

文章编号: 1003-0077(2021)12-0028-08

面向汉语作为第二语言学习的个性化语法纠错

张生盛^{1,3}, 庞桂娜^{2,3}, 杨麟儿^{2,3}, 王辰成^{3,4}, 杜永萍⁴, 杨尔弘³, 黄雅平¹

(1. 北京交通大学 计算机与信息技术学院, 北京 100044;

2. 北京语言大学 国家语言资源监测与研究平面媒体中心, 北京 100083;

3. 北京语言大学 语言资源高精尖创新中心, 北京 100083; 4. 北京工业大学, 信息学部, 北京 100124)

摘要: 语法纠错任务旨在通过自然语言处理技术自动检测并纠正文本中的语序、拼写等语法错误。当前许多针对汉语的语法纠错方法已取得较好的效果, 但往往忽略了学习者的个性化特征, 如二语等级、母语背景等。因此, 该文面向汉语作为第二语言的学习者, 提出个性化语法纠错, 对不同特征的学习者所犯的错误分别进行纠正, 并构建了不同领域汉语学习者的数据集进行实验。实验结果表明, 将语法纠错模型适应到学习者的各个领域后, 性能得到明显提升。

关键词: 语法纠错; 个性化; 汉语学习者; 领域适应

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Personalizing Grammatical Error Correction for Chinese as a Second Language

ZHANG Shengsheng^{1,3}, PANG Guina^{2,3}, YANG Lin'er^{2,3}, WANG Chencheng^{3,4},

DU Yongping⁴, YANG Erhong³, HUANG Yaping¹

(1. School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. National Language Resources Monitoring and Research for Print Media Language Center,
Beijing Language and Culture University, Beijing 100083, China;

3. Beijing Advanced Innovation Center for Language Resources, Beijing Language and
Culture University, Beijing 100083, China;

4. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: The Grammatical Error Correction (GEC) task is to realize automatic error detection and correction of text through natural language processing technology, such as word order, spelling and other grammatical errors. Many existing Chinese GEC methods have achieved good results, but these methods have not taken into characteristics of learners, such as level, native language and so on. Therefore, this paper proposes to personalize the GEC model to the characteristics of Chinese as a Second Language (CSL) learners and correct the mistakes made by CSL learners with different characteristics. To verify our method, we construct domain adaptation datasets. Experiment results on the domain adaptation datasets demonstrate that the performance of the GEC model is greatly improved after adapting to various domains of CSL learners.

Keywords: grammatical error correction; personalizing; Chinese as a second language; domain adaptation

0 引言

语法纠错 (Grammatical Error Correction, GEC) 任务旨在自动检测文本中存在的标点、语序等语法错误, 识别错误的类型并对错误进行自动改

正。语法纠错系统的输入是一个可能有语法错误的句子, 输出是其相应的修改后的句子。如图 1 所示, 第一行表示系统的输入, 第二行表示系统的输出, 其中加粗部分表示修改的内容。随着人工智能越来越深入地影响人们的日常生活, 自然语言处理作为语言学 and 计算机科学完美融合的一门学科, 在人工智

收稿日期: 2021-02-21 定稿日期: 2021-03-26

基金项目: 北京语言大学语言资源高精尖创新中心项目 (TYZ19005); 国家语委信息化项目 (ZDI135-105); 国家语委重点项目 (ZDI135-131)

能领域扮演着重要的角色。语法纠错任务是自然语言处理领域的一个重要分支,无论是在实际生活中还是科研领域都有着举足轻重的地位,吸引了大量的研究者。

输入: 虽然不能完整地解决代沟的问题, 但能减少代沟之宽度。
输出: 虽然不能彻底地解决代沟的问题, 但能缩短代沟之距离。

图1 语法纠错系统的输入输出示例

Lee 和 Seneff^[1]发现,二语学习者犯的语法错误经常是受他们的母语因素的影响。例如,母语是日语且把英语作为第二语言的学习者常滥用冠词和介词。对母语是日语的二语学习者常犯的这类错误建模,可以有效地提高语言学习系统的性能。许多基于深度学习的方法^[2-3]将语法纠错视为序列到序列(Seq2Seq)的任务,因此神经机器翻译(Neural Machine Translation, NMT)的方法被成功运用到语法纠错中,通过将错误的句子翻译为正确的句子来实现纠错,并且在一般的领域获得了很好的性能。但是这些基于 Seq2Seq 的方法在特定的领域并不能获得鲁棒的性能,其主要原因是并未对特定的领域建模从而出现了领域漂移的现象。例如, Nadejde 和 Tetreault^[4]使用一般领域训练的模型在特定领域做测试,发现性能明显下降。进而他们将语法纠错模型适应到英语作为第二语言的学习者的母语和等级上,发现语法纠错系统的性能得到了明显的提升。但是,当前针对汉语的语法纠错方法^[5-8]都集中在一般的领域,并未对特定的领域建模。由于汉语语法与英语语法不同,二者之间没有直接的联系,故本文面向汉语作为第二语言的学习者,提出个性化语法纠错,通过迁移学习方法将一般的语法纠错系统适应到汉语学习者不同的领域,如汉语学习者的等级、母语等,并对不同等级、不同母语的汉语学习者犯的错误分别进行纠正。

为验证提出的方法是否合理,首先,本文选择汉语学习者的等级和母语作为领域适应的设置,并构建了不同领域汉语学习者的数据集。然后,本文将语法纠错任务视为翻译任务,通过将错误的句子翻译为正确的句子实现纠错,并选择基于 Transformer 增强架构的中文语法纠错模型^[9]作为实验模型。最后,在不同领域的数据集上展开了实验,将一般的语法纠错系统适应到相应的领域,并对不同领域的汉语学习者所犯的错误分别进行纠错。实验结果表明,语法纠错模型适应到学习者的各个领域后,

纠错性能得到显著提升。其中,学习者等级领域适应模型、母语领域适应模型以及母语-等级领域适应模型分别比基线模型高出 1.92、1.73、1.76 个百分点。

本文的主要贡献如下:

(1) 首次提出面向汉语作为第二语言学习者的个性化语法纠错,对不同等级、不同母语的汉语学习者分别进行纠错。

(2) 构建了不同领域汉语学习者的数据集,用来训练和测试语法纠错模型适应到汉语学习者不同领域后的性能。

(3) 将语法纠错模型适应到汉语学习者不同的领域后,纠错性能得到显著提升,整体实验结果均超越基线模型,验证了本文所提出的方法的合理性。

本文组织结构为:第1节介绍使用的语法纠错模型和领域适应的方法;第2节详细介绍实验设置;第3节给出了实验细节和各个模型对样例的纠错结果;第4节是相关工作,主要介绍了与本文有关的工作;最后是总结部分。

1 方法

在给定一个长度为 M 的错误句子 $X = \{x_1, \dots, x_M\}$ 和一个学习者的领域 d 后,基于神经机器翻译的语法纠错模型使用神经网络对输出句子 $Y = \{y_1, \dots, y_N\}$ 的条件概率建模,如式(1)所示。

$$p(Y | X, d; \theta) = \prod_{t=1}^N p(y_t | y_{1:t-1}, x_{1:M}, d; \theta) \quad (1)$$

其中, θ 是模型的参数。根据 Madotto 等人^[10]的工作,首先将模型的参数 θ 适应到学习者的领域 d ,然后使用错误的句子对输出句子的条件概率建模,如式(2)所示。

$$p(Y | X; \theta_d) = \prod_{t=1}^N p(y_t | y_{1:t-1}, x_{1:M}; \theta_d) \quad (2)$$

其中, θ_d 是对学习者的领域 d 建模以后的参数。学习者的领域有多种定义方式,如等级、母语、母语和等级的组合等。

本文采用王辰成等人^[9]实现的基于 Transformer 增强架构的中文语法纠错模型,该模型不仅可以捕获丰富的语义信息,还可以减少因为网络过深出现的梯度消失问题。

Transformer^[11]模型是基于多头注意力机制的 Seq2Seq 生成模型,如图2所示,它由编码器(Encoder)和解码器(Decoder)组成。其中,编码器由 N 个相同的模块构成,即图2左侧部分,每个模

块由两个网络层构成,分别是多头自注意力机制和全连接的前馈网络,两者之间都使用了归一化和残差连接。解码器同样是由 N 个相同的模块构成,即图 2 右侧部分。与编码器不同的是,解码器中包含使用编码器输出进行运算的多头注意力层。编码器的作用是将输入序列编码为高维隐含语义向量,解

码器根据上一时间步的输出,解码隐含语义向量作为当前时间步的输出,每个时间步的输出对应序列中的一个元素,所有时间步的输出拼接在一起作为最终的输出序列。王辰成等人^[9]将各个模块的输出动态地结合到一起,以此来增强模型对语义信息的表达能力。

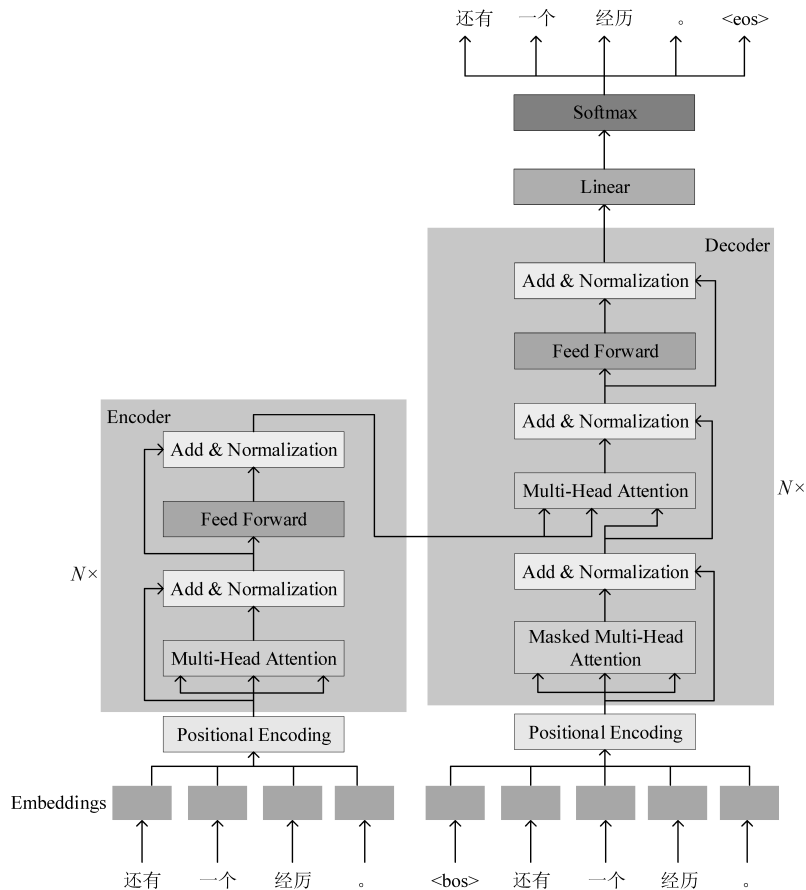


图 2 Transformer 语法纠错模型

为实现个性化语法纠错,本文采用迁移学习方法,将一般领域的语法纠错模型适应到学习者的特征领域。采用迁移学习方法的主要原因是一般领域的数据较多,学习者特征领域的的数据较少,一般领域的数据与学习者特征领域的的数据可以共享模型的参数,更好地帮助模型适应到学习者的特征领域。具体做法是:首先使用一般领域的的数据对语法纠错模型做预训练,再利用学习者特征领域的的数据对模型进行微调,使其适应到相应的领域,整体的框架如图 3 所示。



图 3 语法纠错系统领域适应框架

2 实验设置

2.1 数据集

本文首先在 Lang-8^① 数据集上对模型进行预训练,然后使用 HSK^② 作为领域适应的数据集。两个数据集均由汉语作为第二语言的学习者书写,并由母语是汉语的人进行了纠错。当我们从两个数据集中抽取平行句对时,去掉未修改的句对。使用 jieba^③ 分词工具对所有句子进行分词,并且运用字节对

① <https://lang-8.com>

② <http://hsk.blcu.edu.cn/>

③ <https://github.com/fxsjy/jieba>

编码算法(Byte Pair Encoding, BPE)^{①[12]}进一步限制词表大小,以缓解罕见词和未登录词(Out of Vocabulary, OOV)的问题。

表 1 给出了一个句子经过 jieba 分词和 BPE 以后的结果,其中“@@”符号表示当前单元与下一个单元同属一个词语。经过处理后,两个数据集的详细情况如表 2 所示。

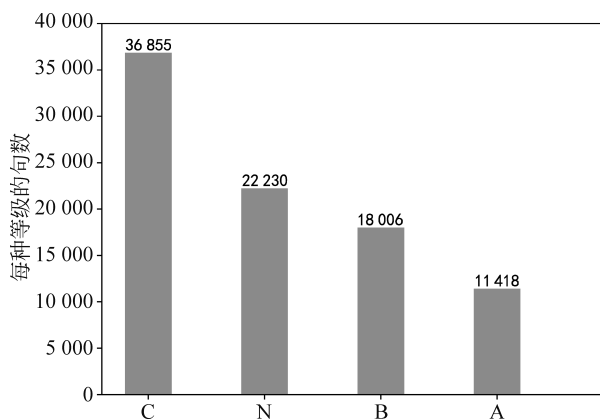
表 1 一个句子经过 jieba 分词和 BPE 的示例

原始句子	好像我的疲劳感也飞过去了。
分词后的句子	好像 我 的 疲 劳 感 也 飞 过 去 了 。
BPE 拆分后的句子	好像 我 的 疲@@ 劳@@ 感 也 飞 过 去 了 。

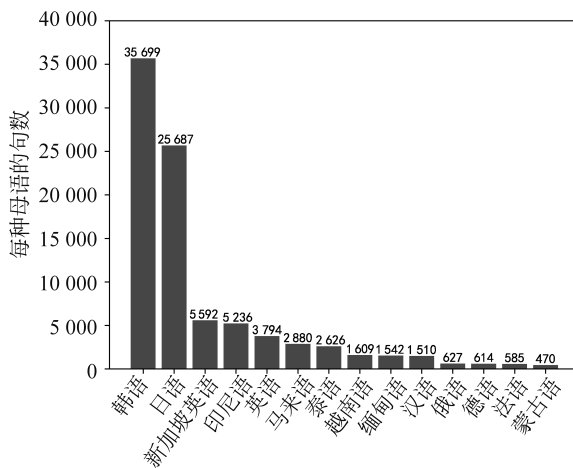
表 2 数据集详情

数据集	句子数目	原始句子的词语	修改后句子的词语
Lang-8	1 095 985	14 352 734	15 090 960
HSK	88 509	1 783 487	1 768 823

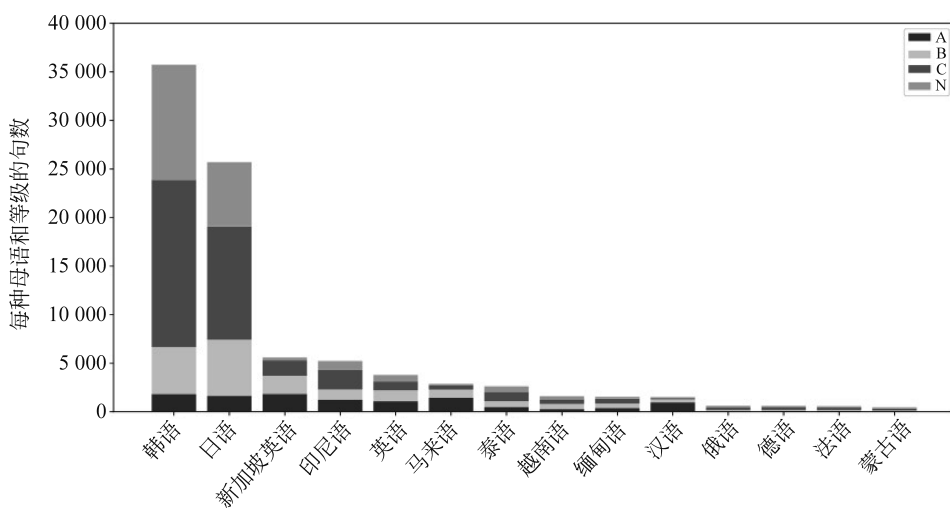
我们在 HSK 数据集上研究个性化语法纠错,该数据集由 14 种不同母语和 4 种不同等级的汉语学习者所写的考试作文组成。我们根据学习者的母语和等级信息抽取了平行句对,其中各个等级所包含的句子数如图 4(a)所示,各个母语所包含的句子数如图 4(b)所示,各个等级和母语的的句子数如图 4(c)所示。



(a) 汉语学习者等级在HSK中的分布情况



(b) 汉语学习者母语在HSK中的分布情况



(c) 汉语学习者等级和母语在HSK中的分布情况

图 4 HSK 中各个等级、母语以及等级和母语的的句子数分布

① <https://github.com/rsennrich/subword-nmt>

2.2 超参数

实验中,编码器词嵌入矩阵和解码器词嵌入矩阵维度为 512,解码器的输入和输出词嵌入矩阵共享权重。编码器和解码器各包含 6 个模块,每个模块的多头注意力层有 8 个注意力头,前馈层的维度大小为 2 048。优化器使用 Adam,动量设置为(0.9,0.98),warm-up 为 4 000,学习率的更新策略初始值是 1×10^{-7} ,在前 4 000 步的训练中,线性增长到 5×10^{-4} ,之后逐步指数下降到训练结束,Dropout 为 0.3,柱搜索的大小为 12,最大的 token 数为 4 000。在预训练阶段,我们根据 Ren 等人^[5]的方法,随机从 Lang-8 中抽取 5 000 个句对作为验证集,并选取验证集上最优的模型作为最终预训练的模型。在微调阶段,选取验证集上最优的前 5 个模型的权重并计算权重的平均值作为领域适应模型的权重。

2.3 基线模型

本文的基线模型有两个,分别为:

(1) **无微调**^[4]: 该方法直接使用预训练的模型对各个领域测试集中的句子进行纠错;

(2) **随机**^[4]: 该方法随机地从 HSK 数据集中抽取与各个领域相同数量的训练集和开发集,并使用这些数据对预训练的模型进行微调,然后对各个领域的测试集中的句子进行纠错。领域适应的各个模型超越这个基线模型,可以帮助我们验证:语法纠错模型性能的提升,不仅是因为模型适应到 HSK 数据集上,还因为对各个领域成功地建模。

2.4 评价指标

正如王辰成等人^[9]提到的,应该重点关注模型对错误编辑的准确性而非编辑的数量,所以为了评价语法纠错模型的性能,我们采用 MaxMatch(M^2)工具包计算 $F_{0.5}$ 分数,根据 $F_{0.5}$ 的大小判断模型的性能。计算 $F_{0.5}$ 需要有 m2 格式的文件,它是根据原句和修改句生成的最佳编辑集合。因此,我们使用 ERRANT^①工具包制作了各个测试集 m2 格式的文件。

3 实验结果

为了验证提出的方法是否合理,我们构建了各个领域适应的数据集,根据 Nadejde 和 Tetreault^[4]工作中的实验设置,我们将各个领域适应的数据集

按照 8 : 1 : 2 的比例划分为训练集、开发集和测试集。

3.1 针对汉语学习者等级的语法纠错模型

HSK 数据集将汉语学习者的水平分为 A、B、C 和 N(N 表示无)四个等级,我们为每个等级随机抽取 11 000 个平行句对;为随机基线模型在不考虑等级的条件下随机抽取 8 000 个平行句对作为训练集,1 000 个平行句对作为开发集,实验结果如表 3 所示。从表 3 可以看出,我们的结果在等级 A 上超出随机基线模型 3.59 个百分点,从图 4(a)可以看出,等级 A 的句子是 HSK 中数量最少的,却是提升最高的,这表明了个性化语法纠错是合理且有效的。在等级 C 上,相比随机基线模型我们的方法提升了 0.15 个百分点。

表 3 不同等级上的结果

等级	无微调	随机	适应到等级
A	18.53	38.45	42.04
B	22.44	41.02	43.19
C	24.56	44.76	44.91
N	23.62	45.84	47.63
平均	22.29	42.52	44.44

从图 4(a)可以看出,等级 C 的句子是 HSK 中数量最多的,所以在不考虑等级的情况下随机抽到的句对中等级 C 的数量也是最多的,这很好地解释了在等级 C 上提升是最小的。从整体结果来看,我们的方法比随机基线模型提高了 1.92 个百分点。

3.2 针对汉语学习者母语的语法纠错模型

HSK 数据集由 14 种母语的汉语学习者书写,本实验选用其中数据最多的 4 种母语:韩语、日语、新加坡英语、印尼语。我们为这 4 种不同的母语分别随机抽取 4 950 个平行句对;为随机基线模型在不考虑母语的条件下随机抽取 3 600 个平行句对作为训练集,450 个平行句对作为开发集。

实验结果如表 4 所示,我们的方法在新加坡英语上比随机基线模型高出 4.98 个百分点,超越了其他母语。此外,在新加坡英语上,从无微调基线模型到随机基线模型的提升为 15.51 个百分点,低于其他母语。以上结果说明领域适应模型性能的提升不

① <https://github.com/chrisjbryant/errant>

仅是因为将模型适应到 HSK 数据集上,还因为对学习者的领域进行了建模。从整体结果来看,我们的方法比随机基线模型超出 1.73 个百分点。

表 4 不同母语上的结果

母语	无微调	随机	适应到母语
韩语	23.84	44.25	45.58
日语	28.31	46.19	46.47
新加坡英语	14.74	30.25	35.23
印尼语	18.61	37.93	38.28
平均	21.38	39.66	41.39

3.3 针对汉语学习者母语和等级的语法纠错模型

HSK 数据集中包含 4 种等级和 14 种母语的组,共有 56 种母语-等级组合的情况,本实验选用其中数据最多的 5 种母语-等级组合:韩语-C、韩语-N、日语-B、日语-C、日语-N。我们为这 5 种不同的母语-等级组合分别随机抽取 4 950 个平行句对;为韩语和日语每种语言随机抽取 3 600 个平行句对作为训练集,450 个平行句对作为开发集;为 B、C、N 每种等级随机抽取 3 600 个平行句对作为训练集,450 个平行句对作为开发集;为随机基线模型在不考虑等级、母语的条件下随机抽取 3 600 个平行句对作为训练集,450 个平行句对作为开发集。

实验结果如表 5 所示,我们的方法在韩语-N 上比随机基线模型提升了 3.62 个百分点,比韩语提升了 1.57 个百分点,超越了其他母语-等级,是母语-等级与随机、母语相比提升效果最明显的组合;在日语-N 上比等级 N 提升了 3.60 个百分点,是母语-等级与等级相比提升效果最明显的组合。从整体结果来看,适应到母语-等级的模型比随机基线模型高出 1.76 个百分点,比适应到等级的模型高出 1.46 个百分点,比适应到母语的模型高出 0.93 个百分点。

表 5 不同母语-等级上的结果

	韩语-C	韩语-N	日语-B	日语-C	日语-N	平均
无微调	23.43	25.00	24.01	23.78	25.11	24.27
随机	44.67	44.64	43.13	44.71	46.37	44.70
等级	44.50	47.80	42.33	45.72	44.66	45.00
母语	44.92	46.69	43.96	45.27	46.83	45.53
母语-等级	45.83	48.26	43.34	46.62	48.26	46.46

3.4 实验结果分析

从表 3 可知,相比随机基线模型,领域适应的模型性能在等级 A 上的提升最明显。因此本文针对等级 A 的纠错样例进行分析,从而直观地反映将一般的语法纠错模型适应到相应领域后纠错能力的表现。如表 6 所示,给出了各个模型对一个有语法错误句子的修改结果,其中加粗部分表示修改内容。从表 6 观察发现,相比随机基线模型,领域适应的模型的修改更符合汉语用语习惯。

因此,将语法纠错模型适应到汉语学习者的特征领域以后,模型纠错的结果更接近汉语的习惯表达。

表 6 不同模型的纠错结果

原始句子	第一当一个人在公共场所内抽烟当他抽完烟,如果他找不到丢烟蒂的地方,他可能会随手丢掉。
标准答案	第一,一个人在公共场所内抽烟,当他抽完烟后,如果他找不到丢烟蒂的地方,他可能会随手丢掉。
无微调	第一,当一个人在公共场所内抽烟时,他抽完烟,如果他找不到丢心烦的地方,他可能会随手丢掉。
随机	第一,当一个人在公共场所内抽烟时,他抽完烟,如果他找不到丢拾水的的地方,他可能会随手丢掉。
适应到等级 A	第一,当一个人在公共场所内抽烟时,他抽完烟,如果他找不到丢的地方,他可能会随手丢掉。

4 相关工作

传统的语法纠错方法可以分为两类:①基于规则的方法^[13],这些方法只关注文本中的几种错误类型;②基于统计机器翻译的方法^[14],这些方法将语法纠错任务视为翻译任务,并使用统计机器翻译方法进行纠错,极大地提升了语法纠错系统的性能。

随着深度学习的发展,许多序列到序列的方法被成功地应用到语法纠错中,这些方法将语法纠错视为一般的 Seq2Seq 任务,即系统的输入是一个序列,输出也是一个序列。Yuan 和 Briscoe^[15]第一次将神经机器翻译模型应用到语法纠错任务中,他们使用双向的递归神经网络编码器和一个基于注意力

的解码器对错误进行纠错,性能超越了基于统计机器翻译的纠错模型。Ji 等人^[16]使用嵌套注意力神经混合模型纠错,该模型通过合并单词和字符级别的信息来纠正两种类型的错误。Chollampatt 和 Ng^[2]使用一个多层卷积编码器-解码器神经网络模型进行纠错,并结合语言模型对纠错的结果进行重排序。Junczys-Dowmunt 等人^[3]将语法纠错视作低资源的机器翻译任务,并使用 Transformer 作为纠错模型。

针对英语的语法纠错方法层出不穷,并且取得了很好的效果。但汉语语法纠错方兴未艾,自中国计算机协会举办的国际自然语言处理与中文计算会议(NLPCC)在 2018 年加入了汉语语法纠错评测任务后,出现了许多汉语语法纠错方法。Fu 等人^[6]采用简单到复杂的分阶段纠错方法,使用语言模型纠正简单的错误,字、词级的 Transformer 模型纠正复杂的错误。Zhou 等人^[7]使用多个模型纠错,分别是基于规则、统计和神经网络,通过模型组合的方式得到最终的纠错结果。Ren 等人^[5]使用基于卷积神经网络的 Seq2Seq 模型纠错,还采用了 subword 算法^[12]来缩小词表和缓解未登录词的问题。王辰成等人^[9]提出了基于 Transformer 增强架构的中文语法纠错模型,该模型使用动态残差结构结合不同神经模块的输出来增强模型捕获语义信息的能力。Zhao 和 Wang^[8]采用动态掩码的方式提高模型的纠错性能,在训练步骤中动态地向原始的句子加入掩码来增加更多的平行句对。但以上这些汉语语法纠错方法均没有对汉语学习者的个性化特征进行建模。

周小兵等人^[17]在对汉语作为第二语言的学习者的教学研究发现,母语迁移是造成二语学习者语法偏误的一项主要原因。如有的汉语学习者会写“*我见面我的老师。”这样的错句,因为法语、韩语、日语、越南语等语言中“见面”可以带宾语,但是汉语中“见面”后面是不可以带宾语的。此外,Swan 和 Smith^[18]对二语学习者的教学研究发现,不同母语写作者会犯不同类型的错误,他们将其中的某些错误归因于语言之间的“转移”或“干扰”,即母语的“负迁移”。因此,已有许多针对二语学习者的研究,如 Rozovskaya 和 Roth^[19]使用朴素贝叶斯对不同母语的英语学习者所犯的介词错误进行纠错; Mizumoto 等人^[20]发现当训练数据和测试数据用相同的母语时,语法纠错系统的表现会更好; Nadejde 和 Tetreault^[4]针对英语作为第二语言的学习者提出了个

性化语法纠错,发现将语法纠错模型适应到学习者的不同特征时表现会更好。

5 总结

本文针对汉语作为第二语言的学习者,首次提出了个性化语法纠错,并将语法纠错任务视为翻译任务,使用基于 Transformer 增强架构的中文语法纠错模型对错误进行纠正。为了验证提出的方法的合理性,构建了不同领域的数据集,并使用迁移学习方法将语法纠错模型适应到学习者不同的领域,实现个性化语法纠错,各个领域测试集上的平均结果都超越了未做领域适应的基线模型,表明语法纠错系统在对学习者的特征建模以后可以有效地改进纠错的效果。

参考文献

- [1] Lee J, Seneff S. An analysis of grammatical errors in non-native speech in English[C]//Proceedings of the IEEE Spoken Language Technology Workshop. IEEE, 2008: 89-92.
- [2] Chollampatt S, Ng H T. A multilayer convolutional encoder-decoder neural network for grammatical error correction[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018.
- [3] Junczys Dowmunt M, Grundkiewicz R, Guha S, et al. Approaching neural grammatical error correction as a low-resource machine translation task[C]//Proceedings of the Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies, 2018: 595-606.
- [4] Nadejde M, Tetreault J. Personalizing grammatical error correction: Adaptation to proficiency level and L1 [C]//Proceedings of the 5th Workshop on Noisy User-generated Text, 2019: 27-33.
- [5] Ren H, Yang L, Xun E. A sequence to sequence learning for Chinese grammatical error correction [C]//Proceedings of the CCF International Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing. Springer, Cham, 2018: 401-410.
- [6] Fu K, Huang J, Duan Y. Youdao's winning solution to the NLPCC-2018 task 2 challenge: A neural machine translation approach to Chinese grammatical error correction[C]//Proceedings of the CCF International Conference on Natural Language Processing and

- Chinese Computing. Springer, Cham, 2018: 341-350.
- [7] Zhou J, Li C, Liu H, et al. Chinese grammatical error correction using statistical and neural models [C]// Proceedings of the CCF International Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing. Springer, Cham, 2018: 117-128.
- [8] Zhao Z, Wang H. MaskGEC: Improving neural grammatical error correction via dynamic masking [C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(01): 1226-1233.
- [9] 王辰成, 杨麟儿, 王莹莹, 等. 基于 Transformer 增强架构的中文语法纠错方法[J]. 中文信息学报, 2020, 34(6): 106-114.
- [10] Madotto A, Lin Z, Wu C S, et al. Personalizing dialogue agents via meta-learning [C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019: 5454-5459.
- [11] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017: 6000-6010.
- [12] Sennrich R, Haddow B, Birch A. Neural machine translation of rare words with subword units [C]// Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2016: 1715-1725.
- [13] Bustamante F R, León F S. GramCheck: A grammar and style checker [C]// Proceedings of the 16th Conference on Computational Linguistics, 1996: 175-181.
- [14] Brockett C. Correcting ESL errors using phrasal SMT techniques [C]// Proceedings of the 21th International Conference on Computational Linguistics and 44th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Sydney, Australia, 2006: 249-256.
- [15] Yuan Z, Briscoe T. Grammatical error correction using neural machine translation [C]// Proceedings of the Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, 2016: 380-386.
- [16] Ji J, Wang Q, Toutanova K, et al. A nested attention neural hybrid model for grammatical error correction [C]// Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2017: 753-762.
- [17] 周小兵, 朱其智, 邓小宁. 外国人学汉语语法偏误研究 [M]. 北京: 北京语言大学出版社, 2007.
- [18] Smith B. Learner English: A teacher's guide to interference and other problems [M]. Ernst Klett Sprachen, 2001.
- [19] Rozovskaya A, Roth D. Algorithm selection and model adaptation for ESL correction tasks [C]// Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, 2011: 924-933.
- [20] Mizumoto T, Komachi M, Nagata M, et al. Mining revision log of language learning SNS for automated Japanese error correction of second language learners [C]// Proceedings of the 5th International Joint Conference on Natural Language Processing, 2011: 147-155.



张生盛(1996—), 硕士研究生, 主要研究领域为自然语言处理。

E-mail: shengshengzhang636@gmail.com



杨麟儿(1983—), 通信作者, 博士, 副教授, 主要研究领域为自然语言处理和智能语言学习。

E-mail: yangtianlin@blcu.edu.com



庞桂娜(1997—), 学士, 主要研究领域为自然语言处理。

E-mail: pangguina2020@163.com