою паралельної обробки інформації, у багатьох випадках є більш ефективною. Ідея переходу від обробки закладеним у комп'ютер алгоритмом деяких формалізованих знань до реалізації в ньому властивих людині прийомів обробки інформації (розумової діяльності) призвели до появи штучних нейронних мереж (ШНМ).

Характерною рисою біологічних систем є адаптація, завдяки якій такі системи в процесі навчання розвиваються й здобувають нові властивості. Як і біологічні нейронні мережі, ШНМ складаються із з'єднаних між собою елементів, штучних нейронів, функціональні можливості яких тією чи іншою мірою відповідають елементарним функціям біологічного нейрона. Як і біологічний прототип, ШНМ має такі властивості:

- адаптивне навчання: здатність поліпшувати свої характеристики, закладені у тому або іншому алгоритмі настроювання параметрів мережі, що відпрацьовує подані їй послідовності, що навчають, або використовує набутий досвід;
- самоорганізація: ШНМ здатні змінювати свою структуру (архітектуру) або форму подання інформації;
- узагальнення: після завершення процесу навчання мережа може бути нечутливою до незначних змін вхідних сигналів, що дозволяє застосовувати її при зашумлених або не повністю заданих даних;
- обчислення в реальному часі: нейромережеві обчислення можуть здійснюватися паралельно в часі, що істотно збільшує швидкодію ШНМ;
- стійкість до перебоїв: часткове руйнування мережі призводить до втрати якості, однак деякі її властивості зберігаються навіть у випадку руйнування більшої частини мережі.

Незважаючи на таку подібність, ШНМ ще дуже далекі від дублювання властивостей мозку людини. Однак дивна подібність функціонування деяких ШНМ з їхніми біологічними прототипами наводить на думку про можливість проникнення в людський інтелект уже в близькому майбутньому.

Новітня історія ШНМ бере свій початок з 1943 р. — з моменту виходу праці У. Маккаллоха та У. Піттса, у якій досліджено властивості найпростішої моделі нейрона із двома стійкими станами (модель Маккаллоха — Піттса), на вхід

якої надходить прискорувальний і гальмуючий сигнали. Вони довели, що за допомогою такої моделі можуть бути реалізовані різні логічні функції, наприклад, І, АБО, НЕ та ін.

У 1949 р. *Д. Гебб* не тільки встановив, що пам'ять у біологічних системах викликається процесами, що змінюють зв'язки між нейронами, але й запропонував правило зміни цього зв'язку — правило навчання нейрона, назване його ім'ям. І сьогодні правило Гебба в тій або іншій формі присутнє в багатьох алгоритмах навчання ШНМ.

Підбадьорюючими були й результати першого комп'ютерного моделювання ШНМ, проведеного в 1956 р. під керівництвом *Н. Рочестера*. Цей рік вважається роком народження наукового напрямку, що має назву «штучний інтелект». В основу модельованої ШНМ покладено вдосконалену модель Гебба. Дана робота дала поштовх численним роботам з моделювання нейронних мереж.

Найбільш важливі результати для розвитку ШНМ були отримано в цей період у Массачусетському технологічному інституті групою вчених під керівництвом *Ф. Розенблатта*. Ними не тільки досліджено різноманітні варіанти мереж, названі персептронами, та вивчено різні способи їх навчання, але й здійснено технічну реалізацію персептрона. Синтезований ними персептрон використав граничну логіку, складався із трьох шарів і був здатен вирішувати прості завдання розпізнавання цифр. Більш докладно властивості персептрона ми розглянемо нижче. Зазначимо тільки, що робота *Ф. Розенблатта*, у якій наведено різні варіанти персептрона й доведено теорему збіжності для персептрона, викликала величезний інтерес до ШНМ.

Водночас під керівництвом *Б. Уїдроу* розвивався напрямок, пов'язаний із практичним застосуванням ШНМ, побудованих на елементах AD ALINE (ADaptive Linear NEuron), аналогічних персептрону. Мережа, що містить багато таких елементів, була названа MAD ALINE (Multiple ADALINE's). Для навчання такої мережі було використано алгоритм, що мінімізував квадратичну помилку навчання — алгоритм *Уїдроу — Гоффа*. Слід зазначити, що згодом *Б. Уїдроу* заснував фірму, що займається розробкою електронних компонентів для нейрокомп'ютерів.

Райдужним надіям щодо систем штучного інтелекту, компонентами яких були ШНМ, поклала кінець монографія *М. Мінські й С. Пейперта*, присвячена серйозному аналітичному дослідженню властивостей персептрона, що з'явилася у 1969 р. Автори показали, що можливості персептрона (мається на увазі одношаровий) обмежуються реалізацією тільки найпростіших логічних функцій, і то не всіх. Наприклад, з його допомогою неможливо організувати функцію «що виключає АБО» тощо. Хоча дослідники й розуміли, що можна будувати персептрони/ що містять більше одного шару й мають, вочевидь,

ширші можливості, зовсім незрозуміло було, як можна навчити приховані шари. Тому монографія М. Мінські й С. Пейперта викликала справжній шок серед учених і стала настільки сильним ударом по дослідженнях у цій галузі, що такі роботи практично припинилися.

Увага дослідників переключилася на інші види мереж. У 80-ті роки ХХ ст. досягнуто значних успіхів у такій галузі ШНМ, як асоціативна пам'ять. Піонерськими тут є роботи *Т. Когонена* і *Дж.Андерсона*. Як модель Т. Когонен використав так званий одношаровий лінійний асоціатор, а навчання здійснював за правилом Гебба, при якому деякий пропонований мережі образ асоціювався з іншими. Дж. Андерсон, вирішуючи завдання побудови асоціативної пам'яті, що здійснює пошук інформації, яка зберігається, не за її адресою, а за змістом, також користувався правилом навчання Гебба для побудови матриць, що служать для подання збережених у пам'яті й виклику необхідних образів.

Важливою подією в теорії й практиці ШНМ стала поява алгоритму навчання багатшарових мереж, який отримав назву *алгоритму зворотного поширення помилки*. Вперше запропонований у 1974 р. *П. Вербосом* у його дисертації метод виявився непоміченим. Непоміченою виявилася й праця *Д. Паркера*, що вийшла в 1985 р. Лише після появи в 1986 р. праці *Д. Румельхарта, Г. Гінтона й Р. Уільямса* цей алгоритм отримав широке розповсюдження. Алгоритм забезпечує мінімізацію вихідної помилки мережі шляхом настроювання вагових коефіцієнтів усіх шарів ШНМ, починаючи з останнього, переходячи до передостаннього й т. д., аж до вхідного шару. Таким чином, під час його роботи помилка немовби поширюється від виходу мережі на її вхід, чим і пояснюється назва алгоритму. Розробка цього алгоритму дозволила не тільки перебороти обмеженість одношарового персептрона й конструювати багатшарові мережі, що мають значно більші можливості, але й дала новий імпульс розвитку ШНМ. Поступово з'явився необхідний для конструювання потужних багатшарових мереж теоретичний фундамент. Оцінка М. Мінські виявилася надто песимістичною, і багато хто з поставлених у його книзі завдань вирішуються в цей час мережами за допомогою стандартних процедур.

Якщо перші структури ШНМ були простими й використовували лінійні статичні моделі нейронів, то з часом сконструйовано мережі, зокрема динамічні, що мають більш складні структури й здатні вирішувати значно складніші завдання. Особливий інтерес викликали праці *С. Гроссберга*. Так, займаючись дослідженням динамічних властивостей мереж, він разом з М. Коеном довів фундаментальну теорему про глобальну збіжність динамічних мереж — теорему Коена — Гроссберга. Дослідження біологічних об'єктів дозволили Гроссбергу і його колегам установити дилему стабільності — пластичності (запам'ятовування нової інформації без руйнування тієї, що вже зберігається у пам'яті) і сконструювати мережу, що володіє такими властивостями. Ця мере-

жа отримала назву ART (*Adaptive Resonance Theory*). Його робота поклала початок цілій низці публікацій С. Гроссберга і його колег, присвячених розробці й дослідженню різних видів ART: ART-1, ART-2, ART-3, ART MAP, Fuzzy-ART.

Величезну роль у розвитку ШНМ відіграли й праці фізика Дж. Гопфілда, у яких на основі функцій Ляпунова досліджувалася проблема стійкості симетричних рекурсивних мереж. У цих працях мережа вперше характеризувалася деякою енергетичною функцією, мінімуми якої відповідають збереженим образам. Сконструйована Дж. Гопфілдом мережа, що носить його ім'я, здатна вирішувати дуже складні оптимізаційні завдання, наприклад відома задача про комівояжера, що й було продемонстровано в його спільній з Д. Танком роботі. Слід зазначити, що підкреслена практична спрямованість робіт Дж. Гопфілда послужила основою того, що вже в 1987 р. під його керівництвом був створений *нейрочип*.

Перша переконлива перевага використання ШНМ під час вирішення складних практичних завдань продемонстрована роботою Т. Сейновського й Ч. Розенберга на прикладі автоматичного навчання англійській мові.

Сьогодні існує вже достатньо типів ШНМ, які дозволяють успішно вирішувати завдання розпізнавання образів і мови, класифікації, побудови математичних моделей і керування, оптимізації й прогнозування. З деякими з основних типів ШНМ ми й ознайомимося далі.

4.1.1 Галузі застосування ШНМ

ШНМ знаходять сьогодні широке застосування у будь-яких галузях, починаючи від завдань апроксимації функцій і закінчуючи створенням нейрокомп'ютерів. Важко описати всі можливі сфери застосування нейронних мереж, тому ми коротко зупинимося лише на деяких з них.

Апроксимація функцій

Установлення універсальних апроксимуючих властивостей ШНМ стало досить важливим етапом у становленні загальної теорії й стимулювало дослідження в даній галузі. Багатьма дослідниками було встановлено, що нейронна мережа з одним прихованим й одним вихідним шаром здатна апроксимувати з будь-якою наперед заданою точністю на компактній множині будь-яку неперервну функцію. Так, Р. Гехт-Нільсен, спираючись на теорему Колмогорова — Арнольда про подання неперервних функцій декількох змінних у вигляді суперпозицій неперервних функцій одного змінного, довів можливість апроксимації функцій багатьох змінних досить загального виду за допомогою двошарової нейронної мережі із прямими повними зв'язками з фіксованою кількістю нейронів з заздалегідь відомими обмеженими функціями активації. Дж. Цибенко й К. Хорник, використовуючи теорему Хана-Банаха, довели, що

кінцева лінійна комбінація фіксованих одновимірних функцій може однозначно апроксимувати будь-яку неперервну функцію n дійсних змінних на заданому гіперкубі при досить м'яких припущеннях щодо функцій одного змінного.

Асоціативна пам'ять

Існують архітектури ШНМ, які запам'ятовують образи, що надходять на них, з чимось їх асоціюючи, а при пред'явленні деякого «асоціативного» образу витягують їх з пам'яті. Ця властивість дозволяє організовувати пошук інформації не за адресою, а за її змістом. Навіть якщо запропонована асоціація, що відновлюється, буде спотворена перешкодами, мережа може видати правильний результат. Залежно від того, чи збігається шуканий образ зі збереженим у пам'яті, чи ні, розрізняють авто- і гетероасоціативну пам'ять.

Стиснення даних

Деякі типи ШНМ мають властивості, що дозволяють використовувати ці мережі для стиснення даних, наприклад перед їхньою передачею, зменшуючи тим самим кількість переданих бітів інформації. Подібні завдання виникають і в кластерному аналізі, коли різні, схожі за певними ознаками образи об'єднуються в деякі групи або кластери, тобто здійснюється перехід від вихідного n -вимірного простору образів до m -вимірного простору кластерів, де $m < n$. Подальша робота в просторі меншої розмірності призводить до економії обчислювальних ресурсів і зменшення обсягу необхідної пам'яті.

Застосування ШНМ для стиснення даних у системах розпізнавання мови й зображень забезпечує стиснення даних у 100 і більше разів.

Розпізнавання та класифікація

Розпізнавання образів (зображень, зокрема текстів, друкованих і рукописних, звуку, мови тощо) є тією галуззю, де найбільш яскраво виявляються переваги ШНМ. Вирішення багатьох задач розпізнавання образів ускладнено внаслідок їхньої високої розмірності. Як ми вже зазначали раніше, використання ШНМ шляхом стиснення даних дозволяє знизити розмірність задачі, зберігаючи властивості подільності розподілів, що відповідають різним класам.

Багато важливих застосувань теорії розпізнавання образів відносяться до задач класифікації кривих і геометричних фігур. Такими є, наприклад, завдання діагностики, виявлення несправностей тощо. І в цьому випадку ШНМ дають ефективне вирішення завдання незалежно від того, існує навчальна множина вже класифікованих об'єктів чи не існує. Однак наявність такої інформації прискорює процес пошуку вирішення.

Оптимізаційні задачі

Більшість практично важливих задач можуть бути сформульовані як оптимізаційні, що доставляють екстремум деякому заздалегідь обраному кри-

терію. Тут, однак, йтиметься тільки про одну таку задачу, задачу про комівояжера, що має величезне практичне значення й вирішення якої вимагає значних обчислювальних витрат. Ця задача полягає в тому, що комівояжер має відвідати задану кількість міст, вибравши для цього найкоротший маршрут, причому в кожному місті він повинен побувати не більше одного разу. Така задача виникає, наприклад, під час створення автоматичних технологічних ліній (свердлення отворів у друкованих платах, трасування друкованих плат та ін.), визначення оптимальних маршрутів перевезення тощо.

Доведено, що ця задача відноситься до класу «ОТ-повних» (не-детерміністськи поліноміальних), кращим методом вирішення яких є повний перебір можливих варіантів. Оскільки у випадку n міст існує $n!$ варіантів обходу, очевидно, що із збільшенням кількості міст складність вирішення завдання різко зростає.

Керування складними процесами

Проблема синтезу ефективної системи керування є досить складною, оскільки реальні процеси характеризуються, як правило, нелінійними залежностями, високим рівнем шумів та їх корельованістю, які змінюються умовами функціонування, що обумовлюють зміну характеристик досліджуваних об'єктів тощо. Необхідність вирішення задач керування в реальному часі висуває певні вимоги як до самих алгоритмів керування, що входять до складу математичного забезпечення проектованої системи, так і до технічних засобів, що їх реалізують. У цих умовах найбільш ефективними виявляються методи й алгоритми, що базуються на теорії адаптації. Однак, як і при будь-якому підході, ці методи вимагають розробки математичних моделей досліджуваних об'єктів.

Слід зазначити, що отримані математичні моделі використовуються не тільки з метою безпосередньо керування, але й для упередження поведінки об'єкта, що дозволяє підвищити ефективність керування шляхом завчасної корекції керованих параметрів. Якщо одержання математичної моделі ускладнено або вимагає істотних зусиль, доцільне застосування ШНМ.

Прогнозування

Будь-яке прогнозування (екстраполяція) спирається на формалізоване уявлення про існуючий зв'язок між причинами й наслідком. Багато процесів формуються під впливом великої кількості факторів, що діють у різних напрямках і нерідко невідомих. Статистичний аналіз цих процесів містить дослідження взаємозв'язків факторів як у статичному стані, так і в часі. Інформацією для вивчення взаємозв'язків служать часові ряди показників, що характеризують розвиток об'єктів. Найпоширенішим підходом до вирішення задачі прогнозування є екстраполяція чинних у цей час зв'язків і закономірностей на майбутнє. Побудовані відповідно до цього принципу моделі прогнозування відрізняються одна від іншої лише гіпотезами про конкретні види збережених

зв'язків. Чим більш загальні припущення закладені у форму моделі й чим більший клас процесів можна описати з її допомогою, тим ширше її можливості під час дослідження окремої реалізації.

Таким чином, вибір і основа математичної моделі є центральним моментом прогнозування. На практиці ж нерідко виявляється, що внаслідок тих чи інших причин отримати математичну модель, яка адекватно відбиває властивості досліджуваного об'єкта, надзвичайно складно. І в цих випадках ефективним виявляється використання ШНМ.

Нейрокомп'ютери

Нейрокомп'ютери є обчислювачами нового класу, що забезпечують більш швидке, більш дешеве та якісне вирішення конкретних завдань. Нейрокомп'ютер реалізує ідею створення аналого-цифрової ЕОМ, у якій аналогова частина виконує багатовимірні операції в граничному базисі, а цифрова реалізує алгоритми настроювання параметрів нейронних мереж.

¹² Деякі порівняльні характеристики комп'ютера й ШНМ наведено в табл. В.1.

Таблиця В.1

	Комп'ютер	шнм
Підхід до вирішення задачі	Дедуктивний (використовує відомі правила перетворення вхідних	Індуктивний (задані вхідні й вихідні дані використовуються для
Обчислення	Централізовані, синхронні, послідовні	Розподілені, асинхронні, паралельні
Пам'ять	Пакетована, зосереджена й адресована за	Розподілена, адресована за змістом
Стійкість до перебоїв	Нестійкий (вихід з ладу одного елемента призводить до виходу з ла-	Стійка за рахунок надлишковості й поділу функцій
Швидкодія	Висока (млн оп./с)	Низька (тис. оп./с)
Точність	Висока	Невисока
Архітектура	Фіксована	Що змінюється

Висока швидкодія нейрокомп'ютерів досягається за рахунок розпаралелювання обчислень. Кардинальним напрямком розвитку нейрокомп'ютерів як загального призначення, так і проблемно-орієнтованих є розробка нейрочипів. Досягнення в мікроелектроніці вселяють упевненість у тому, що незабаром будуть створені могутніші й водночас більш дешеві нейронні ЕОМ

4.1.3 ОСНОВНІ ПОНЯТТЯ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

Структура штучного нейрона

Штучні нейрони, що також називаються *нейронними клітинами*, *вузлами*, *модулями*, моделюють структуру й функції біологічних нейронів. Архітектура й особливості штучних нейронних мереж, утворених нейронами, залежать від конкретних завдань, які мають бути вирішені з їхньою допомогою.

Структуру штучного нейрона зображено на рис. 4.1.

Вхідними сигналами штучного нейрона $x_i (i = 1, A)$ є вихідні сигнали інших нейронів, кожний з яких узятий зі своєю вагою $w_i (i = 1, A)$, аналогічною синаптичній силі.

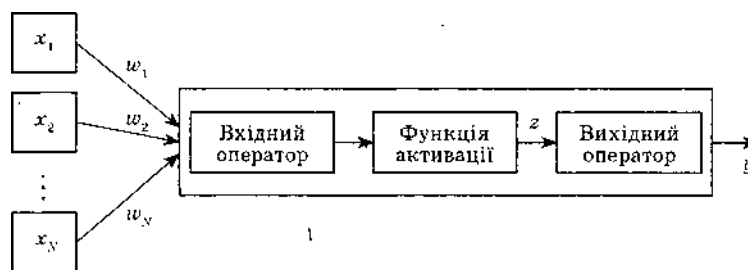


Рис. 4.1. Структура штучного нейрона

Вхідний оператор $f_{вх}$ перетворює зважені входи й подає їх на *оператор активації* $f_{л}$. Вихідний сигнал нейрона y являє собою перетворений *вихідним оператором* $f_{вих}$ вихідний сигнал оператора активації. Таким чином, нелінійний оператор перетворення вектора вхідних сигналів x у вихідний сигнал y може бути записаний у такий спосіб

Вхідний оператор

Вхідний оператор (вхідна функція) нейрона задає вигляд використовуваного в нейроні перетворення зважених входів. Відмінність гальмуючих входів від збуджувальних відбивається у знаках відповідних ваг. Звичайно використовуються такі вхідні функції:

— сума зважених входів

$$f(x, w) = \sum_{i=1}^n w_i x_i; \quad (2.2)$$

— максимальне значення зважених входів

$$f(x, w) = \max_i w_i x_i; \quad (2.3)$$

— добуток зважених входів

$$f(x, w) = \prod w_i x_i; \quad (2.4)$$

$$i=1$$

— мінімальне значення зважених входів

$$f(x, u) = \min_i (w_i x_i). \quad (2.5)$$

Функція активації

Функція активації (*activation function*) $f_a(-)$ описує правило переходу нейрона, що перебуває в момент часу k у стані $z(k)$, у новий стан $z(k+1)$ при надходженні вхідних сигналів x

$$z(k+1) = f_a(z(k), f(x, w)). \quad (2.6)$$

Надалі позначатимемо функцію активації без індексу «а». Найбільш простими активаційними функціями є

— *лінійна*

$$f(z) = Kz, \quad \text{ПГ} = \text{const}; \quad (2.7)$$

оператора /вих.

4.1.3 Моделі штучних нейронів

Моделі штучних нейронів залежать від конкретних застосувань. Тому синтез моделі в кожному окремому випадку є нетривіальним завданням.

Формальна модель нейрона Маккаллоха — Пітса

Формальний штучний нейрон (його називають також *нейроном Маккаллоха — Пітса*) може бути поданий як багатовхідний нелінійний перетворювач із ваговими коефіцієнтами w_{ij} , які також називаються синаптичними вагами або підсилювачами (рис. 2.12). *Клітина тіла (сома)* описується нелінійною обмежувальною або пороговою функцією $f(\wedge_y)$. Найпростіша модель штучного нейрона підсумує N ваг входів і здійснює нелінійне перетворення (див. рис. 2.1)

$$y_i = f\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} x_j + \theta_i\right),$$

де y_i — вихідний сигнал i -го нейрона; f — обмежувальна або порогова функція (активаційна); N — кількість входів; w_{ij} — синаптичні ваги; x_j — вхідні сигнали ($j = 1, N$); θ_i — пороговий сигнал, що також називається зсувом.

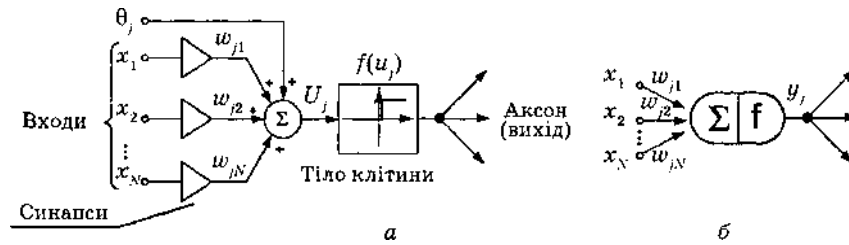


Рис. 2.12. Модель штучного нейрона Маккаллоха — Піттса та її позначення

Модель нейрона Адаліні

Однією з найважливіших властивостей біологічних і штучних нейронів є їхня здатність до навчання за допомогою зміни синаптичних ваг, здійснювана за тим чи іншим алгоритмом. Навчання штучних нейронних мереж полягає у виборі їхньої правильної реакції на пропоновані навчальні сигнали настроювання синаптичних ваг.

Практично одночасно з моделлю Маккаллоха — Піттса з'явилася модель штучного нейрона, що навчається, у вигляді *адаптивного лінійного елемента*, розробленого Б. Відроу й названого *Адаліною (ADaptive Linear NEuron)*. Адаліна складається з двох частин: лінійного підсилювача, що настроюється, і дворівневого квантувача (з жорстко обмеженою або релейною активаційною функцією)..

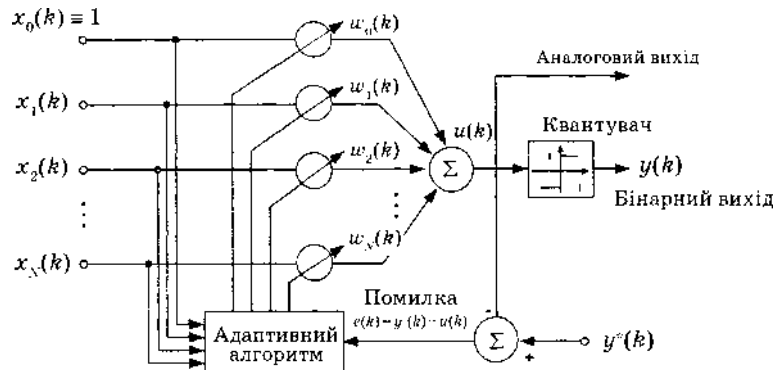


Рис. 2.13. Модель штучного нейрона Адаліна

Модель нейрона Фукушіми

У загальному випадку, як й у випадку моделі Маккаллоха — Піттса, синаптичні ваги нейрона можуть бути позитивними, рівними нулю або негативними залежно від того, як впливають сигнали, що надходять, на його реакцію. Сиг-

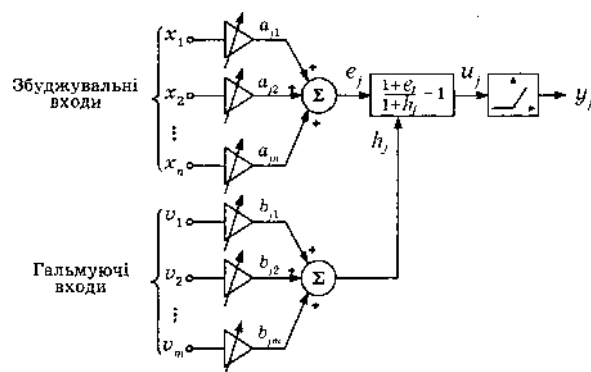


Рис. 2.14. Спрощена модель нейрона Фукушіми

нали називаються *збуджувальними*, якщо ваги позитивні ($(u)_{yi} > 0$), і *гальмуючими* — якщо негативні (< 0). Однак у моделі штучного нейрона, запропонованого К. Фукушімою, всі синаптичні ваги й всі вхідні й вихідні сигнали є не-негативними, тобто вони можуть бути рівними нулю або приймати будь-яке

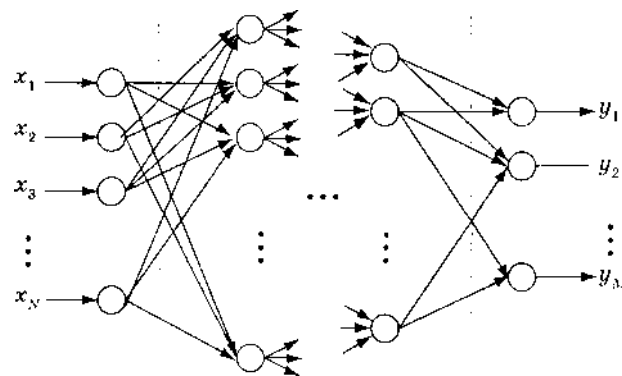
позитивне значення. У цій моделі входи й відповідні синаптичні ваги поділяються на дві групи: збуджувальні й гальмуючі (рис. 2.14).

ТОПОЛОГІЯ ШНМ

З'єднані між собою нейрони утворюють ШНМ. Таким чином, ШНМ — пара (M, TO) , де M — множина нейронів; V — множина зв'язків. Структура мережі задається у вигляді *графа*, у якому вершини є нейронами, а ребра являють собою зв'язки (з'єднання).

Кожен нейрон мережі має вхідні ланцюги, причому їхня кількість є довільною для кожного нейрона.

У загальному випадку ШНМ складається з декількох шарів, серед яких обов'язково є *вхідний*, що отримує зовнішні сигнали, *вихідний*, що відбиває реакцію нейронів на комбінації вхідних сигналів, і в багатошарових ШНМ — *приховані шари* (рис. 2.23). Така пошарова організація є аналогом шаруватих структур певних відділів мозку.



Вхідний шар Прихований шар Прихований шар Вихідний шар

4.1.5 Навчання ШНМ

Характерною властивістю ШНМ є її здатність до навчання, що полягає у виробленні правильної реакції на подані їй різні вхідні сигнали. Існують такі можливості навчання ШНМ:

- зміна конфігурації мережі шляхом утворення нових або виключення деяких існуючих зв'язків між нейронами;
- зміна елементів матриці зв'язку (ваг);

зміна характеристик нейронів (виду й параметрів активаційної функції й т. д.).

Найбільшого поширення сьогодні отримав підхід, при якому структура мережі задається апріорно, а мережа навчається шляхом настроювання матриці зв'язків (вагових коефіцієнтів) W . Від того, наскільки вдало побудована ця матриця, залежить ефективність даної мережі. У цьому випадку навчання полягає у зміні за певною процедурою елементів матриці при послідовному поданні мережі деяких векторів, що навчають.

У зв'язку з цим штучний нейрон може бути представлений у такій спосіб (рис. 2.30).



Рис. 2.30. Модель штучного нейрона

У процесі навчання ваги стають такими, що під час надходження вхідних сигналів мережа виробляє відповідні необхідні вихідні сигнали. Розрізняють *навчання з учителем* і *без учителя*. Перший тип навчання припускає, що є «учитель», що задає пари, які навчають — для кожного вхідного вектора, що навчає, необхідний вихід мережі. Для кожного вхідного вектора, що навчає, обчислюється вихід мережі, порівнюється з відповідно необхідним, визначається помилка виходу, на основі якої й коректуються ваги. Пари, що навчають, подаються мережі послідовно й ваги уточнюються доти, поки помилка за такими парами не досягне необхідного рівня.

Цей вид навчання неправдоподібний з біологічної точки зору. Дійсно, важко уявити зовнішнього «учителя» мозку, що порівнює реальні й необхідні реакції того, кого навчають, і коригує його поведінку (поведінку нейронів) за допомогою негативного зворотного зв'язку. Більш природним є навчання без учителя, коли мережі подаються тільки вектори вхідних сигналів, і мережа сама, використовуючи деякий алгоритм навчання, підстроювала б ваги так, щоб при поданні їй досить близьких вхідних векторів вихідні сигнали були б однаковими. У цьому випадку в процесі навчання виділяються статистичні властивості безлічі вхідних векторів, що навчають, і відбувається об'єднання близьких (подібних) векторів у класи. Подання мережі вектора з даного класу викли-

кає її певну реакцію, яка до навчання є непередбаченою. Тому в процесі навчання виходи мережі мають трансформуватися в деяку зрозумілу форму. Це не є серйозним обмеженням, оскільки зазвичай нескладно ідентифікувати зв'язок між вхідними векторами й відповідною реакцією мережі.

Існує ще один вид навчання — з підкріпленням (*reinforcement learning*), при якому також передбачається наявність учителя, що не підказує, однак, мережі правильної відповіді. Учитель тільки повідомляє, правильно чи неправильно відпрацювала мережа поданий образ. На основі цього мережа корегує свої параметри, збільшуючи значення ваг зв'язків, що правильно реагують на вхідний сигнал, і зменшуючи значення інших ваг.

Сьогодні існує велика кількість алгоритмів навчання. Деякі з них розглядатимуться пізніше, тут же коротко зупинимося на найбільш відомих.

РАННІ АРХІТЕКТУРИ ШНМ

Перші ШНМ, розроблені у 50-60-х роках ХХ ст., мали просту одношарову архітектуру й могли вирішувати досить обмежене коло задач. Однак результати досліджень властивостей цих мереж виявилися настільки цікавими, що викликали цілий потік робіт, присвячених створенню мереж, які мають більш складну структуру й здатні вирішувати значно складніші задачі.

Одношарові ШНМ

Одношаровий перцептрон

Термін «перцептронний нейрон» введено у роботі У. Маккаллоха й У. Піттса. У більшій частині їхньої роботи валася модель з активаційною функцією вигляду (2.10). Із досягненням зваженою сумою значення, більшого заданого порога θ , на виході нейрона з'являвся одиничний сигнал, якщо ж зважена сума була менше θ , сигнал був відсутній. Системи, що використовують дані моделі нейронів, отримали назву *перцептронів*.

Значний інтерес до перцептронів викликаний роботою Ф. Розенблатта, у якій він досліджував нейромережеву модель сітківки (RETINA) — *фотоперцептрон*. Згодом такий підхід широко використовувався для моделювання обробки оптичних сигналів. Фотоперцептрон зображений на рис. 3.1 і складається, відповідно до концепції Розенблатта, із трьох шарів, що послідовно здійснюють попередню обробку (розбивання) образу, оцінку його характеристик і розпізнавання:

- сітківка (RETINA);
- асоціативний шар;

— вихідний шар.

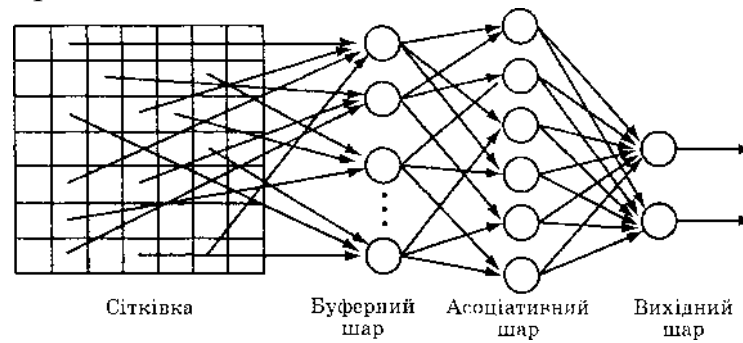


Рис. 3.1. Персептрон Розенблатта

Попередня обробка образу не залежить від його виду. Однак зультат цієї обробки має забезпечити можливість розпізнавання образів на основі аналізу їхніх характеристик. Нарешті, вихідний шар (класифікатор) аналізує характеристики знову пропонованого образу й установлює його відповідність одному з раніше поданих.

Сигнали першого шару, сітківки, подані у двійковій формі, надходять на асоціативний шар, причому в загальному випадку не всі нейрони першого шару пов'язані з усіма нейронами другого шару. При встановленні цих зв'язків виникає можливість структуризації вхідних даних, тобто виділення й об'єднання в так звані *рецептивні поля* найбільш важливих ознак (областей).

У зв'язку з цим під рецептивним полем розуміють множину всіх нейронів вхідного шару, пов'язаних з одним нейроном асоціативного шару. Зв'язки між нейронами асоціативного й вихідного шарів варіабельні й можуть модифікуватися шляхом зміни вагових коефіцієнтів.

Нейрони асоціативного шару мають лінійні активаційні функції, тому під час надходження із сітківки вхідних (дратівних) сигналів вони посилають імпульси на вихідний шар, де й відбувається додавання зважених імпульсів. У вихідному шарі використовуються уні- або біполярна активаційні функції. Якщо сума зважених імпульсів перевищує деяке задане порогове значення, виробляється одиничний вихідний сигнал, якщо не перевищує — нульовий (для уніполярної) або -1 (для біполярної функції активації). У зв'язку з цим персептрон може розглядатися як двошарова ШНМ прямого поширення.

Багатошарові ШНМ

Багатошаровий персептрон

Загальний вигляд багатошарового персептрона наведено на рис. 3.2.

Даний персептрон має N входів, M виходів й K шарів, з яких перший, що містить 3 нейронів, є вхідним, k -й, що складається з M нейронів, — вихідним, а

інші — прихованими

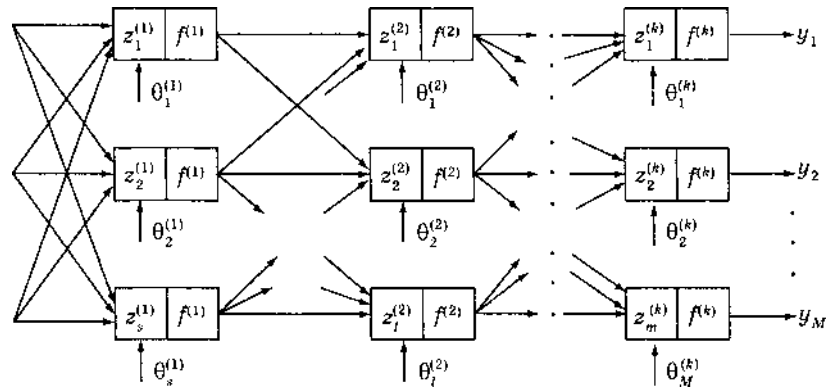


Рис. 3.2. Багатошаровий перцептрон

Алгоритм зворотного поширення помилки

Алгоритм зворотного поширення помилки, згодом названий просто *алгоритмом зворотного поширення (ЗП)*, що являє собою розширене дельта-правило, був запропонований у роботі і застосований для навчання ШНМ. Він реалізує градієнтний метод мінімізації опуклого (звичайного квадратичного) функціонала помилки в багатошарових мережах прямого поширення, що використовують моделі нейронів з диференціальними функціями активації. Застосування сигмоїдальних функцій активації, що є монотонно зростаючими і що мають відмінні від нуля похідні на всій області визначення, забезпечує правильне навчання й функціонування мережі. Процес навчання полягає у послідовному поданні мережі пар $(x(i), y^*(i))$ $i = 1, P$, що навчають, де $x(i)$ і $y^*(i)$ — вектор вхідних і бажаних вихідних сигналів мережі відповідно, вивченні реакції на них мережі й корекції відповідно до реакції вагових параметрів (елементів вагової матриці).

Перед початком навчання всім вагам привласнюються невеликі різні випадкові значення (якщо задати всі значення однакові, а для правильного функціонування мережі знадобляться нерівні значення, мережа не навчатиметься).

Для реалізації алгоритму зворотного поширення необхідно:

1. Вибрати із заданої навчальної множини чергову пару $(x(i), y^*(i))$, $i = 1, P$, що навчає, і подати на вхід мережі вхідний сигнал $x(i)$.
2. Обчислити реакцію мережі $y(i)$.
3. Порівняти отриману реакцію $y(i)$ з необхідною $y^*(i)$ і визначити помилку $y^*(i) - y(i)$.
4. Скорегувати ваги так, щоб помилка була мінімальною.
5. Кроки 1-4 повторити для всієї множини пар $(x(i), y^*(i))$ $i = 1, P$, що нав-

чають, доти, поки на заданій множині помилка не досягне необхідної величини.

Таким чином, у процесі навчання мережі подача вхідного сигналу й обчислення реакції відповідає *прямому* проходу сигналу від вхідного шару до вихідного, а обчислення помилки й корекція вихідних параметрів — *зворотному*, коли сигнал помилки поширюється по мережі від її виходу до входу. При зворотному проході здійснюється пошарова корекція ваг, починаючи з вихідного шару. Якщо корекція ваг вихідного шару здійснюється за допомогою модифікованого дельта-правила порівняно просто, оскільки необхідні значення вихідних сигналів відомі, то корекція ваг прихованих шарів відбувається трохи складніше, оскільки для них не відомі необхідні вихідні сигнали.

АСОЦІАТИВНА ПАМ'ЯТЬ

Вивчаючи природу зв'язків у мозку, Ф. Лемент] виділив прецизійні й асоціативні з'єднання. Перші характерні для невеликої кількості клітин і є впорядкованими. Сила зв'язків других, характерних для значно більшої кількості клітин, неоднакова, залежить від типу розглянутої мережі й відрегульована «на основі досвіду» так, що ті провідні шляхи, які часто активуються спільно, якимось чином підсилюються. Саме ці з'єднання й утворюють асоціації, тобто зв'язки між явищами такі, що виклик одного з них призведе до виклику й іншого. Пам'ять людини асоціативна. З асоціаціями ми постійно зустрічаємося в повсякденному житті. Так, глянувши на обличчя людини, ми згадуємо його ім'я (хоча, на жаль, не завжди). Асоціаціями широко користуються під час навчання. Наприклад, запам'ятовування таблиці множення полягає у встановленні зв'язків (асоціацій) між парами співмножників і відповідними цим парам добутками. За необхідності згадати добуток — ці асоціації з пам'яті викликаються.

На асоціативному навчанні базуються й знамениті експерименти на собаках фізіолога Павлова.

На відміну від звичайної пам'яті, у якій для пошуку інформації використовується адреса, в асоціативній пам'яті пошук інформації здійснюється за допомогою ключа — послідовності бітів, порівнюваної з усіма ключами інформації, що зберігається. Такий вид пам'яті називається *пам'яттю, що адресується за змістом (СAM — content adressable memory)*.

Здатність пам'яті до відтворення асоціацій дозволяє вирішувати таке важливе завдання, як відновлення спотвореної або зашумленої інформації, наприклад візуальної. Ми в змозі згадати людину, навіть якщо побачили частину її обличчя.

Найбільш бурхливий період розвитку ШНМ даного типу припадає на 70-80-ті роки ХХ ст. Значний внесок у вирішення проблеми асоціативного навчання внесли Дж.Андерсон, С. Гроссберг [10-14]. Незважаючи на простоту розглянутих у даному розділі мереж і на обмежені можливості вирішення практичних задач, вони є базисом для створення потужніших мереж, що використовують крім асоціацій конкурентне навчання (як, наприклад, мережа Когонена).

Асоціативна мережа прямого поширення

Проста лінійна модель містить, як і персептрон, один або два шари, однак на відміну від нього використовує іншу парадигму навчання. Лінійна модель у загальному випадку використовується не для класифікації образів, а для їхнього асоціативного пошуку й відновлення. Тому вона, на відміну від персептрона, має не один, а багато виходів.

Як й у персептроні, на вхід лінійної моделі подається деякий образ, що у випадку роботи даної мережі як асоціатора є ключем для відповідного вихідного сигналу.

Найпростіша асоціативна мережа прямого поширення, наведена на рис. 4.1, перетворює N вхідних сигналів у M вихідних. Подані мережі асоціативні пари $(x_p, y_p), p = 1, P$, кожна з яких характеризується своєю ваговою матрицею W_p розмірності $N \times M$, запам'ятовуються, і завдання мережі полягає у видачі на виході сигналу (образу) y_p , асоційованого з x_p , якщо на її вхід надходить сигнал (образ) x , подібний x_p , тобто віддалений від x_p на мінімальній відстані Хеммінга

$$d(x, x_k) = \min(x, x_k). \quad (5.1)$$

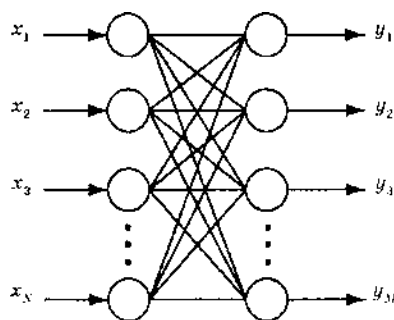


Рис. 4.1. Найпростіша асоціативна мережа прямого поширення

Характерною рисою лінійної моделі є її здатність відновлювати частково зруйнований образ. На рис. 4.2 наведено приклад відновлення даною мережею спотвореної букви «А», що подається в бінарному вигляді на вхід моделі. Мо-

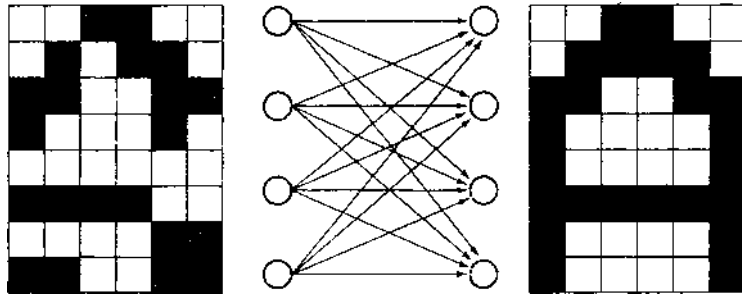


Рис. 4.2. Відновлення мережею спотворень букви

дель, що функціонує в такий спосіб, називається *асоціативною пам'яттю*.

Слід зазначити, що лінійна нейромережа відводить для кожного образу не деяке певне місце, а розподіляє інформацію про всі збережені образи у вагових коефіцієнтах мережі. Тому при подачі інформації на вхід мережі відбувається не порівняння пропонованого образу зі збереженим, а лінійне перетворення вхідного сигналу, що використовується для обчислення вихідного сигналу.

Ємність асоціативної пам'яті обмежена її фізичними розмірами й видом використовуваного перетворення (лінійним).

Гетероасоціативна пам'ять

Гетероасоціативна пам'ять (ГАП) є мережею прямого поширення, що зберігає пари $\{x_p, y_p\}$, причому в загальному випадку $x_p \neq y_p$. Асоційовані пари x_p й y_p ($p = 1, P$) є векторами (рис. 4.1). Схеми, що реалізують ГАП, наведені на рис. 5.3.

Мережу, зображену на рис. 5.3, а, застосовують у процесі розв'язання задач розпізнавання й прогнозування, коли необхідно визначити, до якого класу відноситься пропонований образ, а мережу на рис. 5.3, б — під час розв'язання задач відновлення, коли за номером класу (деяким кодом) необхідно відновити образ

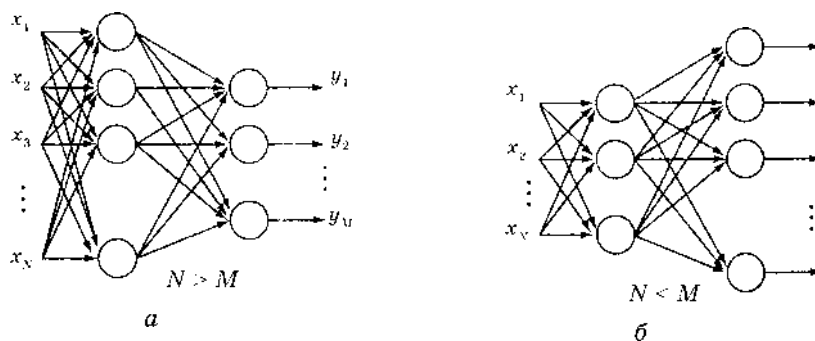


Рис. 4.3. Гетероасоціативна пам'ять

Автоасоціативна пам'ять

Автоасоціативна пам'ять (ААП) є окремим випадком гетероасоціативної при $N = M$ (рис. 5.4).

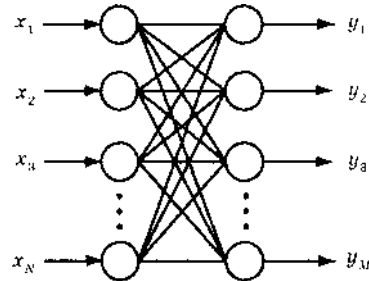


Рис. 4.4. Автоасоціативна пам'ять

Вона зберігає подані пари (образи) (x, y) , що навчають, з $y = x$. Завдання, розв'язуване цією пам'яттю, полягає у відновленні деякого зашумленого або спотвореного образу x_p , а не у створенні його асоціації з іншим образом. Це є результатом одношарової структури асоціативної пам'яті, у якій вектор вихідних сигналів з'являється на виходах тих самих нейронів, на які надходить вектор вхідних сигналів. Дана пам'ять має всі властивості ГАП і забезпечує точне відтворення спотвореного образу при нормалізованих (ортонормованих) вхідних сигналах. Ємність пам'яті, тобто максимальне число збережених образів, дорівнює N . На практиці ж звичайно використовується число ортогональних збережених образів, менше, ніж N , оскільки при N асоціаціях кожен стан мережі є стійким, і мережа втрачає здатність відновлювати спотворені образи.

МЕРЕЖА ГОПФІЛДА

Новий сплеск досліджень у галузі ШНМ викликаний статтями американського фізика Дж. Гопфілда, що вийшли в 1982 й 1984 рр., у яких розвивалися ідеї, засновані на результатах досліджень Маккаллоха й Піттса, Гроссберга, Андерсона, Когонена й інших учених. Гопфілд використав свою мережу для моделювання спінових слідів. Під цим розуміють на увазі матеріали, атоми яких мають магнітний диполь. Під час моделювання кожному диполю відповідав нейрон, орієнтація диполя в магнітному полі здійснювалася порушенням відповідного нейрона, а мережа описувала магнітні взаємодії полів. Розглянуті в його статтях застосування містять *асоціативну пам'ять, анало-*

го-цифрове перетворення, розв'язання задачі оптимізації (про комівояжера). Підкреслена практична спрямованість досліджень Гопфілда призвела до того, що внаслідок його тривалого співробітництва з AT&T Bell Laboratories уже в 1987 р. створено нейромережевий чип, заснований на розробленій ним мережі.

Модель Гопфілда

Розроблена Гопфілдом модель асинхронної ШНМ має такі ознаки:

1. Мережа є одношаровою й містить N нейронів, число яких є одночасно числом входів і виходів мережі.
2. Кожен нейрон мережі пов'язаний з усіма іншими нейронами, а також має один вхід, на який подається вхідний сигнал.
3. Жоден нейрон не має власного зворотного зв'язку ($w = 0$).
4. Ваги мережі є симетричними, тобто вага зв'язку між i -м й j -м нейронами дорівнює вагам зв'язку між j -м й i -м нейронами $w_{ij} = w_{ji}$.
5. Кожен нейрон має порогову функцію активації.
6. Вхідними є двійкові сигнали.

Структурну схему мережі Гопфілда наведено на рис. 6.1.

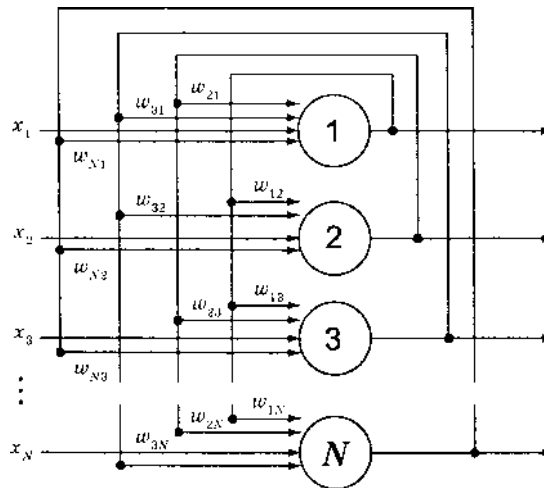


Рис. 6.1. Структурна схема мережі Гопфілда

Навчання в мережі Гопфілда

Робота мережі Гопфілда може бути пояснена термінами енергетичного ландшафту. Є ландшафт, що являє собою гористу місцевість, на вершині якої перебуває куля. Потім куля котиться по схилу, поки не зупиниться в якій-небудь низині (западині). Ці низини відбивають стійкі стани мережі, і кожна з них відповідає певному поданому образу (образу навчання). У такому поданні

куля, що має велику потенційну енергію, котиться в низину з меншою потенційною енергією, досягаючи локального мінімуму. Щоб знову опинитися в початковому стані, вона повинна здійснити у фізичному значенні роботу, тобто витратити енергію. Таким чином, робота мережі Гопфілда може бути охарактеризована деякою енергетичною функцією.

Якщо в процесі аналізу перцептрона вибір такої функції (функціонала) особливих ускладнень не викликав, оскільки відомі реальні й бажані значення виходів мережі, то в цьому випадку ситуація дещо інша. По-перше, структура мережі Гопфілда не дозволяє заздалегідь визначити шлях вирішення, тобто бажану або необхідну послідовність станів нейронів. По-друге, наявність зворотних зв'язків призводить до того, що виходи мережі в будь-який момент часу надають набір входів. Крім того, має бути врахована відсутність у нейронів власних зворотних зв'язків.

Асоціативна мережа BSB

На відміну від розглянутих вище статичних схем асоціативної пам'яті, ця мережа реалізує *динамічну АП*. Ця мережа, що є рекурсивною автоасоціативною пам'яттю, запропонована Дж. Андерсоном й ін.. Свою назву *Brain-State-in-a-Box (BSB)* вона отримала через те, що її стан обмежений гіперкубом $[+1, -1]$ із центром на початку координат.

Структуру мережі BSB наведено на рис. 6.6.

Структура й принцип роботи мережі BSB аналогічні структурі й принципу роботи мережі Гопфілда. Як і мережа Гопфілда, ця мережа є одношаровою. Основна відмінність у тому, що в мережі BSB допускається наявність власних зворотних зв'язків нейронів і крім того, можлива відсутність зв'язків між окремими нейронами.

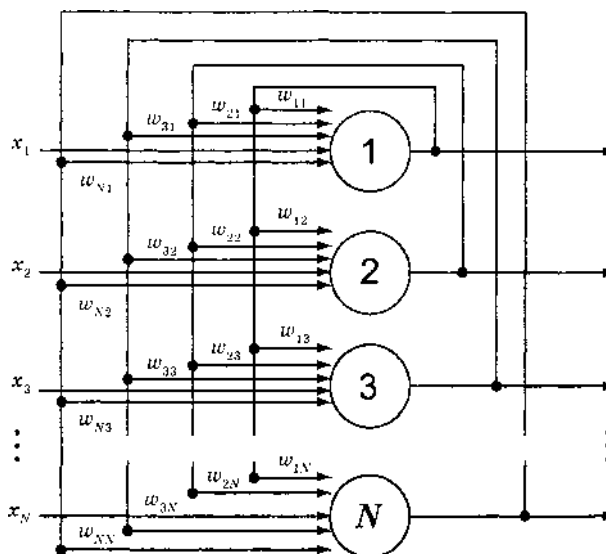


Рис. 5.2. Структура мережі BSB

ДИНАМІЧНІ РЕКУРСИВНІ ШНМ

Відмінність розглянутих у цьому розділі мереж від мереж Гопфілда полягає в такому:

1. Рекурсивна мережа може мати кілька шарів.
2. Нейрони можуть мати власні зворотні зв'язки 0).
3. Матриця ваг може бути несиметричною.
4. Може здійснюватися контрольоване навчання шляхом використання алгоритму зворотного поширення.

Наявність зворотних зв'язків між нейронами різних шарів, включаючи й нейрони вихідного шару, забезпечує *динамічним рекурсивним мережам* (ДРМ) додаткові позитивні властивості, які не можуть бути досягнуті в статичних багатошарових мережах прямого поширення. До таких властивостей відноситься, наприклад, можливість роботи з образами, параметри яких змінюються в часі.

Структура ДРМ

Структуру деякої ДРМ зображено на рис. 6.1.

У даній мережі вихідними нейронами можуть бути будь-які (наприклад, на рис. 6.1 один нейрон прихованого шару є також вихідним).

Сигнали, що надходять на входи нейронів вхідного шару в певний момент часу, перетворюються останніми за допомогою відповідних функцій активації / і в наступний момент часу передаються по наявних зв'язках нейронам, які їх також перетворюють. Далі перетворений сигнал по прямих і зворотних зв'язках надходить на входи нейронів і процес повторюється. Наявність зворотних зв'язків призводить до того, що залежно від значень вхідного сигналу й вагових параметрів мережа може:

- а) досягти деякого стійкого стану;
- б) осцилювати, тобто періодично повторювати значення вихідних сигналів;
- в) хаотично змінювати свій стан.

Отже, динаміка ДРМ аналогічна динаміці мережі Гопфілда.

Наявність зворотних зв'язків у цій мережі не дозволяє використовувати для її опису настільки прості співвідношення, які застосовувалися в розглянутих раніше мережах. Тому їхня динаміка, як і динаміка мереж Гопфілда, що є окремим випадком ДРМ, описується нелінійними диференціальними (у неперервному випадку) або різницевиими (у дискретному випадку) рівняннями першого порядку.

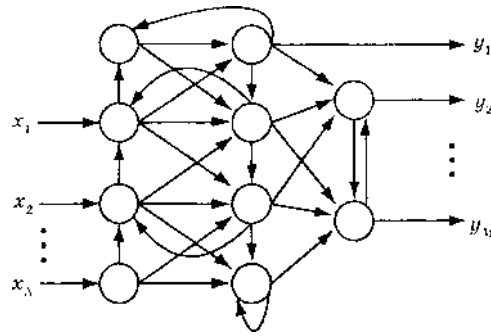


Рис. 6.1. Приклад структури ДРМ

Повнозв'язні ДРМ

Структуру повнозв'язної ДРМ наведено на рис. 6.2.

Подана архітектура була спочатку запропонована для розв'язання задач,

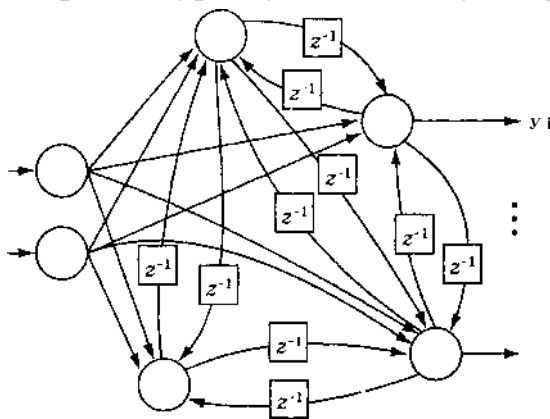


Рис. 6.2. Повнозв'язна ДРМ

пов'язаних з аналізом й обробкою послідовностей, але згодом була використана також для ідентифікації нелінійних динамічних об'єктів. Однак цій мережі властивий серйозний недолік — повільна збіжність (істотна тривалість процесу навчання) і проблеми стійкості, які при цьому виникають.

Частково-рекурсивні мережі

Рекурсивні мережі дуже зручні для розв'язання задач розпізнавання, класифікації образів і прогнозування часових рядів. Іноді замість одиничних образів на вхід мережі подається одночасно послідовність часткових образів у вигляді деякого вікна, що зміщується при надходженні кожного нового образу назад. Хоча таке ковзне вікно може бути реалізоване за допомогою ШНМ прямого поширення, більш ефективним є розв'язання таких задач за допомогою частково-рекурсивних мереж. Дані мережі займають проміжну позицію між «чистими» мережами прямого поширення й «чистими» рекурсивними мережами.

На відміну від повнозв'язних ДРМ, частково-рекурсивні мережі представляють багат шаровий перцептрон, доповнений так званим *контекстним* ша-

ром, нейрони якого реалізують пам'ять мережі.

Запропонована *М. Джорданом* мережа є ШНМ прямого поширення, до-

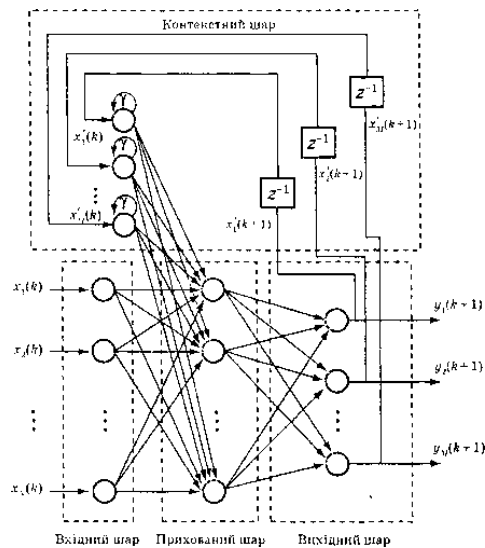


Рис. 6.3. Мережа Джордана

повненою шаром контекстних нейронів (рис. 6.3), кількість яких збігається з кількістю виходів ШНМ [92].

Вхідні сигнали мережі разом із сигналами контекстного шару надходять на входи нейронів прихованого шару, вихідні сигнали яких передаються на вихідний шар. Виходи нейронів цього шару є виходами ШНМ. Крім того, вихідні сигнали у вигляді сигналів зворотного зв'язку передаються з вагами X на контекстний шар. Нейрони контекстного шару мають власні зворотні зв'язки з вагою, що звичайно не змінюється.

Локально-рекурсивні мережі прямого поширення

Мережі даного типу не використовують ні зворотний зв'язок між нейронами сусідніх шарів, ні латеральні зв'язки між нейронами одного шару. Рекурсивність у них завжди обмежується одним нейроном. Отримувані при цьому структури є лінійними, а зворотні зв'язки, що вводяться, інтерпретуються як фільтри з кінцевою (КІХ) або нескінченною (НІХ) імпульсною характеристикою. Як показано на рис. 6.6, існує три різних способи отримання локальної рекурсивності або, інакше кажучи, локального введення в мережу динаміки

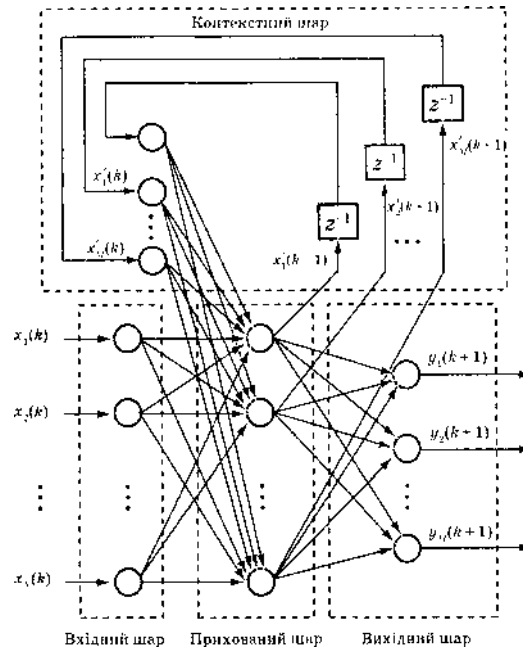


Рис. 6.4. Мережа Елмана

- *динаміка синапсів*, що використовує локальні зворотні зв'язки нейронів;
- «активаційна» динаміка, що є окремим випадком динаміки синапсів і дозволяє у випадку однакових передавальних функцій усіх синапсів одного нейрона істотно спростити структуру мережі; у цьому випадку фільтри, використовувані в синапсах, можуть бути замінені одним фільтром, який має ті ж нулі й полюси та стоїть після операції підсумовування;
- *динаміка зворотного зв'язку*, реалізована шляхом введення лінійного зворотного зв'язку з виходу нейрона на його вхід.

Хоча основою локально-рекурсивних мереж є звичайно багат шаровий перцептрон, ці мережі можуть бути також реалізовані й на основі радіально-базисних мереж.

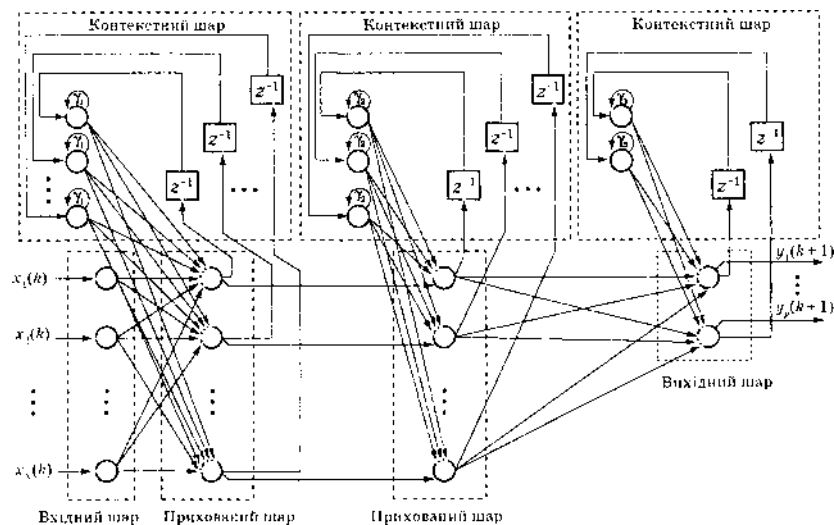


Рис. 6.5. Ієрархічна частково-рекурсивна мережа

Навчання ДРМ

Оскільки ДРМ описуються нелінійними рівняннями, для настроювання параметрів цих мереж використовують методи нелінійної оптимізації, серед яких найчастіше застосовують градієнтні методи. Наявність у ДРМ зворотних зв'язків призводить до того, що значення градієнта залежить від попередніх станів мережі. У зв'язку з цим розрізняють два підходи до розв'язання задачі навчання мережі: застосування *алгоритму зворотного поширення помилки* й застосування *адаптивних алгоритмів*, в основі яких лежать рекурентні процедури. Обидва ці підходи використовують градієнтні схеми мінімізації, тобто є звичайними градієнтними методами першого порядку (хоча можуть бути використані й методи більш високих порядків), що відрізняються кількістю використаної та збереженої в пам'яті інформації.

МЕРЕЖА ВЕКТОРНОГО КВАНТУВАННЯ

Багато завдань розпізнавання мовних сигналів, зображень тощо пов'язані з необхідністю зберігання, обробки й передачі великих масивів даних, що вимагає значних обчислювальних ресурсів і витрат часу. Якщо масиви даних різняться незначною мірою, то істотної економії як обчислювальних засобів, так і необхідного для розв'язання задачі часу можна досягти, використовуючи стиснення даних або спеціальні методи їхнього кодування. При цьому дані можуть бути, наприклад, згруповані в деякі класи, яким привласнюється свій код або індекс. Образи можна також розбити на деякі кластери, визначивши для кожного з них свого типового представника (опорного представника, центра кластера). Досить добре розроблені методи стиснення даних вимагають для своєї реалізації наявності статистичної інформації (щільності розподілу) про досліджувані процеси; застосування ефективних методів кодування можливе, якщо відома частота появи образів. В умовах, коли така інформація відсутня, найбільш ефективними є ШНМ *векторного квантування* (*vector quantization, VQ*), розроблені й досліджені *Т. Когоненом*.

Структура мережі векторного квантування

Під векторним квантуванням (ВК) розуміють процес перетворення деякого вектора x з множини $A \in \mathbb{R}^N$ у вектор u з множини $B \in \mathbb{R}^M$, де $M < N$. Інакше кажучи, множина векторів x розмірності $N \times 1$ розбивається на кінцеве число класів M , $M < N$, кожному з яких привласнюється свій код (призначається опорний представник) y_i ($i = 1, M$). Множина всіх y_i утворює *кодovu множину* (*кодovu книгу*) класифікатора.

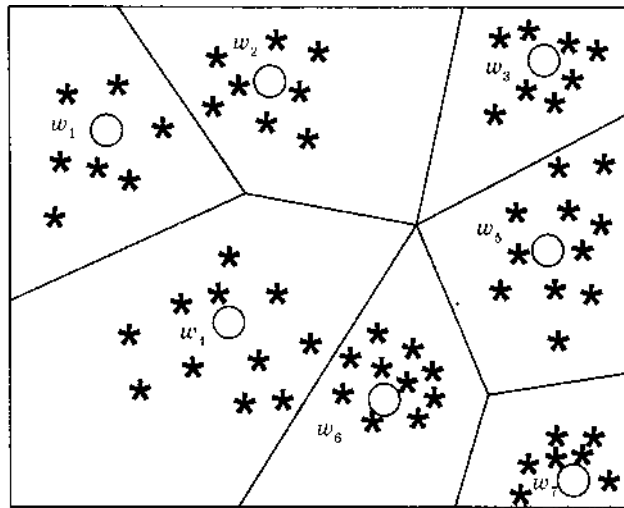


Рис. 10.1. Розбивання множини вхідних образів на класи

Контрольоване навчання мережі ВК

Основною відмінністю *контрольованого навчання* мережі ВК (*Learning Vector Quantization, LVQ*) від розглянутого вище є використання для кожного вхідного образу x бажаного відповідного вихідного сигналу. Цей вид навчання реалізується різними способами.

7.2.1 LVQ1

7.2.2 LVQ2

7.2.3 LVQ3

7.2.4 OLVQ1

МЕРЕЖА КОГОНЕНА

У багатьох моделях ШНМ вирішальну роль відіграють зв'язки між нейронами, які визначаються ваговими коефіцієнтами й зазначають місце нейрона в мережі. Однак у біологічних системах, наприклад, у мозку, сусідні нейрони, отримуючи аналогічні вхідні сигнали, реагують на них подібним чином, тобто групуються, утворюючи деякі області. Оскільки під час обробки багатовимірного вхідного образу здійснюється його проектування на область меншої розмірності зі збереженням його топології, нерідко подібні мережі називають *мапами* (*self-organizing feature map*). У таких мережах істотним є врахування взаємного розташування нейронів одного шару.

Мережа Когонена (*самоорганізувальна мапа*) відноситься до мереж, що самоорганізуються, які під час надходження вхідних сигналів, на відміну від ме-

реж, що використовують навчання із учителем, не отримують інформацію про бажаний вихідний сигнал. У зв'язку з цим неможливо сформулювати критерій настроювання, заснований на неузгодженості реальних і необхідних вихідних сигналів ШНМ, тому вагові параметри мережі корегують, виходячи з інших міркувань. Усі подані вхідні сигнали із заданої навчальної множини самоорганізувальна мережа у процесі навчання розділяє на класи, будуючи так звані топологічні мали.

Основною в цьому напрямку стала робота *Т. Когонена*.

Структура мережі Когонена

Мережа Когонена використовує таку модель (рис. 8.1): мережа складається з M нейронів, що утворюють прямокутні решітки на площині — шар.

До нейронів, розташованих в одному шарі, що є двовимірною площиною, підходять нервові волокна, по яких надходить N -вимірний вхідний сигнал. Кожен нейрон характеризується своїм розміщенням у шарі й ваговим

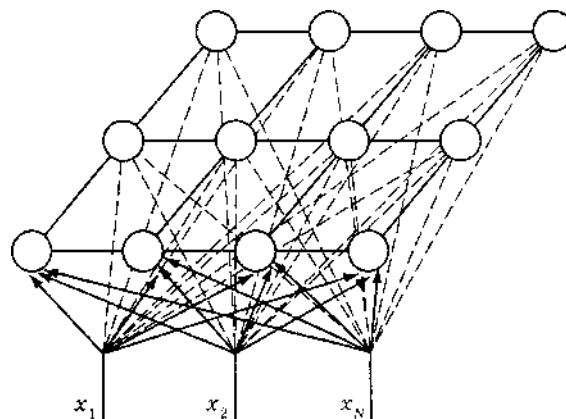


Рис. 11.1. Модель мережі Когонена

коефіцієнтом. Розміщення нейронів, у свою чергу, характеризується деякою метрикою й визначається топологією шару, при якій сусідні нейрони під час навчання впливають один на одного сильніше, ніж розташовані далі. Кожен нейрон утворює зважену суму вхідних сигналів з $iu_{ij} > 0$, якщо синапси прискорювальні, і $iu_{ij} < 0$ — якщо гальмуючі. Наявність зв'язків між нейронами призводить до того, що при збудженні одного з них можна обчислити збудження інших нейронів у шарі, причому це збудження зі збільшенням відстані від збудженого нейрона зменшується. Тому центр реакції шару, що виникає у відповідь на отримане роздратування, відповідає місцезнаходженню збудженого нейрона. Зміна вхідного сигналу, що навчає, призводить до максимального збудження іншого нейрона й відповідно — до іншої реакції шару.

Навчання мережі Когонена

Замість того, щоб шукати місцезнаходження нейрона шляхом розв'язання загальних рівнянь збудження, Когонен істотно спростив розв'язання задачі, виділяючи зі всіх нейронів шару лише один c -й нейрон, для якого зважена сума вхідних сигналів максимальна

На рис. 8.2 наведено приклад зміни двовимірних ваг, що утворює ланцюг. З появою вхідного образу x найбільш сильно змінюється ваговий вектор нейрона-переможця 5, менш сильно — ваги розташованих поруч із ним нейронів 3, 4, 6, 7. А оскільки нейрони 1, 2, 8, 9 перебувають поза область «сусідства», їхні вагові коефіцієнти не змінюються.

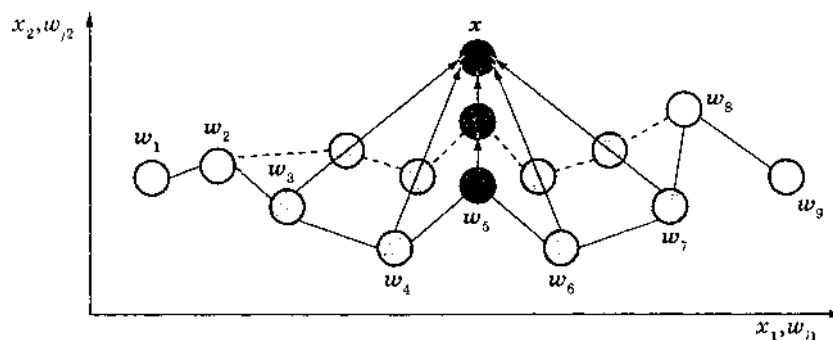


Рис. 11.2. Зміна ваг мапи Когонена

Отже, алгоритм навчання мережі Когонена може бути описаний так:

1. Ініціалізація.

Ваговим коефіцієнтам усіх нейронів привласнюються малі випадкові значення й здійснюється їхня нормалізація. Вибирається відповідна потенційна функція і призначається початкове значення коефіцієнта підсилення a_0 .

2. Вибір сигналу, що навчає.

Із усієї множини векторів навчальних вхідних сигналів відповідно до функції розподілу $P(x)$ вибирається один вектор x , що представляє «сенсорний сигнал», поданий мережі.

3. Аналіз відгуку (вибір нейрона).

За формулою визначається активований нейрон.

4. Процес навчання.

Відповідно до алгоритму (11.4) змінюються вагові коефіцієнти активованого й сусідніх з ним нейронів доти, поки не буде отримано необхідного значення критерію якості навчання або не буде подане задане число вхідних векторів, що навчають. Остаточне значення вагових коефіцієнтів збігається з нормалізованими векторами входів.

Оскільки мережа Когонена здійснює проектування A -вимірному простору

образів на M -вимірну мережу, аналіз збіжності алгоритму навчання є досить складною задачею.

РАДІАЛЬНО-БАЗИСНА МЕРЕЖА

Радіально-базисні мережі (Radial Basis Function Nets, RBFN) запропоновані для апроксимації функцій багатьох змінних. Як зазначено в цих роботах, за допомогою радіально- базисних функцій можна як завгодно точно апроксимувати задану функцію. Як і багатошаровий перцептрон, радіально-базисна мережа (РБМ) є *універсальним апроксиматором*.

Математичну основу РБ-мережі становить метод потенціальних функцій, розроблений *М.А.Айзерманом, Е. М. Браверманом і Л. І. Розоноером*, що дозволяє подати деяку функцію $y(x)$ у вигляді суперпозиції *потенціальних або базисних функцій $f_j(x)$*

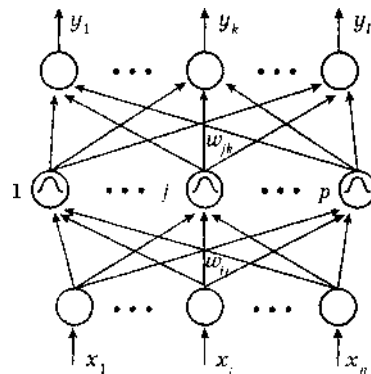
Архітектура РБМ

Особливістю цих мереж є наявність радіально-симетричного шаблонного шару.

Структура мережі

Структура РБМ відповідає мережі прямого поширення першого порядку (рис. 9.1).

Інформація про образи передається із вхідного шару на прихований, що є шаблонним і містить p нейронів. Кожен нейрон шаблонного шару, отримуючи



повну інформацію про вхідні сигнали x , обчислює функцію

Рис. 9.1. Структура радіально-базисної мережі

Нейрон шаблонного шару мережі

На рис. 15.2 зображено i -й нейрон шаблонного шару РБ-мережі. Обробку інформації, що надходить на нього, умовно можна поділити на два етапи: на першому обчислюється відстань між поданим образом x і вектором центрів c_i з урахуванням обраної метрики й норми матриці R , на другому ця відстань перетвориться нелінійною активаційною функцією $f(x)$. Подвійні стрілки на рисунку позначають векторні сигнали, а потрійні — матричний сигнал.

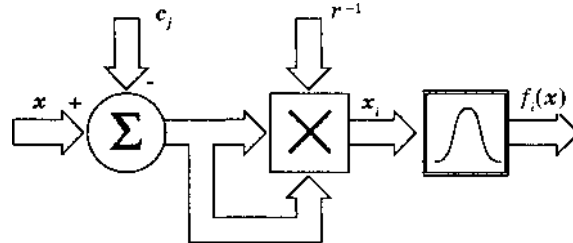


Рис. 9.2. Нейрон шаблонного шару РБМ

Як функція перетворення $f(\bullet)$ найчастіше вибираються такі: — гауссова функція.

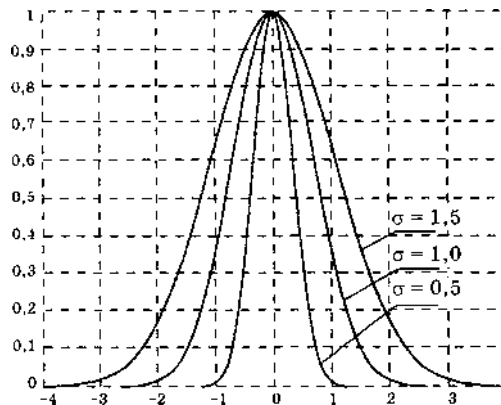


Рис. 9.3. Гауссова функція

Навчання радіально-базисної мережі

Як впливає з вищевикладеного, РБ-мережу характеризують три типи параметрів:

- *лінійні вагові параметри* вихідного шару (входять в опис мережі лінійно);
- *центри c* . — нелінійні (входять в опис нелінійно) параметри прихованого шару;
- *відхилення (радіуси базисних функцій) a_{ν}* . — нелінійні параметри прихованого шару.

Навчання мережі, що полягає у визначенні цих параметрів, може зводитися до одного з варіантів:

1. Задаються центри й відхилення, а обчислюються тільки ваги вихідного шару.
2. Визначаються шляхом самонавчання центри й відхилення, а для корекції ваг вихідного шару використовується навчання із учителем.
3. Визначаються всі параметри мережі за допомогою навчання із учителем.

Перші два варіанти застосовуються в мережах, що використовують базисні функції з жорстко заданим радіусом (відхиленням). Третій варіант, будучи найбільш складним і трудомістким у реалізації, припускає використання будь-яких базисних функцій.

Отже, навчання мережі полягає в такому:

- визначаються центри s ;
- вибираються параметри a ;
- обчислюються елементи матриці ваг.

4.2 Розробка питань структурної організації НОС

Розв'язання задачі проектування обчислювальної системи представляє можливість взяти характеристики пристроїв системи, що забезпечують задану продуктивність або вартість системи при відповідних обмеженнях. На цьому етапі проектування НОС виникає задача вибору конкретних пристроїв, що входять до складу моделей сучасних ПЕВМ або мікроЕОМ і зв'язків між ними, що забезпечують реалізацію заданих функцій НОС. Разом з вибором пристроїв для центральної оброблювальної частини НОС, що забезпечують реалізацію основних функцій системи, виникає також необхідність вибору комплексу пристроїв, що забезпечують додаткові функції зберігання, передачі і перетворення інформації, підвищення ефективності роботи НОС. Необхідно звернути особливу увагу на побудову підсистем зв'язку з об'єктом і системи телеобробки. Процес вибору структури ОС багато в чому носить евристичний характер і не може бути повністю формалізованим.

У ряді випадків задача може бути розв'язана шляхом вибору типових комплексів з сімейства ПЕВМ. Якщо функції системи не можуть бути повністю реалізовані типовим комплексом, то останній може бути доповнений додатковими пристроями, що розширюють його можливості, або комплекс має бути спроектований самостійно з типових пристроїв. Вказане завдання дозволяє краще ознайомитися із засобами обчислювальної техніки, носить творчий характер, характеризує ерудицію студента.

Результат виконання цього розділу – вибір необхідної сукупності пристроїв системи, стислий опис їх функціональних можливостей і технічних характеристик. Достатню увагу слід приділити питанням вибору інтерфейсу системи. При цьому необхідно дати опис шин інтерфейсу, вказати їх призначення, навести алгоритм обміну і характеристики сигналу.

Під час розробки цифрових управляючих систем для зв'язку з об'єктом можна використати сучасні засоби проектування систем управління на основі модулів фірми Advanced. Можлива побудова системи на основі технічних засобів, що випускаються фірмами Siemens і GE Fanuc.

4.3 Розробка питань програмного забезпечення НОС

Програмне забезпечення НОС – невід'ємний компонент, на який покладається реалізація ряду важливих функцій НОС. Під час розробки цього розділу необхідно дати загальну характеристику засобів програмного забезпечення, навести особливості програмування завдань для системи різновиду, що розглядається, охарактеризувати мови програмування, що використовуються для розв'язання цього класу задач.

Необхідно також дати загальну характеристику операційних систем, що використовуються в моделі ЕОМ, яка розглядається, бібліотек прикладних і проблемно-орієнтованих програмних модулів, систем підготовки програм, описати процес підготовки і відладки програм. Результатом виконання вказаного розділу може бути також розробка прикладних програм для системи, що проектується, наприклад програм вводу-виводу, первинної обробки інформації. Для підготовки програм можуть бути використані мови програмування (АСЕМБЛЕР, С++ та ін.).

5 ВИМОГИ ДО ОФОРМЛЕННЯ КУРСОВОГО ПРОЕКТУ

При оформленні пояснювальної записки необхідно дотримуватися таких вимог:

- формат аркуша – А4, орієнтація – книжна;
- праве поле 10 мм, усі інші поля по 20 мм;
- нумерується тільки основна частина комплексного курсового проекту;
- заголовки структурних елементів і розділів набирають великими літерами і повинні центруватися, перенесення не допускаються, крапка після номеру і після заголовку не ставиться;

- заголовки підрозділів, пунктів і підпунктів повинні розпочинатися з абзаца з великої літери, без крапки і перенесень;
- заголовки відділяються порожніми рядками зверху і знизу (не менш одного і не більше двох);
- нумерація сторінок робиться в правому верхньому кутку без крапки, титульний аркуш включається в нумерацію, але не нумерується; уся нумерація повинна робитися арабськими цифрами;
- розділи в межах основної частини нумеруються цифрами без крапки;
- номер підрозділу включає номер розділу, розділений крапкою, після номера крапка не ставиться;
- пункти і підпункти нумеруються аналогічно, нумерація повністю вкладена; один елемент (пункт, підрозділ) також нумерується;
- ілюстрація позначається словом «Рисунок [Назва]» у наступному рядком від ілюстрації по центру; нумерація ілюстрацій робиться в межах розділу, після номера ставиться крапка; ілюстрації (разом з назвами) відділяються від основного тексту зверху і знизу одним порожнім рядком;
- таблиця позначається словом «Таблиця [Назва]» у рядку перед початком таблиці; нумерація таблиць робиться в межах розділу, вирівнювання по лівому краю, після номера ставиться крапка; таблиці (разом з назвами) відділяються від основного тексту зверху і знизу одним порожнім рядком;
- формули повинні центруватися і відділятися від основного тексту зверху і знизу одним порожнім рядком, номер вказується круглих дужках () і вирівнюється по правому краю; нумерація формул – наскрізна; пояснення мають починатися після відділяючого рядка словом «де»;
- посилання на номери використаних джерел повинні наводитися в квадратних дужках [];
- примітки мають нумеруватися так, якщо їх кількість перевищує 1; для додавання примітки, після необхідного місця з абзацного відступу пишеться слово «Примітка» і після крапки слідує текст примітки; якщо кількість приміток більше однієї, то з абзацних відступів ставляться їх номери з крапкою;
- виноски позначаються арабськими цифрами з дужкою) над словами, що виносяться, в їх кінці, сама виноска – під таблицею або у кінці сторінки після лінії 30 – 40 мм; виноска розпочинається з надрядкового символу виноски (цифри) через мінімальний міжрядковий інтервал, можна зменшити шрифт;

– додатки оформляються як продовження записки або в окремій частині в порядку згадування; кожен додаток повинен розпочинатися з нової сторінки; заголовком є відцентроване слово «Додаток», номер позначається рядковими буквами в алфавітному порядку; кожен додаток повинен мати назву. Якщо додаток оформляється окремою частиною, то оформляється індивідуальний титульний аркуш. Нумерація додатків вкладена, розпочинається з відповідної літери.

6 ОРГАНІЗАЦІЯ ПРОЕКТУВАННЯ І ЗАХИСТ ПРОЕКТУ

Комплексне курсове проектування для студентів, що навчаються за напрямом «Комп'ютерна інженерія», виконується відповідно до навчального плану у 1-му семестрі і складається з етапів, які зведені у таблиці 6.1.

Таблиця 6.1 – Етапи курсового проектування

Номер етапу	Зміст робіт, що виконуються	Період (номер тижня)
1	Видача завдань	2
2	Ознайомлення з літературними джерелами, аналіз і вибір методу розв'язання поставленої задачі	3 – 4
3	Розробка алгоритмів розв'язання, вибирання системних засобів вирішення завдань комплексного курсового проектування	5 – 6
4	Проектування додатку	7 – 11
5	Відладка і тестування додатка	12 – 14
6	Оформлення пояснювальної записки	15
7	Захист комплексного курсового проекту	16 – 17

Теми комплексних курсових проектів затверджуються на засіданні кафедри. Консультації проводяться не менше одного разу за тиждень за затвердженим графіком. Впродовж усього часу виконання комплексного курсового проекту, студенти повинні на консультаціях відмічати у керівника виконання графіку комплексного курсового проектування. Представлення закінченого комплексного курсового проекту здійснюється не пізніше, ніж за день до захисту.

Захист комплексного курсового проекту здійснюється на кафедрі у присутності комісії з числа викладачів і співробітників кафедри. По матеріалах комплексного курсового проекту необхідно підготувати доповідь на 8 – 10 хв., в якій необхідно відобразити тему і актуальність задачі, що вирішується, обґрунтувати вибір технічного рішення з урахуванням економічних вимог, провести стислий порівняльний аналіз інших можливих методів розв'язання задачі, ґрунтованих на сучасних досягненнях в цій області програмного забезпечення. Необхідно також детальніше зупинитися на ключових питаннях задачі, що розв'язується, підкреслити ефективні технічні вирішення. Після доповіді необхідно відповісти на ряд запитань членів комісії, як за темою комплексного курсового проекту, так і на більш загальні питання, що стосуються самостійності виконання комплексного

курсного проекту і ерудованості студентів в області використання програмного забезпечення.

Оцінкою «відмінно» оцінюються комплексні курсові проекти, виконані відповідно до завдання і вищевикладених вимог, що виконані самостійно, та мають оригінальні технічні рішення. При оцінюванні проекту важливу роль відіграють чіткі відповіді на поставлені запитання. Підвищує цінність комплексного курсового проекту його практичне використання на виробництві або у навчальному процесі.

Оцінкою «добре» оцінюються комплексні курсові проекти, що мають часткові недоліки в реалізації проекту, деякі пропуски в опрацюванні окремих питань, неповні відповіді на запитання.

Оцінкою «задовільно» оцінюються комплексні курсові проекти, що мають істотні недоліки в реалізації проекту, слабе опрацювання ключових питань, недостатньо аргументовані відповіді на запитання.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс.– М.: Изд. «Вильямс», 2006.– 1104с.
2. Simon Haykin Neural Networks and Learning Machines. – Prentice Hall, 2009.– 936 pp.
3. Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – М.: Горячая Линия – Телеком, 2007.– 452с.
4. Руденко О.Г., Бодянський Є.В. Штучні нейронні мережі. – Харків: «ТОВ Компанія СМІТ», 2006. – 404с.
5. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.
6. Круглов В.В., Борисов В.В., Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382с.
7. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. – М.: ДИАЛОГ–МИФИ, 2002. – 496с.

Додаток А
ТИТУЛЬНИЙ АРКУШ
Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет КІУ
Кафедра Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем

КУРСОВА РОБОТА (ПРОЕКТ)

з дисципліни:

Нейронні обчислювальні структури

(повна назва дисципліни)

на тему:

(тема)

Пояснювальна записка

Виконав: студент ____ курсу, гр. _____
спеціальності
123 - Комп'ютерна інженерія

(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

(прізвище, ініціали)

Керівник:

(підпис)

(прізвище, ініціали)

(підпис)

(прізвище, ініціали)

Члени

комісії:

(підпис)

(прізвище, ініціали)

(підпис)

(прізвище, ініціали)

(підпис)

(прізвище, ініціали)

Оцінка:

(шкала національна,

100-бальна, ECTS)

2019 р.

**ДОДАТОК Б
БЛАНК ЗАВДАННЯ**

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ КІУ
Кафедра _____ Комп'ютерних інтелектуальних технологій та систем
Освітній рівень _____ 1-й магістерський
Спеціальність _____ 123 - Комп'ютерна інженерія

(шифр і назва)

Дисципліна _____ Нейронні обчислювальні структури

(повна назва дисципліни)

**ЗАВДАННЯ
НА КУРСОВУ РОБОТУ (ПРОЕКТ)**

студентові гр. _____ (шифр групи) _____ (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи (проекту) _____

2. Термін подання студентом роботи (проекту) _____ .

3. Вхідні дані до роботи (проекту)

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі

5. Перелік графічного матеріалу

6. Дата видачі завдання _____.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи (проекту)	Термін виконання етапів роботи (проекту)	Примітка
1			
2			
3			
4			
5			
6			
7			

Студент _____
(підпис)

Керівники роботи (проекту) _____
(підпис) _____
(прізвище, ініціали)

(посада, науковий ступінь, звання)

НАВЧАЛЬНЕ ВИДАННЯ

МЕТОДИЧНІ ВКАЗІВКИ

до курсового проектування з дисципліни

НЕЙРОННІ ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ СТРУКТУРИ»

для студентів денної та заочної форм навчання
спеціальності 123 Комп'ютерна інженерія

Упорядник: О.Г.Руденко

Відповідальний випусковий М.М.Корабльов

Редактор

2019 (друге півріччя)

Підп. до друку	Формат 60×84 1/16.	Спосіб друку – ризографія.
Умов. друк. арк.	Облік. вид. арк.	Тираж прим.
Зам. №	Ціна договірна.	

ХНУРЕ. Україна. 61166, Харків, просп. Науки, 14

Відруковано в редакційно-видавничому відділі ХНУРЕ.