

基于字母级加密的源语言镜像数据增强方法

刘艺程, 依西降参, 史树敏*

(北京理工大学计算机学院, 北京 100081)

摘要: [目的] 针对传统文本替换数据增强技术所导致的扩充句对语义不对齐的问题, 提出一种面向低资源神经机器翻译的源语言镜像的数据增强(data augmentation via source language mirroring, DASLM)方法。[方法] DASLM 通过凯撒加密技术进行源语言语句的字母级加密, 增加源语言和目标语言之间的形式多样性, 同时强化源语言与目标语言之间的语言不变特征; 利用多语言联合训练可增强编码器提取语言不变特征的特点, 用镜像语料与原始语料联合训练翻译模型。采用 CCMT2023 藏汉、维汉和蒙汉数据集, 在 Transformer 模型框架下进行性能评估, 并与多种主流数据增强方法进行对比。[结果] DASLM 在藏汉、维汉与蒙汉 3 个低资源翻译任务中的 BLEU 值分别为 24.71%、31.78% 和 41.67%。该方法在提升模型准确性的同时, 能够在无额外模型训练的情况下达到媲美现有复杂增强方法的性能。在 CCMT2024 评测中取得较好的成绩。[结论] 源语言镜像数据能保持与原始语料相似的语义和句法结构, DASLM 方法克服了机器翻译任务中传统数据增强方法语义不对齐和译文不自然的缺陷, 显著适用于低资源机器翻译。

关键词: 低资源机器翻译; 数据增强; 源语言镜像; 多语言联合训练

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

文章编号: 0438-0479(2025)04-0579-07

Source language mirroring data augmentation based on letter-level encryption

LIU Yicheng, YIXI Jiangcan, SHI Shumin*

(School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract: [Objective] Traditional data augmentation methods suffer from semantic distortion and unnatural sentence generation in low-resource machine translation. To address these constraints, herein we introduce a method, namely data augmentation via source language mirroring (DASLM). [Methods] The DASLM method employs Caesar cipher encryption, i. e. a simple yet effective letter-level encoding technique, to generate source language mirror sentences. By shifting characters in the source sentences according to predetermined key values, mirror sentences are created that maintain identical semantic and syntactic structures to the original sentences while varying in surface form, so that they can enhance formal diversity between source and target languages while reinforcing language-invariant features across languages. These mirror sentences are paired with their original target sentences to construct new parallel corpora, thus leveraging the ability of multilingual training to strengthen the encoder's ability to extract language-invariant features. The augmented corpora are then combined with the original datasets to train a single translation model. Experiments were conducted using the Tibetan-Chinese, Uyghur-Chinese and Mongolian-Chinese datasets provided by CCMT2023, comprising over 1.1 million Tibetan-Chinese, 170 000 Uyghur-Chinese and 500 000 Mongolian-Chinese sentence pairs, respectively. Data preprocessing included tokenizing Tibetan and Chinese sentences using open-source tools, while Uyghur and Mongolian sentences were processed without additional tokenization. These datasets were then processed with byte-pair encoding (BPE) to create subword vocabularies. The Transformer model was served as the backbone for training, utilizing a six-layer encoder-decoder architecture with multi-head attention and a 1024-dimensional embedding space, and the model's performance was evaluated using the

收稿日期: 2024-12-13 录用日期: 2025-03-26

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(61732005); 国家自然科学基金面上项目(61671064)

* 通信作者: bjssm@bit.edu.cn

引文格式: 刘艺程, 依西降参, 史树敏. 基于字母级加密的源语言镜像数据增强方法[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2025, 64(4): 579-585.

Citation: LIU Y C, YIXI J C, SHI S M. Source language mirroring data augmentation based on letter-level encryption[J]. J Xiamen Univ Nat Sci, 2025, 64(4): 579-585. (in Chinese)



bilingual evaluation understudy (BLEU) score. To benchmark DASLM, we compared it against various mainstream data augmentation methods. **[Results]** DASLM significantly improves translation performance by achieving BLEU scores of 24.71% for Uyghur-Chinese, 31.78% for Tibetan-Chinese and 41.67% for Mongolian-Chinese tasks. This fact represents a substantial improvement over the baseline Transformer model trained solely on the original datasets. Although the proposed method does not surpass Data Diverse, i. e. the best-performing baseline, it simplifies the training process by avoiding the need for additional models to generate augmented data. Instead, it utilizes a straightforward letter-level encryption approach, making the overall workflow more efficient and accessible for low-resource scenarios. Further analyses of the robustness of the method highlight its consistency across different key values used in the Caesar cipher process. Although larger key values can lead to minor performance fluctuations, the overall results remain stable, thereby confirming the reliability of DASLM in generating high-quality augmented data. Notably, DASLM exhibits greater effectiveness in Uyghur-Chinese and Mongolian-Chinese translation tasks, in which the training data is more limited compared to Tibetan-Chinese. This finding underscores the ability of the method to mitigate the adverse effects of data scarcity by maximizing the utility of available resources. The efficacy of the method is further validated through the qualitative analysis of translation outputs. Examples illustrate that DASLM produces translations with improved semantic fidelity and fluency compared to baseline models. In examples given in the article, DASLM accurately captures nuanced meanings that baseline models often misinterpret or oversimplify and generates more contextually appropriate and precise word choices, enhancing the overall translation quality. Finally, the method has achieved competitive results in the CCMT2024 evaluation. **[Conclusion]** Source language mirroring generates data that maintains semantic and syntactic similarity with the original corpus. The source language mirroring-based data augmentation method overcomes issues of semantic misalignment and unnatural text sequences inherent in traditional approaches, offering an efficient solution for low-resource machine translation. Particularly in scenarios of limited training data, the proposed method exhibits greater applicability and potential for improving translation quality.

Keywords: low-resource machine translation; data augmentation; source language mirroring; multilingual joint training

作为少数民族语言机器翻译任务,藏汉、维汉和蒙汉机器翻译任务一直面临着资源稀缺的问题.在当前机器翻译研究中,数据增强方法作为扩充平行语料的规模和提升低资源机器翻译的性能的常用手段被广泛应用.例如, Sennrich 等^[1]通过对源端或目标端的词语进行随机丢弃的方式来扩充语料,以防止模型训练出现过拟合. Norouzi 等^[2]在保持源端语句不变的前提下,对目标端的部分词语进行替换. Wang 等^[3]结合前两者的方法,分别使用各自词典中的随机词语替换两端数据中的部分词语.虽然上述策略能够扩充平行语料规模并提升翻译性能,但随机替换无法保证双语句对在语义上的一致性.为此, Fadaee 等^[4]使用频率较低的双语词对替换平行语句中的词语,从而获得更多语义对齐的扩充数据,增强模型对不常见词的翻译能力.此外, Provilkov 等^[5]认为唯一的子词分割方式不利于模型学习词形,在合并阶段随机丢弃一些合并方式,使一个词分割成多个不同的子词序列,从而替换原有的唯一子词序列.

然而,上述方法往往导致扩充文本序列不自然,并且部分方法可能存在内容不对齐的问题.受 Weaver^[6]提出的“翻译可以视作一种对加密文本进行解密”的观点和 Kambhatla 等^[7]工作的启发,本文提出一种基于字母级加密的源语言镜像数据增强(data augmentation via source language mirroring, DASLM)方法,以克服文

本序列不自然和语义不对齐的问题,提升模型在低资源神经机器翻译任务中的表现.具体而言,在数据增强方面,本文采用凯撒加密对源端语句进行字母级加密,生成相应的源语句密文.尽管源语句密文在词汇形式上与源语句不同,但在句法结构和语义上完全一致(这样的密文本文称为源语句镜像),因此可以强化源语言与目标语言之间的语言不变性.在模型训练方面,本文借鉴 Johnson 等^[8]和 Kambhatla 等^[7]的工作,利用源语句与其镜像指向同一目标语句的特性,从多源机器翻译的角度提升低资源机器翻译的性能,共享多个“源语言”之间的语言知识,以提高翻译模型的准确度.

1 基于字母级加密的 DASLM 方法

1.1 源语言镜像语料

凯撒密码(Caesar cipher)是一种简单而常用的替换加密方法,通过将原文中的字母向右移动指定的位置进行替换.未加密的文本称为明文,加密后的文本称为密文.每个字母被替换为其右移后的对应字母,从而生成密文.为了保证加密的可解密性,字母表的移动位数需固定,这种加密方式称为 ROT- k 加密,其中 k 表示字母表向右移动的位数.

如图 1(a)所示,通过设置不同的 k 值,可以生成

征的提取能力. 本文将不同 k 值生成的源镜像语句作为增强语料, 虽然在词汇表现形式上与源语言语句不同, 不同 k 值彼此之间也存在差异, 但语言的不变特征仍然保留, 且因数据增强而进一步强化语言的不变特征. 鉴于 Johnson 等^[8] 和 Kambhatla 等^[7] 的研究, 利用源语句与其镜像指向同一目标语句的特性, 从源语言到目标语言及源语言镜像到目标语言的多源机器翻译角度提升低资源机器翻译的性能.

本文方法实质是构建一种“伪多语言”训练环境: 通过凯撒加密生成源语言镜像, 每个镜像可视为一种新的“伪语言”. 虽然这些镜像语言在字符层面与原始源语言不同, 但由于加密过程严格保持句法结构和语义完整性, 它们与目标语言的对应关系完全一致. 当模型同时从源语言及其镜像到目标语言的语料进行学习时, 其编码器被迫剥离字符表面形式的干扰, 专注于提取跨镜像语言共享的深层语义模式.

对于一个源语句 x_i 、一组不同的源镜像语句 $\{x_i^{\text{ROT-}k_1}, \dots, x_i^{\text{ROT-}k_m}\}$ 和目标语句 y_i , 通过最小化以下交叉熵损失来训练一个基本的多源翻译模型:

$$\mathcal{L}_1^i = -\log p_\theta(y_i | x_i) - \sum_{j=1}^m \log p_\theta(y_i | x_i^{\text{ROT-}k_j}). \quad (1)$$

其中, $p_\theta(y | x)$ 为参数 θ 所定义的模型对给定输入 x 生成目标 y 的条件概率分布, θ 是模型的可学习参数.

虽然上述多源翻译方法能够促使模型提取源语言与源语言镜像之间的不变特征, 但模型所学习的知识仅限于源语言到目标语言以及不同源语言镜像到目标语言的语义对应关系, 无法直接学习源语言镜像到源语言的语义对应关系. 为了解决这一问题, 可以进一步完善多源翻译模型:

$$\mathcal{L}_2^i = -\log p_\theta(y_i | x_i) - \sum_{j=1}^m [\log p_\theta(y_i | x_i^{\text{ROT-}k_j}) + \log p_\theta(x_i | x_i^{\text{ROT-}k_j})]. \quad (2)$$

本文后续将对式(1)和(2)所表示的两种源语言镜像语料扩充平行语料的方法进行对比研究.

2 实验与分析

2.1 实验数据

平行语料 所有训练集、验证集和测试集均来自 CCMT2023 发布的藏汉、维汉与蒙汉平行语料, 其中蒙汉语料的训练集由原训练集的 1 262 454 对平行语

料中随机选择 500 000 对构成. 对于具有多个参考目标译文的源语句, 选取第一个参考目标译文作为正确译文. 各数据集的规模如表 1 所示.

表 1 本文实验数据统计表

Tab. 1 Statistical table of experimental data in this paper

| 语种 | 训练集 | 验证集 | 测试集 |
|----|-----------|-------|-------|
| 藏汉 | 1 157 565 | 1 549 | 2 379 |
| 维汉 | 170 058 | 1 000 | 2 000 |
| 蒙汉 | 500 000 | 2 001 | 2 001 |

源镜像语料 为了从多语言平行语料的角度利用源语言镜像语料, 对于维-汉语言对使用了 2 个密钥 $K = \{1, 2\} (m = 2)$, 5 个密钥 $K = \{1, 2, 3, 4, 5\} (m = 5)$ 和 10 个密钥 $K = \{1, 2, 3, 4, 5, \dots, 10\} (m = 10)$ 来生成源语言镜像语料. 在确定效果最佳的密钥组为 $K = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 后, 后续实验采用该密钥组.

数据预处理 对于藏语和汉语, 分别使用开源的 TIP-LAS^[9] 和 jieba 分词工具进行分词处理. 对于维语和蒙语, 不进行额外的分词处理. 为了保证正确的词语切分, 加密操作是在分词后进行的. 随后, 利用 sentencepiece^[10] 在源语料、目标语料和源镜像语料上联合学习子词表并转为字节对编码(byte-pair encodings, BPE)^[11]. 联合学习子词表时, 仅包含源镜像语料、源语言和目标语言的训练集, 不包括验证集和测试集. 对于藏汉、维汉和蒙汉语言对, 联合子词表的大小分别设为 3.5×10^4 、 3.0×10^4 和 3.5×10^4 .

2.2 实验设置

翻译质量的评价采用 BLEU 分数^[12], 并使用 multi_bleu.perl 脚本进行计算. 本文的所有实验均在 Fairseq 工具^[13] 上实现, 并在两块 GeForce RTX 3090 上运行. 所有语言对的翻译模型采用 Transformer-big 模型^[14], 该模型包括 6 层编码器和解码器、16 头注意力机制、以及 1 024 维的词向量. 为防止过拟合, Dropout 设为 0.2, 学习率为 10^{-4} , 并使用 Adam 优化器^[15] (参数 $\beta_1 = 0.90$ 和 $\beta_2 = 0.98$) 来调优模型参数. 最终, 从 50 个检查点中选择在验证集上表现最佳的检查点来评估模型性能.

为了证明该方法的有效性, 本文选取目前被广泛应用且性能优异的数据增强方法作为主要对比基线. 与本文类似, 这些方法均仅依赖平行语料资源, 而未引入其他数据. 对于额外使用了单语数据的预训练模型或反向翻译等方法未被纳入基线对比范围.

2.3 实验结果

2.3.1 不同损失函数和镜像数据量对 DASLM 的影响

表 2 展示了无数据增强与不同加密方式的 DASLM 方法采用不同损失函数时的实验结果. 当 $m=2$ 时, 两种损失函数相较于无数据增强的 Transformer 基线模型, 翻译性能均有提升, 这与多语言联合训练能够提升模型表现的预期相符. 当密钥数增加时, 采用 \mathcal{L}_1 的 DASLM 方法的性能急剧下降, 相比之下, 采用 \mathcal{L}_2 的 DASLM 方法翻译性能则趋于稳定, 且始终优于采用 \mathcal{L}_1 的模型和基线模型. 这表明添加源语言镜像到源语言翻译的交叉熵损失项能够充分提取语言的不变特征, 对提升翻译性能具有积极作用; 若不告知模型镜像语料和源语言语料拥有一致语义, 镜像语料的持续增加反而导致噪声信息增加, 不利于模型性能的提升. 此外, $m=10$ 时, 采用 \mathcal{L}_2 的 DASLM 方法性能略微下降, 可能是随着语言对的增加, 模型性能趋于饱和. 因此, 本文后期实验中, 采用 \mathcal{L}_2 的 DASLM 方法, 并取 $m=5$.

表 2 不同损失函数的实验结果(维汉)

Tab. 2 Experimental results with different loss functions (Uyghur-Chinese)

| 数据增强 | | BLEU/% | |
|-------|--------|----------------------|----------------------|
| | | 损失函数 \mathcal{L}_1 | 损失函数 \mathcal{L}_2 |
| 无 | | 21.99 | |
| DASLM | $m=2$ | 22.73 | 23.58 |
| | $m=5$ | 21.92 | 24.71 |
| | $m=10$ | 18.15 | 24.61 |

结合表 3 中翻译示例可以观察到, m 值增大至 10 时, 采用 \mathcal{L}_1 和 \mathcal{L}_2 的翻译性能均出现下降趋势. 例如, 采用 \mathcal{L}_1 时, “刘静”被错译成“刘翔”; 采用 \mathcal{L}_2 时“田径场”被错译成“报销”. 尽管如此, 在相同 m 值下, 采用 \mathcal{L}_2 的表现仍优于 \mathcal{L}_1 , 例如, $m=10$ 时, 采用 \mathcal{L}_2 能正确地翻译出“100 米障碍”, 采用 \mathcal{L}_1 则将其错误地译为“100 米蝶泳”. 这表明在一定程度上损失函数 \mathcal{L}_2 能更好地为翻译质量提供支持. $m=5$ 时, 采用 \mathcal{L}_2 获得最好的翻译结果.

表 3 不同 k 值与公式的翻译结果示例(维汉)

Tab. 3 Translation examples of different k values and formulas (Uyghur-Chinese)

| 维语源句子 | ئېنىك ئاتلىنىكا مۇسابىقىسىدىن يەنە خوش خەۋەر كەلدى ، لىۋجىڭ ئاياللارنىڭ 100 مېتىرلىق توساقتىن ئاتلاش ھەل قىلغۇچ مۇسابىقىسىدە چىمپىيونلۇققا ئېرىشتى ، فېڭ يۈن موشۇ تۈردە كۆمۈش مېدالغا ئېرىشتى . | |
|--------|---|--|
| 汉语参考译文 | 田径赛场再传捷报, 刘静 摘得 女子 100 米栏 决赛 桂冠, 老将 冯云 获得 这个 项目 的 银牌. | |
| 无数据增强 | 田径比赛 又 传来 了 好消息, 刘静 夺得 女子 100 米 障碍泳 决赛 冠军, 摘得 冯云树 的 奖牌. | |
| 数据增强 | $m=2$ \mathcal{L}_1 | 来自 田径赛 的 好消息 再次 传来, 刘静 为 女子 100 米 障碍性赛 的 冠军 由 冯云 压缩机 夺得. |
| | \mathcal{L}_2 | 田径赛场 又 传来 好消息, 刘静 夺得 女子 100 米 短道 障碍物 总决赛 金牌, 冯云 摘得 了 慕名奖杯, |
| $m=5$ | \mathcal{L}_1 | 田径赛 还 再次 传来 好消息, 刘静 钰 夺得 女子 100 米 决赛 冠军, 冯云 飞碟 夺得 冠军. |
| | \mathcal{L}_2 | 田径赛 又 传来 好消息, 刘京 夺得 女子 100 米 防障 决赛 的 冠军, 冯云 获得 该项 银牌. |
| $m=10$ | \mathcal{L}_1 | 田径赛场 又 传来 了 好消息, 刘翔 在 女子 100 米 蝶泳 决赛 中 夺得 冠军, 冯永亚 夺得 银牌. |
| | \mathcal{L}_2 | 报销 的 消息 再次 亮相, 刘静 夺得 女子 100 米 障碍 获得 冠军, 冯钰 摘得 项目 银奖. |

注: 维语阅读顺序为从右到左, 故右对齐排, 下同.

2.3.2 DASLM 方法与其他数据增强方法的对比

表 4 展示了 DASLM 方法在真实低资源维汉、藏汉和蒙汉翻译任务上的实验结果. 首先, 本文的 DASLM 方法比仅使用平行语料训练的 Transformer 模型表现更好, 这表明本方法可以通过增加输入到翻译模型的语料规模来增强其性能. 其次, 相比 WordDropout、RAML、SwitchOut 等方法及其组合方法, DASLM 方法在维汉和蒙汉数据集上具有明显提升. 这表明本方法相比常见的替换策略数据增强方法, 具有更好的翻译性能. 第三, DASLM 方法在维汉数据集上具有与 Data

Diverse 方法相当的翻译性能, 在蒙汉数据集上则显著优于 Data Diverse 方法. 值得注意的是, Data Diverse 方法需要额外训练 6 个反向翻译模型来生成扩充语料, 而本方法则不需要额外训练任何模型, 且简单加密就可获得扩充语料. 最后, DASLM 方法在维语和蒙语翻译任务上显著优于基线模型, 而在藏语翻译任务中的提升相对有限, 可能的原因是藏语的训练数据量达到 117 万, 相较于维语的 17 万和蒙语的 50 万语料, 藏语语料更加丰富. 这表明 DASLM 方法在数据量较小的语言翻译中更为有效, 能够更好地利用有限的数据进行增强.

翻译示例中,本文 DASLM 方法把原词“融雪车”较准确地翻译成“除雪车”,而基线系统则翻译成“雪车”。在蒙汉翻译示例中,本文 DASLM 方法较准确地翻译出了参考译文中的“记住”“耐心”和“不可多得”,而基线系统则出现了漏译和错译。

3 总结

本报告详细介绍了本单位在第二十届全国机器翻译大会(CCMT 2024)评测中的技术情况。针对基于替换策略的数据增强方法所带来的源端与目标端语义不对等和替换后文本不自然等问题,本文提出了一种基于源语言镜像的数据增强方法。该方法通过字母级加密生成源语言镜像语料,这些镜像语料在语义和文本流畅度上与源语言语料相同。源语言镜像语料与目标语言语料结合,形成新的平行语料,并从多语言翻译的角度利用这些镜像语料,以解决资源稀缺问题。实验结果表明,本方法在维汉和蒙汉的低资源机器翻译任务中实现了显著的翻译性能提升,在具有百万级语料的藏汉机器翻译任务中取得了与其他数据增强策略方法相当的结果。

参考文献:

- [1] SENNRICH R, HADDOW B, BIRCH A. Edinburgh neural machine translation systems for WMT 16[C]// Proceedings of the First Conference on Machine Translation. Stroudsburg: ACL, 2016: 371-376.
- [2] NOROUZI M, BENGIO S, CHEN Z F, et al. Reward augmented maximum likelihood for neural structured prediction[EB/OL]. [2024-12-01]. <https://arxiv.org/pdf/1609.00150v3>.
- [3] WANG X Y, PHAM H, DAI Z H, et al. SwitchOut: an efficient data augmentation algorithm for neural machine translation[C]// Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: ACL, 2018: 856-861.
- [4] FADAEE M, BISAZZA A, MONZ C. Data augmentation for low-resource neural machine translation[C]// Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: ACL, 2017: 567-573.
- [5] PROVILKOV I, EMELIANENKO D, VOITA E. BPE-dropout: simple and effective subword regularization[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Associ-

- ation for Computational Linguistics. Stroudsburg: ACL, 2020: 1882-1892.
- [6] WEAVER W. Translation [EB/OL]. [2024-12-01]. <https://aclanthology.org/1952.earlymt-1.1.pdf>
- [7] KAMBHATLA N, BORN L, SARKAR A. CipherDAug: ciphertext based data augmentation for neural machine translation[C]// Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: ACL, 2022: 201-218.
- [8] JOHNSON M, SCHUSTER M, LE Q V, et al. Google's multilingual neural machine translation system: enabling zero-shot translation[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2017, 5: 339-351.
- [9] 李亚超, 江静, 加羊吉, 等. TIP-LAS: 一个开源的藏文分词词性标注系统[J]. 中文信息学报, 2015, 29(6): 203-207.
- [10] KUDO T, RICHARDSON J. SentencePiece: a simple and language independent subword tokenizer and detokenizer for neural text processing[C]// Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations. Stroudsburg: ACL, 2018: 66-71.
- [11] 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. Stroudsburg: ACL, 2016: 1715-1725.
- [12] PAPINENI K, ROUKOS S, WARD T, et al. BLEU: a method for automatic evaluation of machine translation [C]// Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg: ACL, 2002: 311-318.
- [13] OTT M, EDUNOV S, BAEVSKI A, et al. Fairseq: a fast, extensible toolkit for sequence modeling[C]// Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (Demonstrations). Stroudsburg: ACL, 2019: 48-53.
- [14] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach: NIPS, 2017: 6000-6010.
- [15] KINGMA D P, BA J, HAMMAD M M. Adam: a method for stochastic optimization [EB/OL]. [2024-12-01]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980v9>.
- [16] NGUYEN X P, JOTY S, WU K, et al. Data diversification: a simple strategy for neural machine translation[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 10018-10029.

(责任编辑:任滢滢)