

연구실 실습일지

회차	8/15
작성자 (학번)	김재희 2015038195
작성일	2019.10.23

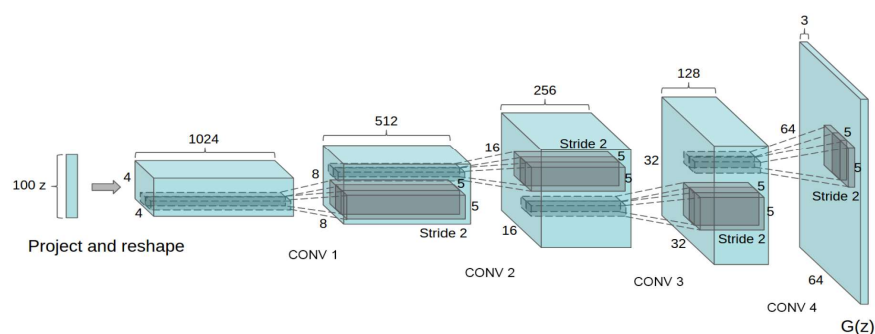
교과목명	컴퓨터공학연구실심화실습2	수업번호	24488
실습 일시	2019 년 10 월 23 일 시 부터 ~ 시 까지	실습진행시간	
실습 장소	한양대학교 1 공학관		
실습 내용	<p>8주차 주제 : Unsupervised Representation Learning With Deep Convolutional Generative Adversarial Networks</p> <p>8주차에는 Alec Radford 등이 발표한 DCGAN 논문을 읽어보고, 정리를 해보았습니다.</p> <p>1) Abstract</p> <ul style="list-style-type: none"> - Computer Vision 분야에서 CNN을 이용한 supervised learning이 많이 채택되어 왔지만, unsupervised learning에서는 그렇지 못했다. - CNN의 supervised learning 과 unsupervised learning의 차이를 줄이기 위해 DCGAN을 도입한다. <p>2) Introduction</p> <ul style="list-style-type: none"> - 거의 대부분의 setting에서 학습이 안정적인 Convolutional GAN을 제안하고 평가한다. 이것이 DCGAN이다. - 학습된 discriminator를 사용해서 image classification task를 수행하고, 다른 unsupervised algorithm에 대한 비교우위를 보이겠다. - GAN으로 학습된 필터를 시각화하고, 특정 필터들이 특정 object를 그리도록 학습되었다는 것을 보이겠다. - generator가 vector 연산에 관한 특성이 있고, 이를 통해 다양한 의미있는 샘플을 생성하는 것을 보여준다. 		

3) Approach And Model Architecture

- GAN에 CNN을 활용하는 것은 성공적이지 못했었다.
- 많은 시도 끝에 다양한 dataset에서 안정적이고, 더 높은 해상도의 이미지를 생성하는 모델 구조를 찾아냈다.
- 핵심은 다음 3가지를 CNN구조에 적용시키는 것이다.
 1. max pooling 같은 deterministic spatial pooling function을 strided convolution으로 대체한다. 이것은 network가 spatial downsampling을 학습하게 한다. 이것을 generator에 적용해서 spatial upsampling을 학습하게 한다.
 2. Fully connected layer를 제거한다. discriminator에서는 마지막 convolution layer가 flatten 되고 하나의 sigmoid output에 넣어진다.
 3. Batch normalization - input을 normalize해서 mean은 0, unit variance를 갖게하는 방식으로 학습을 stabilize 한다. 이는 weight 초기화가 나쁘게 된 경우와 깊은 모델에서 gradient flow를 도와주고, 학습 초기에 잘못된 방향으로 학습이 진행되는 경우를 막아준다. 모든 layer에 적용하면 sample 변동하고 model 불안정해지므로 generator의 output layer와 discriminator의 input layer에는 넣지 않는다.
- generator에서는 ReLU를 사용하고 output layer는 tanh를 사용한다.
- discriminator에서는 Leaky ReLU를 사용한다. 높은 해상도를 만들 수 있다.

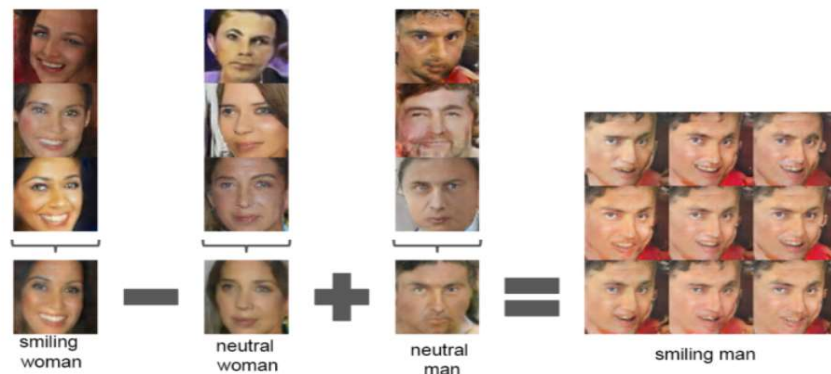
4) Details Of Adversarial Training

- LSUN, Imagenet-1k, Faces dataset으로 학습을 진행했다.
- preprocessing은 하지 않았다.
- size = 128인 mini-batch SGD
- (0,0.02) normal distribution 초기화
- Leaky ReLU의 slope= 0.2
- AdamOptimizer(0.0002,0.5)



5) Vector Arithmetic On Face Samples

- king-main+woman = queen 같은 vector 연산을 이미지에 적용하였다.
- 하나의 concept에 대해 하나의 샘플에 대해 실험해보았을 때는 불안정
- 3개의 샘플에 대한 z vector의 average값에 대해서 실행했을 때는 안정적인 결과를 얻었다.



- 이런 vector 연산의 특성을 더 연구하면, 복잡한 이미지에 대한 conditional generative 모델 학습에 필요한 데이터의 양을 매우 줄일 수 있을 것이다.

6) Conclusions and future work

- 안정적인 생성모델을 제안하였고, 이 모델은 image representation에 좋은 성능을 보여줬다.
- 하지만 여전히 불안정한 요소가 남아있다.
- 모델을 너무 오래 학습시키면, 몇몇 필터들이 하나의 oscillating mode에 빠진다. 연구를 더하여 해결할 필요가 있다.
- 이 framework를 비디오나 오디오로 확장하면 매우 흥미로울 것이다.
- latent sapce의 특성에 대한 연구도 흥미로울 것이다.

- 참고

-

<https://arxiv.org/pdf/1511.06434.pdf>

<https://greeksharifa.github.io/generative%20model/2019/03/17/DCGAN/>

<https://leechamin.tistory.com/222>

담당 교수명

문영식 교수님

담당교수 의견

담당 교수
확인

(인)