3D Shape Segmentation

CNN(Convolution Neural Networks)에 대하여

Convolutional Neural Networks은 주로 이미지 인식에 이용되는 뉴럴 네트워크의 한 종류

2000년대에 들어서서, 이미지 인식분야에서는 SIFT등의 전문적으로 설계된 특징 벡터과 SVM등의 식별기를 합친 방법이 주류

2012년에 들어서서 이미지 인식 공모전 ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition (ILSVRC) 에서 AlexNet이라고 불리는 CNN를 이용한 방법이 지금까지의 이미지 인식의 표준이었던 SIFT+FisherVector+SWM이라는 접근과 큰 차이를 벌이며 우승해, 일약 심층학습이 주목

CNN은 이미지 인식뿐만 아니라 세그먼테이션, 물체검출, 자세 추정 등 다양한 업무를 해결하기 위한 기반 네트워크로써 넓게 이용. 또한 이미지뿐만 아닌 자연어처리, 음성신호처리, 게임 AI등의 분야에서도 이용 -> 뉴럴 네트워크 중 중요한 위치 점유

CNN의 종류

1. AlexNet

2. GoogleNet

1> VGGNet[2014]

2> GoogleNet[2015]

3. ResNet[2015]

4. DenseNet[2016]

5. Region Based CNNs : object detection 문제를 풀기 위해 제안된 모델들

1> R-CNN[2013]

2> Fast R-CNN[2015]

3> Faster R-CNN[2015])

기존 CNN은 학습된 convolution 필터, pooling작용 및 활성화 기능을 사용하여 이미지 콘텐츠 분류하는 완전히 연결된 계층에 의해 처리 가능한 기능으로 이미지 데이터를 변환한다.

일반적인 3D에서 convolution 작동이 잘 정의되지 않음

3D 형상을 중심으로 다양한 관점에서 3D 증강 뷰를 구축하여 시각 기반 접근법과 내재적 접근법의 장점을 유지하는 새로운 3D 세분화 접근 방식

3D 증강 뷰는 2D 일반 그리드에 3D 형상 부분을 투영하는 것으로, 그리드의 각 셀은 해당 투영된 부분의 깊이와 정규에 대한 정보를 인코딩한다.

* 이를 통하면 학습할 Parameter 수를 크게 줄이고 다양한 mesh topology로 도형을 3D 세분화할 수 있다.

형상분해는 입력된 3D 모양을 3D 증강 뷰 또는 3D 뷰로 변환

각 3D뷰는 각 꼭지점의 클래스를 예측하는 기능 추출 및 분류 네트워크, 즉 ViewNet에 의해 처리

예측 집합은 각 3D 뷰의 ViewNet 예측을 원래 3D 모양에 재프로젝트한다.

예측 정교화는 원래 모양에 대한 문맥 정보를 사용하여 클래스 예측을 개선한다.

형상 분해 : 입력 형태를 여러 구성 요소로 분해하여 3D 형상 표현을 단순화



왼쪽 : FAUST 데이터 집합의 합성 3D 모양

오른쪽 : 형상 분해 모듈에서 추출한 3D 증강 뷰의 예

3D 뷰는 동일한 정점 밀도를 가지며 낮은 분해능에서도 기본 형상을 캡처

형상 추출 및 분류

M3DView를 병렬로 처리하여 공유 가중치를 가진 일련의 깊이 신경네트워크(ViewNets)를 통해 형상을 학습

ViewNet 모듈은 IC(내인성 컨볼루션), FC(완전연결 컨볼루션) 및 softmax 계층의 구성

FC와 softmax는 표준인 반면, IC 레이어는 3D 뷰에서 컨볼루션 연산을 수행하기 위해서 전통적인 유클리드 CNN에서 사용되는 컨볼루션 레이어를 대체

* 유클리드 공간 : [유클리드](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EC%97%90%EC%9A%B0%ED%81%B4%EB%A0%88%EC%9D%B4%EB%8D%B0%EC%8A%A4)가 연구했던 [평면](https://ko.wikipedia.org/wiki/%ED%8F%89%EB%A9%B4)과 [공간](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EA%B3%B5%EA%B0%84)을 일반화한 것, 유클리드가 생각했던 [거리](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EA%B1%B0%EB%A6%AC)와 [길이](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EA%B8%B8%EC%9D%B4)와 [각도](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EA%B0%81%EB%8F%84)를 [좌표계](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EC%A2%8C%ED%91%9C%EA%B3%84)를 도입하여, 임의 [차원](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EC%B0%A8%EC%9B%90)의 공간으로 확장한 것이다. 이는 표준적인 유한 차원, [실수](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EC%8B%A4%EC%88%98), [내적 공간](https://ko.wikipedia.org/wiki/%EB%82%B4%EC%A0%81_%EA%B3%B5%EA%B0%84)이다.
* 시계열 데이터, 음성, 이미지 같은 데이터는 2차원, 3차원 유클리드 공간에 쉽게 매핑

예측 집계 : 각 3D 뷰에서 유추된 예측은 원래의 입력에 분할 결과를 전송하기 위해 3D 형상 X에 다시 투영되고 집계

정밀 예측

각 꼭지점의 라벨 예측은 주변 정점과 독립적으로 추정되므로 국소 라벨 불일치가 발생할 가능성이 높다.

또한 입력 3D 형상의 일부 정점이 3D 뷰 중 하나에 투영되지 않았을 수 있으므로 X에 정의되지 않은 라벨 예측으로 정점이 나타날 수 있다.

따라서 우리는 구조적이고 밀도 높은 예측을 도출하기 위해 상황별 정보를 이용하는 표면 기반 조건 무작위 필드(CRF)접근법을 사용하여 로컬 라벨 일관성을 부여

경량 딥러닝(Lightweight Deep Learning) 연구 동향

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 접근방법 | | 연구 방향 |
| 경량 알고리즘 연구 | 모델 구조 변경 | 잔여 블록, 병목 구조, 밀집 블록 등 다양한 신규 계층 구조를 이용하여 파라미터 축소 및 모델 성능을 개선하는 연구(ResNet, DenseNet, SqueezeNet) |
| 합성곱 필터 변경 | 합성곱 신경망의 가장 큰 계산량을 요구하는 합성곱 필터의 연산을 효율적으로 줄이는 연구(MobileNet, ShuffleNet) |
| 자동 모델 탐색 | 특정 요소(지연시간, 에너지 소모 등)가 주어진 경우, 강화 학습을 통해 최적 모델을 자동 탐색하는 연구(NetAdapt, MNasNet) |
| 알고리즘 경량화 연구 | 모델 압축 | 가중치 가지치기, 양자화/이진화, 가중치 공유 기법을 통해 파라미터의 불필요한 표현력을 줄이는 연구(Deep Compression, XNOR-Net) |
| 지식 증류 | 학습된 기본 모델을 통해 새로운 모델의 생성 시 파라미터값을 활용하여 학습시간을 줄이는 연구(Knowledge Distillation, Transfer Learning) |
| 하드워드 가속화 | 모바일 기기를 중심으로 뉴럴 프로세싱 유닛(NPU)을 통해 추론 속도를 향상시키는 연구 |
| 모델 압축 자동 탐색 | 알고리즘 경량화 연구 중 일반적인 모델 압축 기법을 적용한 강화 학습 기반의 최적 모델 자동 탐색 연구(PocketFlow, AMC) |

참고 문헌

경량 딥러닝 기술 동향

Recent R&D Trends for Lightweight Deep Learning

Electronics and Telecommunications Trends. Vol. 34, No. 2, AprilApril 20192019, pp. 40-50

이용주 (Lee Y.J.), 문용혁 (Moon Y.H.), 박준용 (Park J.Y.), 민옥기 (Min O.G.)