Pre-trained model 장점

1. 빠른 학습

2. 개발시간 단축

AutoEncoder

1. 중요한 특징을 차원축소를 통해 추출 🡪 Latent Vector를 만드는 것

Transformer

1. Attention

1.1 입력 데이터 중 어떤 것을 집중할 것인가

2. embeding

2.1 데이터를 숫자 벡터로 변경

3. positional embedding

3.1 데이터를 숫자 벡터로 변경하며 위치도 기억해야 함

4. multihead attention

4.1 Self-attention을 병렬로 처리해 작업 시간을 감소시킴

CNN

pixel간의 공간적인 특성을 추출하기 위해서 사용

1. SENet (CVPR 2018)

CNN에서는 각 채널이 특정 정보를 담고 있지만 모든 정보가 중요한 것은 아님

따라서, 중요한 정보가 담긴 채널에만 집중하고 나머지는 무시하는 기능이 필요

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

2. GoogleNet (CVPR 2014)

https://arxiv.org/abs/1409.4842

https://www.ytimes.co.kr/news/articleView.html?idxno=7149

3. Depthwise Separable Convolution

Step 1: Depthwise Convolution

Convolution에서는 모든 입력 채널을 고려하여 하나의 필터를 적용하지만,

Depthwise Convolution에서는 각 채널마다 별도의 필터를 사용.

이로 인해 채널 간의 상호작용은 고려되지 않고 각 채널은 독립적으로 처리

Step 2: Pointwise Convolution

Depthwise Convolution을 통해 각 채널별로 처리된 출력을 다시 결합하기 위해 1x1 Convolution을 적용

이 과정에서 채널 간의 상호작용을 고려하며, Depthwise Convolution으로 축소된 연산 비용을 보충

4. Xception에는 Step 2 이후 Step 1을 수행

원래 Inception 모듈에서는 첫 번째 연산 후 비선형성이 있으나,

수정된 깊이별 분리형 합성곱인 Xception에서는 중간 ReLU 비선형성이 없음

4. CBAM (ECCV 2018)

CBAM(Channel and Spatial Attention Module)은 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

- https://zzziito.tistory.com/52

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

- https://zzziito.tistory.com/53

Global Average Pooling(정보를 압축) + Global Max Pooling(가장 의미 있는 정보 추출)

Densenet