

Національна академія наук України
Інститут кібернетики імені В. М. Глушкова

На правах рукопису

БАЙДИК Тетяна Миколаївна

УДК 621.327.001.33

**НЕЙРОННІ КОМПЛЕКСИ В НЕЙРОПОДІБНИХ
СІТКАХ, ОРІЄНТОВАНИХ НА ВИРІШЕННЯ
ЗАДАЧ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

05.13.09 — управління в біологічних і медичних системах
(включаючи застосування обчислювальної техніки)

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Київ 1994



Дисертацією є рукопис.

Робота виконана в Інституті кібернетики ім. В. М. Глушкова НАН України.

Наукові консультанти: академік АН України
АМОСОВ Микола Михайлович,
доктор технічних наук
КУССУЛЬ Ернст Михайлович.

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор
ВАСИЛЬЄВ Володимир Іванович,
доктор технічних наук, професор
ГЛАДУН Віктор Полікарпович,
доктор технічних наук
РОСЬ Анатолій Олександрович.

Провідна організація: Донецький інститут проблем штучного інтелекту НАН України та Міністерства освіти України.

Захист відбудеться «28» вересня 1994 р. о 14⁰⁰ годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 016.45.05 при Інституті кібернетики імені В. М. Глушкова НАН України за адресою:

252650, Київ МСД 22, проспект Академіка Глушкова, 40.

З дисертацією можна ознайомитися в науково-технічному архіві інституту.

Автореферат розісланий «26» серпня 1994 р.

Вчений секретар ЛННБ ім. В. Стефаника
спеціалізованої вченої ради України

КОЗАК Л. М.

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

АКТУАЛЬНІСТЬ теми. Останнє десятиріччя характеризується впровадженням у різні галузі науки і техніки розробок, що пов'язані з системами штучного інтелекту: від розпізнавання образів до розробок експертних систем. Інтелектуалізація різних програмних засобів обробки інформації, розширення і вдосконалення можливостей взаємодії людини з комп'ютером, розробка систем мультимедіа з розвинутими підсистемами технічного зору, слуху, відтворення інформації, а також введення інформації в ЕОМ за допомогою пера - все це потребує нових, по можливості універсальних засобів вирішення задач штучного інтелекту. Багато дослідників пов'язують перспективи розробки таких систем з нейросітовим підходом.

Амосовим М. М. та його школою розроблено підхід до створення нейронних сіток, які можуть бути використані для вирішення широкого кола задач штучного інтелекту. Такі штучні нейронні сітки мають ієрархічну структуру. Головна особливість полягає в тому, що будь-який елемент інформації в таких сітках репрезентується не окремим нейроном, а множиною нейронів, які виконують спільну функцію. Таку множину нейронів ми назвали нейронним комплексом. Репрезентація інформації за допомогою нейронних комплексів має переваги з точки зору штучного інтелекту через те, що нейронна сітка певного розміру дозволяє запам'ятати більше інформаційних елементів, ніж кількість нейронів. Використання нейронних комплексів дозволяє зберігати подібність об'єктів на всіх рівнях ієрархії. В системах штучного інтелекту, побудованих за цим принципом, з'явиться можливість широкого використання аналогій. Здатність до використання аналогій є однією з головних відмінностей природнього інтелекту від штучного і стримує подальший розвиток систем штучного інтелекту.

Властивості нейронних комплексів і можливості їх використання в системах штучного інтелекту практично не досліджені. Миршенню цих питань присвячена дисертація. Актуальність роботи полягає в тому, що вона вирішує коло питань, пов'язаних з важливою та малодослідженою проблемою в галузі створення нейросітових систем штучного інтелекту.

МЕТА роботи: дослідження властивостей нейронних комплексів та можливостей їх використання в нейронних сітках, орієнтованих на вирішення задач штучного інтелекту.

Для досягнення цієї мети потрібно вирішити такі задачі:

1. Проаналізувати проблеми штучного інтелекту і виділити ті з них, які і жодя розв'язати без допомоги нейронних сіток.

2. Сформулювати вимоги до нейронних сіток, які призначені для розв'язання означених проблем.

3. Оцінити перспективи використання нейронних сіток, функціонування яких базується на нейронних комплексах.

4. Дослідити структуру нейронних комплексів. Треба відмітити, що нейронні комплекси, які приймають участь у поєднаній (і робіт) інформації, мають порівняно просту структуру, а нейронні комплекси, котрі формуються в процесі навчання (так звані нейронні ансамблі), мають більш складну структуру і можуть складатися з ядра і шари. Тому особлива увага повинна приділятися дослідженню структури нейронних ансамблів.

5. Розробити і дослідити нові способи кодування інформації для вводу її у нейронні сітки. Розробити нейронні сітки з жорсткою структурою без навчання ("уроджені" структури) для реалізації кожного кодування. Розробити нейронні класифікатори, які використовують ці способи кодування.

6. Виконати експериментальні роботи з перевірки характеристик нейронних класифікаторів і порівняти їх з існуючими нейронними і візуальними традиційними класифікаторами.

7. Визначити інформаційну місткість нейронних сіток при формуванні як ансамблів з простою одношаровою структурою, так і при формуванні ансамблів з ядром і шаром.

8. Адаптувати методи еволюційної оптимізації до відбору інформативних ознак в задачах розпізнавання образів за допомогою нейросітових систем.

9. Розробити підходи до розв'язання задач розпізнавання образів за допомогою нейронних сіток.

10. Проаналізувати і дослідити модульну (неповноз'язану) структуру нейронних сіток, яка дозволяє зменшити потрібні обсяги пам'яті порівняно з повноз'язаними нейронними сітками, а також оцінити швидкість модульних структур. Порівняти запропонований підхід зі стохастичним методом побудови неповноз'язаних структур.

11. Розвинути алгоритмічну мову опису асоціативно-проективних нейронних сіток.

12. Сформулювати вимоги до апаратних засобів підтримки запропонованих нейронних сіток.

НОВИЗНА роботи.

Еперше досліджені властивості нейронних комплексів, які репрезентують інформацію в штучних нейронних сітках.

Еперше проаналізовано вплив вчутливості структури нейронних ансамблів, які складаються з ядра і бахроми, на інформаційну місткість нейронних сіток.

Розвинено і проаналізовано апарат асоціативно-проективних нейронних сіток і способи його реалізації (ієрархічні асоціативно-проективні нейронні сітки і модульні нейронні сітки). Проведено моделювання модульних нейронних сіток та їх дослідження, доведено, що їх використання дозволяє збільшити як швидкодію, так і інформаційну місткість нейронних сіток в порівнянні з повноз'язаними асоціативно-проективними нейронними сітками при умові, що використовується оперативна пам'ять рівного об'єму.

Розроблено метод оцінки інформаційної місткості асоціативно-проективних нейронних сіток і використано його для підрахунку інформаційної місткості модульних нейронних структур.

Розвинено мову опису ієрархічних асоціативно-проективних нейросіткових структур.

Запропоновано і реалізовано нові методи класифікації та розпізнавання образів за допомогою нейроподібних сіток та виконано їх порівняння з традиційними методами класифікації. Розроблено класифікатори зорових образів, які перевірені на великій кількості тестових задач.

Еперше використано метод еволюційної оптимізації (генетичний алгоритм) для відбору інформативних ознак для нейросіткових систем, які використовуються для розпізнавання образів.

Досліджено новий підхід до кодування вхідної інформації - зсувне кодування, який дозволяє розпізнавати об'єкти незалежно від їх місцезнаходження на зображенні.

Розроблено емулятор нейрокомп'ютера, який дозволяє писати та налагоджувати програми для нейрокомп'ютера на звичайних персональних ЕОМ.

Еперше за допомогою асоціативно-проективних нейронних сіток розв'язані задачі розпізнавання складних форм об'єктів, текстур и рукописних слів. При розв'язанні деяких задач був використаний нейрокомп'ютер, який було розроблено спільно з японською фірмою WACOM.

ТЕОРЕТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ результатів роботи.

Теоретична значущість дисертаційної роботи полягає в тому, що в ній аналізшла після зльшній розвиток нова концепція моделювання нейронних сіток, що започаткована в Інституті кібернетики ім. В. М. Глушкова НАН України. Проаналізована аналогія між нейронними комплексами, подібними до ансамблів Хемба, і множинами активних нейронів, що формуються нейронними структурами з наперед заданою структурою. Показано, що головною властивістю таких нейронних множин в обох випадках є збереження інформації про схожість об'єктів, яким вони відповідають. Ця властивість обумовлюється мірою перетину відповідних множин активних нейронів. Такі множини були названі нейронними комплексами.

Досліджено властивості нейронних комплексів, які є основою запропонованої концепції. Показано, як ці властивості впливають на головні властивості нейронних сіток. Проаналізовано проблему збереження схожості в моделях об'єктів, які можуть бути описані на різних рівнях ієрархії, і показано, що використання нейронних комплексів відкриває шлях до розв'язання цієї проблеми. В свою чергу розв'язання проблеми збереження схожості дозволяє наблизитися до створення систем, які використовують міркування за аналогією, що традиційно є однією з головних задач штучного інтелекту.

Показано, що для дослідження інформаційної місткості нейронних сіток зручно користуватися чисельно-аналітичним методом, який полягає в тому, що стан матриці міжнейронних зв'язків оцінюється аналітично, а нелінійна порогова операція, результатом якої є випадне збудження нейронів, розраховується чисельно. Цей метод відкриває великі можливості в дослідженні стохастичних нейронних сіток.

ПРАКТИЧНЕ ЗНАЧЕННЯ роботи.

Результати дослідження головних властивостей нейронних комплексів дозволили по-новому підійти до розв'язання задач розпізнавання образів. За допомогою парадигми асоціативно-проективних нейронних сіток розв'язані задачі розпізнавання складних форм, розпізнавання текстур та рукописних слів.

Запропонований підхід, в якому використовуються нейронні комплекси, дозволяє розробити швидкодіючі системи класифікації образів, які можуть бути використані при вирішенні задач контролю якості виробів та задач адаптивного керування роботами. При цьому

даний підхід дозволяє розробити відносно дешеві і високопродуктивні апаратні засоби моделювання нейронних сіток (нейрокомп'ютери).

Результати дисертаційної роботи використовувалися при виборі архітектури і системи команд нейроком. керів, які розроблені в ІК НАН України, а також в нейрокомп'ютерах В-512, В-512М, які розроблені спільно Інститутом кібернетики з японською фірмою "WACOM".

Запропонована і розвинута в роботі ідея спільного використання генетичного алгоритму оптимізації і нейросіткових пристроїв. Це дозволяє з іншого боку підійти до розв'язання проблеми вибору інформативних ознак при вирішенні задач розпізнавання образів.

Чисельно-аналітичний метод для визначення інформаційної місткості нейронних сіток дозволяє сформулювати вимоги до апаратних засобів, які потрібні для вирішення конкретних задач. При цьому нейронні сітки можуть складатися з сотен тисяч, а може й мільйонів нейронів.

Запропонована модульна структура нейронних сіток дозволяє реалізувати на практиці моделі нейронних сіток з великою інформаційною місткістю. Це пов'язане з тим, що необхідні затрати комп'ютерної пам'яті при реалізації таких нейронних сіток зростають не квадратично, а лінійно в залежності від кількості нейронів.

Розроблений емулятор і налагоджувач нейросіткових програм дозволяє підготовлювати програми на звичайній персональній ЕОМ і потім використовувати їх на нейрокомп'ютерах.

ПОЛОЖЕННЯ, ЩО ВИНОСЯТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ.

1. Редунданція інформації в нейронних сітках у вигляді нейронних комплексів (ансамблів зі складною структурою - ядром і бахромою) зберігає інформацію про схожість об'єктів, які представляються за допомогою цих комплексів, і дозволяє організувати ефективну обробку інформації в ієрархічних нейросіткових структурах.

2. Кодування інформації на вході нейронних сіток за допомогою нейронних комплексів дозволяє реалізувати таке випрямляюче перетворення вхідного простору, яке дає змогу розробити класифікатори образів з характеристиками, кращими за характеристики існуючих класифікаторів.

3. Модульна структура нейронних сіток дозволяє зменшити потрібні розміри пам'яті в порівнянні з повнов'язаними асоціативно-пр. активними нейронними сітками, а також забезпечує зростання швидкодії в порівнянні з повнов'язаними нейронними сітками.

4. Спільне використання нейронних сіток і метода еволюційної оптимізації (генетичного алгоритму) для відбору інформативних сіток при розв'язанні задач розпізнавання образів (а саме вирішення задачі розпізнавання рукописних слів) дає змогу покращити результати розпізнавання образів.

АПРОБАЦІЯ роботи.

Основні наукові положення і результати роботи були докладені на наукових семінарах "Нейрокомп'ютери" Наукової ради ІАН УкРАїни з проблеми "Кібернетика" (1989 р. - 1994 р.), а також на конференціях: "Лоніка і біомедкібернетика - 85", Ленінград, 1985 р.; Всесоюзна конференція з штучного інтелекту, Переславль-Залеський, 1988 р.; VIII Республіканська конференція "Біоніка - 89", Кременчук, 1989 р.; Міжнародна конференція з проблем моделювання в біоніці "Біомод-92", Санкт-Петербург, 1992 р.; Перша Всеукраїнська конференція з розпізнавання образів "UkrOBRAZ-92"; Симпозіум з нейроінформатики і нейрокомп'ютерів RNSNS/IEEE, Ростов-на-Дону, 1992 р.

Окремі результати досліджень були надруковані в матеріалах конференцій, що відбулися в Болгарії (Варна, "MNEM-89"), в Чехословаччині (Прага, "NeuroNet-90"), у Франції (Нім, "NeuroNimes'91", "NeuroNimes'93"), в США (Ролла, Міссурі "ANNIE'91"). Дослідження підтримані фондом Сороса і міжнародним проектом INTAS.

РЕАЛІЗАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ.

Робота виконувалась в рамках кількох НДР і госпдоговірних робіт. Результати дослідження можливостей нейроподібних сіток і напрацьовані рекомендації по їх використанню впроваджені в різні установи, про що свідчать акти впровадження наукових розробок.

Автор була відповідальним виконавцем госпдоговірних робіт, в тому числі "Макетування головних вузлів технічних засобів систем штучного інтелекту (нейрокомп'ютера)" (НДОКР "АНОНС"), 1990 р. Зараз автор є відповідальним виконавцем НДР "Нейрокомп'ютер" (1992 р. - 1994 р.).

Були успішно реалізовані і нині використовуються алгоритми розпізнавання рукописних слів і еволюційної оптимізації на українсько-японському нейрокомп'ютері В-512, що був розроблений спільно українськими і японськими вченими.

По результатам дослідження асоціативно-проективних нейроподібних структур та вирішення задач за їх допомогою були прочитані

факультативно лекції для студентів факультету систем автоматизованого керування КПІ.

СТРУКТУРА І ОБ'ЄМ дисертації. Дисертація складається з вступу, 7 розділів, висновків і списку літератури. Обсяг дисертації - 309 сторінок тексту, містить 17 таблиць і 67 рисунків. Список літератури містить 208 джерел (117 вітчизняних і 91 іноземне).

ЗМІСТ РОБОТИ

У першому розділі дисертації викладено аналіз сучасного стану як в розробці систем штучного інтелекту, так і в розробці і дослідженні штучних нейронних сіток. Були проаналізовані головні проблеми штучного інтелекту, які не вирішуються за допомогою традиційних методів. До таких можна віднести проблему пошуку схожості двох чи багатьох об'єктів, проблему пошуку аналогій в системах репрезентації знань, проблему побудови висновків з використанням аналогій. Були розглянуті декларативні, процедурні і змішані методи репрезентації знань. Спільним для цих методів є той факт, що при описах складних середовищ катастрофічно розростаються обсяги переліків властивостей об'єктів, які складають це середовище. Щоб якось запобігти цьому, впроваджують класифікації. Властивості якогось класу зумовлюють властивості об'єкту, що до цього класу належить. Це дозволяє обмежити кількість даних, що використовуються. Але введення класифікації занадто зпростує опис об'єкту, тобто позбавляє об'єкт його індивідуальних властивостей і ознак, що відрізняють його від інших об'єктів, що належать до цього ж класу.

Одним з перших, хто зрозумів неможливість адекватного опису складних об'єктів за допомогою строгої класифікації, був Л. Заде. Він вважав, що складні об'єкти неможливо з абсолютною певністю віднести до того чи іншого класу, тому запропонував поняття нечіткої (розмитої) множини, в якій кожному елементу ставиться у відповідність міра належності до цієї множини. Таку оцінку дає людина - експерт для початкових множин, а для похідних множин (посидання, перетин та ін.) можна користуватися формальними процедурами розрахунку міри належності. Такий підхід виправдовує себе, якщо формалізуються знання експертів, але дуже часто експерт опиняється в скрутному становищі в оцінці міри належності.

Можна розглянути іншу міру належності, яка подібна до міри Л. Заде, але з'являється не як суб'єктивна оцінка людини, а формується як результат роботи певного розпізнавального пристрою.

Нехай об'єкти можна відобразити точками 1, 2, 3, 4 в декартовому просторі (рис. 1).

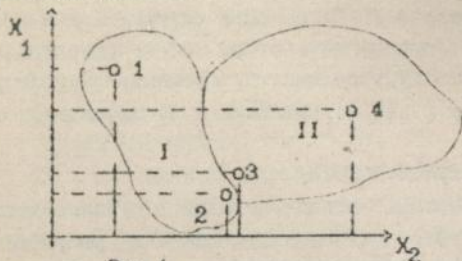


Рис. 1.

Тоді за міру належності об'єкта до певного класу можна вибрати величину, яка залежить від відстані точки, яка відповідає об'єкту, до центру ваги класу.

Інтуїтивно зрозуміло, що коли об'єкт більше схожий на типовий об'єкт класу, тоді з більшою впевненістю його можна віднести до цього класу.

Впроваджуючи такі "об'єктивні" міри належності замість суб'єктивних оцінок Л. Заде, ми маємо змогу краще з'ясувати, що дають такі міри для зменшення жорсткості класифікації. Але і в цьому випадку, і в випадку мір Л. Заде оцінка є скалярною величиною, що призводить до втрати аналь про різноманітність якостей об'єкту, різноманітність його векторного представлення.

Нейронні сітки дозволяють зберегти багатство відображення якостей об'єкту, про що мова буде йти у другому і третьому розділах.

У першому розділі проаналізовані також підходи до розробки нейросіткових систем. Головна увага приділена роботам з моделювання мислення і психіки, започаткованим М. М. Амосовим у відділі біокібернетики Інституту кібернетики АН УРСР біля 30 років тому. Гіпотеза М. М. Амосова базується на загальних принципах моделювання і переробки інформації. Інформація (презентація об'єктів, ситуацій та ін.) зберігається в пам'яті в структурах нейронів та в зв'язках між ними. Кожному поняттю зовнішнього світу відповідає своя нейронна структура ("модель" за М. М. Амосовим). Переробка інформації мозком то є збудження одних моделей іншими. Амосов М. М. запропонував ввести систему посилення-гальмування, що регулює рівень збудження різних моделей. Ці ідеї знайшли розвиток в моделях нейронних сіток, розроблених Касаткіною Л. М. і Касаткіним О. М. (активні семантичні нейронні сітки).

Паралельно з цим Куссулем Е. М. розроблялися нейронні сітки з ансамблевою організацією. Головна відміна від активних семантичних сіток, в яких кожному поняттю відповідає один нейрон, тут полягає в тому, що кожному інформаційному елементу відповідає множина нейронів, яку ми як і Хебб називаємо ансамблем. Ансамбль нейронів характеризується тим, що між нейронами, що входять до складу ансамбля, формуються зв'язки з більшою вагою, ніж зв'язки з іншими нейронами сітки.

Нехай певному поняттю відповідає множина нейронів С (рис. 2),

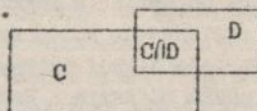


Рис. 2

а якомусь іншому поняттю - множина нейронів D. Якщо поняття близькі за змістом, множини С і D мають багато спільних нейронів (перетин C/D). Тобто формується міра схожості понять як кількість спільних нейронів в ансамблях, які відповідають цим поняттям.

Ця парадигма нейронних сіток названа асоціативно-проективними нейронними сітками (АНПС). Таким нейронним сіткам притаманна асоціативність. Важливою відмінною від асоціативних нейронних сіток, які розробляються іншими вченими, є те, що для АНПС запропоновані методи побудови ієрархічних структур з збереженням принципу розрідженого кодування на кожному рівні. Розріджене кодування в нейронних сітках є такий спосіб презентації інформації, коли кожному елементу (словаці, образу, поняттю, відношенню та ін.) ставиться у відповідність не один нейрон, а підмножина нейронів, яку ми називаємо нейронним комплексом, і кількість активних нейронів значно менше кількості нейронів в нейронній сітці. Нейронний комплекс є більш загальним терміном ніж нейронний ансамбль і поглинає його. АНПС розроблені для вирішення задач штучного інтелекту і можуть бути використані для моделювання як образного, так і поняттєвого мислення. Під образним мисленням розуміють оперування сукупністю слів, які описують об'єкт. Під поняттєвим мисленням розуміють оперування з іменами об'єктів (поняттями). У рамках цієї парадигми виконана дисертаційна робота.

Розглянуті також інші нейросіткові парадигми, які розроблені як за кордоном, так і в нашій державі. Треба зазначити, що 80-ті роки стали роками бурхливого відродження досліджень в цій галузі.

Завдяки працям Холфілда, Кохонена, Палма, Гроссберга, Хехт-Нільсона та інших, були отримані цікаві результати розробки і використання штучних нейронних сіток для вирішення деяких задач штучного інтелекту. В першій главі проаналізовані їх переваги і недоліки. В вертакись до розмови про системи штучного інтелекту, треба відзначити і той факт, що системи штучного інтелекту - це найчастіше символічні системи. За символічну інформацію маємо імена об'єктів, імена ситуацій, тобто якісь ідентифікатори (символи). Але щоб визначити схожість об'єктів, треба порівнювати не стільки їх імена, скільки описи цих об'єктів. В деяких системах штучного інтелекту робилися спроби вирішити цю проблему таким чином. Припускають, що нижній рівень ієрархічної системи штучного інтелекту охоплює усю сукупність ознак об'єктів. Наступний рівень - це рівень опису класів об'єктів, що зберігає опис кожного представника класу. В цьому випадку властивості об'єктів при переході з рівня на рівень зберігаються, але обсяги інформації зростають експоненціально.

Використання нейронних множин в наших роботах дозволяє отримати компромісне рішення, коли властивості об'єктів на верхніх рівнях частково зберігаються, але обсяги описів не зростають.

Репрезентація інформації у вигляді нейронних множин, які виконують спільну функцію і які ми назвали нейронними комплексами, дозволяє зберігати не тільки схожість об'єктів за рахунок перетину нейронних комплексів - які їм відповідають, але й дозволяє поєднувати в одному описі як імена об'єктів, так і їх ознаки.

У першому розділі розглянуті існуючі підходи до розробки нейронних класифікаторів. Важливим аспектом використання нейронних сіток є їх пристосованість до вирішення прикладних задач. Багатошарові персептрони з зворотнім поширенням помилок використовуються достатньо широко на заході для вирішення задач класифікації. Розглянуті і інші нейронні класифікатори.

Другий розділ присвячений опису, радигми репрезентації інформації - асоціативно-проективним нейронним сіткам. Головною структурною одиницею АПС є нейронне поле. Нейронне поле - це підмножина нейронів, які виконують однаковий набір функцій. У нейронів одного поля зв'язки між собою і з іншими нейронами формуються за спільними правилами для всіх нейронів поля. Ми розрізняємо 2 типи нейронних полів: асоціативне і буферне. Асоціативне нейронне поле призначається для формування нейронних ансамблів в процесі навчання і для асоціативного відновлення нейронних ан-

самблів в робочому режимі. В дисертації наведена схема асоціативного поля, розглянуті його функції і властивості. Буферне поле призначається для збору, тимчасового збереження і нормування розмірів нейронних ансамблів. За допомогою буферного поля можна знаходити різницю двох збуджених нейронних ансамблів. Будь-яке нейронне поле має спеціальний лічильник, який дозволяє підраховувати кількість збуджених нейронів у цьому полі. З асоціативних і буферних полів за допомогою проєктивних і рецептивних зв'язків утворюються ієрархічні АПС. Проєктивні зв'язки не змінюються в процесі навчання. Структура зв'язків встановлює взаємно однозначну відповідність між нейронами одного асоціативного поля з нейронами іншого асоціативного поля, які належать різним ієрархічним рівням. Рецептивні зв'язки встановлюють відображення підмножини нейронів одного поля в один нейрон іншого.

В дисертації описана функціональна схема бінарних нейронів, які використовуються в асоціативних полях. Значення сигналу на виході нейрону q визначається у відповідності з формулою (1).

$$q = \begin{cases} 1, \text{ якщо } \sum_{i=1}^n a_i W_i > th \\ 0, \text{ якщо } \sum_{i=1}^n a_i W_i < th \end{cases} \quad (1)$$

де a_i - сигнал на i -му асоціативному вході нейрону; W_i - синаптична вага i -го входу нейрона; th - значення порогу нейрона. W_i може мати тільки два значення - 0 або 1.

Нейронні сітки складаються з таких бінарних нейронів і бінарних зв'язків. В процесі навчання вага зв'язків в нейронних сітках модифікується і сітки здатні запам'ятовувати нову інформацію. Головне правило (закон навчання) нейронних сіток сформулював Хебб: якщо нейрон А збуджує нейрон В, і цей процес повторюється, то синаптична вага зв'язку між цими нейронами зростає. Це правило з деякими варіаціями досить часто використовується в сучасних моделях нейронних сіток.

В АПС використовується модифіковане правило Хебба. Навчання нейрону має місце, коли є сигнал на навчальному вході ($tr > 0$). Будемо розрізняти навчання при позитивному підкріпленні ($tr > 0$) і при від'ємному підкріпленні ($tr < 0$). При позитивному підкріпленні змінювання синаптичної ваги відбувається у відповідності з

$$W_i^k = W_i U(a_j \& q \& h_i) \quad (2)$$

де U - знак дис'юнкції; $\&$ - знак кон'юнкції; W_i^k - синаптична вага після навчання; W_i - синаптична вага до навчання; a_j - сиг-

нал на 1-му асоціативному вході; q - сигнал на виході нейрону; h_1 - бінарна випадкова величина, яка приймає значення одиниці з ймовірністю, яка дорівнює сигналу підкріплення tr :

$$p(h_1 = 1) = tr. \tag{3}$$

При від'ємному підкріпленні зміна синаптичної ваги відповідає:

$$W_1^* = W_1 \otimes (a_1 \otimes q \otimes h_1) \tag{4}$$

$$p(h_1 = 1) = |tr|$$

де $|tr|$ - абсолютна величина сигналу підкріплення.

В розділі розвинута спеціальна мова для опису ієрархічних АНС, яка може використовуватися на етапі розробки таких структур. Структура мови наближена до структури мови програмування С і зручна в користуванні.

Важливим етапом в розробці нейронних сіток є кодування інформації, тобто задання опису об'єкту в форматі нейронних сіток. Будь-який інформ.ційний елемент в АНС має вигляд нейронного комплексу. Запропоновані два підходи до кодування - локально зв'язане кодування і асувне кодування. Обидва способи відносяться до так званих методів з низьким рівнем активності, тобто кількість нейронів в нейронному комплексі, який кодує об'єкт, має бути значно меншою ніж кількість нейронів у нейронній сітці. Особливістю локально зв'язаного кодування є те, що різні числові значення параметрів, як і імена цих параметрів, презентуються різними бінарними стохастичними векторами. Нехай розмір вектору - n , кількість збуджених нейронів ансамблю - m (тобто вектор має m одиниць в випадкових розрядах вектору). При цьому $m \ll n$. Такі вектори ми називаємо масками. Щоб подати таку маску на вхід асоціативного поля, треба збудити нейрони цього поля, номери яких співпадають з номерами позицій бінарного вектору-маски, в якому є одиничні елементи. Розроблена процедура отримання таких n -розрядних векторів на типовому нейрокомп'ютері. Такі маски автоматично формуються на першому етапі роботи нейронних сіток і запам'ятовуються у пам'яті комп'ютера.

Якщо на вхід треба подати опис об'єкту, який складається з кількох ознак, то маска об'єкту формується як порозрядна диз'юнкція масок ознак. При цьому кількість одиничних елементів не повинна перевищувати m . Щоб виконати цю умову використовують нормування маски об'єкту, тобто виділяють зайві одиничні елементи за допомогою спеціальної процедури, яка гарантує приблизно рівне представництво усіх ознак в масці об'єкту.

Дуже важливо при кодуванні зберегти інформацію про властивості даних в нейронних множинах, якими їх репрезентують. Одна з

важливих властивостей в метрику. Розроблено процедури кодування числових параметрів, які дозволяють зберегти метрику за рахунок того, що близькі числа мають нейронні коди, в яких велика кількість спільних нейронів.

Зсувне кодування, як і локально зв'язне, використовує бінарний стохастичний код. Параметр кодується за допомогою маск', а його чисельне значення - зсувом цього коду на відповідну кількість розрядів. На рис. 3,а наведено приклад такого кодування для однієї ознаки X (+ - збуджений нейрон; - - незбуджений нейрон). Нехай треба закодувати значення цієї ознаки, яке дорівнює +1. Щоб закодувати це значення, зсунемо усю маску на один розряд праворуч (рис. 3,б).

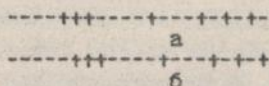


Рис. 3. Зсувне кодування: а - початковий код;
б - код координати $X=+1$

Проаналізовано переваги і недоліки кожного з цих методів кодування.

При вирішенні задач штучного інтелекту за допомогою АЛНС виникає необхідність побудови нейронних сіток, що складаються з сотень тисяч або мільйонів нейронів. Але збільшення кількості нейронів призводить до квадратичного зростання потрібної пам'яті. Тому були розроблені модульні (непов'язані) нейронні сітки, в яких пам'ять зростає лінійно в залежності від кількості нейронів. Описані два підходи до розробки модульних нейронних сіток. Один з них був запропонований Луценко В.М. Він пов'язаний з тим, що в кожному рядку матриці зв'язків за допомогою випадкової процедури виділяється k елементів, в яких дозволяється утворення зв'язків ($k \ll n$). Пам'ять обчислювального пристрою розрахована на ці k елементів. Процедура вибору дозволених елементів будується так, щоб можна було відновити положення цих елементів в кожному рядку матриці без великих витрат пам'яті.

Другий підхід розроблявся за участю автора. Він пов'язаний з тим, що множина нейронів n розбивається на k блоків, кожен з яких в свою чергу розбивається на k модулів (рис. 4), $k=4$. X означає позицію нейрона.

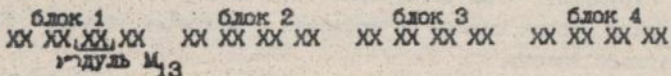


Рис. 4.

Позначимо модулі через M_{ij} (i - номер блоку, j - номер мо-

дуля у блоці) і розмістимо їх у прямокутній матриці (Табл. 1).

Таблиця 1

M_{11}	M_{12}	M_{13}	M_{14}
M_{21}	M_{22}	M_{23}	M_{24}
M_{31}	M_{32}	M_{33}	M_{34}
M_{41}	M_{42}	M_{43}	M_{44}

Модулі одного блоку розміщуються в окремому рядку матриці. З'єднаємо виходи нейронів, які належать модулям першого стовпця матриці, з входами нейронів, що належать модулям першого рядка ("кожен з кожним"). Аналогічно цьому виходи другого стовпця з'єднаємо з входами нейронів другого рядка матриці і так далі. Таку структуру ми називаємо модульною нейронною сіткою. Дослідження таких структур буде описано нижче.

У третьому розділі описані нейронні комплекси, які формуються на етапі попередньої обробки вхідної інформації за допомогою нейронних сіток з наперед заданою структурою, тобто сіток, які не навчаються. Введення терміну нейронний комплекс дозволило розглянути системно, у взаємозалежності, формування нейронного коду на вході нейронної сітки і формування нейронних ансамблів в процесі навчання нейронної сітки.

Було розглянуто кілька варіантів нейронних сіток, орієнтованих на реалізацію автоматичного кодування: багатопоплавкового, локально зв'язаного, та кодування за допомогою сіток з випадковими порогоми (RTC). На основі кожного з них були розроблені нейронні класифікатори. Для того щоб можна було працювати з градуальними сигналами, впроваджено більш узагальнену схему нейрону. Сигнал на вході такого нейрону, або вага зв'язку може мати значення з певного інтервалу, а не тільки значення 0 або 1. Сигнал на виході такого нейрону з'являється, коли сума вхідних сигналів перевищує певну величину порогу нейрона. Такий нейрон відповідає рецептивним нейронам, які реагують на сигнали, що змінюються в певному діапазоні. Як правило, в природних нейронних сітках перетворення інформації на вході забезпечують нейронні структури, які формуються під впливом генетичних факторів. Аналогічно цьому в технічних пристроях корисно виконувати попередню обробку сигналів за допомогою нейронних сіток, які не навчаються, а мають наперед задану структуру. При цьому вдається прискорити процес навчання на наступних рівнях обробки інформації і отримати більшу швидкість технічного засобу.

Розглянемо, наприклад, класифікатор з випадковими порогоми (RTC). Нехай в d -вимірний простір ознак, кожна точка якого описується d -вимірним вектором $X = x_1, \dots, x_d$. Нехай цей простір розби-

то на k областей, які називають класами. Така область може бути неопуклою, багатозв'язною і нелінійною. Нехай є навчальна послідовність $(X, C) = (X_1, C_1), (X_2, C_2), \dots, (X_n, C_n)$, де X_i - точка в просторі ознак, C_i - ім'я класу, до якого належить точка. Робота класифікатора полягає в тому, щоб для кожної нової точки X , яка не входить в навчальну послідовність, вказати, до якого класу вона належить, використовуючи навчальну послідовність (X, C) .

Відомо, що оптимальним класифікатором є байєсовський класифікатор. Щоб його побудувати, треба знати апріорні й розподіл ймовірностей класів і умовний розподіл ймовірностей представників кожного класу в просторі параметрів. Але якщо розподіл не відомий чи надто складний, щоб його можна було апроксимувати функціями з невеликою кількістю параметрів, використовують непараметричні методи класифікації (метод найближчого сусіда, метод потенціалів та інші). Але ці методи потребують багато рахунків, що призводить до повільної роботи класифікаторів.

В останні роки багато науковців працюють над створенням нейронних класифікаторів. Одним з прикладів є багатомаровий перцептрон з зворотнім поширенням помилок. Але використання таких класифікаторів утруднюється тим, що навчання потребує багато часу. Крім того результати навчання залежать від початкового стану нейронної сітки. Багато ще при розробці таких класифікаторів залежить від досвіду дослідника (кількість шарів, кількість нейронів у кожному шарі). Тому існує зацікавленість в розробці нейронних класифікаторів з достатньо простою структурою.

Головна ідея при розробці багатопоплавкового класифікатора і класифікатору з випадковими порогоми пов'язана з перетворенням входного простору ознак в інший простір так, щоб в цьому просторі класи ставали лінійно розділимыми. На рис. 5 наведена блок-схема класифікатору з випадковими порогоми.

Структура модульної сітки складається з s типових нейронних груп з одним вихідним нейроном в кожній групі (b^1, \dots, b^s) . На вході кожної групи подаються усі ознаки (X_1, \dots, X_d) . Кожна ознака подається на вході двох нейронів h_1^j і l_1^j , де i ($i=1, \dots, d$) - номер ознаки; j ($j=1, 2, \dots, s$) - номер нейронної групи. Поріг змикання нейрону l_1^j нижче за поріг h_1^j . Поріги формуються за допомогою випадкової процедури. Поріг нейрону b^j дорівнює кількості вхідних ознак. Дана збудження передається на звичайний одношаровий перцептрон.

Щоб зрозуміти роботу цього класифікатора, розглянемо геомет-

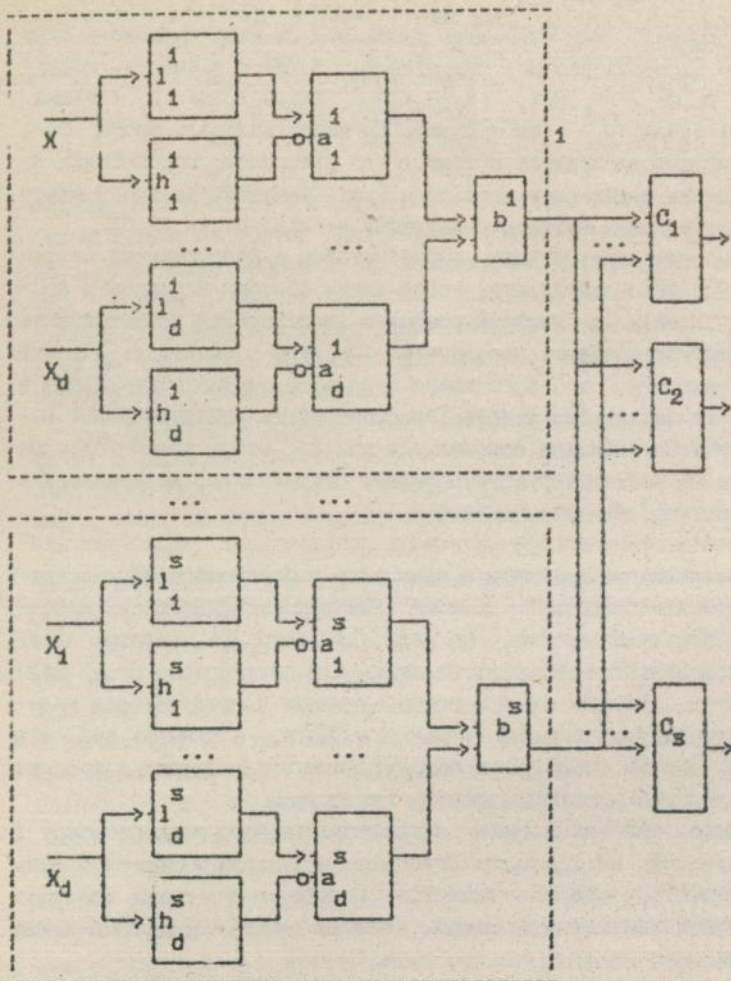


Рис. 5. Класифікатор з випадковими порогоми

ричну інтерпретацію наслідків його роботи для двомірного випадку (Рис. 6, ознаки X_1 і X_2).

Нехай для першої трійки нейронів (рис. 5) поріг нейрону l_1^1 дорівнює X_1 , поріг нейрону $h_1^1 = X_1''$, для другої трійки $l_2^1 = X_2$, поріг нейрону $h_2^1 = X_2''$. Нейрон b збуджується у тих випадках, коли точка, що описується входним вектором ознак, розміщена у замальованому прямокутнику (Рис. 6, а). Оскільки класифікатор має ве-

лику кількість подібних нейронних груп (рис. 5), то виявляється, що весь простір однак є розбитий на велику кількість прямокутників, які розміщені у випадкових місцях і мають випадкові розміри (рис. 6, а).

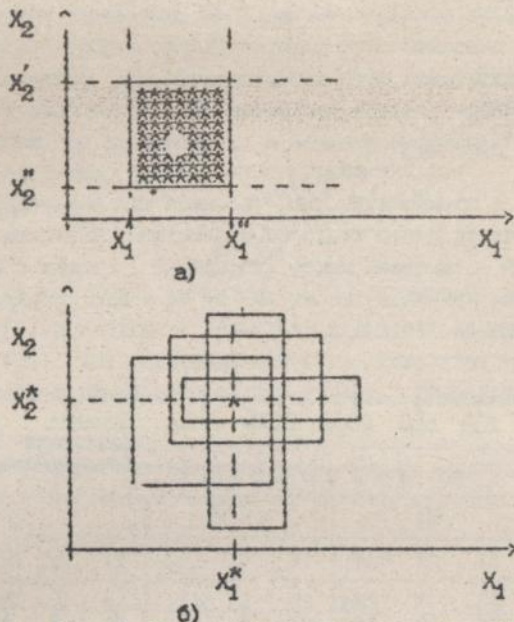


Рис. 6. Геометрична інтерпретація роботи класифікатору

В цьому випадку близькі в просторі точки покриваються більшою кількістю однакових прямокутників, тобто нейронні коди з шару нейронів "b" мають більший перетин.

Розглянуто геометричні інтерпретації дії інших запропонованих класифікаторів.

Експериментальне дослідження цих класифікаторів проводилося на тестових задачах, в яких формувалася багатовимірний (до 16 вимірів) простір однак а неопуклими, нелінійними, незв'язними відокремлюваними поверхнями для різних класів (генерували до 16 класів). Результати були порівняні з результатами класифікації за допомогою традиційних методів, таких як метод потенційних функцій (PFJ), метод найближчого сусіда (MNC), та метод зі зворотним поширенням помилки (BPC). Нижче приведені результати (рис. 7, а), що показують відсоток помилок розпізнавання в залежності від обсягу навчальної послідовності для різних класифікаторів. На рис. 7, б показано час розпізнавання (в мілісекундах) однієї точки з тестової послідовності для різних класифікаторів.

тової вибірки в залежності від розміру навчальної послідовності (для тестів з кількістю ознак - 4, кількістю класів - 3, складність теста - 8 умовних одиниць).

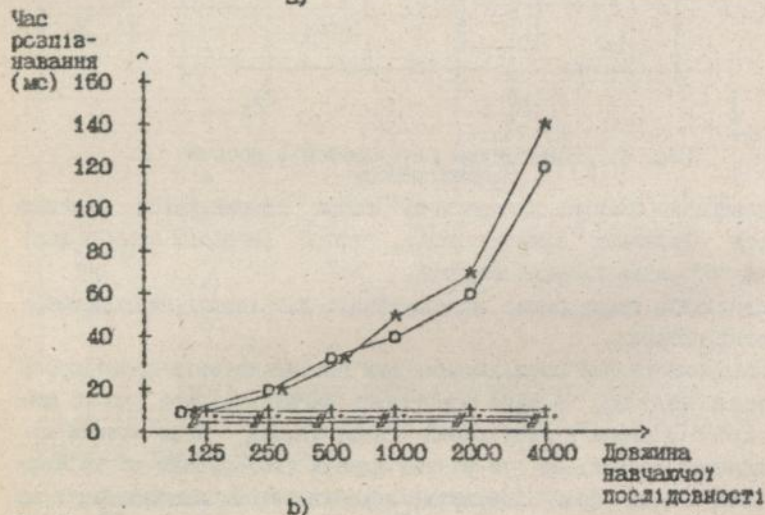
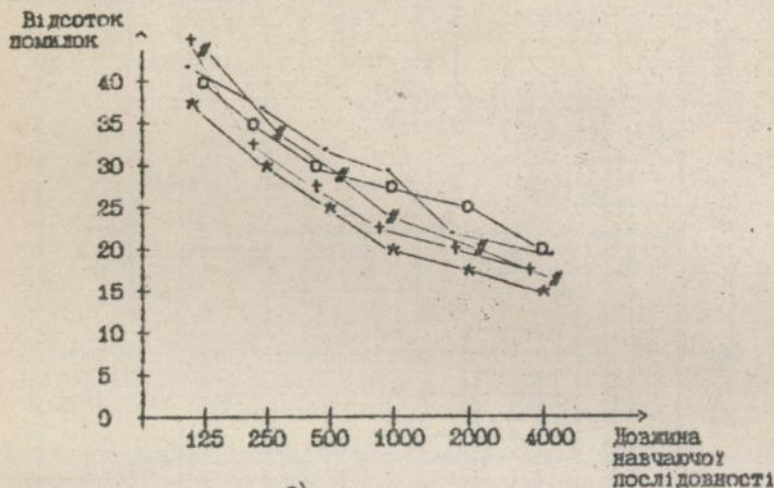


Рис. 7. Результати експериментального дослідження класифікаторів:
 + - багатопоплавковий класифікатор (МФК);
 * - класифікатор на потенційних функціях (РФС);
 o - класифікатор з використанням методу найближчого сусіда (ННО);
 - - класифікатор з зворотнім поширенням помилки (ЕРС);
 # - класифікатор з випадковими порогамі (РТС).

З'ясувалось, що нейронні класифікатори з випадковими порогами за якістю розпізнавання не поступаються традиційним класифікаторам і перевищують їх, наприклад, за часом розпізнавання та навчання.

Треба відмітити, що з метою отримання достовірної інформації про якість роботи класифікаторів було виконано кілька сотень тисяч експериментів. Для аналізу даних було використано статистичні методи їх обробки. Розраховувалися довірчі границі, які накривали параметри, що одiювались, з заданою ймовірністю. Вони не показані на рисунках, щоб не захащувати їх.

Приведемо для прикладу один експеримент з знайденими довірчими границями. Вимірність простору однак дорівнює 4. Було агеноровано 5 класів. Складність форми поверхні, яка розділяє класи, змінювалась від 4 до 16 (ці умовні величини введені в генераторі текстів). В таблиці 2 приведені кількість помилок (Err), час навчання (Tl), час розпізнавання (Tr). Результат кожного експерименту враховує результати по 500 точкам. Проведено по N=10 експериментів.

Таблиця 2

N	Складність											
	4			8			12			16		
	Err	Tr	Tl	Err	Tr	Tl	Err	Tr	Tl	Err	Tr	Tl
1	85	1	14	113	2	20	136	2	14	149	2	25
2	95	2	16	116	1	13	127	1	25	131	2	18
3	67	1	13	101	1	19	112	1	26	154	1	18
4	68	2	15	109	1	18	139	2	14	131	2	18
5	94	1	13	99	2	12	135	1	14	124	1	24
6	89	2	16	119	1	13	127	1	26	141	1	13
7	78	2	17	127	2	23	113	1	19	170	1	19
8	73	2	14	117	2	17	132	1	15	158	2	19
9	77	1	13	102	1	13	144	1	17	149	2	19
10	91	1	19	117	2	19	120	2	17	141	2	17

В таблиці 3 наведені значення вибіркового середнього і вибіркової дисперсії.

Таблиця 3

	Складність											
	4			8			12			16		
	Err	Tr	Tl	Err	Tr	Tl	Err	Tr	Tl	Err	Tr	Tl
X	81.8	1.5	15	112	1.5	16.7	128.5	1.3	18.7	144.8	1.6	19
S	3.54	0.18	0.67	3.05	0.18	1.26	3.63	0.16	1.7	4.71	0.17	4.7

З цих даних легко побудувати дві вірчі границі. Вони приведені в таблиці 4.

Складність	Інтервал Ерґ	Інтервал Тг	Інтервал Т1
4	80.75 - 82.85	1.4 - 1.7	14.61 - 15.39
8	110.2 - 113.8	1.4 - 1.7	15.97 - 17.43
12	125.4 - 130.6	1.21 - 1.39	17.71 - 19.69
16	142.1 - 147.5	1.5 - 1.7	18.27 - 21.73

Четвертий розділ присвячений питанням формування нейронних комплексів в АПНС в процесі їх навчання. Нейронний комплекс, що виникає в процесі навчання нейронної сітки, є ансамблем за термінологією Хемба. Ми достатньо докладно говорили про ансамблі у другому розділі. Такий нейронний ансамбль може мати складну внутрішню структуру (ядро і бахрому). В цьому випадку структура ансамбля відповідає структурі поняття, яке ансамбль відображає. Зупинимося на цьому більш детально.

Цей опис якогось поняття складається з описів його ознак. На мові нейронної сітки це означає, що в векторі, який відповідає поняттю, є присутніми активні нейрони, що входять до складу ознак цього поняття. Це виходить з тих процедур кодування, які ми описали вище. Крім того, вектор репрезентує в собі і ім'я цього поняття. В цьому випадку, щоб знайти, чи схожі два поняття, треба порівняти їх нейронні ансамблі. Якщо поняття схожі, то в векторах, які їх відображають, є багато спільних активних нейронів. Тобто в нейронних сітках формуються взаємозалежні нейронні ансамблі. В цьому випадку постає питання про дослідження інформаційної місткості нейронних сіток, тобто скільки нейронних ансамблів може запам'ятати нейронна сітка без втрати можливості їх відновлення (розпізнавання).

Інформаційна місткість була досліджена. Це було зроблено як для випадку формування незалежних нейронних ансамблів, тобто нейронних ансамблів з однорідною структурою, так і для випадку формування ансамблів зі складною структурою. На рис. 8 приведена залежність кількості ансамблів, які формуються в нейронних сітках, від рівня шуму у вхідному векторі. Це зроблено для незалежних ансамблів. Розмір нейронної сітки в цьому випадку дорівнював $n=4096$ нейронів.

У випадку формування ансамблів зі складною структурою експерименти максимально наближені до формування нейронної моделі реального світу і про це будемо говорити нижче.

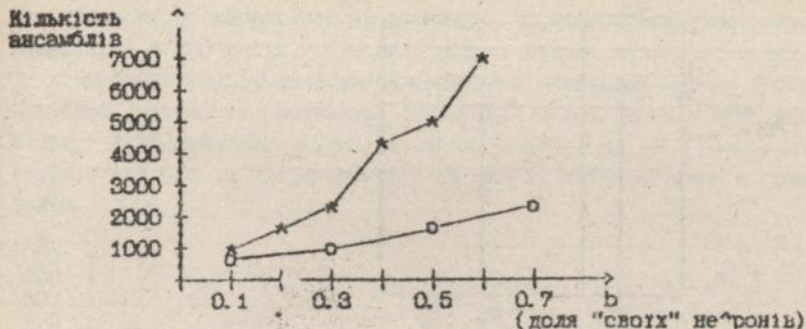


Рис. 8. Місткість асоціативного поля при формуванні ансамблів: * - з розміром 64 нейрони; o - з розміром 128 нейронів.

Для оцінки інформаційної місткості був розроблений чисельно-аналітичний метод. Швидкодія сучасних персональних ЕОМ і розміри пам'яті не достатні для дослідження нейронних сіток, що складаються з сотень тисяч нейронів. Але для вирішення задач штучного інтелекту потрібні саме такі і більші нейронні сітки. Тому було потрібно розробити теоретичну модель нейронної сітки, яка дозволяє оцінити інформаційну місткість сітки без моделювання матриці зв'язків, але потребує ресурсу пам'яті і багато часу. Чисельно-аналітичний метод дозволяє за допомогою розподілу ймовірностей оцінити стан матриці зв'язків і чисельно зробити порогові операції при розрахунках вихідного збудження нейронів. Через недостатні обсяги автореферату випишемо формули розподілу ймовірностей для матриці зв'язків, не зупиняючись на їх виведенні.

На рис. 9 зображена матриця зв'язків для нейронної сітки з n нейронів. Розмір ансамблю - m , де $m < n$. Кожен нейрон може бути в збудженому стані ("1"), чи в стані спокою ("0"). Нехай сформовано N ансамблів. Після цього виконуються тест: 1 по відновленню ансамблів. З цієї мети збуджуються L нейронів, що належать ансамблю, і $(1-b)L$ нейронів, що не належать ансамблю (на рис. 9 виділено смугу нейронів). Після цього виконують перерахунок активності нейронної сітки. Вхідне збудження кожного нейрону на новому такті перерахунку збудження підраховується спеціальним дільником усереднені суми по стовпцях. Суми що є в дільнику - це випадкові величини і розподілені вони за нормальним законом. При цьому розподіл змісту дільників для "своїх" нейронів і для "чужих" різний (E_1, E_2).

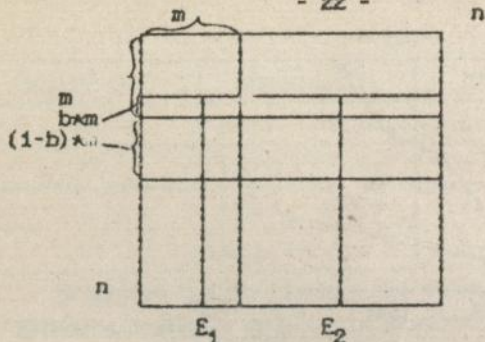


Рис. 9. Матриця зв'язків

$P(y_2) = 1/(d(E_2) \sqrt{2\pi}) \cdot e^{-(E_2 - M(E_2))^2 / 2d^2(E_2)} \cdot m/(m-y_2)$, (6)
 де y_2 - кількість "чужих" одиниць в стовпці з виділеної смуги матриці зв'язків; $d(E_2)$ - середньоквадратичне відхилення; $M(E_2)$ - математичне сподівання.

$P(y_1 + b \cdot m) = 1/(d(E_1) \sqrt{2\pi}) \cdot e^{-(E_1 - M(E_1))^2 / 2d^2(E_1)} \cdot m \cdot (1-b) / ((1-b) \cdot m - y_1)$, (7)
 де y_1 - кількість "своїх" одиниць в стовпці з виділеної смуги матриці зв'язків; $d(E_1)$ - середньоквадратичне відхилення; $M(E_1)$ - математичне сподівання.

По формулам (6) і (7) будуться гистограми вхідних абучень "своїх" (які належать ансамблю) і "чужих" нейронів (які не належать ансамблю). На основі гистограми чисельним методом підраховується поріг.

Оцінки, які були отримані за допомогою цього методу, перевірилися за допомогою моделювання нейронних сіток. Кількість нейронів досягала 4096, а розмір ансамбля змінювався від 32 до 256 нейронів. Приклад експериментальної і теоретичної кривих показано на рис. 10.

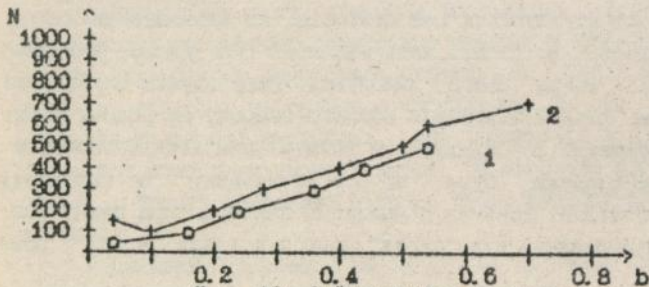


Рис. 10. Інформаційна місткість:

1 - експериментальне дослідження; 2 - теоретична крива.

Вони близькі за характером змінювання. Час побудови теоретичної кривої (2) в 200 разів менше часу роботи моделі нейронної сітки.

Чисельно-аналітичний метод було адаптовано для оцінки інформаційної місткості модульних нейронних сіток (розмір нейронної сітки - 8192 нейрони, кількість модулів від 4 до 16, розмір ансамблів від 128 до 612 нейронів). На рис. 11 наведено один з прикладів.

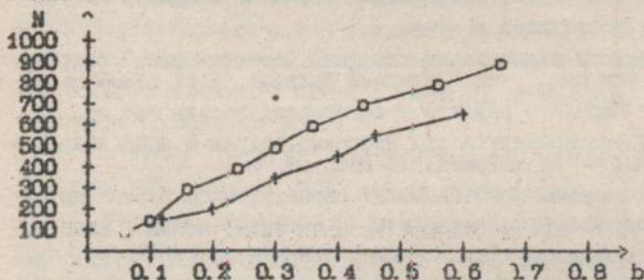


Рис. 11. Інформаційна місткість нейронної сітки ($n=8192$, $m=612$, $k=4$) + - крива, що побудована за чисельно-аналітичним методом; o - експериментальна крива.

До цих пір ми розглядали статистично незалежні ансамблі, які мають однорідну структуру. Але при формуванні ієрархічних моделей навколишнього світу ансамблі, які з'являються в нейронній сітці, не мають такої однорідності і статистичної незалежності. Реально ансамблі мають ядро, в якому багато зв'язків між нейронами, і бахрому, в якій зв'язків менше. Це пов'язане з тим, що описи різних представників одного класу мають спільні ознаки. Тому в нейронній сітці формуються складні ансамблі, які відповідають якомусь класові, і складаються з ядра (ознак, які зустрічаються часто) і бахроми (ознак, що відповідають індивідуальним характеристикам об'єктів). Були проведені експериментальні дослідження місткості нейронних сіток, в яких формуються ансамблі зі складною структурою.

Перша серія експериментів була організована таким чином. На входи сітки подавалися вектори, які описують Q різних класів об'єктів. Кожен об'єкт мав k представників R_1, \dots, R_k . Кожен представник описувався вхідним вектором, який мав одну і ту ж саму частину X , що відповідала "ядру", і різні частини Y_1, \dots, Y_k , що відповідали бахромі. Код "ядерної" частини ансамблю мав біля n_1 одиничних компонентів, а код бахроми - n_2 .

Для перевірки працездатності нейронної сітки висонувались такі тести.

1. Перевірялося відновлення ядра ансамблю по його частині. В цьому тесті на вхід подавався вектор, який мав $b \cdot m_n$ нейронів ядра і $(1-b) \cdot m_n$ випадкових нейронів. Параметр регулятора активності асоціативного поля дорівнював m_n .

2. Перевірялося відновлення бахроми. Вхідний вектор мав m_n нейронів, що належали ядру, $b \cdot m_f$ нейронів, що належали спостерігаємії бахромі, і $(1-b) \cdot m_f$ випадкових нейронів. Параметр регулятора активності дорівнював $m_n + m_f$.

3. Перевірялося відновлення ядра по частині його бахроми. Вхідний вектор мав $b \cdot m_f$, які належали бахромі, і $(1-b) \cdot m_f$ випадкових нейронів. Параметр регулятора активності дорівнював m_n .

Результати експериментів дл. нейронної сітки з 4096 нейронів і при $m_n = 64$, $m_f = 64$ наведені на рис. 12.

В реальних задачах реалізування образів описи різних об'єктів формується не з окремих нейронів, а з ознак, кожна з яких кодується іншою групою нейронів. Тому в нейронній сітці різні ансамблі будуть мати коди, які корелюють між собою.

Виникає задача наближати дослідження інформаційної місткості до реальності, формуючи ансамблі не з окремих, незалежно вибраних нейронів, а з представників обмеженого набору ознак.

Кожній ознаці відповідає своя м.ска. Вхідний вектор, який відповідає певному представителю класу C , формується з g ознак ($g < k$).

Кількість ансамблів

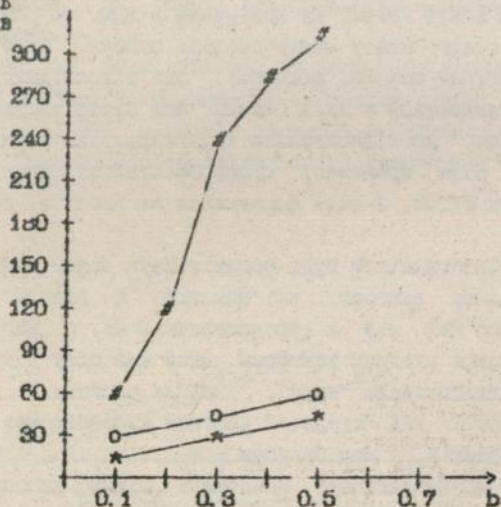


Рис. 12. Експерименти по відновленню ядра (#) по частині ядра;

ядра а бахромок (*) по частині бахроми;
ядра по частині бахроми (o).

Нехай є k ознак f_1, \dots, f_n , якими описуються об'єк з класу C . В експерименті g ознак випадково вибираються з k ознак. Експерименти проведено для таких випадків: 1) $k=128$, $g=10$; 2) $k=128$, $g=3$; 3) $k=16$, $g=3$. Було виявлено, що з зростанням кореляції ознак, знижується інформаційна місткість сітки.

В усіх проведених експериментах по дослідженню інформаційної місткості нейронних сіток у випадку формування складних ансамблів місткість знижується. Цей факт треба брати до уваги при розрахунках обсягів нейронних сіток і розмірів ансамблів, необхідних для вирішення конкретних задач.

У п'ятому розділі описані задачі розпізнавання образів і приклади використання АПС для їх розв'язання. Задача розпізнавання текстур вирішена як за допомогою нейросіткової парадигми, так і за допомогою метода потенційних функцій. Були порівняні обидва підходи.

Під текстурними ознаками розуміють деякі статистичні характеристики локальних ділянок зображення. Ми розуміємо під текстуров властивість локальної ділянки зображення зберігатися незмінною на більшому зображенні. Прикладами текстур можуть бути листя дерева, трава, цеглинна стіна. Ми використовували в роботі такі текстурні ознаки: 1) гістограму яскравостей; 2) гістограму контрастів; 3) гістограму орієнтацій контурних елементів. Усього біля 75 ознак. Були використані чорно-білі фотографії вулиць міста з 5 типами текстур: небо, дерева, дорога, транспортні засоби, стовпи та стовбури дерев. Для кожного зображення використовувалось 408 різних зразків (вікно розміром 16×16 пікселів пересувалось по зображенню 200×144 пікселів з кроком у 8 пікселів). Перші результати розпізнавання досягли 80%. Відсоток правильного розпізнавання у класификаторів, як і у потенційних функцій досягав 90%. Ефективність розпізнавання за допомогою нейронних класификаторів на порядок вища ніж при використанні потенційних функцій.

На прикладі задачі розпізнавання складних форм продемонстрована можливість використання формальної мови опису та конструювання ієрархічних нейросітвових структур. Розпізнавання форм досягається за рахунок аналізу характерних частин фігури. Наприклад, листя дубу і клена відрізняються кількістю і характером виступів і западин. Розроблено спеціальний алгоритм виділення виступів і западин, що орієнтований на нейрокомп'ютерну реалізацію.

Алгоритм працює з бінарним зображенням. За ознаки прийняті відношення площини виступів і площини западин до площини фігури. Проведено експеримент: ьне дослідження такої нейронної двохрівневої системи розпізнавання на прикладі розпізнавання 4 класів об'єктів, намальованих від руки: легкові автомоболі, вантажні, автобуси, танки. Якість розпізнавання досягла 90 %. На 2 класах (тополя і ялинки, намальовані від руки) досягнуто 92 % розпізнавання.

Задача розпізнавання рукописних слів вирішена з використанням спеціальних апаратних засобів - нейрокомп'ютера. При цьому було реалізовано генетичний алгоритм оптимізації множини ознак.

Алгоритми, які розроблені для розпізнавання рукописних слів, орієнтовані на нейрокомп'ютерну реалізацію, тобто на роботу з довгим рядком, довжина якого 512 бітів. За ознаки були обрані елементи зображення, а саме відрізки ліній з різними кутами нахилу. Таких ознак було 10. Особно написано слово вводилося сканером (300-400 бінарних точок на дюйм). Крім використовувалися операції клітинної логіки, що була розроблена спільно з Куссулем Е.М. З-за браку місця ми не будемо детально зупинятися на реалізації цих алгоритмів.

Розглянемо проведену оптимізацію набору ознак за допомогою моделювання еволюції. Метою цих експериментів було забезпечення надійної класифікації об'єктів. Кожному "особено" ставилась у відповідність підмножина ознак, по якій "особень" навчався розпізнаванню. Після цього розраховувалась функція якості розпізнавання. Моделювався процес породження "нападків" з урахуванням мутацій і процесу "природнього добору".

Експеримент проводився для 10 рукописних слів, що написані різними люд.ми. Початкова множина мала 40 ознак (прямі під різними кутами, дуги різних радіусів). Задачею генетичного алгоритму було знайти таку комбінацію ознак, що дає найкращі результати розпізнавання. Цільова функція задавалася у вигляді:

$$Q = (c_1 \cdot X + c_2 \cdot Z)^4 \quad (8)$$

де c_1, c_2 - константи; X - кількість ознак; Z - кількість помилок при розпізнаванні контрольної послідовності.

Перша генерація формувалася за допомогою процедури випадкових чисел і нараховувала біля 20 ознак. Кожна генерація могла мати 10 "особень" чи 32. Змінювання цільової функції в останньому випадку приведено на рис. 13.

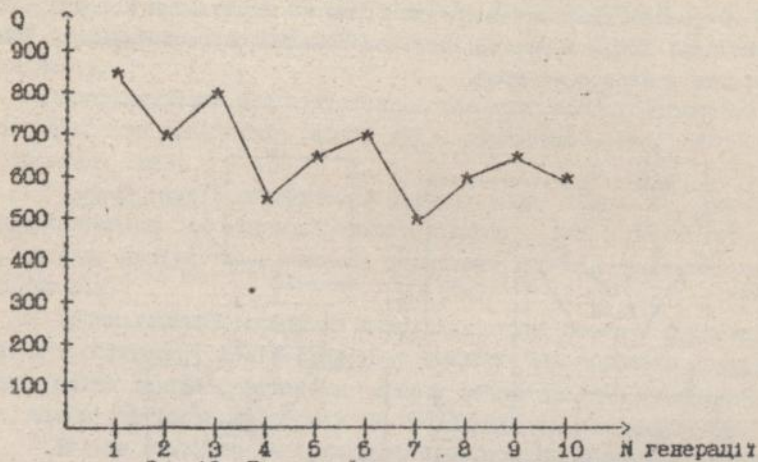


Рис. 13. Цільова функція в експериментах з оптимізацією

В шостому розділі обговорені питання апаратної підтримки роботи АЛНС.

Моделювання нейронних сіток на звичайних ЕОМ займає багато часу. Це пов'язано з тим, що паралельні за своєю структурою і процесами, які мають місце в нейронних сітках, вони переносяться на послідовні машини. В світі оформився цілий науково-технічний напрямок по створенню нових обчислювальних засобів, які орієнтовані на реалізацію нейросіткових парадигм і названі нейрокомп'ютерами.

В Інституті кібернетики НАН України під керівництвом В. М. Хуссуля було розроблено і виготовлено макет нейрокомп'ютера НІК. Нейрокомп'ютер - це комп'ютер з RISC архітектурою. Цей нейрокомп'ютер було використано для вирішення задачі розпізнавання текстур. Влок-схема нейрокомп'ютера приведена на рис. 14.

Макет складається з двох головних блоків: блоку процесорних модулів і блоку керування. До складу першого входять оперативна пам'ять (RAM), арифметико-логічний пристрій (ALU), мультиплексор (MUX1), асучний регістр (SRG1) та блок двоїчних лічильників (Ct1). Блок керування має надоперативну пам'ять (CM), арифметико-логічний пристрій (ALU2), асучні регістри (SRG2, SRG3), мультиплексор (MUX2), двоїчний лічильник (Ct2), регістр команд (IRG) і схему синхронізації (на рис. 14 не показана).

Програмування нейрокомп'ютера виконується на спеціальній мо-

зі на зразок Ассемблї а. Макет виконано як додатковий пристрій до персональної ЕОМ, і усе периферійне обладнання персональної ЕОМ обслуговує і нейрокомп'ютер.

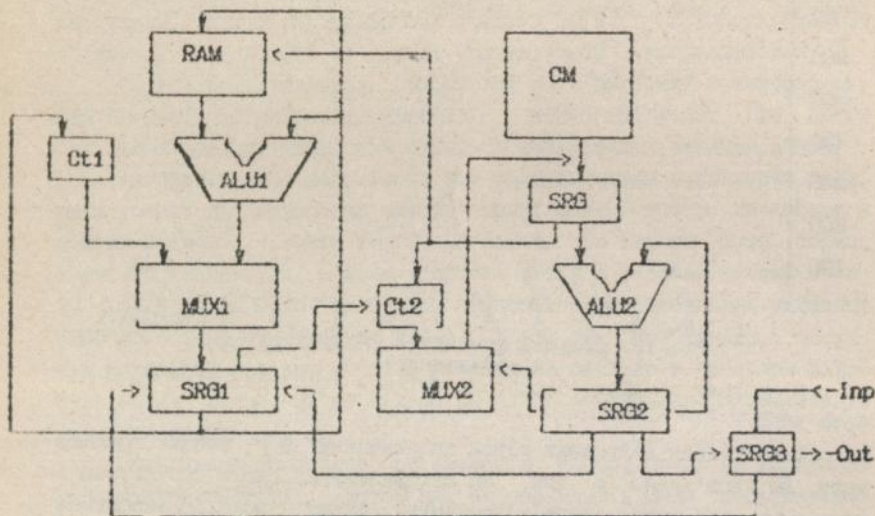


Рис. 14. Блок-схема нейрокомп'ютера

Робота на цьому нейрокомп'ютері дозволила сформулювати вимоги до наступного варіанту машини (наприклад, абі: шіти розрядність в 256 до 512 та і т. д.). Був розроблений емулятор нового нейрокомп'ютеру. Оскільки емулятор мав засоби для налагоджування програм, то його можна було використовувати при написанні програмного забезпечення для вирішення задачі реалізація рукописних слів, що і було зроблено. Розробка емулятора дозволила відібрати систему команд в ірокоп'ютера, що дозволило спільно з японською фірмою WACOM розробити і виготовити нейрокомп'ютер B512.

Емуляція нейрокомп'ютеру виконувалась на рівні команд нейрокомп'ютеру і не зачіпала рівня окремих сигналів. При емуляції враховувались зміни стану усіх регістрів і стан пам'яті нейрокомп'ютера. Для візуалізації стану 512-розрядного регістру було запропоновано його графічне представлення. З використанням емулятору автором була налагоджена програма з імітації роботи модульної нейронної сітки. Швидкодія нейрокомп'ютера, B512 може досягати і млрд CUPS (Connection Updates Per Second). Його оперативна

пам'ять в 8 разів вища за пам'ять нейрокомп'ютеру НИИ, що дозволяє реалізувати нейронні сітки, які мають до 400 млн. синаптичних зв'язків.

Запропоновано апаратну реалізацію модульних нейронних сіток, що дозволить прискорити роботу нейрокомп'ютера і збільшити обсяги нейронних сіток.

Сьомий розділ присвячений перспективам подальших робіт по удосконаленню як запропонованого підходу, так і по розробці комерційних продуктів на основі парадигми АЛНС та нейронних класифікаторів.

Проаналізовано роботи з кодування, які повинні бути виконані в майбутньому. Увага приділена дослідженню зсувного кодування, яке обіцяє цікаві результати, а саме незалежність інваріантність до місця розташування образу на зображенні та його масштабу.

Вільше уваги треба приділити ієрархічним системам, що призначені для вирішення задач штучного інтелекту. Звідси треба дослідити кількісні характеристики схожості об'єктів чи понять на різних рівнях ієрархії.

Розглянуто задачі, які можуть бути вирішені за допомогою нейронних сіток. Вільше уваги приділено тим задачам, розв'язання яких може привести до створення комерційних продуктів на базі нейрокомп'ютерів. Так, наприклад, акустична діагностика в техніці може використовуватися для перевірки двигунів на станціях технічного ремонту. В медицині акустична діагностика може використовуватися при масових обстеженнях населення для виявлення серцевих чи легеневих захворювань.

Однією з цікавих задач може бути система технічного зору для читання рукописних текстів. Розпізнавання облич, контроль якості продукції і багато інших задач можна спробувати вирішити за допомогою нейронних сіток.

Апаратна реалізація нейронних сіток теж повинна удосконалюватися. З цією метою цікаво розглянути і дослідити можливості використання трансп'ютерних плат.

ВИСНОВКИ

1. Використання нейронних комплексів дозволяє зберегти інформацію про схожість об'єктів, які представляються цими комплек-

сами, що апрошує розв'язання задач штучного інтелекту, в яких виявлення схожості об'єктів відіграє суттєву роль.

2. Інформаційна місткість асоціативно-проективних нейронних сіток при формуванні нейронних комплексів (ансамблів зі складною структурою - ядром и бахромою) зменшується в порівнянні с місткістю сітки при формуванні однорідних ансамблів.

3. При зростанні розмірів нейронної сітки і переході до модульної (неповноз'язної) структури нейронної сітки інформаційна місткість сітки зростає.

4. Нові способи кодування інформації на вході нейронних сіток реалізують спрямляюче перетворення вхідного простору, що суттєво покращує характеристики класифікаторів, розроблених з їх використанням.

5. Класифікатор з випадковими порогоми забезпечує якість розпізнавання на рівні кращих традиційних класифікаторів. Швидкість навчання та швидкість розпізнавання цього класифікатора в багато разів перевищує швидкість роботи традиційних класифікаторів.

6. Спільне використання нейронних сіток і метода еволюційної оптимізації для відбору інформативних ознак при вирішенні задач розпізнавання образів (а саме при вирішенні задачі розпізнавання рукописних слів) приводить до покращення результатів розпізнавання.

7. Використання нейронних сіток з нейронними комплексами для вирішення прикладних задач розпізнавання форм об'єктів, текстур, описних слів дає результати, які по деяким параметрам перевищують традиційні методи.

8. Модульна структура нейронних сіток дозволяє зменшити потрібні обсяги пам'яті в порівнянні з повноз'язними нейронними сітками, а так і забезпечує зростання швидкодії в порівнянні з повноз'язними нейронними сітками.

Основні положення дисертації опубліковані в таких працях:

1. Вайдик Т. Н. Сетевые схемы обработки информации // Всесоюз. науч.-техн. конф. "Адаптивные роботы-82". - М., 1982. - С. 64-65.

2. Вайдик Т. Н. Об устойчивости работы сетевой системы принятия решений автономного интегрального робота // Кибернетика. - 1983. - №1. - С. 128-131.

3. Вайдик Т. Н. Возможные применения сетевых структур // Математическое моделирование в биологии и медицинские информацион-

ные системы - Киев: Ин-т кибернетики АН УССР, 1983. - С. 98 - 105.

4. Вайдык Т. Н. Оптимизация устройств, построенных с применением нейроподобных сетей // *Материалы Всесоюз. конф. "Бионика и биокибернетика-85"*. - Д., 1986. - С. 9-10.

5. Вайдык Т. Н., Гольцев А. Д., Луценко В. И. Моделирование зрительного восприятия на основе нейроподобных сетей: Тез. докл. Всесоюз. конф. по искусственному интеллекту (Переяславль-Залесский). - М., 1988. - Т. 2 - С. 141 - 146.

6. Вайдык Т. Н. Моделирование некоторых механизмов переработки информации // *Республ. конф. "Бионика-89"*. - Кременчуг, 1989. - С. 39-40.

7. Вайдык Т. Н. Применение нейроподобных сетей для распознавания формы объекта // *Моделирование и моделирование на человекоподобных ЭВМ МНЭМ'89*, III науч.-техн. конф. с междунар. участием, Варна, 1989. - С. 68-69.

8. Вайдык Т. Н. Предварительная обработка стереоизображений // *Биомедицинская кибернетика*. - Киев: Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова АН УССР, 1989. - С. 81-85.

9. Вайдык Т. Н. Распознавание формы плоских фигур с помощью нейроподобной сети // *Нейроподобные сети и нейрокомпьютеры*. - Киев: Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова АН УССР, 1990. - С. 28-33.

10. Kussul F. M., Vaidyk T. N., Rachkovskiy D. A. Numerical-analytical method for neural network investigation // *Intern. Symp. on Neural Networks and Neura. Computing "Neuronet-90"*, Proc., Prague, Czechoslovakia, Sept. 1990. - P. 217-220.

11. Кургуль Э. М., Вайдык Т. Н. Разработка архитектуры нейроподобной сети для распознавания формы объектов на изображении // *Автоматика*. - 1990, № 5. - С. 56-61.

12. Распознавание текстур с помощью нейрокомпьютера, С. Я. Артыкуца, Т. Н. Вайдык, Э. М. Кургуль, Д. А. Рачковский. - Киев, 1991. - 20 с. (Препр. / АН УССР. Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова; 91-8).

13. Вайдык Т. Н. Сравнительный анализ распознавания текстур методом потенциальных функций и с помощью нейроподобных сетей // *Нейроподобные сети и нейрокомпьютеры*. - Киев: Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова АН УССР, 1991. - С. 52-61.

14. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Н. М. Амосов, Т. Н. Вайды, А. Д. Гольцев и др.; Под ред. Н. М. Амосова - Киев: Наук. дум., 1991. - С. 272.

15. Kussul E. M., Rachkovskij D. A., Baidyk T. N. Associative-projective neural networks: architecture, implementation, applications // Proc. of Fourth Intern. Conf. "Neural Networks & their Applications", Nimes (France), Nov. 4-8, 1991. - P. 463-476.

16. Kussul E. M., Rachkovskij D. A., Baidyk T. N. On image texture recognition by associative-projective neurocomputer // Proc. from the ANNIE'91 conf. "Intelligent engineering systems through artificial neural networks", ed. by C. H. Dagli, S. Kumara and Y. C. Shin. ASME Press, 1991. - P. 453-458.

17. Куссуль Э. М., Вайдык Т. Н. Некоторые функции ассоциативного нейронного поля. - Киев, 1992. - 21 с. - (Препр. / АН Украины. Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова; 92-5).

18. Вайдык Т. Н. Исследование информационной емкости ассоциативного поля при формировании ансамблей со сложной структурой // Нейроподобные сети и нейрокомпьютеры - Киев, Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова АН Украины, 1992. - С. 39-48.

19. Куссуль Э. М., Вайдык Т. Н. Оценка быстродействия ассоциативно-проективных нейрокомпьютеров. - Международная конференция по проблемам моделирования в бионике "Биомод-92", 21-26 июня 1992, Санкт-Петербург - С. 260-261.

20. Куссуль Э. М., Вайдык Т. Н. Модульная структура ассоциативных нейроподобных сетей. - Киев, 1993. - 16 с. (Препр. / АН Украины. Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова; 93-6).

21. Куссуль Э. М., Вайдык Т. Н. О кодировании информации в ассоциативно-проективных нейронных сетях. - Киев, 1993. - 18 с. (Препр. / АН Украины. Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова; 93-3).

22. Kussul E. M., Baidyk T. N., Rachkovsky D. A. Neural network for recognition of small images. - Proceedings of the first all-Ukrainian conference "UkrOBRAZ'92", Kyjiv, Ukraine, November 17-21, 1992 - P. 151-153.

23. Вайдык Т. Н. Эволюционная оптимизация набора признаков // Нейроподобные сети и нейрокомпьютеры. - Киев: Ин-т кибернетики им. В. М. Глушкова АН Украины, 1991. - С. 26 - 33.

24. Kussul E. M., Baidyk T. N., Lukovitch V. V., Rachkovskij D. A. Adaptive neural network classifier with multifloat input.

coding. — Proc. of 6-th Int. Conf. "NeuroNimes'93", Nimes, France, Oct. 25—29, 1993, EC2-publishing. — P. 326—331.

25. Kussul E., Baidyk T. Structure of neural assembly. — The RNNS/IEEE Symposium on Neuroinformatics and Neurocomputers. Rostov-on-Don, Russia, October 7—10, 1992. — P. 423—434.

26. Куссуль Э. М., Байдык Т. Н. Структура нейронных ансамблей // Нейрокомпьютер. — 1992, № 1. — С. 16—23.

27. Kussul E. M., Baidyk T. N., Lukovitch V. V., Rachkovskij D. A. Adaptive high performance classifier based on random threshold neurons. Proc. of Twelfth European Meeting on Cybernetics and Systems Research (EMCSR-94). Austria, Vienna, April 5—8, 1994 in R. Trappl (ed.): Cybernetics and Systems'94, World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. Singapore. — P. 1687—1695.

28. Байдык Т. Н. Язык описания ассоциативно-проективных нейронных структур. // Нейросетевые технологии и нейрокомпьютеры. — Киев: Ин-т кібернетики ім. В. М. Глушкова АН України, 1994. — С. 11—20.

Підп. до друку 05.08.94. Формат 60×84/16. Папір друк. Офс. друк. Ум. друк. арк. 1,86. Ум. фарбо-відб. 1,98. Обл.-вид. арк. 2,0. Зам. 868. Тираж 100 прим.

Редакційно-видавничий відділ з поліграфічною дільницею
Інституту кібернетики імені В. М. Глушкова НАН України
252650 Київ МСД 22, проспект Академіка Глушкова, 40.

AB 30.635

AB 30.635