

神经机器翻译在财经文本译后编辑中的应用分析

——以《经济学人》为例

李玥维¹, 唐丽君¹, 吕梅²

¹贵州财经大学外语学院, 贵州 贵阳

²贵州财经大学管理科学与工程学院, 贵州 贵阳

收稿日期: 2026年4月8日; 录用日期: 2026年5月26日; 发布日期: 2026年6月8日

摘要

神经机器翻译(NMT)技术显著提升了翻译任务的效率与质量。本文以《经济学人》财经类文章为研究对象, 本文选取典型翻译实例, 对比分析主流神经机器翻译输出与人工译文在多方面的差异, 探讨神经机器翻译在译后编辑实践中的优势与局限。研究发现, NMT在文化传递、情感表达等复杂任务中仍存在不足, 尤其在跨领域翻译的上下文理解与语义准确性方面面临挑战。基于案例分析, 本文进一步总结了译后编辑中常见的问题类型并讨论领域差异对机器翻译输出的影响, 以及人工编辑在修正语义偏差和语用失配中的关键作用。

关键词

人工智能, 神经机器翻译技术, 译后编辑

An Analytical Study on the Application of Neural Machine Translation in Post-Editing of Financial Texts

—Taking *The Economist* as a Case Example

Yuewei Li¹, Lijun Tang¹, Mei Lyu²

¹School of Foreign Languages, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang Guizhou

²School of Management Science and Engineering, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang Guizhou

Received: April 8, 2026; accepted: May 26, 2026; published: June 8, 2026

文章引用: 李玥维, 唐丽君, 吕梅. 神经机器翻译在财经文本译后编辑中的应用分析[J]. 现代语言学, 2026, 14(6): 141-151. DOI: 10.12677/ml.2026.146509

Abstract

Neural Machine Translation (NMT) technology has significantly improved the efficiency and quality of translation tasks. Focusing on financial and economic articles from *The Economist*, this paper selects typical translation instances to comparatively analyze the multifaceted differences between mainstream NMT outputs and human translations, exploring the advantages and limitations of NMT in post-editing practice. The study finds that NMT still shows deficiencies in complex tasks such as cultural transfer and affective expression, and faces particular challenges in context understanding and semantic accuracy within cross-domain translation. Based on case analysis, this paper further summarizes common error types encountered in post-editing and discusses the impact of domain differences on machine translation output, as well as the critical role of human editing in correcting semantic deviations and pragmatic mismatches.

Keywords

AI, Neural Machine Translation Tech, Post-Editing

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

全球化加速推动了跨语言交流需求，神经机器翻译(NMT)作为当前机器翻译的重要技术路径，显著提升了通用文本翻译的效率与可用性[1] [2]。然而，NMT 在专业领域尤其是财经文本的翻译中，仍面临语境适应性不足、术语一致性不稳以及文化内涵传递失准等问题[3] [4]。尤其在金融、宏观经济等专业场景中，领域特定术语会显著影响机器翻译质量，从而使专业文本的译后编辑需求更加突出[5]。

既有研究主要聚焦于 NMT 技术演进及译后编辑的必要性[1] [2] [6]，但对跨领域适配机制及其在财经文本中的具体表现讨论仍不充分。尽管已有研究开始比较生成式人工智能与 NMT 的翻译效果，但尚未结合财经文本高术语密度、高逻辑压缩度的语篇特征，系统分析领域特异性对翻译质量的影响[7]。已有成果表明，句子级上下文和领域适应方法可在一定程度上提升译文质量，但对复杂语境、篇章逻辑及多领域适配机制的解释仍有限[8]-[10]。

随着大语言模型的发展，翻译研究正由“直接生成译文”转向“自动译后编辑”的人机协同。LLMs 在长上下文建模、语义重组和表达自然度方面展现出较大潜力，已被应用于直接翻译、自动译后编辑、错误检测和质量反馈等任务[4] [11]。但现阶段，更现实的路径并非以 LLM 完全取代 NMT，而是在 NMT 输出基础上借助 LLM 进行针对性修正和质量提升[11]。

与此同时，现有译后编辑研究多停留于错误分类或必要性论证，对“错误类型 - 编辑操作”之间的对应关系关注不足[6] [12]。相关研究虽已指出错误类型会影响后续编辑投入，不同错误与不同修正行为之间存在内在关联[13] [14]，但这一思路在具体文本类型中的应用仍有待深化。因此，有必要结合财经文本，进一步分析何种错误更可能触发何种编辑操作，从而提炼更具针对性的译后编辑策略。

本文以《经济学人》2018~2025 年财经类文本为语料，通过案例分析的方法，对神经机器翻译在译后编辑中的表现进行定性研究。旨在从实践层面总结神经机器翻译在财经文本中的应用特点与局限，并在此基础上引入“错误类型 - 编辑操作”双维度框架，不仅对机器译文问题进行分类，而且进一步分析不

同类型错误与相应编辑操作之间的关联，进而提炼面向财经文本的译后编辑策略。

2. NMT 技术框架、LLM 翻译进展与理论演进

NMT 技术基于深度学习架构，从早期的循环神经网络(RNN)逐步演进至 Transformer 模型，实现了从局部语义建模到全局上下文捕捉的跨越[1][2]。其核心依赖编码器—解码器结构，并通过注意力机制优化长距离依赖处理能力，但其黑箱特性也使文化负载词、专业术语和隐含逻辑关系的误译问题仍较为突出[2][15]。

随着大语言模型的发展，翻译研究的技术路径进一步扩展到人机协同模式。已有研究表明，LLMs 在长上下文理解、语义重组和局部重写方面具有明显优势，尤其适合处理篇章协调、语气调整和表达优化等问题[4][11]；但在机器翻译任务中，LLM 更现实的作用并非完全替代 NMT，而是在已有机器译文基础上，结合错误标注与质量反馈进行自动译后编辑，从而提升译文质量[11]。

在此基础上，本文所采用的“双维度框架”不仅关注机器译文中的错误类型，还关注译后编辑中采取的具体修正操作，并进一步分析二者之间的对应关系。例如，遗漏和欠译往往引发增补操作，术语误译和搭配失准通常对应替换操作，语序失衡和结构紊乱更容易引发重排操作，冗余和过译则更常对应删除操作[13]。近年的 MQM-APE 研究进一步表明，错误标注并非孤立的评价标签，而可作为后编辑修正的触发依据，并通过后编辑结果反向验证错误识别是否真正有效[14]。由此，双维度框架的意义不再停留于静态分类，而是进一步服务于译后编辑策略的提炼与实践指导。

NMT 的翻译流程包含语料分词、词频统计与向量化映射(见图 1)。源文本经分割后生成子词单元，通过词嵌入层转化为高维向量，最终经解码器输出目标语言序列。该翻译流程虽提升了基础翻译的流畅度，但未解决领域差异导致的语义偏差问题。

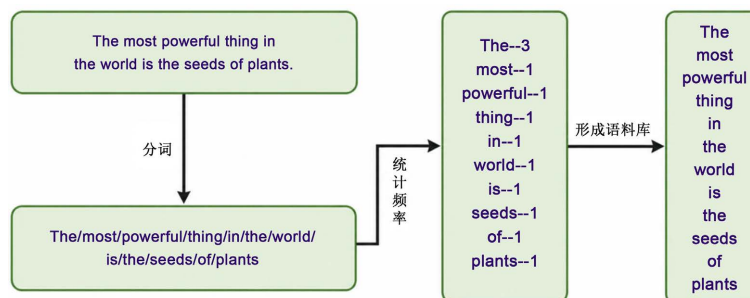


Figure 1. NMT framework flowchart

图 1. NMT 框架流程图

NMT 模型依赖编码器—解码器结构实现端到端映射，其训练流程包含语料分割、词频统计与向量化表示(见图 1)。NMT 模型翻译流程为先将完整的英文句子分割为较小单位词，然后统计每个词的出现频率，最后收集所有词形成一个高效的语料库。在自然语言处理中，NMT 有助于将语料切分为更具表达能力的子词单元，使得模型能够处理更多的词汇。

3. NMT 译后编辑的效能与局限分析

3.1. NMT 译后编辑的效能

3.1.1. 翻译质量提升

神经机器翻译的翻译质量更好，同时仍有很大的提升空间。对于统计机器翻译难以有效处理的多语

言机器翻译、长距离调序问题、模型迁移问题等，也能够高效处理[2]。

例 1: In both Kazakhstan and Uzbekistan central bankers have used gold to settle transactions with their trading partner without the need for SWIFT, a Western financial-messaging network from which many Russian banks have been barred.

NMT 翻译: 在哈萨克斯坦和乌兹别克斯坦，中央银行已使用黄金与贸易伙伴结算交易，避免使用 SWIFT——一个西方的金融信息网络，许多俄罗斯银行已被排除在外。

人工修改: 在哈萨克斯坦和乌兹别克斯坦，央行行长们与其贸易伙伴使用黄金进行交易结算，无需再使用 SWIFT 进行交易了——这个西方金融信息网络，目前许多俄罗斯银行已被其禁用。

例 1 中，词汇上 NMT 译文中“中央银行”等核心术语选取准确。词性转换上，NMT 将“without the need for”直接转换为“避免使用”，介词短语转换到动词词组，保证了句法结构的完整性。

NMT 模型在生成翻译初稿时可确保其准确性。通过持续接收人类修订反馈，系统能够利用其自我学习机制不断优化翻译质量和策略，实现“动态进化”，提升翻译效果。

3.1.2. 自动错误检测

NMT 技术在翻译后编辑中的另一大应用是自动错误检测和修正建议，可识别文本中存在的拼写错误或者语法错误，并根据上下文提供改进建议。

语义/逻辑关系偏差层面是翻译中最为常见的错误(见表 1)，该类错误在数量上占绝大多数。

Table 1. NMT error detection and correction record sheet

表 1. NMT 错误检测与修正记录表

句子 ID	原文	NMT 翻译	错误类型	修正次数	修正内容
1	Trump's bid to expand US influence in the Arctic is being called the Monroe Delusion .	特朗普试图扩大美国在北极地区的影响力这一举动被戏称为“ 唐罗伊妄想症 ”	语用与风格适配不足	1	“特罗妄想”(新门罗主义)
2	Legal teams fear AI hallucinations could lead to false citations in court filings.	法律团队担心 人工智能的误判 可能会导致法庭文件中出现错误的引用说明。	语义/逻辑关系偏差	1	AI 幻觉: 模型编造事实
3	It is a test case for the green transition in the Global South.	这是全球南方绿色转型的一个试验案例。	无	0	无修正
4	Prompt engineering has become a highly paid skill as firms race to optimize AI outputs.	随着企业纷纷努力优化人工智能的输出效果， 数据工程 这一领域已发展成为一项高薪职业。	语义/逻辑关系偏差	1	提示词工程
5	Many firms use quiet firing —cutting hours, freezing promotions—to reduce headcount.	许多公司采用“ 低调裁员 ”的方式——减少工时、暂停晋升——以缩减员工人数。	语义/逻辑关系偏差	1	隐性解雇(减工时、冻晋升)

数据来源: 经济学人。

修正后的译文确保了专业术语的准确性和文本的一致性。整体来看，NMT 翻译在大多数情况下能保持较高的准确性，修正后的译文更符合标准，尽可能地减少了误解和阅读障碍。

3.1.3. 译者-NMT 协同效率提升

借助 NMT 技术，翻译后编辑工具可以为译者提供初步的高质量翻译，译者只需专注于细节调整(特

别是涉及文化、语境和风格的内容)。神经网络机器翻译译后编辑在时效性和成本上凸显巨大优势[7]。

此外, NMT 辅助工具能够在翻译后编辑过程中自动检测语法错误、拼写错误, 并快速提供改进方案, 进一步加速了人类工作进度。

3.1.4. 语境优化

现有的 NMT 结构只关注与下一个目标词相关的源词级上下文信息, 而忽略了基于句子级上下文的主题信息[8]。在处理涉及差异化的文本时, NMT 系统可以基于训练数据提供语境相关的优化建议, 帮助译者进行更加准确的翻译, 避免生硬的直译, 从而增强译文的地道性和文化适应性。

例 2: Large-scale, advanced manufacturing requires stable electric grids, available water, redundant data and telecommunications networks, and efficient transportation corridors that can handle increased freight and supply chain volumes. U.S. infrastructure is subpar on all those fronts.

NMT 翻译: 大规模的先进制造业需要稳定的电力网络、充足的水资源、冗余的数据和电信网络, 以及能够应对不断增长的货运和供应链量的高效运输走廊。而在这些方面, 美国的基础设施都表现不佳。

人工修改: 先进大型制造业的发展, 离不开电力系统的稳定运行、水资源的充分保障、数据与通信网络的覆盖, 以及交通通道的顺畅, 以应对不断增长的货运量和供应链需求。而在这些重要领域, 美国的基础设施水平均不如人意。

例 2 中 NMT 对条件结构基本忠实, 但在中文中出现信息层级不清的问题, 表达冗长、逻辑层次弱。人工修改通过对并列成分进行句式重组并适度删减重复修饰, 使条件链条呈现为更符合汉语“分项铺陈”的表达, 逻辑清晰度增强。

3.2. 存在的主要问题

NMT 技术在译后编辑仍存在一定的问題, 例如语料库差异、上下文理解不足以及知识迁移能力有限, 这些问題影响了 NMT 生成译文的准确性和效率。

以下是为提升案例分析的可比性与概括性(见表 2), 本文采用“错误类型 - 编辑操作类型”双维度框架对译后编辑实例进行编码与归类。错误类型维度用于识别 NMT 输出中问題发生的语言层面, 编辑操作类型维度用于描述译后编辑采取的修正策略, 并在同类案例对比基础上归纳共性规律。

Table 2. Two-dimensional framework of “error types and editing operations”

表 2. “错误类型 - 编辑操作类型”双维度框架表

	类别	判定要点	常见表现
A. 错误类型 (Error Types)	A1 术语与专名偏差	术语、机构名、专名译法不规范/不一致	机构名误译、专名音译/意译不当、术语选词不专业
	A2 句法结构与信息组织问题	长句层级、并列链条、修饰关系、指代衔接不清	并列堆砌、从句关系不明、信息顺序不符合汉语逻辑
	A3 语义/逻辑关系偏差	逻辑或语义强度被弱化	“only/however”强调丢失、否定范围错、转折不突出、程度词弱化
	A4 语用与风格适配不足	语气、立场、隐含评价、修辞、文化负载表达不贴合	习语直译、生硬书面、评价色彩偏差、文化含义缺失

续表

B. 编辑操作类型 (Editing Operations)	B1 替换(lexical substitution)	用更准确或适配的词或短 语替换原译法	术语替换、搭配调整
	B2 增补(addition)	为补足汉语表达所需的主 语、逻辑连接、背景信息 而添加必要成分	补连接词、补主语/宾语、 补解释性短语
	B3 删减(deletion)	删除重复修饰、冗余成分 或不必要的直译痕迹	去掉重复定语
	B4 重组(restructuring)	拆分/合并句子、调整语 序、重排并列结构	长句拆分、并列分项铺 陈、把从句改成短句串联
	B5 风格调整(stylistic/tonal adjustment)	调整语气、强调、衔接, 使译文符合文体	增强转折力度、恢复强 调、统一正式度、提升语 篇连贯

3.2.1. 数据质量与模型训练的依赖性

在翻译后编辑过程中, AI 需要高质量的语料库来进行持续的优化, 才能提供精确的修正建议。不同领域或专业的翻译需要专门的 NMT 模型进行训练, 以适应特定的翻译需求。神经机器翻译模型的训练依赖于相当大的平行语料库才能学习到有效的目标语言序列分布规律从而得到有效的翻译输出[3]。

例 3: Amazon's sites now have more than 350,000 robots of various sorts deployed worldwide. But even that is not enough to secure its future.

NMT 翻译: 如今, 亚马逊在全球各地的站点已部署了 35 万多台各种类型的机器人。但即便如此, 这仍不足以确保它的未来。

人工修改: 目前, 亚马逊已在全球各地的运营站点部署了 35 万多台不同类型的机器人。但即便如此, 这仍不足以确保其未来的竞争优势。

例 3 中 NMT 翻译基本保留了原文的信息顺序, 能够较清楚地呈现仓储作业方式的变化。但在术语处理和表达习惯上, NMT 翻译与人工翻译仍存在差异。相比之下, 人工翻译在“fulfilment centres”等术语处理上更符合行业语境。

不同专业文本往往具有特定术语和语用特点, 只有通过专门化 NMT 模型训练, 才能更好适应特定翻译需求。

3.2.2. 译者选词的影响

面临对文学性、艺术性要求较高的文本时, 机器翻译仍无法完全理解其复杂的上下文和语境, 难以替代人工译者的创造力。知识翻译领域 NMT 的译文质量并不理想, 知识错误、省略信息以及译文质量不佳的问题仍突出[4]。在词汇层面, 人工翻译译文的词语翻译熵值高于译后编辑译文的熵值, 表明译者在人工翻译中选词更为多样, 概率分布更为分散[6]。

甚至机器翻译会影响译者的选词过程, 限制译者的创造能力, 阻碍译者识别机译错误, 导致译后编辑译文出现语义误差。机译文本在词汇和句子方面会引导和限制译者的创造力, 导致机后编译的同质化高, 词汇选择几乎一致, 处理的文本逻辑结构相似, 呈现的文本丰富度低, 对长句逻辑结构处理不佳[15]。

例 4: A single piece of software oversees the entire production line, which is capable of pumping out 130 cordless power tools every hour under the supervision of just seven humans. The assembly line it replaced in China needed up to 40 workers

and rarely produced more than 100 an hour.

NMT 翻译：整个生产线由一个软件系统监督，在仅有 7 人监督的情况下，每小时能够生产 130 件无绳电动工具。它所取代的中国生产线需要多达 40 名工人，而且每小时产量很少超过 100 件。

人工修改：整条生产线由一套软件统一管控，只需 7 名工人值守，每小时就能产出 130 件无绳电动工具。而它所取代的传统生产线，最多要配备 40 名工人，每小时产量却很少超过 100 件。

例 4 中 NMT 翻译基本保留了原文的句子顺序和主要信息，能够较完整地再现产线运行过程。但在一些细节处理上，NMT 翻译与人工修改有所不同。相比之下，人工修改在动作表达、专业用语和语气呈现上更贴近技术语境，也更能体现原文的对比关系和表达重点。

3.2.3. 上下文理解的局限性

长句子中多层次的修饰、并列和从句结构，以及文化背景的隐含信息，往往无法被机器完全捕捉到。当进行翻译模型训练时，出于加快训练速度、减少资源消耗等因素的考虑，通常会将训练语料的句长限制在一定范围内，这就使得训练出来的模型在面对过长句子的时候不具备相应的推断能力，从而导致此类错误的产生[6]。大模型对特定领域知识的匮乏，以及对上下文语义理解的局限性，导致翻译结果可能出现事实性错误、信息缺失或语义偏差[1]。

例 5: THE LEFT-HANDED have long struggled in a right-handed world. But they are over-represented in one field: one-to-one sports such as fencing and tennis. The conventional explanation for this is that the scarcity of lefties (around one person in ten), means right-handed athletes lack familiarity with them as opponents.

NMT 翻译：左撇子长期以来一直在一个以右手为主的世界中挣扎。但在某个领域，他们的比例却明显偏高——那就是击剑、网球等一对一的运动项目。对此的传统解释是：由于左撇子人数稀少(约占十分之一)，右手选手缺乏与左手对手对抗的经验。

人工修改：在一个以右撇子为主导的世界里，左撇子长期面临诸多不便但在某一领域，左撇子的比例却明显偏高：击剑、网球等一对一对抗性运动中，左撇子选手尤为常见。对此的传统解释是，左撇子人数稀少(约占总人口的 1/10)，导致惯用右手的运动员在面对左撇子对手时，缺乏与之对抗的经验。

例 5 在处理原文“they are over-represented in one field”时，NMT 不仅传达了“over-represented”的含义，还保留了“——那就是”的简洁转折结构，符合中文表达的流畅性，而人工翻译中加入了“尤为常见”的补充语(见表 3)。

Table 3. Correlation analysis summary table

表 3. 相关分析汇总表

例句	错误类型	编辑操作类型	结论
例 1 (...used gold...without the need for SWIFT...)	术语与专名偏差；句法信息组织(同位语/定语从句处理)	增补	需要通过措辞与衔接微调来增强自然度与可读性。
例 2 (Large-scale...requires... and... and...)	句法结构与信息组织问题	重组；删减	该例并列成分多、信息链条长时，需用重组把逻辑关系显性化。
例 3 (A DECADE AGO Amazon started to...)	术语与专名偏差；句法结构与信息组织问题	替换；重组	NMT 中易出现直译倾向，译后编辑主要通过术语替换与句式重组提升适配性和表达自然度。

续表

例 4 (In a factory on the Carolinas' border...)	术语与专名偏差; 语义/逻辑关系偏差; 语用与风格适配不足	替换; 重组; 风格调整	需通过专业用语替换、句法重组和语气调整恢复原文重点。
例 5 (The conventional explanation...)	句法结构与信息组织问题; 语用与风格适配	重组; 增补	需拆分层级与补足衔接, 突出对比转折的论述推进。

4. 提升 NMT 技术在译后编辑能力的路径

4.1. 与对抗性推理网络相结合

可以将 NMT (Neural Machine Translation, 神经机器翻译) 模型与对抗性推理网络相结合, 通过迁移学习与对抗性推理的协同作用, 增强了模型在跨领域英语翻译中的上下文理解与推理能力(见图 2)。在该框架中, 对抗性推理网络主要用于增强模型的上下文理解, 通过引入对抗样本, 使译文生成过程能够抵御语义扰动, 提高模型在复杂语境下的鲁棒性与稳定性, 实现跨语域知识的统一表征, 使其在处理不同类型文本时具备更强的适应能力。

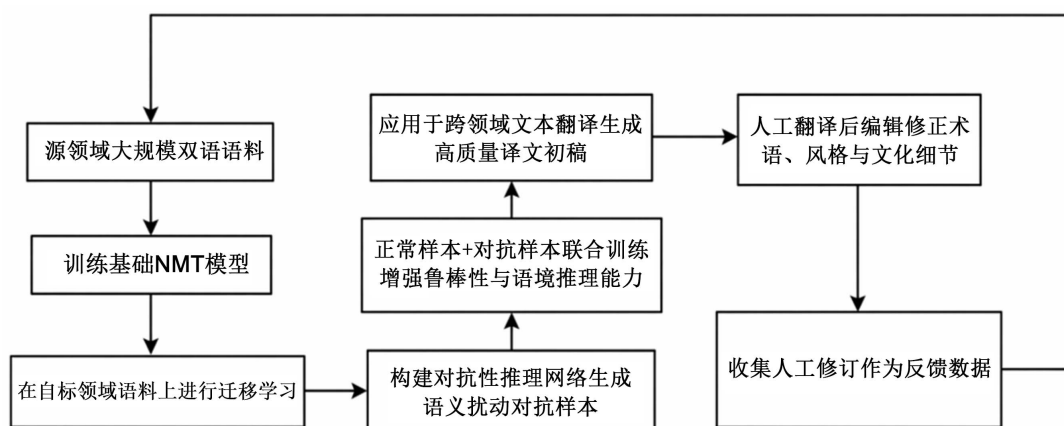


Figure 2. Flowchart for training NMT cross-domain translation

图 2. 训练 NMT 跨领域翻译流程图

迁移学习通过将已有领域知识迁移到新的领域, 有效增强了模型在跨领域翻译中的适应能力, 使其能够快速调整并应用到不同的语言环境中, 进一步提升了翻译质量和准确性。引入对抗样本作为训练的一部分, 使模型能够在面对不确定性和噪声数据时更加稳健, 从而提高了其泛化能力, 确保了在多样化的翻译场景中依然能够保持高效的性能表现。

4.2. 采用多领域的 NMT 模型

相较于单一通用模型, 采用领域专用或多领域 NMT 模型可以显著提升专门文本的翻译质量(见表 4)。一方面, 领域模型在 BLEU 等自动评价指标得分更高; 另一方面, 在人工评价中, 译文在术语准确性、风格一致性以及逻辑严密性等维度上的表现也更接近专业人工译文。基于领域数据微调的 NMT 模型在法律、IT 和医药等多个领域均优于未适配的基线系统, 说明领域适配已成为当前 NMT 研究与实际应用中的关键方向之一[10]。

Table 4. BLEU score improvement of NMT models**表 4.** NMT 模型 BLEU 提升幅度

领域	通用模型 BLEU	领域微调后 BLEU	提升幅度
医疗领域	21~23	27~30	+6~8 BLEU
IT 技术文档	24~26	31~34	+7~8 BLEU
法律条文	22~24	28~31	+6~7 BLEU
新闻(通用领域)	约 26~27	26.3~27.7	+0.3~0.7

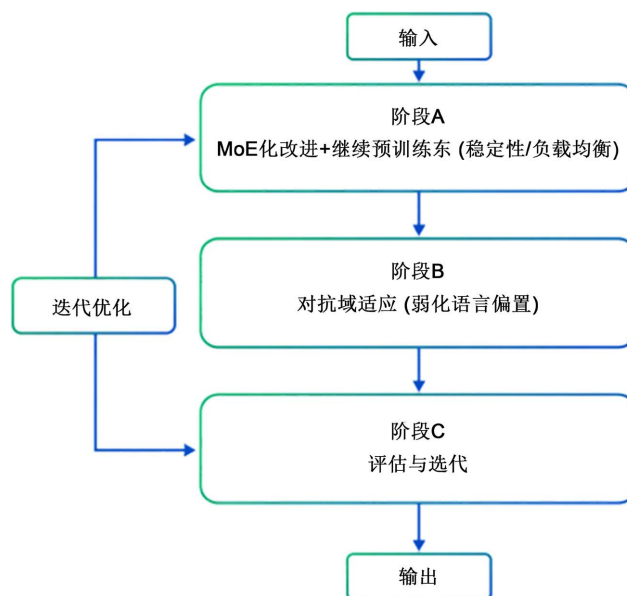
数据来源：作者据 Chu & Wang (A Survey of Domain Adaptation for Neural Machine Translation, 2020)整理。

此外，多领域场景下还可以通过多模型集成或多领域共享编码器的方式，支持系统在不同领域之间进行动态切换。可为每个领域训练独立的解码器或领域适配层，并在翻译时根据领域标签选择或加权不同专家模型，从而在保持领域内精度的同时兼顾系统整体的可扩展性与维护成本。相关研究表明，这类多领域架构能够在跨领域翻译任务中取得更高的鲁棒性，并缓解“一个模型难以兼顾所有领域”的性能瓶颈[9]。

通过在特定领域数据集上进行训练，模型能够学习到领域特有的术语、句法结构和表达方式，从而提高翻译质量和准确性。

4.3. 多语言 MoE 改进

基于本文译后编辑案例的分析结果，后续研究可从模型结构与训练策略层面探索相应的改进方向(见图 3)。

**Figure 3.** Training the multilingual MoE to improve the flowchart**图 3.** 训练多语言 MoE 改进流程图

可在现有基底模型的基础上以 Transformer 为生成器，引入迁移学习机制，通过伪标签生成实现跨领域知识的有效迁移；构建基于生成 - 判别对抗机制的推理网络，提升模型对领域差异的鲁棒性，并选取

覆盖多语种与多领域的公开语料中的中英子集，在可控规模下开展继续预训练，以考察该类结构在跨语言条件下对术语一致性与信息组织稳定性的潜在影响。

引入对抗域适应思路，以弱化语言特定表征对模型输出的干扰、提升跨语言迁移与一致性；在此过程中，可通过设置语言判别模块并结合梯度反转机制形成对抗目标，使模型学习到相对语言无关的表征，对抗信号的施加位置可由浅入深逐步探索，例如先作用于共享表征层，再扩展至专家输出层，或进一步约束路由机制对语言特征的敏感性。

完成模型改进后，应建立评估框架。引入本文提出的“错误类型 - 编辑操作”分析框架，对不同错误类型的出现频率、对应编辑操作的分布变化以及编辑强度指标进行统计，从而更直接地评估模型改进对译后编辑负担与编辑效率的影响。

5. 结语

本文以《经济学人》2018~2025年财经类文本为语料，通过案例分析考察了神经机器翻译在财经文本译后编辑中的表现。研究发现，NMT能够高效率提供结构基本完整的初始译文，但在财经文本这类高术语密度、高逻辑压缩度的语篇中，仍较集中地暴露出术语处理不稳、逻辑衔接弱化、语气色彩偏移以及表达不够贴合等问题。这说明，NMT在财经文本翻译中具有较强的辅助价值，但尚难独立满足高质量译文的表达要求。

结合具体案例来看，不同类型的问题与译后编辑操作之间也存在一定的对应关系。比如，术语误译和搭配不当通常需要通过替换来修正，信息遗漏和逻辑衔接不足往往需要通过增补或局部调整来完善，语序不顺和句法生硬则更多需要通过重组和表达调整来优化。这说明，译后编辑不仅是对译文的整体润色，在不少情况下也表现为针对具体问题所进行的定向修正。

相较于已有研究，本文聚焦于《经济学人》财经文本，并在译后编辑研究中引入“错误类型 - 编辑操作”双维度分析。总体来看，NMT更适合作为财经文本翻译中的基础译文生成工具，而高质量译文的形成仍依赖人工译者在术语校正、逻辑补足、语义修正等方面的有效介入。未来可进一步结合大语言模型自动译后编辑能力，继续检验不同文本类型中错误类型与编辑操作之间的关联规律。

参考文献

- [1] 马潇, 田永红, 赵伟. 基于神经网络的机器翻译研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(22): 36-54.
- [2] 李亚超, 熊德意, 张民. 神经机器翻译综述[J]. 计算机学报, 2018, 41(12): 2734-2755.
- [3] Laskar, S.R., Paul, B., Adhikary, P.K., et al. (2021) Neural Machine Translation for Tamil-Telugu Pair. *Proceedings of the Sixth Conference on Machine Translation*, Punta Cana, 10-11 November 2021, 284-287.
- [4] 韩子满, 柴通达. 人工智能知识翻译能力探析——以文学掌故为例[J]. 外语电化教学, 2024(5): 3-10+105.
- [5] Oncevay, A., Smiley, C. and Liu, X. (2025) The Impact of Domain-Specific Terminology on Machine Translation for Finance in European Languages. *Proceedings of the 2025 Conference of the Nations of the Americas Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)*, Albuquerque, April 2025, 2758-2775. <https://doi.org/10.18653/v1/2025.naacl-long.140>
- [6] 郭望皓, 胡富茂. 神经机器翻译译文评测及译后编辑研究[J]. 北京第二外国语学院学报, 2021, 43(5): 66-82.
- [7] 仲文明, 王迪, 田莎. 生成式人工智能与神经网络机器翻译人工译后编辑效率对比研究[J]. 翻译研究与教学, 2024(2): 96-105.
- [8] 杨娇. 基于句子级上下文内容的神经机器翻译方法[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(1): 194-199.
- [9] Dou, Z.Y., Wang, X.Y., Hu, J.J. and Neubig, G. (2019) Domain Differential Adaptation for Neural Machine Translation. *Proceedings of the 3rd Workshop on Neural Generation and Translation*, Hong Kong, November 2019, 59-69. <https://doi.org/10.18653/v1/d19-5606>
- [10] Chu, C. and Wang, R. (2020) A Survey of Domain Adaptation for Machine Translation. *Journal of Information*

-
- Processing*, **28**, 413-426. <https://doi.org/10.2197/ipsijip.28.413>
- [11] Ki, D. and Carpuat, M. (2024) Guiding Large Language Models to Post-Edit Machine Translation with Error Annotations. *Findings of the Association for Computational Linguistics: NAACL 2024*, Mexico, June 2024, 4253-4273. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-naacl.265>
- [12] 卢植, 李珂. 神经机器翻译对文学文本译后编辑的影响——汉英小说译文词汇与句法对比研究[J]. *外语与翻译*, 2025, 32(1): 1-9+98.
- [13] Daems, J., Vandepitte, S., Hartsuiker, R., *et al.* (2015) The Impact of Machine Translation Error Types on Post-Editing Effort Indicators. *Proceedings of the 4th Workshop on Post-Editing Technology and Practice*, Miami, 3 November 2015, 31-45.
- [14] Lu, Q., Ding, L., Zhang, K., *et al.* (2025) MQM-APE: Toward High-Quality Error Annotation Predictors with Automatic Post-Editing in LLM Translation Evaluators. *Proceedings of the 31st International Conference on Computational Linguistics*, Abu Dhabi, 19-24 January 2025, 5570-5587.
- [15] 何纯阳. 通过文本类型分类评估 Google NMT 的翻译质量[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京外国语大学, 2017.