

# 跨越人机界限：人脑与大语言模型在翻译认知机制中的异同比较研究

韩志力\*, 蒋慧仪

浙大宁波理工学院, 浙江 宁波 315100

DOI:10.61369/EST.2025030002

**摘要**：本研究通过系统比较人脑神经网络和大语言模型（如 BERT、GPT 等）在语言翻译中的结构、机制和情感加工差异，深入探讨二者在语言理解、上下文处理与翻译生成方面的优劣势。结果表明，人脑在情感表达和上下文灵活性上具有独特优势，而大语言模型在翻译效率和准确性上表现突出。基于这些发现，我们提出了优化路径：一方面，从人脑认知机制汲取灵感以改进机器翻译模型的情感和文化处理能力；另一方面，利用大语言模型的技术优势提升人类译者的实践能力。特别地，我们探讨了如何在翻译过程中实现情感表达与文化嵌入的平衡，包括设计情感文化标签、多候选译文筛选、人机协同翻译流程等策略。最后，我们结合大语言模型的最新研究进展，为翻译人才培养提供新视角与建议，以期促进人机融合的翻译新范式发展。

**关键词**：人脑翻译机制；大语言模型；情感表达；文化嵌入；神经机器翻译

## Crossing the Boundary Between Humans and Machines:

## A Comparative Study of the Cognitive Mechanisms of the Human Brain and Large Language Models in Translation

Han Zhili\*, Jiang Huiyi

NingboTech University, Ningbo, Zhejiang 315100

**Abstract** : This study systematically compares the neural processes of the human brain and large language models (LLMs, e.g., BERT, GPT) in translation, focusing on differences in structure, mechanism, and emotion processing. We explore their respective strengths and weaknesses in language comprehension, context handling, and translation generation. The results indicate that the human brain holds unique advantages in emotional expression and contextual flexibility, whereas LLMs excel in translation efficiency and accuracy. Building on these findings, we propose paths for improvement: on one hand, drawing inspiration from human cognitive mechanisms to enhance machine translation models' capacity for emotion and cultural context; on the other, leveraging the technical strengths of LLMs to augment human translators' practice. In particular, we discuss how to balance emotional expression and cultural embedding in translation, including strategies such as multi-dimensional emotion-culture tagging, multi-candidate output reranking, and human-AI collaborative workflows. Finally, incorporating the latest developments in LLM research, we offer new perspectives and suggestions for translator training, aiming to advance a novel paradigm of human-machine collaborative translation.

**Keywords** : human brain translation; large language models; emotional expression; cultural embedding; neural machine translation (NMT)

## 引言

作为一种模拟人脑工作机制的先进计算模型，神经网络通过其独特的层叠结构有效提取数据中的复杂特征，为自然语言处理领域带来了划时代的突破<sup>[1]</sup>。随着深度学习技术的飞速进步，基于神经网络的模型已经广泛应用于机器翻译系统，尤其在神经机器翻译（Neural Machine Translation, NMT）领域表现出色。这些翻译系统在翻译质量上已经普遍超越了传统的统计机器翻译技术，极大地促进了跨语言交流的便利。尽管人工神经网络在功能上取得了令人瞩目的成就，但它们在结构、功能和运作机制方面与人脑神经网络相比仍存在显著差异。

项目信息：浙大宁波理工学院校级人才引进科研启动项目（项目编号：20250113Z0038）。

通讯作者：韩志力，邮箱：hanzhili1995@gmail.com

典型的神经机器翻译系统主要由编码器-解码器架构和注意力机制构成。编码器将源语言句子转换为蕴含丰富语义信息的中间表示（如固定长度向量或序列）；解码器根据这些表示生成目标语言句子；注意力机制则使解码器在生成过程中能够动态聚焦源句子的不同部分，从而提升翻译质量<sup>[9]</sup>。这种端到端的翻译方法简化了翻译流程，提高了效率，并能够更好地处理长句和复杂语境，在准确性上明显优于逐句翻译等传统方法。

相较之下，人脑神经网络通过高度并行的神经网络进行信息处理和语言理解。人脑中的神经元通过突触连接形成错综复杂的网络，使大脑能够执行记忆、学习、推理等复杂认知功能<sup>[9]</sup>。在人类翻译过程中，大脑能够综合考虑上下文、语境、文化背景和情感意图等因素，生成自然流畅且具有文化内涵的译文<sup>[4]</sup>。这种能力部分源于人脑长期进化和个体经验所塑造的认知灵活性和情感共鸣机制。

本研究从神经网络的基本架构出发，比较人脑与大语言模型在翻译过程中的异同，重点分析两者在翻译质量、上下文理解、情感表达和文化嵌入等方面的差异，以及这些差异对译文的影响。我们将评估两种系统各自的优劣势，进而提出如何融合人脑认知优势和机器计算优势来提升翻译性能的具体路径。最后，我们展望未来的发展方向，为翻译技术的研究和应用以及翻译人才培养提供参考。

## 一、人脑神经网络与大语言模型神经网络的基本结构

### （一）人脑神经网络的结构与功能

人脑神经网络由约860亿个神经元和约 $10^{14}$ 个突触组成<sup>[9]</sup>，是自然界最复杂的计算系统之一。神经元通过树突、轴突和突触实现电化学信号传递，并与神经胶质细胞协作，后者提供代谢支持和髓鞘包裹以提高传导效率。大脑结构包括分层皮层与跨区网状连接，拓扑布局沿背-腹、前-后与内-外轴分布，受基因调控并在发育中成形。这一高度可塑、具自组织能力的网络使人脑具备终身学习与环境适应能力<sup>[4]</sup>。

在翻译过程中，多个脑区协同参与<sup>[9]</sup>：听觉或视觉皮层负责感知语言输入，韦尼克区解析词汇与句法，额叶皮层与顶叶联合区支持语义重构与工作记忆，布罗卡区及其相关运动皮层规划输出目标语言表达。此外，大脑还调用语义记忆和文化知识，以确保译文符合语言习惯。前额叶皮层与边缘系统（如杏仁核、岛叶）的联动使情绪意图得以融合于译文之中，从而实现语义与情感的双重贴合。这种综合神经加工能力保障了人类译者在面对复杂语境与文化差异时的灵活应对。

对人脑翻译机制的研究，不仅深化了我们对认知神经功能的理解，也为人工智能翻译系统的发展提供了重要启示。例如，人脑的并行处理与联想记忆特征促成注意力机制与记忆模块在神经网络中的应用，其可塑性也激发了对持续学习算法的探索。因此，作为参考范式，人脑结构与功能为构建更具适应性与人类特质的翻译模型提供了关键引导。

### （二）大语言模型神经网络的结构与功能

大语言模型（LLM），如BERT与GPT系列，基于Transformer架构构建，通过自注意力机制并行处理序列数据<sup>[6]</sup>。其网络结构由多层堆叠的编码器和/或解码器组成，包含多头注意力与前馈子层，并配以残差连接和层归一化以提高训练稳定性。以GPT为代表的自回归模型在文本生成中通过预测下一个词项（token）实现语言建构<sup>[7]</sup>。随着模型规模不断扩大，GPT-3拥有1750亿参数，GPT-4在推理能力上更进一步。这些模型在大规模语料上进行无监督训练，掌握了丰富的词汇语义和上下文规律。其“神经元”与“突触”由可训练参数与权重矩阵构成，运行依赖高性能计算资源，物理形态与人脑显著不同。

尽管大语言模型（LLM）缺乏人脑的可塑性，其基于Transformer的结构已展现强大语言处理能力，能通过注意力机制捕捉长距离依赖关系，高效生成译文，并在处理速度上远超人类。

然而，LLM不具备内在情感系统，其情感表达仅依赖训练语料中的模式<sup>[9]</sup>。特别是在跨文化语境中，由于语料偏向英美文化，模型更善于生成西式表达，难以精准模拟其他文化中的细腻情感。

### （三）两种神经网络的结构比较

为更直观地理解人脑神经网络与大语言模型神经网络在结构和处理方式上的差异，我们将二者的关键特征进行对比，如下表所示：

表一 两种神经网络关键特征对比

比较维度	人脑神经网络	大语言模型神经网络
物理基础	生物细胞构成，电-化学信号传递	硅芯片参数矩阵，数字运算
结构规模	~86亿神经元，约 $10^{14}$ 突触，有自组织动态可塑性	数亿至千亿参数，训练后结构固定
处理方式	高度并行，分布式计算；局部与全局连接并存	并行矩阵计算实现序列处理（注意力机制）
可塑性与学习	终生可塑，持续根据经验和环境调整突触连接	静态参数，需额外训练才能更新；无在线自主可塑性
能量效率	生物代谢驱动，耗能低（约20瓦维持整个大脑）	计算资源驱动，耗能高（大型GPU/TPU集群）
情感处理	具备情感产生与感知机制；前额叶杏仁核等参与情绪调节	无内在情感机制；通过数据训练学习情感模式，缺乏真实情感体验

人脑具备情感调节、记忆整合与语境适应能力，使翻译更具情感与文化深度；而大语言模型虽在速度与语法方面表现出色，却难以精准处理情感和文化内涵。这一差异凸显了两者生成机制的本质不同，也为未来翻译技术的发展提供方向：应在提升模型效率的同时，增强其情感与文化处理能力，实现交流的深度与平衡。

## 二、情感表达和文化嵌入差异

在翻译过程中，情感表达和文化嵌入是影响译文质量的关键因素。它们不仅决定译文能否传达原文的情感意图和文化意涵，也深刻体现了人脑与大语言模型在认知与生成机制上的差异。本节将分别讨论两者在情感和文化处理方面的能力差异，并提出融合二者优势以提升翻译质量的策略。

### （一）翻译中的情感表达差异

情感表达是语言交流中承载情绪意图的深层信息。根据“心理建构情绪理论”，情绪是在语义、身体感受与情境交互中动态

形成的<sup>[9]</sup>。在人类翻译中，大脑通过语言与情绪相关的神经网络（如韦尼克区与前额叶 - 杏仁核 - 岛叶通路）整合语义与情感，使译者能够把握原文情绪基调，并通过合适措辞在译文中再现情绪色彩。譬如翻译愤怒语句时，译者常通过强化语气传达情绪张力，增强译文的情感真实感与表达温度。

相比之下，大语言模型对情感的处理主要依赖训练语料中的情感模式与统计规律。虽然模型可以模拟出带情绪色彩的语言，但这种模拟并非出于“理解”，而是源于数据驱动的共现关系<sup>[10]</sup>。因此，LLM 在表达基本情绪（如喜怒哀乐）方面相对准确，但面对讽刺、反语、隐含情绪等复杂情境时，表达效果有限。同时，受限于语料偏向，模型输出常体现出西方文化倾向，缺乏对多元文化情感语义的细腻感知。尽管如此，研究者正尝试提升 LLM 的情感翻译能力<sup>[11]</sup>。例如，有方法通过在提示中注入情绪标签来引导译文风格<sup>[7]</sup>，或借助情感分类器对候选译文进行重新排序<sup>[10]</sup>，以优化情绪匹配度。然而，即使应用上述策略，LLM 仍难以达到人脑在情感推理与文化语境适配方面的自然度。机器缺乏对讽刺、情绪转折或“弦外之音”的真相理解，依然是当前翻译智能化的关键挑战之一。

## （二）翻译中的文化嵌入差异

文化嵌入是优质翻译的关键，要求译文在语义准确的同时符合目标语言的文化规范与表达习惯。人类译者在社会文化环境中习得语言，具备识别并转换文化特征（如习语、幽默与礼貌形式）的能力，实现文化契合与原意传达的平衡。例如，表达愤怒的译文在中文中趋于委婉，而在西班牙语中则更为直接。这种“双文化”能力使译者能“移情”入目标文化中，增强情感传达<sup>[12]</sup>。

相比之下，大语言模型的文化适应力受限于训练数据的分布偏向。目前主流 LLM 多基于英语和西方语料，即使处理非西方语言，也易生成西式表达<sup>[13]</sup>。跨文化评估基准 CuLEmo 显示：仅在提供明确文化提示下，模型才会输出更符合目标文化的情感内容<sup>[14]</sup>；即使引入“文化链式推理”（CG-CoT）等方法，因此，LLM 在文化嵌入上的表现需要进一步与人脑对齐。

## 参考文献

- [1]Bahdanau D, Cho K, Bengio Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[J]. arXiv preprint arXiv:1409.0473, 2014.
- [2]Luong M T, Pham H, Manning C D. Effective approaches to attention-based neural machine translation[J]. arXiv preprint arXiv:1508.04025, 2015.
- [3]Zachlod D, Bludau S, Cichon S, 等. Combined analysis of cytoarchitectonic, molecular and transcriptomic patterns reveal differences in brain organization across human functional brain systems[J]. NeuroImage, 2022, 257: 119286.
- [4]Kujala J, Matveinen S, van Bijnen S, 等. The relationship between structural properties of frontal cortical regions and response inhibition in 6 - 14-year-old children[J]. Brain and Cognition, 2024, 181: 106220.
- [5]Friederici A D. The Brain Basis of Language Processing: From Structure to Function[J/OL]. Physiological Reviews, 2011, 91(4): 1357-1392. DOI:10/crdcmj.
- [6]Brazier C, Rouas J L. Usefulness of Emotional Prosody in Neural Machine Translation[J]. arXiv preprint arXiv:2404.17968, 2024.
- [7]Brazier C, Rouas J L. Conditioning LLMs with Emotion in Neural Machine Translation[J]. arXiv preprint arXiv:2408.03150, 2024.
- [8]Kwok L, Bravansky M, Griffin L D. Evaluating cultural adaptability of a large language model via simulation of synthetic personas[J]. arXiv preprint arXiv:2408.06929, 2024.
- [9]Lindquist K A. The role of language in emotion: existing evidence and future directions[J]. Current opinion in psychology, 2017, 17: 135-139.
- [10]Liu C C, Koto F, Baldwin T, 等. Are multilingual llms culturally-diverse reasoners? an investigation into multicultural proverbs and sayings[J]. arXiv preprint arXiv:2309.08591, 2023.
- [11]Troiano E, Klinger R, Padó S. Lost in back-translation: Emotion preservation in neural machine translation[C]//Proceedings of the 28th international conference on computational linguistics. 2020: 4340-4354.
- [12]Mesquita B. Between us: How cultures create emotions[M]. WW Norton & Company, 2022.
- [13]Dudy S, Ahmad I S, Kitajima R, 等. Analyzing Cultural Representations of Emotions in LLMs Through Mixed Emotion Survey[C/OL]//2024 12th International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII). IEEE Computer Society, 2024: 346-354.https://www.computer.org/csdl/proceedings-article/acii/2024/164300a346/26aU0uVjTgc. DOI:10.1109/ACII63134.2024.00044.
- [14]Belay T D, Ahmed A H, Grissom II A, 等. CULEMO: Cultural Lenses on Emotion - Benchmarking LLMs for Cross-Cultural Emotion Understanding[J]. arXiv preprint arXiv:2503.10688, 2025.
- [15]Thakur M. Culturally-Grounded Chain-of-Thought (CG-CoT):Enhancing LLM Performance on Culturally-Specific Tasks in Low-Resource Languages[A/OL]. arXiv, 2025. http://arxiv.org/abs/2506.01190. DOI:10.48550/arXiv.2506.01190.

## （三）融合人脑与机器优势的翻译提升路径

为弥合人脑与大语言模型在情感表达与文化嵌入方面的差异，本文提出以下融合策略，旨在推动人机协同翻译的发展，提升整体翻译质量：

首先，可在模型输入或训练阶段引入多维标签，包括情感强度、语气风格与文化背景，从而通过 prompt 控制生成符合目标语境的译文，如“愤怒—东亚礼貌式”或“幽默—美式风格”等指令有助于增强模型输出的语境适应性。其次，模拟人类译者策略，生成多版本译文，并引入自动或人工筛选机制，以选出最契合情境的表达版本，兼顾多样性与契合度。此外，构建人机协同流程也是关键路径，即让模型负责初步生成，人工聚焦于情感与文化敏感节点的润色，实现效率与质量的双重保障。最后，建立情感 - 文化评估体系，如引入 CuLEmo 基准或文化敏感评分，以量化译文在多文化情境下的表现，并将评估反应用于模型优化与译者训练之中。

通过上述路径，翻译实践可实现人脑情感洞察与机器处理能力的有机融合，逐步建立一种新人机协作范式：机器保障“信”“达”，人脑升华“雅”“情”，共同推动翻译向深度交流转型。

## 三、结论

人脑与大语言模型在翻译认知机制中各有特长。人脑擅长语境推理、情感加工与文化转换，而大语言模型则具备高速处理、精确对齐与广域覆盖的能力。二者在结构和功能上构成互补关系，理应以协同的方式共同服务于高质量翻译。未来翻译研究应注重神经认知机制对人工系统的启发，推动大语言模型在情感模拟与文化适应方面的演进；同时，翻译人才培养也应强调人机协同操作的能力，鼓励译者从语言转换者转型为文化润饰与风格把控的策划者。“跨越人机界限”不应是替代之争，而是融合共进的探索。理想的翻译生态，是人脑赋予语言以温度与意义，机器保障其效率与一致性。在人工智能与认知科学融合不断深入的今天，这种共生机制正成为跨文化交流未来的核心支柱。