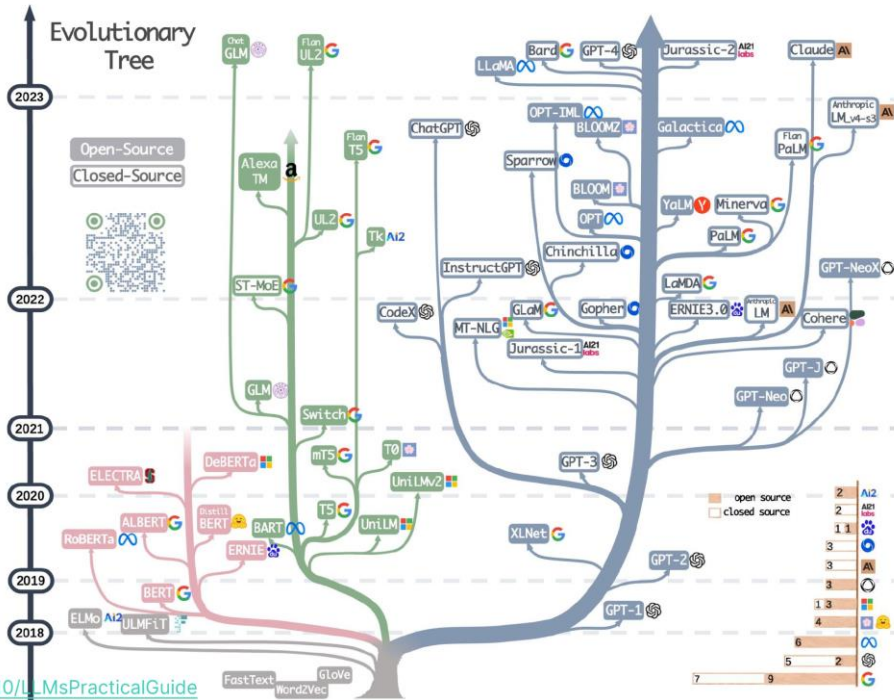


# Эволюция языковых моделей



BERT и его друзья

# RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach [4]

RoBERTa is an improved pretraining procedure for BERT. It is trained with:

- ① dynamic masking
- ② on full sentences that may cross document boundaries (a special separator token is added) without NSP loss
- ③ with larger batches (2K, 8K)
- ④ a larger byte-level BPE

on approx. 160GB uncompressed unannotated texts.

RoBERTa achieves state-of-the-art results on GLUE, RACE and SQuAD, without multi-task finetuning for GLUE or additional data for SQuAD.

# ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations [5]

- ① factorized embedding parameterization: in original model,  $E = H$ . Here the one-hot vectors are projected into a lower dimensional embedding space of size  $E$ , and then project it to the hidden space  $H$
- ② cross-layer parameter sharing: FFN parameters and Attention parameters are shared
- ③ inter-sentence coherence loss: sentence order predictions ( $\langle s_1, s_2, 1 \rangle, \langle s_2, s_1, 0 \rangle$ )

ALBERT has about 18x fewer parameters compared to BERT.

ALBERT-xxlarge (1M params) outperforms both BERT and RoBERTa.

# DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter [6]

Knowledge distillation is a compression technique in which a compact model - the student, DistilBERT - is trained to reproduce the behaviour of a larger model - the teacher, BERT.

- ① a linear combination of the distillation loss  $L_{ce} = t_i \log(s_i)$ ,  $L_{mlm}$  and cosine embedding loss  $L_{cos}$
- ② student architecture: same architecture, but  $H/2$  hidden layers
- ③ the student is initialized from the teacher by taking one layer out of two

DistilBERT compares surprisingly well to BERT, retaining 97% of the performance with 40% fewer parameters on GLUE

# BERT & Family

- ① More data and even more GPU! ... this approach is heavily criticized
- ② GLUE benchmarking leads to ensemble training and a lot of fine tuning
- ③ BERT ancestors share a lot: data sources, NSP loss is omitted
- ④ MLM remains the core objective
- ⑤ BUT all of these models lack of common sense! understanding
- ⑥ BERT separately reconstructs all masked tokens
- ⑦ Pretrain-finetune discrepancy: the input contains artificial symbols like [MASK] that never occur in downstream tasks

# AR vs AE LMs

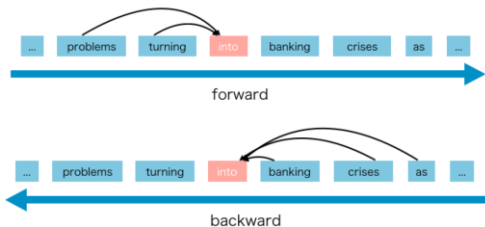


Figure: Autoregressive language model predicts the word based on its left (or right) context

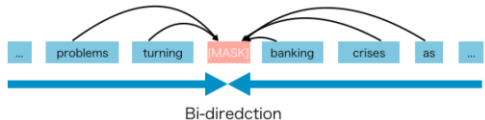


Figure: Autoencoder language model aims to reconstruct the original data from corrupted input

# XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding [10]



Figure: Permutation language model objective



# XLNet: Generalized Autoregressive Pretraining for Language Understanding

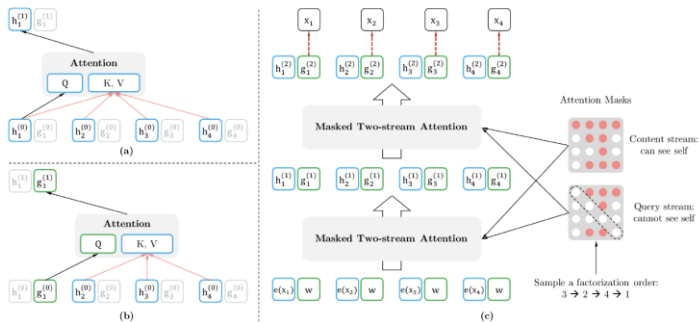
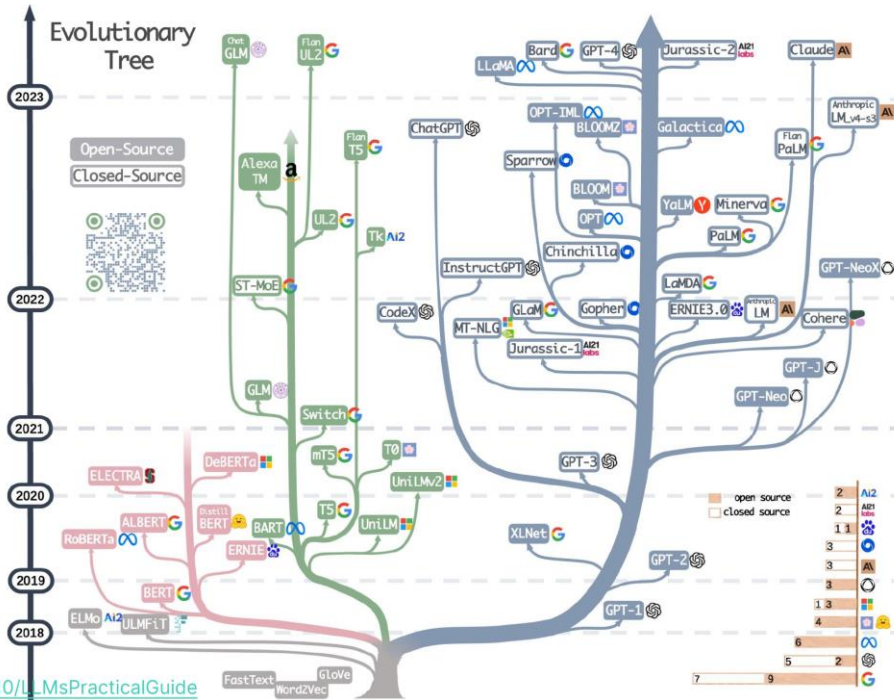
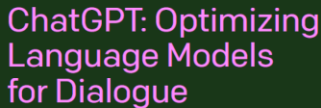


Figure: Architecture overview

Генеративные LLM сегодня

# Эволюция языковых моделей





We've trained a model called ChatGPT which interacts in a conversational way. The dialogue format makes it possible for ChatGPT to answer followup questions, admit its mistakes, challenge incorrect premises, and reject inappropriate requests. ChatGPT is a sibling model to InstructGPT, which is trained to follow an instruction in a prompt and provide a detailed response.

[TRY CHATGPT ↗](#)



# NEWS

[Home](#) | [Cost of Living](#) | [War in Ukraine](#) | [Coronavirus](#) | [Climate](#) | [UK](#) | [World](#) | [Business](#) | [Politics](#) | [Tech](#)

Technology

## ChatGPT: New AI chatbot has everyone talking to it

November 30, 2022  
13 minute read

© 7 December 2022

**Subscribe Now**

NEWSLETTERS - CEO DAILY

## The advent of OpenAI's ChatGPT may be the most important news event of 2022

BY ALAN MURRAY AND DAVID MEYER

December 12, 2022 at 2:08 PM GMT+3

Updated January 5, 2023 at 12:35 AM GMT+3



## ARTIFICIAL INTELLIGENCE

## The ChatGPT-fueled battle for search is bigger than Microsoft or Google

**Bloomberg**

Europe Edition ▼

[● Live Now](#)
[Markets](#)
[Economics](#)
[Industries](#)
[Technology](#)
[Politics](#)
[Wealth](#)
[Pursuits](#)
[Opinion](#)
[Businessweek](#)
[Equality](#)
[Green](#)

## Newsletter

## ChatGPT Could Be AI's iPhone Moment



REUTERS®

World ▾

Business ▾

Legal ▾

Markets ▾

### Breakingviews

Technology ▾



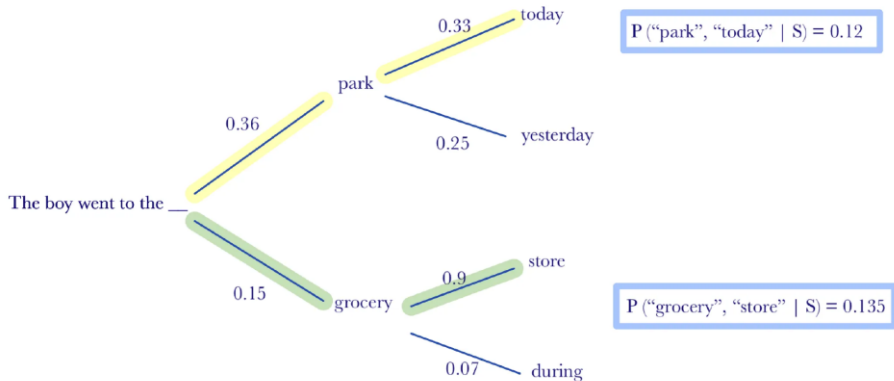
5 minute read · December 15, 2022 6:09 PM CMT+3 · Last Updated 2 months ago



## Exclusive: ChatGPT owner OpenAI projects \$1 billion in revenue by 2024

# Большие языковые модели (Large Language Models)

LLM  $\approx$  “Средний” текст из интернета  
*Как сделать модель более специфичной?*



# Обучение с обратной связью от человека (RLHF)

## Step 1

Collect demonstration data and train a supervised policy.

A prompt is sampled from our prompt dataset.

A labeler demonstrates the desired output behavior.

This data is used to fine-tune GPT-3.5 with supervised learning.



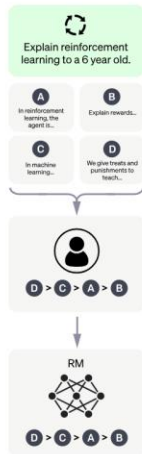
## Step 2

Collect comparison data and train a reward model.

A prompt and several model outputs are sampled.

A labeler ranks the outputs from best to worst.

This data is used to train our reward model.



## Step 3

Optimize a policy against the reward model using the PPO reinforcement learning algorithm.

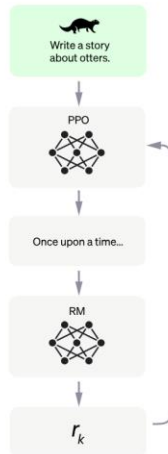
A new prompt is sampled from the dataset.

The PPO model is initialized from the supervised policy.

The policy generates an output.

The reward model calculates a reward for the output.

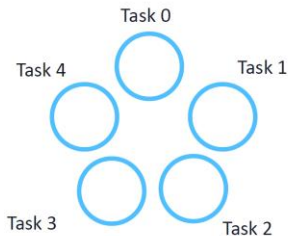
The reward is used to update the policy using PPO.



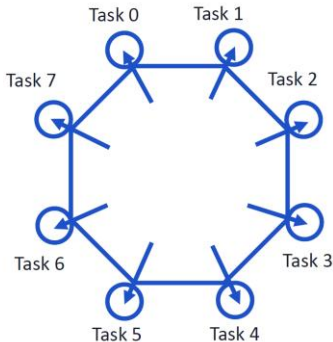
# Универсальность методов обучения



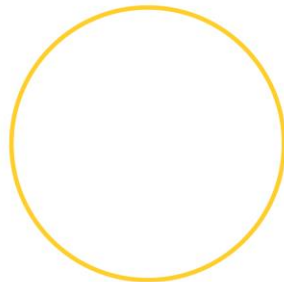
- одна предметная область
- обучение с учителем
- требуется много размеченных данных



- несколько задач
- предобучение + дообучение
  - очень много данных
- мало размеченных данных



- промт (zero-shot обучение)
  - предобучение
- очень очень много данных
  - разметка не нужна



# Промптинг: искусство или наука?

1. В традиционном обучении с учителем в NLP мы получаем на вход  $x$  - текст, а на выходе должны получить  $y$  в соответствии с моделью  $P(y|x; \theta)$ .  $y$  может быть классом, текстом или чем-то другим.
2. Методы, основанные на промпах: языковая модель, которая моделирует вероятность  $P(x; \theta)$  текста  $x$  напрямую и использует эту вероятность для предсказания  $y$ .
3. Все можно свести к 3-м шагам:
  1. Добавление промпта
  2. Поиск ответа
  3. Сопоставление ответов



# Промптинг: добавление промпта

Ко входу  $x$  применяется функция  $f_{\text{prompt}}(\cdot)$ , чтобы сделать из входа промпт  $x' = f_{\text{prompt}}(x)$ .

Применение шаблона:

1. Входной слот **[X]** и слот ответа **[Z]** для промежуточно генерируемого ответа  $z$ , который будет позже использован для получения  $y$
2. Заполнение слота **[X]** входным текстом  $x$

Количество слотов **[X]** и **[Z]** может гибко изменяться в зависимости от конкретной задачи.

## Промптинг: поиск ответа

1. Ищем текст  $z$ , который максимизирует оценку языковой модели.
2. Определяем пространство возможных ответов  $\mathbf{Z}$ . Оно может представлять из себя весь язык в случае генеративных задач или отдельный набор слов в случае задач классификации.
3. Далее мы определяем функцию  $f(x', z)$ , которая заполняет слот  $[\mathbf{Z}]$  в промпте  $x'$  потенциальным ответом  $z$ .

# Промптинг: сопоставление ответов

1. Переход от ответа **z** с наибольшей оценкой к ответу **y** с наибольшей оценкой.
2. Тривиально в случае, когда ответ сам по себе является выходом (например, в задачах генерации текста или классификации)
3. Есть случаи, когда различные ответы могут привести к одному и тому же выходу (это актуально в задачах определения тональности)

# Prompt engineering: форма промпта

- Место для вставки:
  - Cloze prompts
  - Prefix prompts
- Способ создания:
  - Ручные
  - Автоматические
- Методы автоматического создания:
  - Дискретные
  - Непрерывные

## Prompt engineering: дискретные методы

- **Prompt mining.** Поиск подходящих предложений по Википедии на основании входа  $x$  и выхода  $y$ .
- **Перефразирование промптов.** Машинный перевод и замена синонимов в «хороших» промптах.
- **Градиентный поиск** коротких последовательностей в пространстве токенов.
- **Генерация промптов.** Генеративные модели или seq2seq модели, например, T5.

# Prompt engineering: непрерывные методы

- Важные особенности:
  - Представления слов шаблона **не** должны быть представлениями некоторого естественного языка
  - У шаблонов есть **свои параметры**, которые могут быть настроены с помощью данных для конкретной задачи
- Методы:
  - **Настройка префиксов.** Добавляет последовательность непрерывных векторов, специфичных для конкретной задачи, к входу, при этом не изменяя параметров языковой модели.
  - **Hard-soft гибридная настройка промптов.** Вставляет некоторое настраиваемое представление в жесткий промпт-шаблон.

# Prompt engineering: форма ответа

1. Один из токенов словаря предобученной языковой модели
2. Короткая последовательность токенов. Это вариант обычно используется в промптах вставки
3. Предложение или документ. Этот вариант обычно используется в префикс-промптах

На практике выбор зависит от решаемой задачи:

- Токены и короткие последовательности токенов широко используется в задачах классификации (например, классификация эмоций, извлечении отношений, а также выделении именованных сущностей).
- Более длинные фразы, предложения и документы используются в задачах генерации текста.

# Prompt engineering: несколько промптов

1. Ансамбли промптов
2. Аугментация промптов (демонстрационное обучение, few-shot):
  1. Выбор примеров
  2. Упорядочивание примеров
3. Композиция промптов: разбиение на базовые задачи и составление общего промпта
4. Декомпозиция промптов: разбиение на базовые задачи и получение общего ответа из результатов для базовых промптов



# Prompt engineering: стратегии обучения

1. **Promptless fine-tuning.** Обучение только параметров предобученной модели, а промптов нет. Примеры: BERT, RoBERTa
2. **Tuning-free prompting.** Ответы генерируются напрямую без изменения параметров предобученной модели, только с помощью промптов. Типичные примеры: LLAMA, GPT-3.
3. **Fixed-LM Prompt Tuning.** Используются дополнительные параметры промптов, при этом параметры модели остаются фиксированными. Типичные примеры: Prefix-Tuning и WARP.
4. **Fixed-prompt LM Tuning.** Обучаем параметры языковой модели, а промпты берем с фиксированными параметрами. Типичные примеры - PET-TC, PET-Gen, LM-BFF.
5. **Prompt+LM Tuning.** Обучаются как параметры предобученной модели, так и параметры, относящиеся к промптам. Типичные примеры: PADA, P-Tuning.

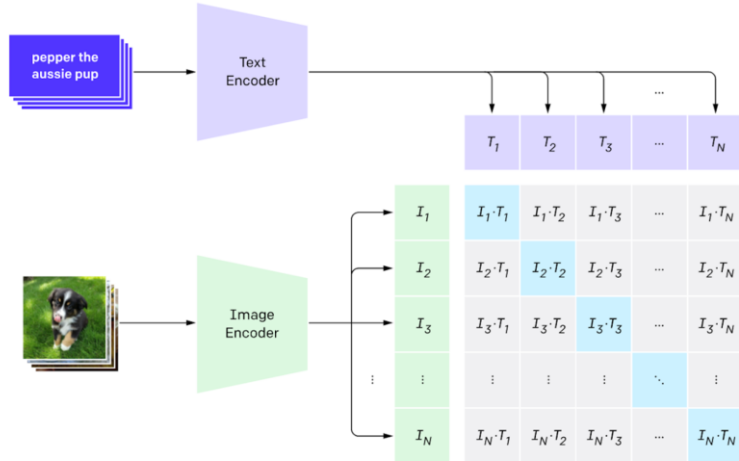
# Prompt engineering: задачи классификации

1. Обучение промптов применяется в задачах классификации: классификация текстов, логический вывод на естественном языке (NLI).
2. Нужно переформулировать задачу в подходящий промпт, например, "Название этого документа - [Z]".
3. Чаще всего используется стратегия "Fixed-prompt LM tuning« (промнты фиксируются, модель дообучается) вместе с few-shot обучением.
4. Поиск исходных промптов производится в few-shot сценарии
5. Пространство ответов обычно предварительно выбирается из словаря.

Будущее LLM

# Мультимодальное обучение

## 1. Contrastive pre-training



# Погружение языковых моделей в реальный мир

I spilled my drink, can you help?

**GPT3**

You could try using a vacuum cleaner.

**LaMDA**

Do you want me to find a cleaner?

**FLAN**

I'm sorry, I didn't mean to spill it.

I spilled my drink, can you help?

**LLM**

*"find a cleaner"*

*"find a sponge"*

*"go to the trash can"*

*"pick up the sponge"*

*"try using the vacuum"*

**Value Functions**

*"find a cleaner"*

*"find a sponge"*

*"go to the trash can"*

*"pick up the sponge"*

*"try using the vacuum"*



**SayCan**

*"find a cleaner"*

*"find a sponge"*

*"go to the trash can"*

*"pick up the sponge"*

*"try using the vacuum"*



I would:

1. find a sponge
2. pick up the sponge
3. come to you
4. put down the sponge
5. done

# Погружение языковых моделей в реальный мир

Instruction Relevance with LLMs

Combined

Skill Affordances with Value Functions

Prompt Examples

How would you put  
an apple on the  
table?

I would: 1. \_\_\_\_

LLM

-6	Find an apple	0.6
-30	Find a coke	0.6
-30	Find a sponge	0.6
-4	Pick up the apple	0.2
-30	Pick up the coke	0.2
...	...	...
-5	Place the apple	0.1
-30	Place the coke	0.1
-10	Go to the table	0.8
-20	Go to the counter	0.8



Value  
Functions

I would: 1. **Find an apple**, 2. \_\_\_\_

LLM

VF

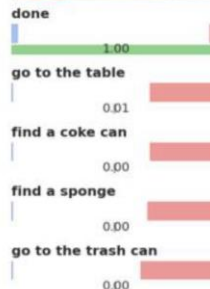
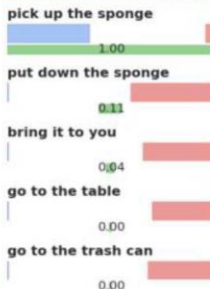


# Погружение языковых моделей в реальный мир

**Human:** I spilled my coke, can you bring me something to clean it up?

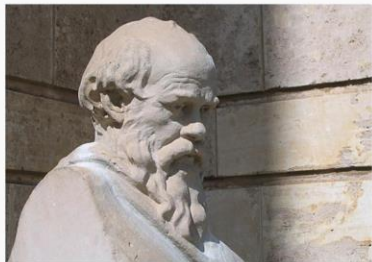
**Robot:** I would  
1. Find a sponge  
2. Pick up the sponge  
3. Bring it to you  
4. Done

Language × Affordance  
Combined Score



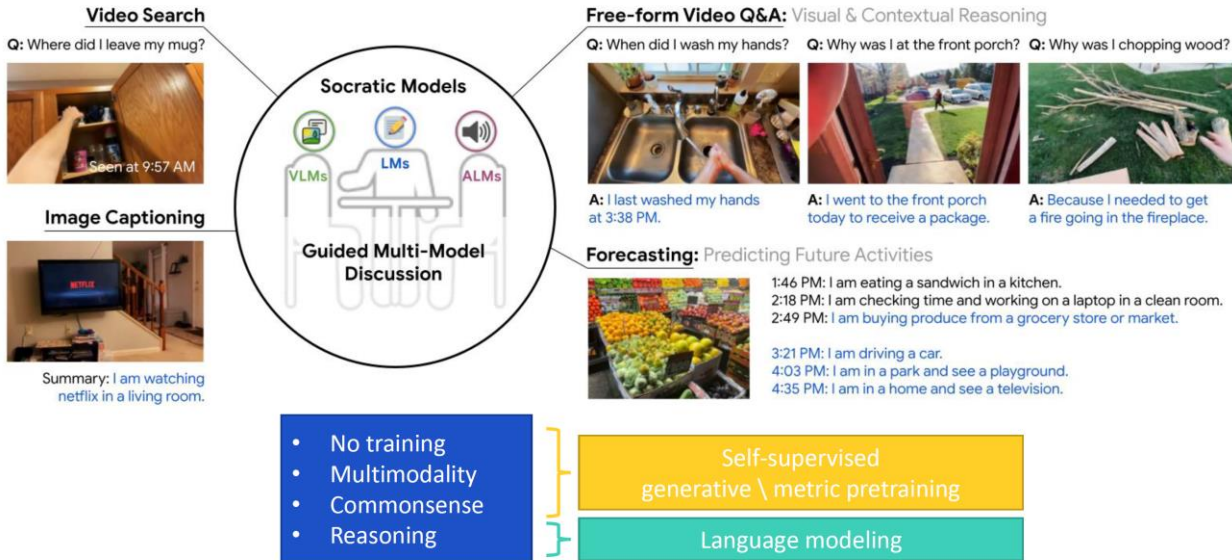
# Уроки античности

**Мéтод Сократа́** — метод, названный в честь древнегреческого философа Сократа, основывающийся на проведении диалога между двумя индивидуумами, для которых истина и знания не даны в готовом виде, а представляют собой проблему и предполагают поиск. Этот метод часто подразумевает дискуссию, в которой собеседник, отвечая на заданные вопросы, высказывает суждения, обнаруживая свои знания или, напротив, своё неведение.



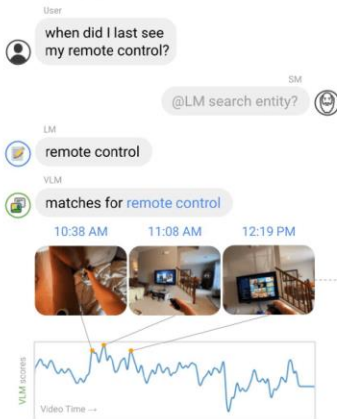


# Сократические модели



# Сократические модели

## Socratic Question to Video Search



## Socratic Egocentric Image Summaries



## Socratic Video Q&A with Linguistic World-State History

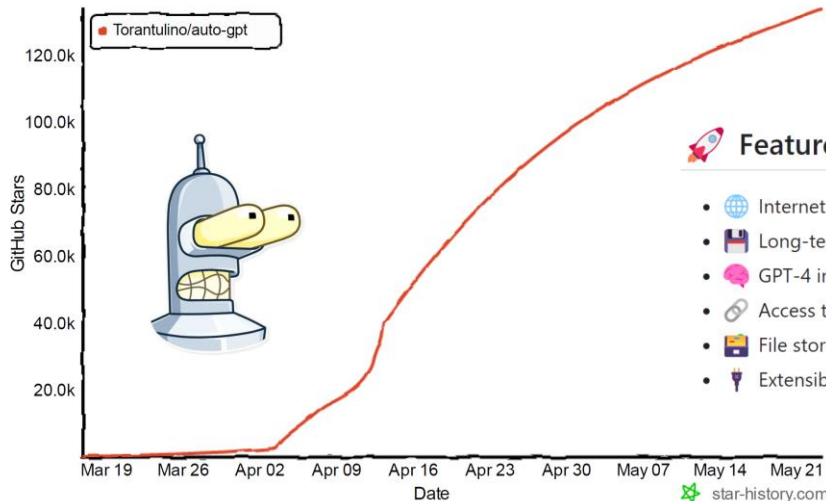
### Generated Linguistic World-State History from Video

10:38 AM: Places: living room. Objects: sofa bed, loveseat, coffee table. Activities: watching TV. I was watching TV in a living room.  
11:08 AM: Places: living room. Objects: remote control, television, netflix. Activities: watching netflix. I was watching netflix on the television.  
12:19 PM: Places: television room. Objects: television, remote control, netflix. Activities: watching netflix. I was watching netflix on a television.  
...









# ИИ создает самого себя: Auto-GPT

Star History



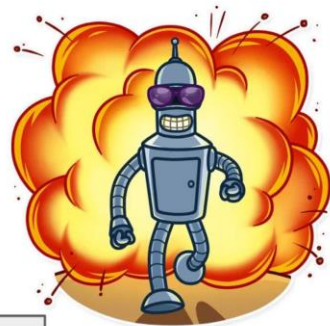
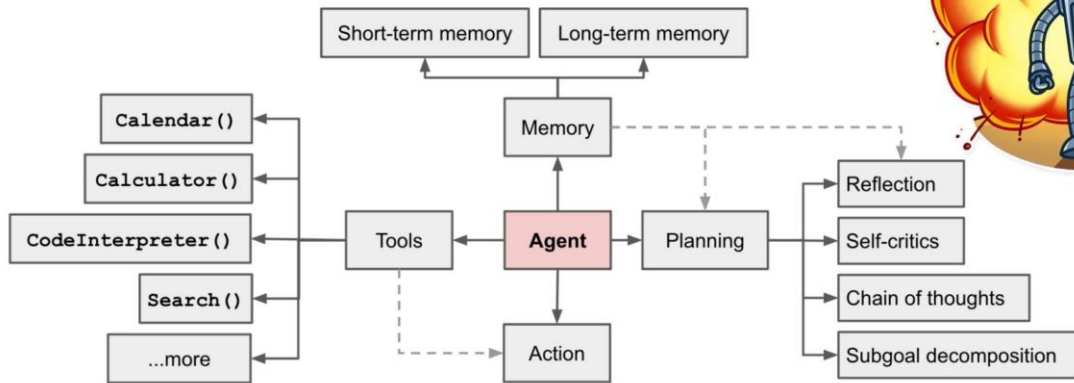
## Features

-  Internet access for searches and information gathering
-  Long-term and short-term memory management
-  GPT-4 instances for text generation
-  Access to popular websites and platforms
-  File storage and summarization with GPT-3.5
-  Extensibility with Plugins



star-history.com

# Автономные ИИ агенты



# Ненадежность больших языковых моделей

## ChatGPT3 on fractions :

Me: what is larger, two fourths or one half?

ChatGPT :

One half is larger than two fourths.

Two fourths can be written as  $\frac{2}{4}$ , which is equal to  $\frac{1}{2}$ .  
Therefore, one half is equal to two fourths.

Me: didn't you just contradict yourself?

ChatGPT: I apologize, I made a mistake in my previous answer.  
Two fourths ( $\frac{2}{4}$ ) is smaller than one half ( $\frac{1}{2}$ ).

Me : Are you sure?

ChatGPT: Yes, I am sure. Two fourths ( $\frac{2}{4}$ ) is equal to  $\frac{1}{2}$ . Since  $\frac{1}{2}$  is larger than  $\frac{2}{4}$ , it follows that one half is larger than two fourths.



# Вызовы для автономных агентов

- Длина входного окна ограничена – вся необходимая информация для планирования и промежуточная информация в процессе выполнения задачи не может быть доступна модели для принятия решений
- Декомпозиция задачи и долгосрочное планирование страдает от недостаточности контекстуальной информации – модель произвольно разрешает неоднозначные ситуации
- Накопление ошибок при работе – на каждом шаге присутствуют ошибки, которые быстро накапливаются при выполнении многоэтапных планов