인공지능 이미지 인식 기술 동향

인공지능 이미지 인식이란 기계가 마치 사람처럼 사진이나 동영상으로부터 사물을 인식하거나 장면을 이해하는 것으로 정의할 수 있다. 이러한 이미지 인식의 대표적으로 세 가지 태스크(Task)가 있다.

첫 번째는 이미지 내 특정 사물을 분류(Classification)하는 태스크, 두 번째는 여러 사물을 동시에 검출(Detection)하는 태스크, 세번째는 사물을 픽셀 단위로 식별하여 분할(Segmentation)하는 태스크

이러한 이미지 인식 기술들은 2012년 대규모 이미지 인식 경진대회인 ILSVRC에서 토론토 대학 연구진이 딥러닝이라 불리는 새로운 기법을 활용해 사람의 인식률을 발전시키는 계기가 되었다.

사람 수준을 초월한 인공지능 이미지 인식 기술은 자율주행, 의료, 제조 등의 산업에 활용되는 단계로 진입하고 있다.

딥러닝 기반 이미지 인식 기술 동향에는 3 가지가 있다.

* 안전하고 신뢰성 있는 이미지 인식
* 인공지능 학습의 한계 극복
* 온 디바이스(On-Device) 인공지는 이미지 인식

첫 번째로 안전하고 신뢰성 있는 이미지 인식은 자율주행, 의료동영상 등에서 찾아볼 수 있는데

2018년 우버와 테슬라 차량이 자율주행 중 사망사고를 냈다는 사례가 있다. 그 이유는 보행자 인식과 차선 인식의 오류로 인한 사고였다. 인공지능 활용도가 높아질수록 기술에 대한 안전성과 신뢰성을 확보하는 것은 선택이 아닌 필수가 된다. 특히 딥러닝은 적대적 예제라 불리는 이미지를 엉뚱하게 판단하는데, 악의적 노이즈를 이미지에 주입해서 적대적 예제를 만들 수 있다.

적대적 예제란 사람이 판단하기에는 문제가 없으나 인공신경망의 판정을 교란시킬 수 있다.

악용사례로는 교통표지판이나 사람 등을 인식 못하게 만드는 사례이다.

이러한 적대적 예제를 예방하기 위해 악의적 인식 교란에 대해서 올바른 판정을 할 수 있도록 예제 자체를 학습하는 적대적 학습방법이나 노이즈를 제거·완화하는 노이즈 감쇄기방시 등이 연구되고있다. 인공의 노이즈에 대응하는 기술에도 이미지 인식의 강건함 자체를 개선하기 위한 연구가 활발한데, 블로링, 포깅 등 현실에서 흔하게 발생할 수 있는 노이즈가 적용된 이미지 벤치마킹 데이터 세트 ImageNet-C, ImageNet-P 등이 공개되었다. 이를 통해서 각종 노이즈에 대해 안전성과 신뢰성을 갖춘 강건한 이미지 인식 기술이 발전할 것으로 기대된다.

노이즈 대은 외에 딥러닝 기반 이미지 인식 기술의 근본적 불안감 중 하나는 학습하지 못한 패턴에 대한 처리이다. 인공지능에 입력된 이미지가 학습된 확률 분포의 데이터인지, 아닌지를 식별하는 것이 중요한데, 이것을 학습 외 분포 데이터 탐지라 한다.

학습 외 분포 데이터 탐지를 통해 인공신경망이 판단하기 어려운 이미지를 걸러 내거나 예외 처리하여 안전성과 신뢰성을 높일 수 잇다.

딥러닝이 판정에 대해 얼마나 확신하는지를 나타내는 확률 값을 보정하거나, 학습 외 분포 데이터를 생성적 대립 신경망으로 생성하고 학습하여 탐지 정확도를 높이는 방법이 있다.

신뢰성 확보에 있어 또 다른 접근은 설명 가능 인공지능이다. 설명 가능 인공지능은 인공지능의 동작 또는 판단을 사람이 이해할 수 있는 형태로 설명하는 기술이다. 예를 들면 판단 결과만을 제공하는 것이 아니라, 고양이라고 판단한 근거까지 제공하는 것이다. 왜 그렇게 작동하는지를 이해할 수 있다면, 판단결과에 대하여 신뢰여부를 결정할 수 있다. 또한 의료영상 분석 같이 법적 책임 또는 규정 준수가 엄밀히 요구되는 분야에 인공지능을 도입할 수 있는 안전장치가 될 수 있다. 인공지능 판단에 크게 기여하는 특징 정보를 알려주는 CAM과 같은 기술들은 이미 활용 중이다. 정확도 측면에서 인공지능 이미지 인식 기술이 사람 이상의 수준으로 진화되었으나 현실 세계에 적용하기에는 안전성 및 신뢰성에 대한 추가적 보완이 요구되고 있는 실정이다. 앞서 설명한 바와 같이 인공지능 이미지 인식기술을 품질 수준을 개선하는 방향으로 이제 막 발돋움을 하고 있는 단계이다.

두 번째로는 인공지능 학습의 한계극복이다. 딥러닝은 학습과정에서 대규모의 데이터와 컴퓨팅 파워를 요구한다. 또한 인적 자원도 제한적이다. 이러한 한계를 극복하기 위해 크게 세 가지 정도의 동향이 두드러지고 있다.

학습 데이터 절감이다, 인공지능 전무가를 대신할 학습 자동화, 데이터와 컴퓨팅 파워 절감을 위한 전이 학습 고도화 이렇게 세 가지가 있다.

첫 번째로 학습 데이터 절감을 보면 이미지 인식은 대부분 지도학습을 실시한다. 그만큼 출력 값이 있는 데이터가 필요하다. 즉, 출력값에 해당하는 라벨 또는 어노테이션을 준비해야한다. 이미지에 대한 어노테이션은 이미지 내에 각종 사물을 구분하는 경계선을 그리거나 해당 사물이 무어인지 기록해야 한다.

규모와 난이도 등에 따라 많은 비용이 소요된다. 비용 문제를 극복하는 최근 동향 중 하나는 자기 지도 학습을 활용하여 학습에 필요한 어노테이션을 줄이는 것이다. 비지도 학습과 우사하지만 데이터를 표현하는 방법을 학습하는 것에 중점을 두고 있다. 자기 지도 학습 후에는 미세조정 또는 다운 스트림 태스크에 해당하는 소수의 어노테이션 데이터로 지도 학습 과정을 거쳐 최종적으로 목적한 이미지 인식을 완성하게 된다. 자기 지도 학습의 장점으로는 고비용에 해당하는 어노테이션 데이터 절약, 전이학습 등에 활용되는 사전학습 모델을 확보할 수 있다.

어노테이션 데이터 사용을 효율화 하는 또 다른 방법 => 액티브러닝

액티브 러닝의 핵심은 어떤 데이터를 먼저 어노테이션해서 학습에 사용할 것인가이다. 학습에 크게 기여할 수 있는 데이터를 먼저 선별하여 어노테이션하고, 학습한 후 점진적으로 목표한 정확도를 달성할 때까지 어노테이션 데이터를 늘려가며 학습하는 방식이다.

액티브러닝을 활용하면 40%가량 어노테이션 데이터를 절감하고, 최고 정확도를 3.4% 높인 연구사례도 있다. 이 외에도 생성적 대립 신경망을 활용하여 가상의 데이터를 생성하여 어노테이션 데이터를 만들어 내는 시도가 있다.

두 번째는 인공지능 전문가를 대신할 학습 자동화이다. 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 있다.

자동화된 기계학습은 전문가 부족에 대한 극복 방안이ㅏ 인공지능 민주화를 위한 기술이라고도 할 수 있다.

세 번째는 온 디바이스 인공지능 이미지 인식

모바일 디바이스, 경량 디바이스 등에서 인공지능 이미지 인식 기술 적용 사례가 등장하고 있다. 경량 딥러닝 연구와 하드웨어 가속화 기술 연구가 진행되고있다.

정확도를 유지하고 모델의 크기를 줄이거나 연산을 간소화 하여 작은 디바이스 등에 탑재할 수준으로 경향화 하는 경량 딥러닝 기술이 있다. 콘볼루션 신경망의 경우 필터를 변형하여 연산 차원을 축소하거나 큰 영향이 없는 신경망의 가중치 삭제하는 가지치기, 가중치 값의 부동 소수점을 줄여 연산을 간소화 하는 양자화 등의 기법이 있다.

지식증류 활용도가 높아지고 있는데, 미리 잘 학습시킨 큰 신경망의 출력을 작은 신경망이 모방 학습하여 상대적으로 경량화 되면서도 정확도를 유지하는 기술이다.

최근 인공지능 이미지 인식 기술 동향은 이러한 한계를 돌파하기 위한 방향으로 진행되고 있다.

인공지능 판정은 안전성과 신뢰성을 노이기 위해 악의적 공격, 자연 발생적 노이즈 그리고 예외상황에 대해서도 강건하고 투명하게 처리하고, 학습에 필요한 막대한 비용과 자원을 최소화하며, 일상 모든 곳에 인공지능 적용이 가능하도록 가볍게 만드는 것이 최근 인공지능 이미지 인식 기술 동향이다.

이는 결국 현재의 딥러닝 기술 동향과 동일한데, 특히 이미지 인식에 있어 중요한 기술을 중심으로 지금까지 살펴보았다.

각 산업 영역에 인공지능 기술을 적용하기 위한 현실적 문제를 해결하는 것 여시 주요 기술 동향이라고 할 수 있다.