文章编号:2096-1472(2025)10-0012-05
DOI:10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2025.010.003

基于多特征融合与机器学习的医学影像差异检测与分类方法研究

肖丽丽，蒋海波

（南京邮电大学理学院，江苏 南京 210003）

✉ xll@njupt.edu.cn; 20230081@njupt.edu.cn

摘 要:提出基于计算机视觉与机器学习的医学影像处理法。利用图像处理技术预处理 X 光图像，借助 VGG16 预训练模型提取高级特征，用贝叶斯和 KNN 分类器训练模型，进行不同数据集评估。实验显示，模型准确率约为 0.9，能精准判别图像有无病变，经像素差异计算与高斯模糊处理，可直观展现变化区域。随着数据量增大，$F1$ 值超过 0.8，召回率超 0.9，表明该方法适配常规影像任务。即便影像噪声多、病变变化小，也能给出精确分析结果，辅助医生识别病变。

关键词:医学影像分析;X 光图像;图像差异检测;HOG 特征;VGG16;贝叶斯分类器;KNN 分类器

中图分类号:TP391.4 **文献标志码**:A

Research on Medical Image Difference Detection and Classification Method Based on Multi-feature Fusion and Machine Learning

XIAO Lili, JIANG Haibo

(*College of Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing* 210003, *China*)

✉ xll@njupt.edu.cn; 20230081@njupt.edu.cn

Abstract: This study proposes a medical image processing approach based on computer vision and machine learning. X-ray images are first preprocessed using image processing techniques, followed by extracting high-level features via the VGG16 pre-trained model. Bayesian and KNN classifiers are then employed to train the model, which is evaluated across diverse datasets. Experiments demonstrate that the model achieves an accuracy of approximately 0.9, enabling precise identification of lesions in images. Through pixel difference calculation and Gaussian blur processing, it visually highlights regions of change. As data volume increases, the F1-score exceeds 0.8 and recall surpasses 0.9. This indicates the method's suitability for routine imaging tasks, providing accurate analysis even for noisy images or subtle lesion variations, thereby assisting doctors in lesion identification.

Key words: medical image analysis; X-ray images; image difference detection; HOG features; VGG16; Bayesian classifier; KNN classifier

0 引言(Introduction)

随着医学影像技术的发展，X 光[1]、CT[2]、MRI[3]等成像手段已广泛应用于疾病诊断和治疗监测。随着影像数据的复杂性增加，传统的人工分析方法在大量影像数据的处理上面临巨大挑战。针对传统方法往往依赖于简单的像素级差异，无法有效识别复杂病变区域，且容易受噪声和光照变化干扰的问题，本文提出了一种基于多特征融合和机器学习的医学影像差异检测与分类方法。通过结合经典图像处理技术(灰度化、直

收稿日期:2024-12-06

方图计算、HOG 特征提取)和深度学习模型(VGG16 预训练网络),提取影像的多维度特征。同时,采用高斯朴素贝叶斯分类器(Gaussian Naive Bayes)和 K 最近邻分类器(KNN)进行影像分类与变化检测。该方法能够自动识别影像间的差异区域,并标注病变区,辅助医生高效、准确地进行诊断。

1　相关研究(Related research)

常用的影像分析方法 Sobel 算子[4]用于图像边缘检测,处理影像通过计算图像局部区域的梯度(即像素值变化的速率),能够提取出图像的边缘信息来进行物体轮廓检测、图像分割、特征提取;形态学处理方法[5]使用数学形态学的概念来处理和分析二值图像,通过结合对比度增强算法来实现混凝土裂缝的自动检测;多方向 Sobel 算子[6]优化模板匹配过程,并采用多级二值化技术专门针对漏件缺陷进行检测,从而提高了检测的稳定性和准确性。支持向量机(SVM)[7]通过结合方向梯度直方图、灰度共生矩阵,分析边缘和纹理特征实现了对不同人物目标场景图像的高准确率分类识别;卷积神经网络(CNN)[8]通过从原始声呐图像中自动学习深层的语言信息来弥补图像缺陷,同时解决输入图像的尺寸问题,从而更准确快速识别目标;生成对抗网络(GAN)[9]通过生成器(Generator)和判别器(Discriminator)在训练过程中相互对抗,从而提高学习和拟合图像在实际尺寸下的各种特征信息来丰富图像的细节,从而避免图像失真。张国标等[10]通过修改 VGG16 网络的第 1 个卷积层的卷积核尺寸,比较了不同卷积核在混合图像检测中的效果。并表明 5×5 卷积核能够提取更多边缘特征,适用于混合图像任务。然而,较大的卷积核可能导致计算开销增加,且易引发过拟合,特别是在数据量有限的情况下,缺乏更广泛的泛化能力分析;王常科等[11]提出利用 OCT 技术的高分辨率、非侵入性,能够提供精细的生物组织三维图像的特点和深度学习能通过强大的特征学习能力,来提升皮肤领域医学图像的分析和处理的能力。但由于其深度学习模型对数据量和数据质量的要求较高,尤其是在医学影像中,标注数据的获取成本较高从而影响其在临床中的实际应用。李敏等[12]针对传统互信息配准方法在医学图像配准中存在的耗时长和容易陷入极值的缺陷,提出了一种改进的配准方法。该方法通过采用 ResNet 网络提取图像边缘特征,构建基于边缘特征点的互信息能量函数,并结合改进的 Powell 算法进行优化,显著降低了配准所需时间。然而,所提出的 ResNet 模型的训练和边缘特征的提取依赖大量标注数据,且易受到图像噪声的影响。ZAFFAR 等[13]基于偶然不确定性估计和计算密集型的几何验证,提出了一种简单基线方法"SUE",通过考虑了参考图像的自由可用姿态并估算图像匹配不确定性来匹配图像,SUE 优于其他高效的不确定性估计方法,但没有充分考虑不同环境和条件下的泛化能力,以及在实际应用中如何平衡计算效率和准确性的问题。JIANG 等[14]提出的多模态图像匹配及其框架,基于深度学习方法在多个数据集上进行了广泛的实验比较,但缺少对最新进展的及时更新,以及对新兴技术如 Transformer 在多模态图像匹配中的应用而导致实际运用效果较差。张卫星[15]分析模板匹配技术在图像识别中的应用以及图像特征点提取、相似度计算、搜索空间和策略等关键因素,并探讨了该技术在条形码、指纹、字符识别以及不变矩等应用中的效果,为图像识别领域提供新的技术参考。但可能没有充分覆盖模板匹配技术在处理复杂场景和多变光照条件下的性能局限性以及如何提升模板匹配的准确性和鲁棒性。李俊[16]通过引入 Forstner 算子提取特征点,结合 Haar 小波信息和中心对称像素点灰度值构建特征向量,并通过结构相似度(SSIM)函数优化匹配结果,提高了该算法在处理仿射变换影响下的图像匹配问题上的准确率和适应性。但其在面对复杂场景和非仿射变换(如投影变换、视角变化)时仍具有一定的局限性。苗璐欣等[17]通过 K-Means 算法优化 KNN 匹配算法,显著提高了图像匹配的准确率和效率,并改进了最佳缝合线算法以减少图像融合中的"鬼影"和错位现象。但该改进算法在处理不同类型和复杂度图像时的鲁棒性欠佳。胡山山等[18]提出了一种基于 LK 光流改进的 ORB 图像匹配方法,通过直方图均衡化、LK 光流跟踪和 RANSAC 算法优化,显著提升了匹配精度至 90.9%,同时保持了与原始 ORB 算法相近的处理时间。张学峰等[19]提出了一种基于四叉树的 SIFT 与 K-D 树融合的快速特征匹配算法,通过自适应阈值提取关键点并利用改进的 K-D 树和随机一致性算法进行匹配,显著提高了匹配速率和正确率并增强了算法对视角、模糊、光照和尺度变化的鲁棒性。但该算法在极度模糊、极低光照或大规模动态场景下的性能较差。毛昕蓉等[20]通过改进 LSD 线特征匹配算法并结合对比度亮度和对数变换算法以及 Canny 边缘提取,显著提高了井下无人巡检机器人在视觉 SLAM 中的匹配率和定位精度。但该算法在处理快速运动、复杂光照变化或极端环境下的稳定性和鲁棒性较低。

2　多特征融合(Multi-feature fusion)

通过整合来自不同源或不同类型特征的医疗胸部 CT 图像信息,捕捉到更全面的图像属性,减少单一特征可能忽略的信息,从而在复杂场景下实现图像更可靠的识别、分类和匹配,提高系统的鲁棒性和准确性。

2.1　特征提取的多样性

在 VGG16 预训练模型中,所得图像特征提取通过卷积层和池化层实现。

其中卷积层通过滤波器(或称为卷积核)在输入的医疗图像上滑动,提取局部特征,生成其对应的特征图。VGG16 网络卷积层结构如式(1)所示:

$$y_{i,j}=\max(x_{i:i+2,j:j+2}) \tag{1}$$

其中:x 是输入特征图,y 是输出特征图,卷积窗口大小为 2×2。最大池化使用 2×2 的窗口,并以步长为 2 进行滑动,将输入特征图的尺寸减半。

2.2　特征层次的融合

基于层次多尺度特征融合网络结构的 HiFuse,通过多尺度特征融合技术,从不同层面提取和整合胸部 CT 图像中的信息。在胸部 CT 图像的解读过程中,HiFuse 帮助医生更准确地识别出肺部、气管、支气管、纵隔、心脏、胸膜以及胸骨和胸椎等关键器官和结构的异常变化。所结合自注意力机制如式(2)所示:

$$A(Q,K,V)=\mathrm{softmax}\left(\frac{QK^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d_k}}\right)V \tag{2}$$

其中:Q,K,V 分别代表查询(queries)、键(keys)和值(values),d_k 是键的维度。

2.3　多模态特征融合

通过多模态特征融合整合来自不同成像方式或不同设备的医学图像信息,并在胸部 CT 图像识别提取到更全面的信息,从而提高诊断的准确性和可靠性,消除冗余信息,增强图像

特征，使医生能够更清晰地看到病灶区域和细微结构。缩短诊断时间，提高识别效率，该模型中基于加权平均进行特征融合见式(3)：

$$F_{\text{fused}}=\alpha F_{\text{modality1}}+\beta F_{\text{modality2}} \tag{3}$$

其中：F_{fused}是融合后的特征，$F_{\text{modality1}}$和$F_{\text{modality2}}$是来自不同模态的特征，α和β是权重系数。

3 分类模型与差异检测(Classification model and difference detection)

通过应用贝叶斯分类器、KNN算法对大量胸部CT图像数据的学习，快速处理和识别出图像中的细微特征和结构变化，以提高对胸部CT图像识别的准确性和效率，辅助医生更准确地诊断疾病。

3.1 贝叶斯分类器

用贝叶斯定理计算后验概率分布，对图像中的特征进行统计学习和分类，从而辅助医生准确识别肺部病变，贝叶斯分类器表示为

$$P(C_k|\boldsymbol{x})=\frac{P(x|C_k)P(C_k)}{P(\boldsymbol{x})} \tag{4}$$

其中：$P(C_k|\boldsymbol{x})$是给定特征向量$\boldsymbol{x}$属于病变类别C_k的概率，$P(\boldsymbol{x}|C_k)$是给定病变类别C_k下观测到特征向量$\boldsymbol{x}$的概率，$P(C_k)$是病变类别C_k的概率，$P(\boldsymbol{x})$是观测到特征向量$\boldsymbol{x}$的总概率。

3.2 KNN分类器

将待识别的胸部CT图像与已标记的训练图像进行比较，通过计算距离找到最近的K个训练图像，然后根据这些最近邻图像的类别通过多数投票等方式来确定待识别图像的类别。其标签投票如式(5)所示：

$$C_{\text{predicted}}=\text{mode}(\{C_1,C_2,\cdots,C_k\}) \tag{5}$$

其中：$C_{\text{predicted}}$是预测的病变类别，是$\{C_1,C_2,\cdots,C_k\}$距离最近的K个点的病变类别标签。

3.3 自动化的图像差异检测

通过比较和分析胸部CT图像中不同像素点或区域之间的亮度、颜色等特征的差异，识别图像中的异常区域或病变。突出显示肺部、心脏等胸部器官及软组织之间的细微差异，从而更准确地诊断肺部、心脏以及胸膜等疾病。图像差异检测需计算两幅图像对应像素之间的差异。

$$D(x,y)=|I_1(x,y)-I_2(x,y)| \tag{6}$$

其中：$D(x,y)$是位置(x,y)处两幅图像的像素差异，$I_1(x,y)$和$I_2(x,y)$分别是两幅图像在位置(x,y)处的像素值。

3.4 总体步骤

步骤(1)：加载图像并进行预处理

对输入的一系列图像进行转化，将输入的训练和测试的胸部CT图转换为灰度图，调整大小。

步骤(2)：提取HOG特征

通过对梯度的计算和直方图的统计来提取HOG特征，描述图像中物体的形状。

步骤(3)：计算颜色直方图

描述图像中颜色的分布情况并作为输入特征，用于后续的特征提取、图像对比增强、差异目标跟踪，直方图计算如式(7)所示。

$$\text{Hist}(I,k)=\sum_{x,y\in I}\delta(k,\lfloor r(x,y)\rfloor) \tag{7}$$

其中：I是图像，k是直方图的第k个bin，$r(x,y)$是像素(x,y)的红色通道值，δ是克罗内克函数。

步骤(4)：提取VGG16特征

利用深度学习模型从图像中提取多层次的特征表示，提取低级的边缘和纹理信息及高级的语义信息，进行后续精确的图像分类。

步骤(5)：加载数据集并提取特征

将所有提取的特征融合成一个特征向量，对数据集中的每个图像应用预处理和特征提取。

步骤(6)：贝叶斯分类器训练

利用图像的特征信息(纹理、形状和颜色)，计算条件概率来确定样本属于不同疾病类别的概率，从而实现对胸部CT图像中肺部疾病的自动识别和分类，具体表示为式(4)。

步骤(7)：KNN分类器训练

使用K-近邻分类器进行训练评估CT图像中的特征点与已知疾病特征的相似度，具体计算为式(5)。

步骤(8)：模型性能评估

计算模型的准确率，即：

$$M_a=\frac{P_n}{P_t} \tag{8}$$

其中：M_a为模型准确率，P_n为预测正确的次数，P_t为总的预测次数。

步骤(9)：提取ROI区域

将两张图像调整到相同的大小，通过阈值处理提取CT图像的感兴趣区域。

$$ROI=\{(x,y)\in I\,|\,I(x,y)>\text{threshold}\} \tag{9}$$

其中：I是图像，threshold是阈值。

步骤(10)：显示两张图片之间的差异并虚化差异区域

计算两张图像之间的差异，并应用高斯模糊展示对比图。

4 仿真实验(Simulation experiment)

4.1 分类模型比较

选取不同的特征分类方式，对所输入的胸部CT图调整为统一的大小后进行转换为灰度图像，将图像分为小区域，并计算每个区域的梯度方向。从CT图像中捕捉形状信息，将数据集拆分为训练集和测试集进行训练后输出分类评估指标，如表1是在向量机(SVM)、随机森林(RF)、K最近邻算法(KNN)、贝叶斯(NBC)和贝叶斯结合K邻近(KBC)分类方式下的模型评估指标。

表1 分类模型性能对比图

Tab. 1 Classification model performance comparison diagram

模型	数据集500样本				数据集1000样本				数据集1500样本			
	A	*P*	*R*	*F1*	*A*	*P*	*R*	*F1*	*A*	*P*	*R*	*F1*
SVM	0.667	0.500	0.800	0.667	0.667	0.500	0.943	0.775	0.867	0.601	0.950	0.810
RF	0.223	0.223	0.732	0.500	0.333	0.333	0.900	0.676	0.333	0.425	0.840	0.576
KNN	0.333	0.333	0.750	0.500	0.373	0.353	0.885	0.602	0.473	0.387	0.891	0.697
NBC	0.333	0.333	0.760	0.500	0.366	0.374	0.847	0.630	0.417	0.365	0.847	0.760
KBC	0.875	0.500	0.825	0.700	0.875	0.500	0.956	0.710	0.975	0.700	0.960	0.835

从表格中可以看出，KBC(KNN与贝叶斯的结合模型)在不同大小数据集下始终表现优异，尤其在500个样本的情况下，准确率为0.875，召回率为0.825，$F1$值为0.700，这表明

KBC 模型能够较好地识别胸部 CT 图像中的变化,并且具有较强的鲁棒性。随着数据集的增大,KBC 的表现稳定提升,在 1000 个样本时准确率依然保持在 0.875,召回率和 $F1$ 值均表现优秀,进一步说明了 KBC 模型在处理医学影像差异检测时的稳定性和可靠性。

SVM 模型在 1000 个样本数据集时,召回率高达 0.943,$F1$ 值为 0.775。这表明 SVM 在检测医学影像的差异时,特别是对于识别那些具有明显变化的区域(如肿瘤、病灶)非常有效。KNN 和 NBC 在不同数据集上的表现则相对较差,尤其在 500 个样本的数据集上,其准确率和精确率均未能显著提升。KNN 算法依赖于邻近点的距离计算,无法有效应对 CT 图像中的复杂模式;而 NBC 则假设各特征条件独立,无法充分考虑 CT 图像中的特征间的相关性,随机森林(RF)在所有数据集上的表现均不如 KBC 和 SVM,其准确率和精确率均较低,虽然在某些数据集上有一定的召回率,但精度不足使得其难以用于医学影像差异的精准检测。

总体来看,在胸部 CT 图像差异检测中,SVM 在高召回率下能够有效识别图像中的变化区域,但精确率较低。KNN 和 NBC 由于特征处理的局限性,其表现较为不稳定,尤其是在较小数据集下,难以有效捕捉到 CT 图像中的复杂差异。KBC 结合了 KNN 与贝叶斯分类器的优势,能够在不同数据集规模下维持较高的准确率和稳定的表现,尤其在召回率和 $F1$ 值上都表现出较强的能力。

4.2 CT 图像差异检测

通过计算两张图像的像素差异并进行阈值处理,提取出显著的变化区域,再使用高斯模糊对差异区域进行平滑,来展示图像之间的差异。利用贝叶斯分类器和 K 最近邻(KNN)算法进行图像分类,通过训练模型来预测图像变化。图 1 是病患在研究开始时的胸部 CT 扫描图像,作为基线数据。

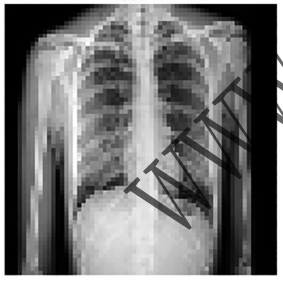

图 1　病患初始 CT 胸部图

Fig. 1 Initial CT chest scan of the patient

病患在两周后的胸部 CT 扫描图像,如图 2 所示。

图 2　两周后病患 CT 胸部图

Fig. 2 Follow-up chest CT scan of the patient after two weeks

通过多特征融合与机器学习方法处理后得到的图像差异对比图,如图 3 所示。

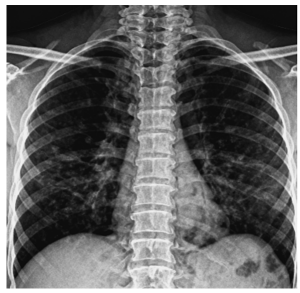

图 3　差异对比图

Fig. 3 Difference contrast image

图 3 中的差异区域指示了病变的存在或发展。通过多特征融合与机器学习模型,可以有效地从胸部 CT 图像中提取关键特征,并利用贝叶斯和 KNN 分类器进行差异性分类,其变化用于评估治疗过程中的效果,有利于监测疾病进展。通过比较不同时间点的 CT 图像,医生可以更好地理解疾病的动态变化。

上述仿真实验结果表明,KNN 分类器能够更好地处理数据中的相似性,具有较强的区分能力。而贝叶斯分类器尽管对数据的假设较为严格,但在处理样本不平衡和高维数据时,展现了较为稳健的性能。同时结合两者分类器使得 KBC 模型在差异检测方面,通过计算不同时间点或不同病理状态下 CT 图像的差异,并结合虚化处理,能够有效突出显示变化区域。这种差异检测方法不仅可以帮助医生更直观地识别病变,还为后续的影像分析与诊断提供了有力支持。

5　结论(Conclusion)

本文提出了一种基于多特征融合与机器学习的胸部 CT 影像差异检测与分类方法。通过结合多种特征提取技术,实现了对胸部 CT 图像中细微病变或变化的有效检测与分类。实验中,贝叶斯分类器与 KNN 分类器被分别用于对提取的多维特征进行分类,并进行了性能比较。利用多方向 Sobel 算子增强模板匹配的精度并成功地将误检率降低至 5%,有效地提取了缺陷区域,展现了 PCB 分类检测方法的高效性和可靠性。

参考文献(References)

[1] 王圆圆, 轩翠华, 张晓利. 医学影像技术和医学影像诊断的关系探讨[J]. 国际全科医学, 2023,4(1):56-58.

[2] ALMANAA M, JABOUR A, MATABI M, et al. Evaluating MRI and CT scan scheduling workflows: a retrospective analysis[J]. Journal of radiation research and applied sciences, 2024,17(4):101201.

[3] NEZAMZADEH M,MEHRDAD V. Brain tumor detection in 3D MRI images using Kapur's Entropy and flood fill algorithm [J]. Journal of machine vision and image processing, 2022,9(3):1-17.

[4] 蒋道丹. 基于改进 Sobel 算子的输送带图像边缘检测研究[J]. 矿业装备, 2024(5): 10-12.

[5] 李国耀,王腾. 基于形态学处理与特征分析的混凝土裂缝检测研究[J]. 建筑结构, 2020,50(S2):529-533.

[6] 朱寒,林丽,王健华,等. 基于改进模板匹配及图像差分法的PCB板缺陷多级检测方法[J]. 应用光学, 2020,41(4):837-843.
[7] 王周春,崔文楠,张涛. 基于支持向量机的长波红外目标分类识别算法[J]. 红外技术, 2021,43(2):153-161.
[8] 金磊磊,梁红,杨长生. 基于卷积神经网络的水下目标声呐图像识别方法[J]. 西北工业大学学报, 2021,39(2):285-291.
[9] 黄攀,杨小冈,卢瑞涛,等. 基于GAN的红外飞机数据增强方法[J]. 电光与控制, 2021,28(11):84-88.
[10] 张国标,李信,陆伟. 基于深度卷积神经网络的生物医学混合图像检测[J]. 现代情报, 2020,40(7):74-81.
[11] 王常科,马琼,蔡清裕,等. 深度学习在皮肤OCT医学图像中的应用[J]. 激光生物学报, 2023,32(3):193-199.
[12] 李敏,刘俊. 基于特征点互信息的医学图像配准[J]. 计算机与数字工程, 2022, 50(2):399-404.
[13] ZAFFAR M,NAN L,KOOIJ J F P. On the Estimation of Image-matching Uncertainty in Visual Place Recognition [C]// IEEE. 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle: IEEE, 2024:17743-17753.
[14] JIANG X Y,MA J Y, XIAO G B,et al. A review of multi-modal image matching: methods and applications[J]. Information fusion, 2021,73:22-71.
[15] 张卫星. 模板匹配技术在图像识别中的应用[J]. 中国高新科技, 2022(8):18-20.
[16] 李俊. 基于中心对称特征耦合仿射度量模型的图像匹配方法[J]. 机械与电子, 2024,42(9):18-24.
[17] 苗璐欣,杨德宏. 基于K-means聚类改进的特征匹配算法[J]. 软件导刊,2024, 23(11):129-133.
[18] 胡山山,陈熙源,卢飞平. 基于改进ORB特征点的LK光流算法[J]. 传感技术学报, 2021,34(1):21-26.
[19] 张学峰,马行,穆春阳.基于四叉树的SIFT与K-D树融合的图像匹配研究[J]. 电子测量技术, 2021,44(22):121-127.
[20] 毛昕蓉,杨兴林,张小红,等. LSD井下视频图像线特征匹配算法改进[J].西安科技大学学报, 2022,42(6):1224-1231.

作者简介:

肖丽丽(1982-),女(汉族),荆州,讲师,硕士。研究领域:计算数学。本文通信作者。
蒋海波(1993-),男(汉族),芜湖,讲师,博士。研究领域:粒计算,粗糙集数据分析与智能决策。

(上接第11页)

[2] WU X,DU Z,GUO Y,et al. Hierarchical attention based Long Short-Term Memory for Chinese lyric generation[J]. Applied intelligence,2019,49:44-52.
[3] WU D Z,CHEN A L.Classical Chinese poetry generation from vernacular Chinese: a word-enhanced supervised approach[J]. Multimedia tools and applications, 2023, 82(25):39139-39156.
[4] SEIFOSSADAT E, SAMETI H. Stochastic data-to-text generation using syntactic dependency information [J]. Computer speech & language,2022,76:101388.
[5] WANG H Y, QIU X H, TAN X Y. Multivariate graph neural networks on enhancing syntactic and semantic for aspect-based sentiment analysis[J]. Applied intelligence, 2024,54(22):11672-11689.
[6] ÇAĞLAYAN C, KARAKAYA M. Topic-controlled text generation[C]// IEEE.Proceedings of the 2021 6th International Conference on Computer Science and Engineering. Ankara, Turkey:IEEE,2021:533-536.
[7] YANG L,SHEN Z X,ZHOU F Q,et al. TPoet:topic-enhanced chinese poetry generation[J].ACM transactions on asian and low-resource language information processing, 2023,22(6):1-15.
[8] LUO Y F,LI C L,HUANG Canan,et al.Chinese poetry generation with metrical constraints[C]// Springer. Proceedings of the Natural Language Processing and Chinese Computing: 10th CCF International Conference. Cham: Springer,2021:377-388.
[9] SONG Y. Chinese couplet generation with syntactic information[C]//CALZOLARI N. Republic of Korea:Proceedings of the Proceedings of the 29th International Conference on Computational Linguistics.Gyeongju: ACL, 2022:6436-6446.
[10] CHAUHAN U,SHAH A. Topic modeling using latent Dirichlet allocation:a survey[J].ACM computing surveys (CSUR),2021,54(7):1-35.
[11] LIU X,ZHENG Y,DU Z,et al. GPT understands,too[J]. AI open,2024,5:208-215.
[12] LI J,TANG T,ZHAO W X,et al. Pre-trained language models for text generation:a survey[J].ACM computing surveys,2024,56(9):1-39.

作者简介:

冉晓蕊(1999-),女(汉族),兰州,硕士生。研究领域:深度学习,自然语言处理。
王联国(1968-),男(汉族),临夏,教授,博士。研究领域:深度学习,自然语言处理,智能信息处理。本文通信作者。