

* Радіально базисні нейронні мережі *

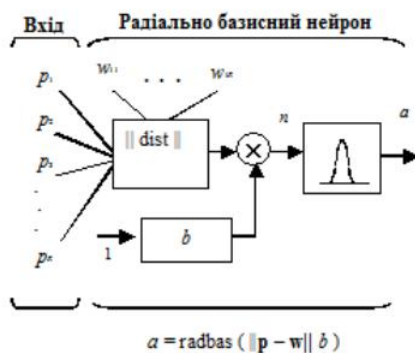
Радіально базисні нейронні мережі складаються з більшої кількості нейронів, ніж стандартні мережі з прямою передачею сигналів та навчанням методом зворотного поширення помилки, але на їх створення потрібно значно менше часу. Ці мережі особливо ефективні, коли є велика кількість навчальних векторів

* Як будується радіально базисний нейрон *

У тому про шару кожен нейрон вибирає для себе найбільш підходящий вектор, який має значення найближче до 1. Вхідні дані - ваги. Якщо близько, то одиниця і обирає собі ці значення (евклідова відстань - відстань між вхідним значенням та вагою).

* Вхід функції активації *

Визначається як модуль різниці вектора ваг w та вектора входу p , помножений на зміщення b .



* Типи радіально базисних нейронних мереж (які ми вчили) *

1. Радіально базисна нейронна мережа з 0 похибкою (добиваються так, щоб в нас функція була якнайбільш ідеально підібрана)
2. Радіально базисна нейронна мережа ітеративного (ітераційного) типу (допускаю, щоб похибка була прийнятною, тобто ми задаємо якою, але щоб використано при побудові було менше нейронів)

- Різниця -

З 0 похибкою: скільки навчальних прикладів, стільки є нейронів у прихованому радіально базисному шару

Ітеративного типу: оскільки може бути багато навчальних прикладів, то може бути невигідно робити оту першу нейронну мережу в якій вийде дуже багато нейронів, в такому випадку користувач вибирає яка для нього допустима похибка і оця ітеративна радіально базисна нейронна мережа сама себе нарощує: спочатку бере один нейрон (один гауссіан) і пробує якимось ним покрити всі ті точки, які має, якщо не получилось вона собі добавила ще один нейрон і вже має два гауссіани і пробує з них зробити лінійну комбінацію і покрити ті

точки, які має, не вийшло - ще добавила і отак триває цей ітеративний процес, поки вона не доб'ється потрібної похибки, яку ми на початку задали. Добилася потрібної похибки: зупиняється і видає, яку ми отримали мережу (скільки там нейронів на прихованому прошарку). Якщо це менше, ніж кількість навчальних прикладів - це вже успішно, бо це означає, що ми вже *зекономили*.

* Функції для створення радіальних мереж: **newrbe, newrb***

для створення радіальних мереж загального вигляду:

- *newrbe* - дозволяє побудувати радіально базисну мережу з **нульовою помилкою**
- *newrb* - дозволяє керувати кількістю нейронів прихованого прошарку (**ітеритивного типу**) (Функція *newrb* створює радіально базисну мережу, використовуючи ітеративну процедуру, яка додає по одному нейрону на кожному кроці. Нейрони додаються до прихованого прошарку до тих пір, поки сума квадратів помилок не стане меншою від заданого значення або не буде використано максимальну кількість нейронів)

* Функція активації *

Функція активації для радіально базисного нейрона має вигляд:

$$\text{radbas}(n) = e^{-n^2}$$

* SPREAD *

параметр впливу

Визначає ширину (коридор) гауссіану(ф.а), який враховується на графіку (решта не береться до уваги)

Значення параметра SPREAD було у 1 прикладі достатньо великим, щоб активні області базисних функцій перекривалися, щоб покрити весь діапазон вхідних значень. Це *дозволяє забезпечити необхідну гладкість апроксимуючих кривих та перешкоджає виникненню явища перенавчання*. Однак значення SPREAD не повинен бути настільки великим, щоб радіально базисна функція оголошувала однаково значимими всі значення входу.

Якщо параметр впливу SPREAD малий, то радіально базисна функція характеризується різким спадом і діапазон вхідних значень, на який реагують нейрони прихованого прошарку, виявляється дуже малим. Зі збільшенням параметра SPREAD нахил радіально базисної функції стає гладкішим, і в цьому випадку вже кілька нейронів реагують на значення вектора входу. Тоді на виході мережі формується вектор, що відповідає середньому арифметичному кількох цільових векторів, відповідних вхідним векторам навчальної

множини, близьким до вектора входу. *Чим більше значення параметра SPREAD, тим більше нейронів бере участь у формуванні середнього значення, і в результаті функція, що генерується мережею, стає більш гладкою. При виборі SPREAD рекомендація: має бути більше чим інтервал, але менше чим розмір.*

*** GOAL ***

допустима середньоквадратична помилка мережі

*** Різниця між мережами з прямою передачею сигналу і радіально базисними мережами ***

Якщо порівнювати мережі з прямою передачею сигналу і радіально базисні мережі, слід зазначити, що у вирішенні одних і тих самих завдань вони мають певні переваги одна перед одною.

Так, радіально базисні мережі з нульовою похибкою мають значно більше нейронів, ніж порівнянна мережа з прямою передачею сигналу та сигмоїдальними функціями активації у прихованому прошарку. Це пов'язано з тим, що сигмоїдні функції активації перекривають більші діапазони значень входу, ніж радіально базисні функції.

З іншого боку, проектування радіально базисної мережі вимагає значно меншого часу, а при обмеженій точності навчання може вимагати і меншої кількості нейронів, що використовуються

*** Радіально базисна мережа складається з двох прошарків ***

1. прихованого радіально базисного прошарку, що має S^1 нейронів
2. вихідного лінійного прошарку, що має S^2 нейронів

*** 2 спеціальні типи радіально базисних мереж ***

- мережі GRNN (Generalized Regression Neural Networks) для вирішення завдань узагальненої регресії, аналізу часових рядів та апроксимації функцій. Характерною особливістю цих мереж є дуже висока швидкість навчання. Архітектура мережі GRNN аналогічна архітектурі радіально базисної мережі, але відрізняється структурою другого прошарку, в якому використовується блок *normprod* для обчислення нормованого скалярного добутку рядка масиву ваг LW^{21} та вектора входу a^1 відповідно до наступного співвідношення:

$$n^2 = \frac{LW^{21} a^1}{sum(a^1)}$$

мережа **GRNN** для вирішення завдань узагальненої регресії - це коли точок вже море, але ми не намагаємося попасти ідеально по кожній з них, а ми намагаємося попасти вже просто прямою, щоб вона пройшла крізь ці точки з найменшим (переважно середньоквадратичним) відхиленням кожної точки від якнайбільш цієї прямої, тобто вона має середньо пройти через групу точок.

- мережі **PNN** (Probabilistic Neural Networks) для вирішення ймовірнісних завдань, зокрема задач класифікації. Архітектура мережі PNN базується на архітектурі радіально базисної мережі, але як другий прошарок використовує так званий конкуруючий прошарок, який підраховує ймовірність приналежності вхідного вектора до того чи іншого класу і в кінцевому рахунку зіставляє вектор з тим класом, ймовірність приналежності до якого є більшою. Мережі PNN можуть дуже ефективно застосовуватися для вирішення завдань класифікації. Якщо задано досить велику навчальну множину, то розв'язок, що генеруються мережами, збігається до розв'язків, що відповідають правилу Байєса.

мережа **PNN** для вирішення ймовірнісних завдань просто додали цей конкуруючий прошарок, він дивиться де з радіально базисного прошарку вилізло число, яке найбільш близьке до 1 і тоді каже, що цей клас відповідає тому вхідному вектору, який щойно зайшов.

*** Недолік мереж GRNN і PNN ***

полягає в тому, що вони працюють відносно повільно, оскільки виконують дуже великі обсяги обчислень у порівнянні з іншими типами нейронних мереж

Функції для створення радіальних мереж: newgrnn, newpnn

- *newgrnn* - узагальнена регресійна М-функція, використовується для створення нейронної мережі GRNN
- *newpnn* - ймовірнісна М-функція, використовується для створення нейронної мережі PNN