

Характеристика згорткової нейронної мережі VGG:

Згорткова нейронна мережа VGG (Visual Geometry Group) - це глибока архітектура для роботи з зображеннями, яка була розроблена на основі досліджень групи VGG з Університету Оксфорда. Модель VGG здобула популярність завдяки своїй простоті та ефективності, і вона є важливим інструментом у сфері комп'ютерного зору.

1. Архітектура VGG:

- VGG має кілька різних архітектур, але найбільш відомі з них - VGG16 і VGG19. Ці назви вказують на кількість шарів у кожній з архітектур. Зазвичай вони складаються із згорткових шарів і повністю з'єднаних шарів.

2. Згорткові шари:

- Основними будівельними блоками VGG є послідовність згорткових шарів.
- Всі згорткові шари мають малий розмір фільтрів (зазвичай 3x3 пікселів) та функцію активації ReLU.
- VGG використовує згорткові шари зі страйдом 1 і падінням (padding) для збереження розміру зображення.

3. Пулінгові шари:

- Пулінгові шари використовуються для зменшення розміру зображення і виділення головних ознак.
- Зазвичай використовується пулінг Max-Pooling з фільтрами розміром 2x2 пікселів.

4. Повністю з'єднані (fully connected) шари:

- В кінці архітектури VGG16 та VGG19 розташовані повністю з'єднані шари для класифікації об'єктів.
- Зазвичай ці шари мають велику кількість нейронів та функцію активації Softmax для передбачення категорій об'єктів на зображенні.

5. Попереднє навчання (pretraining):

- Моделі VGG часто використовують попереднє навчання на великих наборах даних, таких як ImageNet, перед тим, як їх використовувати для специфічних завдань комп'ютерного зору.

6. Параметри:

- Архітектура VGG16 має близько 138 мільйонів параметрів, що робить її великою та потужною моделлю.

7. Застосування:

- VGG добре справляється з завданнями класифікації та визначення об'єктів на зображеннях.
- Також може бути використана для взяття векторів ознак з внутрішніх шарів для подальшого використання в інших завданнях.

Загалом, VGG - це глибока згорткова нейронна мережа, яка відзначається своєю простотою та ефективністю, і вона стала важливим інструментом у сфері обробки зображень та комп'ютерного зору.

Характеристика згорткової нейронної мережі SqueezeNet.

SqueezeNet - це компактна глибока згорткова нейронна мережа, розроблена для класифікації зображень. Вона виділяється серед інших архітектур завдяки своїй дуже малій кількості параметрів, при цьому зберігаючи високий рівень точності. Основною ідеєю SqueezeNet є зменшення кількості параметрів за допомогою стиснутих (squeeze) шарів та розширюючих (expand) шарів, а також використання групових згорток для зменшення обчислювальної складності.

1. Введення (Input Layer):

- Зображення потрапляє на вхід розміром, наприклад, 227x227x3 пікселів (зазвичай використовується три кольорових канали - червоний, зелений, синій).

2. Перший згортковий шар (Convolutional Layer):

- Розмір ядра: 7x7 пікселів.
- Кількість фільтрів: 96.
- Крок (stride): 2.
- Функція активації: ReLU.

3. Max-Pooling Layer:

- Розмір ядра: 3x3.
- Крок: 2.

4. Fire Modules:

- Squeeze Layer (1x1 згортка):
- Кількість фільтрів: Зазвичай менше 128.
- Функція активації: ReLU.
- Expand Layer (1x1 та 3x3 згортки):
- Кількість фільтрів в кожному типі згортки: Зазвичай менше 128.
- Функція активації: ReLU.
- Цей модуль відбувається в декілька разів підряд і зменшує кількість параметрів, зберігаючи важливу інформацію.

5. Fire Modules повторюються:

- Декілька fire модулів повторюються, зазвичай 8 або більше разів.
6. Повторні згорткові та Max-Pooling шари:
- Декілька послідовних згорткових і Max-Pooling шарів повторюються для зменшення розміру зображення та підвищення абстракції функцій.
7. Fully Connected Layers (Повні з'єднані шари):
- Зазвичай, SqueezeNet завершується одним або декількома повністю з'єднаними шарами для класифікації зображень на виході.
 - Зазвичай використовується softmax-функція активації для передбачення ймовірності належності до різних класів.
8. Вихідний шар (Output Layer):
- Кількість нейронів в цьому шарі відповідає кількості класів у задачі класифікації.
9. Загальна кількість параметрів:
- SqueezeNet має дуже малу кількість параметрів порівняно з іншими глибокими нейронними мережами, що допомагає знизити вимоги до обчислювальних ресурсів.
10. Застосування:
- SqueezeNet часто використовується в ситуаціях, де обмежені обчислювальні ресурси, такі як мобільні пристрої та вбудовані системи, і вимагається класифікація зображень з високою швидкістю та невеликою кількістю параметрів.