1 장

안녕하십니까? 이미지 인식 기술 동향에 대해 발표하겠습니다.

2 장

목차는 이와 같이 구성되었습니다.

3 장

인공지능 이미지 인식이란? 기계가 마치 사람처럼 사진이나 동영상으로부터 사물을 인식하거나 장면을 이해는 것이라고 말할 수 있습니다.

4 장

이미지 인식에는 대표적으로 세 가지의 테스크 있습니다. 첫 번째는 이미지 내 특정 사물을 분류하는 태스크, 두 번째 여러 사물을 동시에 검출하는 태스크, 세 번째는 사물을 픽셀 단위로 식별하여 분할하는 태스크 이렇게 세 가지가 있습니다.

5 장

이러한 세 가지 태스크가 발전하게 되는 계기가 있습니다. 2012년 대규모 이미지 인식 경진대회인 ILSVRC에서 토론토 대학의 연구진이 딥러닝이라 불리는 새로운 기법을 활용하여 인식기술을 발전시키는 계기가 되었습니다.

6 장

딥러닝 기반 이미지 인식 기술 동향을 세 가지로 나눌 수 있습니다. 안전하고 신뢰성 있는 이미지 인식, 인공지능 학습의 한계극복, 온 디바이스 인공지능 이미지 인식.

7 장

안전하고 신뢰성 있는 이미지 인식은 자율주행, 의료 동영상 등에서 찾아볼 수 있습니다. 2018년 자율주행 중 사망사고 사례가 있습니다. 보행자 인식과 차선인식의 오류로 인한 사고였습니다. 인공지능 활용도가 높아질수록 기술에 대한 안전성과 신뢰성을 확보하는 것은 선택이 아닌 필수가 되었습니다.

8 장

적대적 예제. 악의적 노이즈를 이미지에 주입해서 이미지를 엉뚱하게 판단하게 만드는 것. 사람이 판단하기에는 문제가 없으나 인공 신경망의 판정을 교란시킬 수 있습니다. 악용사례로는 교통표지판이나 사람 등을 인식 못하게 만드는 것입니다. 이러한 적대적 예제를 예방하기 위해서 악의적 인식 교란에 대해서 올바른 판정을 할 수 있도록 예제 자체를 학습하는 적대적 학습, 노이즈를 제거, 완화하는 노이즈 감쇄기장식 등이 연구되고있습니다. 이 외에도 이미지 인식의 강건함 자체를 개선하기 이한 연구가 활발한데, 블러링, 포깅 등 현실에서 흔하게 발생할 수 있는 노이즈가 적용된 이미지 벤치마킹 데이터세트 ImageNet-C, ImageNet-P 등이 공개되었습니다. 이미지 식 기술의 근본적 불안감으로는 학습하지 못한 패턴에 대한처리, 신뢰성 확보 등이 있습니다.

9 장

입력된 이미지가 학습된 확률 분포의 데이터인지, 아닌지를 식별하는 것이 중요한데, 이것을 학습 외 분포 데이터 탐지라고 합니다. 학습 외 분포 데이터 탐지를 통해 인공신경망이 판단하기 어려운 이미지를 걸러 내거나 예외 처리하여 안전성과 신뢰성을 높일 수 있고, 딥러닝이 판정에 대해 얼마나 확시나는지를 나타내는 확률 값을 보정하거나, 생성적 대립 신경망으로 생성하고 학습하여 탐지 정확도를 높이는 방법이 있습니다.

10 장

신뢰성 확보에 있어서 또 다른 접근은, 설명 가능 인공지능입니다. 인공지능의 동작 또는 판단을 사람이 이해할 수 있는 형태로 설명하는 기술입니다. 어떻게 판단하였는지 판단 근거까지 제공하며 신뢰 여부를 경정하는 것입니다. 의료영상 분석 같이 법적 책임 또는 규정 준수가 엄밀히 요구되는 분야에 안전장치가 될 수 있습니다. 인공지능 판단에 크게 기여하는 특징정보를 알려주는 CAM과 같은 기술들은 이미 활용 중입니다.

11 장

딥러닝 학습과정에서 대규모의 데이터와 컴퓨팅 파워를 요구합니다. 또한 인적 자원도 제한적입니다. 이런한 한계를 극복하기 위한 세 가지 동향이 있습니다. 학습데이터 절감, 인공지능 전문가를 대신할 학습 자동화, 데이터와 컴퓨팅 파워 절감을 위한 전이학습 고도화가 있습니다. 첫 번째로 학습데이터 절감을 보면 이미지 인식은 대부분 지도학습을 실시합니다. 그만큼 출력 값이 있는 데이터가 필요합니다. 출력값에 해당하는 라벨 또는 어노테이션을 준비해야 하는데, 이미지에 대한 어노테이션은 이미지 내에 각종 사물을 구분하는 경계선을 그리거나 해당 사물이 무엇인지를 기록해야 합니다. 규모와 난이도 등에 따라 많은 비용이 소요되며, 이러한 비용 문제를 극복하는 동향 중 하나는 자기 지도 학습입니다. 어노테이션 데이터 사용을 효율화 하는 또 다른 방법으로는 액티브러닝이 있습니다.

12 장

자기 지도 학습을 활용하여 학습에 필요한 어노테이션을 줄이고, 비지도 학습과 유사하지만 데이터를 표현하는 방법을 학습하는 것에 중점을 두고 있습니다. 그림을 보시는 것처럼 자기 문제를 해결하기 위해서 스스로 필요한 특징을 찾아 적절하게 표현하는 방법을 학습하는 것입니다. 후에는 미세조정 또는 다운 스트림 태스크에 해당하는 소수의 어노테이션 데이터로 지도 학습 과정을 거쳐 이미지 인식을 완성하는 것입니다. 자기 지도 학습의 장점으로는 고비용에 해당하는 어노테이션 데이터 절약, 전이학습 등에 활용되는 사전적 학습 모델을 확보할 수 있습니다.

13 장

액티브러닝의 핵심은 어떤 데이터를 먼저 어노테이션해서 사용할 것인가 입니다. 학습에 크게 기여할 수 있는 데이터를 먼저 선별하여 어노테이션하여 학습한 후 점진적으로 목표한 정학도를 달성할 때까지 어노테이션 데이터를 늘려가며 학습사는 방식입니다. 액티브러닝을 활용하면 40%가량 어노테이션 데이터가 절감되고, 최고 정확도를 3.4% 높인 연수 사례도 있습니다. 이외에도 생성적 대립 신경망(GAN)을 활용하여 가상의 데이터를 생성하여 어노테이션 데이터를 만들어 내는 시도가 있습니다.

14 장

두 번째 동향은 인공지능 전문가를 대신할 학습 자동화입니다. 자동화된 기계학습 기술은 학습데이터 전처리 -> 딥러닝의 심층 신경망 구조 탐색 -> 학습 최적화를 위한 하이퍼파라미터 조정 -> 최종 모델 선택 등과 같은 이러한 딥러닝 학습 과정의 각 단계를 자동화 할 수 있습니다. 자동화된 기계학습은 전문가 부족에 대한 극복 방안이 인공지능 민주화를 위한 기술이라고도 할 수 있습니다.

15 장

세 번째 동향은 데이터 컴퓨팅 파워 절감을 위한 전이학습 고도화입니다. 전이학습은 원천 도메인으로부터 목표 도메인을 학습시키는 방법의 총칭이며, 딥러닝 이미지 인식에서는 원천 도메인에서 학습된 심층 신경망 모델을 목표 도메인 데이터로 추가 학습하는 방식으로 구현됩니다. 손쉽게 학습 데이터와 컴퓨팅 파워 또는 학습시간을 줄일 수 있는 방법, 딥러닝 기반 이미지 인식에 있어 기본처럼 활용되고 있습니다. 전이 학습이 도욱 주목받는 이유는 자기 지도 학습, 자동화된 기계학습 기술 등이 고도화되고, 이를 적용한 사전학습 모델 자체의 성능도 고도화되면서 전이학습을 다양한 태스크에 적용할 수 있기 때문입니다. 전이 학습이 연구되면서 의료 영상, 제조 비전 검사 등의 전문 도메인 영역에 특화된 사전 학습 모델들이 개발되고 있습니다.

16 장

온 디바이스 인공지능 인식은 모바일 디바이스, 경량 디바이스 등에서 인공지능 이미지 인식 기술 적용 사례가 등장하고 있으며, 경량 딥러닝 연구와 하드웨어 가속화 기술 연구가 진행 되고있습니다. 경량 딥러닝 기술을 정확도를 유지 하고 모델의 크기를 줄이거나 연산을 간소화하여 작은 디바이스 등에 탑재할 수준으로 경량화 하는 것입니다. 이미지 인식에 주로 사용되는 콘볼루션 신경망의 경우 필터를 변형하여 연산 차원을 축소하거나 큰 영향이 없는 신경망의 가중치 삭제하는 가지치기, 가중치 값의 부동 소수점을 줄여 연산을 간소화하는 양자화기법이 있습니다. 최근에는 지식증류 활용도가 높아지고 있는데, 미리 잘 학습시킨 신경망의 출력을 작은 신경망이 모방 학습하여 상대적으로 경량화 되면서 정확도를 유지하는 기술입니다.

17 장

인공지능 판정은 안전성과 신뢰성을 높이기 위해 악의적 공격, 자연 발생적 노이즈 그리고 예외 상황에 대해서도 강건하고 투명하게 처리하고, 인공지능 학습에 필요한 막대한 비용과 자원을 최소화하며, 일상 모든 곳에 인공지능 적용이 가능하도록 가볍게 만드는 것이 최근 인공지능 이미지 인식 기술 동향입니다. 각 산업 영역에 인공지능 기술을 적용하기 위한 현실적 문제를 해결하는 것 역시 주요 기술 동향이라고 할 수 있습니다.