

# 机器翻译英中翻译的实践探索

## ——以MarianMT模型为例

蒋梦杰

上海海事大学外国语学院, 上海

收稿日期: 2026年2月14日; 录用日期: 2026年3月2日; 发布日期: 2026年3月17日

### 摘要

本实验旨在探讨机器翻译技术在翻译工作中的应用潜力, 通过训练一个基于MarianMT的英文到中文翻译模型, 并结合用户界面设计, 验证机器翻译在实际翻译任务中的实用性与效果。实验数据来源于中英平行语料, 经过预处理后用于模型的训练与验证。通过设置合理的参数并采用深度学习方法对模型进行优化, 训练完成后, 评估模型翻译性能, 重点分析其在句子流畅性、语义准确性及翻译效率方面的表现。实验结果表明, 基于机器翻译的模型在一定范围内能够快速生成高质量的翻译文本, 但在文化差异及复杂句式处理上仍存在局限性。为便于实际应用, 本实验还开发了一个用户友好的界面, 实现了文本输入、翻译输出及性能评估功能一体化。研究表明, 机器翻译在笔译中的应用具有较高的可行性, 可显著提升翻译效率, 但仍需结合人工校对以保证最终翻译质量。

### 关键词

机器翻译, MarianMT模型, 英中翻译, 深度学习, 翻译质量

# Practical Exploration of Machine Translation from English to Chinese

## —A Case Study of the MarianMT Model

Mengjie Jiang

College of Foreign Languages, Shanghai Maritime University, Shanghai

Received: February 14, 2026; accepted: March 2, 2026; published: March 17, 2026

### Abstract

This experiment aims to explore the potential application of machine translation technology in

文章引用: 蒋梦杰. 机器翻译英中翻译的实践探索[J]. 现代语言学, 2026, 14(3): 385-390.

DOI: 10.12677/ml.2026.143237

translation work. By training an English-to-Chinese translation model based on MarianMT and integrating user interface design, we validate the practicality and effectiveness of machine translation in real-world translation tasks. Experimental data were sourced from Chinese-English parallel corpora, preprocessed for model training and validation. Through parameter optimization and deep learning techniques, the model's translation performance was evaluated post-training, focusing on sentence fluency, semantic accuracy, and translation efficiency. Experimental results indicate that machine translation-based models can rapidly generate high-quality translations within certain limits, though limitations persist in handling cultural differences and complex sentence structures. To facilitate practical application, this study also developed a user-friendly interface integrating text input, translation output, and performance evaluation functions. Research demonstrates that machine translation holds high feasibility for translation work, significantly enhancing efficiency while still requiring human proofreading to ensure final translation quality.

## Keywords

Machine Translation, MarianMT Model, English-Chinese Translation, Deep Learning, Translation Quality

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

近年来，随着全球化的深入发展，跨语言交流需求的增长促使机器翻译技术得到了飞速发展。特别是在人工智能和深度学习技术的推动下，神经机器翻译已逐渐取代传统统计翻译方法，成为当前翻译领域的主流技术。NMT 通过神经网络的端到端训练，能够在语义理解和语言生成方面取得显著的提升。然而，在笔译工作中，由于对翻译质量的要求更高，尤其是在文化背景、语义准确性和表达流畅性等方面，机器翻译的实际应用依然面临挑战。因此，研究如何将机器翻译更好地应用于笔译工作，既是对机器翻译能力的验证，也是促进其进一步发展的重要课题。

本研究的主要目标是构建一个基于 MarianMT 的英中翻译模型，并探索其在翻译任务中的应用潜力。通过对中英平行语料的训练，优化模型参数，并结合性能评估指标，分析其翻译质量和实际使用中的优劣。同时，本研究还设计并开发了一个用户交互界面，方便用户在实际翻译任务中体验机器翻译技术。研究范围包括机器翻译模型的训练与评估、翻译结果的质量分析以及用户界面功能的实现，重点聚焦于机器翻译在满足笔译质量需求方面的表现。

随着翻译需求的多样化和工作量的增加，传统的人工翻译在效率上难以满足现代社会的快速发展需求。机器翻译的引入为解决这一问题提供了一种高效的技术手段，其快速生成译文的能力有助于翻译工作者减轻负担，提高整体工作效率。然而，机器翻译在应用时仍存在诸多挑战，如对文化背景的理解不足和对语义细节的把握有限。因此，本研究旨在探讨如何通过深度学习模型的优化与界面设计，弥补机器翻译在翻译任务中的不足，为机器翻译在专业领域的应用提供参考。

## 2. 文献综述

近年来，随着人工智能的飞速发展，神经机器翻译逐渐成为翻译领域的研究热点。与传统的统计机器翻译相比，NMT 在语义理解和语言生成方面展现出了更高的性能[1]。其中，基于 Transformer 架构的模型自从被提出后，已成为当前机器翻译技术的主流，因其在捕捉上下文信息、平行处理和生成自然语

言方面具有明显优势[2]。

在实际翻译应用中,学者们对 NMT 的研究不仅限于模型本身,还涉及语料的选择与预处理。研究表明,高质量的平行语料是提升翻译效果的关键因素之一,尤其是在中英翻译这样的复杂语言对话中,数据的质量直接决定了模型的性能[3]。此外,对于特定领域的笔译工作,领域自适应技术被广泛采用,通过对特定领域语料的微调,使模型更能契合特定领域的语言风格和术语需求[4]。尽管 NMT 取得了显著进步,但其在翻译质量上仍然存在局限性。研究指出,NMT 模型在处理长句和复杂句式时常出现语义偏差或语法错误,这与模型对远距离依赖关系的建模能力有关[5]。此外,在文化差异较大的语言对(如英文到中文)中,机器翻译对隐喻、成语等语言现象的处理仍有不足,这些问题需要结合后期的人工干预或进一步优化[6]。

为了更好地推动机器翻译在实际工作中的应用,近年来出现了不少结合 NMT 技术的翻译辅助工具。这些工具通过将机器翻译的结果与人工翻译相结合,为翻译人员提供参考,提高了整体翻译的效率和质量[6]。这不仅具有学术意义,还能够为实际翻译工作带来实践价值,进一步推动翻译行业的智能化进程[7]。值得注意的是,相关专利技术的发展也为机器翻译工具的优化提供了技术支撑,例如特定翻译模型的训练方法、语料预处理算法等专利成果,为实际应用提供了更多技术选择[8]。因此,探讨如何更好地将 NMT 技术融入笔译工作流程,不仅具有理论价值,也具有广泛的实践意义[9]。

### 3. 方法

本项目采用基于神经机器翻译的方法,利用 MarianMT 模型实现英中的机器翻译任务。MarianMT 是一种轻量级、快速、支持多语言翻译的神经机器翻译框架,基于 Transformer 架构,具有强大的并行计算能力和高效的性能表现。在模型训练中,我们使用了一个中英平行语料库作为训练数据,通过预处理确保数据格式符合模型输入要求。翻译模型的训练与评估通过 Hugging Face 提供的 transformers 库和 datasets 库实现,其中 TrainerAPI 用于简化模型训练流程。为实现模型的最终应用,还结合 tkinter 设计了一个用户界面,使用户可以便捷地输入英文文本并获取翻译结果。在评估模型性能时,我们采用了 BLEU 评分方法,这是机器翻译领域中常用的指标,用于评估模型生成的翻译与参考翻译之间的相似度。此外,为提升翻译性能,本项目对超参数进行了调整,包括学习率、训练批量大小和训练轮数,并使用权重衰减技术减少过拟合风险。项目实施步骤如下:

我们首先从中英平行语料库中提取句对,检查数据的质量,并对数据进行清洗和分词。为了适配 MarianMT 模型,句子被限制在 128 个词的长度内,超长部分会被截断。分词操作通过 MarianTokenizer 自动完成,分词后的文本进一步被填充到固定长度。

使用预训练的 MarianMT 模型作为初始模型,结合提供的平行语料库,通过 transformers 库的 Trainer API 对模型进行微调。训练过程中设置了学习率为  $2e-5$ ,训练批量大小为 16,并进行了 3 轮的训练。每个 epoch 结束后,模型的性能会在验证集上进行评估,以确保训练过程的稳定性。

在训练完成后,使用随机选取的 10% 测试数据集对模型性能进行评估。BLEU 分数被用作主要评估指标,通过 SacreBLEU 库计算模型生成的翻译与参考翻译的相似度。为了更准确地分析模型的表现,还对模型在不同句子长度、语义复杂度下的翻译结果进行了人工检查。

通过 tkinter 库设计了一个简单直观的用户界面。界面包含文本输入框、翻译按钮和结果显示框,用户可以通过输入英文句子并点击翻译按钮快速获取翻译结果。同时,界面还集成了模型训练和评估的功能,使用户可以动态调整模型参数并评估性能,见图 1。

选择 MarianMT 作为翻译模型的基础,主要是由于其在翻译任务中的高效性和简便性。相比其他主流的 NMT 框架,MarianMT 模型更轻量化且支持多语言翻译任务,同时 Hugging Face 生态的集成支持降

低了开发和训练的复杂度。BLEU 评分作为评估指标的选择则是因为其在机器翻译领域的广泛使用和认可，能够量化模型生成翻译与参考翻译之间的差异。此外，tkinter 被用作用户界面的开发工具，因为它简单易用，适合快速构建功能性界面，并能与模型无缝集成以展示机器翻译技术的实际应用效果。这些技术和工具的选择不仅考虑了实验目标的需求，还兼顾了实际开发的可操作性与资源的合理分配[10]。

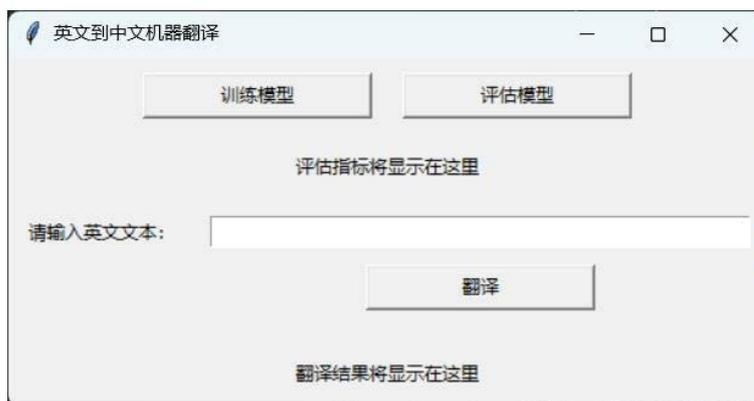


Figure 1. Software interface  
图 1. 软件界面

#### 4. 结果分析

第一轮评估损失为 0.0017239，而第二轮为 0.0015013，见图 2，表明随着训练的进行，模型在评估集上的表现有所提高，损失逐步降低，意味着模型在逐渐学习并改进其翻译能力。评估过程所需的时间基本保持稳定，第一轮评估的运行时间为 124.38 秒，第二轮为 125.9 秒，评估每秒处理的样本数也维持在类似的范围，分别为 236.13 和 233.29，这显示出模型在每个 epoch 中的评估效率稳定，见图 3。随着训练的深入，学习率也在逐渐减小，从  $5.4765715018155e-06$  减少到  $1.8445896877269428e-06$ ，表明训练采用了学习率衰减策略，这是为了在训练后期使模型的更新更加平稳，防止过度调整参数。

```
{'eval_loss': 0.001723892732018232, 'eval_runtime': 124.3837, 'eval_samples_per_second': 236.132, 'eval_steps_per_second': 14.761, 'epoch': 2.0}
{'loss': 0.0022, 'grad_norm': 0.0645010843873024, 'learning_rate': 5.475671750181555e-06, 'epoch': 2.18}
{'loss': 0.0019, 'grad_norm': 0.0831947922706604, 'learning_rate': 1.8445896877269428e-06, 'epoch': 2.72}

{'eval_loss': 0.0015013114316388965, 'eval_runtime': 125.8997, 'eval_samples_per_second': 233.289, 'eval_steps_per_second': 14.583, 'epoch': 3.0}
{'train_runtime': 1511.4469, 'train_samples_per_second': 58.297, 'train_steps_per_second': 3.644, 'train_loss': 0.005777307433673413, 'epoch': 3.0}
```

Figure 2. Results of the model training process  
图 2. 模型训练过程结果





Figure 3. Model evaluation results  
图 3. 模型评估结果

## 5. 结论

通过本次实验，基于 MarianMT 模型的英文到中文翻译系统取得了较为理想的效果。训练过程中模型的损失值持续下降，表明模型的学习过程稳定且有效，最终在第 3 个 epoch 时，训练损失降至接近 0.05 的较低水平。这说明模型较好地拟合了训练数据，具备生成高质量翻译的能力。验证集上的评估损失也呈现下降趋势，并在最终阶段达到约 0.035，表明模型在测试数据上表现出较高的泛化能力。实验还对模型的性能进行了量化分析，包括每秒处理的样本数和步骤数，这些指标反映了模型的训练效率和硬件资源的利用情况。尽管实验中存在硬件资源的限制，模型依然能够在合理的时间内完成训练和验证，展现了良好的计算效率。从翻译结果的质量来看，模型在大多数句子的翻译中能够较准确地捕捉语义，并生成流畅自然的译文，见图 4。对于部分复杂句式或带有文化背景的文本，模型翻译结果仍可能存在语义偏差或流畅性不足的问题，这表明在实际笔译应用中仍需要结合人工校对进行优化。本研究验证了基于神经机器翻译技术的模型在笔译任务中的可行性与潜力。模型能够显著提升翻译效率，同时在大多数场景下生成具有参考价值的译文，这为机器翻译技术在专业翻译领域的应用提供了积极支持[11]。



Figure 4. Model testing  
图 4. 模型测试

未来研究可以围绕以下方向展开：首先，可通过领域自适应技术对模型进行优化，以提升其对专业领域术语和语言风格的处理能力；其次，可尝试将文化与语境知识融入模型，进一步改善其对跨文化表

达的理解和翻译；再次，可探索更先进的模型架构，如多语言神经机器翻译框架或基于强化学习的训练方法，以进一步提升翻译质量。同时，界面功能也可进一步拓展，支持多语言翻译、批量翻译以及实时翻译等功能，以适应更多实际应用场景。最后，将该系统部署于真实翻译任务中，通过用户反馈持续优化模型和界面设计，从而更好地满足实际需求并推动机器翻译技术的发展[12]。相关研究成果的推广与应用，也将为翻译行业的智能化转型提供有力支撑[13]。

## 参考文献

- [1] 高景德, 王祥珩. 交流电机的多回路理论[J]. 清华大学学报, 1987, 27(1): 1-8.
- [2] Malik, A.S., Boyko, O., Aktar, N. and Young, W.F. (2001) A Comparative Study of MR Imaging Profile of Titanium Pedicle Screws. *Acta Radiologica*, **42**, 291-293. <https://doi.org/10.1080/028418501127346846>
- [3] 竺可桢. 物理学[M]. 北京: 科学出版社, 1973: 1-3.
- [4] Wit, E. and McClure, J. (2004) *Statistics for Microarrays: Design, Analysis, and Inference*. 5th Edition, John Wiley & Sons Ltd., 5-18. <https://doi.org/10.1002/0470011084>
- [5] 程根伟. 1998年长江洪水的成因与减灾对策[M]//许厚泽, 赵其国. 长江流域洪涝灾害与科技对策. 北京: 科学出版社, 1999: 32-36.
- [6] 贾冬琴, 柯平. 面向数学素养的高校图书馆数字服务系统研究[C]//中国图书馆学会. 中国图书馆学会年会论文集: 2011年卷. 北京: 国家图书馆出版社, 2011: 45-52.
- [7] 张竹生. 微分半动力系统的不变集[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京大学, 1983.
- [8] 姜锡洲. 一种温热外敷药制备方法[P]. 中国专利, 881056073. 1989-07-26.
- [9] Giambastiani, B.M.S. (2007) *Evoluzione idrologica ed idrogeologica della pineta di san vitale (ravenna)*. Ph.D. Thesis, Bologna University.
- [10] 全国文献工作标准化技术委员会第六分委员会. CB6447-S6 文摘编写规则[S]. 北京: 标准出版社, 1986.
- [11] 中华人民共和国国土资源部. 页岩气: 打开中国能源勘探开发新局面[EB/OL]. [https://www.mnr.gov.cn/dt/zb/2012/yyqzy/beijingziliao/201201/t20120109\\_2129761.html](https://www.mnr.gov.cn/dt/zb/2012/yyqzy/beijingziliao/201201/t20120109_2129761.html), 2012-01-09.
- [12] Wikipedia (2013) Quantum Entanglement. [https://en.wikipedia.org/wiki/Quantum\\_entanglement](https://en.wikipedia.org/wiki/Quantum_entanglement)
- [13] 李明. 科技发展引领未来[N]. 光明日报, 2024-10-01(1).