**인공지능 학습 알고리즘의 동향**

**인공지능 발전단계 :**

1단계 : 인공지능은 지정된 명령이나 조건에 따라 제품을 동작시킨다.

2단계 : 사용자마다 행동을 분석해 패턴을 찾고 각 사용자를 구분할 수 있다.

3단계 : 여러 접점의 데이터를 분석해 행동의 원인과 결과를 분석한다.

4단계 : 인공지능 스스로 가설을 세우고 검증해 더 나은 솔루션을 제안한다.

**인공지능의 최종목표 :** 인간의 요구에 적응하는 장치 및 시스템

**1단계, 효율화 :**

ㅁ 정의 : 시스템 및 장치의 특정기능을 용이하게 하여 사용자와의 상호작용을 보다 효율적이고 효과적으로 만드는 단계

ㅁ 장치 : 친숙한 사용자의 일상 생활속에 있는 인공지능 시스템 및 장치

**4가지 차원**

ㅁ 환경인식 : “인지” => 사전에 정의된 특정 정보를 인지하고 효율성 높임

ㅁ 협업형태 : “독립적” => 단독으로 작동하거나 다른 시스템으로 명령을 전달

ㅁ 사용자이해 : “단순 행위자” => 사용자의 입력을 인지하고 과거입력을 기록

ㅁ 자율성 : “작업중심\_단일동작” => 특정 작업을 완수하기 위해 정해진 특정 명령 수행

Example)

- 인공지능 에어컨 : 스마트 감지센서를 통해 실내에 사람이 있는지 확인하고 사람이 있는 곳으로 냉기를 보낸다.

- 일정 주기로 작동하는 스프링클러 : 센서를 통해 최근 비가 왔다는 사실을 감지, 예정된 작동을 건너뛴다.

- 스마트 냉장고 : 소비해야 할 식료품이 부족하면 저장되어 있는 목록의 식료품을 마트에서 자동 주문

* 1단계(효율화)를 위한 모델 학습 방법 :
  + Hyper-parameter optimization(학습 설정 값 최적화)

→ 더 높은 인식 성능이나 더 빠른 계산을 위하여 연구

* Auto ML 개발 : 데이터 중심으로 동작하는 자동학습

: 머신러닝으로 설계하는 머신러닝

→ 레이블링 된 학습 데이터를 입력으로 제공하면 최적화 모델 출력

* 1) 모든 종류의 모델 학습 후 최적의 모델 선택 or 앙상블 모델
* 2) 최적모델의 하이퍼파라미터 최적화 => 더 나은 모델 학습

→ Network architecture search 계열의 기법

→ 효율적이면서도 높은 인식 성능 모델

* 1) Neural Architecture Search with Reinforcement Learning

→ 강화학습 기반으로 최적의 architecture를 찾는 연구

* 2) EfficientNet : Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks /[*https://hoya012.github.io/blog/EfficientNet-review/*](https://hoya012.github.io/blog/EfficientNet-review/)
* 이미지 분류에 성능이 아주 좋다
* model의 사이즈를 키워줄 때 Scaling Factor( width ,depth, resolution)의 비율을 고려해야한다
* scaling factor 비율은 grid search를 통해 구함
* 이때 rescale 할 모델의 성능이 아주 중요 ! scaling을 잘해도 초기 성능이 좋지 않다면 소용이 없다
* 이때 AutoML 을 통해 찾은 작은 모델이 EfficientNet

**2단계, 개인화:**

**목표:** AI가 ‘개인화’가 가능해 사용자와의 누적된 상호작용을 통해 패턴학습을 할 수 있다.

ㅁ 정의 : 사용자 상호작용을 단순화하고 개선하기위해 패턴 학습을 사용하여 기능 인식 및 최적화

ㅁ 장치 : 일반적인 엣지 및 클라우드 컴퓨팅을 인공지능으로 최적화

*클라우드 컴퓨팅은 데이터를 처리하는 곳이 데이터 센터에 있는 반면 엣지 컴퓨팅은 스마트폰과 같은 장치에서 데이터를 처리합니다. 더 자세하게 정리하자면 엣지 컴퓨팅은 분산된 개방형 아키텍처로서 분산된 처리 성능을 제공하여 모바일 컴퓨팅 및 IoT 기술을 지원합니다.*

*참고 :* <https://www.redhat.com/ko/topics/edge-computing/what-is-edge-computing>

**4가지 차원**

ㅁ 환경인식 : “인식” => 새로운 패턴을 인식하고 더 나은 예측으로 사용자와 관련성을 높임

ㅁ 협업형태 : “단순연결” => 제어 시스템 내의 다른 장치와 직접 연결하여 제어함

ㅁ 사용자이해 : “보조협력자” => 사용자와 사용자의 독특한 행동 및 선호도를 인식하고 구별

ㅁ 자율성 : “목표중심\_다수의 연결동작” => 목표달성을 위해 사용자에게 다양한 선택사항을 제시하거나,목표를 효율적으로 충족하도록 프로그램에 반영

Example)

* 사용자의 캘린더에서 해외 출장을 인식하고, 관련 여행정보 및 교통상황을 반영한 공항까지의 최적의 경로를 제안
* 스마트 미러는 사용자의 웨어러블 기기나 각종 센서로부터 바이오 정보를 보여주고, 약의 복용을 잊지않도록 알려줌
* 가로등의 센서는 도로 상황을 모니터링하여 개별 차량들과 도시 전체의 교통 상태를 통제
* 2단계(효율화)를 위한 모델 학습 방법 :
* Transfer learning (전이학습) : 전체 데이터를 중심으로 학습

→ 기존에 만들어진 모델을 사용하여 새로운 모델을 만들시, 학습을 빠르게 하며, 예측을 높이는 방법<http://incredible.ai/artificial-intelligence/2017/05/13/Transfer-Learning/>

*⬝ 실제환경에서는 학습데이터에 포함되지않은 상황이 빈번하게 발생*

*사용자 개인의 사용환경에서 발생한 데이터를 활용한 재학습 과정 중요*

→ Domain adaptation(도메인 적응학습) : 전이학습의 하위분야로,

머신러닝이 적용되는 영역이 달라졌을 때, 새로운 영역(target domain)에 기존 영역(source domain)의 정보를 적응시켜 사용

◼ Meta-learning : 학습하는 과정을 학습하는 방법

→ 하고자 하는 task와 유사한 task의 학습과정을 가져와서 나의 task의 학습속도를 가속화하는 방법

**3단계, 추론**

**목표:** 특정 패턴과 행동의 원인을 파악하여 새로운 상황에서 사용자의 니즈를 예측해 동작한다.

ㅁ 정의 : 인과관계 학습을 통해 특정 패턴과 행동의 원인을 이해하며, 이 정보를 이용하여 사용자에게 도움이 되는 결과를 예측하고 촉진

ㅁ 장치 : 보편적인 모든 장치와 시스템에 인공지능이 있으며, 상호 연결되어 있음

**4가지 차원**

ㅁ 환경인식 : “이해” => 사전에 정의된 임무를 완수하기위해 시스템의 패턴과 원리를 이해하고, 새로운 상황을 대처함

ㅁ 협업형태 : “협조조정” => 상호 연결된 다양한 장치와 시스템의 기능을 이해하고 학습 결과를 서로 공유하여 다양한 임무를 달성함

ㅁ 사용자이해 : ”동반자” => 문맥 이해를 통해 사용자 해석하고 사회적 관계를 추론하여 사용자이 상호 작용을 예측하고 지원

ㅁ 자율성 : “임무중심\_장기적 관점의 동작” => 사용자와 환경을 이해해서 임무 수행을 위한 솔루션을 예측, 제안 및 실행

Example)

* 여름에 바닷가로 휴가 가려는 사용자에게 웨어러블 건강센서 데이터 기반으로 맞춤형 식이요법 및 운동을 제안하고 체중을 줄일 수 있도록 도와줌
* 기온이 많이 떨어진다는 예보가 나오면 가동중인 에어컨을 난방으로 바꾸고 두꺼운 옷을 입도록 제안하며 뜨거운 음료 추천
* 사용자가 약속 시간보다 늦을 것으로 예상되면 새로운 경로를 제안하여 약속시간에 늦지않도록 도와줌
* 3단계(추론)를 위한 모델 학습 방법 :
* 인과추론(Causal inference) : 어떠한 처치가 결과변수에 미치는 효과(인과효과:Causal Effect)에 대하여 데이터로 추론하는 방법

→ 특정 패턴과 행동의 원인 등을 파악하여 새로운 상황에서도

사용자가 필요로 하는 니즈를 예측해 동작한다

*상관관계는 인과관계를 의미하지않는다 cf) A/B testing*

*참고: :* [*https://www.slideshare.net/lumiamitie/causal-inference-primer-20190601*](https://www.slideshare.net/lumiamitie/causal-inference-primer-20190601)

인과관계와 효과를 설명하기위한 방법 중 2가지

* 1) Potential Outcomes
  + - * + 동일조건 하에서 선택지A ,B 가 있을 경우 :

다른 결과는 선택에 따른 인과적인 영향

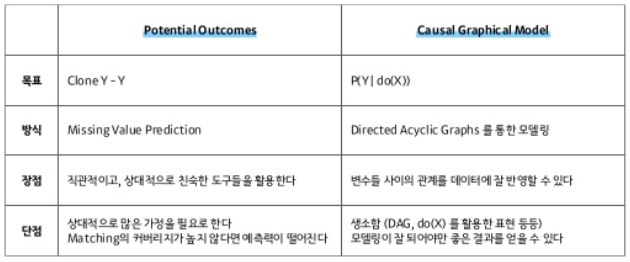
* 1. Matching : A를 선택했을 경우 B의 결과는 알 수 없다

→ 머신러닝을 통해 B 결과 예측 : 모든 사람의 효과를 비교

Average Treatment Effect: : B선택자 중 선택자와

동일조건의 사람들과의 비교 반복 => 평균적 효과도출

* 1. Stratification : 선택자의 특성을 그룹화한다 (Ex, 20대, 여자, 소득) → 유사한 특성의 사람들끼리 그룹구성 후 그룹별로 평균수익을 구하여 ATE추정
* 2) Causal Graphical Models : Potential Outcomes 방법의 약점을 보완하고자 나온 모델 : 데이터만 사용하여 추론할 경우 함정에 빠지기 쉽다.
  + 데이터의 생성과정을 그래프를 통해 표현하고, 이를 통해 인과관계추론
  + 변수들의 관계를 바탕으로 인과 관계를 더 명확하게 이해할 수 있다



**4단계, 탐구**

ㅁ 정의: 실험적 학습을 통해 기능을 지속적으로 테스트, 학습 및 개선하고 새로운 지식을 발굴하여 기존 지식에 축적 및 연결함으로써, 사용자의 삶에 끊임없이 가치를 추구

ㅁ 장치: 기본적인 인공지능은 모든 장치와 시스템을 공유하고 학습하는 사회 인프라의 핵심 구성요소

**4가지 차원**

ㅁ 환경인식: “탐험” => 광범위한 외부 데이터를 분석하여 추론에 대한 정보를 제공함으로써 새로운 상황을 테스트하고 검증함

ㅁ 협업형태 : “총체적 조직화” => 가설의 검증 및 최적화를 통해 새로운 지식을 발굴 및 적용하기위해 내부 및 외부 시스템을 조직화함

ㅁ 사용자이해 : “선구자” => 사용자가 영향받는 방법을 이해해서, 새로운 정보와 접근 방식을 신뢰하도록 증거를 제공하며 광범위한 목적의 서비스를 제공

ㅁ 자율성 : “목적지향\_탐구추구동작” => 상황 이해와 외부 지식을 활용하여 사용자의 자원과 이해관계 내에서 목적을 달성하기 위한 창의적인 접근 방식을 제시

Example)

* 인터뷰를 앞둔 사용자에게 스트레스 감소와 인터뷰 준비를 위해, 인터뷰 예상 질문을 작성하여 제공하고 인터뷰 당일에 알람, 교통정보, 복장 등을 제안하여 준비를 도움
* 최신 연구 결과를 참조하여 취침 전 스크린 사용 단축을 제안하고 긍정적인 변화가 나타나는지 관찰
* 스마트 시티의 자동차 인공지능은 차량과 도시의 교통 센서 데이터를 활용하여 다양한 경로, 출발시간, 운전속도를 실험한 후에 연료 효율성 또는 주행 시간과 같이 사용자가 원하는 목적에 맞도록 최적화 주행
* 4단계(탐구)를 위한 기존의 학습 방법 :
* 단계4에서는 원인(causality)에 기반한 탐구로 진행되어야한다

<https://4four.us/article/2017/03/query-strategy-in-active-learning>

* Active learning : 학습 알고리즘이 사용자에게 질의하여 원하는 데이터 통해 새로운 데이터 요소에 레이블을 지정할 수 있는 특수한 기계 학습 사례

→ 어떤 데이터를 먼저 레이블링해서 알고리즘이 학습하게 할지 선택

* + Uncertainty Sampling : 불확실성을 정량화 하기 위하여 사용하는 방법

→ 무엇을 먼저 배울것인가?

1. 문제 중 확신이 덜 서는 것을 정함
2. 가장 답이라고 생각하는 항목 2개를 뽑고, 이중 헷갈리는 정도가 큰 문제를 찾음
3. 선택가능한 모든 답에 대하여 정답이라고 생각하는 확률을 매긴 뒤, 분포가 많이 퍼져있는 문제를 찾음

⚫ Query by Committee : 동일 문제의 상반된 답에 대하여 정확한 답을 찾는 방법

→ 이를 통해 모델의 정확도 개선

* + Expected Model Change : 답을 알았을 때 기존의 생각을 가장 많이 바꿀 수 있는 문제를 택함
  + Expected Error Reduction : 앞으로 만나게 될 문제에서 시행착오를 줄여줄 수 있는 문제를 먼저 품

☞ Active learning의 한계점 : 현재 학습 상태에서 도움이 될 데이터를 선별한다는 측면에서는 유사하지만, 확보한 학습데이터만 재활용 할 뿐,

필요한 새로운 데이터를 생성하지 못함

* 모델기반 강화학습

→ 모델프리 강화학습/ 모델기반 강화학습 차이점 : <https://m.blog.naver.com/kwonpub/221188330137> => 들어가보깅

☞ 모델기반 강화학습의 한계점 :베이지안 기법 등 통계바탕 기법으로 진행되기 때문에 원인(Causality)에 기반하지않는다 != 원인에 기반한 탐구

베이지안기법: 주장에대한 의지를 수치화하여 접근

<https://brunch.co.kr/@zedoring/4>

* 적대적 공격(Adversarial attack) 에 강인한 모델을 학습하는 이론
* <https://leedakyeong.tistory.com/entry/%EB%85%BC%EB%AC%B8-FGSM-%EB%A6%AC%EB%B7%B0-EXPLAINING-AND-HARNESSING-ADVERSARIAL-EXAMPLES>

adverdarial examples 를 만든는 기법이 FGSM(FAST GRADIENT SIGN METHOD)

* + 어떠한 원인이 오류를 크게 만드는지 분석하고 실제 데이터를 생성하여

학습하는 측면에서 유사 = 인과관계(원인에기반)

↓

기존 통계 기반 탐구 방법에 원인 분석을 통해 “이렇게하면 어떨까” 라는 가정을 세울 수 있다면, 학습성능을 크게 개선할 수 있는 열쇠가 될 것이다.

결론 : 인공지능 학습 알고리즘이 사람들의 육체적 노동을 줄이는 것 뿐만 아니라, 새로운 방식으로 건강 교육 엔터테인먼트등에 도움을 줄것이라고 믿는다.

참조

“데이터 과학자 없는 머신러닝” AutoML의 이해  
<http://www.itworld.co.kr/news/129362#csidx818145a30f5cbc29a795a60c605d667>

# AutoML을 이용한 Architecture Search 소개 및 NASNet 논문 리뷰

<http://research.sualab.com/review/2018/09/28/nasnet-review.html>

뉴로모픽: <http://www.mtnews.net/m/view.php?idx=5386>

