

· 科学技术哲学 ·

机器有机器的理解：机器翻译中理解问题的哲学思考

Understand Machine's Understanding: A Philosophy Thinking on Understanding in Machine Translation

沈宏梁 / SHEN Hongliang 王新 / WANG Xin 罗晖 / LUO Hui

(普林斯顿智能探索与应用研究所, 美国普林斯顿, NJ 08540)
(Princeton Institute of Intelligence Research and Application, Princeton, NJ 08540, USA)

摘要: 本文讨论了关于机器翻译是否需要人类那样的理解这个哲学问题。尽管在科学和哲学上对什么是人的理解还没有解决, 本文提出了现代最先进的机器翻译方法的成功其实是基于人类语言的可组合性。只要机器可以从双语训练语料库“学习”和“理解”两种语言的可组合性以及它们之间的对应关系, 就可以实现高质量的机器翻译。换句话说, 机器可以有不同于人类的对于人类语言的理解方式。

关键词: 机器翻译 理解 歧义

Abstract: This paper discusses the philosophical question on whether understanding in human style is necessary for machine translation. Although it remains unsolved what human understanding exactly means in science and in philosophy, this paper points out the success of state of the art machine translation methods roots in compositionality of human languages. As long as the machine can “learn” and “understand” the mapping and the compositionality of two languages from bilingual training corpora, machine translation can achieve good quality. In other words, machines can have their own understanding of human languages, different from human understanding.

Key Words: Machine translation; Understanding; Ambiguity

中图分类号: H085; N031 DOI: 10.15994/j.1000-0763.2025.03.005 CSTR: 32281.14.jdn.2025.03.005

一、问题的提出

为什么要对理解在机器翻译中的作用进行刨根究底式的分析? 从远古时代到今天, 翻译一直是人类文明交流的一个重要途径。翻译需要两种语言的知识, 并且涉及阅读理解和写作, 是人类最苛刻的智力活动之一。出于实际需要, 为了使翻译更加快捷、更加经济有效,

机器翻译的发展获得了巨大动力, 尤其是近年来基于人工神经网络的NMT (Neural Machine Translation) 技术已将机器翻译推向了新的高度。如2020年5月, OpenAI发布了无监督的转化语言模型GPT-3。这个模型包含1750亿个参数, 训练数据量达到了45万亿字节, 在语义搜索、文本生成、内容理解、机器翻译等方面都取得重大突破。谷歌翻译和其他在线翻译门户网站使大众可以轻松使用机器翻译。机器翻译行业

收稿日期: 2022年11月22日; 返修日期: 2024年11月1日

作者简介: 沈宏梁 (1967-) 男, 浙江嵊州人, 普林斯顿智能探索与应用研究所研究员, 研究方向为认知科学、人工智能哲学、逻辑、数学哲学。Email: shenhl1967@gmail.com

王新 (1966-) 男, 北京人, 普林斯顿智能探索与应用研究所研究员, 研究方向为语言哲学、心灵哲学、时间哲学。Email: wangj07733@gmail.com

罗晖 (1969-) 男, 湖北武汉人, 普林斯顿智能探索与应用研究所研究员, 研究方向为人工智能应用、无线通讯、互联网信息安全。Email: hluo07746@gmail.com

声称NMT已经越来越接近人工翻译的水平。

但是,人工智能在技术上的每一次重大突破,都会引来高度的质疑。这几乎成了一个标准动作,似乎以此可以维护人类(智能)的尊严。这次机器翻译的骄人进步也未能幸免。有许多文章从多个方面比较了机器翻译和人工翻译,并指出了机器翻译的关键缺陷,认为这些缺陷很多只有通过人工翻译才能克服。^{[1]-[3]}我们将重点关注《大西洋》杂志上发表的一篇此类文章,文中道格拉斯·霍夫施塔特(Douglas Hofstadter)对NMT的性能进行了系统的批评,它涵盖了其它文章所共有的几乎所有反对机器翻译的要点。他明确指出:“谷歌翻译在技术方法上还是极度欠缺一种东西,一言以蔽之,欠缺理解力”。^[4]也就是说,目前的机器翻译虽然已经强大,但与人类翻译比,还是由于没有理解力而不能同日而语,而且机器翻译的进一步突破也是需要理解力的突破。

我们并不认同这样的观点,认为机器翻译的最新技术进展正是走在一条正确的路线上,不用理会这样的噪音。而且担心把加入或增强所谓的理解力做为机器翻译技术的下一步发展方向很可能是一种误导,是行不通的。这里的理解是指人类那样的理解,针对机器翻译来说是指语义层面的理解。目前,人们对理解还只有一个模糊的认知,“什么是理解?”是近年来哲学界热烈讨论的一个问题。^{[5]-[7]}大概说来,有两派看法,知识论和能力论。研究科学哲学的学者认为“理解”是一种更高级的知识。结合机器翻译这个具体问题来说,我们说一个人理解了一句话,他不仅要知道这句话是什么意思,而且还要知道怎么解释这句话,这句话和别的知识有什么关系。也就是说,“理解”是不仅要知其然,还要知其所以然。总之,理解一句话需要知道很多和这句话有关的知识。研究认识论的学者们则更倾向于认为“理解”不只是有更多的知识,“理解”代表着一种能力。一个人理解了一句话,不仅要知道这句话是什么,而且还要有能力分析论证,举一反三,并且会使用这句话去说明别的语句。

尽管对什么是理解还没有弄清楚,从上述

分析我们至少可以看到理解是一个非常复杂的智力活动,让机器具有人的理解力是非常困难的。具有理解这样的能力本身就是人工智能研究的终极目标的一部分,把目标用来作为手段并不合适。本文重点要讨论的是:人类那样的理解在机器翻译中究竟是否不可或缺?打个比方,在飞机没有被发明之前,应该思考一下一台会飞的机器是否一定需要像鸟一样不断扇动翅膀?这就是本文试图回答的问题。我们先从人类翻译中理解的作用开始分析。进而对机器翻译技术的演变做一个历史考察。然后讨论机器翻译何以成立。

二、在人类翻译过程中的理解

理解之所以会成为机器翻译中的一个需要关注的重要问题,主要起因还是在于人类的翻译过程中,理解所起的作用太过重要。所以容易认为机器翻译同样需要理解原文的意思。这是基于这样的一个逻辑:人类的翻译过程中离不开理解,机器翻译要做得和人那样好的话也需要理解。

我们先来看一下人类在进行翻译时所经历的过程。有关翻译的研究很多。^[8]其中,解释理论对翻译的认知过程有清晰的描述。^[9]它认为翻译包括三个步骤。第一步,翻译人员阅读并理解源文本。在这一步,翻译人员需要消除歧义,并且对源文本的含义获得清晰的认知。第二步是去语言化,即翻译人员将在第一步中获得的理解转换为与语言无关的某种涵义。在第三步中,翻译人员用目标语言重新表达去语言化了的涵义,最终创建目标文本。可以看出,对源文本的理解——获得涵义,是人类翻译过程中至关重要的第一步。此外,翻译的解释理论认为,理解不仅需要源语言的语言知识,还需要语言外的知识,例如上下文知识(通过阅读相同资料的其它文章获得的知识)和文化历史风俗习惯等等各方面的知识。最后,为了翻译一个句子,译者可能必须用比源文本字面信息多得多的背景信息来消除歧义并形成和各种背景知识一致的准确表达。

在上述根据解释理论描述的这个翻译过程中，是明显存在有一个通过理解得到了某种涵义之类的一个中间状态，可见理解出一个“正确”的涵义是极其重要的。但这是否不可或缺呢？过分的强调是否不经意间掩盖了翻译过程中另外的本质或重要内容？

我们从翻译的一些特别情形来做个简单考察。如果说翻译的解释理论探讨的是翻译的一种标准模型，也即大多数翻译所必须的过程，它让我们清晰地认识到了理解在其中的作用和地位，但是否具有不那么“标准”的翻译过程呢？

第一，理解对翻译的作用并非总是正向的。比如译者可能受到知识面限制造成误解，把观点翻译错了误导读者，还不如直接逐字逐句不求甚解进行直译，把理解的任务留给读者。又比如，译者理解并意识到原文中有错误（比如说语法上的错误），到底该不该改正过来再翻译还是需要尊重原文的错误？这本身是存在争议的。再比如，美国法律界有一派理论叫 textualism（文本主义），他们强调在解释法律的时候，要尽量依靠法律的原文，尽量少用个人自己的理解。^[10]放到翻译就是强调翻译要直译，尽量紧靠原文，尽量少加入自己的理解。翻译的目的是在读者和原文之间构架一个相对容易的桥梁，最终是让读者自己去体会理解。

第二，人类的翻译中也存在不理解也可很好翻译的情形。比如，翻译一篇高深的数学论文，即便对数学内涵（如推理过程等）并不理解，翻译工作也是可以做好的。也就是说，翻译数学等专业论文并不一定要对文章里的理论有理解了才可以进行。

上述“非标准”翻译过程的存在暗示了理解在翻译过程中并非不可或缺。当然，不是必需理解并不是说理解不重要，更不是说它不存在。人类只是利用了理解可以更好地、更便利地完成翻译。简单说，我们认为在人类的翻译过程中，理解也只是充分条件，并非必要条件。

三、机器翻译技术的演变历史及简要分析

由于理解并非翻译的必要条件，加上机器实

现并非一定要与人类的智能行为同构（正如我们在计算、记忆等智能行为的机器实现中看到的），所以理解在机器翻译中也不是必要条件。这个推论也得到了机器翻译技术演变历史的佐证。下面做个简要介绍和分析。这里的讨论主要参考约翰·哈钦斯（W. John Hutchins）的一篇全面的相关综述报告，^[11]回顾了直到2000年初为止的机器翻译历史。2000年以后，主导机器翻译的基于语料库的SMT（Statistical Machine Translation）和NMT，^{[12]-[14]}虽然介绍各个阶段具体的机器翻译技术对更好地理解我们整个的思路是有必要和帮助的，但考虑篇幅等因素本文偏重于分析，具体细节可参考我们的其它论文。

1. MT 历史概述

使用计算机翻译自然语言的想法始于计算机发明之后不久的。1947年，安德鲁·布斯（Andrew Booth）和沃伦·韦弗（Warren Weaver）首先提出在翻译中使用计算机。^[15]早期的机器翻译有基于字典、^[16]基于转换^[17]和利用通用国际语言^[18]的机器翻译等，被归为一类，统称为基于规则的机器翻译。这里值得一提的是通用国际语言，这是研究人员提出一种通用的、超越具体语言的表达形式：抽象的通用国际语言。这样，翻译可以分两个步骤完成：首先将源文本翻译成国际语言，然后从国际语言中生成目标语言文本。早期的这种基于规则的机器翻译的主要缺点是不能根据上下文选择多义词的正确含义，而且按照规则机械生成的翻译语句生硬重复不流畅，远远不能达到令人满意的翻译质量。

然后有了基于语料库的SMT，开启了机器翻译的新阶段。SMT是一种基于统计的句子到句子的翻译方法。SMT是沃伦·韦弗（Warren Weaver）在1949年提出的，当时他提出使用统计学来解决基于字典的机器翻译中的歧义问题。^[15]1990年代，IBM研究人员通过基于训练语料库的方法对其进行了重新改进，^{[19]-[21]}然后从基于单词的方法进一步改进为基于短语的方法。^[22]令人惊讶的是，SMT无需使用任何语言知识即可产生非常好的句子到句子的翻译结果。SMT表明，句子到句子的机器翻译在很大程度上是贝叶斯优化问题。SMT的主要目标是能够正确

翻译多义词/短语,并把翻译后的单词/短语按正确的顺序进行排列,生成流畅流利的句子。SMT根据双语训练语料库(一个巨大的从源语言到目标语言间一一对应的语句集)以及单语训练语料库(单种语言的文档)得出的统计信息来实现。

SMT碰到的主要障碍是很难获取在语句中隔得较远的单词或者短语的语言条件概率,这是因为维数膨胀带来的数据量的限制。比如一种语言有 N 个单词或短语,相距 m 个单词或短语的语言条件概率就需要 N^m 个统计量,而且每个统计量需要大量的样本才能估计得比较准确。在SMT的实际应用中, N 一般是一个几万的数字(一种语言通常有几万单词或词组及短语),所以 m 只能是一个很小的数值。这种限制造成了SMT翻译越长的语句越容易出现误差。这种语言条件概率也可以被近似看成是任何两个单词或者短语之间的相关性。

因此NMT隆重登场,实现了飞跃、引起了轰动。

人工神经网络从抽象的角度看具有类似于人类神经元的结构和组件,并且可以模仿人类智能的基本学习(模式识别)能力。人工智能得到广泛应用的原因之一是,人工神经网络可用于对几乎所有系统进行建模,而无需深入了解系统的内部行为。只要存在一些已知的系统输入和输出,只要已知的系统输入足以代表系统的所有输入,就可以训练人工神经网络像已知系统一样起作用。NMT网络要模拟的系统是把一种自然语言的语句映射成为另外一种自然语言的语句。

自然语言组织性较差,逻辑性不强,常有不规律的用词和句法。这使得传统建模方法非常困难和琐碎,SMT的研究花了大量精力来解决自然语言的建模问题,结果仍然不完善,但这正适合深层神经网络来模拟。深层神经网络可以通过调整数亿个权重系数来充分吸收双语训练语料库中的所有语言细节,从而能够生成接近人类表达的自然语言翻译效果。由于语音和语言是顺序性数据,很自然有记忆神经网络RNN被作为首选应用于机器翻译。^[23]基于RNN

的NMT技术取得成功,激发了很多改进和创新。一个成功的改进是用CNN取代RNN来构造编码器和解码器,^[24]以便加快NMT网络的训练和计算速度。在CNN取代RNN构造NMT网络的基础上,到目前为止翻译性能最好的NMT网络Transformer诞生了。^[25]总之,NMT网络结构的进化实质上是一个不断提高机器翻译的语言模型的过程。

总之,NMT通过深层神经网络技术拥有比SMT更好的语言模型和翻译模型,所以很自然地在机器翻译质量方面超过了SMT。根据吴永辉等人的说法,^[26]与最好的基于短语的SMT系统相比,Google的NMT技术(对上述体系结构进行了一些细微调整)在许多常用语言的翻译错误率上降低了60%,其中包括英语↔法语,英语↔西班牙语,和英语↔中文。一些实验表明,Google NMT的翻译质量已接近普通人工翻译的质量。

2. MT技术的演变分析

不难发现早期的方法有较为明显的模拟人类翻译过程的痕迹,比如通用国际语言的想法尤其突出。这和人类翻译过程中需要有理解出的意义这个中间结果非常接近。而这种基于或依赖语义理解的方法注定无法挣脱最简单也是最粗暴的组合爆炸的束缚。后面会做重点分析。

SMT是机器翻译研究中具有革命性的,它有三个重要意义。首先,SMT通过训练语料库而不是通过字典和语法规则来获得两种语言的知识。这是一种基于经验的方法,从根本上不同于基于规则的方法。其次,SMT基于来自训练语料库的真实数据开发了一个统计框架,以获得一种语言中的单词转换为另一种语言中的单词的概率。这为研究两种语言之间的异同提供了一种新的定量方法。第三,SMT将其匹配分析从单词到单词的层次扩展到短语到短语的层次。这种将单词放入上下文的方法大大提高了机器翻译的准确性,并减少了歧义对机器翻译的影响。

有了SMT的革命,NMT更是利用最新的深度学习等技术,将这种技术路线发挥得更加淋漓尽致。也就是说,通过回顾和分析机器翻译

技术的演变历史，我们可以看到迄今为止机器翻译技术的进步与理解语义没有太大关系，而是和人类语言中语义之外的信息（语句单词/词组之间的相关性和两种语言之间单词/词组的对应相关性）密切相关。随着机器翻译技术对这些语义之外的信息的模型化和参数学习做得越来越好，机器翻译的质量也越来越高。

或者说，翻译质量越来越高的机器翻译方法却是走的一条越来越脱离模仿人类翻译过程的路线。迄今为止机器翻译技术的进步与理解语义没有呈现正相关，而是一种反向的关联。即翻译技术的进步是越来越远离人类理解的依赖。

也就是说，机器翻译技术演变史也支持了语义理解在翻译中并非不可或缺的观点。或者说，通过大规模语料库的训练，机器可以学会不同于人的对人类语言的“理解”，从而完成翻译工作。

四、机器有机器的理解

那么为什么会有这种现象出现呢？这是一种巧合还是有某种必然的内在逻辑在支持这种演变的发生？这里做个简要剖析。

翻译过程中最大的困难是歧义。关于自然语言中的歧义及其如何影响翻译的理论很多，这里我们讨论几个重要的歧义问题。两种歧义是翻译的最大难题：词汇歧义和语法歧义。所有自然语言都存在词汇歧义。正如阿希希·瓦斯瓦尼（Ashish Vaswani）等人所强调的那样，“实际上，所有单词在所有语言中都是多义的——从字面的意思、象征意义以及只有通过上下文才能明确的语义——机器必须确定仅有的那个相关含义”。^[25] 词汇歧义性有时也取决于上下文，在不同层面表达特异性时也可能会出现。英文里的“bank”可以是“银行”，也可以是“河堤”。但在中文里就没有一个词像英文里的“bank”一样，同时有“银行”和“河堤”这两个意思。在翻译的时候，必须选择其中的一个。一句话里出现的“bank”到底指的是那个意思，需要用上下文的提示来决定。谷歌翻译能做到下面的翻译：

The trees along the bank all turned green.

岸边的树都变绿了。

The trees along the parking lot of the bank all turned green.

银行停车场沿线的树木全都变绿了。

还有，最著名的歧义的例子是“The toy box was in the pen”。^[27] 英文里的“pen”绝大部分情况下是指“钢笔”或“圆珠笔”，但“pen”也有“圈养动物的圈”的意思。在极小概率的情况下，“pen”也可以指“小的储藏间”。这里，因为“钢笔”或“圆珠笔”太小，一个玩具盒是放不进去的。所以，原句不能翻译成“我的玩具盒在钢笔里”，而是应翻译成“我的玩具盒在小储藏间里”。这个例子之所以著名是因为它把歧义的问题最突出地表达出来。原句里没有任何上下文的提示来帮助决定句子里的“pen”到底是哪个意思，而最后应该被选择的是“pen”的多个意思里使用概率极小的一个。

语法歧义出现在句子层面。语法规则的目的之一就是避免句子层面上的歧义。但是，在实际使用中，许多语言的语法规则不严，句子中的某些部分可以省略。这可能导致句子可能具有多种解释的情况。一个典型的例子是“I saw the man on the street with a telescope”。这可能意味着“我用望远镜看见了街上的那个人”。也可以是“我在街上看见了那个拿着望远镜的人”。

语法歧义和词汇歧义还可能同时发生，这为歧义消除带来更大的困难。有关歧义消除的更多讨论，请参见南希·伊德（Nancy Ide）的利用语义来消除歧义的专文。^[28]

可见，要处理好歧义，就是对人类来说也是一个极大的难题，要机器做到，其难度更可想而知。歧义从机器翻译的角度讲是形成组合爆炸带来的计算复杂性，会形成不可逾越的瓶颈。具体地说，解析是将歧义句分解成多个部分并分析每个部分之间的关系以解决歧义的过程。基于计算机的解析一直是基于规则的机器翻译的主要努力。基于规则的机器翻译的办法，要解决歧义的问题，就必须把那个多义词在各种语境下会是哪个意义的可能性都记录下来。比如，要想把“I went to the bank to get some cash.”正确地翻译成“我去银行取一些现金”而不是“我

去河堤提取一些现金”，那就必须把“当bank和cash放在一起时要翻译成银行”等这样的各种组合情况下该怎么翻译都记录下来。但是，普遍存在的歧义使一些常用的单词有可能具有20多个含义，加上灵活的语法规则。句子结构的变化会随着句子长度的增加而呈指数增长。由于组合的复杂性，基于字典和语法规则开发一种能解决任何句子的歧义问题的系统实际上是不可能的。人们无法建立满意的基于字典和语法规则的机器翻译机制的根本原因其实很简单，它受到了计算复杂性的禁锢。

那么是什么造成了歧义这件事情本身呢？我们指出原因其实很简单，就是我们试图理解这个目标本身。或者说，歧义的产生，就是由于理解其意义而产生的分歧。也即一旦需要理解其意义就不可避免歧义，而歧义又不可逾越计算复杂性的瓶颈。那么一个很简单的应对逻辑就是我们是否可以通过避开理解，从而得以绕开歧义的困扰呢？其实这也正是技术历史的选择：已经从基于规则的方法发展为基于语料库的SMT和NMT的方法！歧义消除的困难是产生基于语料库的方法（例如SMT和NMT）的主要原因之一。基于语料库的方法，它的根本目标是通过上下文的关联概率计算而非语义确定来建立对应组合性，由此开辟了一条摆脱计算复杂性束缚的广阔道理，也已经获得了相当好的效果。基于语料库的方法，虽然看起来似乎也是在排除歧义，但它更根本的目标明确地转移到了概率计算而非语义确定。也就是说从这个角度逃离了理解语义的诱惑，进而排除了歧义带来的复杂性的禁锢。

也就是说，通过回避人类那样的语义理解，规避了计算复杂性，从而产生良好效果。这是技术演化走向“合理”的内在逻辑原因，同时解答了机器翻译的技术演变为什么选择了远离人类理解的疑问。而这种避免理解逃避歧义的技术演变出来的，可以看成是机器理解的产生：我们发现机器翻译其实是和人类语言中语义之外的信息（如语句单词/词组之间的相关性和两种语言之间单词/词组的对应相关性）密切相关。也就是说，机器可以学会不同于人的对人类语

言的“理解”，从而完成翻译工作。

总 结

本文首先通过翻译中非标准情形的存在，论证了理解语义并非翻译的必要条件，即便是在人类的翻译过程中，即便它极具重要性。通过回顾和分析机器翻译技术的发展历史，进一步佐证了理解语义也不是机器翻译的必要条件，而且迄今为止机器翻译技术的进步和理解语义没有关系，却和语义之外的各种相关统计信息密切相关。这些语义之外的相关统计信息包括语句中各个单词/词组之间的相关性和两种语言之间各个单词/词组的相关性，源于人类语言的组合性和两种语言之间的对应组合性。只要双语训练语料库中的语句以及被翻译的语句具有组合性，机器就可以从训练语料库学到这些相关信息，从而完成高质量的翻译工作。也就是说，貌似非得理解语义才能完成的翻译，机器完全可以通过另类的理解来完成。

因此，人类需要理解完成的智能行为，机器实现时并不一定需要同构过程。对理解的依赖或需要在很多情况下可能只是一种错觉或误导。工程上真正通过理解来完成的智能行为并没出现。换句话说，就是在人类看来貌似需要理解才能完成的智能行为，不通过理解也完全可以实现。也就是说，理解只是一种有用的帮助而不是一种必需的根本。这虽然不是对理解直接增加了新认知，但应该有助于我们去反思理解的重要性的角度有所帮助。这也是我们进行这样的考察的原因所在。理解在翻译过程中也一样，是重要不等于不可或缺。

最终结论：理解的研究（我们拥有对理解的真正认知）非常重要，而在此突破之前，机器应该发展机器自己的理解。

[参 考 文 献]

- [1] Kay, I. 'Why Computers Can't Replace Human Translators'[EB/OL]. <https://www.getblend.com/blog/computers-vs-human-translation>, 2023-10-02.
- [2] Worthy, B. '7 Reasons Why Machines Cannot Replace Human Translators'[EB/OL]. <https://industrytoday.com/7->

- reasons-why-machines-cannot-replace-human-translators/, 2020-04-13.
- [3] Zhou, S. 'Has AI Surpassed Humans at Translation? Not Even Close!' [EB/OL]. https://www.skynettoday.com/editorials/state_of_nmt, 2018-07-25.
- [4] Hofstadter, D. 'The Shallowness of Google Translate: The Program Uses State-of-the-Art AI Techniques, But Simple Tests Show That It's a Long Way from Real Understanding' [J]. *The Atlantic Magazine*, 2018-01-30.
- [5] Khalifa, K. 'The Role of Explanation in Understanding' [J]. *The British Journal for the Philosophy of Science*, 2013, 64: 161-187.
- [6] Christoph, K. 'Knowledge, Understanding and Virtue' [A], Fairweather, A. (Ed.) *Virtue Epistemology Naturalized* [C], Vol 366, 2014, Cham: Springer.
- [7] Baumberger, C. 'Types of Understanding: Their Nature and Their Relation to Knowledge' [J]. *Conceptus*, 2014, 40(98): 67-88.
- [8] Fawcett, P. *Translation and Language* [M]. Linguistic Theories Explained, Manchester (UK): St. Jerome Publishing, 1997.
- [9] Lederer, M. *Translation—The Interpretive Model* [M]. Manchester, St Jerome, 2003.
- [10] Schane, S. 'Ambiguity and Misunderstanding in the Law' [J]. *Thomas Jefferson Law Review*, 2002, 26(1): 1-21
- [11] Hutchins, W. J. 'Machine Translation: A Concise History' [J]. *Computer Aided Translation: Theory and Practice*, 2007, 13(29-70): 11.
- [12] Forcada, M. L. 'Making Sense of Neural Machine Translation' [J]. *Translation Spaces*, 2017, 6(2): 291-309.
- [13] Yang, S. H., Wang, Y. X., Chu, X. W. 'A Survey of Deep Learning Techniques for Neural Machine Translation' [EB/OL]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2020.02756>. 2022-11-22.
- [14] Wang, H. F., Kenneth, C. 'Progress in Machine Translation' [J/OL]. *Science Direct*, <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095809921002745>. 2022-11-22.
- [15] Weaver, W. 'Translation' [A], Locke, W. N., Booth, A. D. (Eds.) *Machine Translation of Languages: Fourteen Essays* [C], Cambridge, Mass.: Technology Press of the Massachusetts Institute of Technology, 1955, 15-23.
- [16] Reifler, E. 'The First Conference on Mechanical Translation' [J]. *Mechanical Translation*, 1954, 1(2): 23-32.
- [17] Tucker, A. B., Nirenburg, S. 'Machine Translation: A Contemporary View' [J]. *Annual Review of Information Science and Technology*, 1984, 19: 129-160.
- [18] Dorr, B. J., Hovy E. H., Levin, L. S. 'Machine Translation: Interlingual Methods' [A], *The Encyclopedia of Language and Linguistics* [C], 2nd ed., Elsevier Science, 2005.
- [19] Brown, P., Cocke, J., Pietra, S. D. et al. 'A Statistical Approach to Language Translation' [J]. *Association for Computational Linguistics*, 1988, 1: 71-76.
- [20] Brown, P. F., Cocke, J., Pietra, S. A. D., et al. 'A Statistical Approach to Machine Translation' [J]. *Computational Linguistics*, 1990, 16(2): 79-85.
- [21] Brown, P., Pietra, S. D., Pietra, V. D., et al. 'The Mathematics of Statistical Machine Translation: Parameter Estimation' [J]. *Computational Linguistics*, 1993, 19(2): 263-311.
- [22] Koehn, P., Och, F. J., Marcu, D. 'Statistical Phrase Based Translation' [A], *Proceedings of the Joint Conference on Human Language Technologies and the Annual Meeting of the North American Chapter of the Association of Computational Linguistics* [C], Edmonton, 2003, 48-54.
- [23] Graves, A., Mohamed, A., Hinton, G. 'Speech Recognition with Deep Recurrent Neural Networks' [A], *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* [C], Vancouver, 2013.
- [24] Gehring, J., Auli, M., Grangier, D. 'Convolutional Sequence To Sequence Learning' [A], *Proceedings of the 34th International Conference on Machine Learning* [C], Sydney, 2017.
- [25] Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N. 'Attention is All You Need' [A], *Proceedings of the 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)* [C], Long Beach, 2017.
- [26] Wu, Y. H., Schuster, M., Chen, Z. F., et al. 'Google's Neural Machine Translation System: Bridging the Gap Between Human and Machine Translation' [EB/OL]. https://www.academia.edu/36684807/Googles_Neural_Machine_Translation_System_Bridging_the_Gap_between_Human_and_Machine_Translation. 2016-10-30.
- [27] Werning, M., Hinzen, W., Machery, E. *The Oxford Handbook of Compositionality* [M]. Oxford: Oxford University Press, 2012.
- [28] Ide, N., Véronis, J. 'Introduction to The Special Issue on Word Sense Disambiguation: The State of the Art' [J]. *Computational Linguistics*, 1998, 24(1): 2-40.