One-hot-Encoding 단점: 데이터가 늘어날 수록, 벡터를 저장하기 위해 필요한 공간이 계속 늘어난다

Dense Layer: 인접한 pixel과 같은 공간적 정보를 반영하지 못함

CNN: pixel간의 공간적인 특성을 추출하기 위해서 사용하며 각 뉴런이 입력의 일부 공간 영역만을 연결(일부 필터 크기만큼)하여 처리한다. 현재 시점만 추출할 수 있다.

RNN: 입력과 이전 결과를 통해 현재의 결과를 낸다. **순환 구조**를 가지고 있어 이전 시점의 출력을 다음 시점의 입력으로 사용하는 방식으로 동작. 기울기(gradient) 소실이 있음: 역전파에서 출력층에서 멀어질수록 미분이 소실 되어 발생

SkipConnection: 기울기 손실을 막을 수 있고 사전 학습 정보를 가지고 있어

학습률이 올라간다.

LSTM: 게이트마다 현재 입력을 셀에 반영할 것인지를 판단

Inception: 서로 깊이가 다른 필터를 동시에 적용(학습)가능하다.

Depth Convolution Layer: 1x1 차원축소

SENet: 중요한 정보가 담긴 채널에만 집중하고 나머지는 무시하는 기능이 Convolution, Activation, Pooling을 거치며 일부 중요한 정보가 더 두드러지긴 하지만, 이를 명확하게 조정하는 것은 불가능함. SE는 정보의 압축(Squeeze) 중요도계산 (Excitation)을 통해 성능을 향상

Depthwise Separable Convulution

1. Depthwise Convolution: 각 채널마다 별도의 필터를 사용, 각 채널을 독립적으로 처리

2. Pointwise(Parewise) Convolution: Depthwise Convolution을 통해 각 채널별로 처리된 출력을 다시 결합하기 위해 1x1 Convolution 적용. 이 과정에서 채널 간의 상호작용을 고려

Xception: Pointwise Convolution을 수행 후 Depthwise Convolution을 수행해 중간 RELU 비선형성이 없음

CBAM(Channel and Spatial Attention Module): CNN(Convolutional Neural Networks)에서 성능을 향상시키기 위해 제안된 어텐션 모듈

CBAM은 입력 피처 맵에서 중요한 정보를 강조하고 덜 중요한 정보를 억제함으로써, 네트워크가 더 중요한 특성에 집중할 수 있도록 도움

Channel Attention과 Spatial Attention의 두 가지 어텐션 메커니즘을 결합한 구조

Channel Attention Module : 먼저 입력 피처 맵에 대해 채널별로 중요한 정보를 학습하고, 채널별로 가중치를 적용

Spatial Attention Module : 채널 어텐션이 적용된 피처 맵에 대해 공간적으로 중요한 영역을 학습하여 위치별로 다른 가중치를 적용

Transformer(Seq2Seq)인코딩, 디코딩

- 사용 이유: 문자를 한꺼번에 처리를 하는데 어디에 집중을 해야 하는 문자가 뭔지를 찾기 위해

1. encodding: 문자를 처리하기 위해서 숫자로 바꾼다.

2. positional- encodding: 무장에 있는 단어의 위치에 따라 의미가 바뀐다.

3. self-attention: 자기 자신의 문제에서 어디에 집중을 할 것인가

4. Multihead attention: 해당 attention을 병렬로 처리한다.

- 단점 induce bias가 없다.

+induce bias: 모델이 문제에 맞는 가정을 하도록 선정하는 것

CNN + Transformer: 전체 이미지에서 CNN을 통해 pixel의 공간적 특징(Local Feature)을 추출해 embedding을 진행 이를 합쳐 global attention을 구할 수 있음

텍스트, 도표, 스크린샷, 평면도이(가) 표시된 사진

자동 생성된 설명

각 박스의 용어와 하는 이유에 대해서 공부하기

대규모 언어 모델(LLM): 방대한 양의 데이터로 사전 학습된 초대형 딥러닝 모델입니다. 기본 트랜스포머는 셀프 어텐션(self-attention) 기능을 갖춘 인코더와 디코더로 구성된 신경망 세트.

AutoEncoder: 입력과 출력이 같은 구조, 정보의 축약

Latent Vector: 데이터가 가지고 있는 잠재적인 벡터 형태의 변수(규칙)

Latent Space: Latent Vecotr들이 모여 분포 형태를 이룬 것