中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

自然语言处理

第6讲 预训练

王 石 资康莉 刘 瑜

2026年春季课程

https://ictkc.github.io/teaching/

第六讲 预训练

从理论突破走向实际应用：Word2Vec (13')

❑ NNLM和Word2Vec的训练效率对比

Table 6: *Comparison of models trained using the DistBelief distributed framework. Note that training of NNLM with 1000-dimensional vectors would take too long to complete.*

Model	Vector Dimensionality	Training words	Accuracy [%]			Training time [days x CPU cores]
			Semantic	Syntactic	Total	
NNLM	100	6B	34.2	64.5	50.8	14 x 180
CBOW	1000	6B	57.3	68.9	63.7	2 x 140
Skip-gram	1000	6B	66.1	65.1	65.6	2.5 x 125

训练代价太大，别人训练好了我能直接使用吗?

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目录

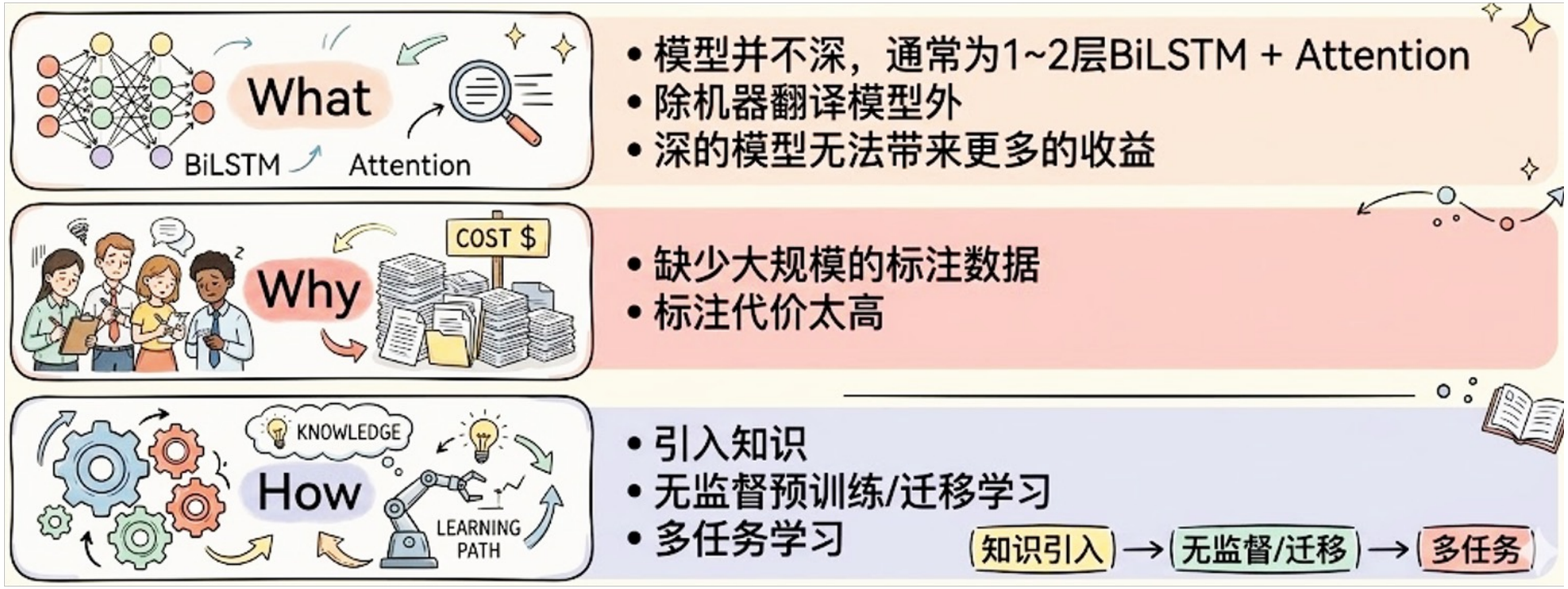
1 什么是预训练

2

3

为什么要预训练?

❑ 深度学习在自然语言处理中的“困境”

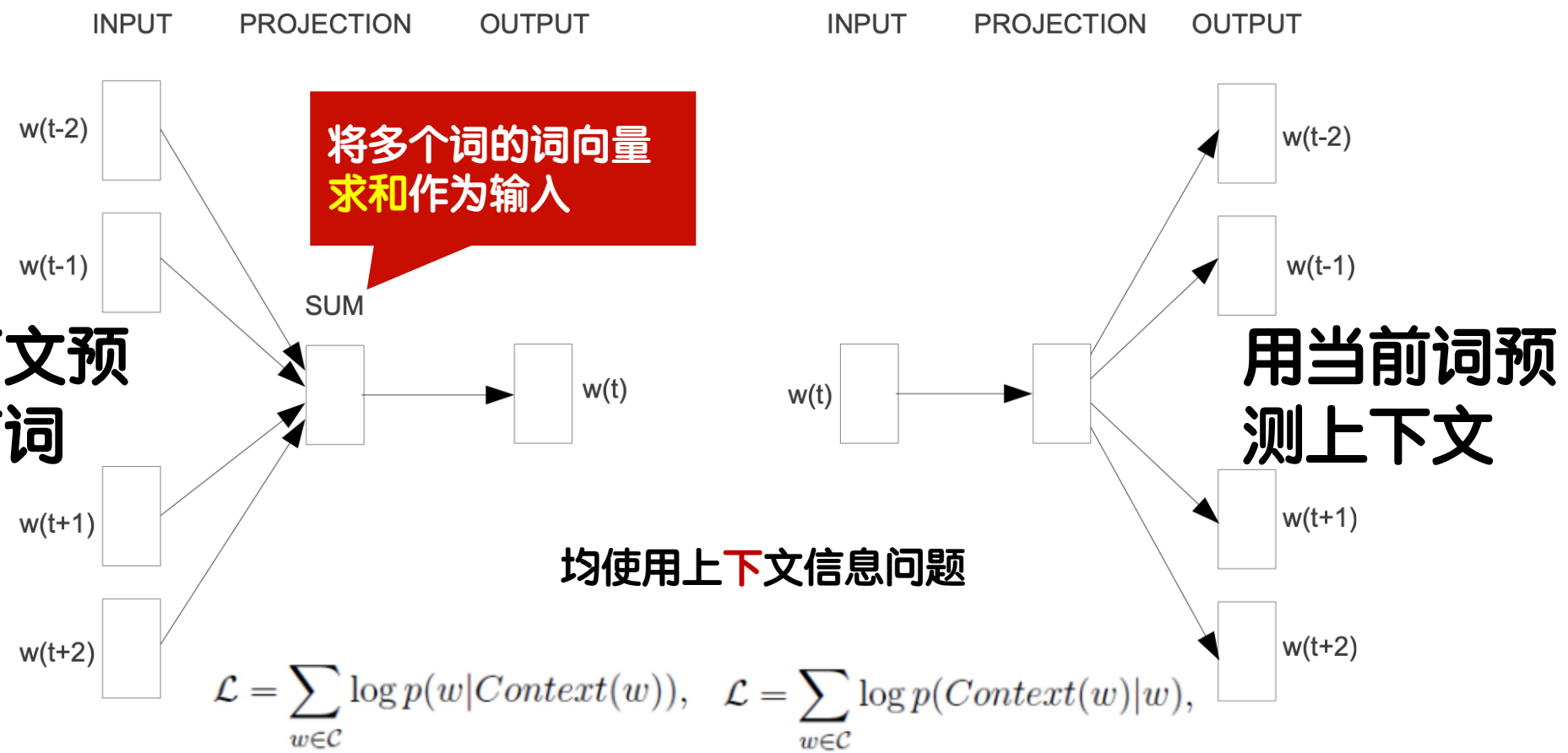


预训练：用无监督学习解决标注数据不足的问题，让深度网络的潜力真正释放出来

什么是预训练模型?

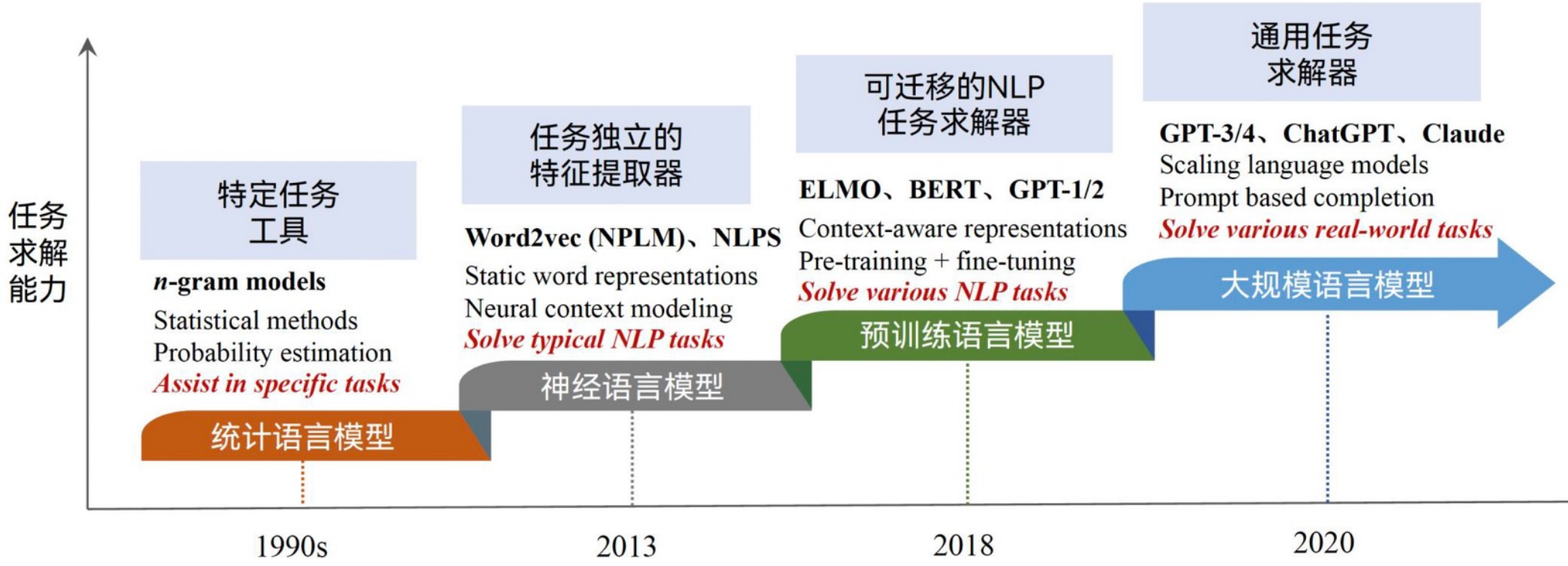
- 在海量无标注数据上进行大规模**自监督**预训练，学习到语言知识和世界知识的模型

自监督


INPUT
PROJECTION
OUTPUT
w(t-2)
w(t-1)
w(t+1)
w(t+2)
SUM
w(t)
将多个词的词向量
求和作为输入
用上下文预
测当前词
INPUT
PROJECTION
OUTPUT
w(t)
w(t-2)
w(t-1)
w(t+1)
w(t+2)
用当前词预
测上下文
均使用上下文信息问题
$\mathcal{L} = \sum_{w \in \mathcal{C}} \log p(w|Context(w)),$
$\mathcal{L} = \sum_{w \in \mathcal{C}} \log p(Context(w)|w),$
CBOW
Continuous Bag-of-Words Model
Skip-gram
Continuous Skip-gram Model

预训练模型的发展

- 从小数据到大数据，小模型到大模型，专用到通用的发展历程



Zhao, Wayne Xin, et al. A Survey of Large Language Models. arXivpreprint arXiv:2303.18223.

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

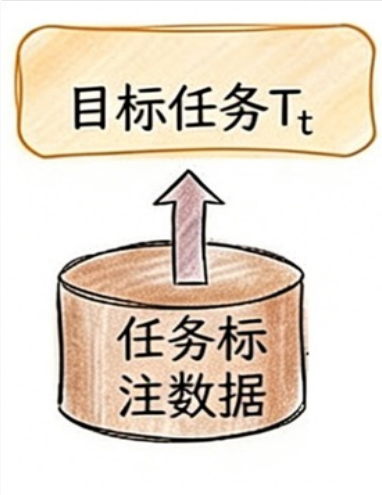
1 什么是预训练

2 预训练模型

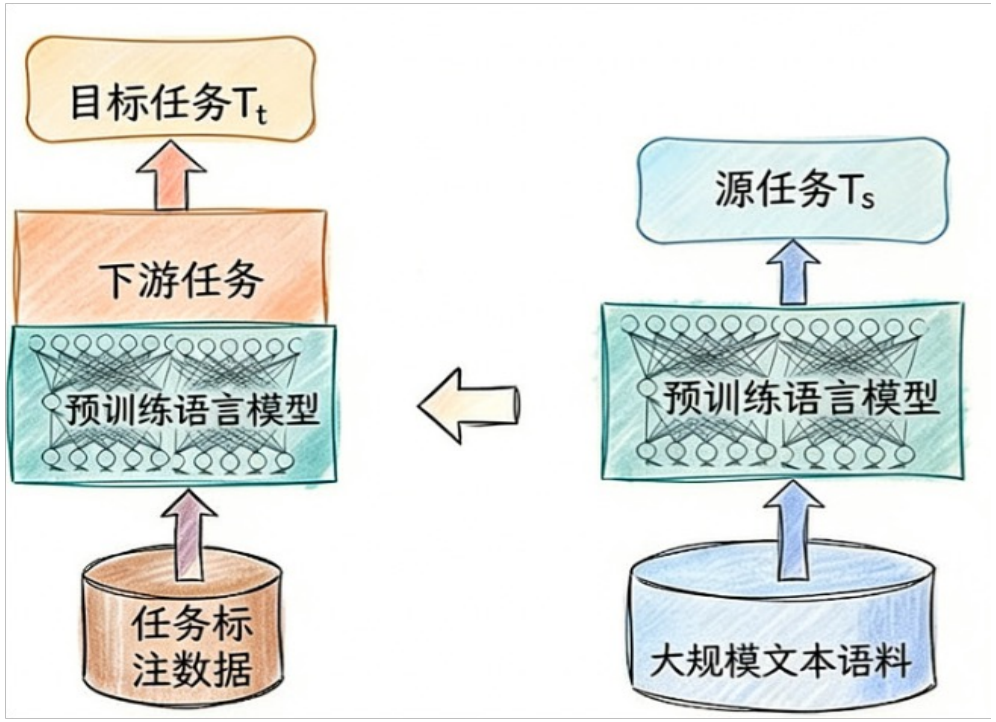
3

基本思想

❑ 预训练模型基本思想：



问题：对于任务t，标注数据有限

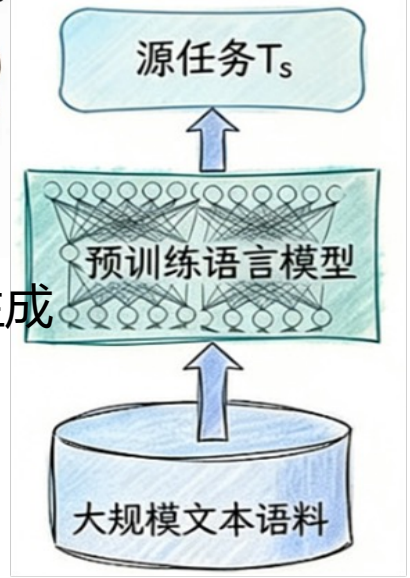


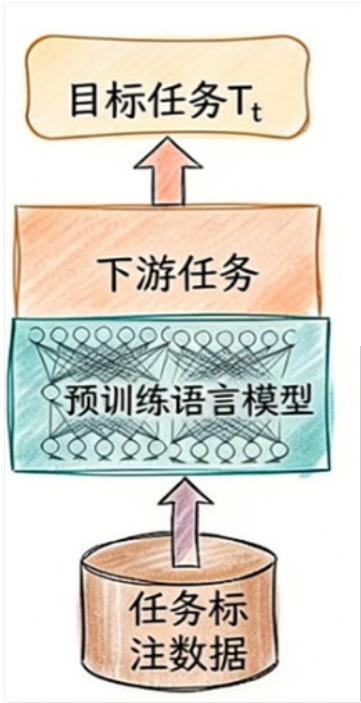
解决方法：将任务s数据或所学知识迁移到任务t，帮助任务t学习

预训练模型范式

- 预训练两个阶段：
  - 第一阶段：Pre-training，利用大型语料库完成预训练模型自监督学习
  - 第二阶段：Fine-tuning，针对特定任务在相应数据集中进行监督学习，通过Fine-tuning技术来适配具体任务

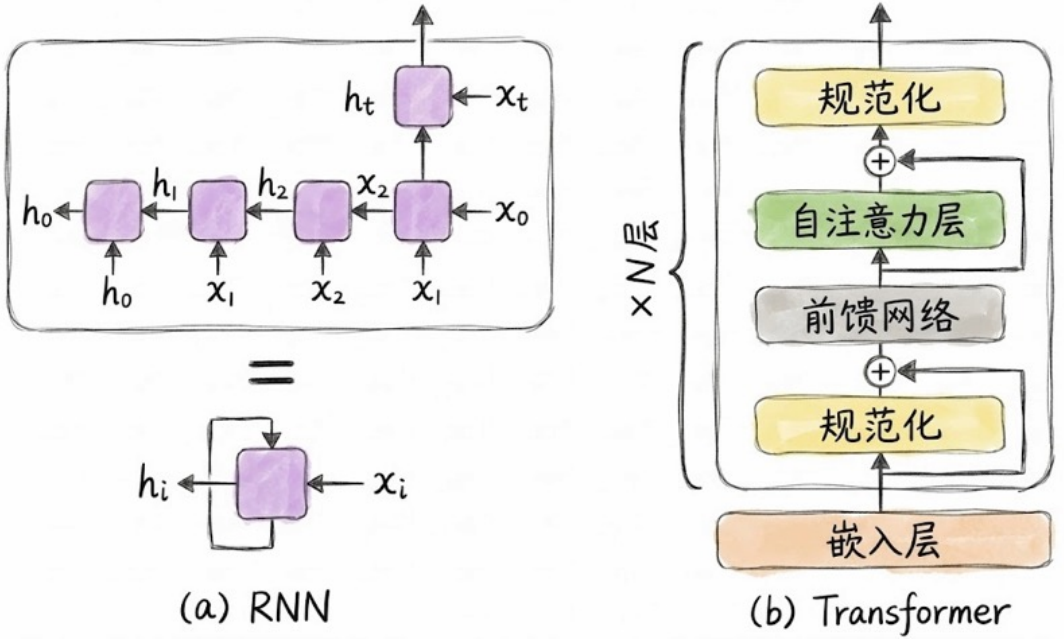
通用语言理解与生成





预训练模型架构

- **RNN (LSTM)**
  - 存在梯度问题，长距离建模能力有限
  - 难以并行计算，训练速度较慢
- **Transformer**
  - 采用自注意力机制进行全局处理
  - 擅长建模长距离依赖，支持并行计算
  - 表达能力强，由多头注意力和深度结构提升建模能力



从“顺序记忆”向“全局建模”+“高效并行”

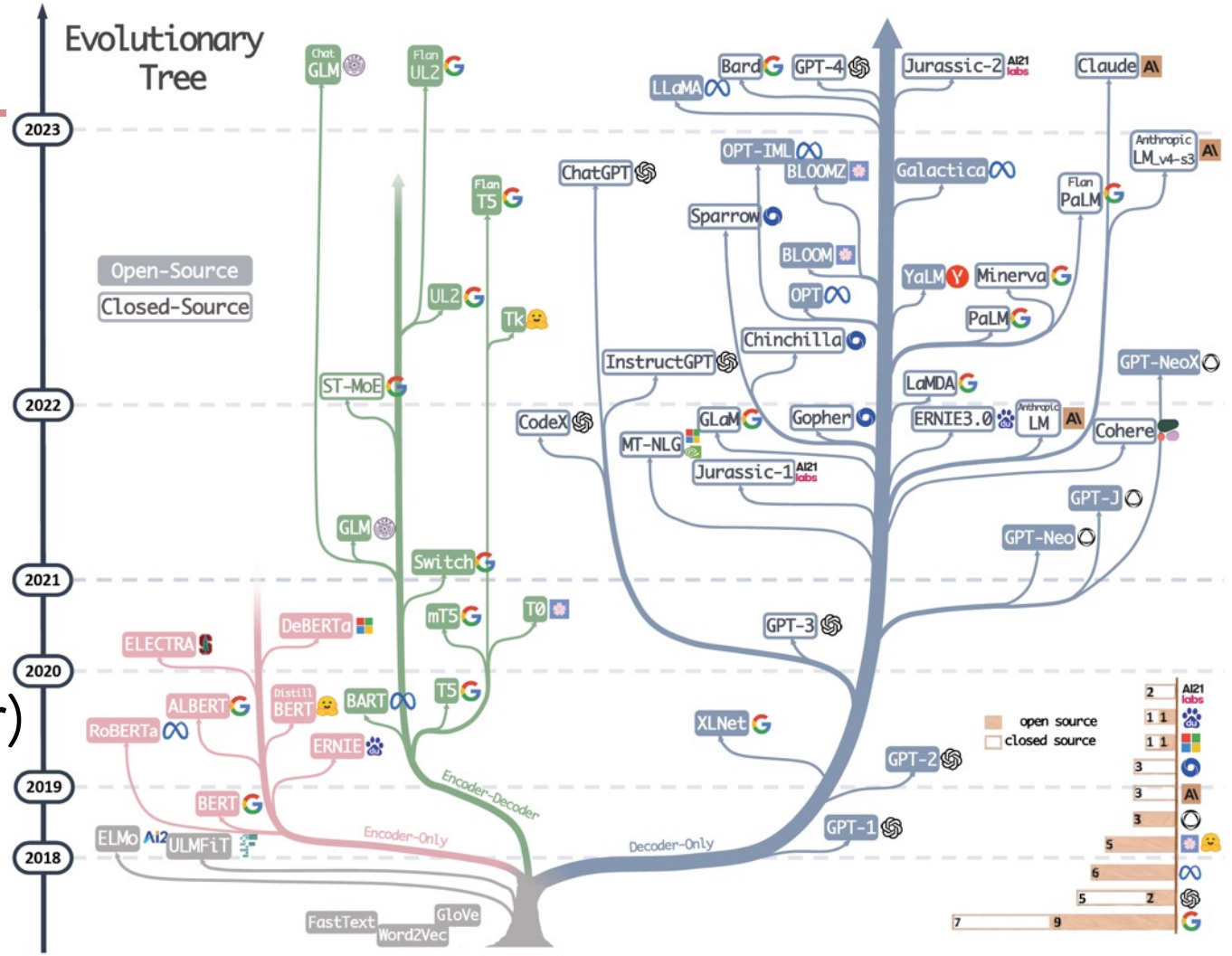
预训练模型类型

- 根据利用Transformer的编解码器的不同

编码器模型（Encoder-Only）

解码器模型（Decoder-Only）

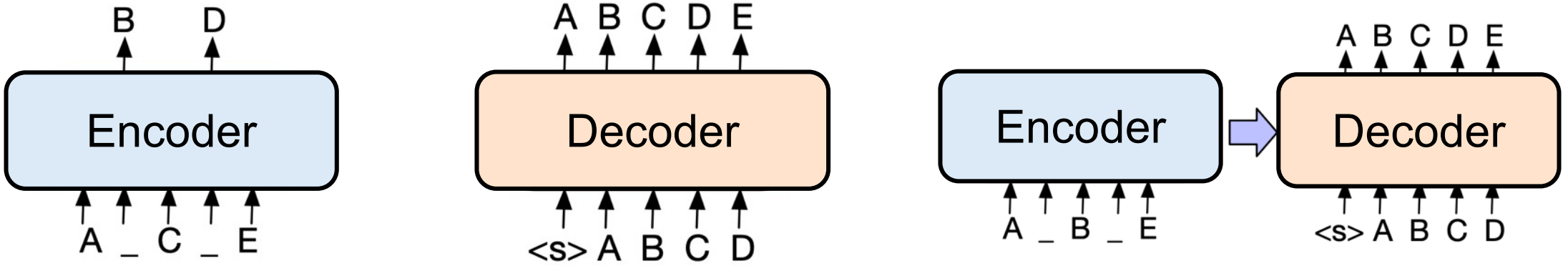
编解码模型（Encoder-Decoder）



Yang, Jingfeng, et al. Harnessing the power of llms in practice: A survey on chatgpt and beyond. ACM TKDD 2024.

预训练模型类型

- 从自监督预训练的视角，不同架构的训练目标存在差异
  - 编码器模型：自编码语言建模（Auto-encoding Language Modeling）
  - 解码器模型：自回归语言建模（Auto-regressive Language Modeling）
  - 编解码模型：序列到序列建模（Sequence to Sequence Modeling）

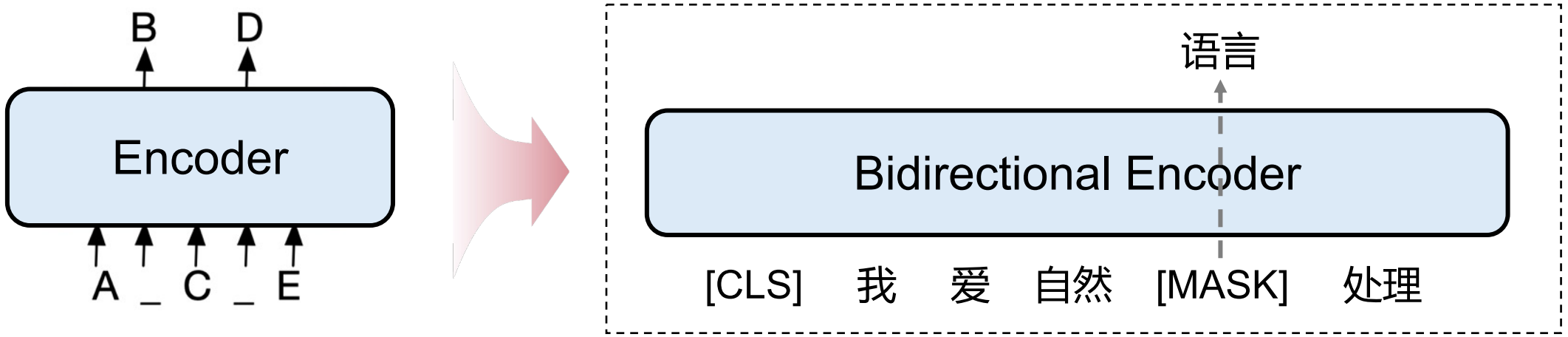


编码器模型

- 训练目标：**自编码**语言建模（Auto-encoding Language Modeling）

$$\mathcal{L}_{\text{MLM}} = -\sum_{x_m \in M(\mathbf{x})} \log \mathbf{P}(x_m | \mathbf{x}_{\backslash M(x)})$$

- 代表性模型：BERT、RoBERTa、ALBERT等系列

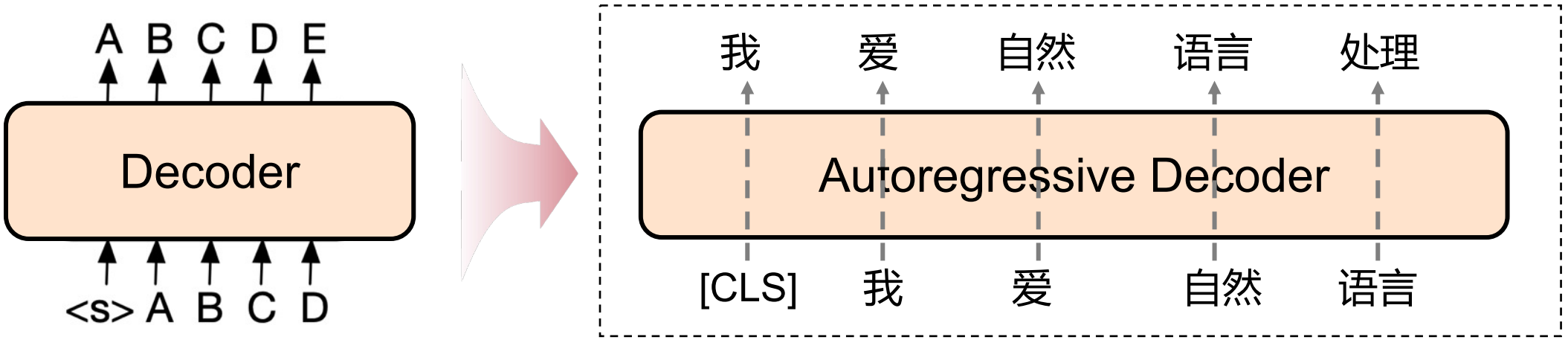


解码器模型

- 训练目标：**自回归**语言建模（Auto-regressive Language Modeling）

$$\mathcal{L}_{\mathrm{LM}} = -\log \mathbf{P}(\mathbf{x}) = -\sum_{i=1}^{T} \log \mathbf{P}(x_i | x_{<i})$$

- 代表性模型：GPT、Llama、PaLM等系列

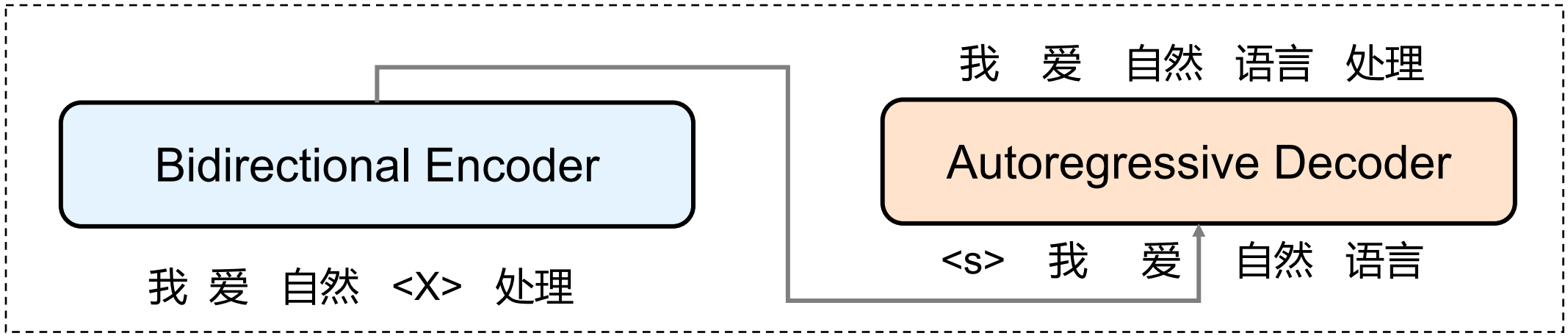


编解码模型

- 训练目标：序列到序列建模（Sequence to Sequence Modeling）

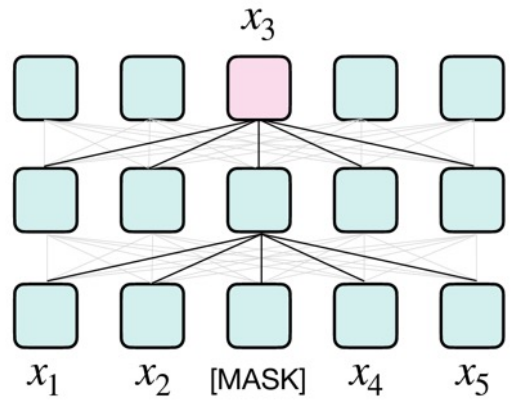
$$\mathcal{L}_{\text{Seq2Seq MLM}} = -\sum_{\mathbf{x}_{i:j} \in M(\mathbf{x})} \sum_{t=i}^{j} \log \mathbf{P}\left(x_t | \mathbf{x}_{\backslash M(\mathbf{x})}, \mathbf{x}_{i:t-1}\right)$$

- 代表性模型：T5 、BART等系列



优缺点对比

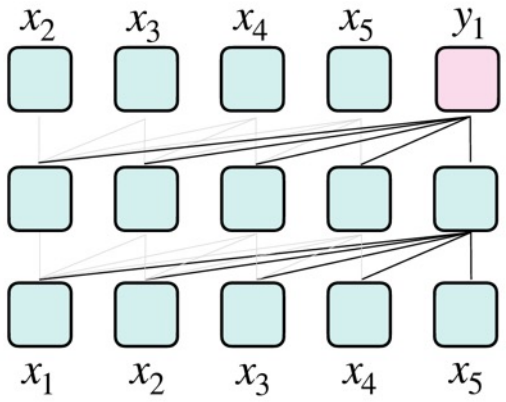
编码器模型



优点：利用双向上下文，语言理解能力强

缺点：预训练与下游任务存在不一致，MASK位置稀疏

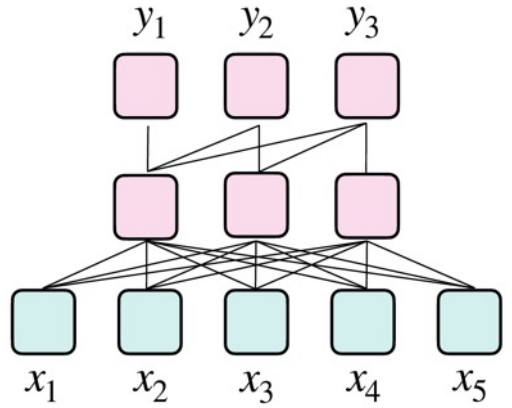
解码器模型



优点：训练与生成过程一致，可扩展性强

缺点：单向建模，上下文利用不充分

编解码模型

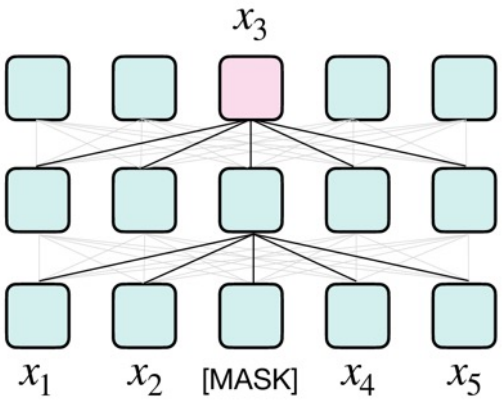


优点：同时兼顾理解与生成能力，分工明确

缺点：模型结构复杂，训练和推理成本较高

适应场景

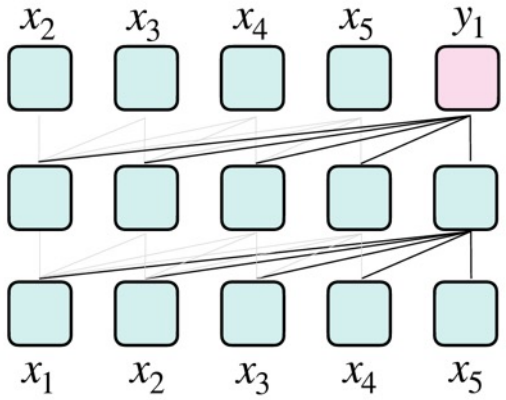
编码器模型



适合判别式任务

（分类/匹配/抽取等）

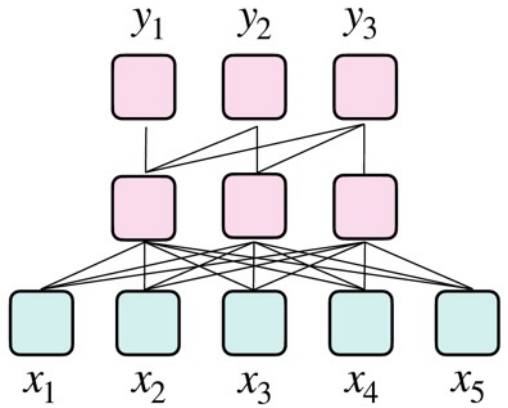
解码器模型



适合开放生成任务

（写作/对话等）

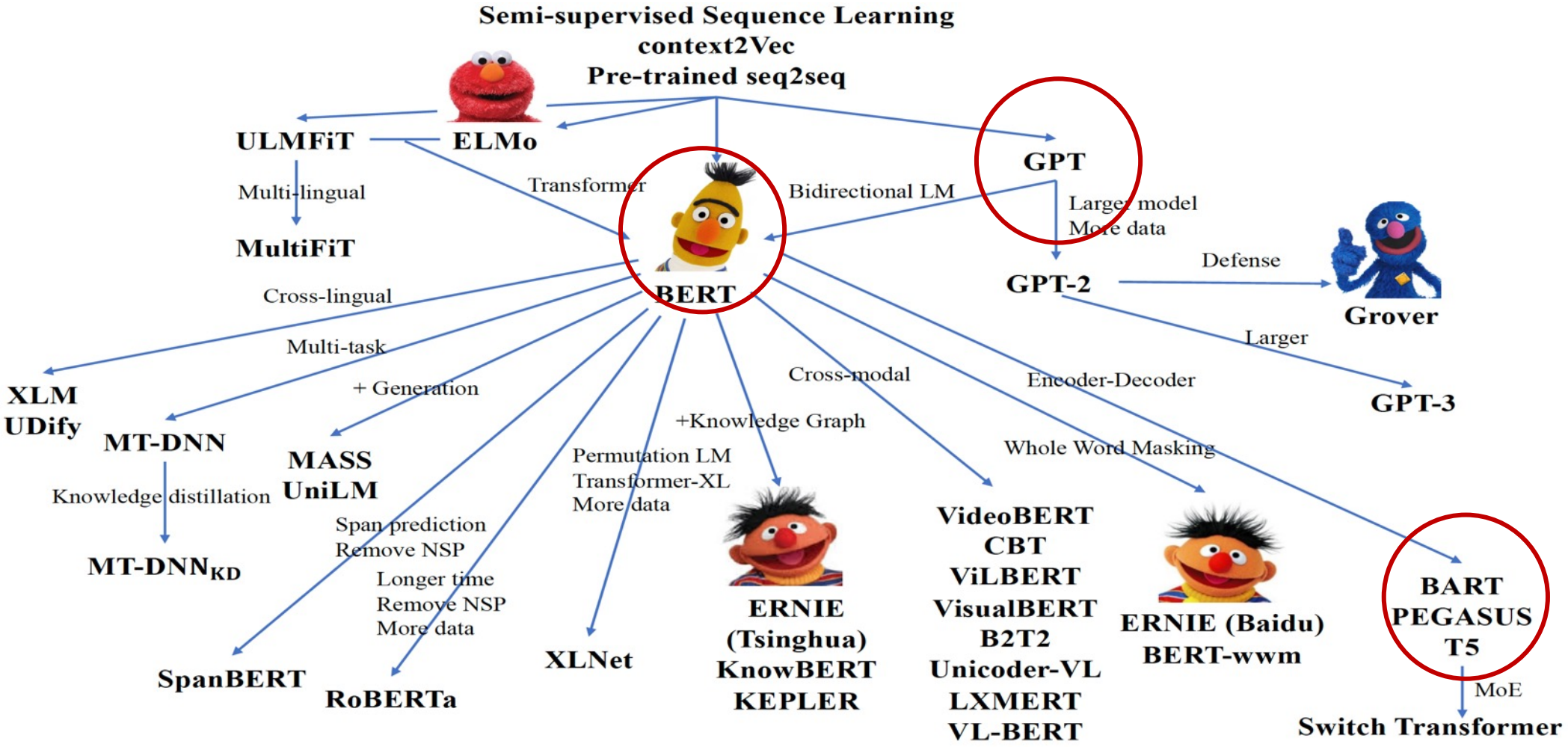
编解码模型



兼具判别与生成能力

（翻译/摘要等）

预训练模型家族详解



Han, Xu, et al. Pre-Trained Models: Past, Present and Future. arXiv preprint arXiv:2106.07139.

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

1 什么是预训练

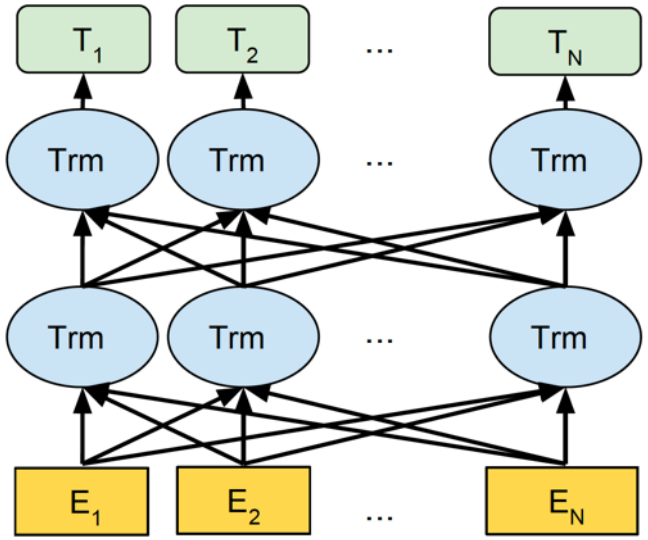
2 预训练模型

2.1 编码器模型

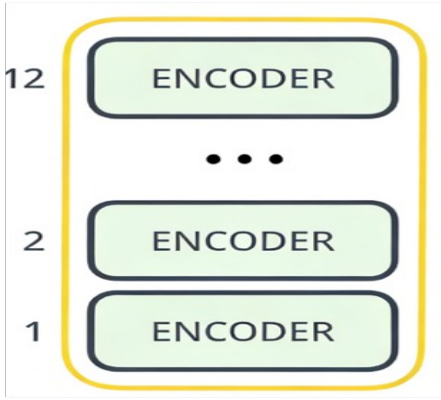
3

编码器模型BERT

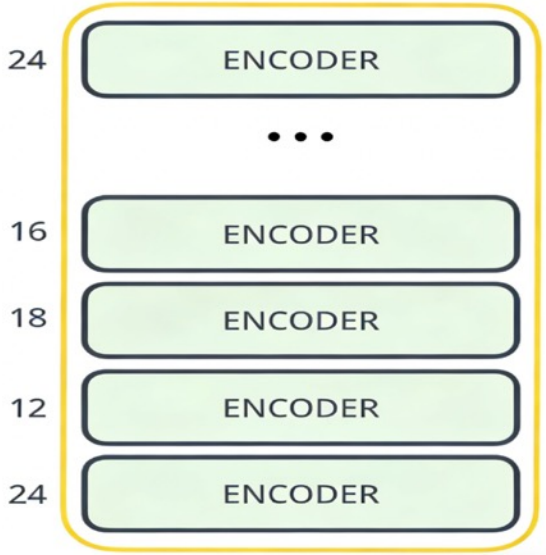
- BERT使用堆叠的**双向Transformer Encoder**，在所有层中共同依赖于左右上下文
- 基础版是12个Encoder (12层)；高级版24个Encoder (24层)



BERT



BERT_Base



BERT_Large

Lee JD, Toutanova K. Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. 2018

BERT预训练

- BERT预训练阶段主要利用大型语料库完成非监督学习，主要包括两个训练策略

策略一

掩码语言模型（预测词）
Masked Language Modeling

解决上下文信息泄漏问题，
捕捉词语上下文关系

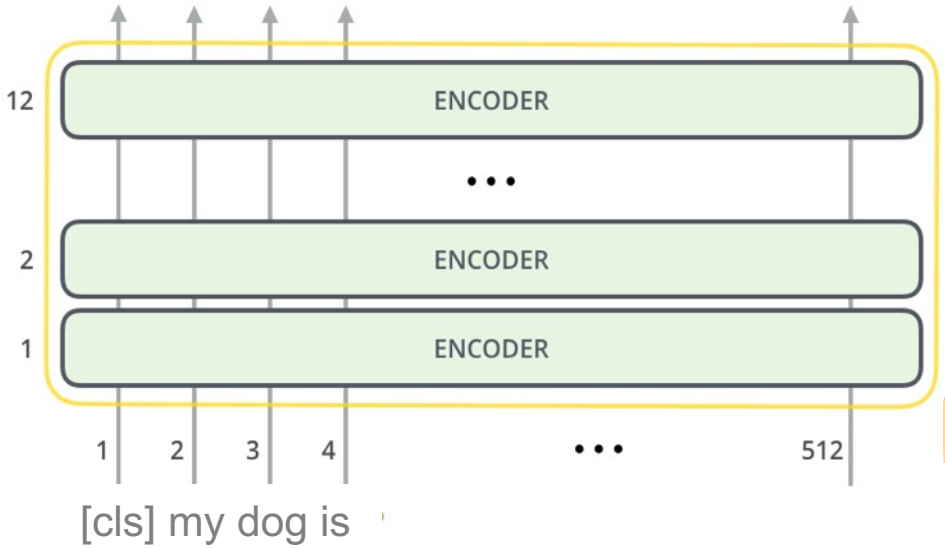
策略二

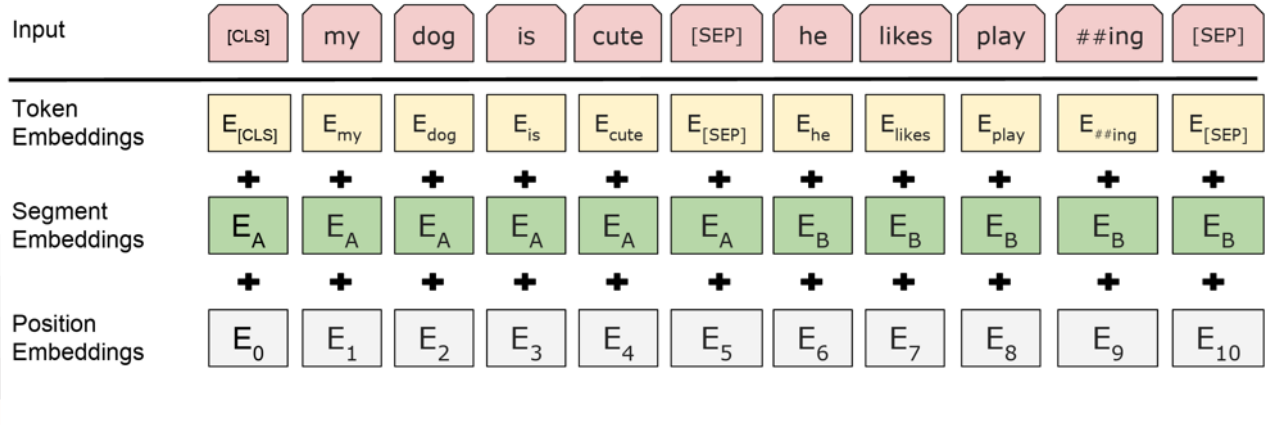
预测下一个句子
Next Sentence Prediction

解决跨句语义理解问题，
建模句子间逻辑关系

BERT输入

- BERT输入是一个句子或一个句对（句子：任意长度的连续文本）
- 每个输入序列以 [CLS] 开头，句子对之间加一个 [SEP]
- 输入表示由三部分组成：词表示、句子表示和位置表示

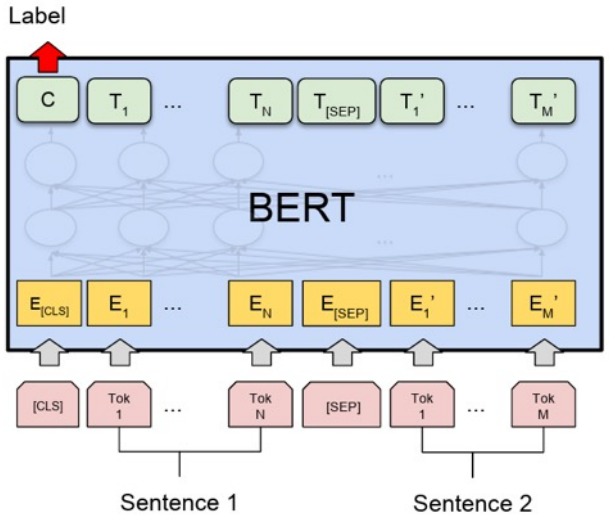




BERT输出

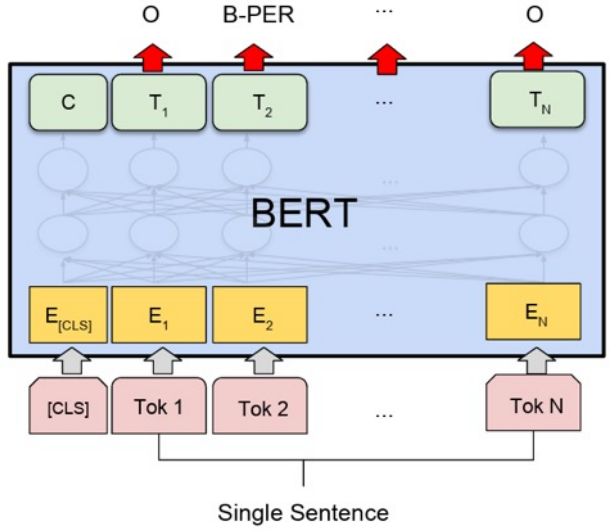
- 根据下游任务不同，BERT采用三种输出方式，核心在于选择不同位置或粒度的表示进行预测

句级任务利用[CLS]向量



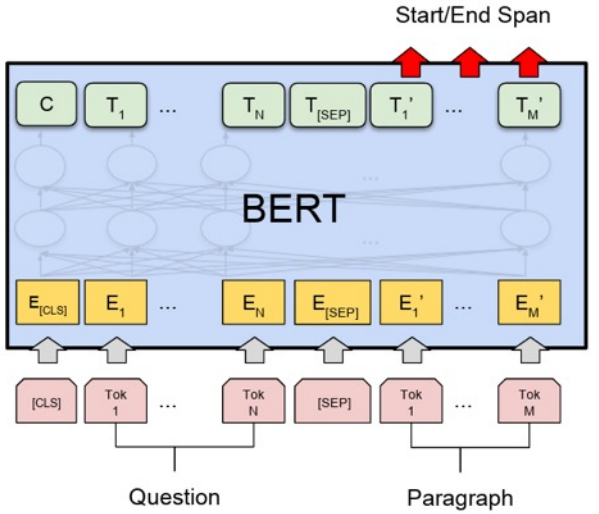
(a) Sentence Pair Classification Tasks: MNLI, QQP, QNLI, STS-B, MRPC,

词级任务利用每个token



(d) Single Sentence Tagging Tasks: CoNLL-2003 NER

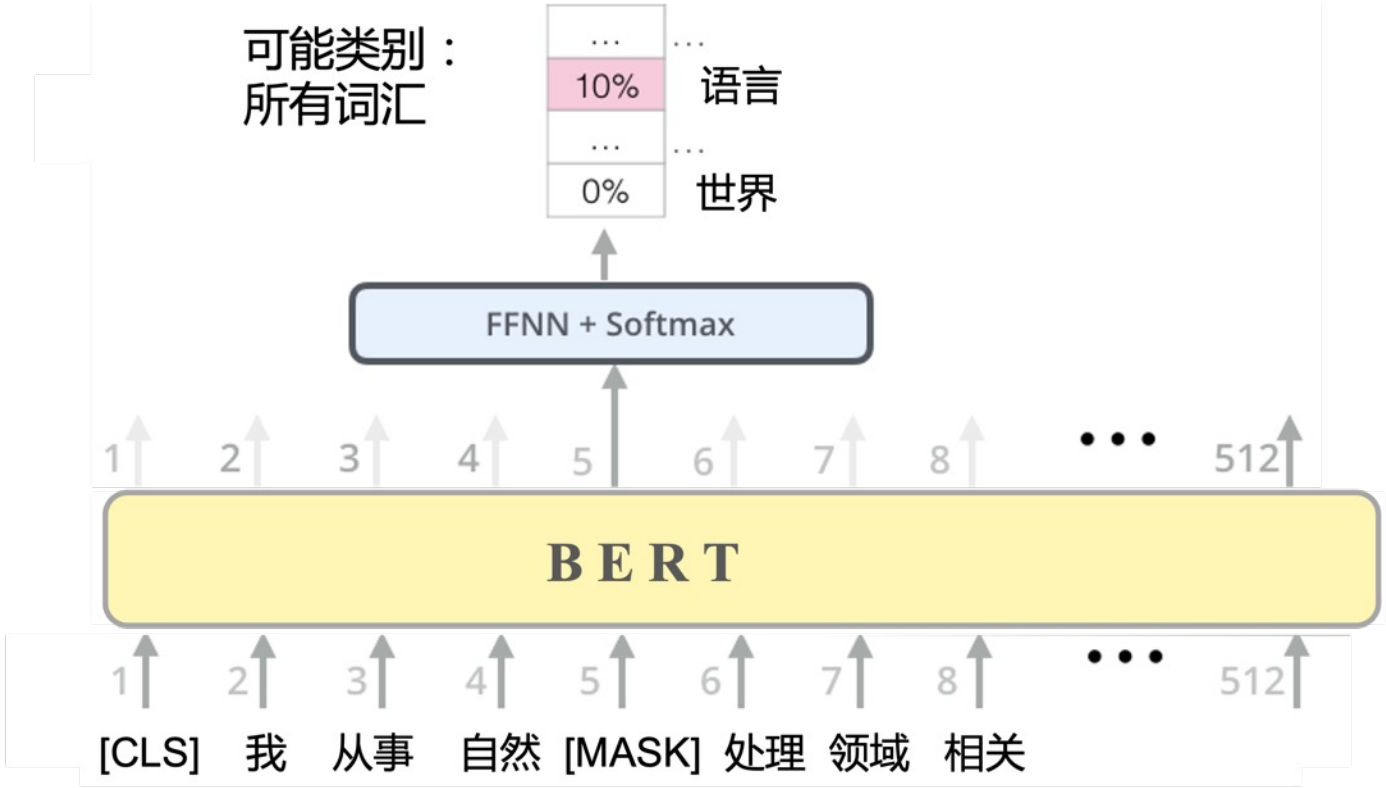
抽取任务利用token span



(c) Question Answering Tasks: SQuAD v1.1

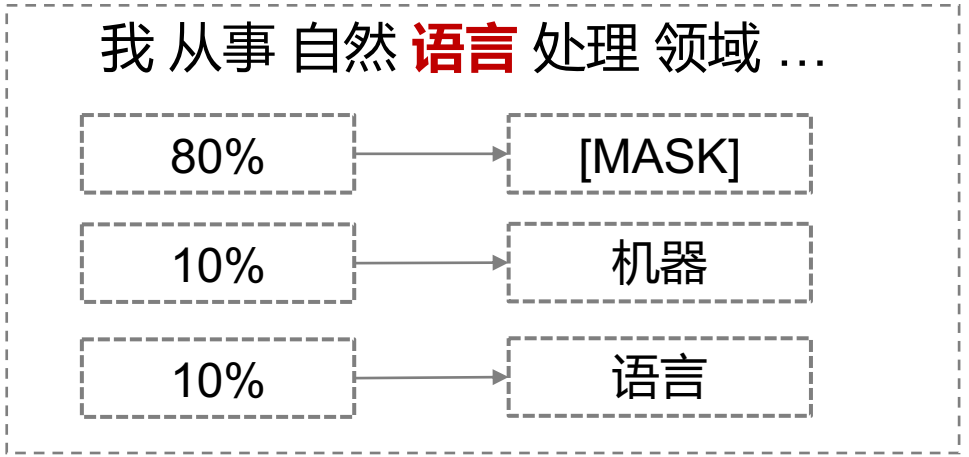
掩码语言模型MLM

- 随机遮盖mask部分输入词，然后只预测那些被mask的词



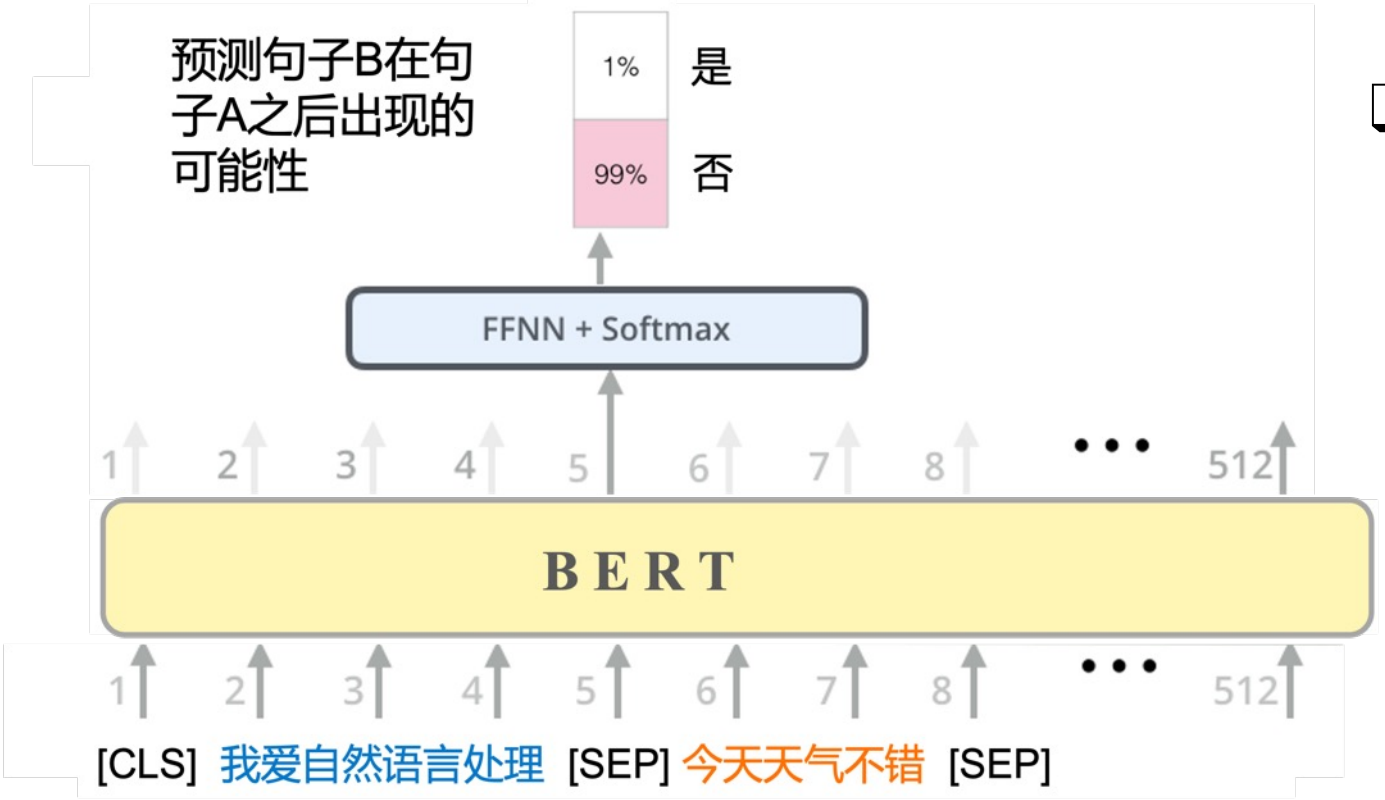
- 训练数据构造方式

随机遮住15%的单词，并进行如下处理。其中：80%用[MASK]来代替，10%用随机词替换，10%保持不变。



预测下一个句子NSP

- 二分类任务，判断两个句子是否连续，建模句间关系



- 训练数据构造方式

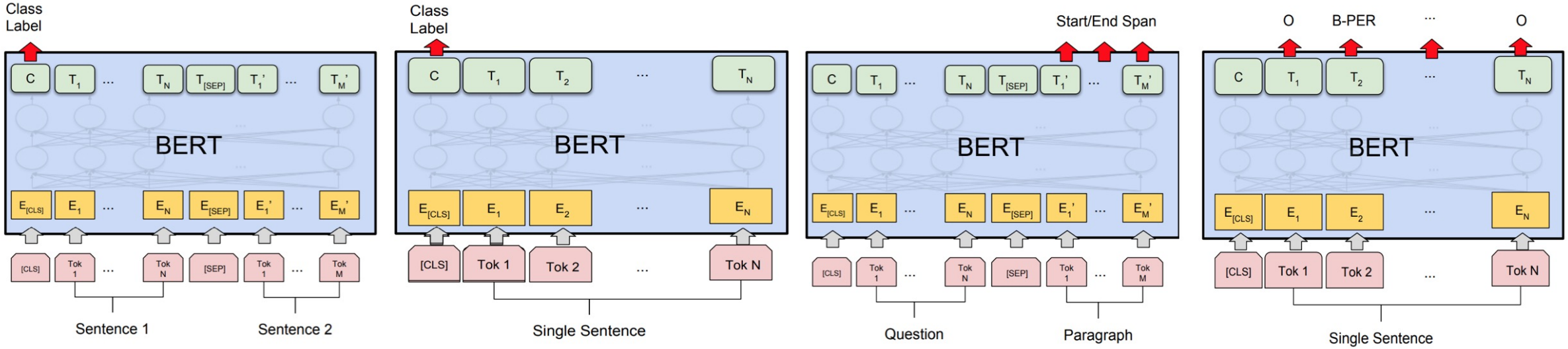
  正样本：给定句子A和B，B是A的实际语境下一句；

  负样本：在语料库中随机选择的句子作为B

  正负样本比例1:1，预测[CLS]位置

BERT微调

- 预训练和微调阶段采用相同的模型结构，预训练的参数可作为初始化
- 微调阶段仅需通过引入一个额外的输出层，可以达到较优效果



（a）句间关系任务　（b）单句分类任务　（c）问答任务　（d）序列标注任务

BERT实验效果

System	MNLI-(m/mm) 392k	QQP 363k	QNLI 108k	SST-2 67k	CoLA 8.5k	STS-B 5.7k	MRPC 3.5k	RTE 2.5k	**Average** -
Pre-OpenAI SOTA	80.6/80.1	66.1	82.3	93.2	35.0	81.0	86.0	61.7	74.0
BiLSTM+ELMo+Attn	76.4/76.1	64.8	79.8	90.4	36.0	73.3	84.9	56.8	71.0
OpenAI GPT	82.1/81.4	70.3	87.4	91.3	45.4	80.0	82.3	56.0	75.1
$\text{BERT}_{\text{BASE}}$	84.6/83.4	71.2	90.5	93.5	52.1	85.8	88.9	66.4	79.6
$\text{BERT}_{\text{LARGE}}$	**86.7/85.9**	**72.1**	**92.7**	**94.9**	**60.5**	**86.5**	**89.3**	**70.1**	**82.1**

Table 1: GLUE Test results, scored by the evaluation server (https://gluebenchmark.com/leaderboard). The number below each task denotes the number of training examples. The "Average" column is slightly different than the official GLUE score, since we exclude the problematic WNLI set.[8] BERT and OpenAI GPT are single-model, single task. F1 scores are reported for QQP and MRPC, Spearman correlations are reported for STS-B, and accuracy scores are reported for the other tasks. We exclude entries that use BERT as one of their components.

刷新了句子关系判断及分类任务、抽取式任务（SQuAD）、序列标注任务、分类任务、文本生成任务等11项自然语言处理任务榜单

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

1 什么是预训练

2 预训练模型

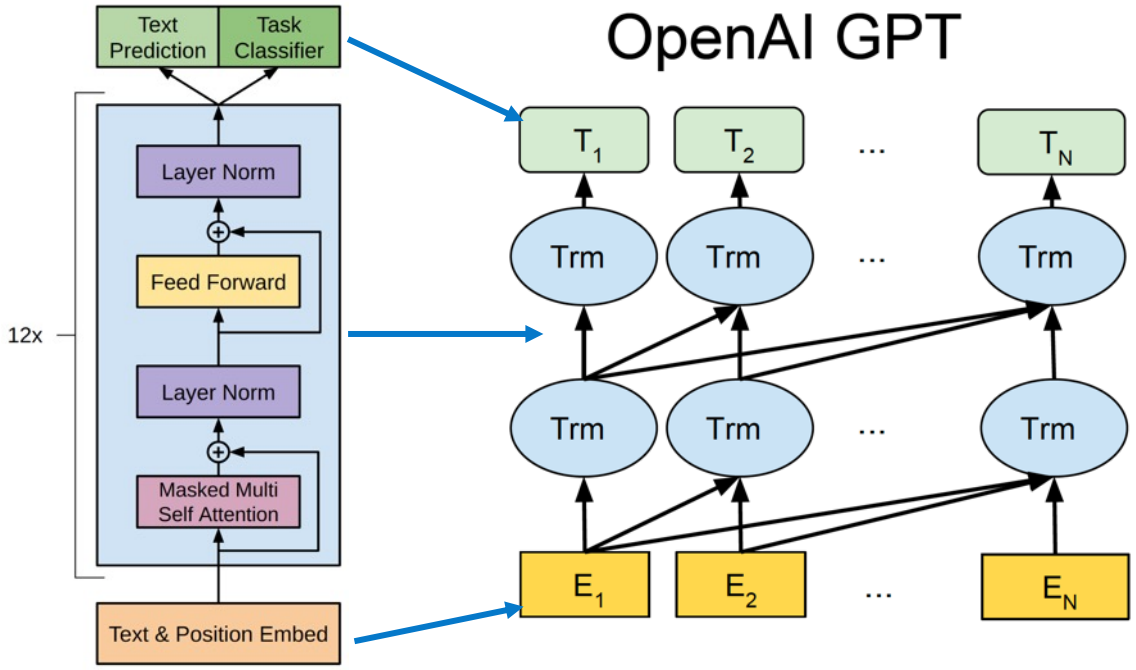
2.1 编码器模型 2.2 解码器模型

3

4

解码器模型GPT

❑ GPT（Generative Pre-trained Transformer）采用**Transformer Decoder**部分，只采用上文词来预测当前词，避免“自己看见自己”问题



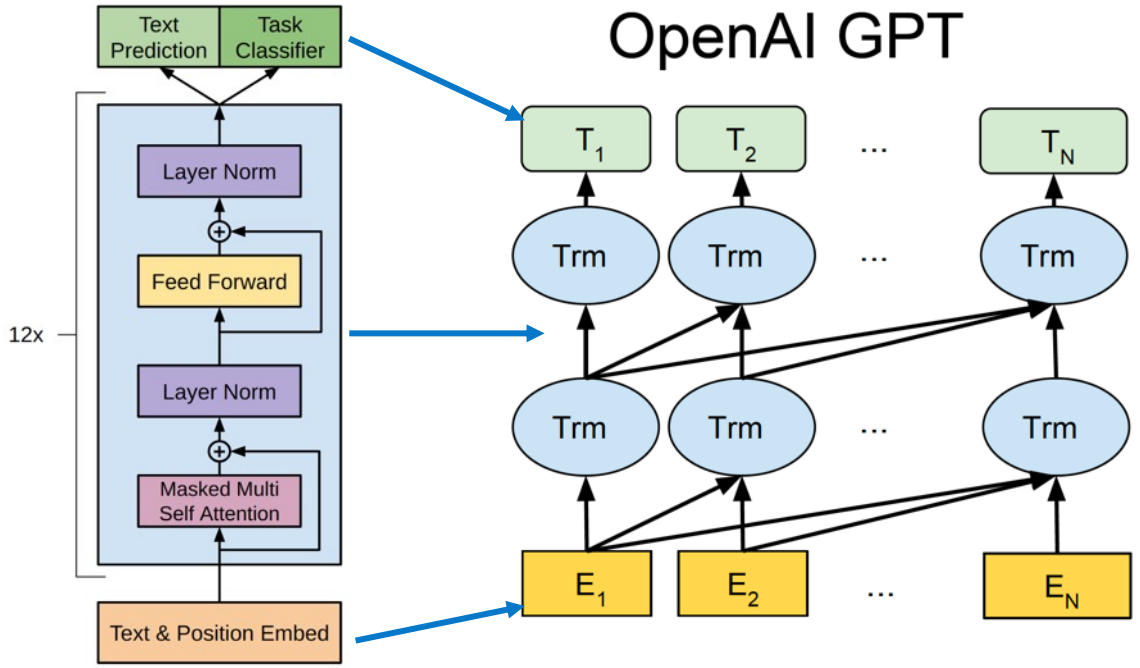
❑ 每一层只有一个Masked Multi-Head Attention和一个Feed Forward

❑ 模型共叠加使用了12层

Alec Radford, et.al., Improving Language Understanding by Generative Pre-Training, Technical report, OpenAI. 2018

GPT预训练

- GPT在Pre-training阶段主要利用大型语料库完成非监督学习，其目标是最大化语言模型



- 输入输出

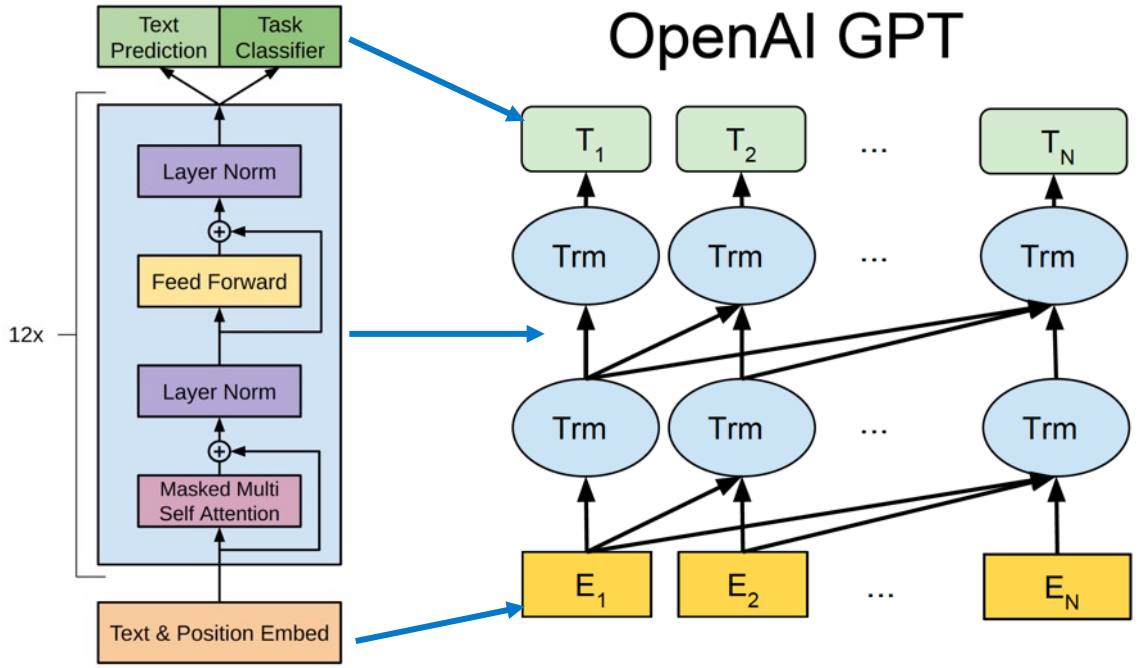
$$h_0 = UW_e + W_p$$
$$h_l = \texttt{transformer\_block}(h_{l-1}) \forall i \in [1, n]$$
$$P(u) = \texttt{softmax}(h_n W_e^T)$$

- 目标函数

$$L_1(\mathcal{U}) = \sum_i \log P(u_i | u_{i-k}, \ldots, u_{i-1}; \Theta)$$

GPT任务微调

❑ 在Fine-tune阶段，将预训练模型提供给下游的任务，预训练模型与下游任务模型联合优化



❑ 任务微调有2种方式

- 冻结预训练参数，只调任务参数

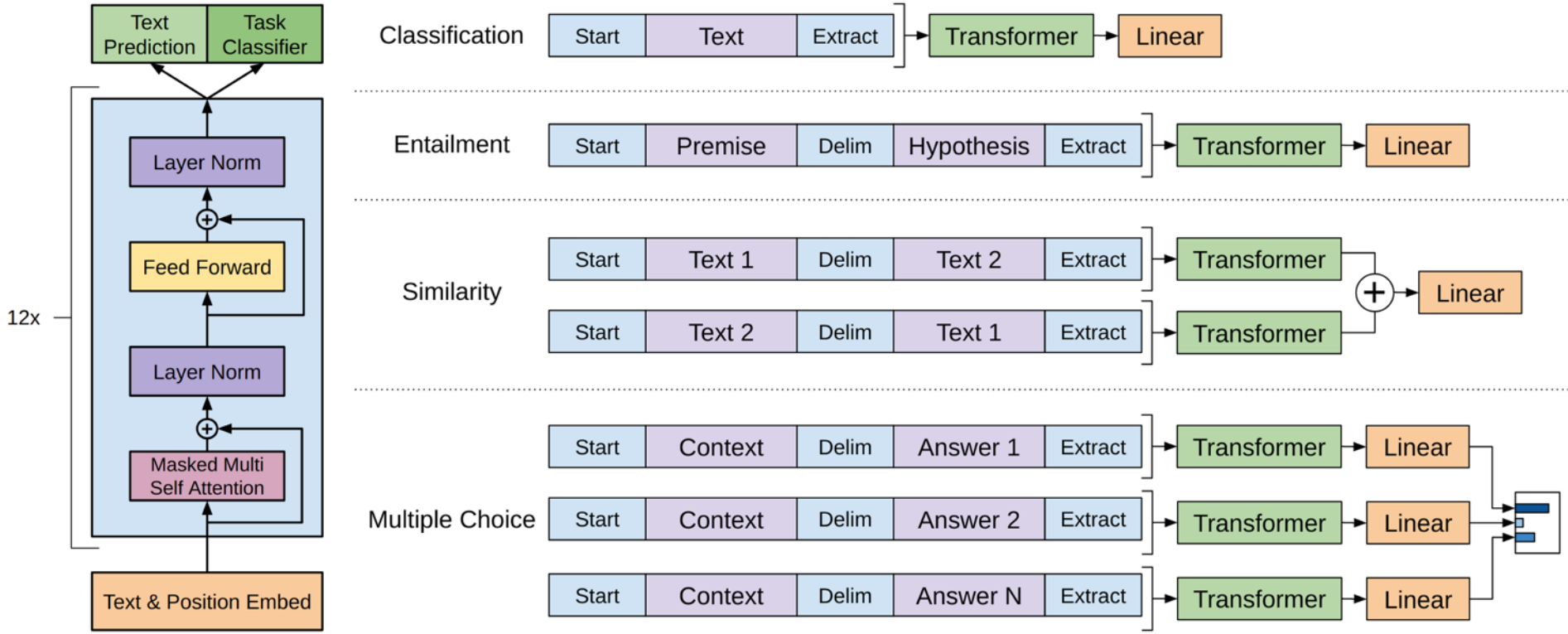
$$L_2(\mathcal{C}) = \sum_{(x,y)} \log P(y|x^1, \ldots, x^m)$$

- 预训练和任务参数参数一起调

$$L_3(\mathcal{C}) = L_2(\mathcal{C}) + \lambda * L_1(\mathcal{C})$$

GPT任务转换

- 对于不同的输入任务，采用相应的文本拼接方式，再使用Transformer层进行处理，最后使用Linear层完成特定的监督学习任务

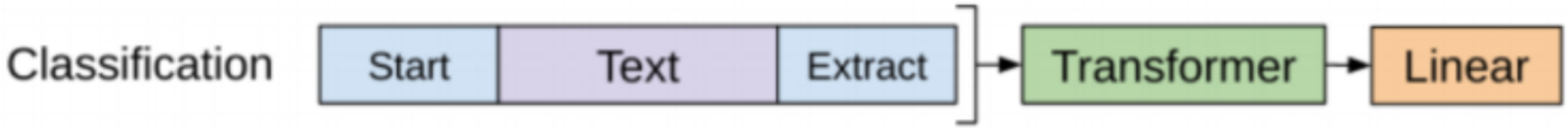


GPT任务转换

文本分类 （**Classification**）：

任务描述：**将文本划分到预定义的类别中。**

GPT策略：直接微调模型。在模型的输出层添加一个线性层，将GPT的输出转换为对应类别的概率分布。

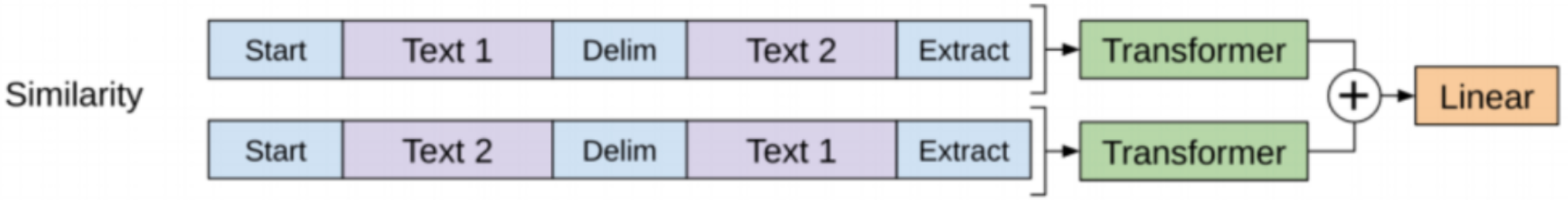


GPT任务转换

相似性（Similarity）：

任务描述：**判断两个文本之间的相似性。**

GPT策略：由于句子顺序不固定，处理时生成两种可能的句子顺序，并分别得到它们的表示。将这些表示相加后，输入到线性输出层中进行相似性判断。

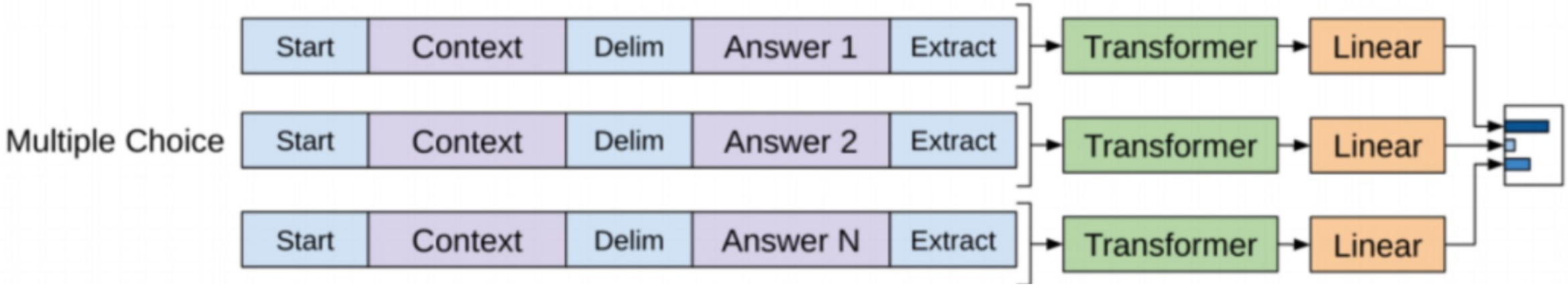


GPT任务转换

问答和常识推理（Multiple Choice）：

任务描述：**给定上下文、问题和一组候选答案，选择最合适的答案。**

GPT策略：将上下文、问题和每个候选答案连接起来，中间插入分隔符。分别处理这些序列，并通过softmax层生成答案的概率分布。选择概率最高的答案作为输出。



GPT实验效果

❑ 推理任务：

Table 2: Experimental results on natural language inference tasks, comparing our model with current state-of-the-art methods. 5x indicates an ensemble of 5 models. All datasets use accuracy as the evaluation metric.

Method	MNLI-m	MNLI-mm	SNLI	SciTail	QNLI	RTE
ESIM + ELMo [44] (5x)	-	-	89.3	-	-	-
CAFE [58] (5x)	80.2	79.0	89.3	-	-	-
Stochastic Answer Network [35] (3x)	80.6	80.1	-	-	-	-
CAFE [58]	78.7	77.9	88.5	83.3		
GenSen [64]	71.4	71.3	-	-	82.3	59.2
Multi-task BiLSTM + Attn [64]	72.2	72.1	-	-	82.1	**61.7**
Finetuned Transformer LM (ours)	**82.1**	**81.4**	**89.9**	**88.3**	**88.1**	56.0

❑ 问答和常识推理任务：

Table 3: Results on question answering and commonsense reasoning, comparing our model with current state-of-the-art methods.. 9x means an ensemble of 9 models.

Method	Story Cloze	RACE-m	RACE-h	RACE
val-LS-skip [55]	76.5	-	-	-
Hidden Coherence Model [7]	77.6	-	-	-
Dynamic Fusion Net [67] (9x)	-	55.6	49.4	51.2
BiAttention MRU [59] (9x)	-	60.2	50.3	53.3
Finetuned Transformer LM (ours)	**86.5**	**62.9**	**57.4**	**59.0**

❑ 语义相似度和分类任务：

Table 4: Semantic similarity and classification results, comparing our model with current state-of-the-art methods. All task evaluations in this table were done using the GLUE benchmark. (*mc*= Mathews correlation, *acc*=Accuracy, *pc*=Pearson correlation)

Method	**Classification**		**Semantic Similarity**			**GLUE**
	CoLA (mc)	SST2 (acc)	MRPC (F1)	STSB (pc)	QQP (F1)	
Sparse byte mLSTM [16]	-	**93.2**	-	-	-	-
TF-KLD [23]	-	-	**86.0**	-	-	-
ECNU (mixed ensemble) [60]	-	-	-	81.0	-	-
Single-task BiLSTM + ELMo + Attn [64]	35.0	90.2	80.2	55.5	66.1	64.8
Multi-task BiLSTM + ELMo + Attn [64]	18.9	91.6	83.5	72.8	63.3	68.9
Finetuned Transformer LM (ours)	**45.4**	91.3	82.3	**82.0**	**70.3**	**72.8**

总结：在多项任务上达到了最好结果；文本生成任务效果提升显著；分类任务效果较差

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

1 什么是预训练

2 预训练模型

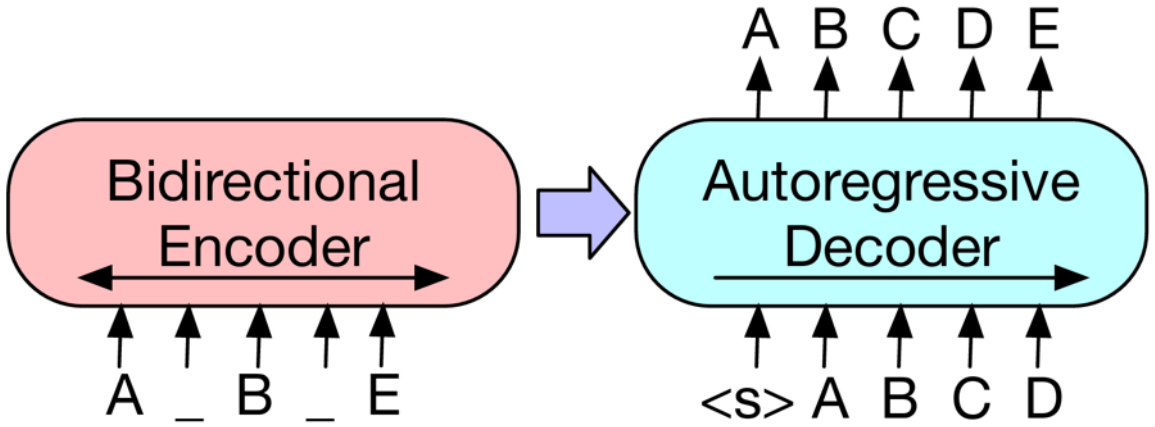
2.1 编码器模型 2.2 解码器模型

2.3 编解码模型

3

编解码模型BART

- BART（Bidirectional and Auto-Regressive Transformers）是一种基于Encoder–Decoder结构的预训练模型，兼具双向语义理解能力和自回归生成能力

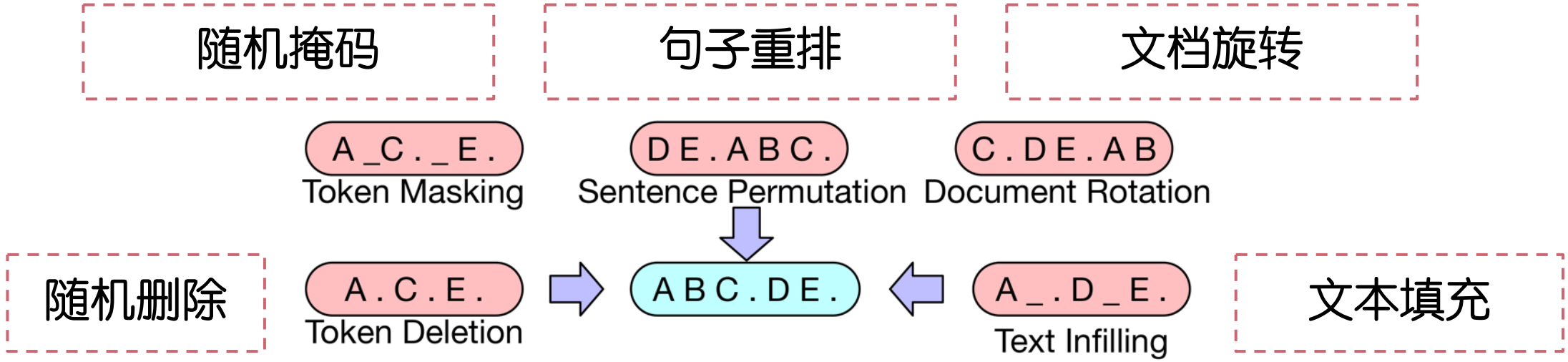


- 采用标准Transformer 模型，包括Encoder和Decoder部分
- 使用Decoder输出进行逐步预测，不需要额外的FFN

BART: Denoising Sequence-to-Sequence Pre-training for Natural Language Generation, Translation, and Comprehension, ACL 2020

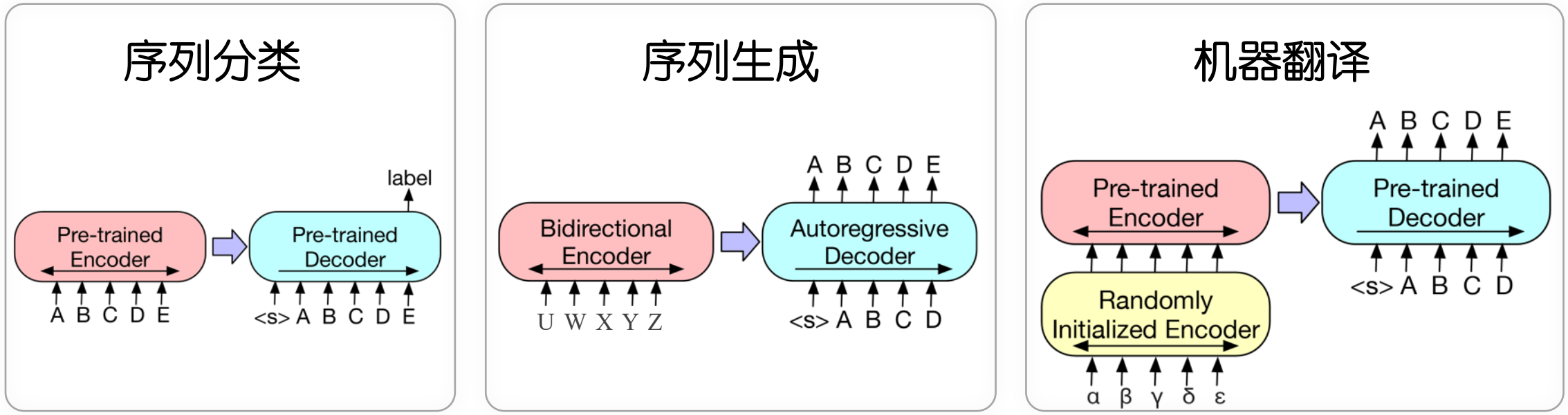
BART预训练

- BART采用无监督去噪自编码（Denoising Autoencoder）策略，通过“破坏文本 + 重建原文”方式进行预训练
- 目标函数：$P(x \mid \tilde{x}) = \prod_t P(x_t \mid x_{<t}, \tilde{x})$　　x：原始文本；　$\tilde{x}$：破坏文本



BART微调

- BART将不同 NLP 任务统一建模为“条件文本生成问题，在微调时通常只需保持原模型结构，根据任务替换或添加输出层



BART实验效果

Model	SQuAD 1.1 F1	MNLI Acc	ELI5 PPL	XSum PPL	ConvAI2 PPL	CNN/DM PPL
BERT Base (Devlin et al., 2019)	88.5	**84.3**	-	-	-	-
Masked Language Model	90.0	83.5	24.77	7.87	12.59	7.06
Masked Seq2seq	87.0	82.1	23.40	6.80	11.43	6.19
Language Model	76.7	80.1	**21.40**	7.00	11.51	6.56
Permuted Language Model	89.1	83.7	24.03	7.69	12.23	6.96
Multitask Masked Language Model	89.2	82.4	23.73	7.50	12.39	6.74
BART Base						
w/ Token Masking	90.4	84.1	25.05	7.08	11.73	6.10
w/ Token Deletion	90.4	84.1	24.61	6.90	11.46	5.87
w/ Text Infilling	**90.8**	84.0	24.26	**6.61**	**11.05**	5.83
w/ Document Rotation	77.2	75.3	53.69	17.14	19.87	10.59
w/ Sentence Shuffling	85.4	81.5	41.87	10.93	16.67	7.89
w/ Text Infilling + Sentence Shuffling	**90.8**	83.8	24.17	6.62	11.12	**5.41**

使用Text Infilling的效果非常好, 并且, 预训练的有效性高度取决于任务,
自回归式的模型有利于解决生成类任务

中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目 录

1 什么是预训练

2 预训练模型

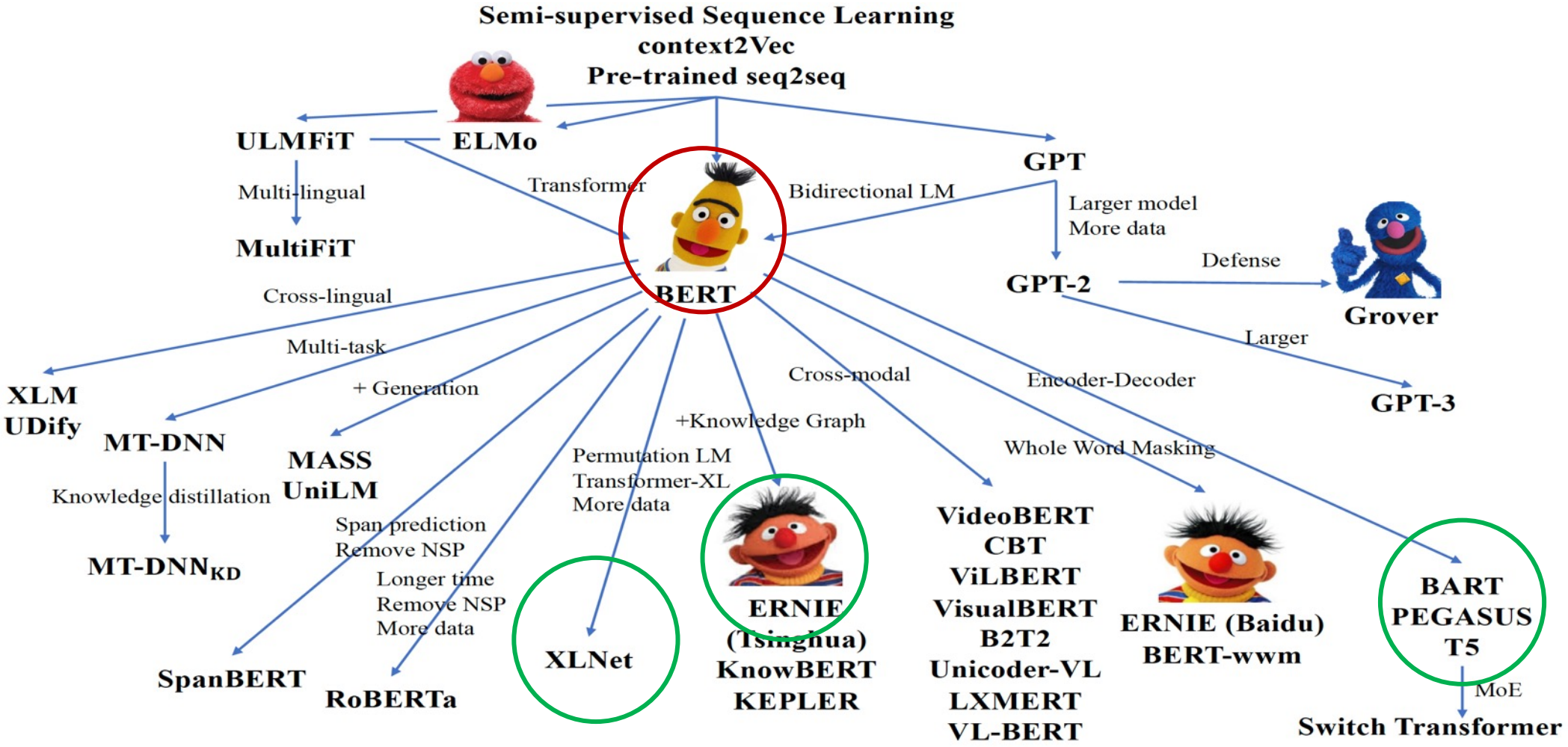
2.1 编码器模型 2.2 解码器模型

2.3 编解码模型 2.4 扩展

3

4

预训练模型的扩展

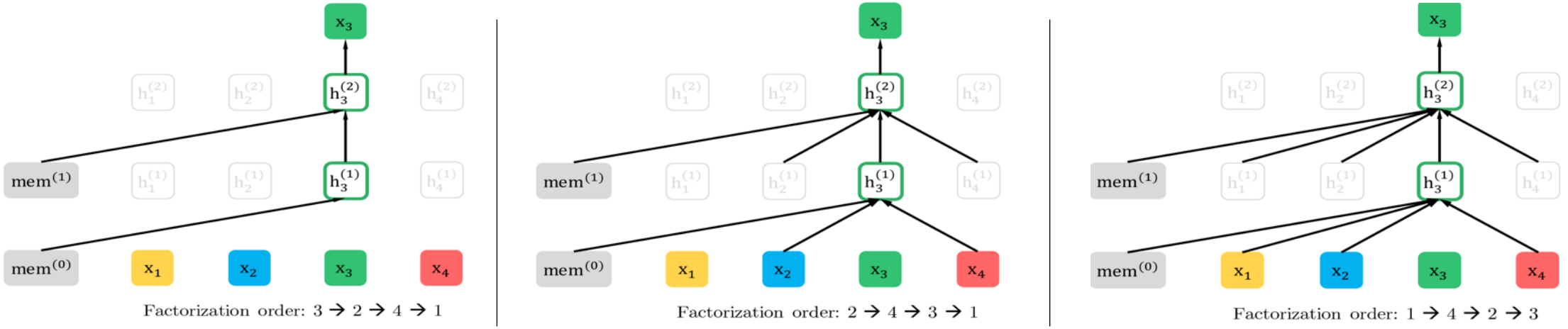


Han, Xu, et al. Pre-Trained Models: Past, Present and Future. arXiv preprint arXiv:2106.07139.

XLNet

- XLNet提出排列语言建模（Permutation Language Modeling），结合自回归语言模型和自编码语言模型的优势
- 对于长度T的句子，考虑T!个语言模型

$$\max_{\theta} \quad \mathbb{E}_{\mathbf{z}\sim\mathcal{Z}_T}\left[\sum_{t=1}^{T}\log p_\theta(x_{z_t}\mid \mathbf{x}_{\mathbf{z}<t})\right]$$

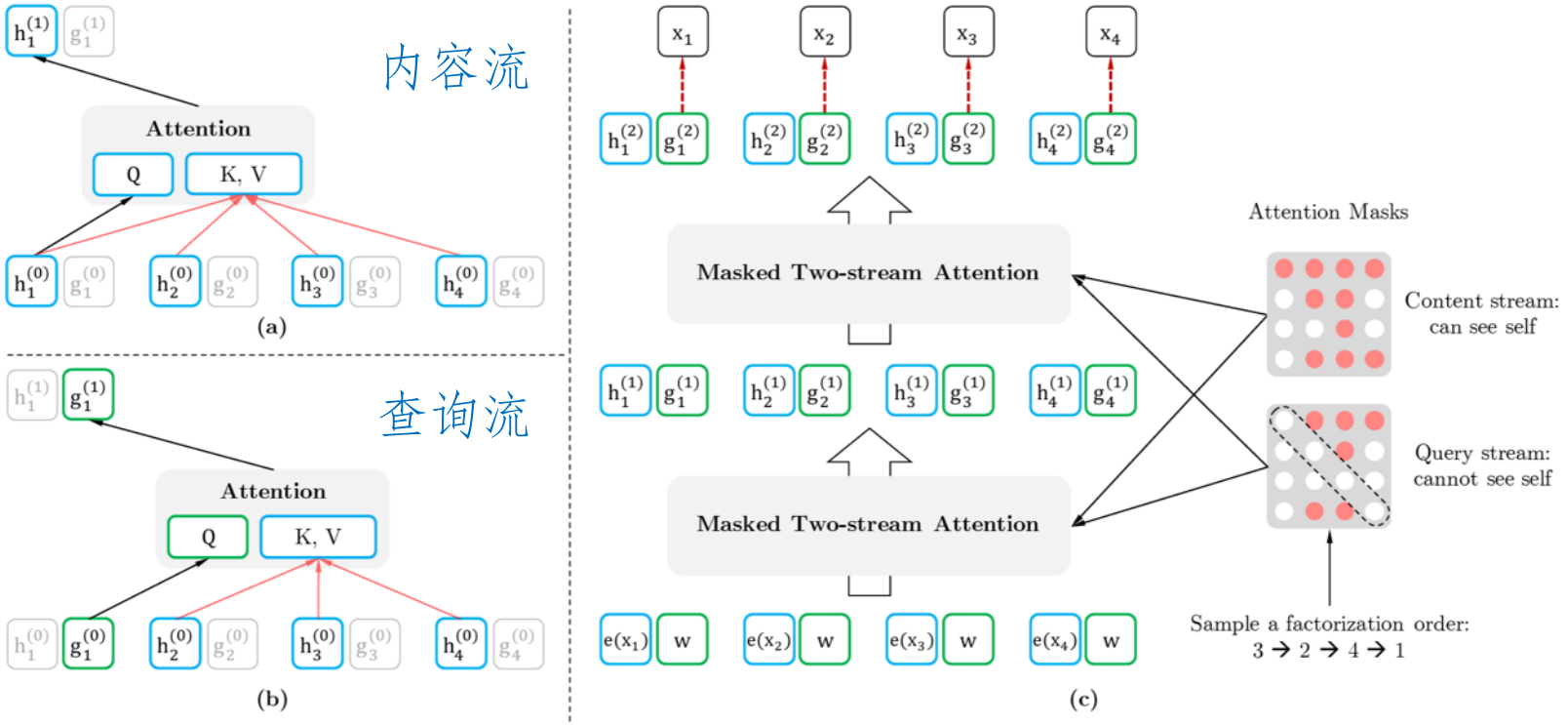


给定输入序列x，在不同排列顺序时，预测x3的排序语言建模目标示意图

Yang, Zhilin, et al. Xlnet: Generalized autoregressive pretraining for language understanding. NIPS 2019.

XLNet

- 模型结构：双流自注意力及MASK机制



内容流：
标准自注意力

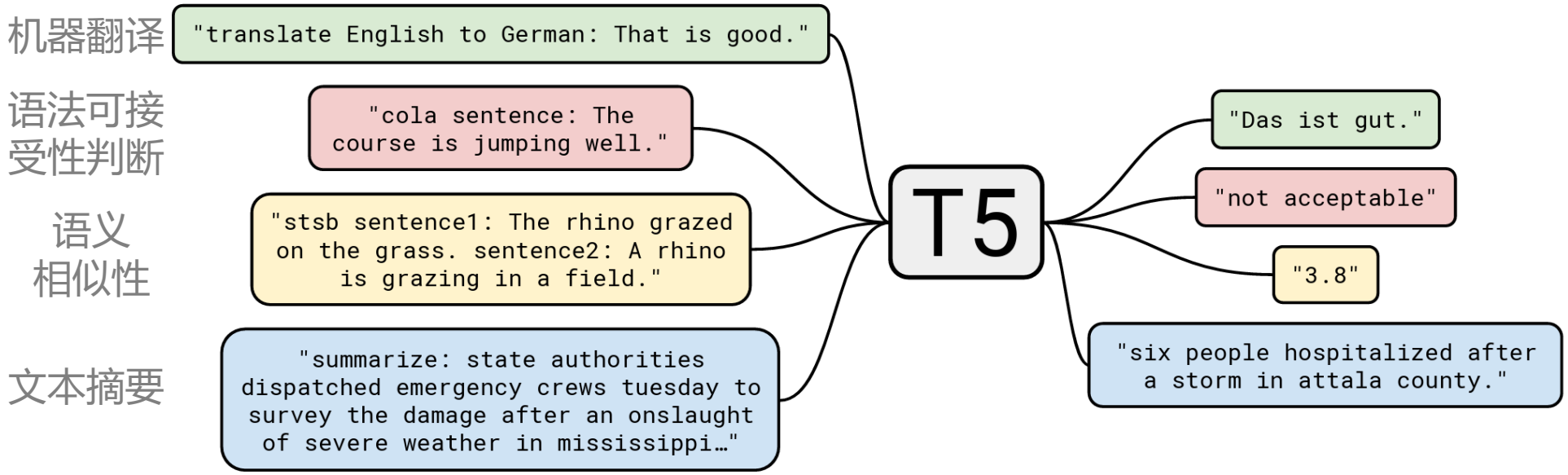
查询流：
只使用位置信息，不使用当前词内容信息

$$g_{z_t}^{(m)} \leftarrow \text{Attention}(\mathrm{Q} = g_{z_t}^{(m-1)}, \mathrm{KV} = \mathbf{h}_{\mathbf{z}_{<t}}^{(m-1)}; \theta), \quad \text{(query stream: use } z_t \text{ but cannot see } x_{z_t})$$

$$h_{z_t}^{(m)} \leftarrow \text{Attention}(\mathrm{Q} = h_{z_t}^{(m-1)}, \mathrm{KV} = \mathbf{h}_{\mathbf{z}_{\leq t}}^{(m-1)}; \theta), \quad \text{(content stream: use both } z_t \text{ and } x_{z_t}).$$

T5

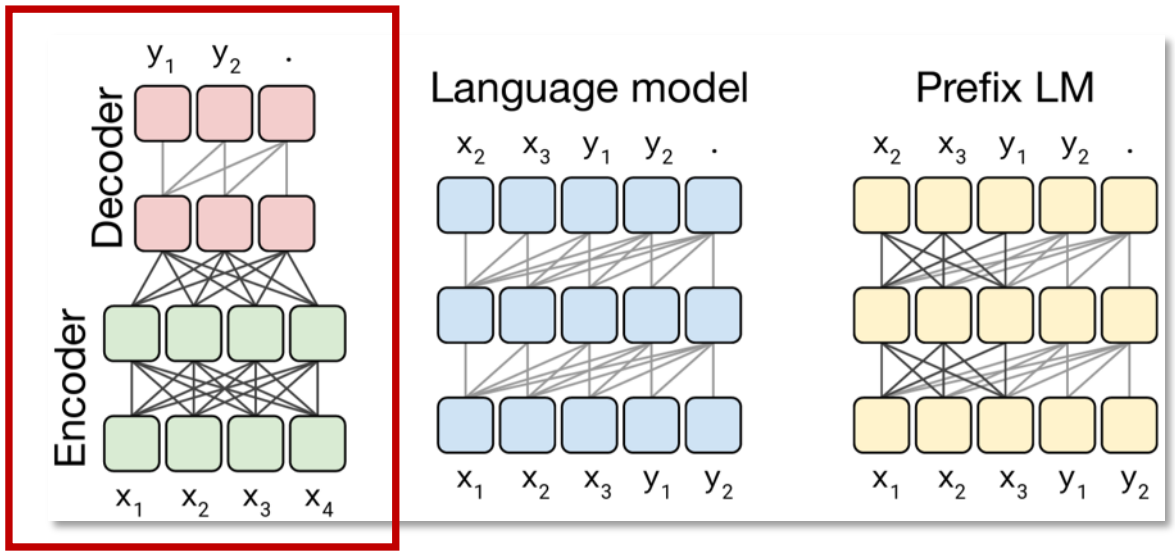
- T5（Text-to-Text Transfer Transformer）提供了一个通用框架，把所有 NLP 任务统一转换为“文本到文本”问题



Raffel, Colin et al. Exploring the Limits of Transfer Learning with a Unified Text-to-Text Transformer. 2020.

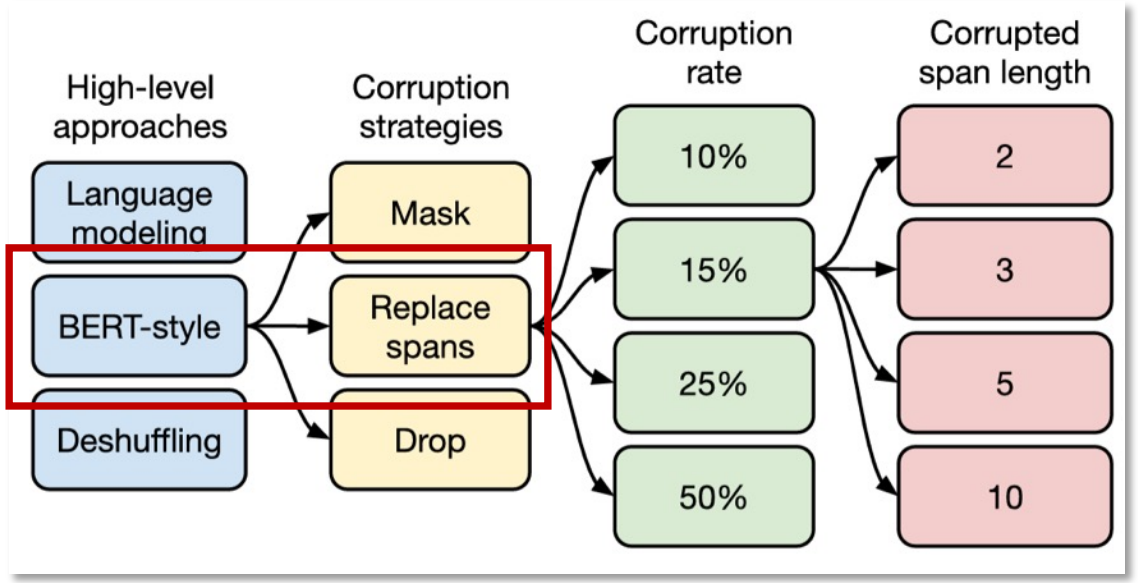
T5

❑ 预训练模型架构选择



模型选择：编码器-解码器

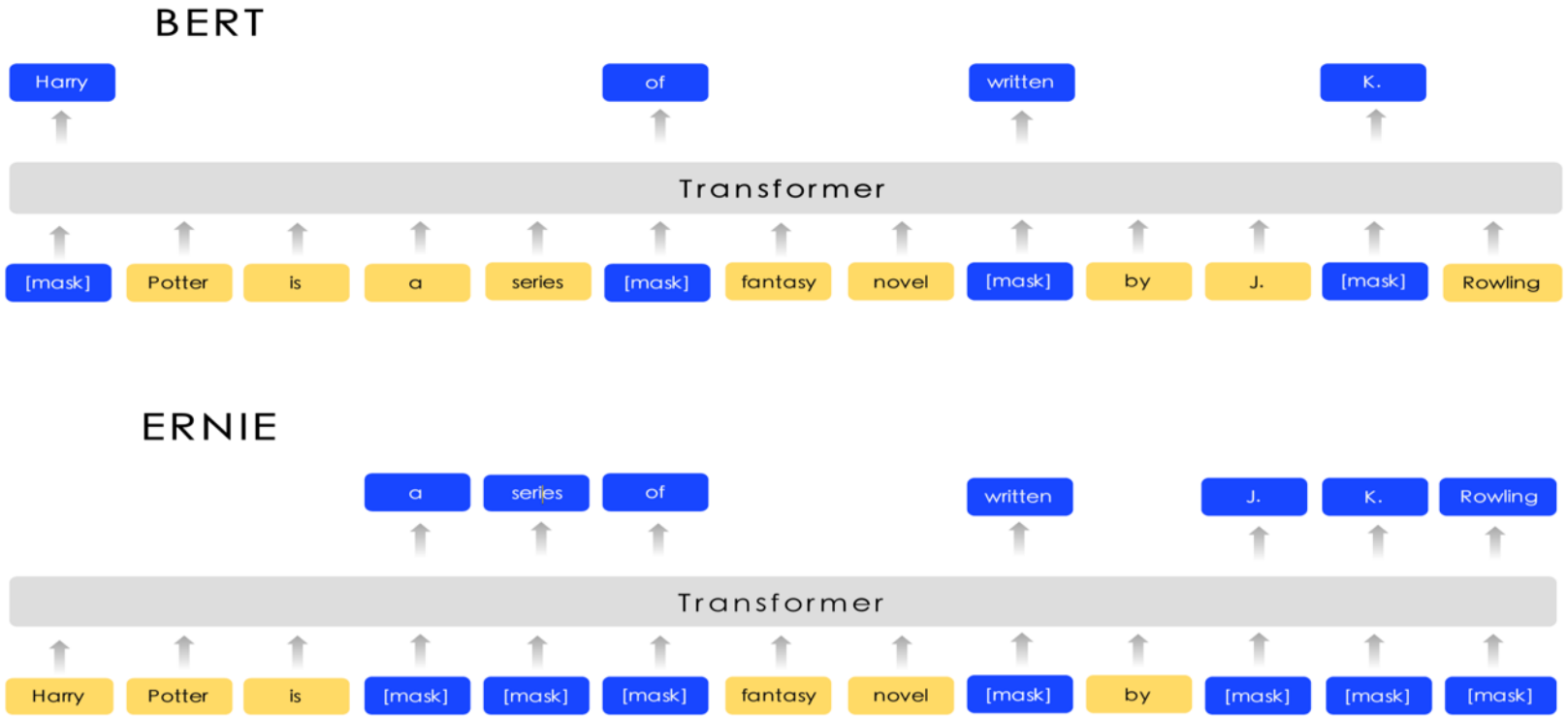
❑ 自监督目标



训练方式：BERT-style中片段掩码

ERNIE （Baidu）

- ERNIE是百度提出的知识增强预训练语言模型，旨在通过引入结构化知识和语义信息提升预训练模型的表示能力



Yu Sun. et.al., ERNIE: Enhanced Representation through Knowledge Integration

ERNIE 1.0

- 两种新的 masking 策略

  phrase-level masking：短语类如a series of, written等

  entity-level masking：人名，位置, 组织，产品等名词

Sentence	Harry	Potter	is	a	series	of	fantasy	novels	written	by	British	author	J.	K.	Rowling
Basic-level Masking	[mask]	Potter	is	a	series	[mask]	fantasy	novels	[mask]	by	British	author	J.	[mask]	Rowling
Entity-level Masking	Harry	Potter	is	a	series	[mask]	fantasy	novels	[mask]	by	British	author	[mask]	[mask]	[mask]
Phrase-level Masking	Harry	Potter	is	[mask]	[mask]	[mask]	fantasy	novels	[mask]	by	British	author	[mask]	[mask]	[mask]

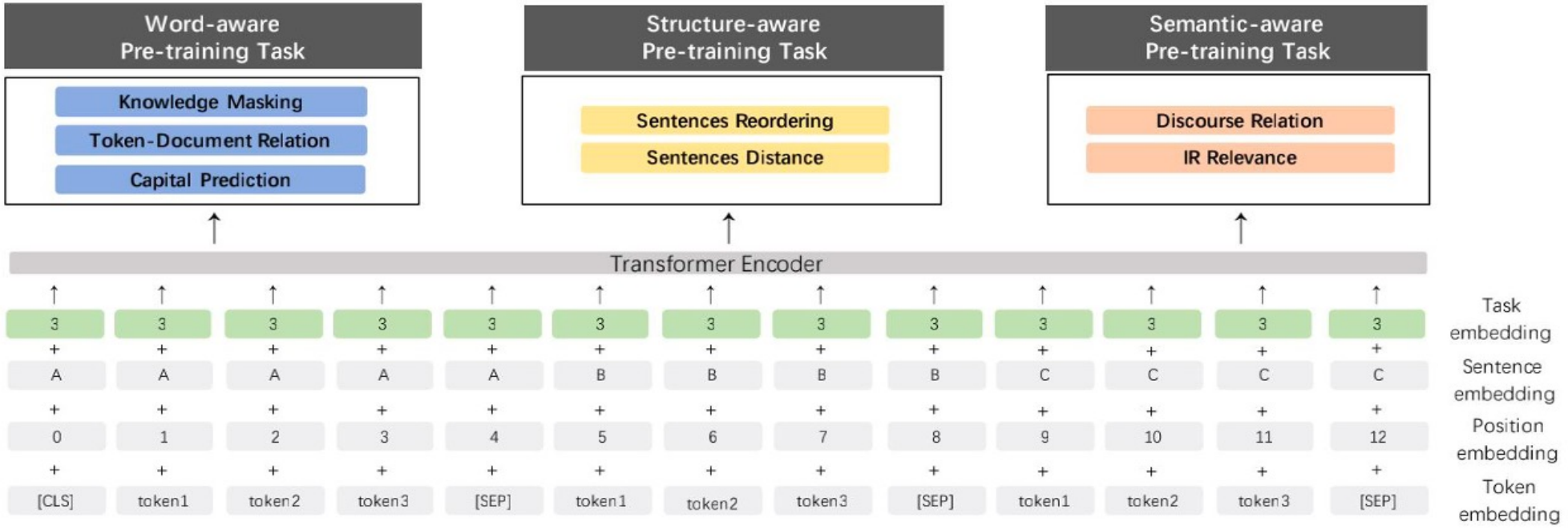
Figure 2: Different masking level of a sentence

ERNIE 2.0

- 预训练连续学习(Continual Learning)

  用大量的数据与先验知识构建不同的预训练任务

  用多个预训练任务顺序更新ERNIE 模型

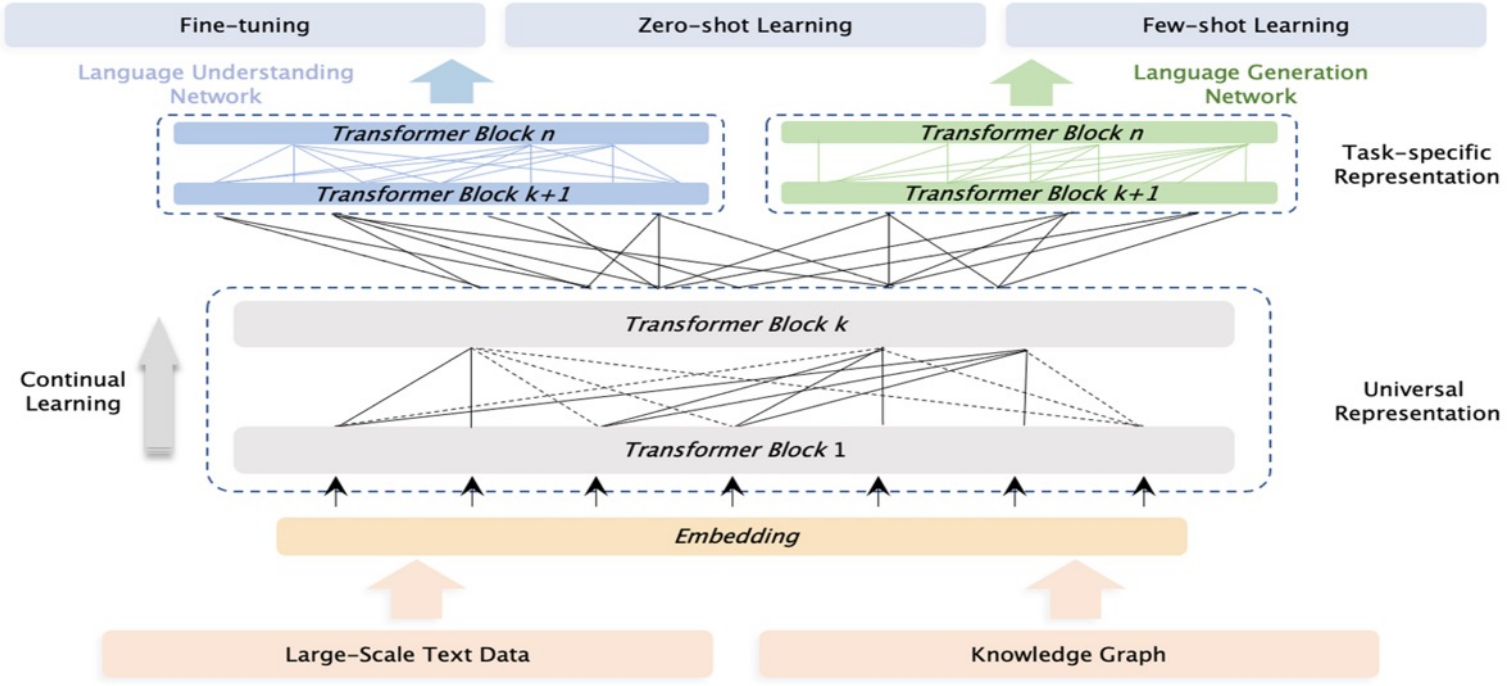


ERNIE 3.0

- 知识增强预训练模型

  知识增强预训练，在文本语料和结构化知识上进行预训练

  支持多任务、多模态、多语言，实现统一的理解和生成框架



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

目录

1 概述

2 预训练方法

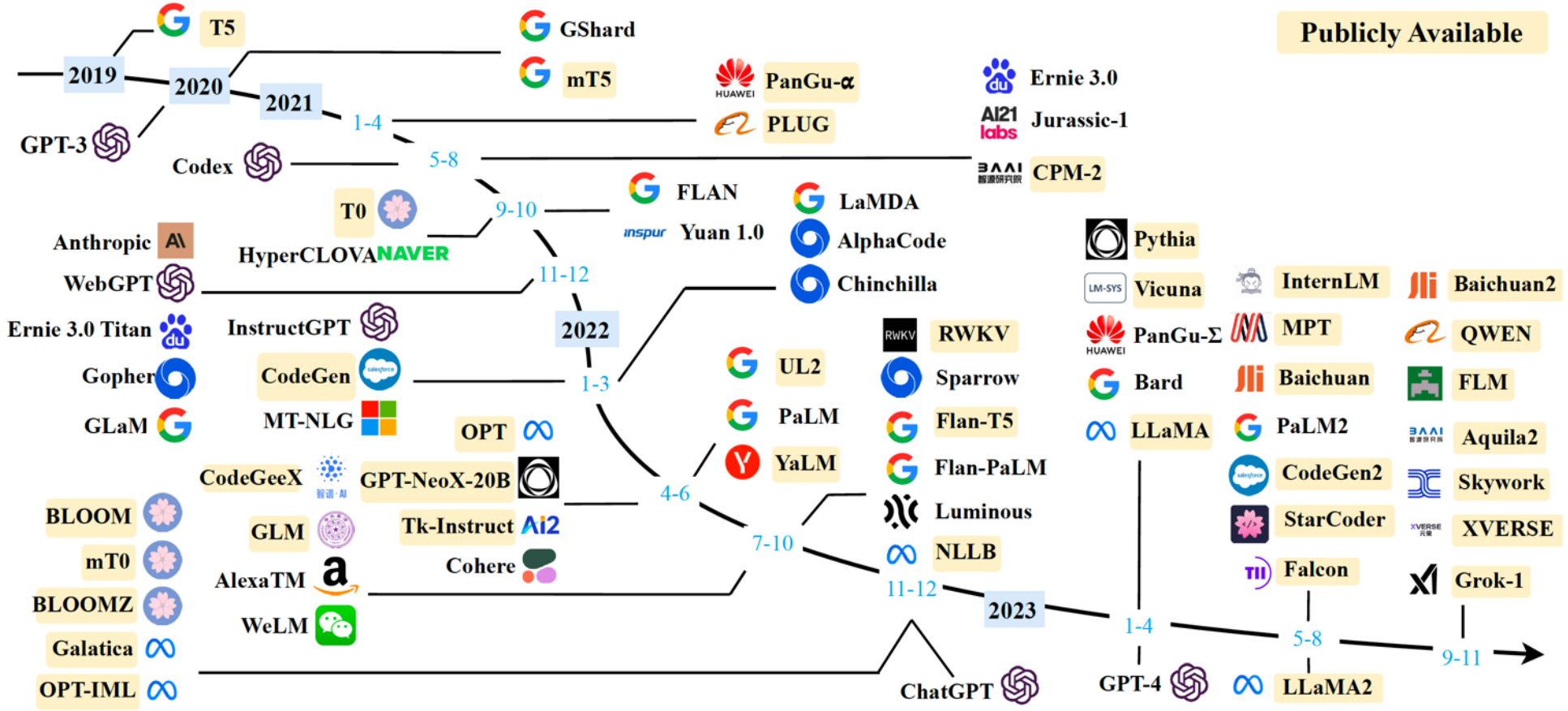
3 大语言模型

大语言模型

- 大语言模型（LLMs）是指在**海量数据上进行预训练、参数规模庞大，并具备强大语言理解与生成能力**的语言模型

大模型发展历程

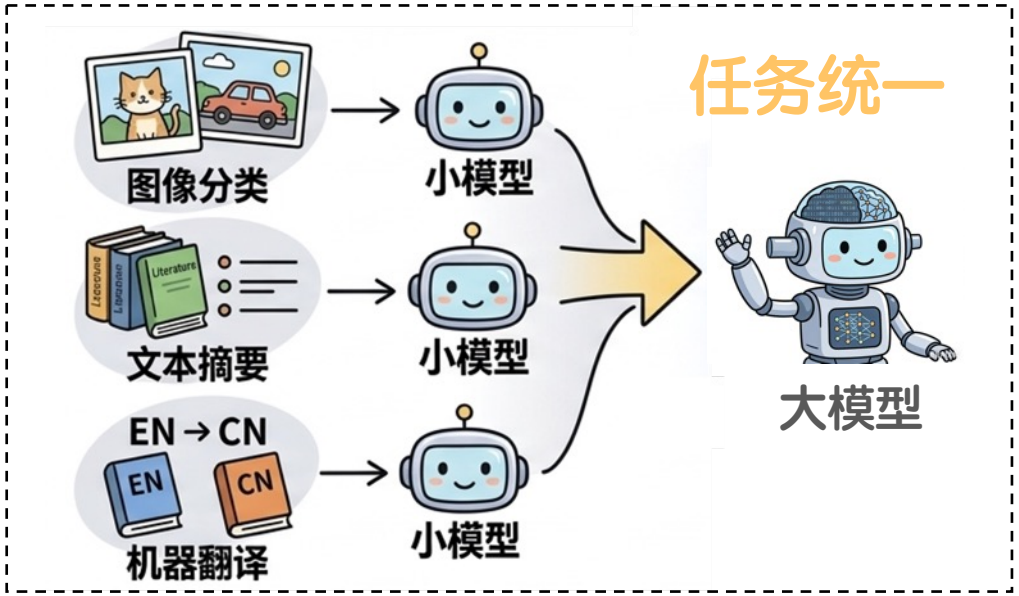
- 近年来，以 ChatGPT 为代表的大模型快速发展，逐步迈向通用人工智能

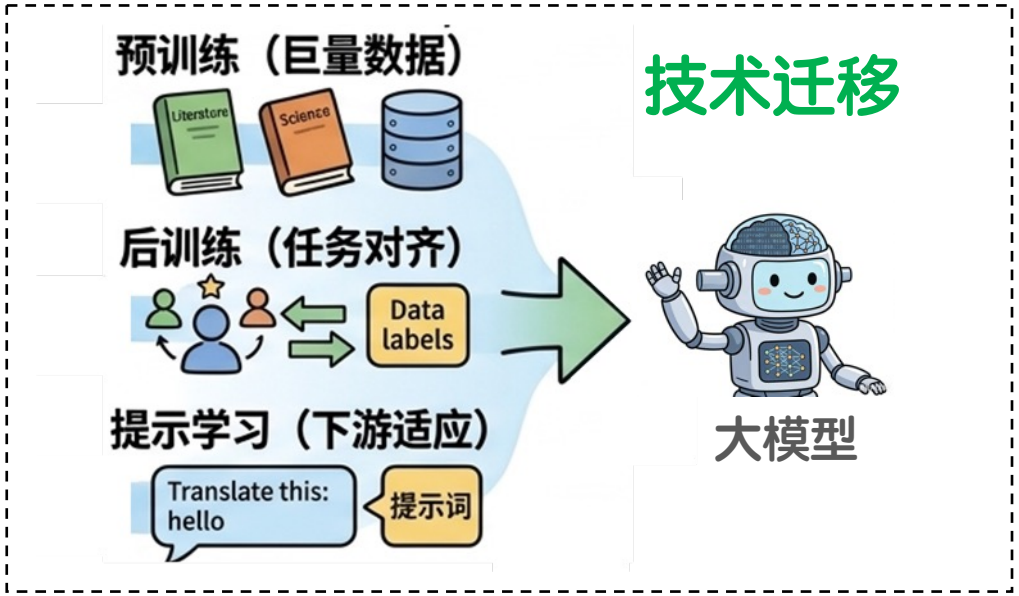


Zhao, Wayne Xin, et al. A Survey of Large Language Models. arXivpreprint arXiv:2303.18223.

大模型范式变化

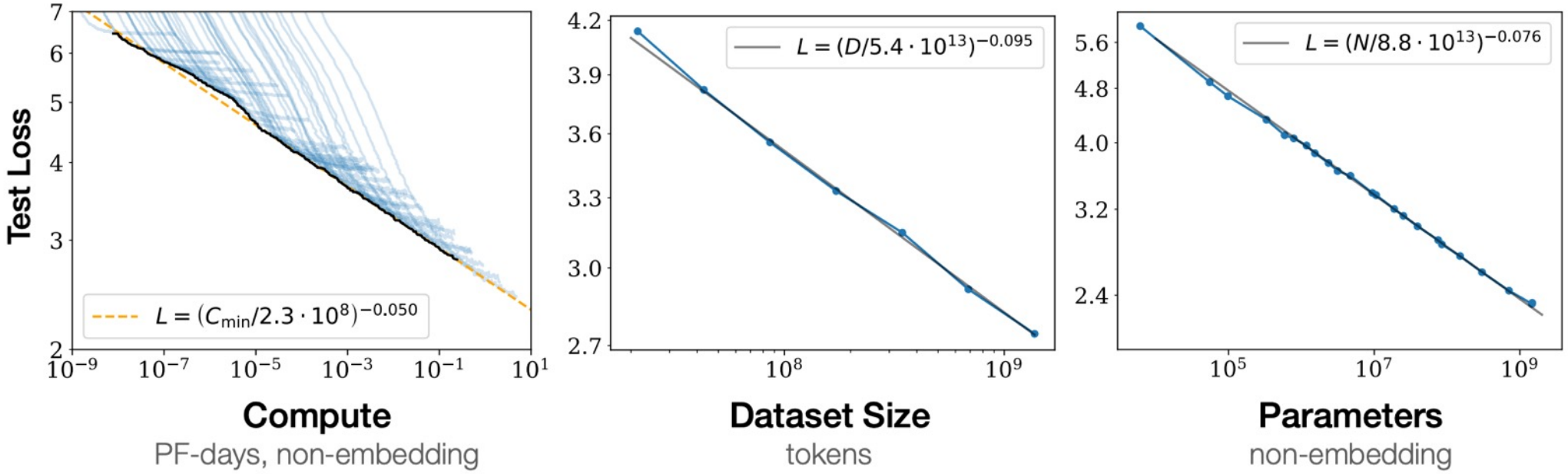
- 任务范式的统一：由独立任务转向统一序列建模框架
- 技术范式的迁移：由单一任务的专门训练，转向以“预训练 + 后训练”和“预训练 + 提示学习”





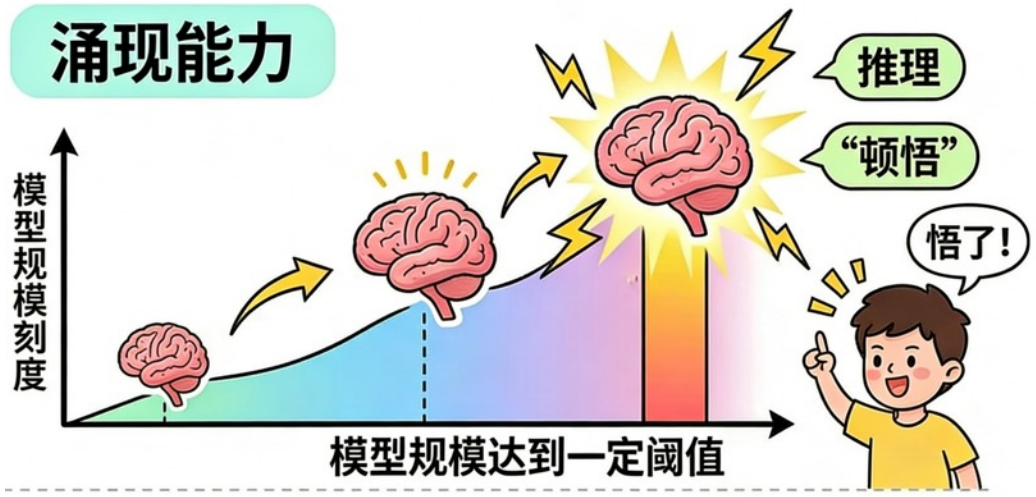
大模型扩展定律（Scaling Law）

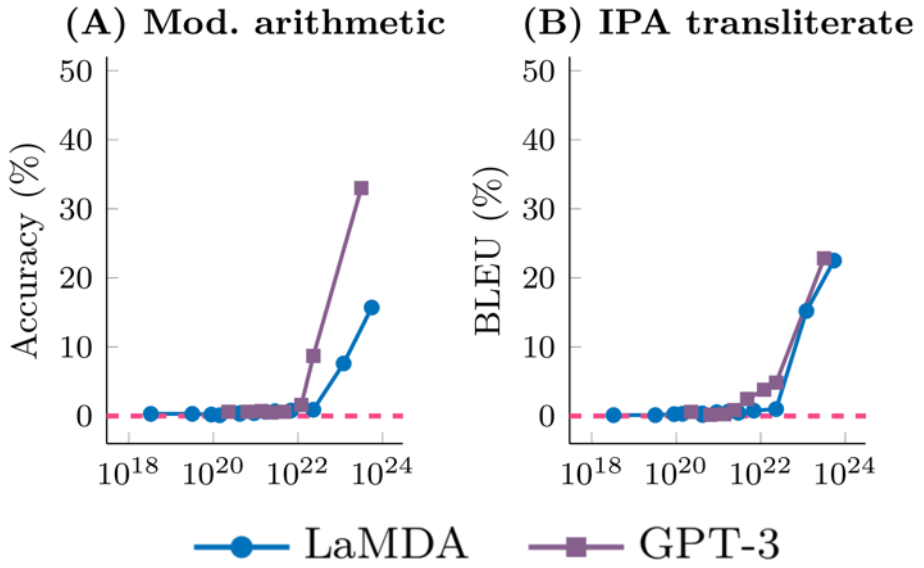
- 模型性能与模型大小、数据规模和算力三者之间的关系
- 随着模型参数和预训练数据规模的增加，模型性能持续提升；
  Chinchilla建议参数与数据规模约为1:20（如10B模型: 200B tokens）



大模型涌现能力（Emergent Abilities）

- 当语言模型参数达到一定规模时，某些能力（如语言推理）会突然显著提升，在小模型中未观察这些能力



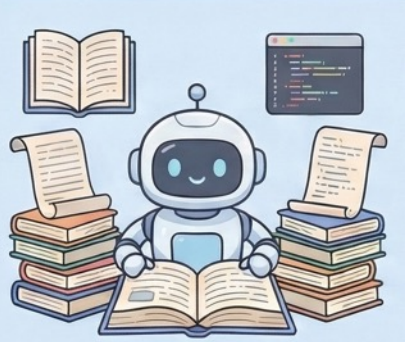


Wei, Jason, et al. Emergent Abilities of Large Language Models. TMLR, 2022.

大模型三大阶段

- 大模型训练范式通常包括三个阶段：预训练、指令微调和对齐

阶段1: 预训练Pre-training

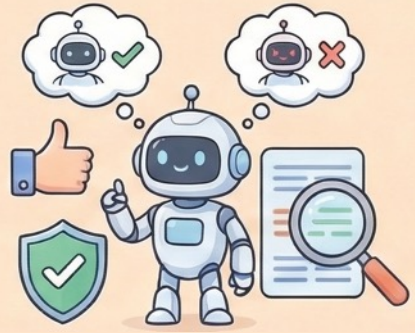


从千亿级文本与代码中学习通用知识，构建基础模型

阶段2: 指令微调 SFT

使用数万条标注指令进行训练，使模型学会精准遵循人类指令

阶段2: 对齐 Alignment



通过百万级对比数据让模型生成符合人类价值观的内容

核心阶段1: 预训练

- 预训练是在大规模无标注语料上学习通用语言表示与知识能力

❑数据层面：依赖**海量语料**，规模通常达到十亿到万亿级

❑算力层面：在**大规模分布式集群**上进行月级训练

❑效果层面：使得模型具备**记忆、理解、推理和生成**能力

核心阶段1: 预训练

- 数据规模通常达到万亿级，在**大规模分布式集群**上进行训练

数据　　算力

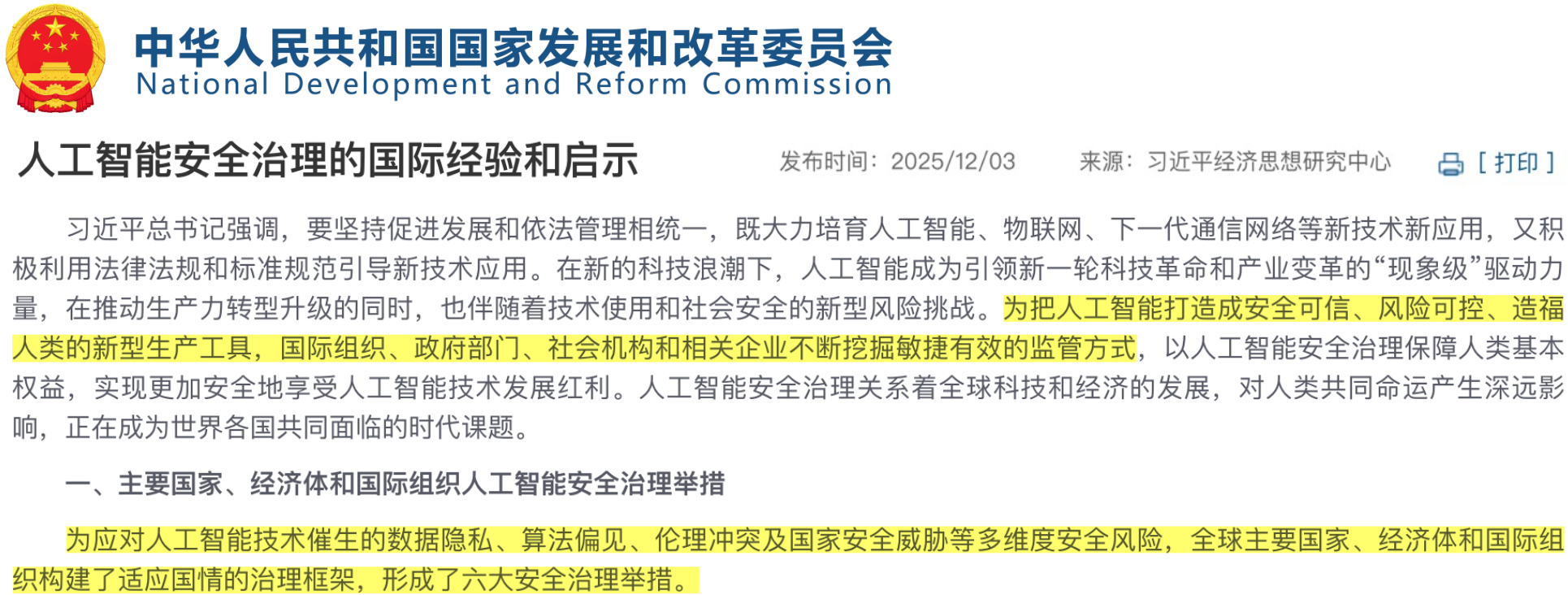
	Model	Release Time	Size (B)	Base Model	Adaptation IT	Adaptation RLHF	Pre-train Data Scale	Latest Data Timestamp	Hardware (GPUs / TPUs)	Training Time
Publicly Available	UL2 [89]	May-2022	20	-	-	-	1T tokens	Apr-2019	512 TPU v4	-
	OPT [90]	May-2022	175	-	-	-	180B tokens	-	992 80G A100	-
	NLLB [91]	Jul-2022	54.5	-	-	-	-	-	-	-
	CodeGeeX [92]	Sep-2022	13	-	-	-	850B tokens	-	1536 Ascend 910	60 d
	GLM [93]	Oct-2022	130	-	-	-	400B tokens	-	768 40G A100	60 d
	Flan-T5 [69]	Oct-2022	11	T5	✓	-	-	-	-	-
	BLOOM [78]	Nov-2022	176	-	-	-	366B tokens	-	384 80G A100	105 d
	mT0 [94]	Nov-2022	13	mT5	✓	-	-	-	-	-
	Galactica [35]	Nov-2022	120	-	-	-	106B tokens	-	-	-
	BLOOMZ [94]	Nov-2022	176	BLOOM	✓	-	-	-	-	-
	OPT-IML [95]	Dec-2022	175	OPT	✓	-	-	-	128 40G A100	-
	LLaMA [57]	Feb-2023	65	-	-	-	1.4T tokens	-	2048 80G A100	21 d
	Pythia [96]	Apr-2023	12	-	-	-	300B tokens	-	256 40G A100	-
	CodeGen2 [97]	May-2023	16	-	-	-	400B tokens	-	-	-
	StarCoder [98]	May-2023	15.5	-	-	-	1T tokens	-	512 40G A100	-
	LLaMA2 [99]	Jul-2023	70	-	✓	✓	2T tokens	-	2000 80G A100	-
	Baichuan2 [100]	Sep-2023	13	-	✓	✓	2.6T tokens	-	1024 A800	-
	QWEN [101]	Sep-2023	14	-	✓	✓	3T tokens	-	-	-
	FLM [102]	Sep-2023	101	-	✓	-	311B tokens	-	192 A800	22 d
	Skywork [103]	Oct-2023	13	-	-	-	3.2T tokens	-	512 80G A800	-

核心阶段2: 指令微调

- 指令微调通过高质量“指令-响应”数据对模型进行监督学习，使模型学会“听懂并执行人类指令”

核心阶段3: 对齐

- 大模型对齐（Alignment）逐渐成为人工智能领域的核心议题，并受到政府和监管机构的高度重视



中华人民共和国国家发展和改革委员会
National Development and Reform Commission

人工智能安全治理的国际经验和启示

发布时间：2025/12/03　　来源：习近平经济思想研究中心　　[打印]

习近平总书记强调，要坚持促进发展和依法管理相统一，既大力培育人工智能、物联网、下一代通信网络等新技术新应用，又积极利用法律法规和标准规范引导新技术应用。在新的科技浪潮下，人工智能成为引领新一轮科技革命和产业变革的“现象级”驱动力量，在推动生产力转型升级的同时，也伴随着技术使用和社会安全的新型风险挑战。为把人工智能打造成安全可信、风险可控、造福人类的新型生产工具，国际组织、政府部门、社会机构和相关企业不断挖掘敏捷有效的监管方式，以人工智能安全治理保障人类基本权益，实现更加安全地享受人工智能技术发展红利。人工智能安全治理关系着全球科技和经济的发展，对人类共同命运产生深远影响，正在成为世界各国共同面临的时代课题。

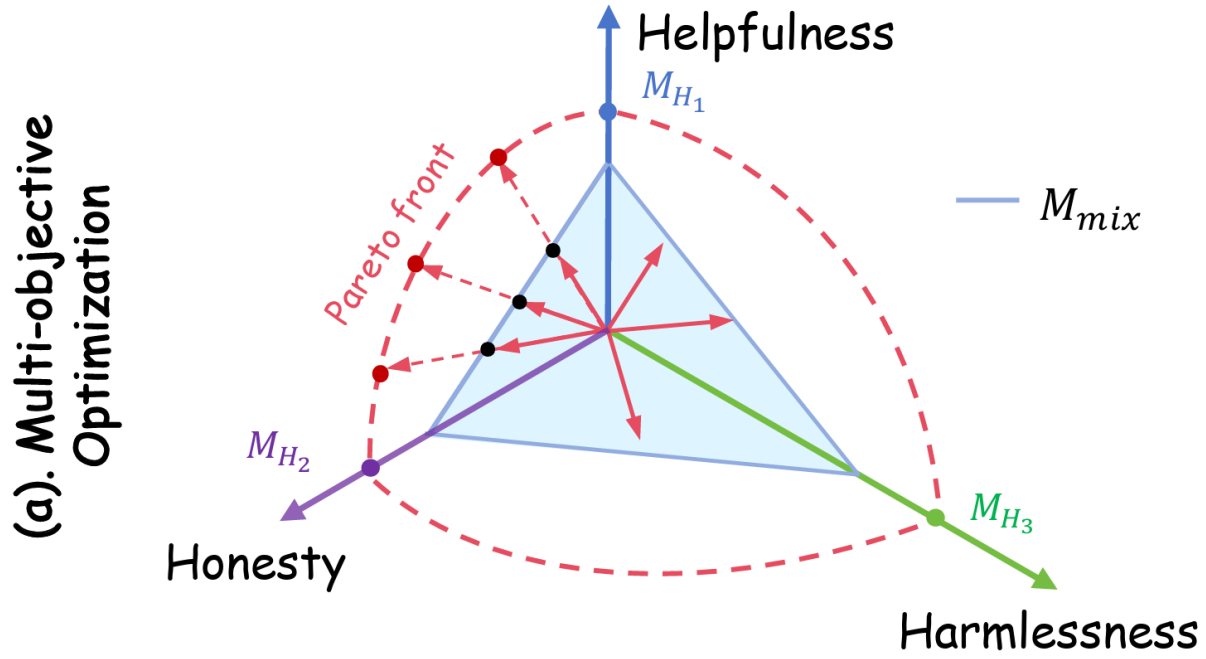
一、主要国家、经济体和国际组织人工智能安全治理举措

为应对人工智能技术催生的数据隐私、算法偏见、伦理冲突及国家安全威胁等多维度安全风险，全球主要国家、经济体和国际组织构建了适应国情的治理框架，形成了六大安全治理举措。

https://www.ndrc.gov.cn/wsdwhfz/202512/t20251203_1402185.html

核心阶段3: 对齐

- 对齐旨在使模型输出符合人类偏好、价值观和使用规范，包括有用性（helpfulness）、安全性（safety）和一致性（harmlessness）

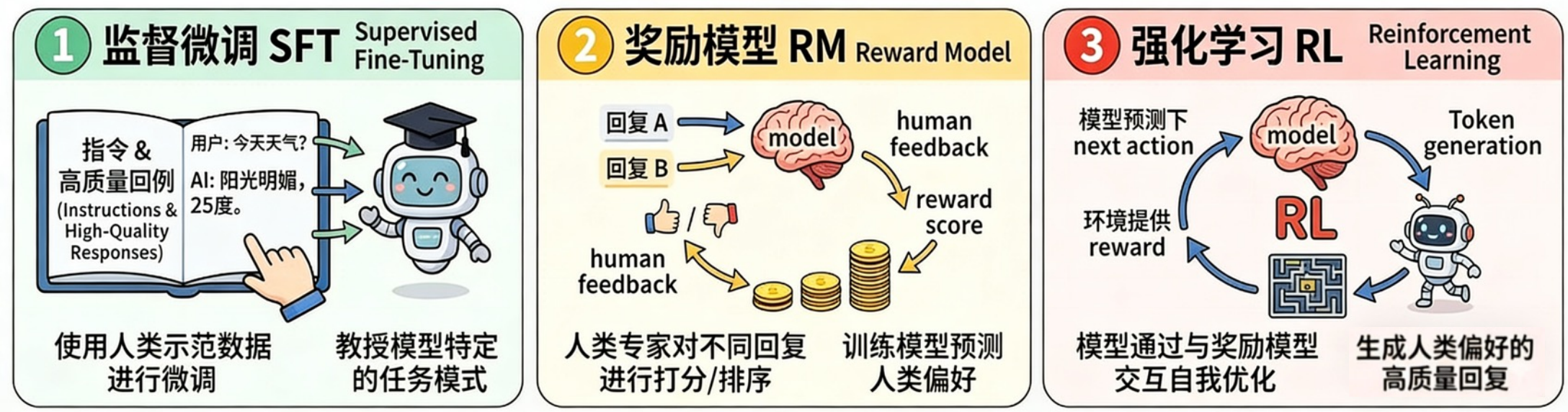


多目标优化问题

Pareto Optimality
帕累托最优解中的一个折中点

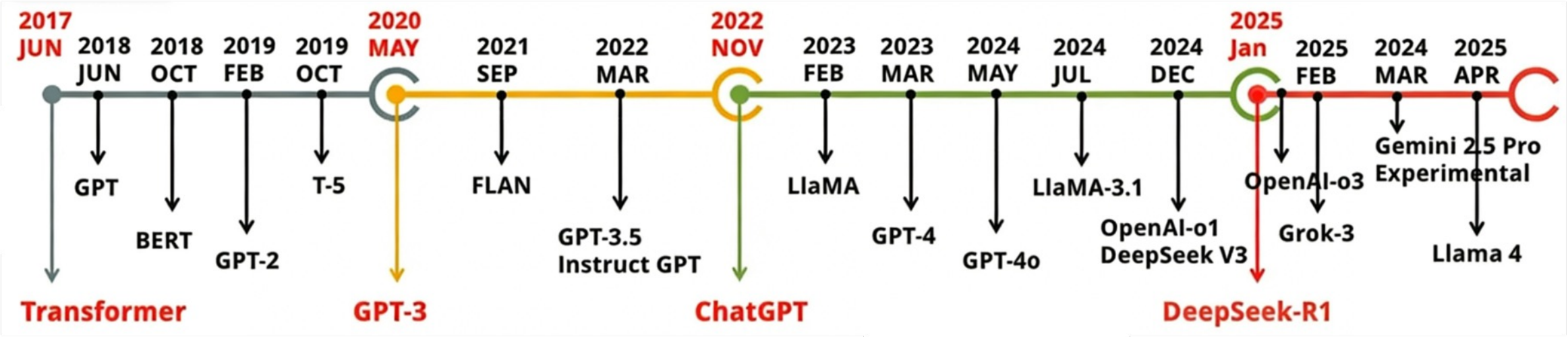
核心阶段3: 对齐

- 目前，常见的对齐技术是RLHF（Reinforcement Learning from Human Feedback），通常分为三个核心步骤：



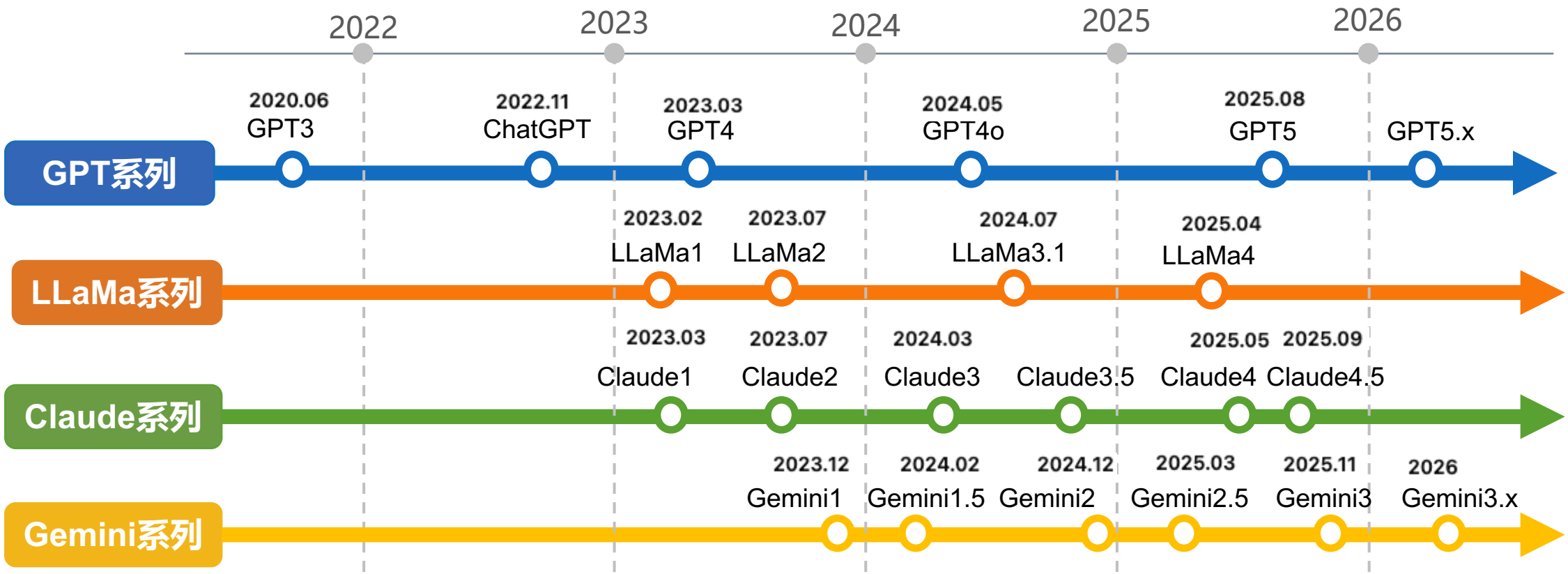
大模型主要代表

- 自2017年Transformer问世以来，从预训练模型到大模型的快速发展，在人工智能领域掀起了新的技术浪潮



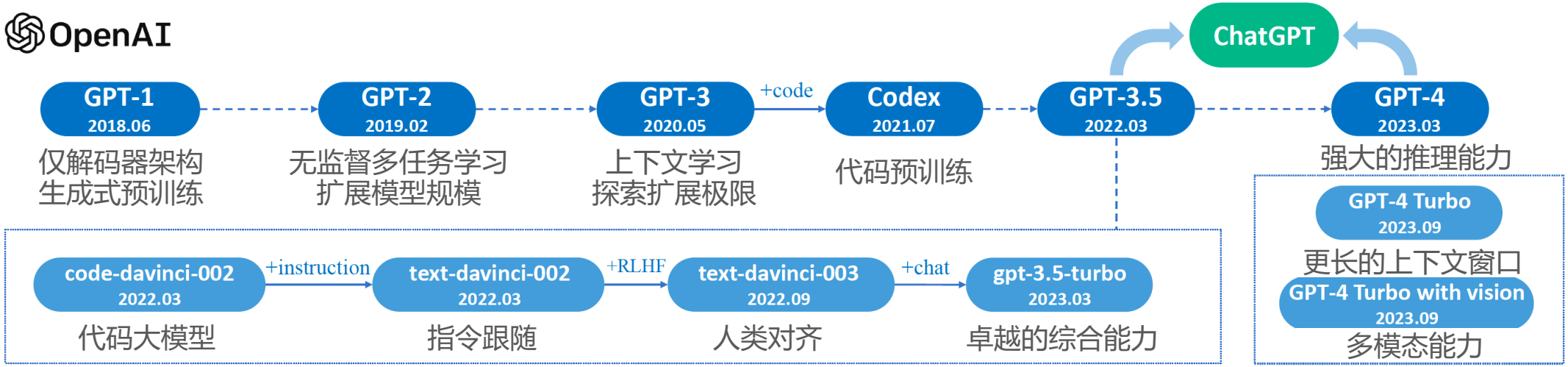
国外大模型发展

❑ GPT、LLaMA、Claude 和Gemini等系列大模型发展时间线



GPT系列大模型

- GPT 系列是由 OpenAI 提出的生成式语言模型，代表了当前大语言模型发展的重要方向



Zhao, Wayne Xin, et al. A Survey of Large Language Models. arXivpreprint arXiv:2303.18223.

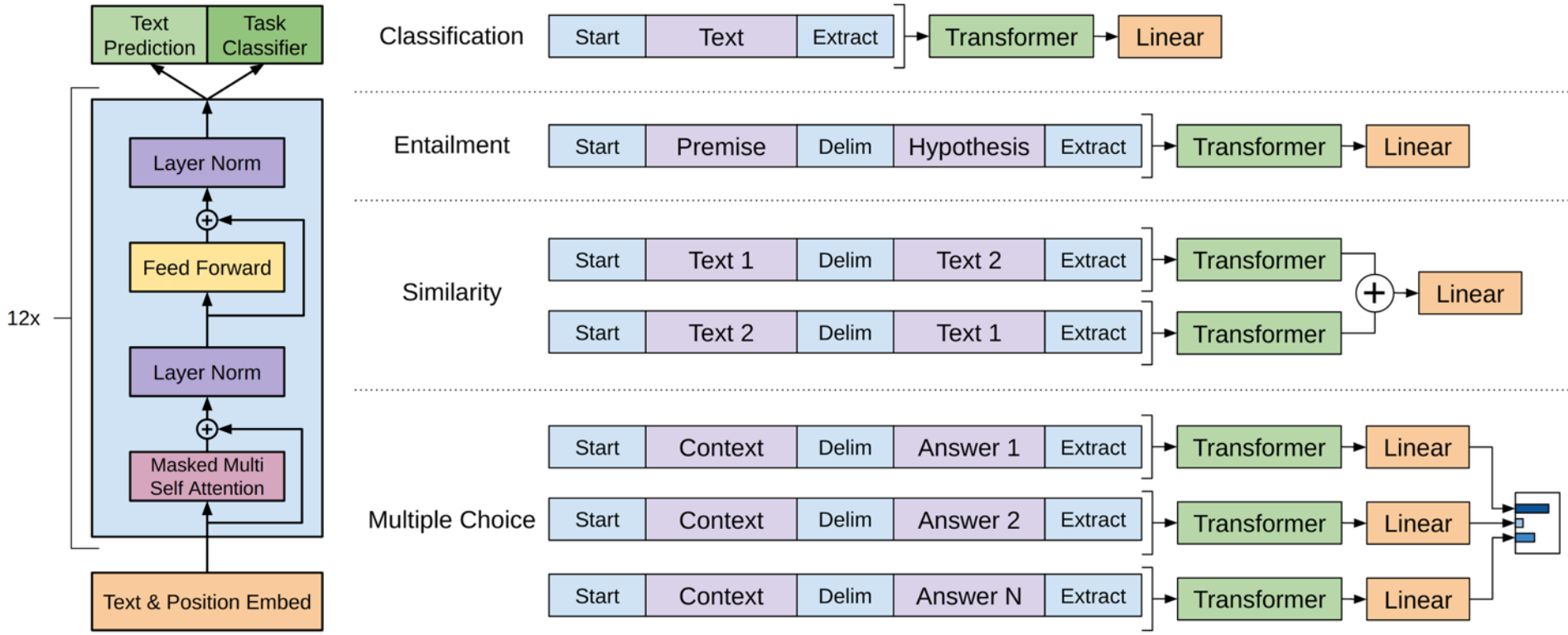
GPT系列大模型

- GPT 系列解析：训练数据、模型参数、核心架构以及关键能力

模型版本	发布时间	参数量	核心架构	关键能力突破
GPT-1	2018.06	**1.17亿**	Decoder-only	开创“预训练+微调”范式，验证潜力
GPT-2	2019.02	**15亿**	大规模Transformer	验证“规模即能力”，展现零样本学习
GPT-3	2020.05	**1750亿**	超大规模Transformer	涌现“上下文学习”，开启API商业化
ChatGPT	2022.11	**~2000亿**	RLHF + 对话微调	流畅多轮对话，引爆全球AI应用热潮
GPT-4	2023.03	**~1.8万亿**	MoE 混合专家架构	引入多模态能力，逻辑推理大幅提升
GPT-4o	2024.05	**未公开**	原生多模态统一架构	统一处理图文音，实现实时交互

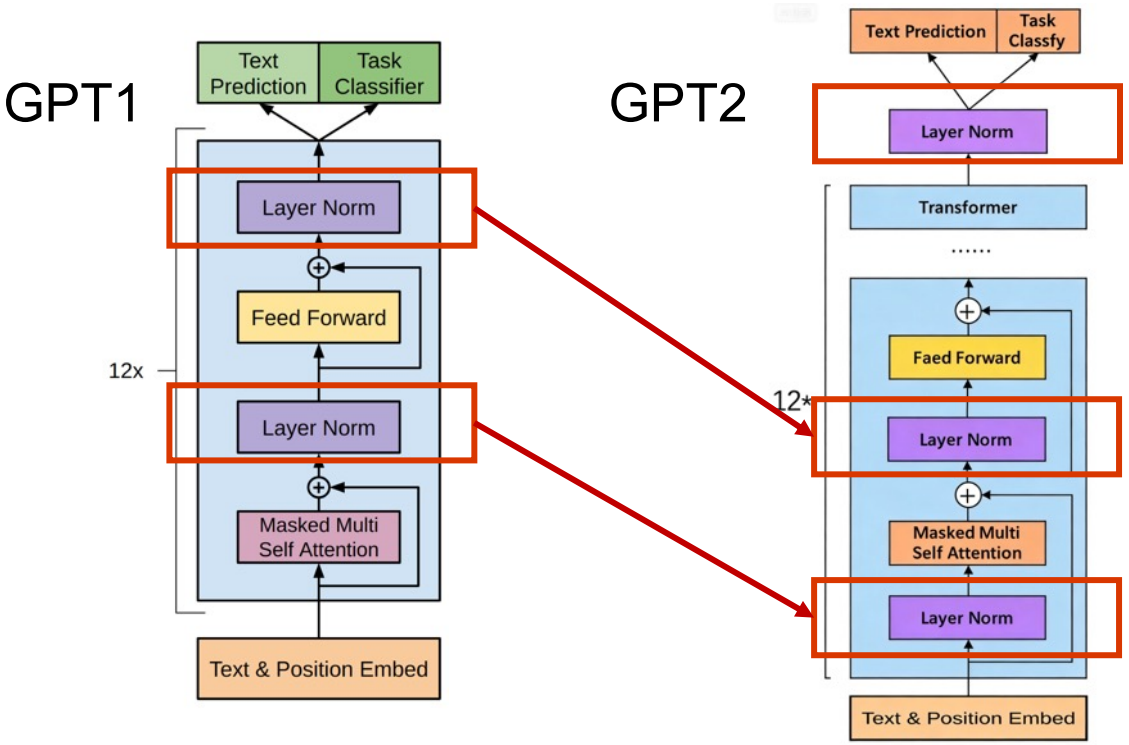
GPT-1

- Pre-training：基于语言模型在BooksCorpus进行预训练
- Fine-tuning： 有监督微调， 看作NLU任务，不是NLG



GPT-2

- Pre-training：数据集更大WebText，参数规模更大110M→1.5B
- Fine-tuning：放弃微调，利用zero-shot learning， NLU → NLG



针对下游的任务，无需对输入结构进行专门设计，只需通过指示词来引导其完成任务

Zero-shot

The model predicts the answer given only a natural language description of the task. No gradient updates are performed.

```
1  Translate English to French:      ← task description
2  cheese =>                         ← prompt
```

GPT-3

- 训练范式：Pre-training + Prompt （few-shot learning）
- 上下文学习：zero-shot、one-shot、few-shot

Zero-shot

The model predicts the answer given only a natural language description of the task. No gradient updates are performed.

```
1  Translate English to French:        ← task description
2  cheese =>                           ← prompt
```

One-shot

In addition to the task description, the model sees a single example of the task. No gradient updates are performed.

```
1  Translate English to French:        ← task description
2  sea otter => loutre de mer          ← example
3  cheese =>                           ← prompt
```

Few-shot

In addition to the task description, the model sees a few examples of the task. No gradient updates are performed.

```
1  Translate English to French:        ← task description
2  sea otter => loutre de mer          ← examples
3  peppermint => menthe poivrée        ←
4  plush girafe => girafe peluche      ←
5  cheese =>                           ← prompt
```

GPT-1、2、3比较

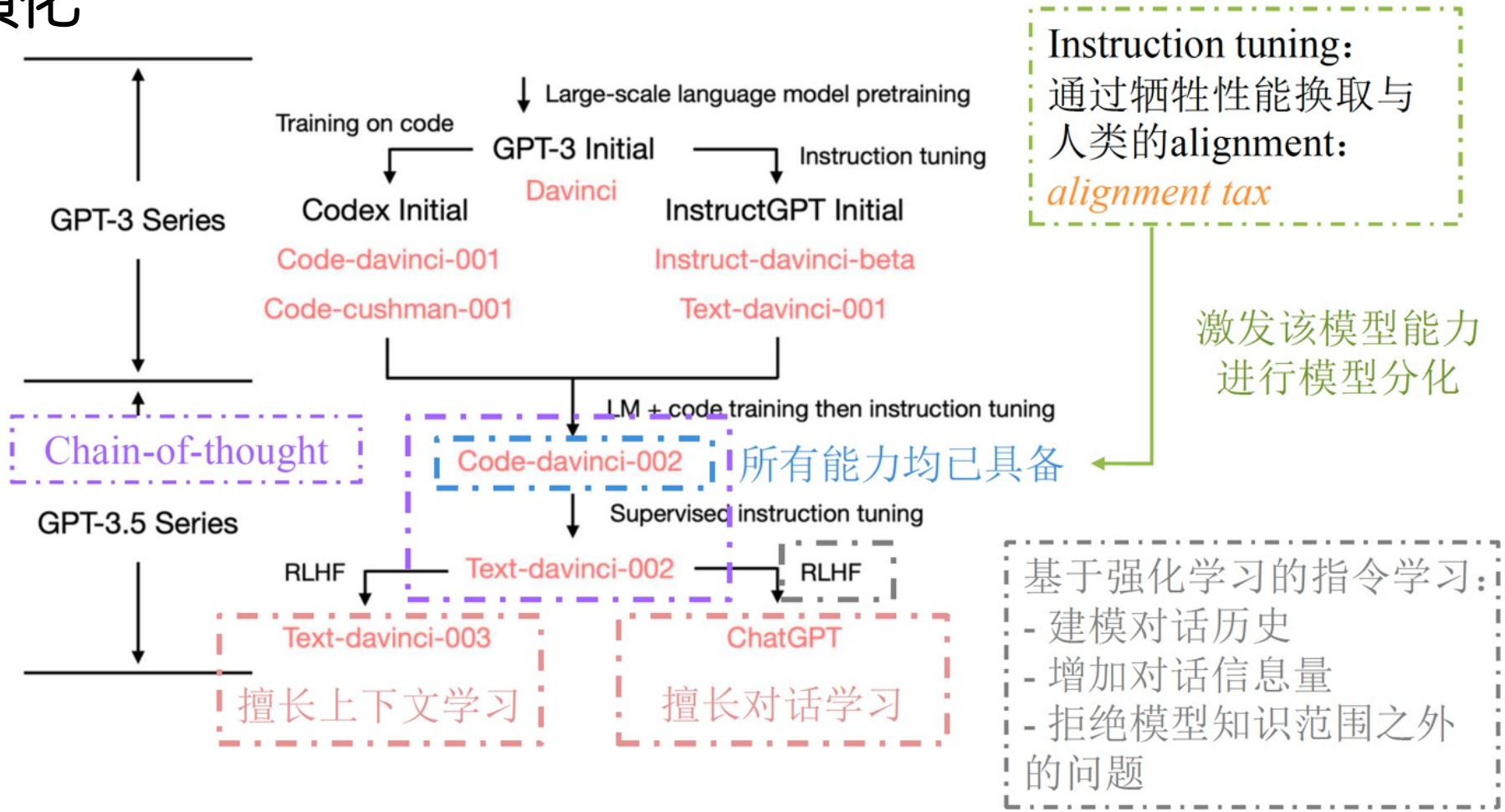
❑ 模型比较

	GPT-1	GPT-2	GPT-3
Vocabulary	40478	50257	50257
Context size	512	1024	2048
Batchsize	64	512	320万
Parameters	1.17亿	15亿	1750亿
Layers	12	48	96
Dimensional states	768	1600	12288
Pre-training dataset	BooksCorpus	WebText (Origin)	Common Crawl WebText2 等
Data size	5GB	40GB	45TB
Downstream task	NLU	NLG	NLU+NLG
Downstream transfer	Fine-tuning	Zero-shot + prompt	Prompt

- 海量数据集基座，奠定模型理解与生成基础
- 千亿级参数规模，开启大模型时代
- 上下文学习，涌现能力初现

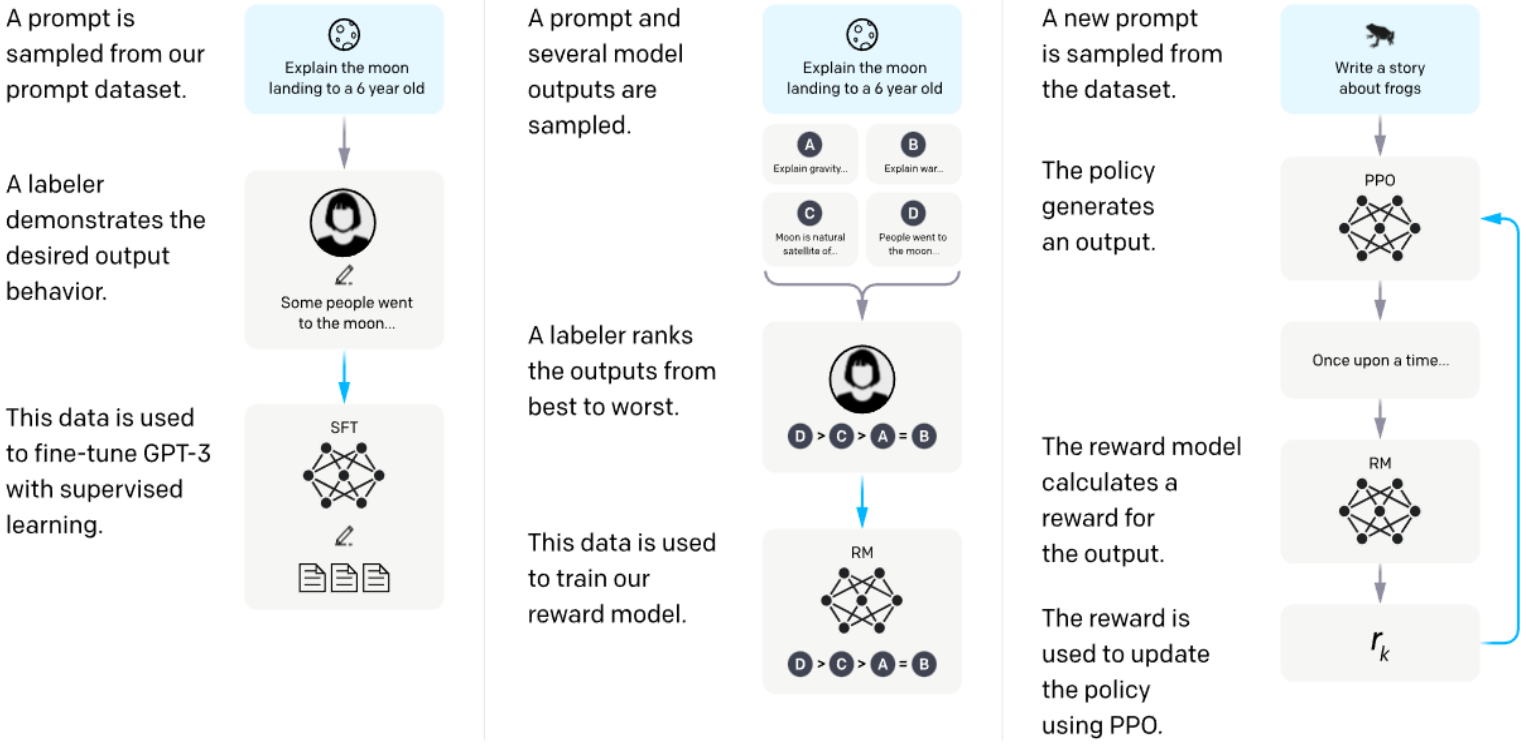
GPT-3系列

❑ 模型演化


Large-scale language model pretraining
Training on code
GPT-3 Initial
Davinci
Instruction tuning
GPT-3 Series
Codex Initial
Code-davinci-001
Code-cushman-001
InstructGPT Initial
Instruct-davinci-beta
Text-davinci-001
LM + code training then instruction tuning
Chain-of-thought
Code-davinci-002
所有能力均已具备
Supervised instruction tuning
GPT-3.5 Series
RLHF
Text-davinci-002
RLHF
Text-davinci-003
擅长上下文学习
ChatGPT
擅长对话学习
Instruction tuning：
通过牺牲性能换取与人类的alignment：
alignment tax
激发该模型能力
进行模型分化
基于强化学习的指令学习：
- 建模对话历史
- 增加对话信息量
- 拒绝模型知识范围之外的问题

ChatGPT （GPT-3.5 ）

❑ 通过RLHF让模型行为与人类价值观精准对齐



1. 有监督微调 (SFT)

人类标注高质量问答对，为模型奠定符合人类预期的对话基础

2. 训练奖励模型 (RM)

人类对输出结果进行排序打分，训练出判断回答优劣的“裁判”模型

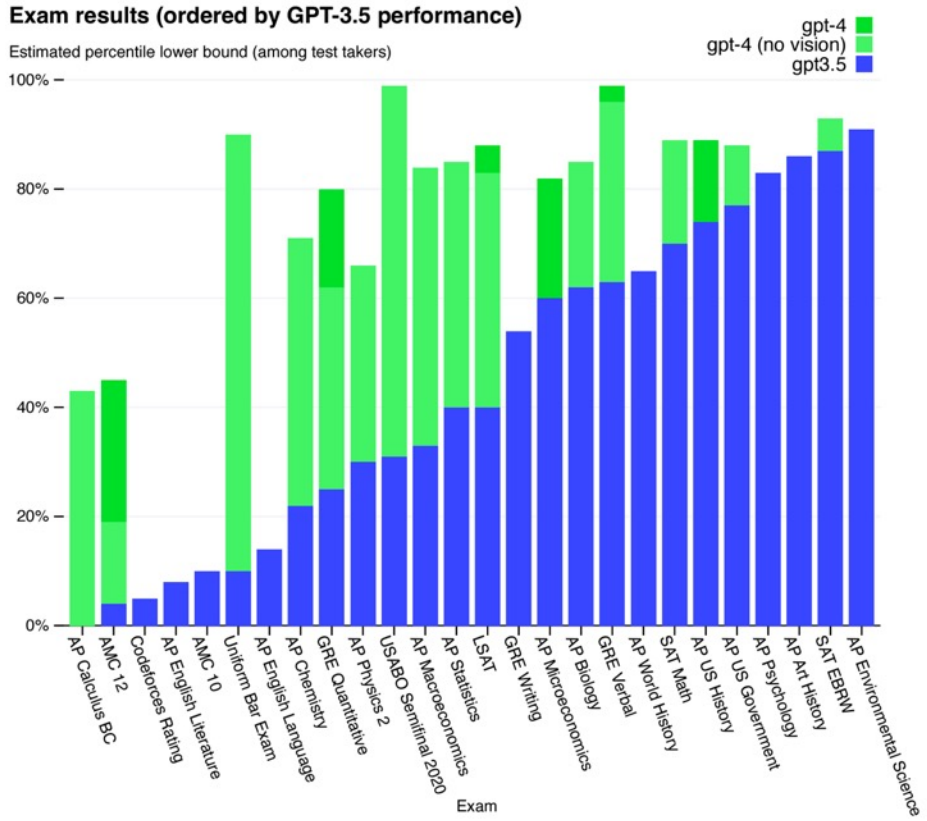
3. 强化学习优化 (PPO)

以奖励模型的分数为信号，通过强化学习迭代优化模型生成策略

ChatGPT引爆全球AI热潮，成为首个真正的大众级AI应用

GPT-4&GPT-4o

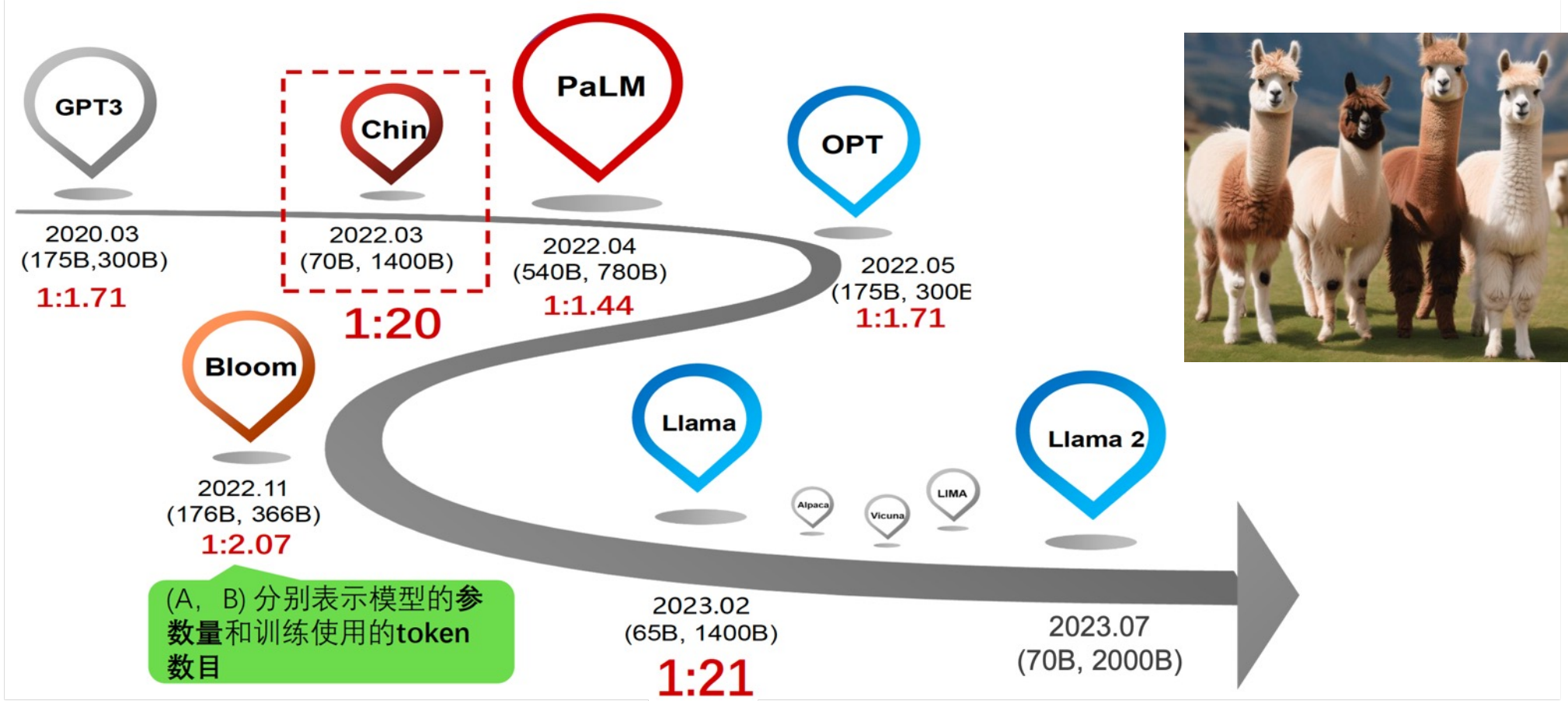
- 多模态与实时交互的飞跃：从感知到理解的进化



- **GPT-4**：突破文本限制，可理解图像与图表；采用MoE混合专家架构降低成本；在律师资格考试等专业领域表现卓越。
- **GPT-4o**：原生端到端多模态处理，音频响应延迟极低；实现“边说边看”的自然对话，交互体验接近真人。

LLaMa系列大模型

- 从GPT到LLaMa系列，大模型向**开源、高效和可微调**方向演进



LLaMa系列大模型

❑ LLaMA系列发展总览：四代模型的跨越式演进

LLaMA 1
2023年2月

开启阶段

促进开源社区，确立了开源基座

- 架构：Decoder-only
- 能力：7B-65B参数，2K上下文，引入RMSNorm等核心优化

LLaMA 2
2023年7月

商用普及

确立开源工业标准，免费商用，推动产业落地

- 架构：引入分组查询注意力GQA
- 能力：7B-70B参数，4K上下文，RLHF对齐技术

LLaMA 3
2024年4月

巅峰时刻

性能逼近GPT-4，成为开源模型的性能标杆

- 架构：全系GQA，Dense架构极致优化
- 能力：8B/70B参数，128K上下文，15T训练数据

LLaMA 4
2025年4月

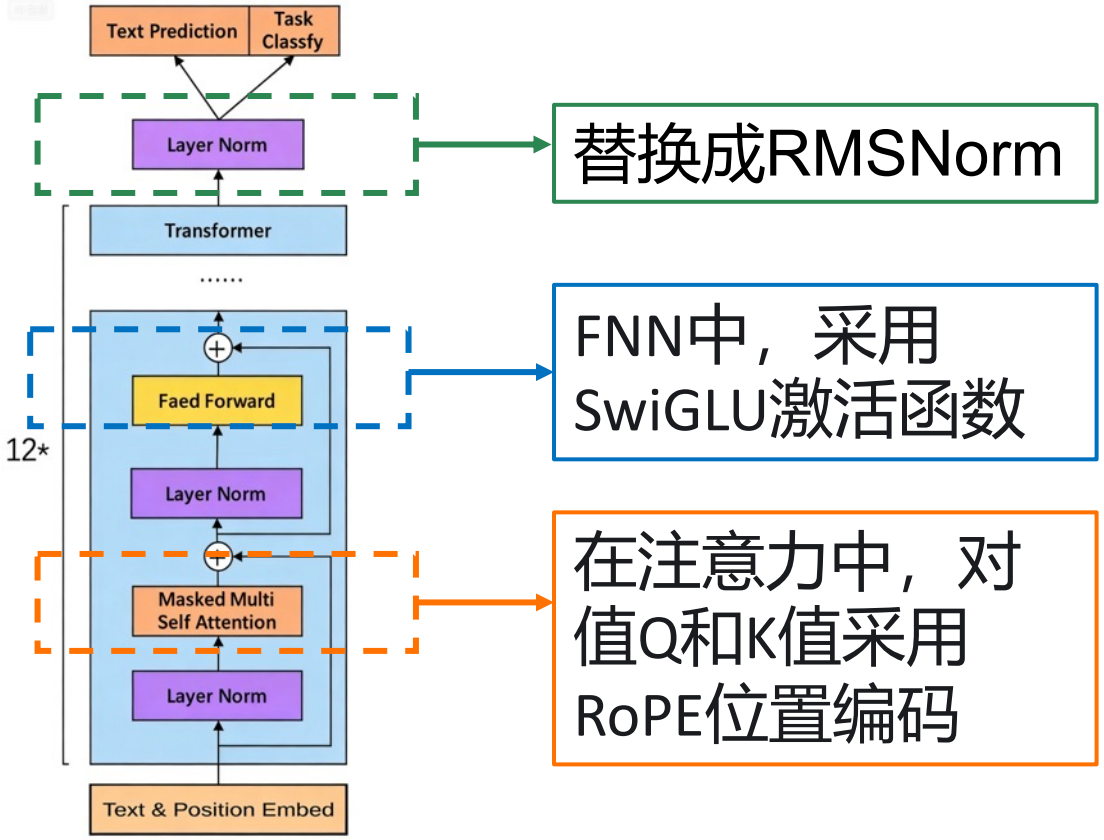
Agent & MoE

架构革新，迈向原生多模态与智能体时代

- 架构：混合专家模型
- 能力：千万级上下文，原生多模态，强化Agent规划能力

LLaMa1

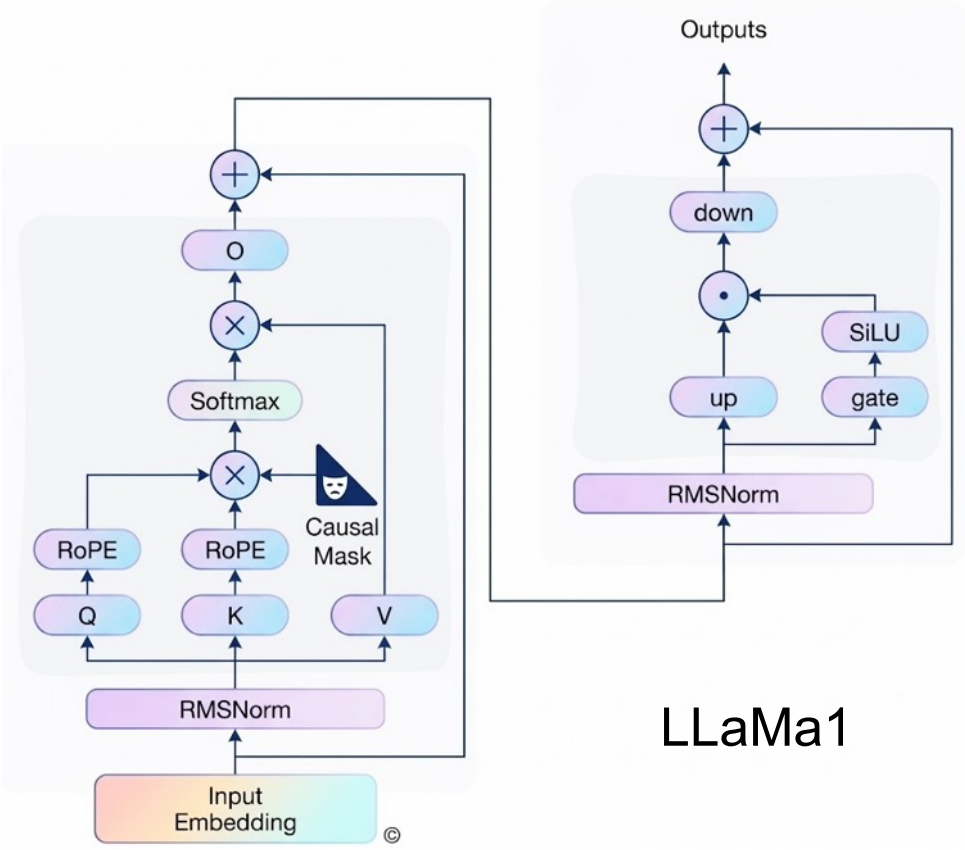
- LLaMa1在GPT基础架构上， 通过细节优化实现性能跃升



替换成RMSNorm

FNN中，采用SwiGLU激活函数

在注意力中，对值Q和K值采用RoPE位置编码



Touvron, Hugo, et al. Llama: Open and efficient foundation language models. arXivpreprint arXiv:2302.13971.

LLaMa2

❑ LLama2结构基本不变，在34B/70B版本采用分组查询注意力GQA

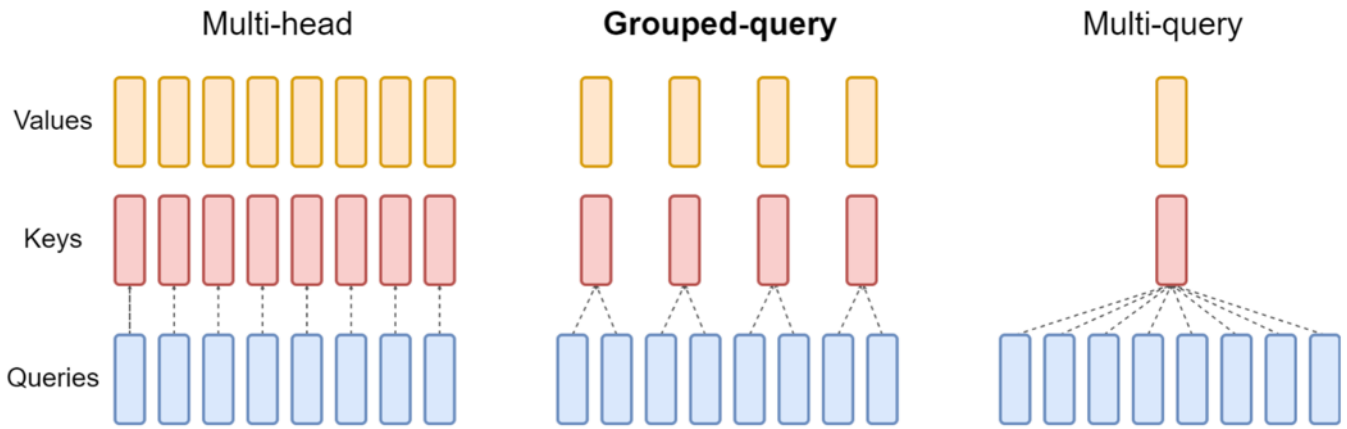


Figure 2: Overview of grouped-query method. Multi-head attention has H query, key, and value heads. Multi-query attention shares single key and value heads across all query heads. Grouped-query attention instead shares single key and value heads for each *group* of query heads, interpolating between multi-head and multi-query attention.

- **Multi-Head Attention (MHA)**
  每个头独立维护 KV，缓存开销较大
- **Multi-Query Attention (MQA)**
  所有头共享同一组 KV，大幅降低缓存成本
- **Group Query Attention (GQA)**
  在多头间进行分组，组内共享 KV，在效果接近 MHA 的同时，兼顾了接近 MQA 的速度与效率

Llama 2: Open foundation and fine-tuned chat models. 2023.
GQA:Training Generalized Multi-Query Transformer Models from Multi-Head Checkpoints. 2023.

LLaMa3

❑ LLaMa3首次具备闭源模型抗衡实力，采用四大核心技术：

15万亿 Token

训练数据量暴涨7.5倍，覆盖海量知识与语言模式，奠定模型智慧基石。

128K 词表

词表扩展4倍，大幅提升多语言、代码及复杂内容的编码与理解效率。

全系 GQA 技术

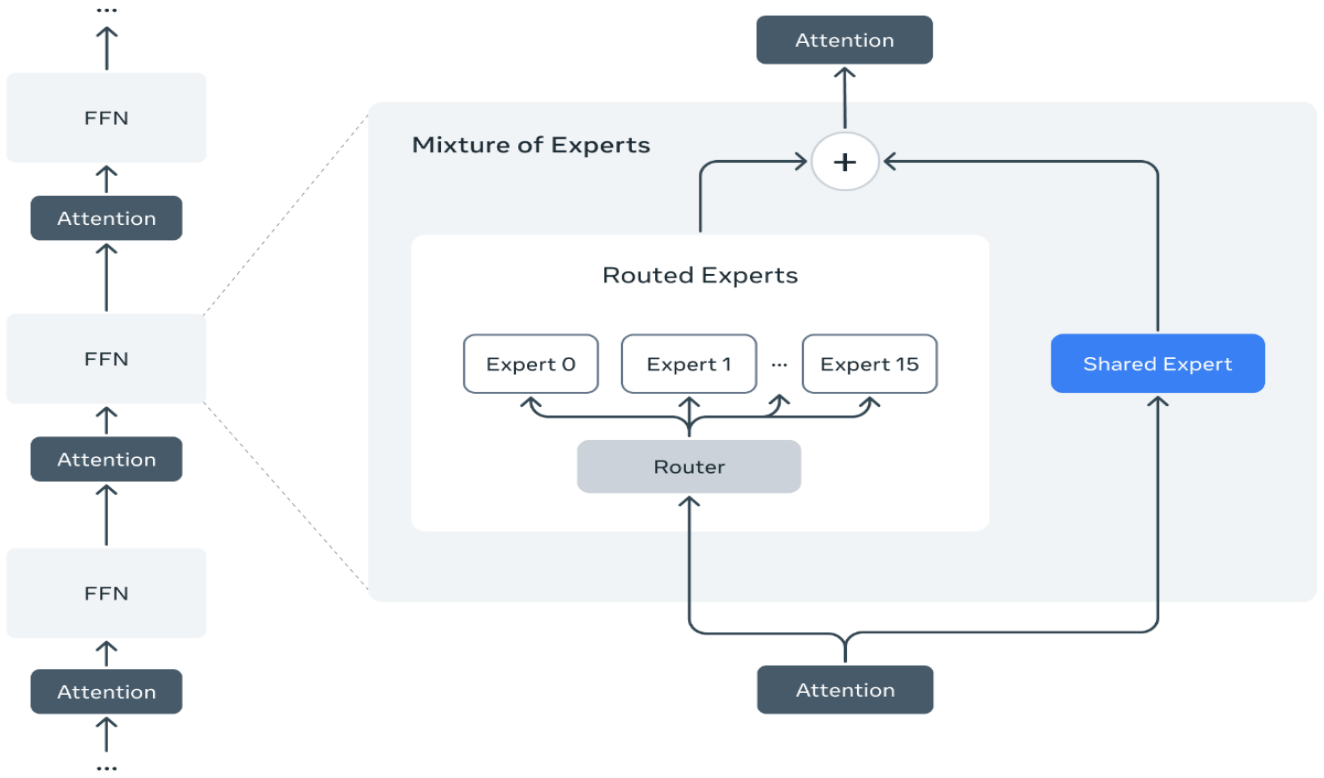
全参数版本标配分组查询注意力，优化内存占用，实现推理速度的飞跃。

128K 上下文

窗口扩展至128K，彻底突破长文本处理瓶颈，从容应对整书级文档理解。

LLaMa4

- LLaMa4标志模型在多模态能力和计算效率方面进一步提升
- 主要亮点：多模态能力；核心架构变革，即混合专家模型 (MoE)



Claude系列大模型

- Claude是由Anthropic推出的一系列通用大语言模型，强调**安全性与对齐**、支持超长上下文、面向企业级应用

Claude 1 2023年初
奠定安全基石
确立“宪法式AI”核心地位，验证安全优先理念，筑牢AI发展根基

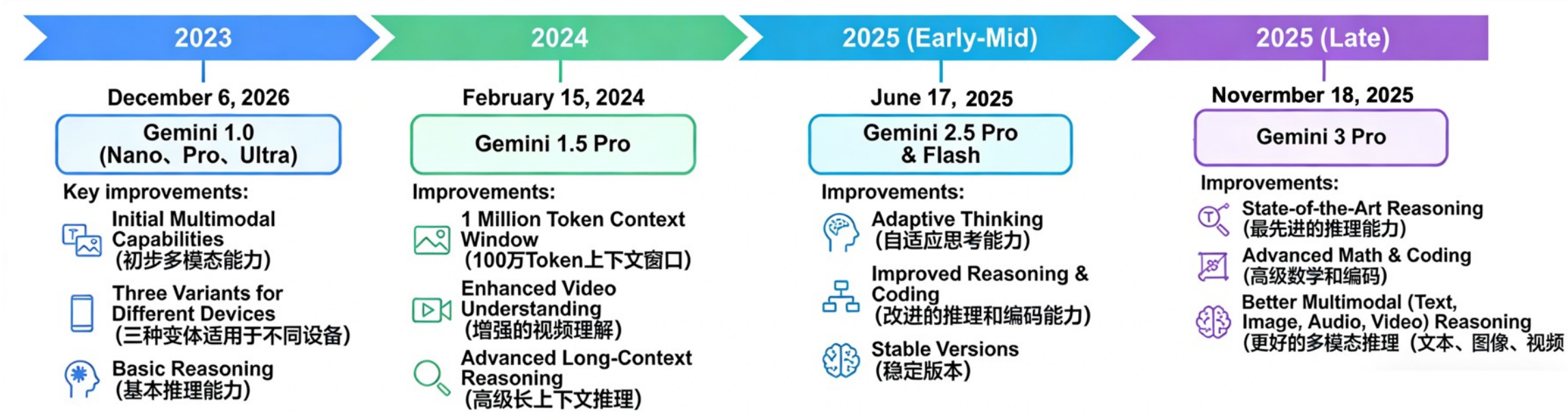
Claude 2 2023年中
迈向实用化
扩大上下文窗口至200k，开放API，具备处理真实世界复杂任务的能力

Claude 3 2024年初
多模态家族
引入Opus/Sonnet/Haiku模型矩阵，首次实现强大的视觉理解与分析能力

Claude 4 2025年末
智能体时代
通过Agentic能力，使AI从被动交互工具进化为主动的任务规划与执行者

Gemini系列大模型

- Gemini由 Google DeepMind推出的新一代**多模态大模型**，强调跨模态理解与工具调用能力

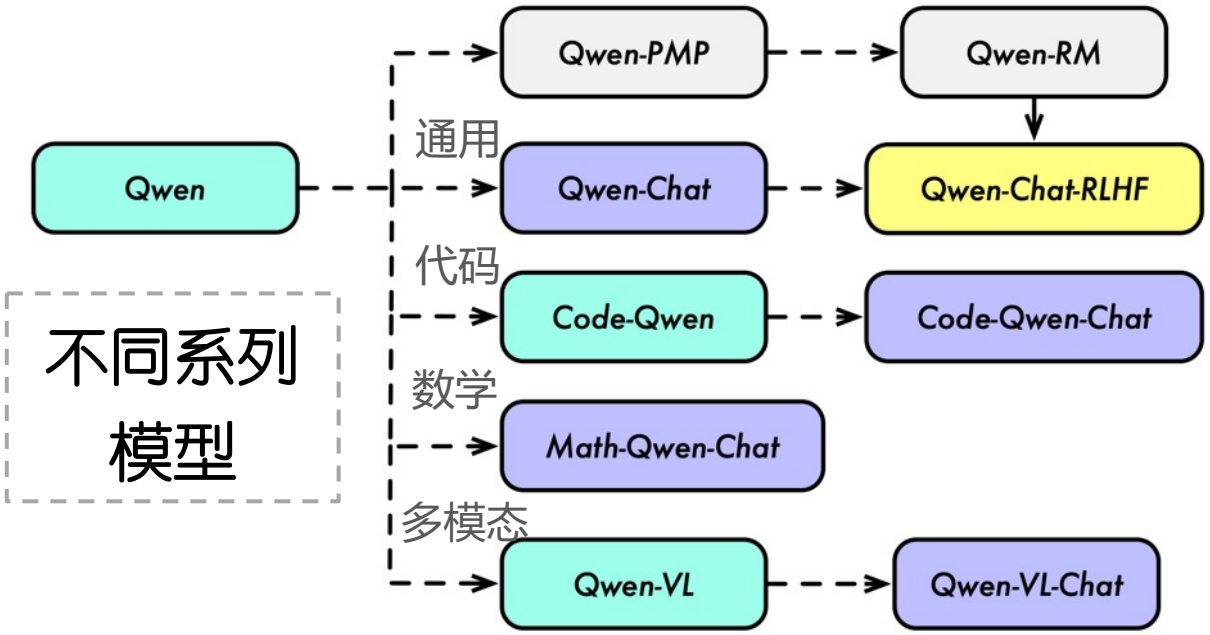


国内大模型发展

- 当前，中国大模型发展已从早期“百模大战”的规模竞争阶段，进入以技术突破和商业落地为核心的深化发展期

Qwen系列大模型

- 通义千问Qwen是一个**多能力统一**的大模型体系，具备**自然语言理解、生成、推理、编程、多模态处理**等能力



- **第一阶段 Qwen（2023）**
  建立基础模型能力
- **第二阶段 Qwen1.5 / Qwen2（2024）**
  模型规模扩展，增强推理能力
- **第三阶段 Qwen2.5（2024）**
  引入MoE架构，支持超长上下文
- **第四阶段 Qwen3 / Qwen3.5（2025）**
  进入智能体时代

Bai Jinze, et al Qwen Technical Report. arXivpreprint arXiv: 309.16609

Qwen系列大模型

❑ Qwen不同系列比较

维度	Qwen (2023.9)	Qwen2 (2024.9)	Qwen2.5（2025.1）	Qwen3（2025.5）
参数规模	1.8B / 7B / 14B	0.5B / 1.5B / 7B / 72B Moe:57B-A14B	0.5B / 1.5B / 3B/7B / 14B/32B/ 72B	dense:0.6/1.7/4/8/14/32 MoE:32B-A3B+235B-A22B
模型类型	Dense 模型	Dense + MoE	Dense + MoE	Dense + MoE
层设计	基于 LLaMA:RoPE + MHA+SwiGLU + RMSNorm+FFN	RoPE+GQA+SwiGLU+ +RMSNorm	RoPE+GQA + SwiGLU + + RMSNorm + QKV Bias；	RoPE+GQA + SwiGLU + + RMSNorm + QK-Norm(移除QKV Bias)
Moe机制 (替换FFN层)	无	64个专家，共享8个，激活8个	共享专家路由 + Top-K激活	128专家中8激活 + 全局负载均衡损失
Tokenization	改进BPE，加入中文、代码、多语词表（152064）	BBPE:151643+3 token 通用token+control token	BBPE(151643+22 token)	BBPE(151669)

Bai Jinze, et al Qwen Technical Report. arXivpreprint arXiv: 309.16609

Qwen系列大模型

维度	Qwen (2023.9)	Qwen2 (2024.9)	Qwen2.5（2025.1）	Qwen3（2025.5）
预训练数据	3T tokens，双语（中英）为主，含代码与数学	7T tokens 1️⃣ 质量提升🚀：qwen过滤+生成) 2️⃣ 数据拓展:数学/代码/29种语言) 3️⃣ 数据配比🚀	18T tokens 1️⃣ 数据过滤(qwen2-Instruct) 2️⃣ 数据生成:qwen2-72B-Instruct+RM过滤 3️⃣ 数据融合:qwen2.5Math/Coder训练数据集 4️⃣ 数据配比:qwen2->instruct分类->resample->balance)	36T tokens 1️⃣ 增加pdf数据:Qwen2.5-VL抽取->qwen2.5-Instruct refine) 2️⃣ 数据生成:qwen2.5/qwen2.5Math/code) 3️⃣ 增加更多语言数据(119种) 4️⃣ 数据配比 ⚡ 数据标注系统标注:(教育性、安全性、领域）多维度标签,更细粒度控制样本配比平衡
对齐方法	SFT + PPO	SFT + DPO + online-DPO + OMO	SFT+offline-DPO+GRPO	long-cot 冷启动(SFT) + 推理强化(GRPO) + 混合thinking mode SFT + 通用强化(GSPO/精细而复杂的reword model)+蒸馏(小模型提升)

Bai Jinze, et al Qwen Technical Report. arXivpreprint arXiv: 2309.16609

DeepSeek系列大模型

❑ DeepSeek是深度求索（DeepSeek）公司自主研发的大模型，具备**高性能、低训练成本、模型开源**等特性

DeepSeek-V3 系列（通用模型）

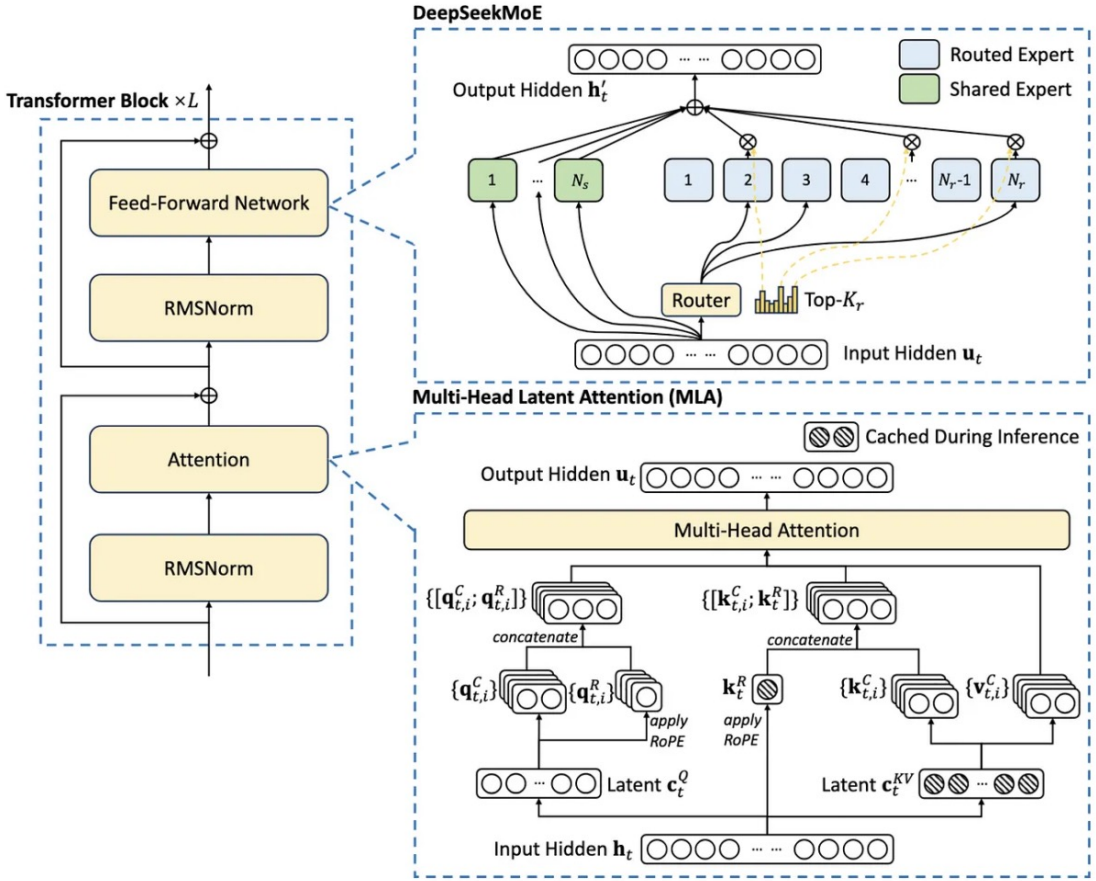
- **架构：** 采用MoE架构，引入多头潜注意力和无辅助损失的负载均衡
- **优势：** 极致性价比，训练成本极低，但性能可比肩GPT-4o，目前最强的开源模型之一
- **应用：** 擅长日常对话、内容生成、知识问答

DeepSeek-R1 系列（推理模型）

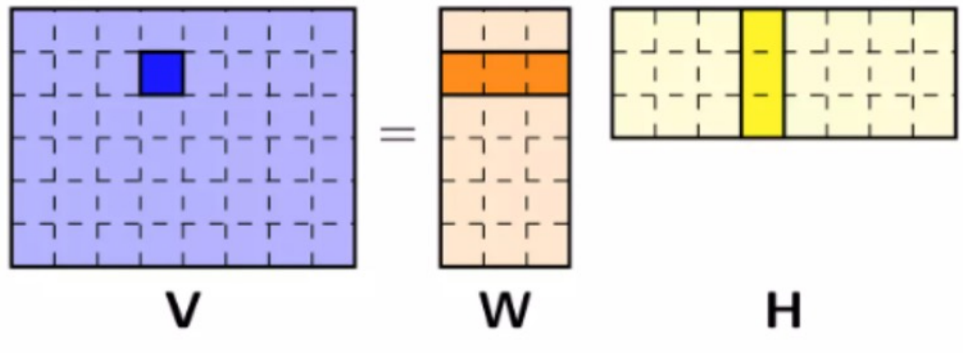
- **架构：** 利用RL训练，在不经过SFT，进行冷启动训练和多阶段训练
- **优势：** 强推理能力，对标OpenAI o1系列，低成本高性能、高可解释性、支持蒸馏、微调、私有部署
- **应用：** 专注于复杂逻辑推理、数学、编程和科学问题

DeepSeek-V3

❑ DeepSeek-V3创新：多头潜注意力 (MLA)和DeepSeekMoE架构



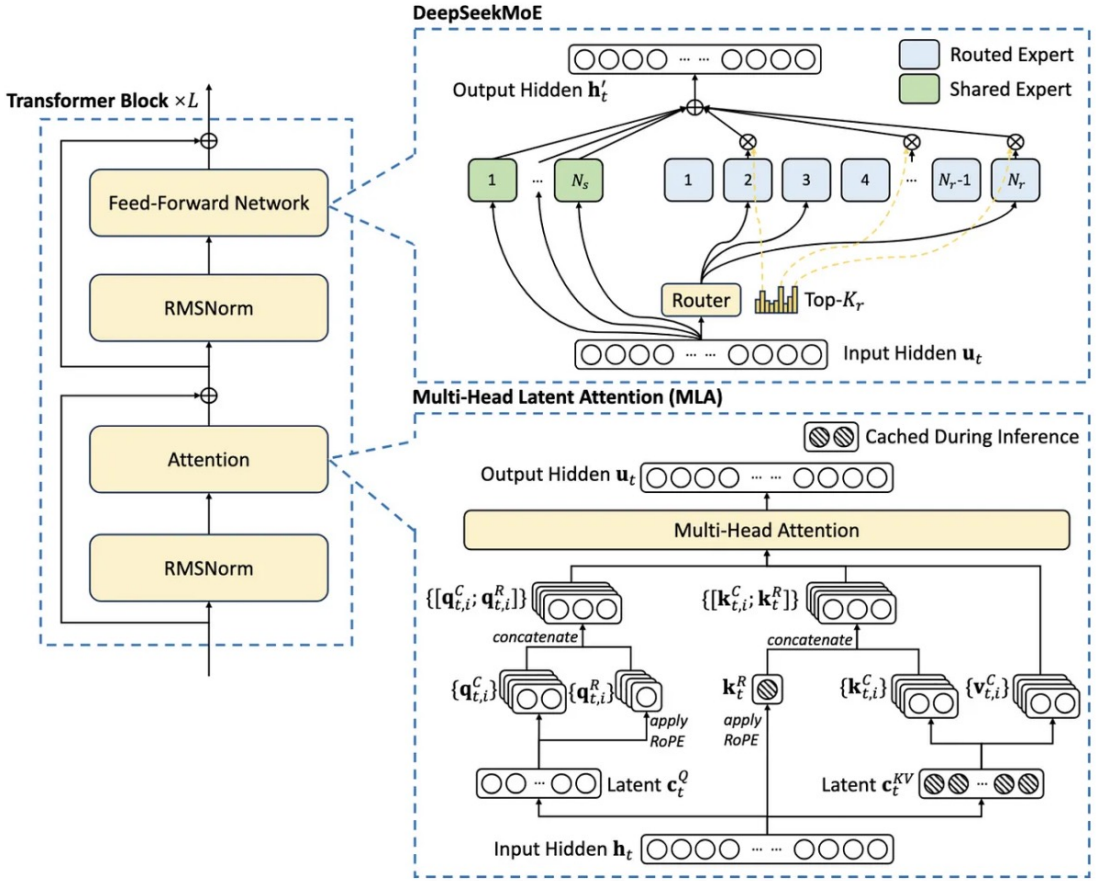
- **多头潜注意力MLA**
  本质是对KV的有损压缩，提高存储信息密度，保留关键细节



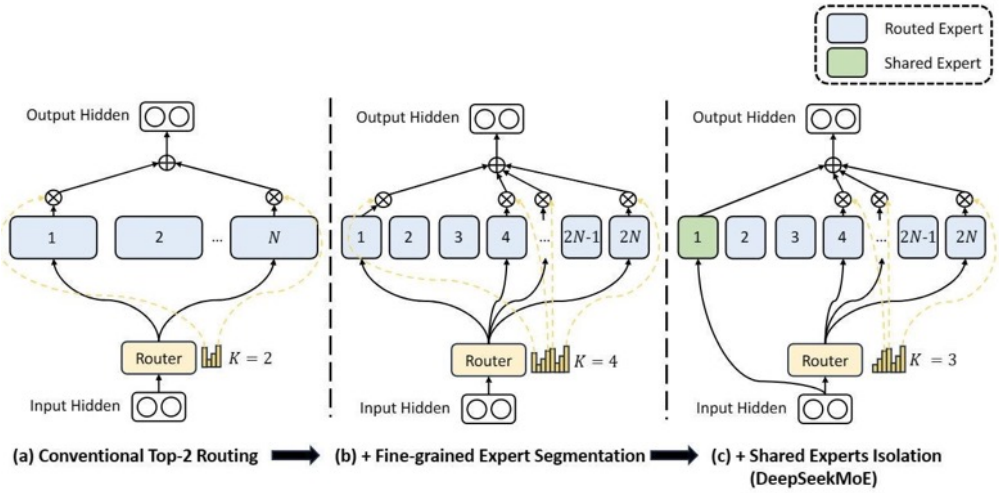
KV矩阵转换为低秩形式：两个较小矩阵的乘积

DeepSeek-V3

❑ DeepSeek-V3创新：多头潜注意力 (MLA)和DeepSeekMoE架构

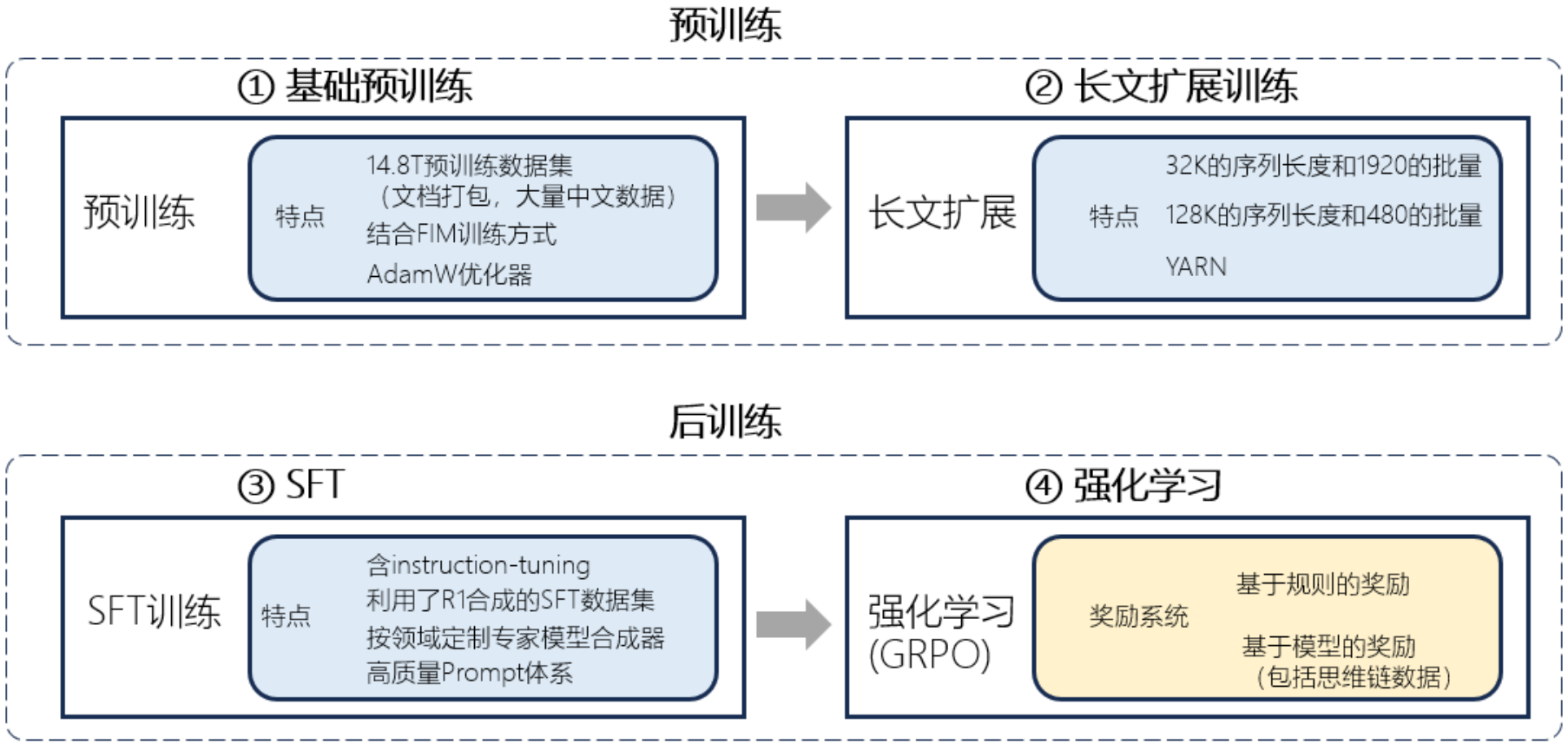


- **DeepSeekMoE架构**
  将专家分为两类：共享专家始终会被路由，路由专家需路由均衡



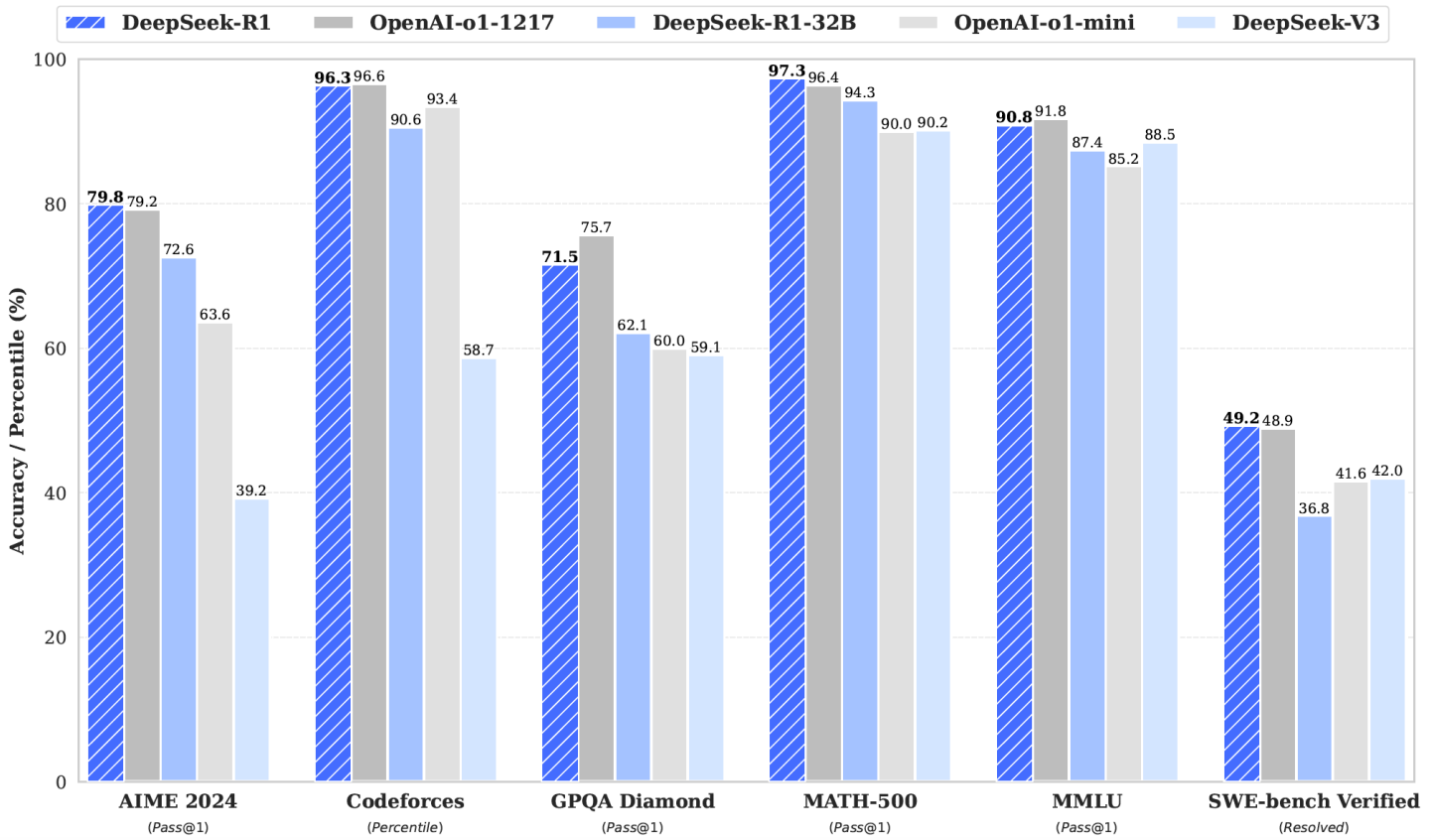
DeepSeek-V3

❑ DeepSeek-V3训练流程：预训练和后训练两个阶段



DeepSeek-R1

- DeepSeek-R1的模型架构来自V3，推理能力赶超OpenAI-o1



DeepSeek 回答示例 1

问题：
如果函数 $f(x) = 2x^2 - \ln x$ 在其定义域内的一个子区间 $(k-2, k+1)$ 上不是单调的，那么实数 k 的范围是？。
请逐步思考，并始终在 □ 中回答。

关于原问题的 DeepSeek R1 回答（Token 数量：5602）：
为了确定实数 k 的范围，使得函数 $f(x) = 2x^2 - \ln x$ 在其定义域内的区间 $(k-2, k+1)$ 上不是单调的，我们需要考虑该函数的驻点，并确保它们位于该区间内。

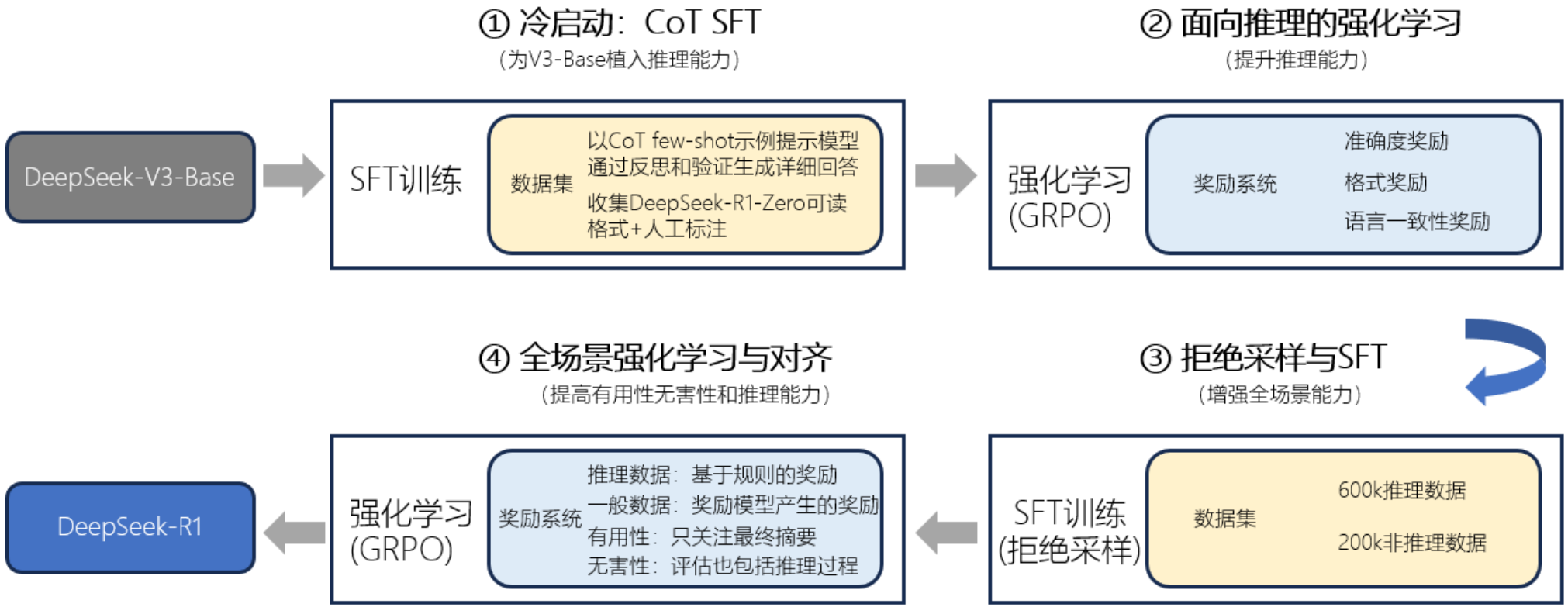
1. **寻找驻点**：$f(x)$ 的导数为 $f'(x) = 4x - \frac{1}{x}$。令 $f'(x) = 0$，得到 $4x - \frac{1}{x} = 0$，简化为 $4x^2 = 1$。解此方程，得到 $x = \frac{1}{2}$（因为 $x > 0$）。
2. **检查区间**：函数 $f(x)$ 在 $x > 0$ 时有定义。区间 $(k-2, k+1)$ 必须在定义域 $(0, \infty)$ 内。为了使区间 $(k-2, k+1)$ 在定义域内，我们需要 $k - 2 > 0$，这意味着 $k > 2$。
3. **包含驻点**：驻点 $x = \frac{1}{2}$ 必须位于区间 $(k-2, k+1)$ 内。这需要 $k - 2 < \frac{1}{2} < k + 1$。
4. **解不等式**：从 $k - 2 < \frac{1}{2}$，得到 $k < \frac{5}{2}$。从 $\frac{1}{2} < k + 1$，得到 $k > -\frac{1}{2}$。
5. **合并条件**：由于 $k > 2$ 比 $k > -\frac{1}{2}$ 具有更强的约束力，我们将条件合并为 $2 < k < \frac{5}{2}$。
6. **检查端点**：当 $k = 2$ 时，区间为 $(0, 3)$，包含驻点 $\frac{1}{2}$。当 $k = \frac{5}{2}$ 时，区间为 $(\frac{1}{2}, \frac{7}{2})$，不包含驻点 $\frac{1}{2}$。

因此，k 的范围是 $[2, \frac{5}{2})$。

$$\boxed{[2, \frac{5}{2})}$$

DeepSeek-R1

- DeepSeek-R1训练流程包括四个阶段：



总结

- 大模型正在迅猛发展，未来是否有望通向通用人工智能?

本节复习

- 预训练模型范式：Pre-training、Fine-tuning
- 预训练模型家族，如BERT、GPT、T5
- 大模型范式：Pre-training、SFT、Alignment
- 大模型主要代表，如ChatGPT、Qwen、Deepseek

参考文献

- Zhao, Wayne Xin, et al. A Survey of Large Language Models. arXivpreprint arXiv:2303.18223.
- Han, Xu, et al. Pre-Trained Models: Past, Present and Future. arXiv preprint arXiv:2106.07139.
- Wei, Jason, et al. Emergent Abilities of Large Language Models. TMLR, 2022.
- https://jalammar.github.io/illustrated-transformer/
- https://jalammar.github.io/illustrated-bert/
- https://zhuanlan.zhihu.com/p/21208287743

致 谢

- 胡玥、曹亚男、方芳：国科大《自然语言处理基础》
- 曹亚男、任昱冰：国科大《深度学习与自然语言处理概述》


THANKS