인공지능과 함께하는 배리어프리 키오스크 만들기

중흥중학교

Contents

01

지금, 가장 최신의 인공지능

02

인공지능이 뭘까?

03

생성형 인공지능은 어떻게 발전해 왔을까?

01 지금. 가장 최신의 인공지능







@1 지금, 가장 최신의 인공지능





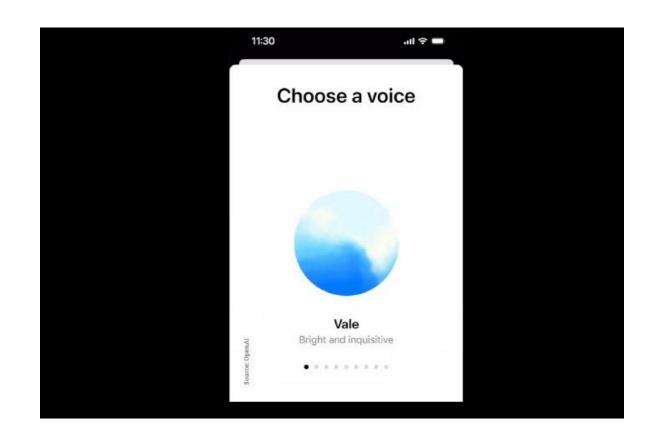


@1 지금. 가장 최신의 인공지능





ChatGPT 애플리케이션 - 고급 음성 모드

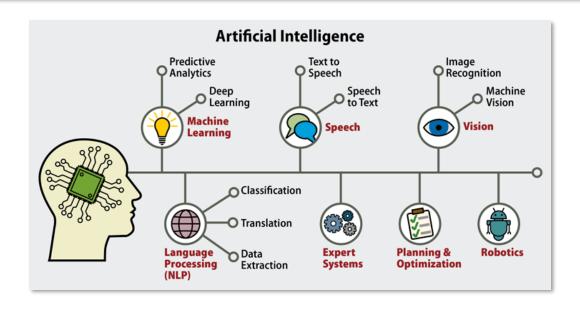




\bigcirc

인공지능 (Artificial Intelligence)

- 사람의 지적 행동을 따라 할 수 있는 능력을 인공적으로 구현한 컴퓨터 프로그램 또는 이를 포함한 컴퓨터 시스템
- · 학습, 추론, 인식, 계획, 자연어처리, 지각, 개체 조작 능력 문제 등을 다룸

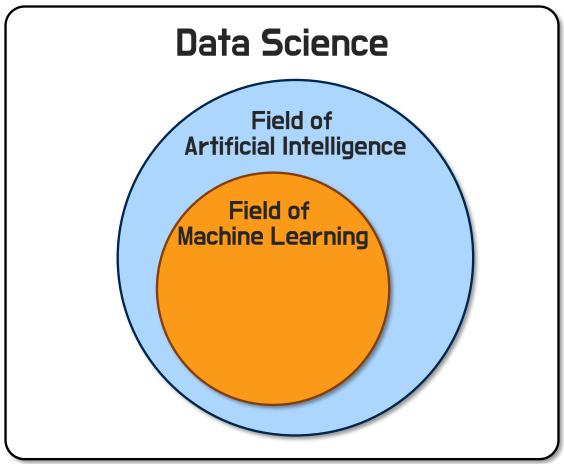








O 메실러닝 (Machine Learning)

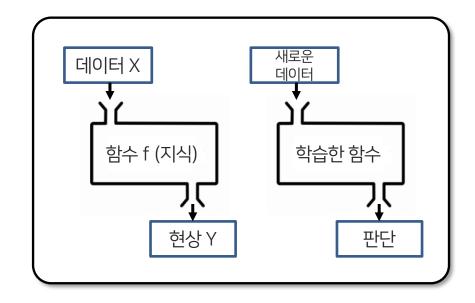


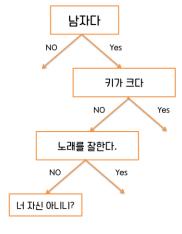




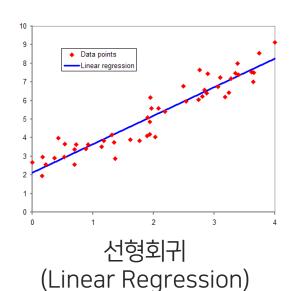
대십러닝 (Machine Learning)

- 학습 과정을 통해 인간의 지적 능력을 모방할 수 있도록 만드는 알고리즘과 기술을 개발 하는 분야
- 데이터와 데이터를 설명하는 현상이 필요







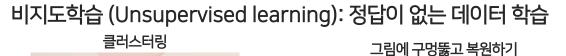






매십러닝 (Machine Learning)









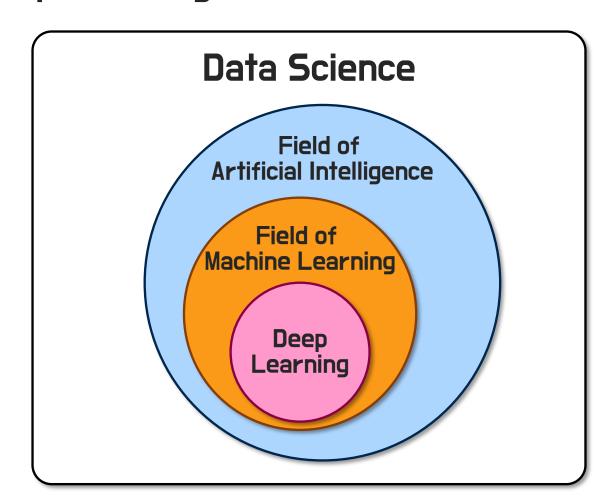








[집러닝 (Deep Learning)



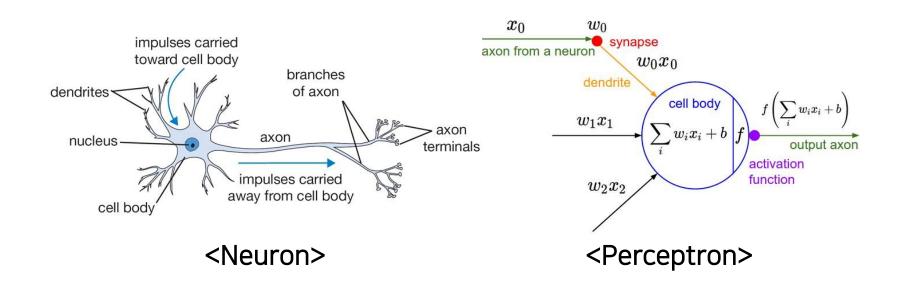
02 인공지능이 뭘까?





딥러닝 (Deep Learning)

사람의 신경망을 모사한 <mark>인공 신경망 (Artificial neural network)</mark>에 기반하는 머신러닝 알고리즘의 한 종류



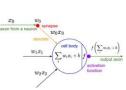
<u>02</u> 인공지능이 뭘까?





인공지능의 역사















1956 AI 탄생

AI 1차 붐

1973 AI 1차 겨울

1980

Al 2차 붐

1987

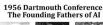
AI 2차 겨울

1993

2011 부흥기

현재

딥러닝 혁명











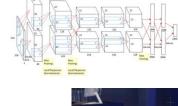










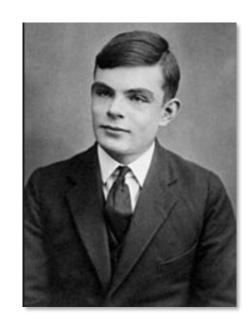








인공지능의 탐생 (1950년대 초)



앨런 튜링: 1950년 튜링 테스트 창시

1956 Dartmouth Conference: The Founding Fathers of AI













Claude Shannon













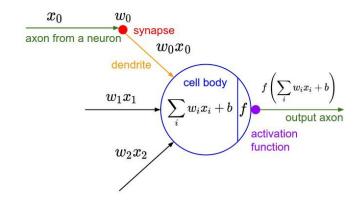
1956년 다트머스 회의: 존 메카시 "인공지능" 언급

<u>02</u> 인공지능이 뭘까?





인공지능 1차 붐 (1950~1973년 경)



```
Welcome to

EEEEEE LL IIII ZZZZZZ AAAAA

EE LL II ZZ AA AA

EEEEE LL II ZZ AAAAAAA

EE LL II ZZZ AAAAAAA

EE LL II ZZZ AAAAAAA

EEE LL III ZZZ AA AA

EEEEEE LLILILL IIII ZZZZZZ AA AA

EEEEEE LLILILL IIII ZZZZZZ AA AA

EIza is a mock Rogerian psychotherapist.

The original program was described by Joseph Weizenbaum in 1966.

This implementation by Norbert Landsteiner 2005.

ELIZA: Is something troubling you ?

YOU: Men are all alike.

ELIZA: What is the connection, do you suppose ?

YOU: They're always bugging us about something or other.

ELIZA: Can you think of a specific example ?

YOU: Well, my boyfriend made me come here.

ELIZA: Is it important to you that your boyfriend made you come here ?

YOU: He says I'm depressed much of the time.

ELIZA: I am sorry to hear that you are depressed.

YOU: It's true. I am unhappy.

ELIZA: Can you explain what made you unhappy ?

YOU:
```

- 다트머스 회의 이후 인공지능 관심 급증
- Perceptron의 등장 → 간단한 문제 해결
- 튜링 테스트를 통과한 최초의 챗봇 ELIZA 등장
- 인공지능에 대한 기대 상승
- 많은 재정적 지원
- "곧 인간 지능의 기계 등장!"





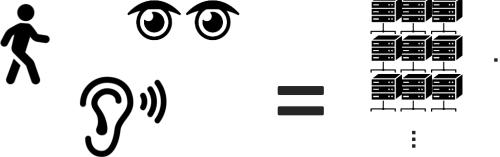
인공지능 1차 겨울 (1973~1980년 경)



한스 모라벡 (Hans Moravec, 1948.11.30~)

[모라벡의 역설]

인공지능은 인간이 어려워하는 높은 수준의 연산은 잘 해내지만 인간이 쉽게 하는 행위(예를 들어 걷기, 듣기, 느끼기, 눈으로 보기 등)를 위해서는 엄청난 양의 연산 리소스가 필요하다!









인공지능 1차 겨울 (1973~1980년 경)



상식의 저주

[상식의 저주]

인간이 당연하다고 느끼는 상식을 기계에게는 일일 이 가르쳐야 한다.

ex) 사람은 불에 닿으면 뜨겁다고 느낀다. 사람은 밤에 자고 아침에 일어난다. 코끼리를 냉장고에 집어넣는 건 불가능하다.



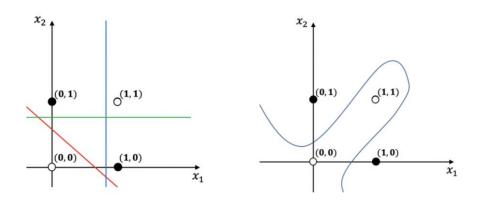


인공지능 1차 겨울 (1973~1980년 경)



마빈 민스키 (Marvin Lee Minsky, 1927.8.9~2016.1.24)

[퍼셉트론의 한계]

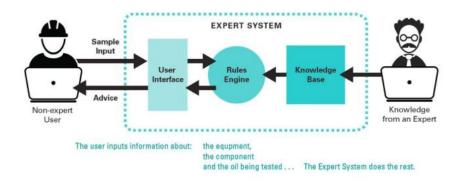


퍼셉트론은 XOR 문제는 풀 수 없다!





인공지능 2차 붐 (1980~1987년 경)



[전문가 시스템]

- 전문가 시스템
- 보편적인 인공지능을 만들기 어려움을 인정
- 특정 분야에 많은 데이터가 있으면 해당 분야에서 인공지능 전문가가 됨

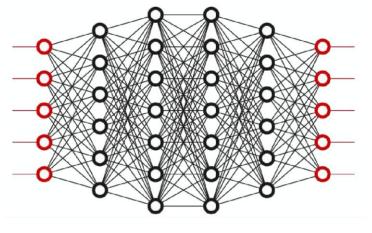
<u>02</u> 인공지능이 뭘까?





인공지능 2차 붐 (1980~1987년 경)

- 다층 퍼셉트론 (Multi layer Perceptron)
 - Perceptron의 한계를 뛰어넘음
 - 한 층의 perceptron을 여러 겹 쌓으면 어려운 문제도 풀 수 있음
 - 여러 데이터를 이용한 '학습' 의 개념이 등장
- 역전파 (Back propagation)
 - Multi layer perceptron을 학습시키기 위한 학습 방법론 등장



[다층 퍼셉트론]





○ 입공지능 2차 겨울 (1987~1993년 경)

- 전문가 시스템에 대한 실망
 - 입력한 데이터 이외의 것에는 활용 불가
 - 모라벡의 역설, 상식의 저주의 재조명
- 학습의 한계
 - 충분히 학습시키기 위한 데이터의 부족
 - 다층 퍼셉트론의 역전파를 가속화할 컴퓨팅 파워의 부족





인공지능 부흥기 (1993~2011년 경)



- 2016년 제프리 힌튼 : Deep network 처음으로 사용

A fast learning algorithm for deep belief nets

Geoffrey E. Hinton and Simon Osindero

Department of Computer Science University of Toronto 10 Kings College Road Toronto, Canada M5S 3G4 {hinton, osindero}@cs.toronto.edu

Abstract

We show how to use "complementary priors" to eliminate the explaining away effects that make inference difficult in densely-connected belief nets that have many hidden layers. Using complementary priors, we derive a fast, greedy algo rithm that can learn deep, direct one laver at a time, provided fast, greedy algorithm is used to learning procedure that fine-tur ing a contrastive version of the rithm. After fine-tuning, a ne hidden layers forms a very goo of the joint distribution of han ages and their labels. This gene better digit classification than native learning algorithms. Th manifolds on which the digits I long ravines in the free-energ top-level associative memory plore these ravines by using th tions to display what the assoc

remaining hidden layers form a directed acyclic graph that converts the representations in the associative memory into observable variables such as the pixels of an image. This hybrid model has some attractive features:

Yee-Whye Teh

Department of Computer Science

National University of Singapore

3 Science Drive 3, Singapore, 117543

tehyw@comp.nus.edu.sg

 There is a fast, greedy learning algorithm that can find a fairly good set of parameters quickly, even in deep attracts with willions of parameters and many hidden

> thm is unsupervised but can be apby learning a model that generates

ing algorithm that learns an exceldel which outperforms discrimina-2 MNIST database of hand-written

el makes it easy to interpret the disions in the deep hidden layers.

rithm is local: adjustments to a pend only on the states of the pre-

rne communication is simple: neurons only need to communicate their stochastic binary states.

in mind.

Learning is difficult in densely-connected, directed belief nets that have many hidden layers because it is difficult to infer the conditional distribution of the hidden activities when given a data vector. Variational methods use simple approximations to the true conditional distribution, but the approximations any be poor, especially at the deepest hidden layer where the prior assumes independence. Also, variational learning still requires all of the parameters to be learned together and makes the learning time scale poorly as the number of parameters increases.

We describe a model in which the top two hidden layers form an *undirected* associative memory (see figure 1) and the

*To appear in Neural Computation 2006

Section 2 introduces the idea of a "complementary" prior which exactly cancels the "explaining away" phenomenon that makes inference difficult in directed models. An example of a directed belief network with complementary priors is presented. Section 3 shows the equivalence between restricted Boltzmann machines and infinite directed networks with tied weights.

Section 4 introduces a fast, greedy learning algorithm for constructing multi-layer directed networks one layer at a time. Using a variational bound it shows that as each new layer is added, the overall generative model improves. The greedy algorithm bears some resemblance to boosting in its repeated use of the same "weak" learner, but instead of re-weighting each data-vector to ensure that the next step learns something new, it re-represents in The "weak" learner that

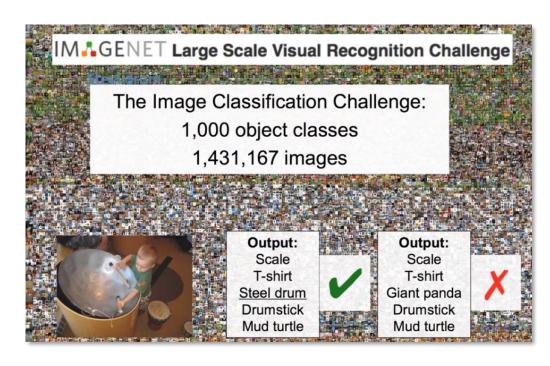
[1997년 체스 세계 체스 챔피언 IBM Deep Blue]

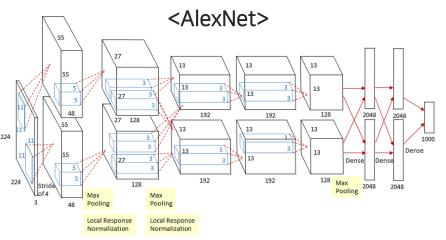


[2011년 제퍼디 퀴즈 쇼에서 우승한 IBM Watson]



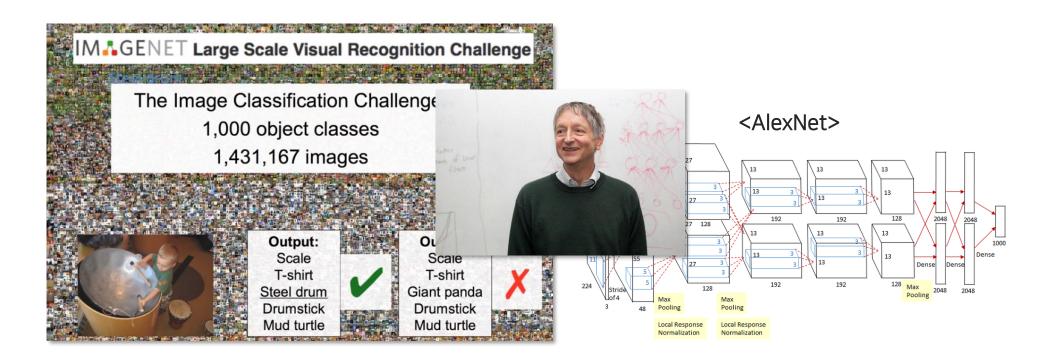
집러닝 혁명-1 (2012년)







집러닝 혁명-1 (2012년)



[제프리 힌튼 교수님의 AlexNet이 2012년 ImageNet 대회에서 우승을 거두다]

02 인공지능이 뭘까?





집러닝 혁명 이후...



<GPU 병렬 컴퓨팅>



<빅데이터>



<2016년 알파고 VS 이세돌>





딥러닝 혁명-2 (2021년)



[ChatGPT의 등장]





🔾 자연어 처리 (Natural Language Processing, NLP)

인간의 언어 현상을 컴퓨터와 같은 기계를 이용해서 모사할 수 있도록 연구하고 이를 구현하는 인공지능의 주요 분야 중 하나







🔼 언어 모델 (Language Modeling)

문장 내 앞서 등장한 단어를 기반으로 뒤에 출현하기 적합한 단어를 확률적으로 예측하는 모델

나는 어제 철수와 밥을

1) 먹었다 2) 달았다 3) 차갑다

$$P(w_{1}, \dots, w_{m}) = P(w_{m} \mid w_{1}, \dots, w_{m-1}) P(w_{m-1} \mid w_{1}, \dots, w_{m-2})$$

$$\cdots P(w_{3} \mid w_{1}, w_{2}) P(w_{2} \mid w_{1}) P(w_{1})$$

$$= \prod_{t=1}^{m} P(w_{t} \mid w_{1}, \dots, w_{t-1})$$

(참고)

$$P(A, B) = P(A \mid B)P(B)$$

$$\dots, w_{m-1}, w_m) = P(A, w_m) = P(w_m \mid A)P(A)$$

현존하는 모든 언어 모델은 이 원리로 학습됩니다.





OpenAl - Aligning Al systems with human intent

- 2015년에 설립된 인공지능 연구소
- 인간친화적인 AI를 개발하여 전적으로 인류에게 이익을 주는 것을 목표로 함
- 특허와 연구를 대중에 공개함으로써 다른 기관들 및 연구원들과 자유로이 협업을 위해 힘쓰고 있음
- 하지만 현재 영리화되었고 최신 모델의 코드 및 가중치 공개는 하지 않고 있음



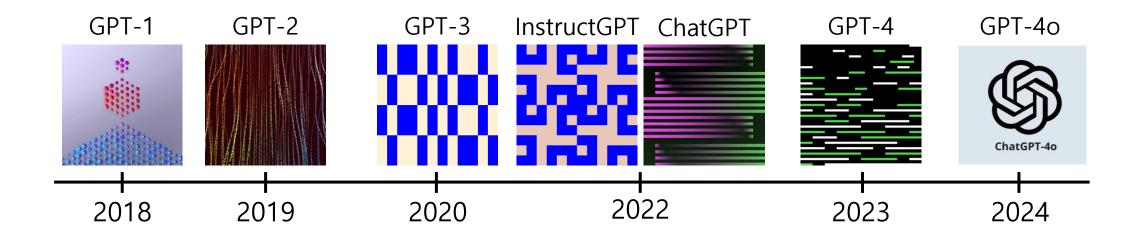




[설립자들: 일론 머스크와 샘 올트먼]







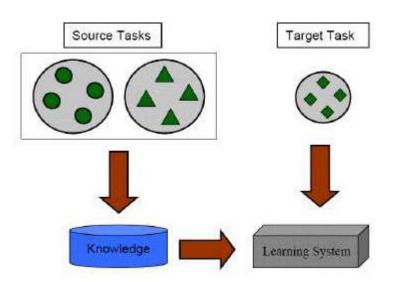
©3 생성형 인공지능은 어떻게 발접해 왔을까?





전이학습 (Transfer Learning)을 사용한 OpenAl GPT

- 1. 비지도 사전학습 (Unsupervised pre-training) 대량의 말뭉치를 사용하여 대용량의 언어 모델을 학습
- 2. 지도 미세조정 (Supervised fine-tuning) 정답이 있는 데이터를 사용하여 각 문제에 맞게 미세조정



©3 생성형 인공지능은 어떻게 발접해 왔을까?





[Zero-shot learning]

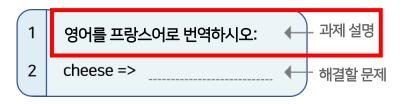


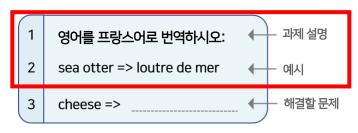
모델에게 **해결할 과제에 대한 설명만 전달**하고, 모델은 그 설명만 보고 주어진 문제에 대한 답을 예측하는 방식

"사람은 주어진 과제를 풀어내는데 수많은 예제가 필요하지 않는다"는 점에 집중하며
Zero-shot learning 기법으로 모델을 학습시킴





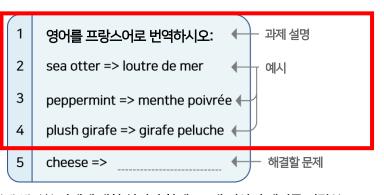




모델에게 해결할 **과제에 대한 설명만 전달**하고, 모델은 그 설명만 보고 주어진 문제에 대한 답을 예측하는 방식 모델에게 해결할 **과제에 대한 설명과 함께 한 개의 예시를 전달**하고, 모델은 설명과 한 개의 예시만 보고 주어진 문제에 대한 답을 예측하는 방식

[Zero-shot learning]

[One-shot learning]



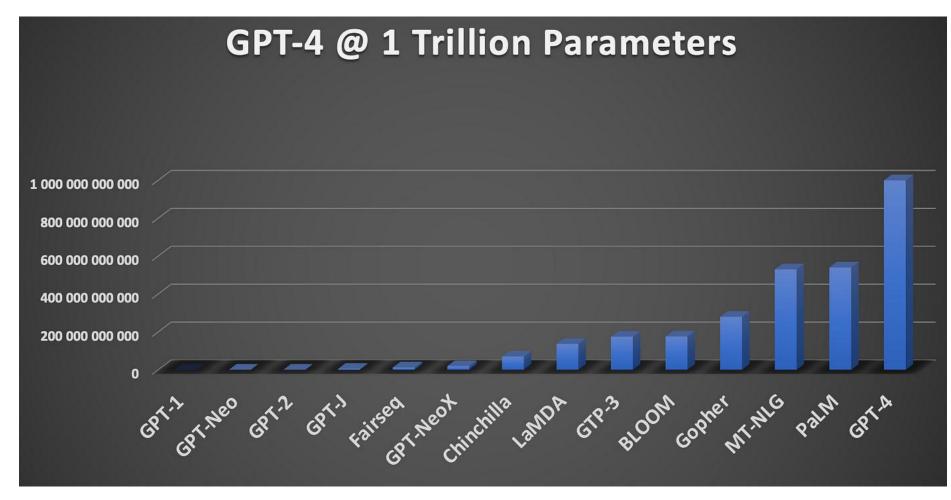
모델에게 해결할 **과제에 대한 설명과 함께 두 개 이상의 예시를 전달**하고, 모델은 설명과 예시들을 보고 주어진 문제에 대한 답을 예측하는 방식

[Few-shot learning]

원하는 문제 풀이에 대한 간단한 설명과 함께 학습하는 방법



O GPT 크기의 변화







2016년 야심차게 내놓은 마이크로소프트의 인공지능 챗봇, 'Tay'



©3 생성형 인공지능은 어떻게 발접해 왔을까?





Tay'가 내뱉은 혐오 발언의 원인

일부 나쁜 사용자들이 Tay를 세뇌시켜 욕설, 인종 및 성차별 발언, 자극적인 정치적 발언을 하도록 유도했기 때문!





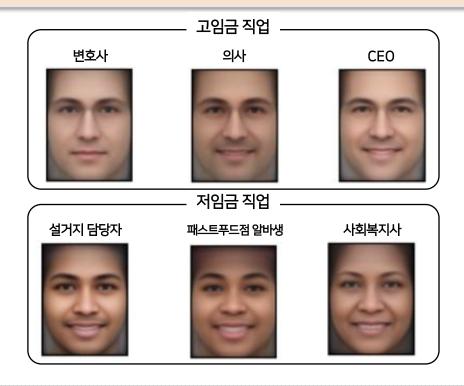
@ 생성형 인공지능은 어떻게 발전해 왔을까?

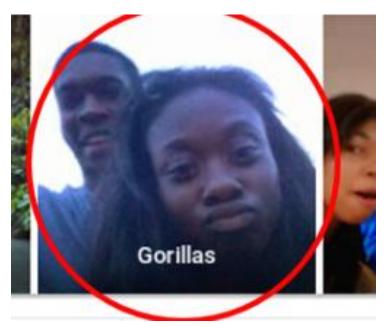




기계학습의 편향 (Machine Learning Bias)

기계 학습 과정 중 잘못된 가정이나 데이터로 인해 체계적으로 의도하지 않거나 잘못된 결과를 생성하는 현상









GPT-3.5 (InstructGPT)

인간 피드백 기반 강화학습

(RLHF, Reinforcement Learning from Human Feedback)

Write a story

about frogs

Once upon a time...

GPT 지도학습

보상 모델 학습

강화학습을 이용한 GPT 재학습

프롬프트 하나를 선택합니다.

전문가(사람)는 프롬프트에 대한 답변을 생성합니다.

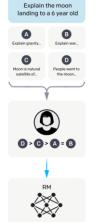
이 프롬프트-답변 쌍으로 GPT를 미세 조정(Fine-tuning) 합니다.



프롬프트와 그에 대한 GPT의 답변을 생성하고, 전문가 (사람)이 다른 답변을 생성해 선택지를 만듭니다.

전문가(사람)은 가장 선호도가 높은 순서대로 선택지를 정렬합니다

이 프롬프트-선택지 데이터로 보상 모델을 학습합니다.



D > G > A = B

새로운 프롬프트 하나 를 샘플링합니다.

GPT는 정책(Policy) 에 따라 프롬프트에 대 한 답변을 생성합니다.

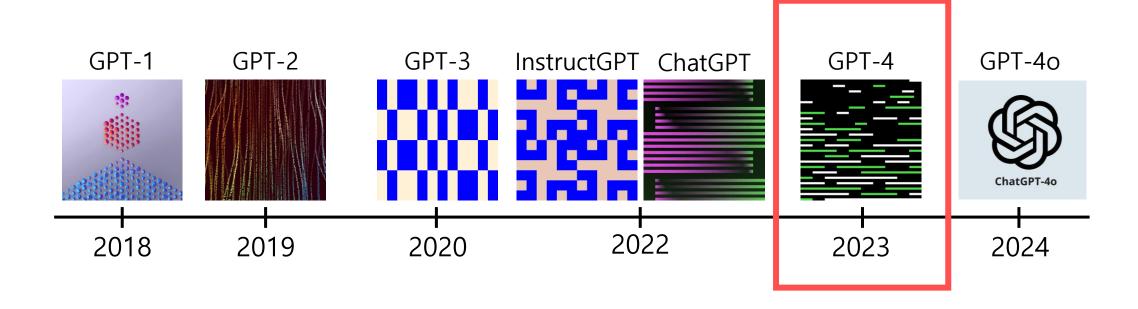
보상 모델은 답변에 대한 보상을 계산합니다.

보상은 정책을 업데이 트 하는 데에 사용되고 이 과정을 반복합니다. 편향되거나 잘못됨 문장을 생성하는 GPT-3의 한계를 개선 인간의 선호도를 보상신호로

©3 생성형 인공지능은 어떻게 발접해 왔을까?



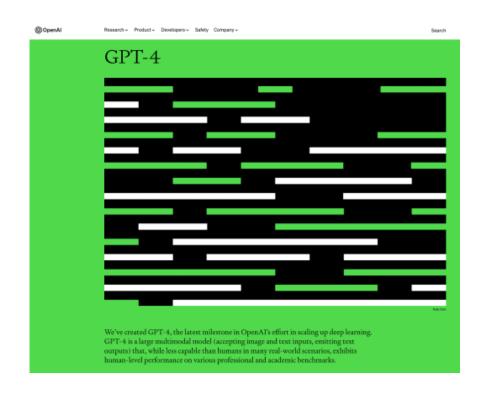




©3 생성형 인공지능은 어떻게 발접해 왔을까?



Multi-modal을 지원하는 GPT-4



Example of GPT-4 visual input:

What is funny about this image? Describe it panel by panel.



Source: https://www.reddit.com/r/hmmm/comments/ubab5v/hmmm/

The image shows a package for a "Lightning Cable" adapter with three panels.

Panel 1: A smartphone with a VGA connector (a large, blue, 15-pin connector typically used for computer monitors) plugged into its charging port.

Panel 2: The package for the "Lightning Cable" adapter with a picture of a VGA connector on it.

Panel 3: A close-up of the VGA connector with a small Lightning connector (used for charging iPhones and other Apple devices) at the end.

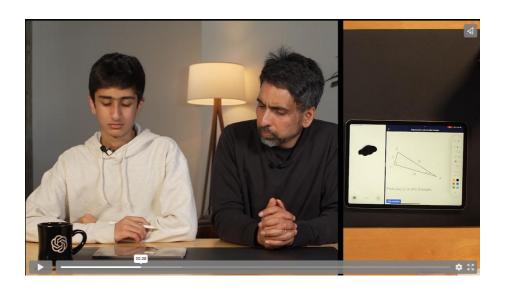
The humor in this image comes from the absurdity of plugging a large, outdated VGA connector into a small, modern smartphone charging port.





Multi-modal과 음성까지 지원하는 GPT-4o



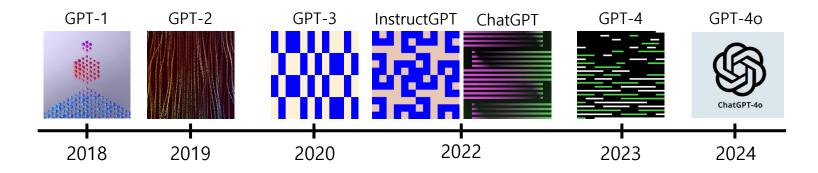


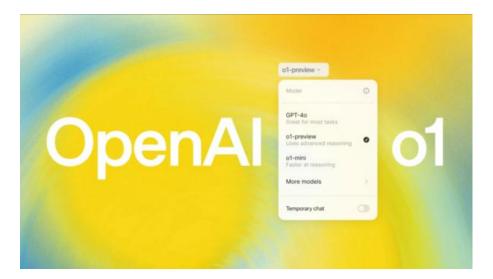
생성형 인공지능은 어떻게 발전해 왔을까?





OpenAI o1 (2024.09)





코드명 'Strawberry'

OpenAl에서 만든 최신 생성형 Al모델

추론 토큰을 사용하여 복잡한 문제 풀이 성능 향상





OpenAI o1 (2024.09)



©3 생성형 인공지능은 어떻게 발접해 왔을까?





OpenAl o3와 04-mini (2025.04)

April 16, 2025 Release Product

Introducing OpenAl o3 and o4-mini

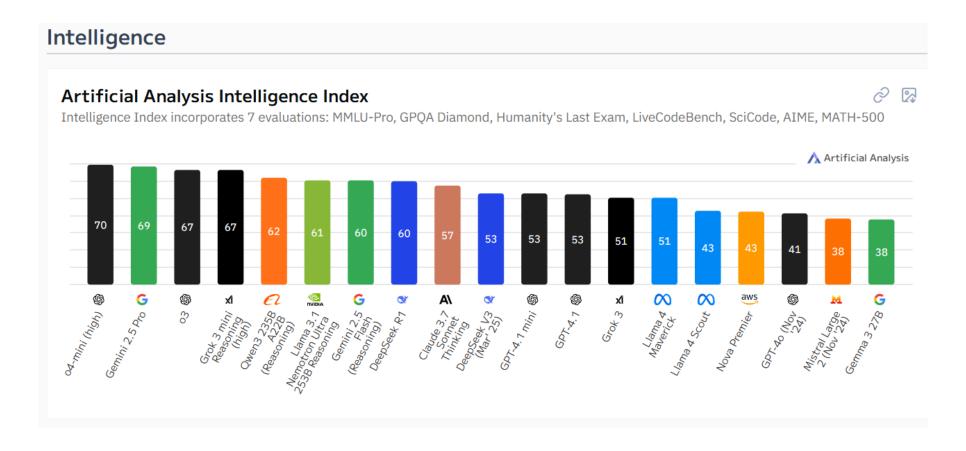
Our smartest and most capable models to date with full tool access

Try on ChatGPT ↗

https://openai.com/index/introducing-o3-and-o4-mini/

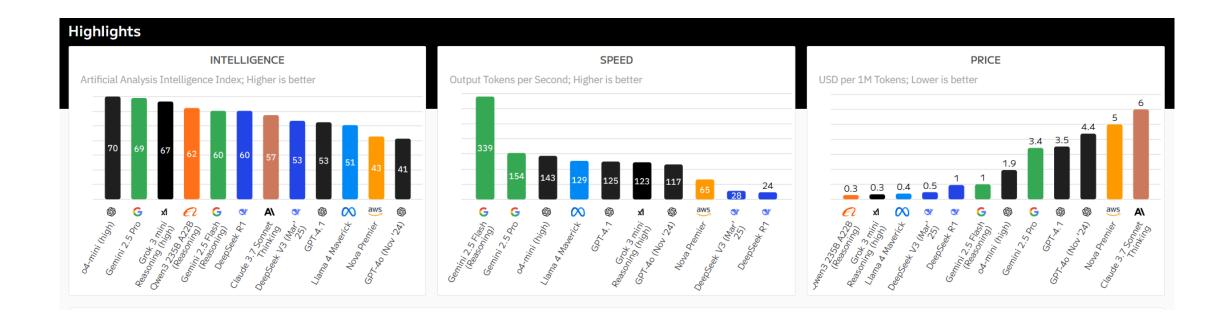


OpenAl o3와 04-mini (2025.04)





OpenAI o1 (2024.09)



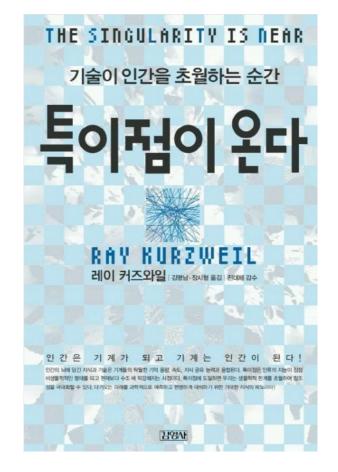
다른 회사들의 언어 모델들과 경쟁 중!

©3 생성형 인공지능은 어떻게 발접해 왔을까?





2045년, 특이점은 정말 올까?







수업 끝! 수고하셨습니다 ^-^