КМ-03

Шаповалов Г. Г.

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 малий 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.