

СУЧАСНІ СУПЕРКОМП'ЮТЕРИ

Нові наукові області вимагають все більше обчислювальної потужності. Сучасне прогнозування погоди, моделювання ядерних випробувань, моделювання клітин на молекулярному рівні і навіть імітація людського мозку з кожним днем вимагають все більше і більше від потужних суперкомп'ютерів. Існує дуже багато компаній які конкурують між собою у створенні найпотужнішого суперкомп'ютера в світі. У процесі такої своєрідної гонки інженери розробляють, модифікують багато частин і компонентів комп'ютера. Більшість з них дуже схожі на компоненти звичайного настільного комп'ютера.

Центральний процесор. Сучасні суперкомп'ютери часто об'єднують десятки тисяч споживчих процесорів в масиви.

Охолодження. Потужні суперкомп'ютери споживають дуже багато енергії. Наприклад, для нормальної роботи Tianhe 2 потрібно стільки енергії скільки споживає невелике місто. Велика частина цієї енергії виділяється як тепло, тому інженери повинні подбати про те щоб їх суперкомп'ютера для нормальної роботи було досить прохолодно.

Транзистори. Чим більше транзисторів на інтегральній схемі, тим більше її обчислювальна потужність і здатність виконувати більшу кількість операцій.

Розглянемо п'ять перших суперкомп'ютерів зі списку Top500 в 2017 році. Проект Top-500 був запущений в 1993-му, і двічі на рік (у червні і листопаді) публікує актуальний рейтинг найпотужніших суспільно відомих комп'ютерних систем світу.

Sunway TaihuLight

Найпотужнішим суперкомп'ютером в світі на 2017 рік є Sunway TaihuLight.



Продуктивність Sunway TaihuLight становить 93 петафлопс (10 в 15-му ступені обчислювальних операцій з плаваючою комою в секунду).

Sunway TaihuLight, який використовується для кліматичного моделювання і проведення медико-біологічних досліджень, містить 10,65 мільйонів ядер - близько 41 тисячі вузлів. Суперкомп'ютер розроблений Національним дослідницьким центром паралельної обчислювальної техніки і технологій КНР, його розмістили в Національному центрі суперкомп'ютерів в місті Усі провінції Цзяньсу.

Втім, комп'ютер TaihuLight, з його продуктивністю в 93 петафлопса, здасться блідою плямою на тлі ексафлопсного комп'ютера, який китайський уряд планує створити до 2020 року. Але вже в цьому році, згідно з повідомленнями офіційних ЗМІ країни, Китай планує розробити першу робочу модель ексафлопсної кібернетичної машини. Один ексафлоп дорівнює тисячі петафлоп і означає мільярд мільярдів (або квінтильйон, або 10 000 000 000 000 000 000) операцій в секунду.

Tianhe-2

Tianhe-2 раніше був відомий як MILKYWAY-2 був розроблений Національним університетом технологій оборони Китаю. Став найпотужнішим суперкомп'ютером у світі в 2013 році коли обігнав свого конкурента Titan. На сьогоднішній день він стоїть на другому місці. Максимальна швидкість досягає 33,86 petaFLOPS. Така величезна продуктивність завдяки 16 тисячам вузлів які складаються з Intel Ivy Bridge і Xeon Phi. Китай створив цей суперкомп'ютер спеціально для моделювання різних додатків безпеки.



Piz Daint

Третю позицію займає потужний швейцарський суперкомп'ютер Piz Daint, який в 2016 році отримав велике оновлення. Модифікація дозволила збільшити продуктивність в три рази, таким чином Piz Daint отримав швидкість 25,3 petaFLOPS. Таким чином зараз цей суперкомп'ютер найпотужніший за межами Азії. Незабаром вчені планують підключити його до Великого адронного колайдера.



Gyokou

На четвертому місці знаходиться система Gyokou, що належить Японському агентству науки і технологій з вивчення морських надр (Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology). Суперкомп'ютер має 1250 16-ядерних процесорів Xeon і шину Infiniband EDR, але більшу частину обчислювальної потужності йому забезпечують 19,84 млн ядер прискорювачів Rezu-SC2. Максимальна стійка продуктивність системи становить 19,14 PFLOPS, а пікова – 28,19 PFLOPS. Дуже суттєвою особливістю Gyokou стала висока ефективність енергоспоживання, яка становить 14,17 GFLOPS / Вт і в два рази перевершує ефективність сусідів цього суперкомп'ютера по рейтингу Top500.

Gyokou змістив з раніше займаних місць американський суперкомп'ютер Titan, побудований компанією Cray, а також Sequoia, створений IBM.

Titan

Titan є самим відомим суперкомп'ютером на заході. Знаходиться він в Національній лабораторії Oak Ridge в Теннессі. Довгий час був найпотужнішим суперкомп'ютером у світі, поки Tianhe-2 не обігнав його в 2013 році. Titan перший хто об'єднав в собі процесори AMD Opteron і графічні процесори NVIDIA Tesla, таким чином його продуктивність становить 19,14 PFLOPS, а пікова - 27 petaFLOPS.

АРХІТЕКТУРА НЕЙРОКОМП'ЮТЕРІВ

1 Визначення поняття "нейрокомп'ютер"

В середині 80-х років минулого століття в США, а потім в Японії і країнах ЄЕС були розгорнуті широкомасштабні національні і міжнародні програми досліджень і розробок, які були направлені на створення нейрокомп'ютерів – ЕОМ на основі штучних нейронних мереж, які володіють розвиненим інтелектом і програмуються шляхом навчання на прикладах розв'язання задач.

У 1995 році була завершена розробка першого нейрокомп'ютера на стандартній мікропроцесорній елементній базі.

В останні роки, у зв'язку з бурхливим розвитком обчислювальної техніки, теорії хаосу і теорії самоорганізації, а також на підставі досягнень синергетики і теорії диссипативних структур (структур, фазовий обсяг яких зменшується з часом) спостерігається якісний бум у розвитку *нейрокомп'ютерних технологій*.

У світі існує декілька десятків спеціалізованих фірм, які випускають продукцію в області нейроінформатики, крім того, багато спеціалізованих комп'ютерних фірм – IBM, Siemens Noddorff, Mitsubisi – ведуть дослідження і мають власні розробки в даній області. Фірма Siemens в останні роки випускає спеціальні *нейрочипи*. Дані пристрої складаються з великого числа нейропроцесорів, здатних, на відміну від звичайних процесорів, робити послідовно–паралельні обчислення. Така схема обчислень пов'язана з особливістю роботи головного мозку людини, аналогом котрого і є нейрочипи.

В основу побудови нейрокомп'ютерів ліг штучний нейрон (перцептрон). Кожний нейрон отримує сигнали від сусідніх нейронів за допомогою спеціальних нервових волокон. Ці сигнали можуть бути збудливими або гальмуючими. Їх сума складає електричний потенціал у середині тіла нейрона. Коли потенціал перевищує деякий поріг, нейрон переходить у збуджений стан і посилає сигнал по вихідному нервовому волокну. Окремі штучні нейрони з'єднуються один з одним різноманітними методами. Це дозволяє створювати різноманітні нейронні мережі з різною архітектурою, правилами навчання і можливостями.

Нейрокомп'ютер – це обчислювальна система з архітектурою MSIMD (паралельно-векторна модифікація), в якій реалізовані два принципових технічних рішення: спрощено до рівня нейрона процесорний елемент однорідної структури і різко ускладнені зв'язки між елементами; програмування обчислювальної структури перенесено на зміну вагових зв'язків між процесорними елементами.

Загальне визначення нейрокомп'ютера може бути представлене таким чином.

Нейрокомп'ютер – це обчислювальна система з архітектурою апаратного і програмного забезпечення, адекватною виконанню алгоритмів, представлених у нейромережному логічному базисі.

2 Архітектурні особливості й апаратне забезпечення нейрокомп'ютерів

Ідея побудови автомата на основі порогових елементів, подібних до нейронів (нервових клітин), які здатні виконувати логічні функції, була сформульована більше як півстоліття тому Мак–Каллоком і Піттсом.

Ідея побудови автомата на основі порогових елементів, подібних до нейронів (нервових клітин), які здатні виконувати логічні функції, була сформульована більше як півстоліття тому Мак–Каллоком і Піттсом. Однак задача проектування систем на основі порогових елементів викликала великі труднощі і її рішення було знайдене лише 20 років по тому. Це було настільки складним, що практично виключало можливість синтезу автоматів, які склалися більш як з десятків нейронів.

Системи на основі порогових елементів отримали назву *штучних нейронних мереж (ШНМ)* [23]. Перші роботоздатні штучні нейронні системи (ШНС) були створені вже в кінці 50–х років минулого століття – перцептрон Ф. Розенблатта, система "Альфа" А.Г. Івахненко. Перші великі перцептрони на основі аналогової і цифрової техніки ("Адам–А" і "Адам–Д") за межами США були створені в 1969–71 рр. в одному з київських НДІ.

Схема перцептрона Розенблатта приведена на рис. 1.

Він уміщує три шари порогових елементів. Вхідні сигнали (стимули), діючи на рецептори (S-елементи), переводять їх у збуджений стан. S-елементи випадковим чином зв'язані з сукупністю асоціативних нейронів (А-елементів). Вихід А-елемента відрізняється від нуля тільки тоді, коли збуджено достатньо велике число зв'язаних з ним рецепторів. Реакції А-елементів поступають на входи ефекторів (R-елементів) через зв'язки, ваги котрих змінюються у процесі навчання. В ефекторах обчислюється постсинаптичний потенціал – врівноважена сума сигналів, які поступили. Як правило, в перцептроні для кожного запам'ятовуючого образу виділяється один ефектор, і рішення приймається по максимальному значенню постсинаптичного потенціалу.

Власива перцептрону Розенблатта неоднорідність структури (розділення на S-, А- і R-елементи) в більш пізніх моделях ШНС втрачається.

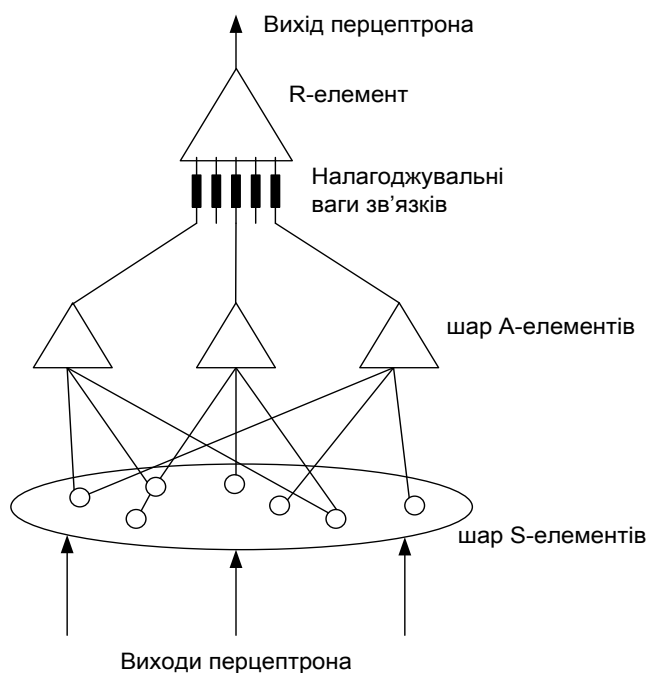


Рисунок 1 - Перцептрон Розенблатта

На рис. 2 приведена модель штучного нейрона. Штучний нейрон імітує в першому наближенні властивості біологічного нейрона.

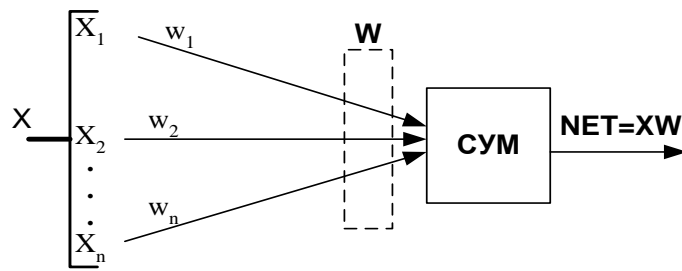


Рисунок 2 - Модель штучного нейрона

Множина вхідних сигналів x_1, x_2, \dots, x_n надходить на штучний нейрон. Дані вхідні сигнали, у сукупності позначені вектором X , відповідають сигналам, які приходять у синапси біологічного нейрона. Кожний сигнал збільшується на відповідну вагу w_i ($i=1,2,\dots, n$) і надходить у підсумовуючий блок СУМ (адаптивний суматор). Кожна вага відповідає "силі" одного синаптичного біологічного зв'язку. Множина ваг у сукупності утворює вектор ваг W .

Підсумовуючий блок, що відповідає тілу біологічного елемента, підсумовує зважені входи алгебраїчно, утворюючи вихід NET. У векторних позначеннях це може бути виражено таким чином: $NET=XW$. Сигнал NET у подальшому, як правило, перетворюється активаційною функцією F і дає вихідний нейронний сигнал OUT. Активаційна функція може бути звичайною лінійною функцією

$$OUT=K(NET),$$

де K – постійна граничної функції

$$OUT=1, \text{ якщо } NET > T$$

$$OUT=0 \text{ в інших випадках,}$$

де T – деяка постійна гранична величина.

На рис. 3 приведена структура штучного нейрона з активаційною функцією.

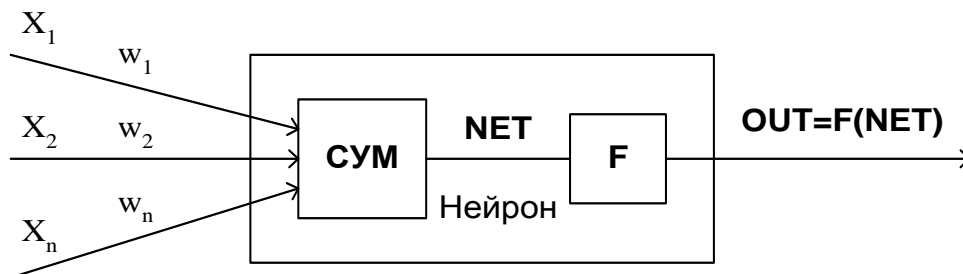


Рисунок 3 - Структура штучного нейрона з активаційною функцією

Блок F приймає сигнал NET і видає сигнал OUT. Якщо блок F звужує діапазон зміни величини NET так, що за будь-яких значень NET значення OUT належать деякому кінцевому інтервалу, то F називається стискаючою функцією.

Як стискаюча функція часто використовується логістична чи сигмоїдальна (S-подібна) функція, що математично виражається так:

$$F(x) = 1/(1+e^{-x}).$$

Таким чином,

$$OUT = 1/(1+e^{-NET}).$$

За аналогією з електронними системами активаційну функцію можна вважати нелінійною підсилювальною характеристикою штучного нейрона. Коефіцієнт підсилення обчислюється як відношення збільшення величини OUT до його невеликого збільшення, що викликало величини NET.

Розглянута модель штучного нейрона ігнорує багато властивостей свого біологічного аналога. Наприклад, вона не бере до уваги затримки в часі, що впливають на динаміку системи. Вхідні сигнали відразу ж породжують вихідний сигнал.

Починаючи з перцептрона основна увага розробників ШНС приділялась розробці і вдосконаленню методів їх навчання. Через відсутність надійної теорії навчання дані розробки носили в основному евристичний характер і отримали назву нейропарадигм [23].

На сьогоднішній день кількість проданих в світі нейрокомп'ютерів обчислюється десятками, а можливо і сотнями тисяч. В основному це *нейрокомп'ютерні* програми для персональних комп'ютерів, які призначені для розв'язання задач апроксимації і прогнозування числових даних. Близько 5% нейрокомп'ютерів відносяться до пристроїв професійного рівня, котрі орієнтовані на застосування потужних робочих станцій і апаратних *нейроакселераторів*. Програмне забезпечення таких систем, як правило, вміщує *бібліотека нейропарадигм*, що дозволяє під час розв'язання задач використовувати різні типи нейронних мереж.

Типовим прикладом може бути система *Brain Maker* фірми CSS (США). Система може працювати на будь-якому комп'ютері, де встановлено Windows. Базова версія орієнтована на широке коло користувачів. Її застосування не потребує спеціальних знань. Для розширення можливостей системи служить набір додаткових програм Toolkit Option, які дозволяють прискорити процес навчання і покращити подання графічних даних.

3 Нейрокомп'ютерні мережі

Штучна нейронна мережа може розглядатися як направлений граф зі зваженими зв'язками, в якому штучні нейрони є вузлами. За архітектурою зв'язків ШНМ можуть бути згруповані у два класи (рис. 6.20): мережі прямого поширення, в яких графи не мають петель, і рекурсивні мережі, або мережі із зворотними зв'язками. У найбільш розповсюдженому сімействі мереж першого класу, багат шарових парцептронів, нейрони розташовані шарами і мають односпрямовані зв'язки між шарами.

Мережі прямого поширення є статичними в тому сенсі, що на заданий вхід вони виробляють одну сукупність вихідних значень, які не залежать від попереднього стану мережі.

Рекурентні мережі є динамічними мережами в тому плані, що в силу зворотних зв'язків у них модифікуються входи нейронів, що приводить до зміни стану мережі.

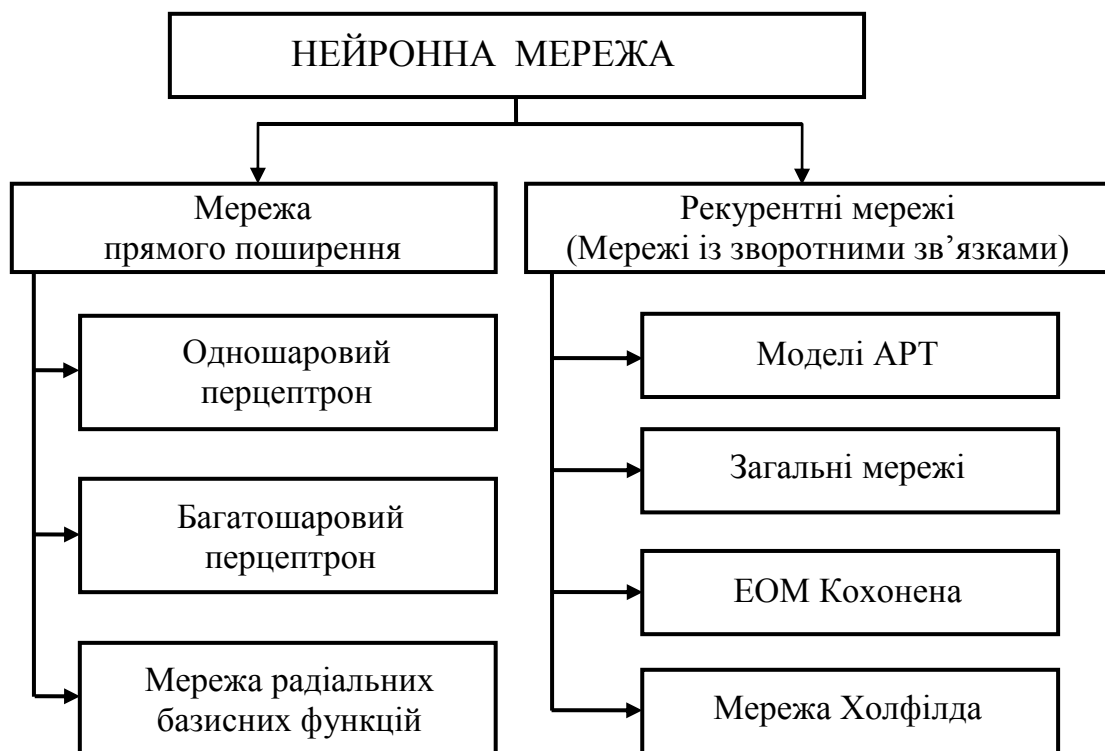


Рисунок 4 - Базові архітектури нейронних мереж

Навчання штучних нейронних мереж. Здатність до навчання є фундаментальною властивістю мозку людини. У контексті ШНМ процес навчання може розглядатися як настроювання архітектури мережі і ваг зв'язків для ефективного виконання спеціальної задачі. Нейронна мережа повинна налагодити ваги зв'язків за наявною навчальною вибіркою. Функціонування мережі поліпшується в міру ітеративного настроювання вагових коефіцієнтів.

Властивість мережі навчатися на прикладах робить їх більш привабливими. Алгоритм навчання означає процедуру, в якій використовуються правила навчання для настроювання ваг.

Існують три парадигми навчання:

- з "учителем";
- без "учителя" (самонавчання);
- змішана (комбінована).

У *першому випадку* нейронна мережа має в своєму розпорядженні правильні відповіді на кожний вхідний приклад. Ваги налагоджуються так, щоб мережа робила відповіді найбільш близькі до відомих правильних відповідей. Посилений варіант навчання з "учителем" припускає, що відома тільки критична оцінка правильності виходу нейронної мережі, але не самі правильні значення виходу.

Навчання *без "учителя"* не вимагає знання правильних відповідей на кожний приклад навчальної вибірки. В даному випадку розкривається внутрішня структура даних чи кореляції між зв'язками в системі даних, що дозволяє розподілити зв'язки за категоріями.

Під час *змішаного* навчання частина ваг визначається за допомогою навчання з "учителем", в той час як інша за допомогою самонавчання.

Відомі чотири основних типи правил навчання: *корекція помилково, машина Больцмана, правило Хебба і навчання методом змагання* [23].

Правило корекції помилково. Під час навчання з "учителем" для кожного вхідного прикладу заданий бажаний вихід d . Реальний вихід мережі y може не збігатися з бажаним. Принцип корекції помилково під час навчання полягає у використанні сигналу $(d-y)$ для модифікації ваг, що забезпечує поступове зменшення помилки. Навчання має місце тільки у випадку, коли перцептрон помиляється.

Навчання Больцмана являє собою стохастичне правило навчання, котре впливає з інформаційних теоретичних і термодинамічних принципів. Метою навчання Больцмана є таке настроювання вагових коефіцієнтів, за якого стани видимих нейронів задовольняють бажаний розподіл ймовірностей. Навчання Больцмана може розглядатися як спеціальний випадок корекції помилково, в якому під помилкою розуміється розбіжність кореляції станів у двох режимах.

Правило Хебба. Найстаршим навчальним правилом є постулат Хебба. Хебб спирався на такі нейрофізіологічні спостереження: якщо нейрони по обидва боки синапса активізуються одночасно регулярно, то сила синаптичного зв'язку зростає. Важливою особливістю цього правила є те, що зміна синаптичної ваги залежить тільки від активності нейронів, що зв'язані даним синапсом. Це істотно спрощує ланцюг навчання в реалізації VLSI.

Метод змагання. Під час навчання методом змагання вихідні нейрони змагаються між собою за активізацію. Дане явище відоме як правило "переможець бере все". Навчання за допомогою змагання дозволяє кластеризувати вхідні дані: подібні приклади групуються мережею відповідно до кореляцій і представляються одним елементом.

Під час навчання модифікуються тільки ваги нейрона "переможця". Ефект даного правила досягається за рахунок такої зміни збереженого в мережі зразка (вектора ваг зв'язків, що переміг нейрона), за якого він стає трохи ближче до вхідного прикладу.

У порівнянні із звичайними комп'ютерами нейрокомп'ютери мають ряд переваг:

- висока швидкодія, котра пов'язана з тим, що алгоритми нейроінформатики мають високий ступінь паралельності;
- нейросистеми стійкі до завад;
- стійкі і надійні нейросистеми можуть створюватися з ненадійних елементів, які мають значний розкид параметрів.

Крім переваг нейросистеми мають і ряд недоліків:

- вони створюються спеціально для розв'язання конкретних задач, пов'язаних з нелінійною логікою і теорією самоорганізації. Розв'язання подібних задач на звичайних комп'ютерах можливе тільки чисельними методами.

- через свою унікальність дані пристрої достатньо дорогі.

Незважаючи на недоліки, нейрокомп'ютери можуть успішно використовуватися в різноманітних областях народного господарства:

- керування в режимі реального часу (літаками, ракетами, технологічними процесами беззупинного виробництва);
- розпізнавання об'єктів (букв і ієрогліфів, сигналів радара і сонара, відбитків пальців у криміналістиці, захворювань за симптомами у медицині, місцевостей під час пошуку корисних копалин і т.п.);
- прогнози: погоди, курсу акцій (та інших фінансових показників), політичних подій, поведження супротивників у військових конфліктах і в економічній конкуренції;
- оптимізація і пошук найкращих варіантів: під час конструювання технічних пристроїв, вибору економічної стратегії і т.п.