

计算语言学的出路 with 退路

宗成庆

中国科学院自动化研究所

The Path Forward and Alternatives of Computational Linguistics

Chengqing Zong

提 纲

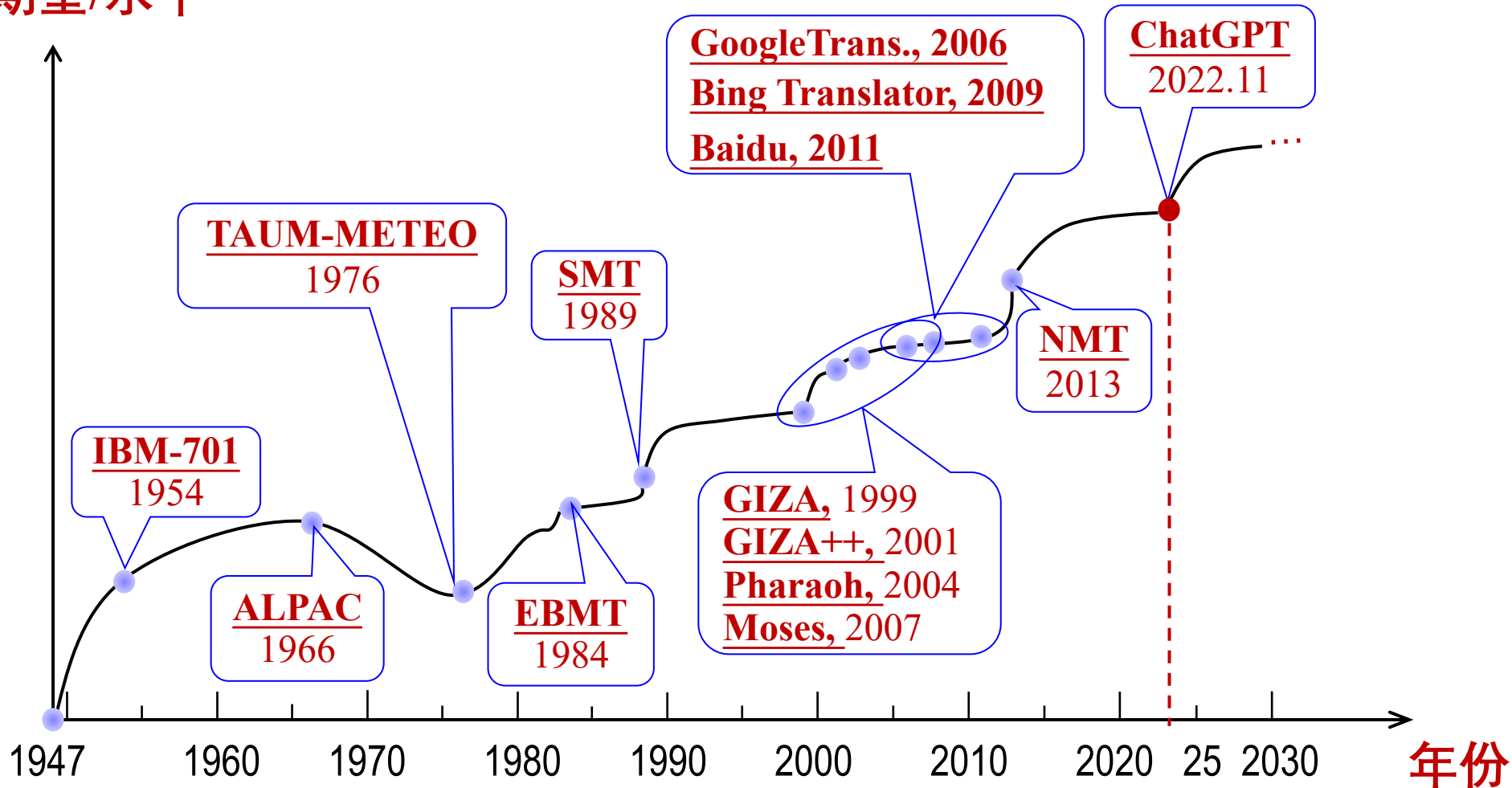
- 
- A red arrow with a yellow outline points from the left towards the first item in the list.
1. 历史回顾
 2. 问题思考
 3. 未来展望

基本术语

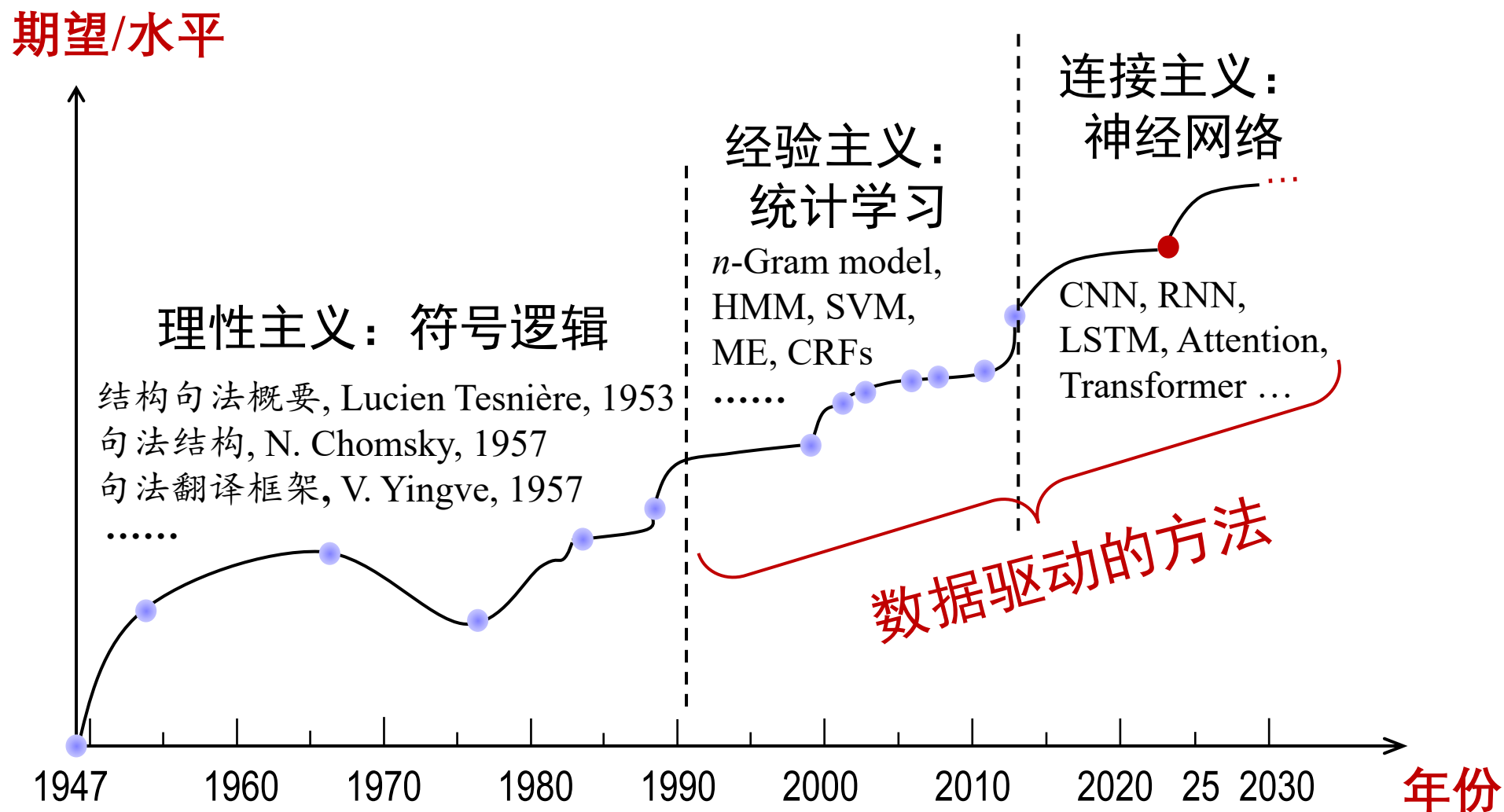
- Proposal of the concept of machine translation (MT), 1947
- Development of the first MT demo system, 1954
- Artificial Intelligence (AI) + Natural Language Understanding (NLU), 1956
- Association for Machine Translation and Computational Linguistics (AMTCL), 1962
- International Committee on Computational Linguistics (ICCL), 1965
- ALPAC Report and Computational Linguistics (CL), 1966
- AMTCL was changed into ACL (Association for Computational Linguistics), 1968.
- Natural Language Processing (NLP), 1970/80s
- Human Language Technology (HLT), 1980s

代表性事件

期望/水平



三个阶段



大语言模型横空出世



2022年11月29日, OpenAI 公司发布 ChatGPT (GPT-3.5), 允许用户以自然语言的形式提问任何问题, 系统都可以给出较好的回答。

- 2023年3月14日, GPT-4.0
- 2024年2月15日, Sora
- 2024年5月1日, GPT-4o (Omni)
- 2024年9月12日, o1-preview, o1-mini
- 2024年12月20日, o3, o3-mini; 2025年1月31日 o3-mini 正式上线
- 2025年3月25日, OpenAI 宣布GPT-4o 增加图像生成功能
- LLaMA, March 2023, Meta
LLaMA 4, April 2025
Vicuna
- StableLM (April 2023, Stability AI)
- Grok 4, July 10, 2025, xAI
.....

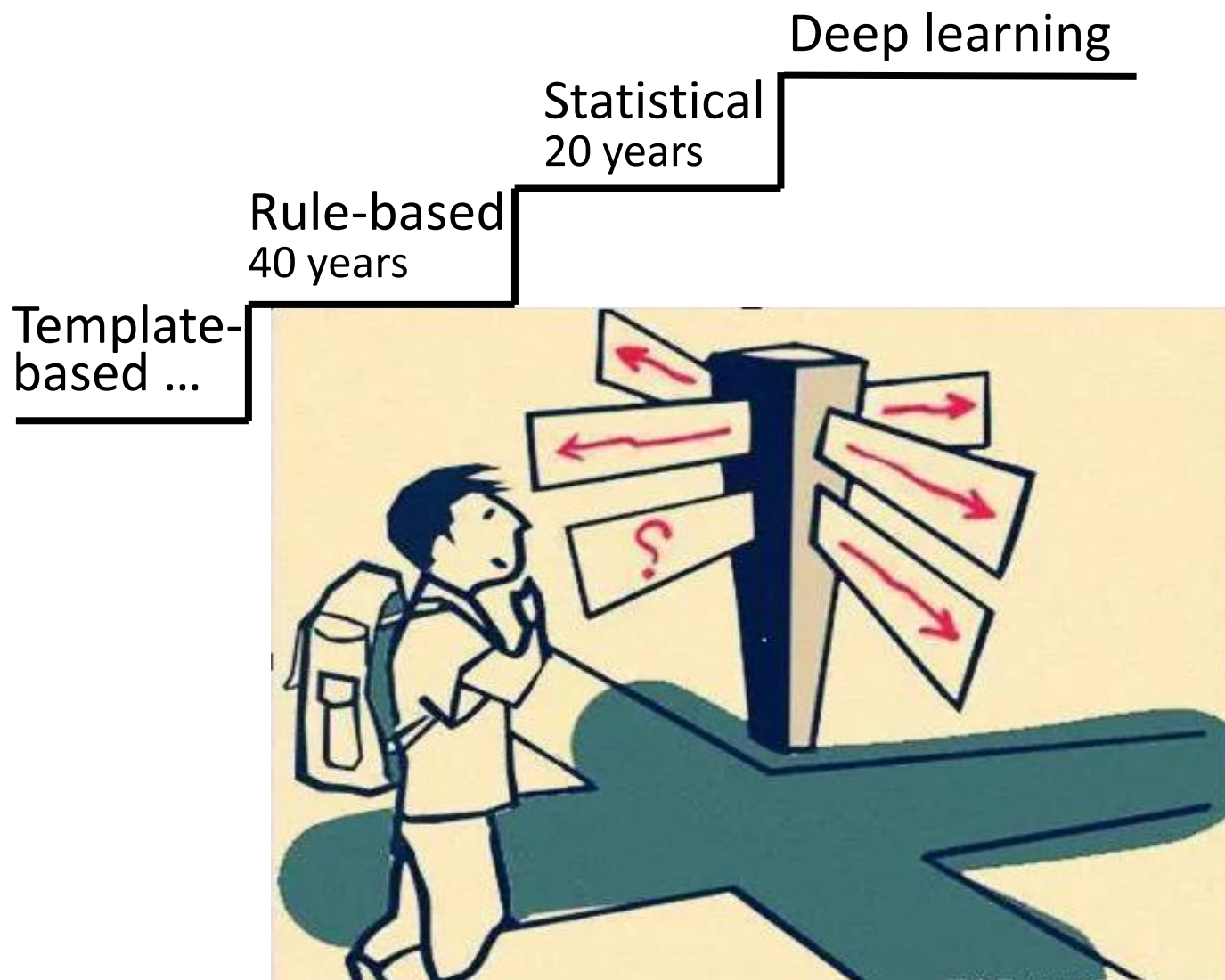


大语言模型横空出世

- 文心一言(百度), 豆包(字节), Kimi (月之暗面), 九天, 星火(讯飞), 通义千问(阿里), 腾讯混元, 百川, 华为盘古, 日日新(商汤), 紫冬太初, Alpaca/ ChatGLM(智谱AI), DeepSeek



何去何从?



To be or not to be,
this is a question.

提 纲

1. 历史回顾
- ➡ 2. 问题思考
3. 未来展望

Before 2017

- Machine translation
- Text classification/ Sentiment analysis
- Automatic summarization
- Human-computer dialogue system
- Information retrieval
- Automatic writing
- Speech technology

- **Machine learning (ML)**
- **Image processing (IP)**
- **Computer vision (CV)**

CL/
NLP

After 2017

Transformer
GPT/ BERT

LLMs

After 2023

各路英雄殊途同归



- **Submissions: 8360**

51% from China

- **Accepted papers:**

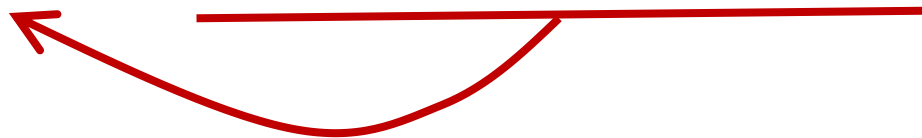
- Main conference: 1699, 20.3%
- Findings: 1392, 16.7%

➤ **67% of papers have “LLM” in their title/abstract**

- 9% “GPT”
- 8% “LLaMA”
- 2% “DeepSeek”, “BERT, and “Gemini”/”Gemma”

- ◆ 面向应用的目标，从单一模态处理走向多模态
 - 进入 CL/NLP 领域没有门槛
 - CL/NLP 与语音、图像、视频等信息处理技术的结合成为必然

$\text{NLP} + \text{Speech} + \text{ML} + \text{CV} \geq 85\%$



可预见的结论-2

◆ 学术界与企业界的合作更加紧密

- 穷“学术”，富“企业”——算力、数据、经费、人员
- 这种合作多数情况下并不是真正以解决问题为目的

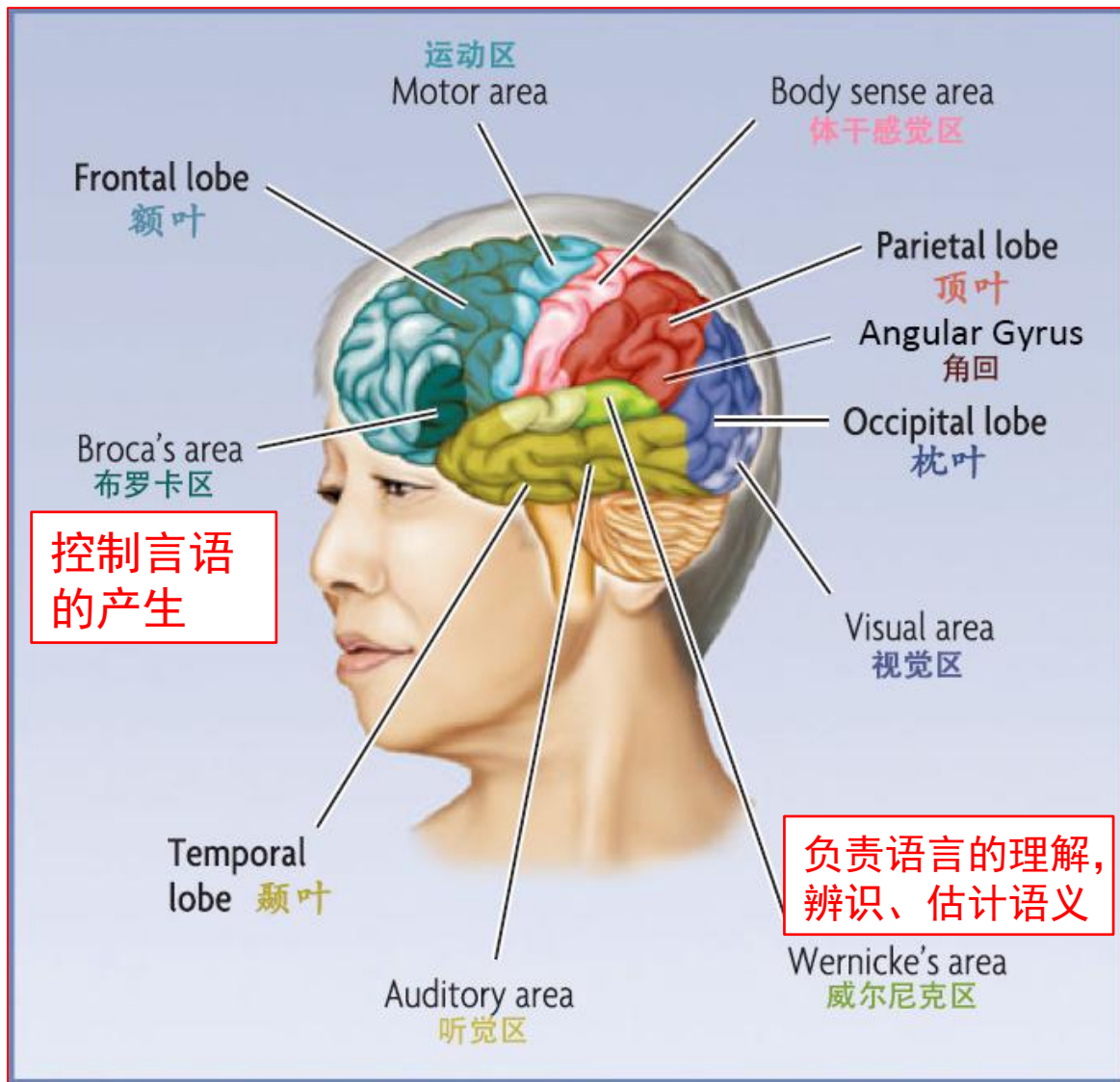
- ◆ 很多会议趋于同质化 ACL, ICML, ICCV, AAAI, IJCAI, NAACL, EMNLP, EACL, AACL, COLING
- 大量雷同甚至重复的工作
- 缺乏高质量审稿人
- 会议组织难度加大

- 大语言模型是解决 CL/NLP 问题的终极方法吗？
- 学术界必须都研究大语言模型吗？
- 学术界除了培养人才，研究的使命是什么？

提 纲

1. 历史回顾
2. 问题思考
- ➡ 3. 未来展望

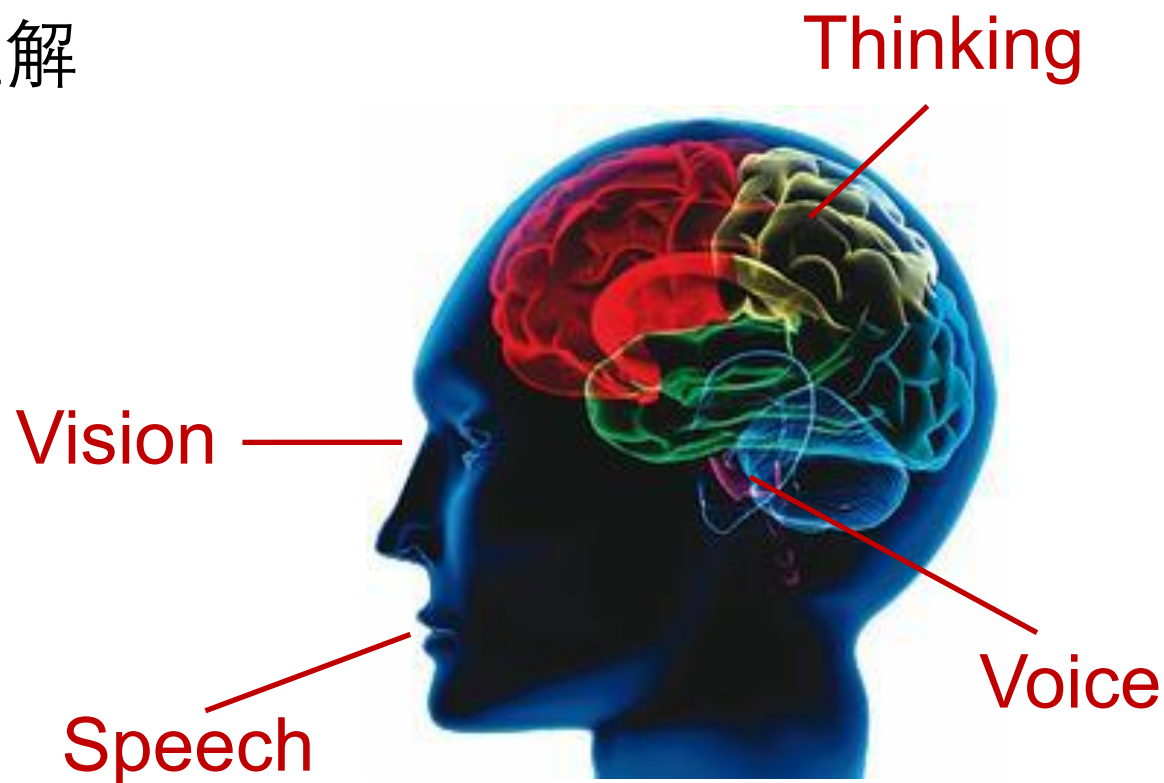
人脑的语言理解能力



- 人脑是如何表征和记忆语言的？
- 能否根据神经影像数据解码出大脑思考的内容？
- 能否借鉴大脑的认知机理改进现有的大语言模型？

➤ 100 – 47%
➤ 2500 – 97%+
➤ 4000 – 99%+

- 多模态信息融合的强大的语言理解和生成能力
- 自学习和自我进化能力
- 轻量化、低能耗、绿色环保

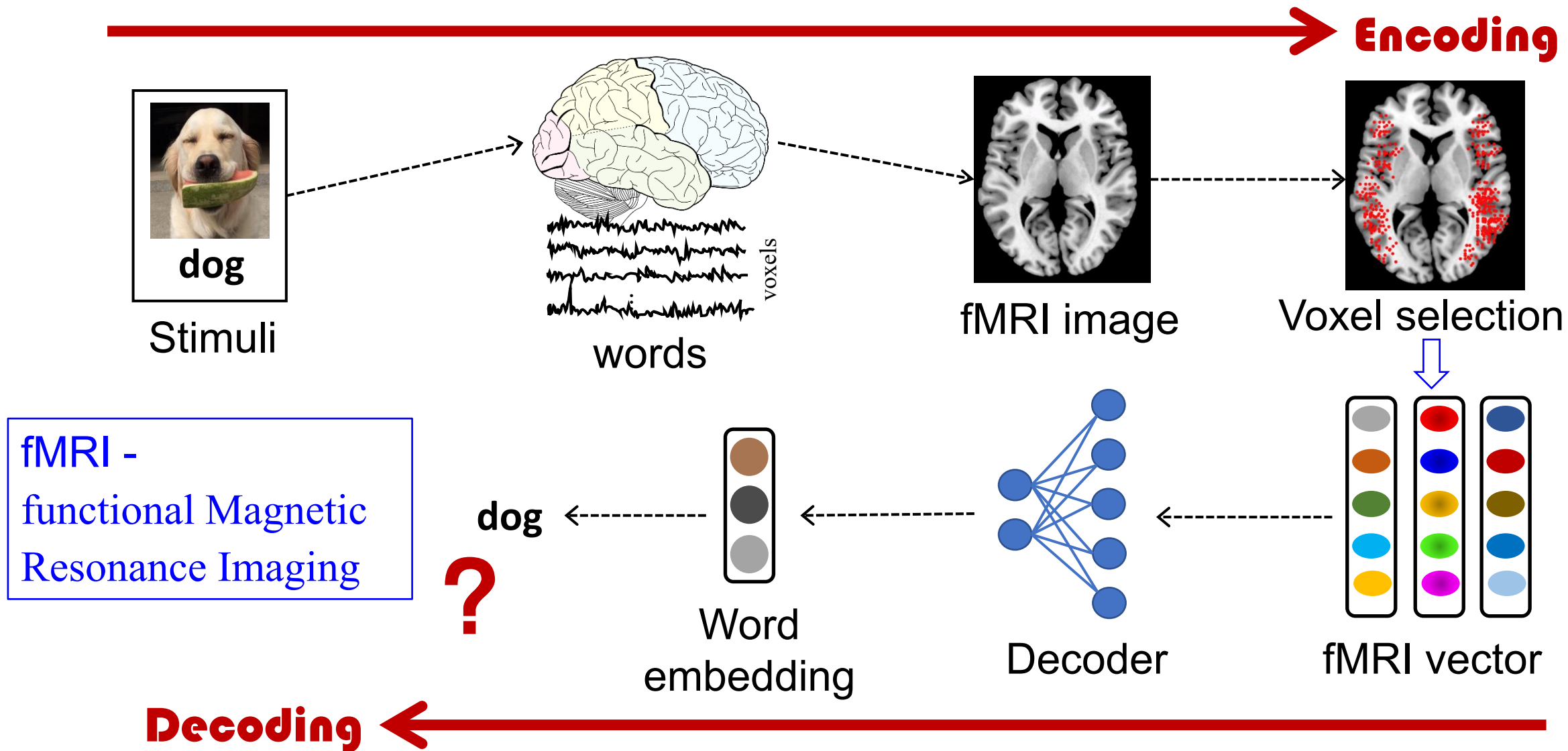


我的建议

- 鼓励大模型以外的创新研究
(Encourage innovative research that goes beyond LLMs);
- 让不同的会议以不同的形式和聚焦主题具有更多的差异化和特色
(Retain one large-scale comprehensive conference while making other conferences more differentiated and distinctive.)
- 建立代表作评价标准

- 50 authors with ≥ 10 papers
 - 23% of all authors ≥ 2 papers

受脑启发的CL/NLP方法



◆目的：构造大脑的语义图谱

- 大脑理解语言时是多脑区同时被激活的，如何通过影像数据解析网络结构与语义编码之间的关系，构建自然语言的语义图谱？
- 如何构建汉语的语义图谱？
- 在语义图谱的基础上，如何发现语义组合、概念形成及演变的规律？

(1) 汉语词汇级的神经影像数据



11位被试的母语均为汉语，每个词看3s，间隔2s(十字空屏)。每个人每次看2小时，672个词全部看完。

● 实验刺激

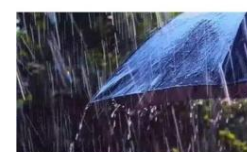
选取《同义词词林》中每个类别的代表性词汇，包括名词、动词、形容词，共计672个，10类，每个词汇呈现6遍。



下雨



下雨



下雨



下雨



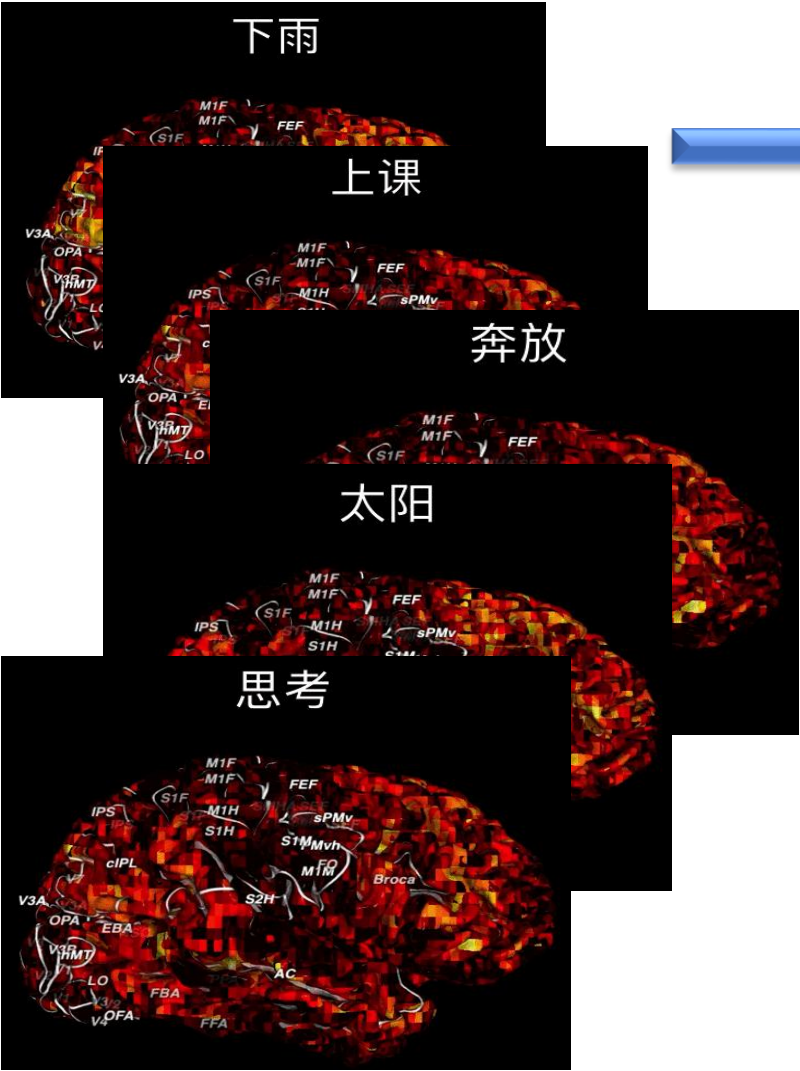
下雨



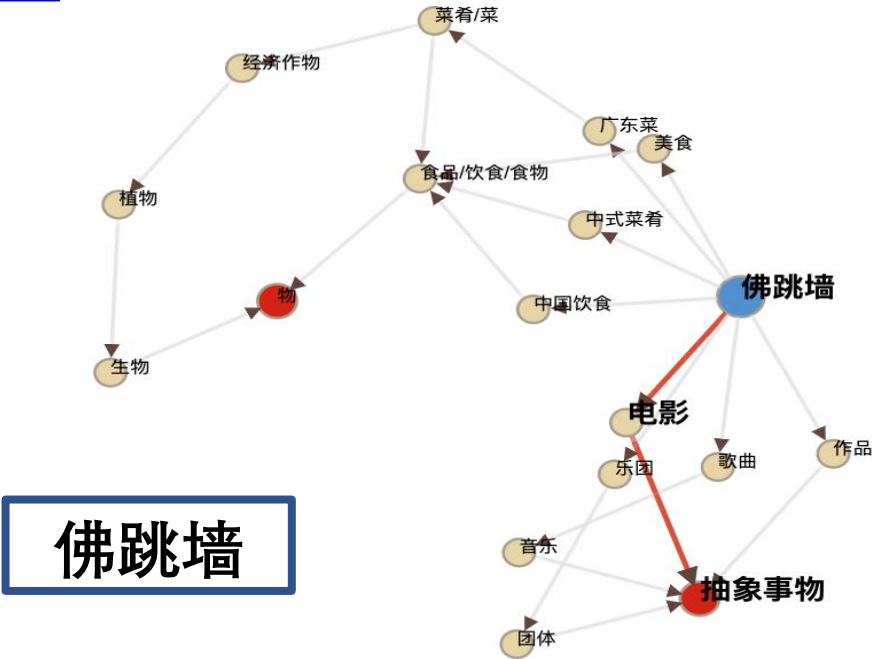
下雨

(1) 汉语词汇级的神经影像数据

● 分析



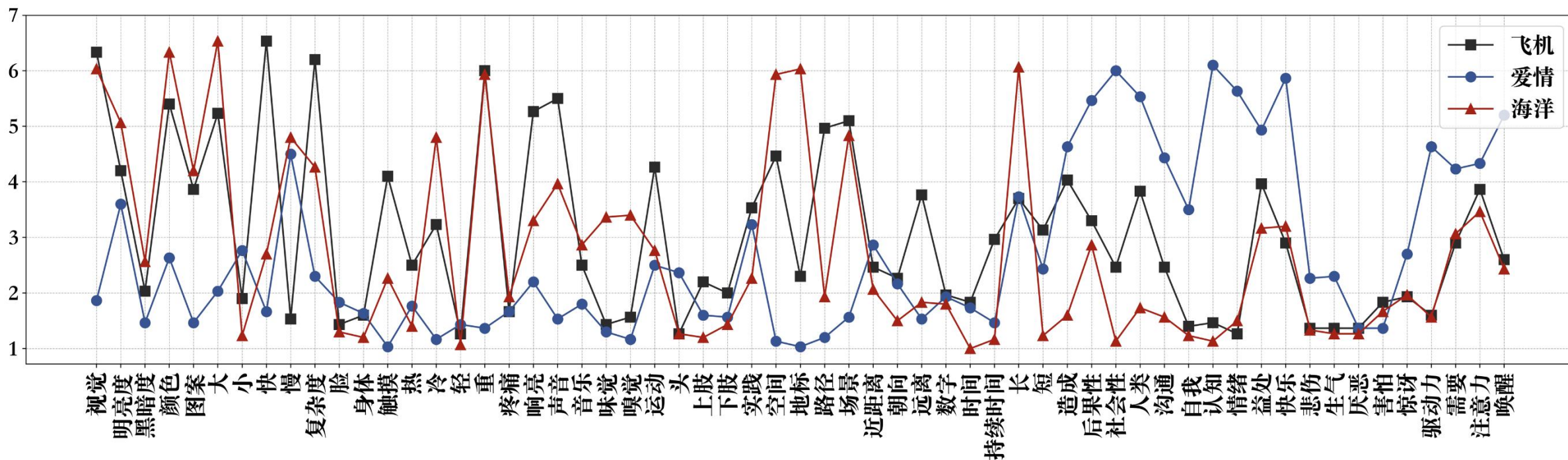
- 大脑每个体素编码了什么语义信息？
- 不同(类型)词汇的大脑表征有何异同？
- 词汇关系是如何在大脑中编码的？
- 大脑语义编码与语言学中概念表征的异同在哪里？



(1) 汉语词汇级的神经影像数据

● 语义特征标注

- ✧ 让30位汉语母语被试对这672个中文词汇进行标注;
- ✧ **54个语义维度**: 感知、空间、时间、社会性、情绪等。

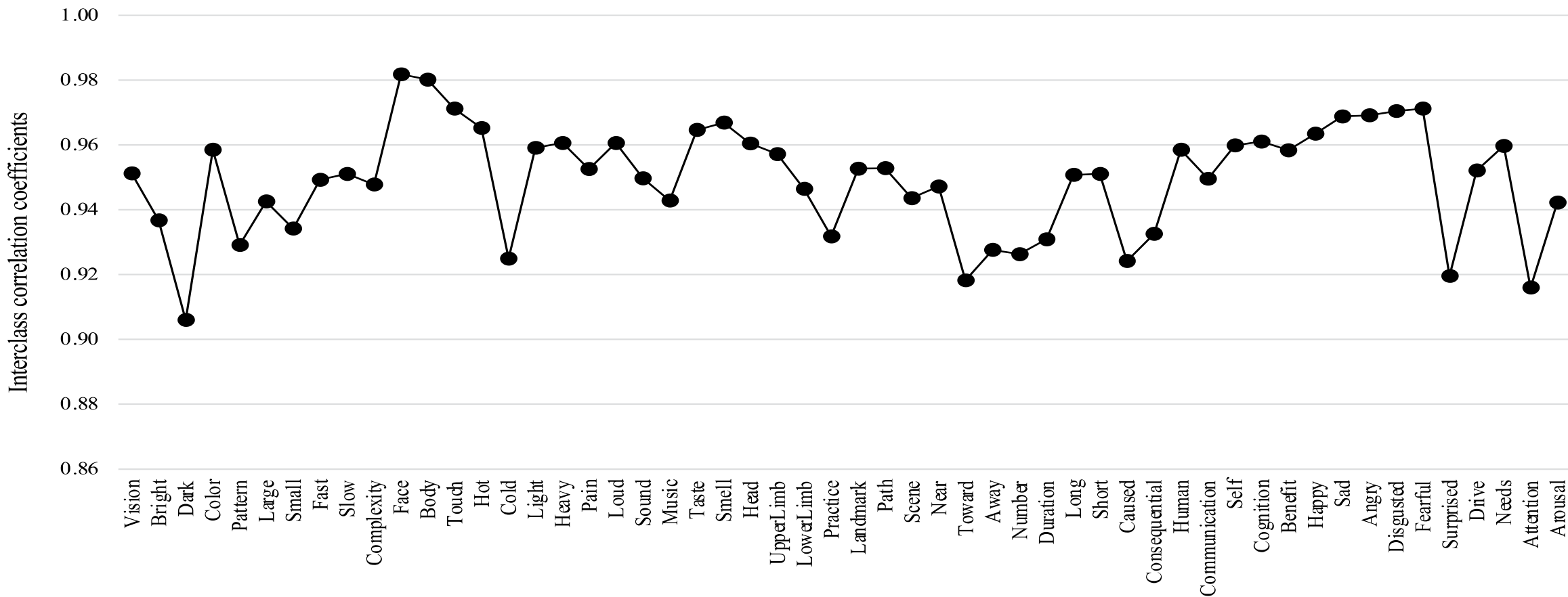


从 感觉运动特征 到 抽象特征

(1) 汉语词汇级的神经影像数据

- 不同人对属性标注的分数一致性

Scientific Data, (2022) 11:721



ICC results of all semantic features.

(2) 连续故事的神经影像数据

脑磁图仪



+ 磁共振
成像仪



● 实验刺激

- 60个中文故事，长度在600~900个词之间，总计40145个中文单词，词汇量为10152，每个词出现的频次范围为1-210；
- 音频摘自《人民日报评论》；
- 已采集12个被试的9个小时fMRI和6个小时MEG数据。

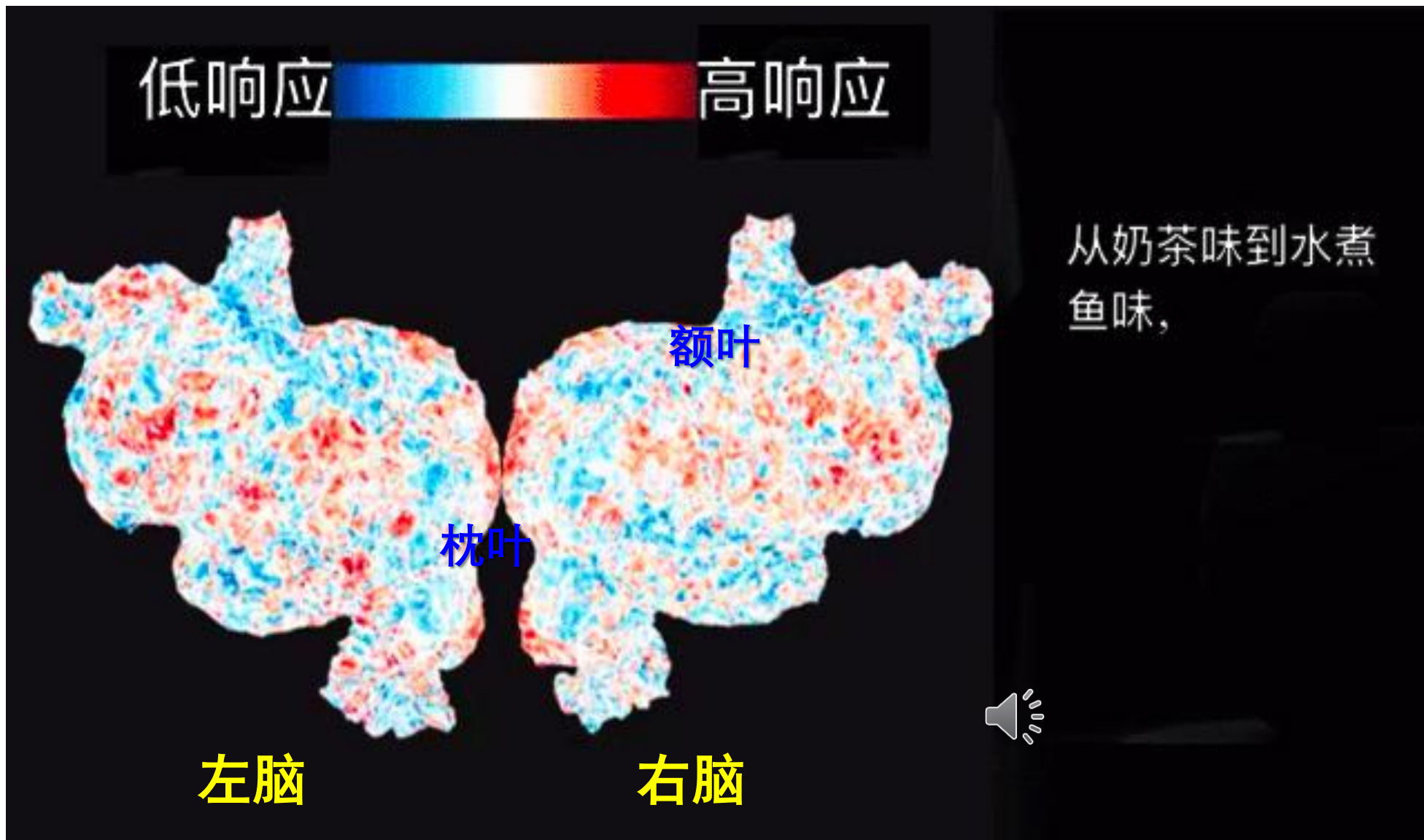


“从奶茶味到水煮鱼味，从折耳根味到钵钵鸡味，刷新味蕾的不仅只有月饼、酸奶，薯片也爆款频出，甚至一袋难求...”

(2) 连续故事的神经影像数据

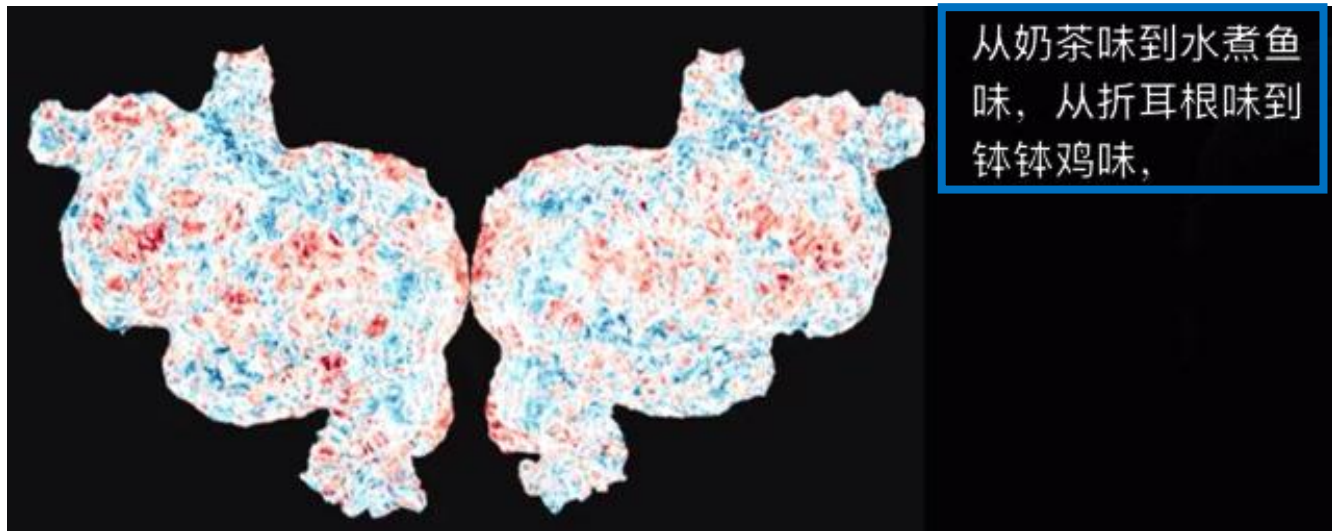
- 故事理解
响应

大脑皮层展
开后示意图



(2) 连续故事的神经影像数据

● 分析



从/p 奶茶味/n 到/p 水煮/n 鱼/n 味/n 、 /wp 从/p 折耳根/n 味/n 到 /p 钵钵鸡/n 味/n 。 /wp



- 不同语言特征（词义、词法、句法、篇章关系等）是如何在大脑中编码的？
- 不同语言特征的时间响应关系是什么？
- 大脑故事表征过程与通用语言模型之间有什么联系？

Scientific Data, (2022) 9: 590



(3) 大规模汉语语义评分及其计算扩展数据集

- **被试**: 30位汉语母语被试。
- **6个语义维度**: 视觉表象性、动作表象性、空间性、时间性、社会性和情绪性。
- **主观标注数据集**: **17940** 个中文词汇 (**12814 + 4915 + 211**)。

① 维基百科中文语料库

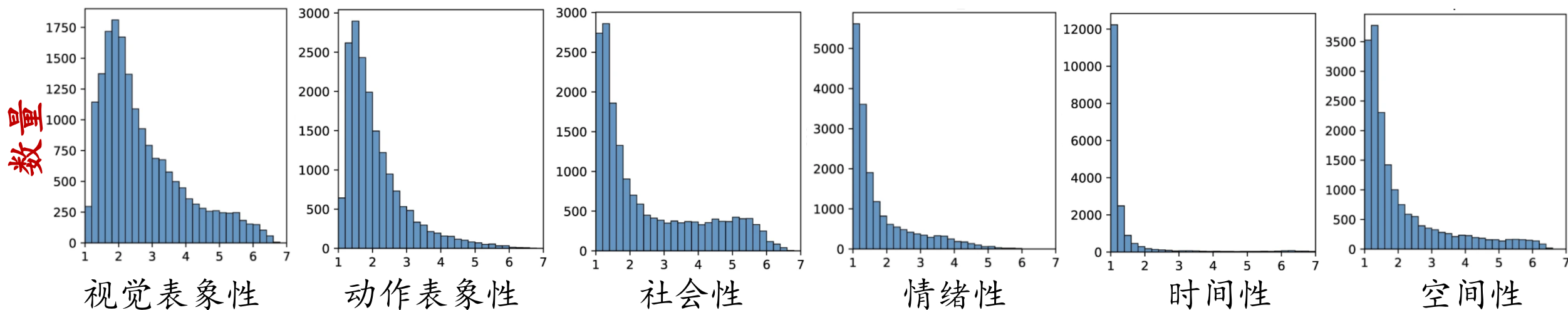
+ 中国语言数据联盟语料库(Chinese LDC) } $\Rightarrow$ 三位独立评分员 **12814**

② 我们发布的两个 fMRI数据集(Sci. Data., 672) + 多模态故事 **4915**

③ 威斯康辛医学院和普林斯顿大学的英语语义评价实验词汇的中文翻译 **211**

(3) 大规模汉语语义评分及其计算扩展数据集

- 被试: 30位汉语母语被试。
- 6个语义维度: 视觉表象性、动作表象性、空间性、时间性、社会性和情绪性。
- 主观标注数据集: **17940** 个中文词汇 (**12814 + 4915 + 211**)。



- 通过计算方法对拓展数据集进行语义标注: **1427992**个中文词汇(新华网)和**1515633**个英文词汇(维基百科)

Scientific Data, (2023) 2: 106



(4) 多模态认知基准数据集

- **5个中文数据集和4个英文数据集**: 词级别fMRI、语篇级别的fMRI和MEG; 词级别的语义标注数据; 句子级别的眼动数据。

用于评测LLMs 的认知能力

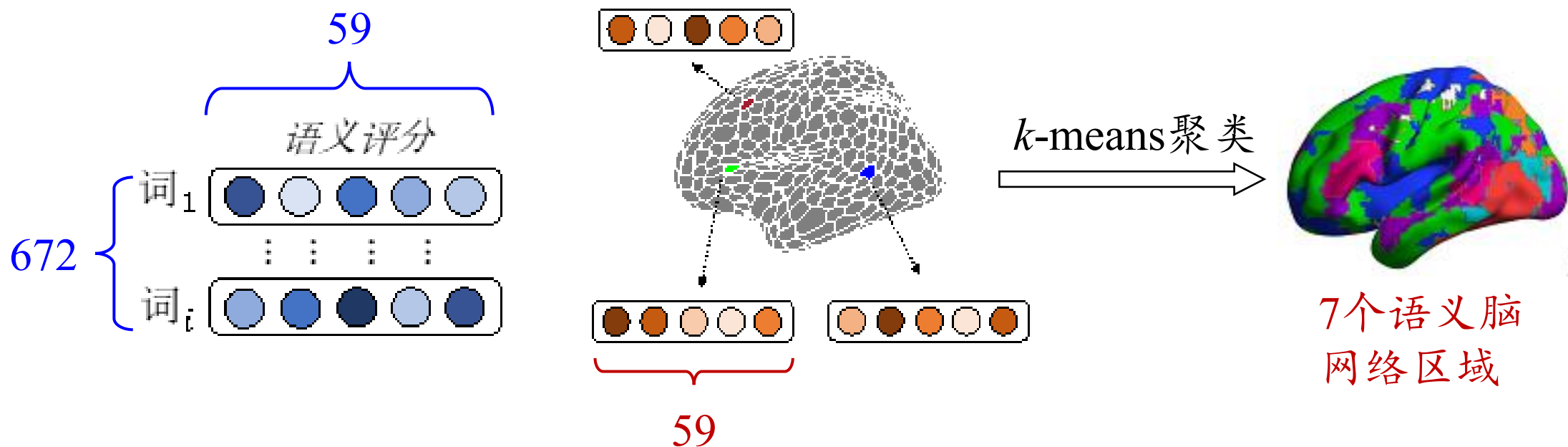
Language	Modality	Source	Stimuli	Subject	Unit	Tokens
Chinese	word semantic rating	CRSF	text	30	word	672
	word fMRI	CRSF	text	11	word	672
	eye-tracking	Zhang et al.	text	1718	sentence	170,331
	discourse fMRI	SMN4Lang	audio	12	discourse	52,269
	discourse MEG	SMN4Lang	audio	12	discourse	52,269
English	word semantic rating	Binder et al.	text	30	word	535
	word fMRI	Pereira et al.	text	15	word	180
	eye-tracking	ZuCo	text	30	sentence	36,767
	discourse fMRI	Zhang et al.	audio	19	discourse	47,356

Language Resources and Evaluation, (2025): 3005–3028

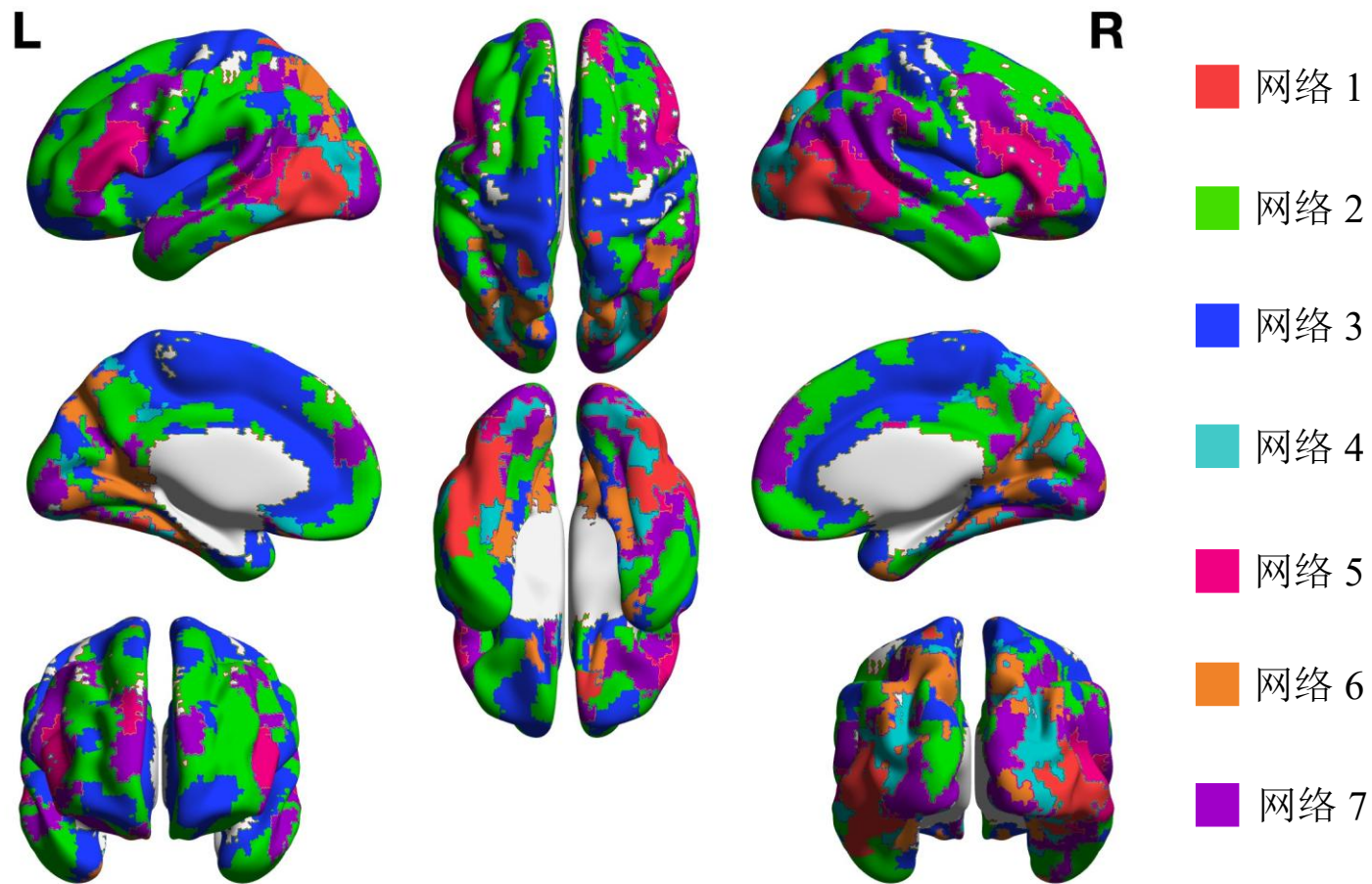
- ① S. Wang et al., An fMRI Dataset for Concept Representation with Semantic Feature Annotations. *Scientific Data*, (2022) 11:721, <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01840-2>
- ② S. Wang et al., A synchronized multimodal neuroimaging dataset for studying brain language processing. *Scientific Data*, (2022) 9: 590. <https://doi.org/10.1038/s41597-022-01708-5>
- ③ S. Wang et al., A large dataset of semantic ratings and its computational extension. *Scientific Data*, (2023) 2:106, <https://doi.org/10.1038/s41597-023-01995-6>
- ④ Y. Zhang et al. A Comprehensive Neural and Behavioral Task Taxonomy Method for Transfer Learning in NLP. In *Findings of IJCNLP-AACL* 2023, pp. 233–241
- ⑤ Y. Zhang et al. MulCogBench: A Multi-modal Cognitive Benchmark Dataset for Evaluating Chinese and English Computational Language Models, *Language Resources and Evaluation (LRE)*, (2025): 3005–3028, <https://doi.org/10.1007/s10579-025-09843-2>

● 建立基于特定认知功能的大规模脑网络划分方法

- **目的:** 通过表征相似性编码将大脑每个区域映射到可解释语义维度模型 (具身理论模型), 将每个脑区的语义信息分离出来, 生成语义表征矩阵, 并对该矩阵进行聚类得到大脑语义表征网络分区。

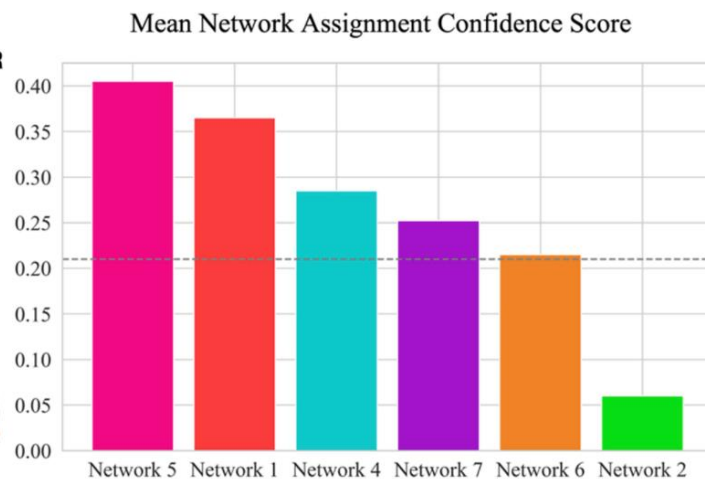
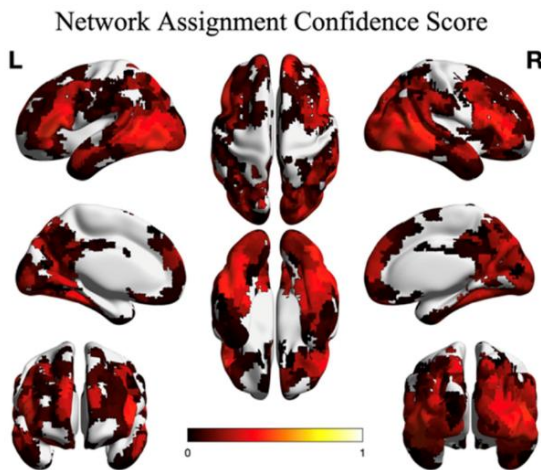


大脑语义网络分区

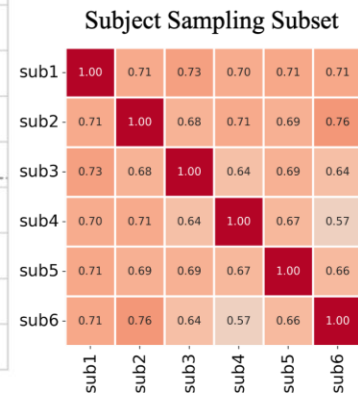


- ✧ 网络1和4位于颞叶和枕叶的腹侧与背侧区域，涉及**物体语义**；
- ✧ 网络6涵盖内侧颞叶及顶枕皮质，参与**空间语义**编码；
- ✧ 网络7与社会相关脑区高度重叠(背外侧前额叶皮质、颞顶交界处、前颞上沟和后扣带皮层)，参与**社会语义**表征；
- ✧ 网络3中的**运动区**和**感觉运动信息**相关。

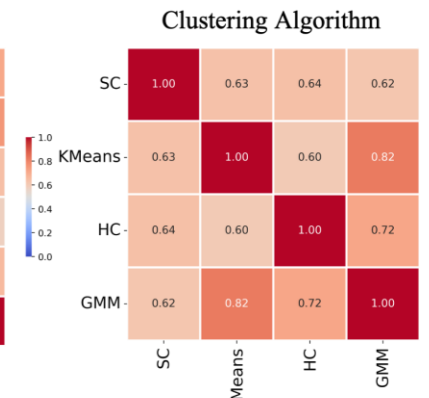
大脑语义网络的稳定性



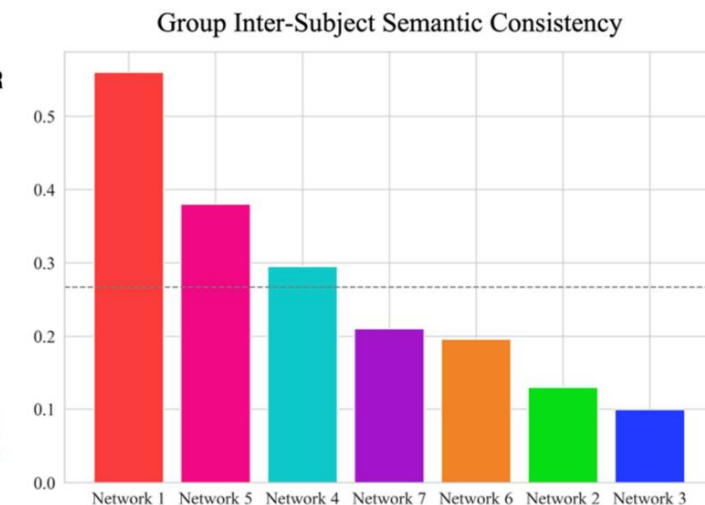
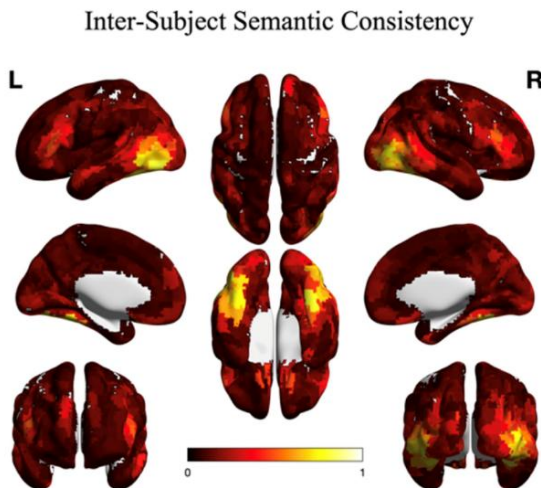
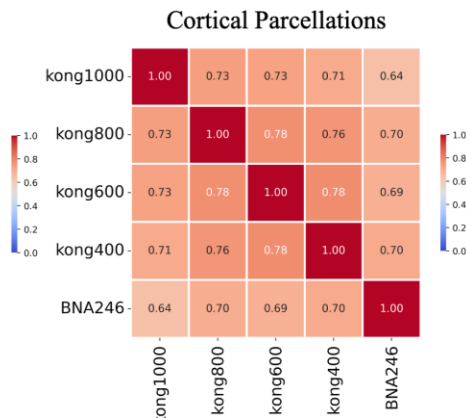
不同的被试



不同聚类算法



不同的皮层分区



- 使用不同被试子集、聚类算法以及皮层模版得到的语义网络间有极高的相似度；
- 网络置信度分数和主体间语义一致性均表明得到的语义网络有较高的稳定性。

大脑语义网络在通用认知功能中的参与情况

- 使用Neurosynth对每个语义网络进行解码分析

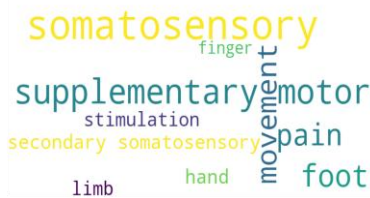
网络 1



网络 2



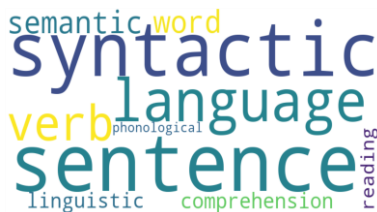
网络 3



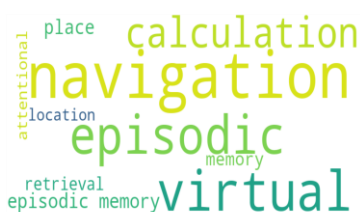
网络 4



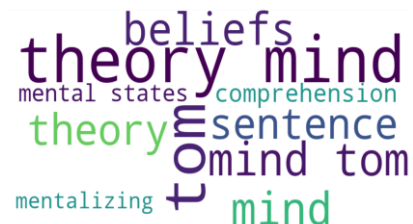
网络 5



网络 6



网络 7



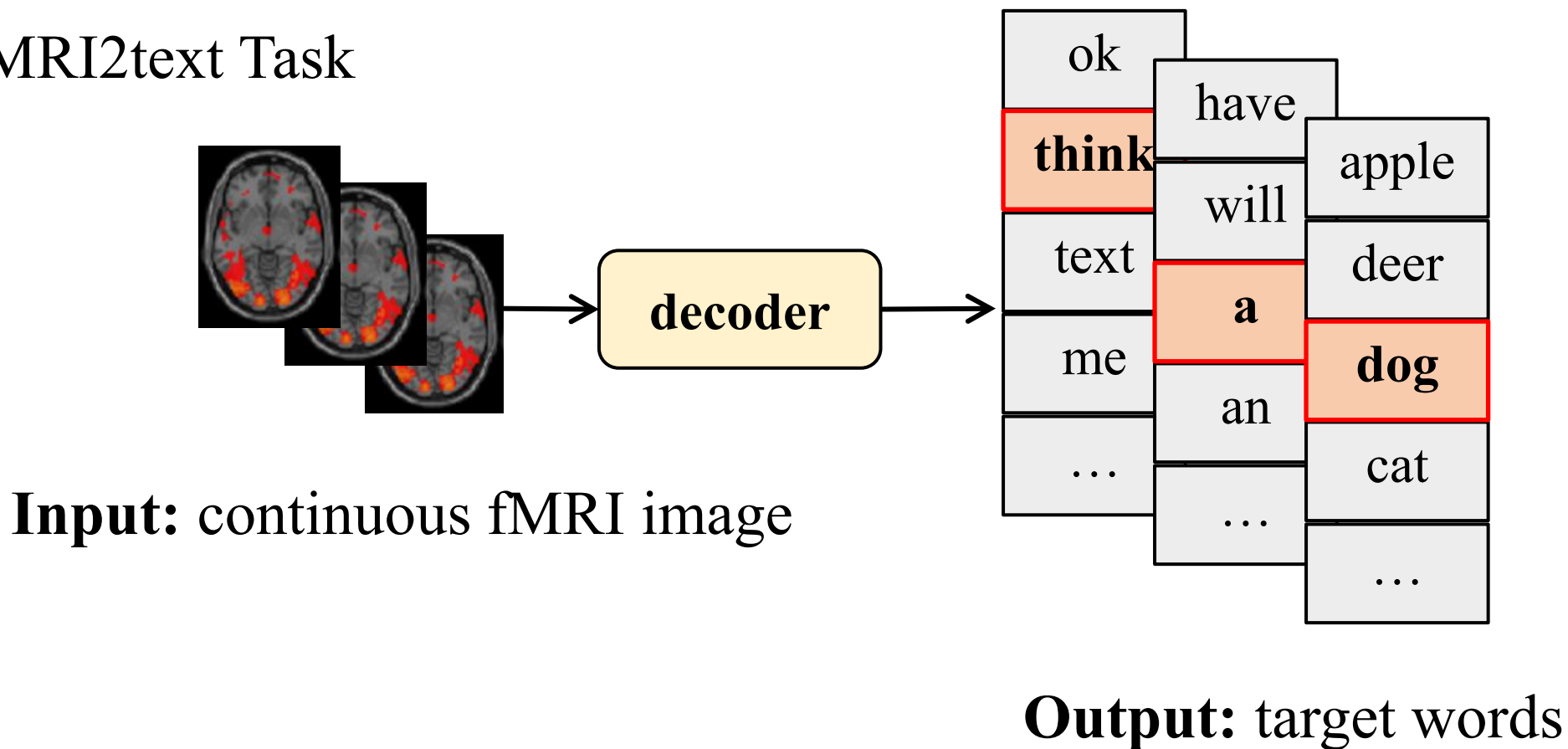
- 网络1、4，专注于视觉处理，主要识别人脸、物体和其他视觉刺激；
- 网络2，社会认知网络，涉及高阶认知功能，包括默认模式处理和触觉感知等；
- 网络3与躯体感觉和运动功能相关；
- 网络5，语言处理网络，涉及语言处理，包括语法、语义和音系；
- 网络6主要参与导航、情景记忆和空间处理。

NeuroImage, Feb. 2025

句子级神经解码

- 基本思路：借助预训练语言模型

fMRI2text Task



句子级神经解码

● 示例

(蓝色：内容一致；橙色：内容相似)

Ground Truth	MapGuide
<i>i say you know what uh this is a little funny but you're gonna have to show me the way to get home because although i'm twenty three years old i don't have my driver's license yet</i>	<i>i say no and then he goes i can't i don't know i'm too old to drink i didn't have a license for years i couldn't do it and</i>
<i>and i just jumped out right when i needed to and she says well why don't you come back to my house and i'll give you a ride i say ok great and we start walking and uh</i>	<i>but i wanted to so i said no so we go back to her place and i say hey come over and we start talking and then we get</i>
<i>that's not i don't know where i want to be but i know it's not that and then it gets a little deeper and we share some other stuff about what our lives are</i>	<i>i know that i didn't really understand it but i remember a lot of other stories i used to share with my friends that are related</i>

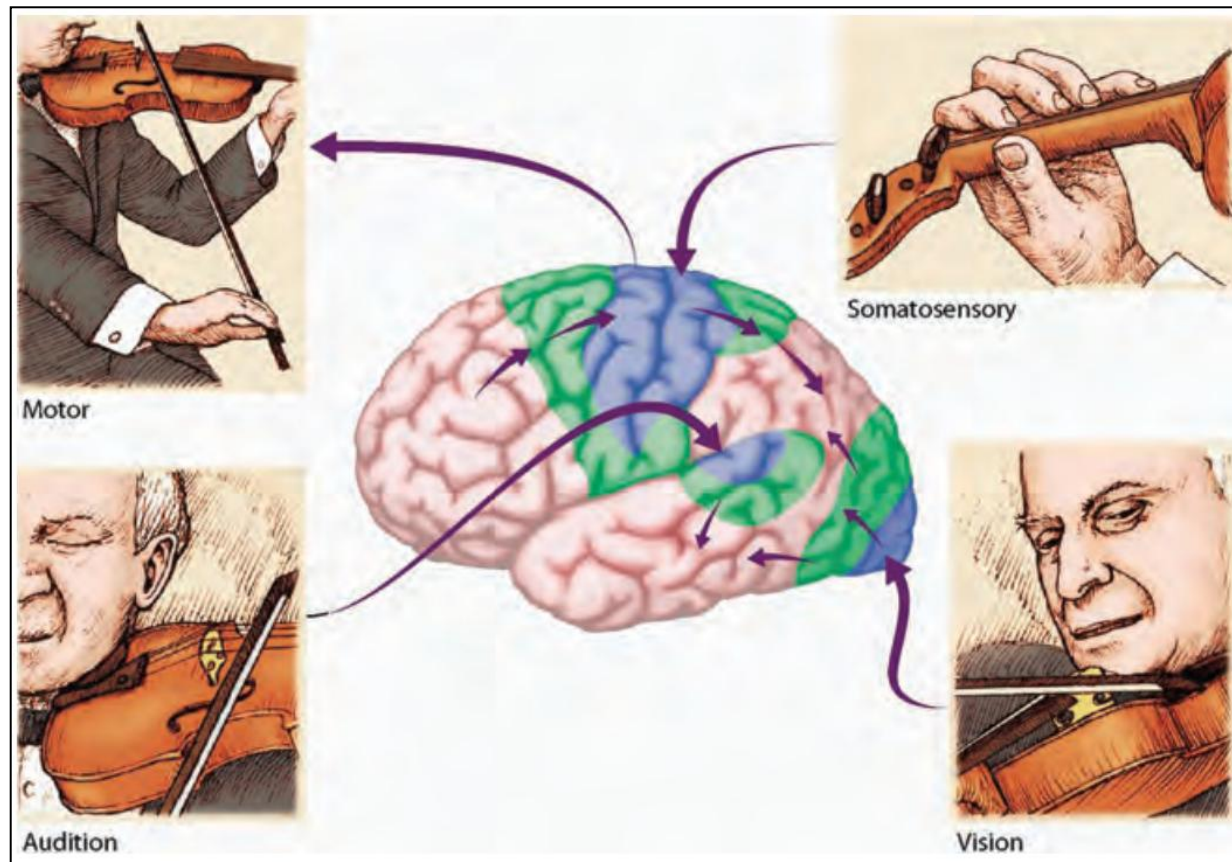
Proc. of NAACL 2024.

- ① X. Zhang et al. Is the Brain Mechanism for Hierarchical Structure Building Universal Across Languages? An fMRI Study of Chinese and English. *Proc. of EMNLP 2022*
- ② X. Zhang et al. How Does the Experimental Setting Affect the Conclusions of Neural Encoding Models? *Proc. of LREC 2022*, pp. 6397–6404
- ③ X. Zhang et al. Probing Word Syntactic Representations in the Brain by a Feature Elimination Method. *Proc. of AAAI 2022*
- ④ J. Sun et al. Neural Encoding and Decoding with Distributed Sentence Representations, *IEEE TNNLS*, Vol.32, No.2, pp.589-603, 2020
- ⑤ J. Sun et al. Distill and Replay for Continual Language Learning. *Proc. of COLING 2020*, pp. 3569-3579
- ⑥ Y. Zhang et al. Navigating Brain Language Representations: A Comparative Analysis of Neural Language Models and Psychologically Plausible Models. In *Proc. of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*. Vol. 46. 2023

- ⑦ Y. Zhang et al. A simple clustering approach to map the human brain's cortical semantic network organization during task. *NeuroImage*, Feb. 2025
<https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2025.121096>
- ⑧ S. Zou et al., Cross-Modal Cloze Task: A New Task to Brain-to-Word Decoding. In *Findings of the Association for Computational Linguistics (ACL 2022)*, pages 648 - 657, May 22-27, 2022
- ⑨ S. Zou et al., Towards Brain-to-Text Generation: Neural Decoding with Pre-trained Encoder-Decoder Models. *Proc. of NeurIPS 2021 AI for Science Workshop*. December 6 - 14, 2021(online)
- ⑩ X. Zhao et al., MapGuide: A Simple yet Effective Method to Reconstruct Continuous Language from Brain Activities. *Proc. of NAACL 2024*

(1) 借鉴人脑的分区工作机理

An Important Attention-head Pruning (IAP) method has been proposed to quantify the degree of functional specialization in the multi-head attention of Transformer-based models.

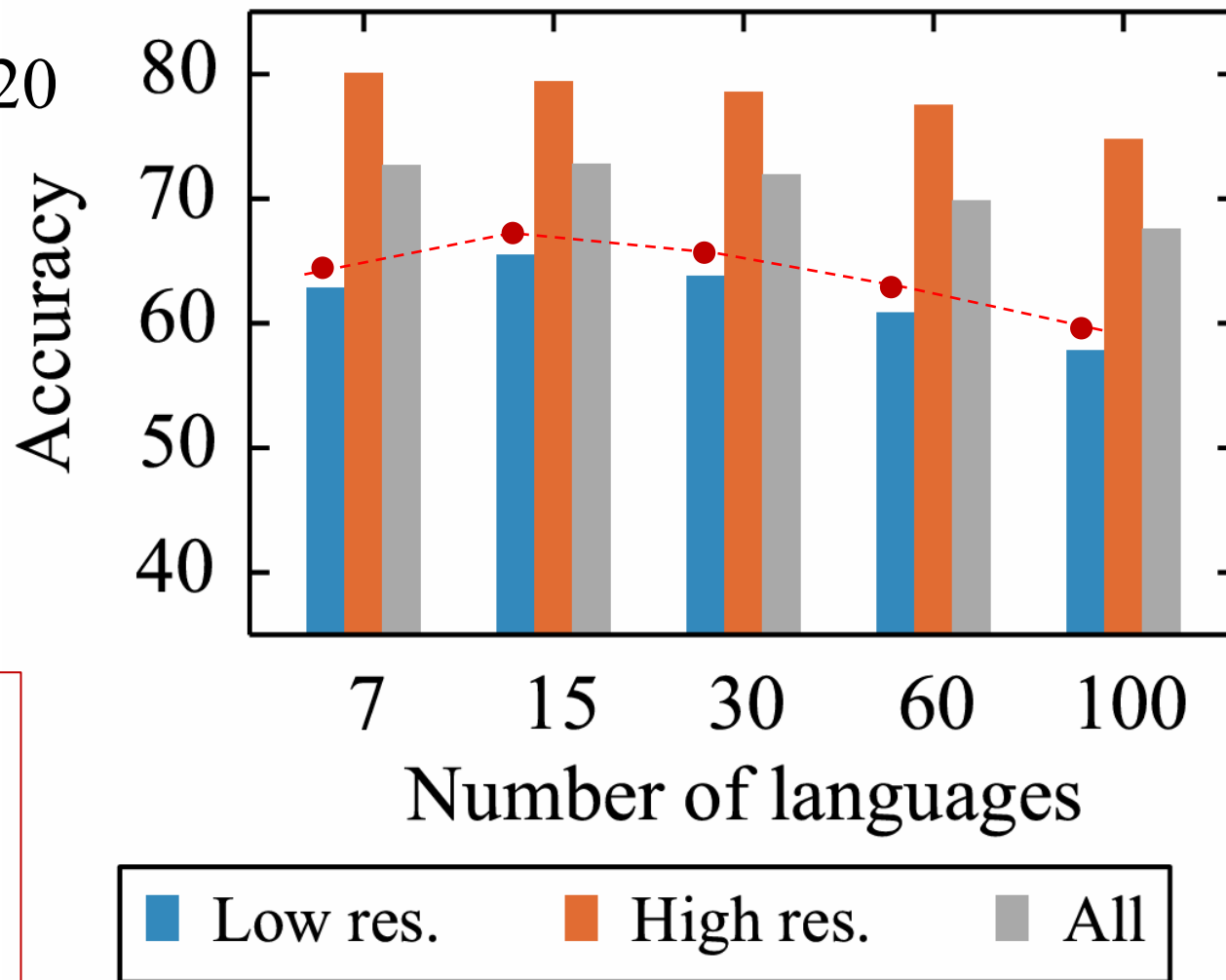


C. Li et al., Interpreting and Exploiting Functional Specialization in Multi-Head Attention under Multi-task Learning. *Proc. of EMNLP 2023*, pages 16460–16476.



(2) 人脑的多语言掌控与大模型多语言诅咒问题消解

Proc. ACL 2020



C. Li et al., Group then Scale: Dynamic Mixture-of-Experts Multilingual Language Model. *Proc. of ACL 2025*, pp. 1730–1754

结束语

- 大语言模型为探索人脑理解语言的神经机制提供了新的研究思路和技术手段;
- 借助于对人脑功能和认知机理的认识, 改进大语言模型的结构, 提升已有模型的语言理解能力, 甚至建立新的轻量化、低能耗、绿色NLP方法, 并非异想天开;
- 我不反对开展大语言模型相关研究, 但我反对整个领域都走同一条路; 我对快速发展的大模型技术对各领域带来的冲击同样“焦虑”, 但我不认为除了大模型CL/NLP研究无路可走;

结束语

- 计算语言学没有退路，也无需有退路；
- 语言认知计算和受脑启发的NLP方法只是其中一条值得探索的研究之路，或许还有更多的可能将语言学、心理语言学和计算语言学相结合；同时，大语言模型与其他研究思路并不是对立的，而是可以相辅相成，共同促进。

Everyone is heading west, I am heading east.

谢谢!
Thanks!

