**6. Що таке нейромережа?**

Нейромережі - це математичні моделі, які змодельовані за прикладом нейронних структур у мозку людини. Вони здатні до розв'язання різноманітних завдань, таких як класифікація, регресія, кластеризація, генерування контенту та інше. Зазвичай нейромережі складаються з великої кількості штучних нейронів, організованих у шари. Кожен нейрон приймає вхідні дані, обробляє їх шляхом зважування відповідних значень вхідних даних і передає результат у вигляді вихідного сигналу. Зв'язки між нейронами забезпечуються вагами, які визначають, наскільки важливою є кожна змінна для кінцевого результату. Ваги і зсуви нейромережі піддаються оптимізації під час процесу навчання, щоб забезпечити оптимальні результати на задачі.

**7.** **Які типи нейромереж є, чим вони відрізняються, де використовуються?**

* Персептрон (Perceptron): Це найпростіший тип нейромережі, який складається з одного штучного нейрона. Він був розроблений Френком Розенблаттом в 1957 році як модель для бінарної класифікації, наприклад, розпізнавання рукописних цифр. Один нейрон приймає вхідні дані, здійснює лінійну комбінацію цих даних і передає результат через активаційну функцію. Якщо результат перевищує певний поріг, нейрон вважається активованим (відповідає одному класу), інакше нейрон неактивований (відповідає іншому класу). Багатошаровий персептрон (MLP) - це розширення персептрону на багато шарів, що дозволяє йому вирішувати більш складні завдання.
* Згорткова нейромережа (Convolutional Neural Network, CNN): Цей тип нейромережі став популярним в області комп'ютерного зору. Він був розроблений для впорядкування інформації у вигляді зображень, зокрема, для розпізнавання об'єктів на зображеннях. Одним із головних компонентів CNN є згортка, яка дозволяє здійснювати локальні зв'язки між пікселями або фрагментами зображення. Застосування згортки дозволяє виділяти важливі особливості зображень, що робить CNN ефективним для класифікації об'єктів.
* Рекурентна нейромережа (Recurrent Neural Network, RNN): Рекурентні нейромережі призначені для роботи з послідовними даними, де залежності між елементами можуть змінюватися з часом. Одним з важливих компонентів RNN є рекурентний зв'язок, який дозволяє передавати інформацію з попередніх кроків обробки до наступних. Це дозволяє RNN розуміти контекст в послідовних даних і використовується для машинного перекладу, текстового попередження, генерації тексту та аналізу часових рядів.
* Довільна напрямкова нейромережа (Graph Neural Network, GNN): Графові нейромережі призначені для аналізу даних у вигляді графів. Вони можуть опрацьовувати взаємодії між об'єктами, які можуть бути неструктуровані та змінюватися в часі. GNN здатний до вирішення задач, таких як класифікація вузлів графа, прогнозування країн зв'язків між вузлами, рекомендаційні системи та вирішення задач зі знаходженням шляхів у графах.

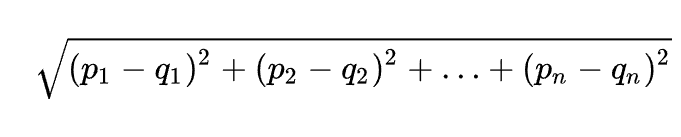
**8. Основні фреймворки нейромереж.**

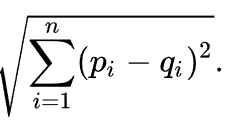
* TensorFlow: Розроблений компанією Google, TensorFlow є одним з найпопулярніших фреймворків для машинного навчання і глибинного навчання. Він надає багато функцій, таких як автоматичне диференціювання, оптимізацію, підтримку графічних процесорів, розподілене навчання і багато іншого. TensorFlow підтримує гнучкий підхід до побудови моделей, зокрема за допомогою низькорівневого API та вищорівневого Keras API.
* PyTorch: Розроблений Facebook, PyTorch є динамічним тензорним фреймворком, який надає більш інтуїтивний інтерфейс для визначення та навчання нейромереж. Особливість PyTorch - це його можливість відслідковувати граф обчислень на льоту, що робить його більш підходящим для наукових досліджень, прототипування та динамічного визначення моделей.
* Keras: Keras - це високорівневий інтерфейс для створення нейромереж, що працює як на TensorFlow, так і на Theano (тепер застарілий). Він робить створення моделей простішим і більш зрозумілим, зменшуючи необхідність у низькорівневих операціях, проте дозволяє змінювати параметри фреймворку для вирішення складних задач.
* MXNet: MXNet - це ефективний і масштабований фреймворк для глибинного навчання, розроблений для розподіленого навчання та виконання на багатьох пристроях, зокрема на графічних процесорах і центральних процесорах. Він надає гнучкість у створенні графічних моделей, підтримує автоматичне диференціювання та має різноманітні інструменти для ефективного навчання.

**9. Евклідова відстань:**

Евклідова відстань - це міра відстані між двома точками в n-вимірному просторі. У простір називається евклідовим, якщо він задовольняє п'яти аксіомам Евкліда. У практичних застосуваннях Евклідова відстань найчастіше застосовується в двовимірному просторі (площині) і тривимірному просторі, але вона також може бути використана в будь-якому n-вимірному просторі.

Формула обчислення Евклідової відстані:





**10. Вектор:**

У математиці і фізиці вектор - це напрямлений об'єкт, який має довжину і напрямок. Він може бути представлений як точка у просторі, маючи задані координати, або як стрілка, що з'єднує дві точки. Вектори можуть бути одновимірними (наприклад, вектор у двовимірному просторі), двовимірними (наприклад, вектор у тривимірному просторі) або н-вимірними, де n - кількість компонентів вектора.

У математичному представленні вектора нерідко використовуються числові значення, які відповідають координатам вектора відносно заданої системи координат. Наприклад, вектор у двовимірному просторі може бути представлений як (x, y), де x і y - це числові координати відповідно по горизонталі та вертикалі.

3. Векторний дескриптор:

Векторний дескриптор - це числовий вектор, який використовується для представлення об'єкта або даних. Векторний дескриптор може містити числові значення, що представляють різні характеристики об'єкта або даних. Такі векторні дескриптори часто використовуються в машинному навчанні та комп'ютерному зору для представлення об'єктів у вигляді числових ознак, що можна подавати на вхід моделі.

Наприклад, якщо ми маємо зображення обличчя, то векторний дескриптор може містити числові значення, які представляють різні характеристики обличчя, такі як положення очей, ніс, рота, форма голови тощо. Подібні векторні дескриптори можуть бути використані для класифікації обличчя, розпізнавання осіб або різних задач обробки зображень.

Узагальнюючи, векторні дескриптори допомагають перетворити складні об'єкти або дані в числові форми, що дозволяє їх використання в алгоритмах машинного навчання і аналізу даних. Вони допомагають здійснювати розпізнавання патернів, класифікацію, кластеризацію та інші задачі аналізу даних.

**11. Згортка, що це таке, як працює, як використовується.**

Згортка (англ. Convolution) - це операція, яка використовується у згорткових нейромережах (Convolutional Neural Networks, CNN) для обробки зображень та визначення шаблонів і особливостей у них. Згортка є ключовим поняттям у CNN і допомагає забезпечити нейромережі здатність впізнавати образи та об'єкти на зображеннях.

Як працює згортка?

Операція згортки використовує ядро або фільтр (англ. kernel або filter), яке представляє собою малий фрагмент із зважених коефіцієнтів. Ядро переміщається по всій поверхні вхідного зображення, застосовуючись до невеликих областей зображення. На кожному кроці згортки, ядро елемент-по-елементно множиться на вхідні пікселі, а результати сумуються. Це дозволяє виділити особливості та шаблони в зображенні, такі як контури, краї, текстури та інші деталі.

Після проходження ядра по всьому зображенні формується карта ознак (англ. feature map), яка представляє собою результат згортки. Кількість карти ознак визначається кількістю ядер у шарі згортки. Одна карта ознак відповідає виявленню певної особливості, наприклад, краю чи текстури, на зображенні.

CNN (Convolutional Neural Network) або згорткова нейромережа - це особливий тип глибинної нейромережі, який спеціально призначений для обробки зображень і розпізнавання образів. Він був інспірований біологічною організацією зорової кори в мозку людини.

Головною особливістю CNN є використання операції згортки (convolution), яка дозволяє ефективно виявляти особливості та шаблони в зображеннях. Згортка використовує фільтри або ядра, що переміщуються по всій поверхні зображення та виявляють різні характеристики, такі як ребра, краї, текстури тощо.

CNN здатна до автоматичного вивчення важливих ознак зображень, що робить її дуже потужним інструментом у багатьох задачах комп'ютерного зору, таких як розпізнавання обличчя, класифікація зображень, детекція об'єктів, сегментація зображень та багато іншого. CNN успішно застосовується в багатьох сферах, включаючи медицину, автоматичне водіння, робототехніку, комп'ютерну графіку, аналіз соціальних мереж і багато інших областей.

Як використовується згортка у CNN?

Згортка використовується в глибинних нейромережах для знаходження іерархічних особливостей у зображеннях. Зазвичай, CNN складається з кількох шарів згортки, які послідовно застосовуються до вхідного зображення. На кожному шарі згортки нейромережа вивчає свої власні ядра, які знаходять особливості, важливі для розв'язання конкретної задачі. На початкових шарах згортки нейромережа може виявляти прості особливості, такі як ребра, кути та кольори, а на більш глибоких шарах - складніші особливості, наприклад, обличчя, автомобілі або тварини.

Після проходження через шари згортки, зазвичай використовують шар згортки (англ. pooling layer), який допомагає зменшити розмір карти ознак та кількість параметрів нейромережі, зберігаючи при цьому найважливіші особливості. Згортка та пулінг повторюються кілька разів у структурі нейромережі, після чого виконується розпізнавання об'єктів або класифікація зображень за допомогою пов'язаних шарів (англ. fully connected layers).

Приклад застосування згортки:

Наприклад, для задачі розпізнавання обличчя на зображеннях, перші шари згортки можуть виявляти краї обличчя, брови, ніс, а очі. Далі, у більш глибоких шарах, згортки можуть комбінувати ці особливості та розпізнавати обличчя в цілому. В результаті, відповідність знаходженого обличчя може бути використана для класифікації - наприклад, для визначення, до якої особи належить обличчя.

Згортка є потужним інструментом для роботи з зображеннями, оскільки вона дозволяє нейромережі автоматично вивчати важливі особливості у зображеннях і забезпечити ефективне та точне розв'язання завдань аналізу зображень.

Як працюють згортки в нейронних мережах?

* Ядро (Фільтр): Згортка використовує малий фрагмент даних, який називається ядром або фільтром. Ядро - це матриця ваг, яка представляє собою малий фрагмент зважених коефіцієнтів.
* Переміщення ядра: Ядро переміщується по всій поверхні вхідного зображення або карти ознак. На кожному кроці згортки, ядро "переглядає" невеликий фрагмент зображення (пікселів).
* Згортка (Convolution) і активація: На кожному кроці згортки, ядро елемент-по-елементно множиться на вхідні пікселі, а результати сумуються. Це дозволяє виділити особливості та шаблони в зображенні. Після згортки зазвичай застосовується функція активації, така як ReLU (Rectified Linear Unit), для введення нелінійності в мережі.
* Карта ознак (Feature Map): Фільтр здійснює згортку по всій поверхні зображення, що призводить до формування карти ознак. Карта ознак представляє собою результат згортки та містить інформацію про виявлені особливості у вхідному зображенні.
* Кількість карти ознак: Кількість фільтрів (ядер) у шарі згортки визначається параметрами нейронної мережі. Кожен фільтр знаходить різні характеристики у зображенні, тому кількість карти ознак в шарі згортки дозволяє виявляти різноманітні особливості.

Застосування згорток у згорткових нейронних мережах:

* Згорткові нейронні мережі (CNNs) використовуються для різних завдань обробки зображень, таких як:
* Розпізнавання обличчя: Згорткові шари можуть виявляти краї, очі, ніс та рот у зображеннях, допомагаючи мережі розпізнавати обличчя.
* Класифікація зображень: CNNs можуть класифікувати зображення у різні категорії, такі як тварини, транспортні засоби, будівлі тощо.
* Детекція об'єктів: Згорткові мережі використовуються для виявлення об'єктів у зображеннях, наприклад, автомобілів, пішоходів тощо.
* Сегментація зображень: CNNs можуть виділити окремі об'єкти або області у зображенні, допомагаючи здійснювати семантичну сегментацію.
* Обробка зображень в реальному часі: Згорткові мережі можуть бути оптимізовані для роботи в реальному часі, що дозволяє застосовувати їх у системах комп'ютерного зору, автономних транспортних засобах тощо.

Загалом, згортки в нейронних мережах дозволяють нейромережам автоматично виявляти важливі характеристики та шаблони у зображеннях, роблячи згорткові нейронні мережі потужним інструментом у задачах комп'ютерного зору.

Ось декілька прикладів згорткових нейронних мереж (CNNs) разом з їх визначенням та принципом дії:

LeNet-5:

LeNet-5 була однією з перших згорткових нейронних мереж, розроблених Яном Лекуном для розпізнавання рукописних цифр.

LeNet-5 складається з послідовних шарів згортки та пулінгу, а також повністю з'єднаних шарів. Згорткові шари виявляють прості особливості, такі як краї та ребра, а шари пулінгу зменшують розмір карти ознак. На останньому шарі проводиться класифікація рукописних цифр.

AlexNet:

AlexNet була першою глибокою згортковою нейронною мережею, яка була використана для переможення на ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) 2012.

AlexNet складається з 5 згорткових шарів, шарів пулінгу та 3 повністю з'єднаних шарів. Відмінність AlexNet полягає у використанні активаційної функції ReLU, що допомагає уникнути проблему зниклої градієнту.

VGG-16:

VGG-16 - це глибока згорткова мережа, розроблена університетом Оксфорд для участі в ILSVRC 2014.

VGG-16 складається з 16 шарів, включаючи 13 згорткових шарів та 3 повністю з'єднаних шари. Ця мережа використовує набагато більше фільтрів з меншим розміром ядра, що дозволяє їй виявляти більш складні особливості.

ResNet (Residual Network):

ResNet - це архітектура згорткової мережі, в якій вперше були запропоновані "skip connections" або "residual connections".

У звичайних згорткових мережах можуть виникати проблеми зі зникненням градієнту при глибокому навчанні, що ускладнює навчання глибоких мереж. ResNet використовує "skip connections", які дозволяють передавати незмінні дані з одного шару до іншого, що сприяє легшому навчанню та забезпечує здатність використовувати набагато більші мережі.

MobileNet:

MobileNet - це ефективна згорткова мережа, призначена для використання на мобільних пристроях з обмеженими ресурсами.

MobileNet використовує глибокі згорткові шари з дуже невеликою кількістю параметрів, що дозволяє досягнути високої точності при малому обсязі пам'яті та низькому споживанні енергії.