

Національна академія наук України
Інститут проблем математичних машин і систем

ГОРОДНИЧИЙ Дмитро Олегович

УДК 621.8:681.5

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА РОЗРОБКА
ВИСОКОПРОДУКТИВНИХ ПОВНИХ
НЕЙРОМЕРЕЖ

01.05.03 - Математичне і програмне забезпечення обчислювальних
машин і систем

А в т о р е ф е р а т

дисертації на здобуття наукового ступеня
кандидата фізико-математичних наук

Київ - 1997

Дисертацією є рукопис

Робота виконана в Інституті проблем математичних машин і систем НАН України

Науковий керівник : кандидат технічних наук, с. н. с.

РІЗНИК О. М.

зав.відом ІПММС НАН України

Офіційні опоненти : доктор фізико-математичних наук, професор

КАПІТОНОВА Ю.В.

зав.відом Інституту кібернетики НАН

України

доктор технічних наук, професор

ПОПОВ М. О.

нач. кафедри інформаційних технологій

Інституту військово-дипломатичної служби АЗС
України

Провідна установа : Київ Національний Університет

ім. Т.Г.Шевченка.

Захист відбудеться "____" _____ 1997 р. о _____ годині
на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 01.45.02 при
Інституті проблем математичних машин і систем НАН України
за адресою:

252187 Київ 187 проспект Академіка Глушкова , 42

З дисертацією можна ознайомитись в науково-технічному архіві
Інституту проблем математичних машин і систем НАН України

Автореферат розіслано "____" _____ 1997 р.

Вчений секретар
спеціалізованої вченої ради

ХОДАК В.І.

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Проблема створення нейрокомп'ютерів - ЕОМ що реалізують принципи дії нервової системи є дуже актуальною і в останні десятиліття зроблено значний поступ у її розв'язанні. Серед розроблюваних зараз нейрокомп'ютерних архітектур важливе місце посідають повнозв'язані нейромережі, що складаються з бінарних нейронів (ПНМ), які використовуються як апарат для створення асоціативної пам'яті понад 20 років. Такі мережі в результаті вільної еволюції (конвергенції) переходять із довільного початкового стану у кінцевий сталлий стан (атрактор), що визначається вагою міжнейронних зв'язків. Знаходження вагових коефіцієнтів, що забезпечують бажану множину кінцевих станів, становить задачу навчання нейромережі.

Одним з можливих рішень цієї задачі є кореляційне правило Хебба модифікації ваги зв'язків, що було запропоновано в 1974р. Літлом, який розглядав повну нейронну мережу як вже відоме у фізиці "спінове скло".

Ця аналогія давала можливість застосувати математичний апарат та закони статистичної фізики для вирішення задач навчання нейромереж. Пізніше, в 1977р. Кохонен, а потім Амарі удосконалили це рішення, запропонувавши псевдо-інверсне навчальне правило (ПІ НІ) для ПНМ. Нарешті, в 1982р. Хопфілд ввів поняття енергії повної нейромережі та створив теоретичний апарат, який базується на цьому понятті, для аналізу атракторів ПНМ. Після цього повні нейромережі стали використовуватись для розпізнавання та асоціювання образів, а також при вирішенні задач оптимізації та штучного інтелекту.

Однак, подальший розвиток ПНМ стримувався порівняно невисоким обсягом їхньої пам'яті. При навчанні за правилом Хебба збільшення кількості запам'ятованих образів понад 14% від числа нейронів мережі приводить до того, що еволюція станів ПНМ може не досягати глобальних мінімумів і зупинятись у локальних мінімумах енергії, що є хибними атракторами нейромережі. Тому перед дослідниками та розробниками ПНМ постали дві важливі задачі:

- 1) знайти методи та засоби уникнення локальних мінімумів енергії;
- 2) збільшити обсяг пам'яті ПНМ.

Персонезом та ін. в 1986р. було показано, що найбільш перспективним для вирішення цих задач є застосування псевдо-

інверсного навчального правила, яке дозволяє запам'ятати вдвічі більше образів-еталонів ніж правило, запропоноване Хопфілдом. Теоретична межа обсягу пам'яті для ПІ НП становить 50% від кількості нейронів мережі, але практично вона є недосяжною через швидке зростання кількості хибних атракторів, пов'язаних з локальними мінімумами енергії. Нами було встановлено, що при навчанні за ПІ НП поведінка мережі суттєво залежить від рівня зворотнього зв'язку нейронів - при його збільшенні зростає кількість хибних атракторів і можуть виникати цикли - динамічні атрактори. Це дозволило нам дійти висновку, що зменшення зворотнього зв'язку сприятиме поліпшенню характеристики ПНМ і запропонувати відповідну методику модифікації ПІ НМ. Теоретичний аналіз цієї методики та її експериментальна перевірка шляхом програмного моделювання, показують, що обсяг пам'яті модифікованої ПІ нейромережі може не тільки досягати теоретичної межі 50% від кількості нейронів, але і значно перевищувати її.

Запропоновану методику ми назвали рознасиченням мережі, а мережу, що побудована за цією методикою, - рознасиченою псевдоінверсною нейромережею.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дослідження по темі дисертації проводились в межах науково-дослідних робіт:

- "Дослідження потокового методу нейрообчислень і розробка програмних нейрокомп'ютерів на персональних ЕОМ та трансп'ютерах" Державної науково-технічної програми 6.3 "Нейрокомп'ютер".

- "Вінер - УА" за планом секції президії НАН України

Мета і задачі дослідження. Дисертація присвячена дослідженню та розробці високопродуктивних повних нейронних мереж (ПНМ), де під продуктивністю ми розуміємо здатність мережі до запам'ятовування та розпізнавання образів. Метою дисертації є розробка нового алгоритма навчання ПНМ, що дозволяє створювати ПНМ із підвищеною розпізнавальною здатністю та збільшеним обсягом пам'яті.

Для досягнення поставленої мети в роботі вирішуються такі задачі:

- 1) Показати перспективність повних нейронних мереж, як апарату для створення автоасоціативної пам'яті, вирішення задач розпізнавання образів та побудови систем штучного інтелекту, а також виявити

образів та побудови систем штучного інтелекту, а також виявити причини головного їх недоліку - невисокого обсягу асоціативної пам'яті.

- 2) Довести перспективність псевдоінверсного (проекційного) правила навчання для ПНМ, систематизувати результати теоретичних досліджень ПІ НП та виявити і обґрунтувати можливі шляхи його удосконалення.

- 3) Розробити теоретичний апарат і виконати дослідження запропонованої у дисертації методики рознасичення ПІ НП.

- 4) Створити програмну модель ПНМ і експериментально перевірити теоретичні оцінки підвищення обсягу та поліпшення асоціювання при застосуванні методики рознасичення ПІ НП.

Наукова новизна одержаних результатів. В роботі всебічно досліджено вплив зворотнього зв'язку нейронів на динаміку повних нейромереж і вперше доведено можливість подолання 50% бар'єру обсягу пам'яті ПІ НМ. Запропоновано, теоретично і експериментально обґрунтовано методику модифікації ПІ НП, що забезпечує створення високопродуктивних ПНМ, що за обсягом пам'яті в 2 - 4 рази перевищують існуючі ПНМ.

Практичне значення одержаних результатів роботи полягає в тому, що запропонована методика модифікації ПІ НМ дозволяє значно збільшити продуктивність штучних нейромереж, що сприятиме розширенню їх застосування в системах розпізнавання образів, обробки даних, штучного інтелекту тощо.

Апробація результатів роботи. Результати роботи доповідалися та обговорювалися на семінарах з моделювання нейронних мереж ІПММС НАН України та на таких міжнародних наукових конференціях:

- 1) Software for Multiproc. and Supercomp, (Moscow, Russia, 1994)
- 2) Intern. Conf. on Artificial Neural Networks (Bochum, Germany, 1996)
- 3) International Conference on Image Analysis and Processing (Florence, Italy, 1997).

Публікації. По темі дисертації опубліковано 6 робіт автора (3 - в наукових журналах, 3 - в трудах конференцій).

Структура і обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається з вступу (Розділ 1), 3-х глав (Розділи 2-4), в яких викладено зміст та результати проведених досліджень, висновків (Розділ 5), списку літератури та трьох додатків. Загальний обсяг роботи 108 стор., в тому числі 3 таблиці та 21 малюнок. Бібліографія - 84 найменування.

ЗМІСТ РОБОТИ

У вступі (Розділ 1) обґрунтовано актуальність досліджень в галузі штучних нейромереж, подано короткий огляд історії створення сучасних моделей ПНМ, розглянуті основні наукові результати, одержані в розробці теорії і дослідженні особливостей поведінки повнозв'язаних нейромереж. Проведено порівняльний аналіз цих результатів з одержаними автором в даній роботі. Наведено структуру дисертаційної роботи та розглянуто стислий зміст її розділів.

Другий розділ "Повні нейромережі" містить визначення основних понять теорії штучних нейромереж, характеристику математичного апарату, аналіз особливостей поведінки ПНМ, існуючих методів їх навчання та галузей практичного застосування.

При моделюванні штучних нейромереж використовується формальна аналогія між мозком людини та мережею, вузли якої можуть або знаходитися у звичайному (загальмованому) або у збудженому станах, залежно від сумарного потенціалу на їхніх входах (постсинаптичного потенціалу). Повна нейронна мережа - це мережа, яка складається з N зв'язаних один з одним нейронів, еволюція якої у часі визначається синхронним модифікуючим правилом:

$$y_i(t+1) = F[s_i(t) - b_i(t)], \quad i = 1, \dots, N; \quad (1)$$

$$F(x) = \begin{cases} +1, & x > 0 \\ -1, & x \leq 0 \end{cases}; \quad s_i(t) = \sum_{j=1}^N C_{ij} y_j(t).$$

де $y_i(t+1)$ - потенціал на виході i -го нейрона в момент $t+1$;
 $s_i(t)$ - постсинаптичний потенціал в момент t ;
 $b_i(t)$ - значення порогу i -го нейрона в момент t ;
 C_{ij} - синаптичний коефіцієнт, що визначає вагу зв'язку між виходом j -го та входом i -го нейронів.

У векторній формі ці співвідношення мають вигляд:

$$Y(t+1) = F[S(t) - B(t)]; \quad S(t) = C Y(t).$$

Вектор-стовпець $Y(t)$ визначає біжучий стан нейромережі, а матриця C називається синаптичною або матрицею зв'язків нейромережі.

Асоціювання (або розпізнавання) образу досягається мережею шляхом еволюції з початкового стану, що відповідає введеному зображенню, у кінцевий сталий стан, яким є асоціація зображення з запам'ятованим раніше образом.

Основна задача побудови мережі полягає в наданні їй розпізнавальних властивостей, які проявляються у тому, що при подачі на вхід мережі збуреної версії образу, мережа на виході здатна відновлювати з шуму оригінал. Тобто, маючи M образів-еталонів необхідно знайти таку матрицю зв'язків C , котра примушувала б мережу проявляти розпізнавальні властивості відносно цих еталонів. Знаходження такої матриці складає процес навчання нейромережі, а правило обчислення матриці C є навчальним правилом.

Продуктивність нейромережі визначається, кількістю еталонів M , що можуть бути запам'ятовані та розпізнані мережею, яка складається з N нейронів, та тим, наскільки добре відбувається розпізнавання, тобто відділення еталонів від шуму при даній кількості еталонів M . При цьому рівень шуму вимірюється хемінговою відстанню $H[U, U_{\text{ш}}]$, що визначається як кількість нейронів, виходи яких відрізняються між собою.

Помітним кроком на шляху до збільшення продуктивності ПНМ була пропозиція Хопфілда розглядати їх з енергетичної точки зору. Процес розпізнавання можна представити як "зсув" мережі у мінімуми деякої

енергетичної функції E у просторі станів. Запропоноване Хопфілдом визначення цієї функції має вигляд:

$$E_{(t)} = - (1/2) \bar{Y}_{(t)} (C Y_{(t)} - B_{(t)}), \quad (2)$$

де $Y_{(t)}$ - вектор стану системи, $\bar{Y}_{(t)}$ - транспонований вектор;

$B_{(t)}$ - зовнішнє поле, що визначає поріг чутливості;

C - оператор, що враховує відстань між власними станами системи.

При такій інтерпретації поведінки ПНМ і при $B=0$ мінімуми енергії відповідають власним значенням оператора C , що виправдовує застосування навчального правила Хебба, яке визначається як

$$C = N^{-1} U \bar{U}, \quad (3)$$

де U - матриця, що утворена з M вектор-стовпців еталонів, $\bar{U}$ - транспонована матриця.

Подальше вивчення властивостей ПНМ, побудованих за цим правилом, показало, що кількість запам'ятованих образів M не може перевищувати 14 % від числа нейронів мережі N . При збільшенні M понад цю межу швидко зростає кількість хибних атракторів, що відповідають локальним мінімумам енергетичної функції E .

При вивченні атракторів в симетричних ПНМ багато авторів звертали увагу на появу циклічних коливань стану. Нами доведено теорему, що дещо висвітлює природу цього явища:

В результаті еволюції стан ПНМ з симетричною матрицею зв'язків та з нульовими порогами може зійтись до циклу - динамічного атрактора. В цьому випадку динамічний атрактор буде складатись точно з двох станів.

Для доведення цієї теореми ми використали функцію енергії Коско-Різника, що дещо відрізняється від визначення Хопфілда:

$$E_{Kr(t)} = - (1/2) \bar{Y}_{(t)} [C Y_{(t-1)} - B_{(t-1)}]. \quad (4)$$

Динамічні атрактори не виникають при $M \ll N$. Але при збільшенні кількості запам'ятованих образів імовірність появи атракторів, як динамічних, так і хибних швидко зростає. Були запропоновані різні

методи для уникнення хибних атракторів: метод "відпалу", машина Больцмана, "узагальнена" мережа Хопфілда, мережа з бінарними синаптичними зв'язками). Аналіз цих методів, що застосовуються в нейромережах, побудованих на основі правила Хебба, показує, що попри певне поліпшення розпізнавання, вони не дають суттєвого збільшення числа запам'ятованих образів понад 14% межу.

Аналізуючи причини обмеження пам'яті мережі, ми звернули увагу на вплив зворотнього зв'язку (діагональних елементів матриці зв'язків) на поведінку ПНМ. Виходячи з відомої теореми про зростання кількості хибних атракторів при збільшенні зворотнього зв'язку, ми дійшли висновку про необхідність переглянути результати попередніх досліджень цього питання, за якими наявність зворотнього зв'язку сприяє збільшенню обсягу пам'яті мережі. Стало очевидним, що існує певний рівень зворотнього зв'язку, який забезпечує максимум продуктивності нейромережі. Детальний аналіз цього питання виконаний в четвертому розділі дисертації.

Нарешті, в цьому розділі розглянуто переваги та недоліки ПНМ порівняно з іншими штучними нейромережами. До переваг можна віднести: високу швидкість навчання (їх навчання відбувається за один прохід); високу стійкість до збурень; можливість використання для багатьох різнопланових задач. Серед недоліків найсуттєвішими є існування хибних та динамічних атракторів.

В третьому розділі "Псевдоінверсне навчальне правило" систематизовано результати попередніх розробок теорії ПІ НП, виконано дослідження важливої характеристики - атракторного радіусу нейромережі, та подано аналіз питань реалізації ПІ НП. Псевдоінверсне правило обчислення синаптичної матриці ПНМ з нульовими порогами визначається формулою:

$$C = V V^+, \quad (5)$$

де: V - матриця, що утворена з M вектор-стовпців еталонів;

V^+ - матриця, псевдоінверсна до V .

Формула (5) визначає матрицю ортогонального проектування на $L(V)$ -підпростір, що напнутий на вектори з V . Тому псевдоінверсне правило часто називають проєкційним навчальним правилом. Нейронна мережа,

що побудована за ПІ НП (5), називається псевдоінверсною (ПІ) нейромережею.

Існує кілька методів точного та наближеного обчислення синаптичної матриці за формулою (5). Серед них можна виділити ітеративні формули на основі теореми Гревіля, що забезпечують ітераційне навчання мережі за один прохід:

$$C^{M+1} = C^M + \frac{(V^{M+1} - C^M V^{M+1}) (V^{M+1} - C^M V^{M+1})}{\bar{V}^{M+1} (V^{M+1} - C^M V^{M+1})}, \quad (6)$$

де C^M - значення матриці після запам'ятовування M еталонів, V^{M+1} - $M+1$ -й запам'ятовуваний вектор-еталон.

Важливою характеристикою нейромережі є атракторний радіус (АР), що визначає максимальну хемінгову відстань $H(V, Y)$, в межах якої всі вектори стану Y досягають еталона V за одну ітерацію. Величина АР дозволяє оцінювати обсяг пам'яті нейромережі та її ефективність при розпізнаванні образів. Персонезом та інш. було показано, що у випадку ортогональних еталонів АР нейронної мережі, яка навчена за ПІ правилом, визначається формулою:

$$H_{attr} = N / 2M, \quad (7)$$

з якої випливає, що кількість запам'ятованих еталонів M в такій мережі не може перевищувати 50% від кількості нейронів.

Аналіз цієї залежності дозволяє дійти висновку, що поліпшення розпізнавальних властивостей ПІ НМ може бути досягнуте лише в результаті такої модифікації ПІ навчального правила, при якій глобальні мінімуми енергії залишаться на своєму місці, а еволюція мережі зміниться таким чином, щоб мережа могла уникати дрібних локальних мінімумов.

Для визначення шляхів такої модифікації нами було узагальнено оцінку (7) величини атракторного радіусу нейромережі. Одержано нову залежність середньої величини АР від вагових коефіцієнтів:

$$H_{attr} = (1/2 - \bar{\xi}_{C_{ij}}) / \langle |C_{ij}| \rangle, \quad (8)$$

де $\langle |C_{ij}| \rangle$ - середнє значення абсолютної величини недиагонального елемента синаптичної матриці, розрахованої за ПІ НП.

Одержане визначення дозволяє оцінити розмір АР ПІ нейромережі, і, відповідно, її відновлюючу здатність, коли кількість запам'ятованих в ній еталонів невідома заздалегідь.

Після підстановки в (8) знайдених в роботі оцінок:

$$\langle C_{ii} \rangle = M/N; \quad \langle C_{ij}^2 \rangle = M N(N-M)^{-3}, \quad (i \neq j)$$

ця залежність набуває вигляду:

$$H_{attr} = (1/2 - M/N)^{3/2} N [M(N-M)]^{-1/2} \quad (9)$$

Залежності (8) та (9) в роботі сформульовані у вигляді відповідних теорем, що доводяться методами лінійної алгебри з використанням проєкційних властивостей матриці C . З формули (8) випливає можливість збільшення АР при зменшенні величини $\langle C_{ii} \rangle$, що підказує шлях удосконалення ПІ НП, реалізований нами в четвертій главі дисертації.

Треба зазначити, що незважаючи на значну перевагу ПІ НП порівняно з правилом Хебба, перше не одержало такого значного поширення як останнє. Це пояснюється складністю та труднощами реалізації ПІ НП, зокрема глобальністю, тобто необхідністю враховувати стан всієї мережі при модифікації зв'язків будь-якої пари нейронів. В роботі розглянуто наближені та ітеративні локальні методи реалізації ПІ НП (Відроу-Хопфа, Вейнфельда, Гарднер та ін.). Ці методи досить поширені при апаратній реалізації ПІ нейромереж засобами НВІС. Показано, що спрощення обчислень за цими методами дається ціною втрати продуктивності нейромережі, або значного зростання числа ітерацій при навчанні. Але незважаючи на втрати, за продуктивністю створені на їх основі нейромережні системи значно переважають мережі на основі правила Хебба. Розділ завершується оглядом різних типів нейромереж, що використовують псевдоінверсне правило навчання.

Четвертий розділ "Рознашене псевдоінверсне правило" присвячений теоретичному обґрунтуванню та експериментальному дослідженню

удосконаленого ПІ НП. Вивчаючи властивості ПІ НП, ми дійшли висновку, що при зростанні заповнення пам'яті нейромережі (M/N) діагональні елементи синаптичної матриці починають домінувати над рештою її елементів. Також було встановлено (формула (8)), що із збільшенням ваги діагональних елементів атракторний радіус мережі зменшується. Ці два факти дозволили запропонувати таку модифікацію ПІ НП:

* Після того, як значення синаптичної матриці знайдено за формулами (5) або (6), всі діагональні елементи цієї матриці необхідно частково зменшити за правилом:

$$C^*_{ii} = D C_{ii}, \quad 0 < D < 1. \quad (10)$$

Таке скорочення послаблює рівень від'ємного зворотнього зв'язку нейронів, що приводить до певної дестабілізації поведінки нейромережі за межами зони головних атракторів і зменшує імовірність зупинки процесу конвергенції в локальних мінімумах енергії нейромережі. Зменшуючи діагональні елементи матриці, ми зменшуємо величину співвідношення C_{ii}/C_{ij} , що дає ефект, схожий на скорочення кількості запам'ятованих еталонів, тобто зменшення насичення пам'яті мережі. Тому ПІ НП (6) із скороченими по формулі (10) зворотніми зв'язками ми назвали рознасиченим псевдо-інверсним (РПІ) правилом. Повну нейромережу, побудовану за цим правилом ми назвали рознасиченою (РПІ) мережею.

Синаптична матриця C^* для РПІ правила може бути визначена як

$$C^* = C - (1 - D)I = VV^* - (1 - D)I, \quad (11)$$

де: D - коефіцієнт рознасичення, $0 < D < 1$; I - одинична матриця.

Основні властивості РПІ нейромереж визначаються за допомогою доведених нами теорем:

* Зменшення діагональних елементів синаптичної матриці не впливає на розташування мінімумів функції енергії в просторі станів.*

* Рознасичення не збільшує кількості хибних атракторів.*

* Атракторний радіус РПІ мережі збільшується при зменшенні коефіцієнта рознасичення як

$$\langle H_{attr} \rangle = 1/2 [(1-(D+1) M/N)^{3/2} N [M(N-M)]^{-1/2}. \quad (12)$$

Ці теореми створюють теоретичну базу для дослідження відновлюючих можливостей РПІ нейромережі, але не дають повної відповіді на питання стабільності її поведінки. Згідно дослідженню Персонеа, в ПІ мережі цикли не виникають. Але у випадку РПІ зменшення від'ємного зворотнього зв'язку, що приводить до зростання АР, порушує проєкційні властивості синаптичної матриці. Це спричиняє появу динамічних атракторів, про що йдеться в теоремі:

* Кількість динамічних атракторів рознасиченої псевдоінверсної мережі збільшується при зростанні заповнення пам'яті мережі M/N та зменшенні коефіцієнта рознасичення D .*

При доведенні цієї теореми використано теорему про існування динамічних атракторів, доведену в розділі 2. Було також одержано оцінку критичного значення величини D , для якої імовірність появи циклів є найбільшою. При цьому було використано результати експериментальних спостережень, згідно з якими кількість нейронів, що змінюють свій стан звичайно не перевищує 2. Одержане співвідношення має вигляд:

$$D^2 < (N - M)/M N. \quad (13)$$

Імовірність появи динамічного атрактору, безпосередньо залежить від кількості ітерацій, що здійснюється мережею при конвергенції. Остання зростає із збільшенням відстані N_0 між початковим станом мережі і станом атрактора, тому імовірність появи динамічних атракторів залежить також від рівня збурення образів, яке визначається N_0 .

З метою перевірки цієї залежності, а також експериментального підтвердження результатів теоретичного аналізу інших властивостей РПІ нейромереж, були розроблені програмні моделі ПНМ і виконані експериментальні дослідження поведінки РПІ нейромереж при навчанні і розпізнаванні образів. В розробленій нами програмній моделі ПНМ використано потоковий метод нейрообробки даних, що, як було показано в роботі, дозволяє ефективно виявляти момент появи динамічних атракторів.

Викладення методу поточкових нейрообчислень, код програми, що була використана для одержання експериментальних даних, та самі експериментальні результати наведені в додатках А,В,С.

Об'єктами експериментального вивчення були:

- величина атракторного радіусу РПІ нейромережі;
 - фільтруюча здатність мережі, що визначається відношенням початкового збурення H_0 до кінцевого після конвергенції H ;
 - обсяг пам'яті РПІ нейромережі;
 - кількість ітерацій, що необхідна для конвергенції в стабільний стан.
- Розглядалась залежність цих характеристик від величин D , M , H_0 при заданій кількості нейронів мережі. Експерименти виконувались за методом Монте-Карло з використанням випадкових векторів еталонів і випадкових реалізацій збурення (шуму). Величини параметрів при експериментах приймали значення: $D = 0,1, 0,2 \dots 1,0$; $M: 20, 30, \dots, 80$; $H_0: 5, 10, \dots, 30$.

Більшість експериментів виконано при $N = 100$. Частина досліджень проведена на мережах обсягом 200 та 500 нейронів.

Результати експериментів добре узгоджуються з теоретичними оцінками властивостей РПІ, зокрема з залежністю (12) для атракторного радіусу нейромережі. Експериментально встановлено:

1. Фільтруючі властивості мережі поліпшуються із зменшенням рознасичуючого коефіцієнта D , поки $D > 0,2$. Особливо це помітно при високому заповненні пам'яті мережі ($M/N > 0,4$).

2. При високому заповненні пам'яті мережі ($M/N > 0,4$) рознасичення дозволяє збільшити атракторний радіус мережі, від практично нуля до $0,12 N$ при $M/N = 0,4$, або до $0,08 N$ при $M/N = 0,6$.

3. Оптимальне значення коефіцієнта D лежить в межах 0,1-0,2. При $D < 0,1$ значно зростає кількість ітерацій конвергенції і відповідно збільшується імовірність появи динамічних атракторів.

Ефективність запропонованої РПІ нейромережі продемонстрована на прикладі конкретної задачі - розпізнавання друкованих англійських та українських літер. При введенні збурення $H_0 = 0,15 N$ мережа на основі звичайного ПІ НП втрачає здатність до відновлення оригіналу літер, тоді як запропонована нами РПІ нейромережа їх повністю звільнює від шуму.

Головним висновком даного розділу і дисертації взагалі є те, що запропоноване нами рознасичене псевдо-інверсне правило можна вважати найбільш ефективним навчальним правилом (з точки зору обсягу пам'яті та відновлюючої здатності) для повних нейромереж.

В п'ятому розділі "Заключення" підсумовані результати виконаних в дисертації досліджень. Окреслені також шляхи подальших досліджень, висловлено можливість використання теорії РПІ, створеної для ПНМ для інших типів нейромереж.

Висновки:

1. Визначено умови появи і властивості динамічних атракторів в повних нейромережах. Запропоновано методи їх подолання.
2. Встановлено залежність кількості хибних атракторів ПНМ від рівня зворотнього зв'язку.
3. Одержано нові узагальнені співвідношення для визначення атракторного радіусу ПІ нейромережі.
4. Запропоновано рознасичене правило навчання для ПНМ, що дозволяє запам'ятовувати і розпізнавати значно більший обсяг даних ніж інші правила навчання нейромереж.
5. Виконано моделювання РПІ нейромереж і одержано експериментальні оцінки оптимальних значень коефіцієнта рознасичення та параметрів фільтрації даних в таких мережах.

Основні результати дисертації опубліковані в роботах:

1. D.O. Gorodnichy, A.M. Reznik. NEUTRAM - A Transputer Based Neural Network Simulator // Proc. of Second Intern. Conf. on Software for Multiprocessors and Supercomputers (SMS TPE'94). - Moscow, 1994, P.136-142.
2. D.O. Gorodnichy. A way to improve error correction capability of Hopfield associative memory in the case of saturation. // Intern. Workshop on Neural Networks Proceedings, (HELNET 94-95), VU University Press. - Amsterdam, 1996, vol.I/II, P. 198-212.
3. D.O. Gorodnichy. Desaturating Coefficient for Projection Learning Rule. // Intern. Conf. on Artificial Neural Networks (ICANN'96) - Bochum,

Germany, Springer-Verlag, Lecture Notes in Computer Science 1112, 199, P. 469-476.

4. Резник А.М., Городничий Д.О., Сычев А.С. Регулирование локальной обратной связи в нейронных сетях с проекционным алгоритмом обучения. // Кибернетика и системный анализ, N -6, - 1996. С.153-162.
5. D.O. Gorodnichy, A.M. Reznik. Increasing Attraction of PseudoInverse Autoassociative Networks, // Neural Processing Letters, - 1997, v.5, iss. 2, P. 123-127.
6. D.O. Gorodnichy, A.M. Reznik. Static and Dynamic Attractors of Auto-associative Neural Networks. // Intern. Conf. on Image Analysis and Processing (ICIAP) Proceedings, - Florence, Italy, Sept. 1997.

Городничий Д.О. Дослідження та розробка високопродуктивних повних нейромереж.- Рукопис.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата фізико-математичних наук за спеціальністю 01.05.03 - "Математичне і програмне забезпечення обчислювальних машин і систем". -Інститут проблем математичних машин і систем НАН України, Київ, 1997.

Захищається рукопис, в якому розглядається питання побудови високоємких нейромереж з підвищеною асоціативною здатністю.

Розглянуті повні мережі з бінарних нейронів і показано, що псевдоінверсне правило навчання є найбільш ефективним у відношенні місткості пам'яті. Отримана нова залежність для атракторного радіусу як функції від вагової матриці мережі. Досліджені динамічні атрактори, доведено теорема, що пояснює їх природу, і запропоновано метод їх локалізації, що базується на потоковій організації нейрообчислень. Запропоновано і досліджено нову модифікацію псевдоінверсного правила, що базується на частковому зменшенні ваги зворотнього зв'язку і яка дозволяє практично подвоїти величину атракторного радіусу. Показано, що ця модифікація, названа разнасищенням, збільшує

обсяг асоціативної пам'яті нейромережі до 80% від числа нейронів, що в 2-3 рази перевищує показники для відомих нейромереж цього типу.

Ключові слова : нейрокомп'ютер, нейромережа, навчання, псевдоінверсне правило, мережа Хопфілда, синаптична матриця, проекційний алгоритм.

Городничий Д.О. Исследование и разработка высокопроизводительных полных нейросетей.- Рукопись.

Диссертация на соискание ученой степени кандидата физико-математических наук по специальности 01.05.03 - "Математическое и программное обеспечение вычислительных машин и систем". Институт проблем математических машин и систем НАН Украины, Киев, 1997.

Защищается рукопись, в которой рассматривается вопрос построения высокоемкостных нейросетей с повышенной ассоциативной способностью.

Рассмотрены полные сети из бинарных нейронов и показано, что псевдоинверсное обучающее правило является наиболее эффективным в отношении емкости памяти. Получена новая зависимость для атракторного радиуса как функции от весовой матрицы сети. Исследованы динамические аттракторы, доказана теорема, объясняющая их природу, и предложен метод их локализации, базирующийся на потоковой организации нейровычислений. Предложена и изучена новая модификация псевдоинверсного правила, основанная на частичном уменьшении весов обратной связи, позволяющая практически удвоить величину атракторного радиуса. Показано, что эта модификация, названная разнасыщением, увеличивает объем ассоциативной памяти нейросети до 80% от числа нейронов, что в 2-3 раза превосходит показатели для известных нейросетей этого типа.

Ключевые слова : нейрокомпьютер, нейросеть, обучение, псевдоинверсное правило, сеть Хопфилда, синаптическая матрица, проекционный алгоритм.

Gorodnichy D.O. Investigation and Design of High Performance Fully Connected Neural Networks.- Manuscript.

Candidate of Phy&Matrh. Sci. Thesis in speciality 01.05.03 - mathematical and software of computers and systems. - Institute of problems of mathematical machines and systems NAS of Ukraine, Kiev, 1997.

In the manuscript we consider the problem of designing high capacity neural networks with enhanced associative capability. Fully connected neural networks of binary neurons are studied and the pseudo-inverse learning rule is shown to be the most efficient for the memory capacity. We discover how the attraction radius depends upon the network weight matrix. We study the dynamic attractors, prove a theorem explaining their nature, and suggest an approach based on the flood-fill neuroprocessing technique to identify them. We propose and investigate a modification of the pseudo-inverse rule based on partial reduction of the self-connection weights, which is shown to practically double the attraction radius. We show that this modification, termed desaturation, increases the capacity of the autoassociative memory of the network to 80% of the number of neurons. This is two to three times better than that of other known networks of this type.

Key words: neurocomputer, neural network, training, pceudo-inverse rule, Hopfield network, synaptic matrix, projective algorithm.