



Artificial Intelligence(AI)

인공지능(AI) 이란 무엇인가?

Table of Contents

01 인공지능 기술 변천사

Artificial Intelligence(AI)기술 1950 ~ 2024.

- **02** 인공지능(AI) 이란 무엇인가?
- **03** 기계학습(Machine Learning) 이란? 규칙기반(Rule-based) Al vs. 기계학습기반 Al
- **04** AI 모델의 종류 & 학습 유형 회귀, 분류, 지도/비지도, 강화학습
- 05 AI는 어떻게 학습하는가?
- 06 AI기술의 오늘과 내일 인공지능 모델 종류, 적용분야, 발전방향



사람의 마음 읽는 '인공지능'이 온다

٨ 박설민 기자 □ ② 입력 2023.08.23 17:58 □ ♥ 댓글 0

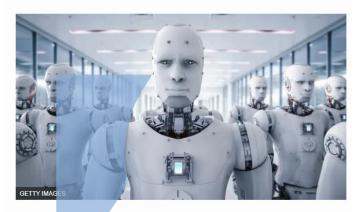


첨단과학기술의 힘을 빌려 '독심술(讀心術)'이 현실화되고 있다. 특히 '인공지능(AI)'을 이용한 뇌 활동 분석 기술은 다양한 분야에서도 <mark>활용</mark> 도가 높을 것으로 기대되고 있다./ 그래픽=박설민 기자



인공지능은 의도치 않게 인류를 파괴할 수 있다

2019년 11월 3일



스티븐 호킹부터 엘론 머스크까지 인공지능(AI)에 관한 세계 최고의 지성들은 AI가 인류에 실존적 위협을 제기한다고 우려한다.

"한국 의료AI 정확하네요"… 전세계가 부른다

김시균 기자 sigyun38@mk.co.kr

입력: 2023-10-04 15:50:49

가 冄 ≪ □

AI로 데이터 딥러닝…질병 정밀진단 해외 진출

제이엘케이 뇌졸중에 특화

美日 이어 中에도 특허 등록

루닛, 40개국 2천곳 SW공급

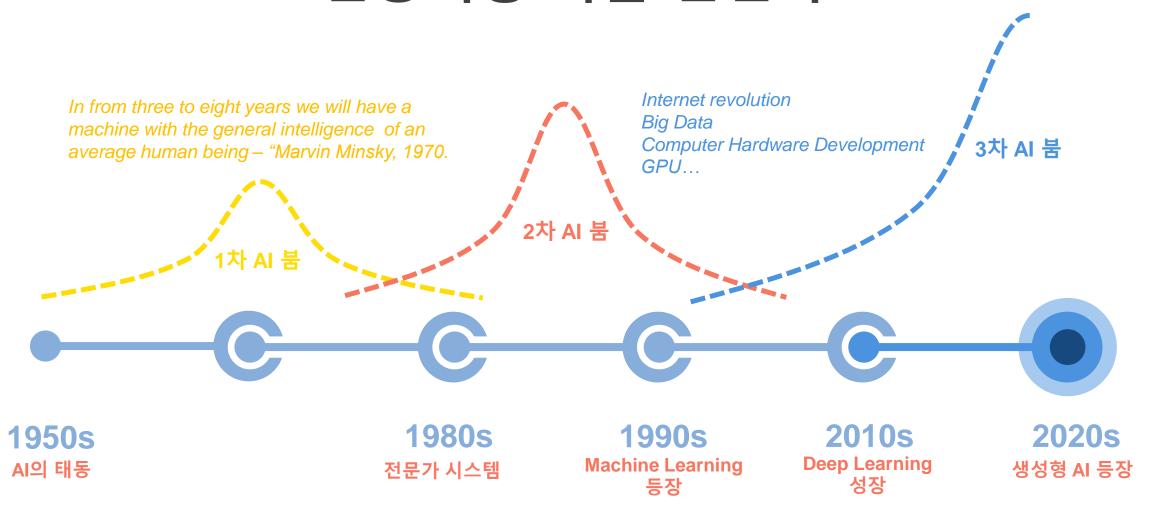
10초 내 진단, 97~99% 정확

코어라인, 흉부질환 동시진단

유럽 5개국에 솔루션 공급

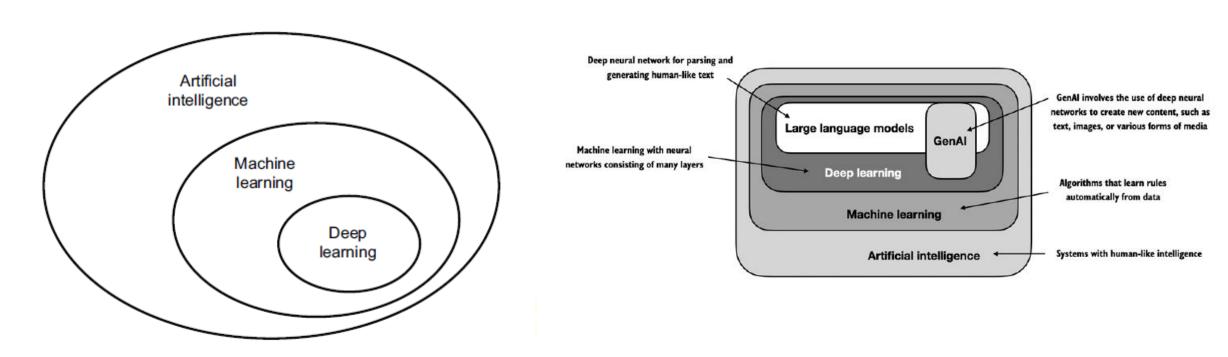


인공지능 기술 변천사





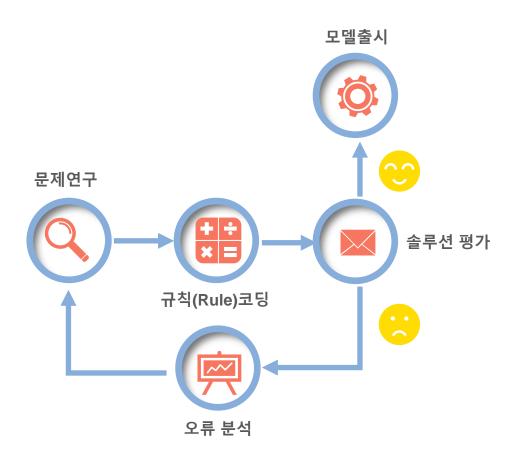
인공지능(AI) 이란 무엇인가?



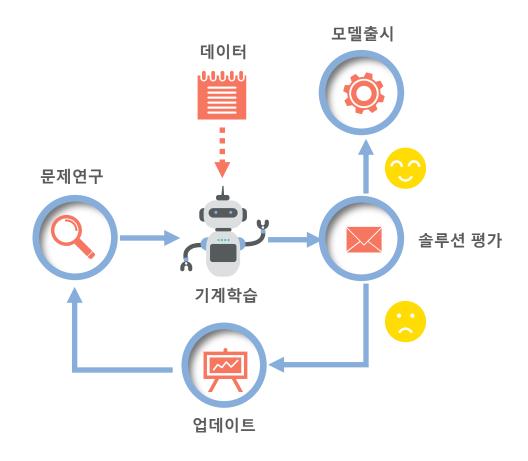
- 인공지능은 전통적인 의미의 규칙기반(Rule-based), 기계학습 모두를 포괄하는 개념이다.
- Deep Learning(심층학습)은 기계학습의 한 분야이다.
- Deep Learning기술은 생성형 인공지능(GenAI) 그리고 언어모델 (LLM, GPT)을 포함하는 개념이다.



Machine Learning(기계학습) 이란?



전통적 규칙기반(Rule-based) Al



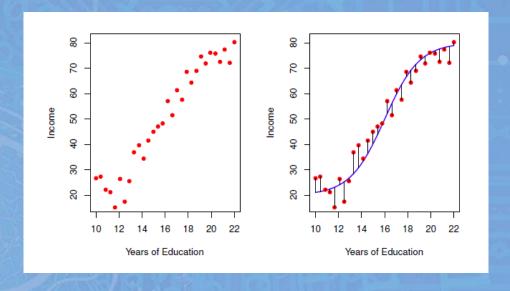
기계학습(Machine Learning)기반 Al

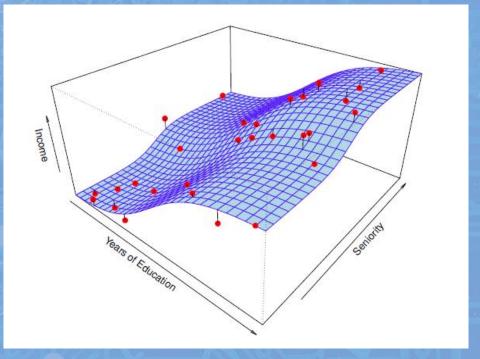


기계학습(Machine Learning) 정의:

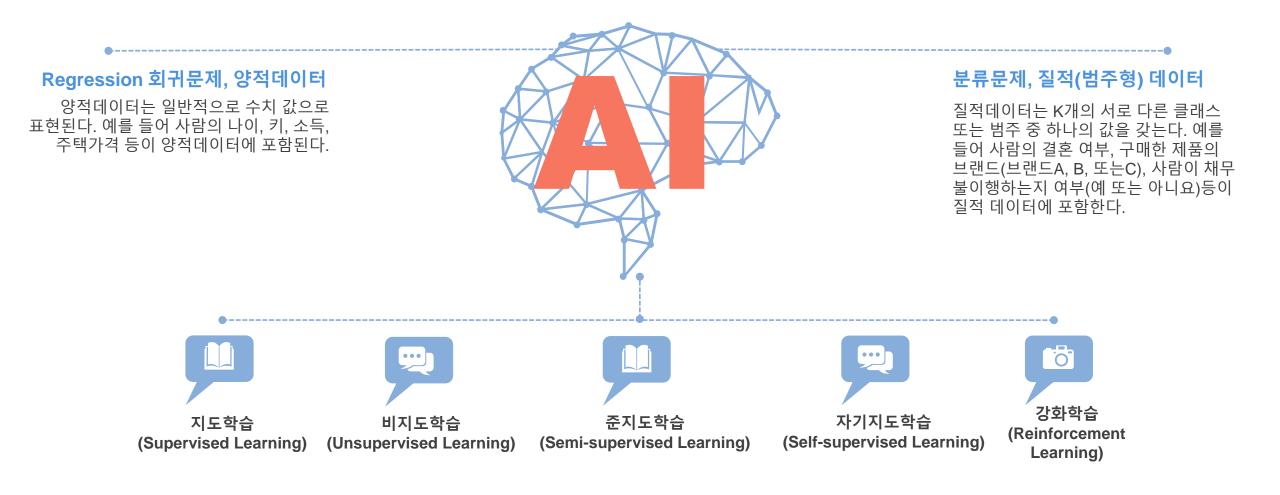
기계 학습은 컴퓨터 시스템이 데이터에서 특정 패턴이나 트렌드를 발견하고 학습하여 작업을 수행하도록 하는 인공 지능 분야이다. 이는 명시적인 프로그래밍 없이도 컴퓨터가 경험을 통해 학습하고 성능을 향상시키며, 예측, 분류, 패턴 인식 등 다양한 작업을 수행할 수 있도록 한다. 간단히 말해 기계학습은 데이터와 경험을 통해 자동적으로 개선되는 컴퓨터 알고리즘을 사용하여 문제를 해결하는 방법론을 의미한다.

$$E(Y - \hat{Y})^2 = [f(X) - \hat{f(X)}]^2 + Var(\in)$$
 감소가능 감소불가능





AI 모델의 종류 & 학습 유형

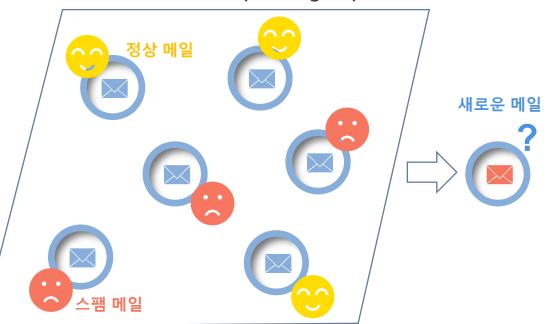


지도학습(Supervised Learning)

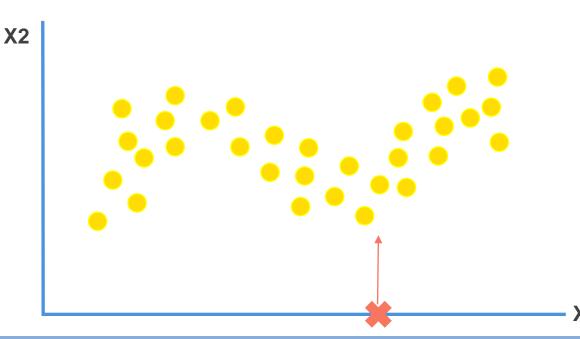
지도학습(supervised learning)은 입력 데이터와 그에 대응하는 올바른 출력 값을 포함하는 레이블을 사용하여 모델을 학습시키는 기계학습의 한 방법이다. 모델은 주어진 입력에 대한 출력 값을 예측할 수 있도록 데이터 패턴을 분석하고 이를 기반으로 학습한다. 지도학습의 주요 목표는 새로운 데이터가 주어졌을 때 정확한 값을 예측하는 것이다. 일반적으로 분류(Classification)와 회귀(regression) 문제에 널리사용된다. 이메일 필터링, 이미지 인식, 의료진단 등이 지도 학습의 대표적인 응용 사례이다. 지도학습을 이용한 기계학습 모델은 다음과 같다:

K-Nearest Neighbor, 회귀분석, 로지스틱 회귀분석, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree, Random Forest, 인공신경망, 등등.

분류문제: 훈련데이터(Training set)



회귀문제: 훈련데이터(Training set)

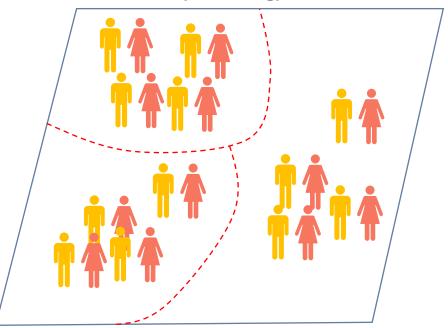


비지도학습(Unsupervised Learning)

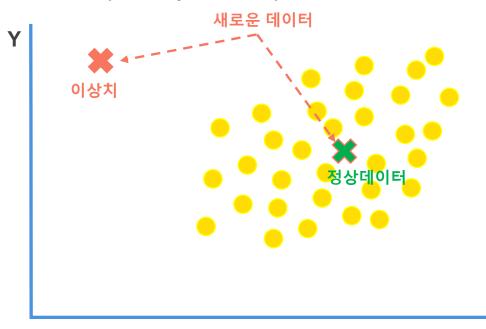
비지도학습(unsupervised learning)은 레이블이 없는 데이터를 사용하여 데이터의 구조나 패턴을 학습하는 기계 학습의 한 방법이다. 비지도학습은 입력데이터에 대한 명확한 정답이 없기 때문에, 데이터 내의 유사성, 군집, 또는 숨겨진 구조를 찾아내는데 중점을 둔다. 비지도학습의 주요 목표는 데이터의 본질적인 구조를 이해하고 데이터를 유의미하게 분류하거나 축약하는 것이다. 대표적인 응용사례로는 클러스터링(clustering), 차원축소(dimensionality reduction), 이상탐지(anomaly detection) 등이 있으며 비지도 학습 모델의 대표적인 예는 다음과 같다.

K-means, DBSCAN, Hierarchical Clustering, Principal Component Analysis(PCA), Self-organizing map, 등등.

클러스터링(clustering)



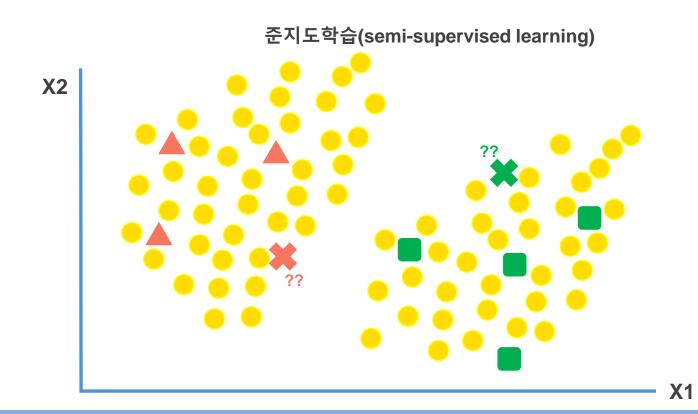
이상탐지(anomaly detection)



준지도학습(Semi-supervised Learning)

준지도학습(semi-supervised learning)은 레이블이 있는 데이터와 레이블이 없는 데이터를 혼합하여 모델을 학습시키는 기계 학습의 한 방법이다. 이 방법은 일반적으로 레이블된 데이터가 적고 레이블이되지 않은 데이터가 많은 상황에서 사용된다. 준지도학습의 목표는 레이블된 데이터의 정보와 레이블이되지 않은 데이터의 구조를 모두 활용하여 모델의 성능을 향상시키는 것이다. 이를 통해 더 적은 비용으로 더 좋은 예측을 얻을 수 있다.

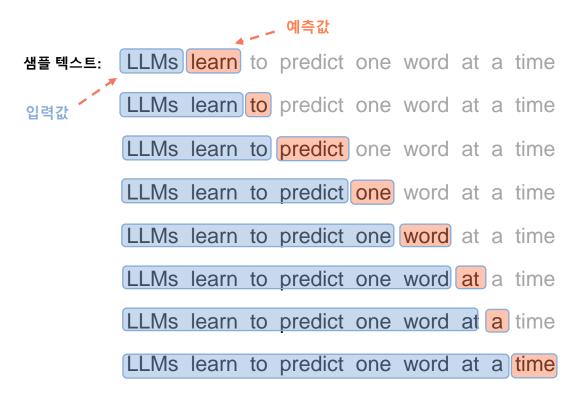
이미지 분류, 텍스트 분류, 음성인식, 등등.



자기지도학습(self-supervised Learning)

자기지도학습(self-unsupervised learning)은 데이터의 일부를 사용하여 레이블을 자체적으로 생성하고, 이를 통해 모델을 학습시키는 기계 학습의 한 방법입니다. 이 방법은 주어진 데이터에서 레이블을 추출하여 그 데이터를 다시 예측하도록 모델을 훈련시키는 방식으로 작동한다. 자기지도학습은 대규모의 비구조화된 데이터 세트에서 유용하며, 특히 레이블이 부족한 상황에서 효과적이다.

Natural Language Processing(자연어처리)에서 문장의 다음단어 예측, 컴퓨터비전 분야에서 이미지 객체분할 등에서 활용.

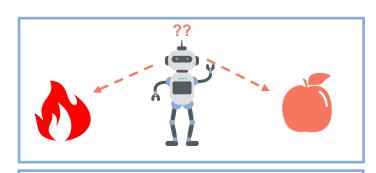




강화학습(Reinforcement Learning)

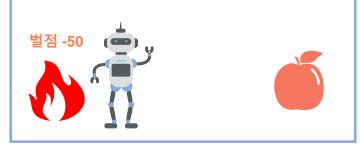
강화학습(reinforcement learning)은 에이전트가 환경과 상호작용하면서 보상을 최대화하는 행동을 학습하는 기계 학습의 한 방법이다. 에이전트는 특정 상태에서 행동을 선택하고, 그 행동으로 인해 환경으로부터 보상 또는 벌점을 받는다. 이러한 보상을 바탕으로 에이전트는 최적의 행동방침(정책)을 찾아간다. 에이전트는 목표를 달성하기 위해 장기적인 보상을 고려하여 행동을 조정한다.

로봇제어, 게임 플레이, 자율주행 등에 활용





2. 정책에 따른 행동 선택



- 3. 행동
- 4. 벌점 또는 보상



- 5. 행동방침(정책) 업데이트
- 6. 최적화된 정책 찾을 때까지 반복

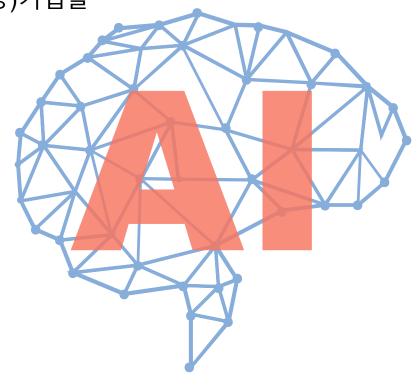


학습의 최종 목표는 모델이 새로운 데이터를 대상으로 최상의 예측을 하도록 만드는 것이다. 이를 위해 기계학습에서는 Cross Validation(교차검증)기법을 활용하며 대표적으로 다음 세가지 기법이 주로 활용된다.

The Validation Set 교차검증

1 Leave-One-Out 교차검증

03 K-Fold 교차검증



1 The Validation Set 교차검증

검증 데이터셋 접근법은 모델의 성능을 평가하는 데 사용하는 방법 중하나이다. 이는 먼저 주어진 데이터셋을 훈련세트와 테스트 세트로 나눈다. 그리고 모델을 훈련 세트를 사용하여 학습시키고, 독립된 테스트 세트를 사용하여 모델의 일반화(generalization) 능력을 평가한다.

123 ... n



7 22 13

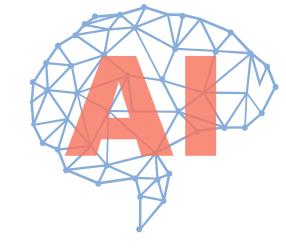
50 42 14

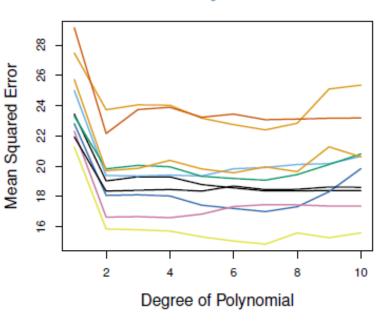
Regression 회귀문제, 양적데이터

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i}^{n} (y_i - \widehat{y_i})^2$$

분류문제, 질적(범주형) 데이터

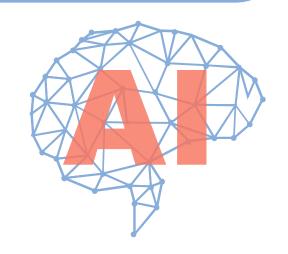
Ave
$$(I(y_0 \neq \widehat{y_0}))$$





1 Leave-One-Out-Cross-Validation(LOOCV) 교차검증

Leave-one-out 접근법은 교차검증방법 중 하나로, 주어진 데이터셋에서 각데이터 하나씩을 검증 세트로 사용하는 방식이다. 구체적으로는, 데이터셋에서하나의 데이터를 제외한 나머지 데이터를 훈련세트로 사용하여 모델을학습시키고, 제외된 하나의 데이터를 테스트 세트로 사용하여 모델을 평가한다.이 과정을 모든 데이터에 대해 반복적으로 적용한 후 그 평균치를 이용하여모델의 일반화 능력을 평가 할 수 있다.



123 ... n

 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_n, y_n)\}$



1 2 3 ... n

1 2 3 ... n

....

 $MSE_1 = (y_1 - \widehat{y_1})^2$

 $MSE_1 = (y_2 - \widehat{y_2})^2$

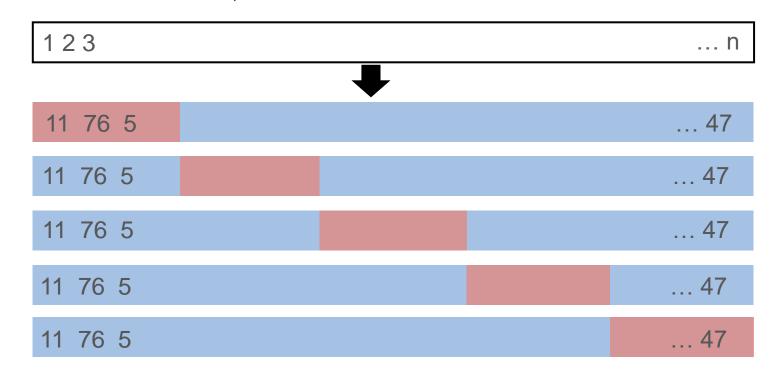
• • • •

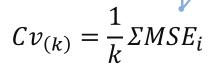
 $Cv_{(n)} = \frac{1}{n} \Sigma MSE_i$

1 2 3 ... n

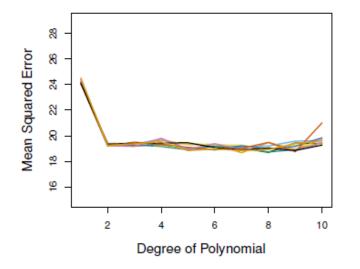
03 k-Fold 교차검증

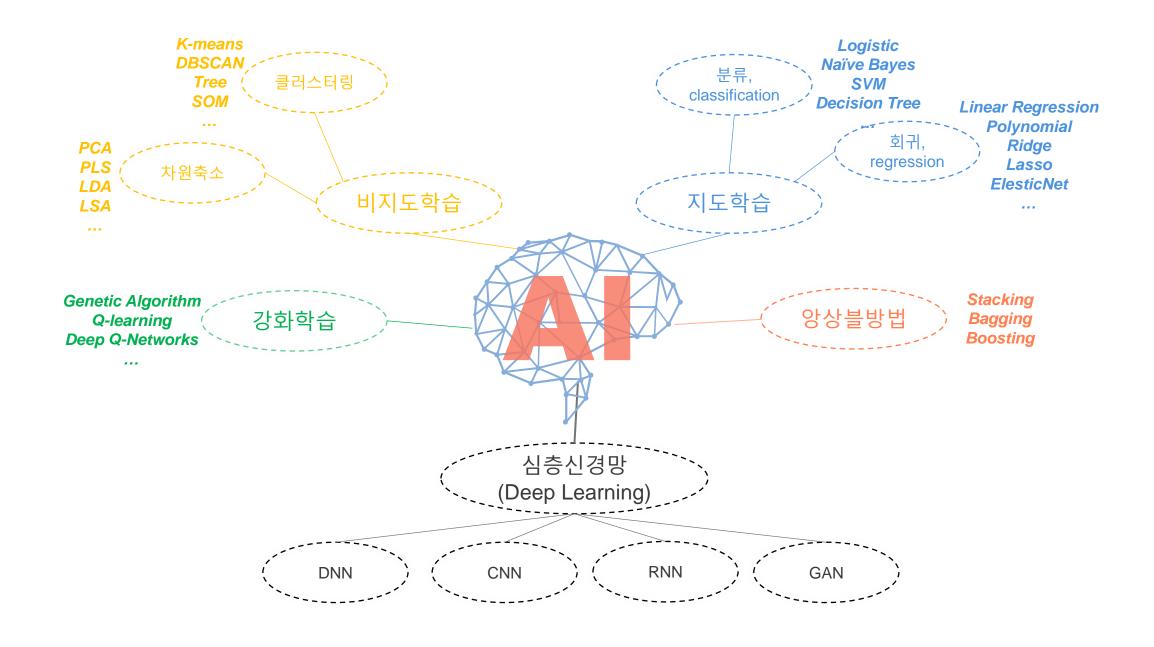
K-겹 교차 검증 방법은 모델의 성능을 평가하기 위하여 데이터셋을 k개의 부분(겹)으로 나누어 사용하는 기법이다. 구체적으로 말해, 전체 데이터셋을 k개의 같은 크기의 부분(겹)으로 나눈 후, 각 부분을 한 번씩 테스트 세트로 사용하고 나머지 (k-1)개의 부분을 훈련 세트로 사용하여 모델을 학습시키는 방법이다. 이 과정을 k번 반복하려 얻은 MSE값을 평균하여 모델의 일반화 능력을 평가 할수 있다. K-겹 교차 검증은 데이터의 사용을 최대화하고, 모델의 일반화 능력을 보다 정확하게 평가할수 있는 장점이 있으며, 일반적으로 k값으로 5나 10을 많이 사용한다.





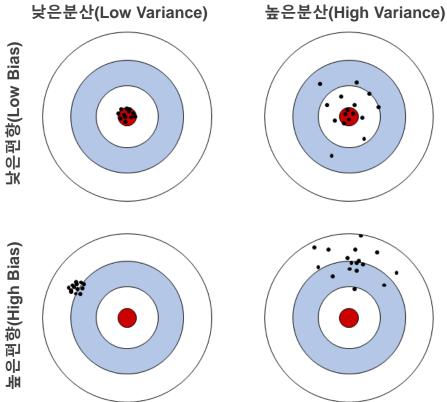
10-fold CV





편향-분산 트레이드오프(Bias-Variance Tradeoff)

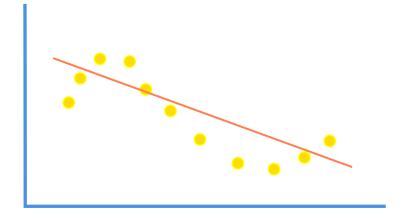
편향-분산(Bias-Variance) 트레이드오프는 머신러닝 모델의 성능을 최적화하는데 중요한 개념으로, 모델이 얼마나 일반화를 잘 할 수 있는지를 평가하는데 사용된다. 편향(Bias)은 모델이 학습데이터의 기본 패턴을 제대로 일반화하지 못할 때 발생하는 오류를 의미하며, 이는 주로 모델이 너무 단순할 때 발생한다. 반면에, 분산은 모델이 학습 데이터에 너무 민감하게 반응하여 발생하는 오류로, 모델이 너무 복잡할 때 발생한다. 따라서 바이어스를 줄이려고 하면 분산이 증가하고, 분산을 줄이려고 하면 바이어스가 증가하는 경향이 있다. 이 트레이드오프를 잘 활용하여 적절한 모델 복합성을 찾는 것이 기계학습 모델의 일반화를 최적화하는데 필수적인 요소이다.



편향-분산 트레이드오프(Bias-Variance Tradeoff)

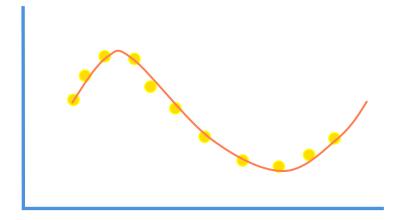
편향(Bias): 모델이 학습데이터의 기본 패턴을 제대로 일반화하지 못할 때 발생하는 오류로, 모델이 너무 단순할 때 발생

분산(Variance): 모델이 학습 데이터에 너무 민감하게 반응하여 발생하는 오류, 모델이 너무 복잡할 때 발생



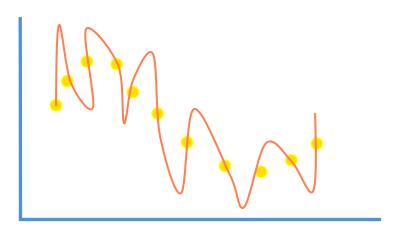
과소적합(Underfitting) 높은편향 – 낮은 분산

$$Y = \beta_1 X_1 + \in$$



최적화된 모델(Balanced) 중간편향 – 중간 분산

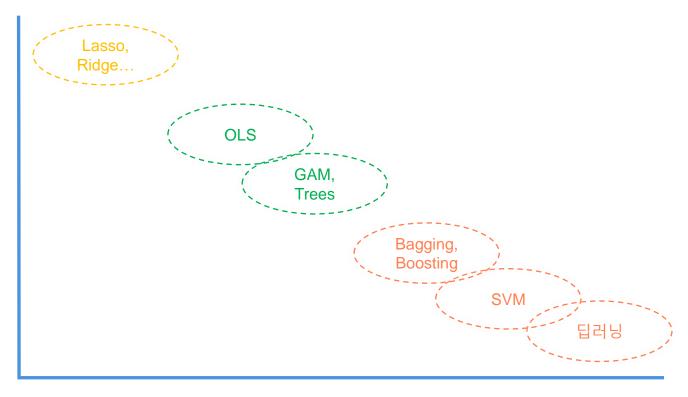
$$Y = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_1^2 + \in$$



과대적합(Overfitting) 낮은편향 – 높은 분산

$$Y = \beta_1 X_1 + \beta_2 X_1^2 + + \beta_2 X_1^3 + \dots + \in$$

모델의 유연성과 해석가능성 트레이드오프



통계학적 학습 방법들 간의 유연성(flexibility)과 해석가능성(interpretability) 간의 상충관계(tradeoff)를 나타내는 것은 매우 중요하다. 일반적으로, 방법의 유연성이 증할수록 해석가능성은 감소한다. 예를 들어, 선형회귀모델과 같이 단순한 방법은 비교적 해석이 쉬우나데이터의 복잡한 패턴을 포착하는 데는 한계가 있다. 반면에 랜덤포리스트나 신경망과 같은 복잡한 방법은 데이터의 복잡한 구조를 잘 학습할수 있지만, 각각의 예측을 설명하는 데는 어려움이 따른다. 따라서 통계모델을 선택할 때는 유연성과 해석 가능성 간의 균형을 고려하여 선택하는 것이 중요하다.

모델의 유연성(Flexibility)

AI기술의 오늘과 내일



거의 인간수준의 이미지 분류



디지털비서(Google assistant, Amazon Alexa)



거의 인간수준의 음성 전사



거의 인간 수준의 자율 주행



인간을 능가하는 바둑 플레이



거의 인간수준의 필기 전사



개선된 광고 타겟팅

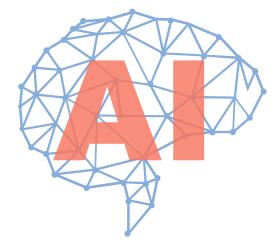


현저히 개선된 기계번역





개선된 웹검색 결과







현저히 개선된 텍스트-음성 변환

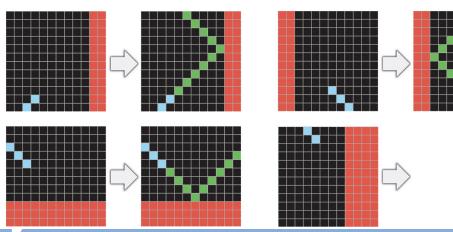


인간언어(자연어)에 답하는 능력



AI기술의 오늘과 내일

- 인간 수준의 일반적 지능(general intelligence)를 논하기에는 아직 갈 길이 멀다
- AI 모델은 입력값(텍스트, 음성 등)을 이해(Understand)하여 처리하는 것은 아니다. 단지 입력값과 타겟 사이의 최상의 맵핑 관계를 효율적으로 찾아낼 뿐이다.
- AI는 인간의 추상화 능력을 아직은 따라오지 못한다 (한국 운전 vs 뉴욕 운전); 여전히 하드코딩 필수!
- 예를 들어, 인간 어린 아이에게 고양이와 개사진을 10장만 보여주더라도 금새 새로운 사진셋을 완벽하게 구분할수 있다. 하지만 AI의 경우 1,000장의 사진을 트레이닝 시킨 후에도 60~70% 정확도 밖에 달성할 수 없다.
- AI는 선험적 지식(prior knowledge)이 요구되어지는 과제를 아직은 해결 할 수 없다 (ARC문제)
- 하지만 앞으로 AI기술은 계속 발전할 것이며, 더 많은 분야에 적용될 것이며, 우리의 일상 속으로 더 깊숙히 파고들 것으로 전망된다.











Thank You 인공지능(AI)란 무엇인가?