VGG1619

Files	
Status	완료
keyword	
part	딥러닝

등장배경

- 모델의 깊이가 성능에 얼마나 영향을 미칠지에 집중하여 연구함.
- 논문에서는 A, A-LRN, B, C, D, E의 총 6개의 모델로 비교하였음.
- 그 중 성능이 좋은 D구조를 VGG16, E모델을 VGG19라고 부른다.

특징

- 작은 filter 크기만 사용한다.(3x3)
- 필터 크기가 작은 대신 conv를 여러겹 쌓는다.
- 구조가 간단하다.
 - 작은 filter로 깊게 쌓는 것이 끝!
- 16 layer나 19 layer의 차이가 거의 없거나, 19가 약간 성능이 약간 낮아보인다.
 - 무작정 깊게 쌓는 것이 성능을 향상시키지는 않는듯하다. 연구결과로는 layer 수 가 16~19 사이에서 적정한 것으로 보인다.

장점

- 큰 필터로 연산하는 것보다 3×3 conv를 여러번 하는 편이 파라미터가 훨씬 적게 든다.
 - 예를 들어 RGB 이미지에 대하여 kernel 갯수가 C이라고 하면, 7×7 conv의 파라미터 갯수는 7×7×3xC이다. 그러나 3×3 conv를 3겹하면 파라미터 갯수는 3x(3×3×3xC)이다.

VGG16 19 1

• 3×3 conv 연산을 여러번 하는 것은 여러번의 비선형 처리를 하는 것이므로, 큰 필터로 한번 연산했을때보다 더 많은 비선형성을 가질 수 있다.

단점

- 최종단에 Fully Connected Layer가 3개이므로, 필요한 파라미터(=weight)가 너무 많아진다.
 - FC layer 노드 수 4096개 → 필요 파라미터 수 4096^2개
 - 파라미터가 많으면 gradient vanishing 문제 발생 가능성이 높아진다.
 - 연구진은 11 conv 모델로 학습한 FC Layer의 weight를 VGG16, VGG19에 초기값으로 주는 방법으로 해결했다고 한다.
 - 파라미터가 많으면 overfitting 문제 발생 가능성이 높아진다.

pre-trained model

for pytorch

pytorch/vision

https://github.com/pytorch/vision/blob/master/torchvision/models/vgg.py

- pre-trained 테스트 후기(블로그)
 - conv weight는 고정하고 FC layer만 새로 학습한 결과
 - : ImageNet의 무작위 이미지로 학습한 pre-trained는 특정 domain(blood cell)에서 성능이 좋지 않았다.
 - → general purpose pre-trained feature extraction can not efficiet for certain domain data(ex. blood cell or 약재 like us)
 - conv weight 포함 새로 학습한 결과
 - : 300epochs으로 2번 돌렸는데 1번째는 accuracy 0.3대에 수렴하고, 2번째는 0.8대에 비교적 안정적으로 수렴했다.

두번 다 초반에는 학습이 잘 되다가 100epochs 즈음 부터 성능이 하락하기 시작하는 양상.

→ train test split이 영향을 크게 미친 것으로 추정됨(내생각)

VGG16 19 2

pre-trained VGG를 사용한 blood cell classification (1)

https://eremo2002.tistory.com/57

pre-trained VGG를 사용한 blood cell classification (2)

https://eremo2002.tistory.com/61?category=779320

reference

Data Science School

https://datascienceschool.net/view-notebook/47c57f9446224af08f13e1f3b00a774e/

https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf

이 페이지 url

https://www.notion.so/VGG16-19-5d8e397d043d48d99deeabbebc6635cf

VGG16 19 3