## 인공지능개론 정리노트 #5

- 1. 학습 내용 요약 합성곱 신경망 7장(하)
  - 가. 합성곱 / 풀링 계층 구현
    - 1) 4차원 배열
      - cnn에서 계층 사이를 흐르는 데이터는 4차원
      - 데이터의 형상 (데이터 개수, 채널, 높이, 너비)
    - 2) im2col (= image to column)
      - 블록으로 나누어 펼치고 2차원 행렬로 변형하는 함수
      - 필터링하기 편하게 데이터를 전개
      - 인터페이스

input\_data: 데이터 수, 채널 수, 높이, 너비

, filter\_w : 필터의 너비 , filter\_h : 필터의 높이 , stride=1 : 스트라이드

, pad=0 : 패딩

- 3) 합성곱 계층
  - 입력 데이터를 전개 / 필터를 전개
  - >> 전개한 두 행렬을 곱함
- 4) 풀링 계층
  - 데이터 전개 / 행렬 최댓값 / 적적한 모양
- 나. cnn 구현
  - 1) 하이퍼파라미터 꺼내기, 합성곱 계층 출력크기 계산
  - 2) 가중치 매개변수 초기화
  - 3) 계층 생성
  - 4) 오차역전파법으로 기울기 구현
- 다. cnn 시각화
  - 1) LeNet

- 2) AlexNet
- 2. 학습 내용 요약 딥러닝 8장
  - 가. 딥러닝의 이해
    - 1) 딥러닝
      - 층을 깊게 쌓은 심층 신경망
    - 2) 더 깊은 신경망
      - 작은 3x3 필터를 사용한 합성곱 계층
      - 활성화 함수로 ReLU 사용
      - 완전연결 계층 뒤에 드롭아웃 계층 추가
      - 최적화에 Adam 사용
      - 가중치 초깃값은 He의 초깃값 사용
    - 3) 정확도 향상 기술
      - 앙상블 학습, 학습률 감소, 데이터 확장
      - 데이터 확장은 입력 이미지를 회전하거나 이동하여 인위적으로 증가시킴
    - 4) 층을 깊게 할 때의 이점
      - 매개변수 수 감소
      - 학습의 효율성 증가
      - 정보를 계층적으로 전달하여 학습 데이터의 양을 줄여 학습 속도 향상
  - 나. 딥러닝의 역사
    - 1) 이미지넷
    - 2) VGG
      - 기본적인 CNN 구조를 16층으로 심화
      - 작은 3x3 필터 사용
      - 풀링 계층을 두어 크기 절반으로 줄임
      - 마지막에는 완전연결 계층을 통과하여 결과 출력
    - 3) GoogLeNet
      - 인셉션 구조: 크기가 다른 필터를 여러 개 적용하여 결과 결합
      - 1x1 필터 사용

#### 4) ResNet

- 층을 깊게 하기 위해 스킵 연결 도입
- 스킵 연결이 신호 감쇠를 막아 성능 향상

### 다. 딥러닝 고속화

- 1) 대량 연산 수행: 빅데이터와 네트워크 발전 덕분에 대량 연산이 필요.
- 2) GPU 활용: 대량 연산을 고속으로 처리하기 위해 GPU 활용.
- 3) 분산 수행: 복수의 GPU와 여러 기기로 분산 수행.
- 4) 주요 과제:

합성곱 계층의 연산 시간 소요
GPU 활용한 고속화
분산 학습과 수평 확장 아이디어
주요 프레임워크: 구글 텐서플로, 마이크로소프트 CNTK
GPU 수 증가: 학습 속도 증가.

### 라. 딥러닝의 활용

- 1) 사물 검출: 이미지 속 사물의 위치와 종류 파악 (R-CNN).
- 2) 이미지 분할: 이미지의 픽셀 수준에서 분류 (FCN).
- 3) 사진 캡션 생성: 사진을 설명하는 글 생성 (CNN과 RNN 결합).
- 마. 딥러닝의 미래
  - 1) 이미지 스타일 변환: 두 이미지를 입력하여 새로운 그림 생성 (예: 고흐 화풍 적용).
  - 2) 이미지 생성: DCGAN을 이용해 입력 이미지 없이 새로운 그림 생성 (생성자와 식별자 신경망 이용).

### 3. 질문

# 가. 7장

- (Q): im2col함수는 메모리 사용량에 있어 단점을 갖고 있다고 하는데, 왜 그런 현상이 나타나는 지 자세하게 알아보고 싶어졌다.
- (a): 행렬을 변환하는 과정에서 동일한 입력 데이터가 여러번 복제된다고 한다. 각 블록마다 데이터가 겹처 여러 열에 중복되기 때문! 따라서 주파수 기반 합성곱을 이용하여 극복할 수 있다. (자세하게 모르겠음)
- (Q): 풀링계층에서 더 효율적으로 최댓값을 구할 수 있는 함수가 있지 않을까?
- (a): 최대풀링과 평균 풀링함수가 존재한다. 각 영역의 특징을 유지하며 데이터의 크기를 감소시켜 연산량을 줄인 함수

## 나. 8장

- (Q): 생성형 인공지능의 인기가 매우 높은데 앞으로 생성형ai가 차지하게 될 ai 산업의 비중은 얼마나 될까
- (a): 생성형 인공지능은 디자인, 자연어처리, 음악 등의 콘텐츠 산업에서 이미 두각을 나타내고 있고 각종 소프트웨어가 상용화되기 시작하면 대부분의 작업물이 ai의 힘을 입어 등장하게 될 것이다.
- (Q): 딥러닝이 학습하여 생성한 결과물을 통해 또 다시 학습하는 일은?
- (a): 어떤 사례에 대해 특정한 편향을 갖고 있는 데이터편향으로 인해 확증편향이 나타날 수 있다. 그러나 이것은 인간이 자주 범하는 싫수와 유사하다고 생각하여 재미있는 부분이다.