

基于 Swin Transformer 的肝囊型包虫病超声图分类研究*

热娜古丽·艾合麦提尼牙孜¹,米吾尔依提·海拉提¹,王正业¹,叶尔夏提·多力孔²,严传波²

(1.新疆医科大学 公共卫生学院,新疆 乌鲁木齐 830011;2.新疆医科大学 医学工程技术学院,新疆 乌鲁木齐 830011)

摘要:为了提高肝包虫病的筛查和诊断效率,弥补部分地区医疗资源不足的情况,提出一种基于 Swin Transformer 的肝包虫病智能分型方法,结合卷积注意力机制模型,通过学习图像的整体和局部细节特征来实现对五种类型的囊型包虫病病灶的全自动分类。为了验证模型具有优越性,将提出的预测模型与常见分类模型对比分析。结果显示基于改进的 Swin Transformer 模型在测试集上分类准确率可达 92.6%。实验结果表明相较于其他算法,基于改进的 Swin Transformer 网络能较好地分类出肝囊型包虫超声图像,并且该方法可以推广到其他医疗应用中。

关键词:深度学习;图像分类;肝囊型包虫病;超声影像;迁移学习

中图分类号: TP751.1

文献标识码: A

DOI:10.16157/j.issn.0258-7998.223118

中文引用格式:热娜古丽·艾合麦提尼牙孜,米吾尔依提·海拉提,王正业,等. 基于 Swin Transformer 的肝囊型包虫病超声图分类研究[J].电子技术应用,2022,48(11):7-12,18.

英文引用格式:Renaguli · Aihemaitiniyazi , Miwueryiti · Hailati , Wang Zhengye , et al. Ultrasonic classification of hepatic cystic echinococcosis based on Swin Transformer[J]. Application of Electronic Technique , 2022 , 48(11) : 7-12 , 18.

Ultrasonic classification of hepatic cystic echinococcosis based on Swin Transformer

Renaguli · Aihemaitiniyazi¹ , Miwueryiti · Hailati¹ , Wang Zhengye¹ , Yeerxiati · Duolikong² , Yan Chuanbo²

(1. College of Public Health , Xinjiang Medical University , Urumqi 830011 , China ;

2. College of Medical Engineering Technology , Xinjiang Medical University , Urumqi 830011 , China)

Abstract: In order to improve the screening and diagnosis efficiency of hepatic hydatid disease, and make up for the shortage of medical resources in some areas, this paper proposes an intelligent typing method of hepatic hydatid disease based on Swin Transformer, which combines the convolution attention mechanism model, and realizes the automatic classification of five types of cystic hydatid disease by learning the whole and local details of images. In order to verify the superiority of the model, the prediction model proposed in this paper is compared with common classification models. The results show that the classification accuracy based on the improved Swin Transformer model can reach 92.6% on the test set. The experimental results show that compared with other algorithms, the improved Swin Transformer network can better classify the ultrasonic images of hepatic cystic echinococcosis, and this method can be extended to other medical applications.

Key words: deep learning ; image classification ; hepatic cystic echinococcosis ; ultrasonic image ; transfer learning

0 引言

包虫病是由棘球绦虫幼虫引起的一种呈全球分布性的人畜共患寄生虫病^[1]。根据中国疾病预防控制中心数据显示^[2],每年约有超过 200 万人感染包虫病,在畜牧地区特别是医疗卫生条件较差的偏远地区的流行较为突出。我国是世界上包虫病患病最严重的国家之一^[3],以细粒棘球绦虫引起的囊型包虫病(Cyst Echinococcosis, CE)和多房棘球绦虫引起的泡型包虫病(Alveolar Echinococcosis, AE)流行为主,其中囊型包虫病的患病率最高,占全部发病的 98%以上^[4]。此病多发于中国西北部牧区和青藏高原等医疗资源贫瘠的地区,由于新疆肝包虫病

发病率较高,已成为新疆的地方性特色病^[5]。包虫病不同分型在临幊上对应不同的治疗方案^[6],准确的分型对包虫病的治疗有重要的意义。目前临幊上评估肝包虫病首选的方法是影像检查,超声诊断因其无辐射和低成本等特点被广泛用于肝包虫病的筛查和诊断^[7]。然而,该病患者多而专业医生和检测技术远远不能满足患者的就医需要,尤其是在畜牧及偏远的地区,往往还存在着医生经验不足的情况,并且因该病早期临幊表现不明显,患者往往是出现肝区疼痛等明显症状时才开始就医,这不仅给治疗带来更大的难度,还会影响肝包虫发病早期的精确诊断。

随着人工智能领域的快速发展,深度学习相关技术在计算机视觉、自然语言处理、生物信息等多个领域取

* 基金项目:国家自然科学基金(地区项目)(81560294);大学生创新创业项目基金(202110760006,CY2021010)

得了巨大的成功。图像分类作为深度学习技术应用最成功的领域之一,深度学习的发展使胃癌、乳腺癌等疾病^[8-9]的精确分类成为可能,还有部分学者^[10-12]提出使用计算机辅助诊断(Computer Aided Diagnosis, CAD)的方法辅助医生对疾病进行分型、评级和预后等。近年来,卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)开始陆续应用于医学图像的分类中,国内外学者利用 CNN 构建了如 VGGNet、ResNet、EfficientNet 等许多成功的分类网络架构。一直以来,卷积神经网络都被认为是计算机视觉的基础模型,直到 2017 年 6 月谷歌发布论文《Attention is All You Need》^[13]提出 Transformer 以后,基于 Transformer 的模型迅速成为自然语言处理领域的主流模型。2020 年 10 月,谷歌再次提出了 Vision Transformer(ViT),可以直接利用 Transformer 对图像进行分类,并取得了与当前最优卷积网络相媲美的结果^[14]。Swin Transformer 模型是微软最近提出的在 Transformer 基础上改进的模型,通过对图像块序列的预测实现了图像分类,正被越来越多的研究者^[15-16]应用于图像分类、目标检测和语义分割等任务。

本研究首次提出基于改进 Swin Transformer 对 5 类包虫病病灶实现全自动分型的辅助诊断方法,并通过引入卷积注意力机制(Convolutional Block Attention Module, CBAM),一定程度上提高了整体网络框架的效率和分类准确率。本研究利用在 ImageNet 上训练好的权重初始化 Swin Transformer 模型的参数,在肝包虫病超声图像数据上进行微调,不仅提高了模型的泛化能力,减轻过拟合现象,还减少了模型训练时间,同时提高分类算法的精度和效率。最后通过与经典的 CNN 网络进行对比实验,验证了 Swin Transformer 网络对肝囊型包虫病进行分类的有效性。

1 材料与方法

1.1 实验环境

本实验深度学习框架为 PyTorch 1.4.0,采用了 Python3.7 编程语言进行模型框架的搭建,开发工具为 PyCharm Community Edition。环境配置如下:CPU i7;内存 15.6 GB;GPU GeForce GTX 1080 Ti;显存 11 GB。操作系统:Ubuntu 18.04.2 LTS。

1.2 数据集来源

本次研究选用的数据集来自新疆医科大学各附属医院自 2008 年至 2018 年期间采集的囊型肝包虫超声影像资料。关于病灶的分型参考了世界卫生组织包虫病非正式工作组(WHO-IWGE)对于包虫病灶的分型标准^[17],本次纳入研究的肝囊型包虫病超声图像分为 5 种类型:单囊型(CE-1)、多子囊型(CE-2)、内囊塌陷型(CE-3)、坏死实变型(CE-4)和钙化型(CE-5),各分型样本个数及患者数如图 1 和表 1 所示。本次研究收集了 2 486 位病人共计 4 813 张肝包虫超声影像图片,每张超声图像的类

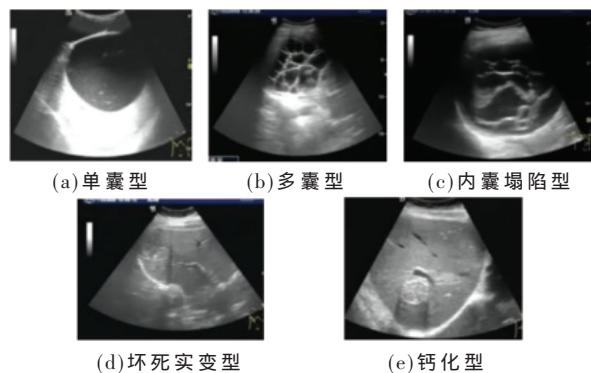


图 1 肝囊型包虫病(HCE)各分型超声图

表 1 HCE5 种亚型的超声图像及患者数量

样本类型	超声图像数量	病人个数
单囊型(CE-1)	1 080	458
多囊型(CE-2)	1 251	656
内囊塌陷型(CE-3)	386	246
坏死实变型(CE-4)	1 178	602
钙化型(CE-5)	918	524

型都由该医院拥有 3 年以上工作经验的超声科影像医师验证确定。

1.3 研究方法介绍

1.3.1 网络整体框架

Transformer 最开始用于自然语言处理领域,因其强大的表征能力逐渐获得研究人员的关注,提出将该技术扩展到计算机视觉领域,但因其巨大计算量而望而却步。直到 2021 年微软研究院在 ICCV 上提出的基于多头注意力机制的 Swin Transformer^[18],提出通过滑动窗口机制和空间降维注意力方法解决了传统 Transformer 长期被诟病的计算量大的问题。通过图 2 可以看出整个框架的基本流程如下:首先是将图像输入到 Patch 划分模块(Patch Partition)中进行分块,然后就是通过四个阶段构建不同大小的特征图,除了第一阶段中先通过一个线性嵌入层(Linear Embedding)对每个像素的通道(Channel)数据做线性变换外,剩下三个阶段都是先通过一个图像降采样层(Patch Merging)进行下采样,最后通过全连接层对 5 种肝囊型包虫病进行分类,并输出预测结果。

1.3.2 W-MSA 和 SW-MSA

Swin Transformer 网络相对于传统 Transformer 一个重要的改进就是使用基于窗口的多头自注意力(W-MSA)和基于移位的多头自注意力(SW-MSA),W-MSA 将输入图片划分成不重合的窗(Windows),然后在不同的 Window 内进行 self-attention 计算,由于 Window 内部的 patch 数量远小于图片 patch 数量,并且窗口数量是保持不变的,W-MSA 的计算复杂度和图像尺寸呈线性关系,相对于直接对整个特征图进行多头注意力机制(WSA),能进一步减少计算量。然而,不重合的窗口之间缺乏信息交

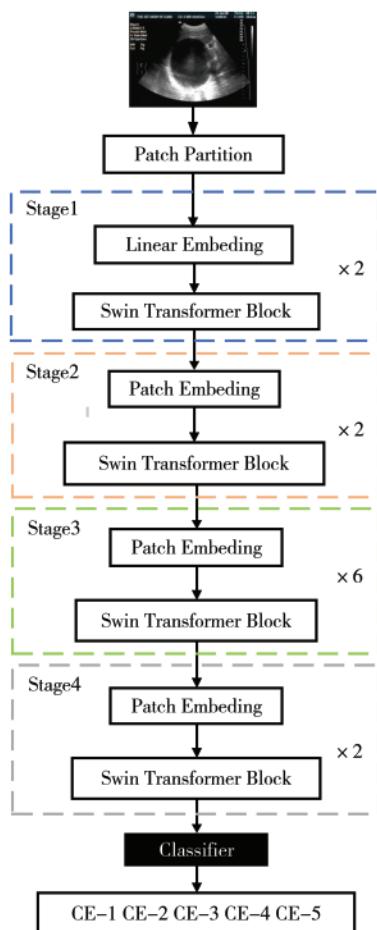


图 2 Swin Transformer 整体架构图

流,这样就失去了 Transformer 利用自注意力从全局构建关系的能力,于是进一步引入 SW-MSA 来跨窗口进行信息交流,让信息在相邻的窗口中进行传递,从一开始就能实现对图像全局特征的学习,从而具有更强的特征学习能力。连续两个 Swin Transformer block 结构图如图 3 所示。

1.3.3 卷积注意力机制

2018 年,文献[19]提出卷积注意力机制(Convolutional

Block Attention Module, CBAM),这是一种简单而有效的前馈卷积神经网络注意力模块。CBAM 将通道和空间注意力机制相结合,更关注图像的重要信息,在计算机视觉领域已得到广泛且深入的研究。为了进一步细化骨干网络提取到的特征,本研究在 Swin Transformer 网络的第一阶段的线性嵌入层前后加上了 CBAM 模块,该模块使得神经网络能够关注不同病灶区域的特征,更能注意到最高响应以外的区域,增加的信息提高了网络的分类性能。卷积注意力机制模块如图 4 所示。

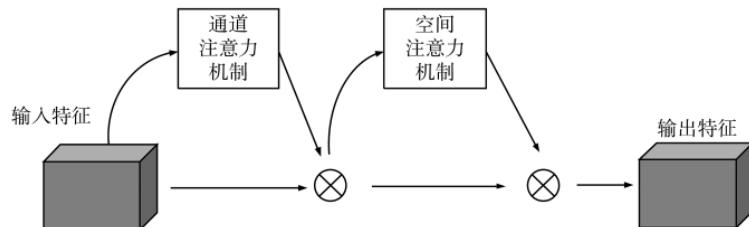


图 4 卷积注意力机制模块

2 结果

2.1 基于微调迁移学习的模型训练

将肝囊型包虫病各类的数据以 3:1:1 的比例进行划分,训练过程使用自适应矩估计(Adam)优化器进行参数调优,初始学习率设为 0.000 1, Loss 计算过程采用交叉熵损失函数,训练批大小统一设为 16,一共训练 200 个 epochs,每次训练耗时约 3 h。数据集在模型中的训练结果如图 5 所示,其中,图 5(a)、图 5(c)表示不使用 ImageNet 上的 Swin Transformer 预训练权重;图 5(b)和图 5(d)表示使用预训练权重。基于微调的迁移学习的 Swin Transformer 网络经过 200 个 epoch 训练,精准率稳定上升达到 90% 以上,最高达到 90.2%,验证了基于迁移学习的 Swin Transformer 模型对肝包虫病有较好的分类效果。

为进一步分析 Swin Transformer 在肝囊型包虫病各分型上的准确率,表 2 列出了每个类别的性能指标。相对 Swin Transformer 基线,采用迁移学习精确率(precision)平均提高了 23%,召回度(recall)平均提高了 22%,特异度(specificity)平均提高了 3%。图 6 所示为混淆矩阵结果对比。

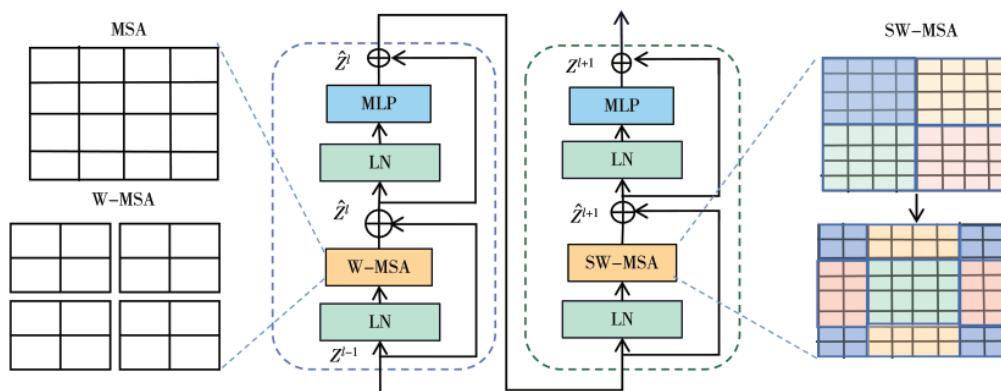


图 3 连续两个 Swin Transformer block 结构图

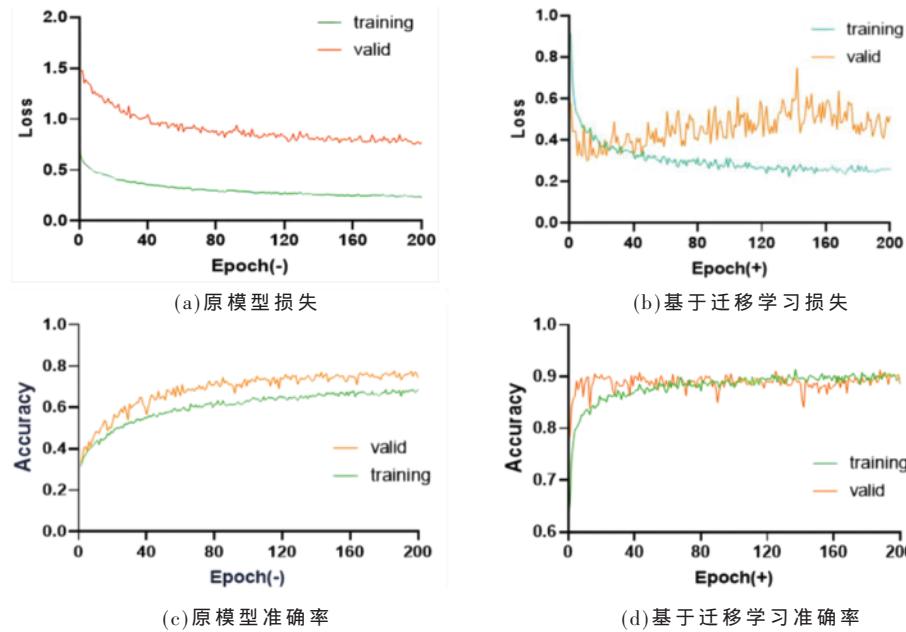


图 5 验证和训练的损失和准确率变化曲线

表 2 两种模型各分类分型结果

	原模型			基于迁移学习		
	精确率	召回率	特异度	精确率	召回率	特异度
CE-1	0.834	0.907	0.948	0.953	0.968	0.987
CE-2	0.71	0.832	0.88	0.925	0.94	0.973
CE-3	0.333	0.013	0.998	0.953	0.792	0.997
CE-4	0.746	0.8	0.912	0.861	0.872	0.955
CE-5	0.775	0.754	0.942	0.849	0.863	0.964

2.2 对比实验分析

为了进一步验证优化的 Swin Transformer 在肝包虫病图像分类方面的性能,本实验设置了包括多个经典的 CNN 分类模型的对比实验,包括:ResNet34、VggNet16、MobileNetV2、EfficientNetV2 和 ConvNeXt。为了实验结果可

信可比,对比实验均在统一的实验环境下进行。图 7 显示了几种网络的分类性能对比结果。对比实验结果显示基于迁移学习的卷积神经网络模型的分类准确率均小于基于多头注意力机制的 Swin Transformer 模型(92.6%)。其中,MobileNetV2 的分类准确率(70.5%)最低, EfficientNetV2 的分类准确率(74%)相对较低, ResNet34 准确率高达 90.2%, VggNet16 的分类准确率(88.3%)略低于 ResNet34。

2.3 模型预测可视化结果

Grad-CAM 是一种神经网络可解释性的经典方法,通过它可以观察模型更侧重哪块区域来达到正确分类的目的。为了更直观地显示改进的 Swin Transformer 网络在肝包虫病分类分类的有效性,本文使用该方法对随机选择的分类正确的测试集样本关键区域进行可视化操

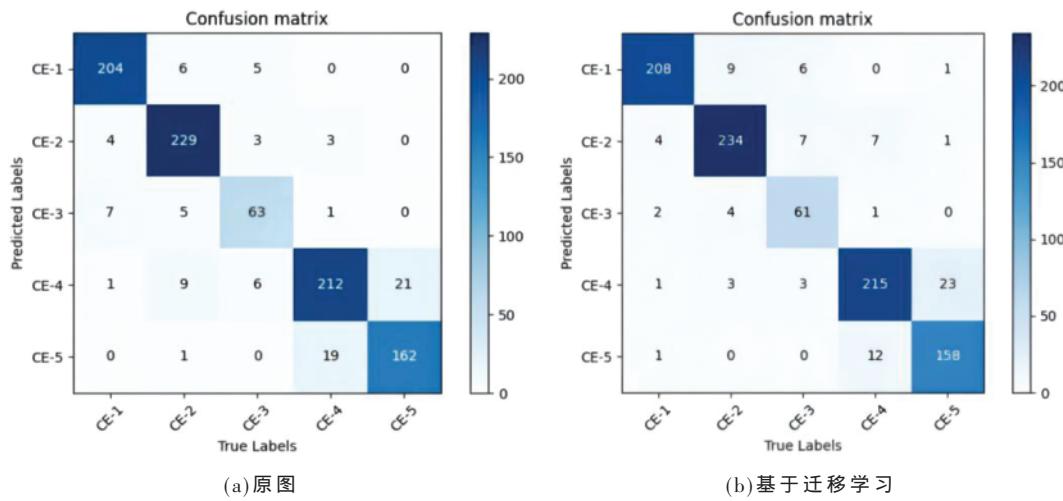


图 6 混淆矩阵结果

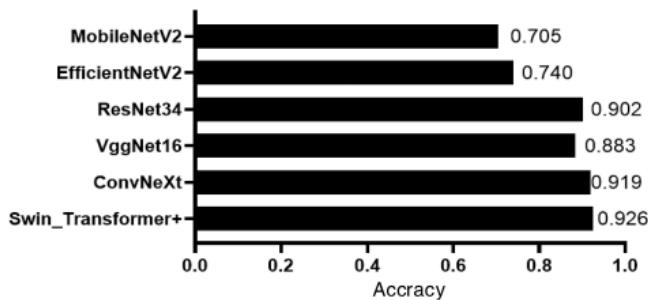


图 7 不同模型分型的结果对比图

作来观察模型的诊断是否基于关键的临床特征。原图和不同类别可视化结果如图 8 所示, 图 8(a)中红色区域对应于该类别的权重的高分, 证明该模型能够准确识别各类别肝囊型包虫病超声图像的关键目标区域, 该区域与医生标记的病灶区域重叠度较高, 再次证明该模型的诊断结果具有良好的可靠性。

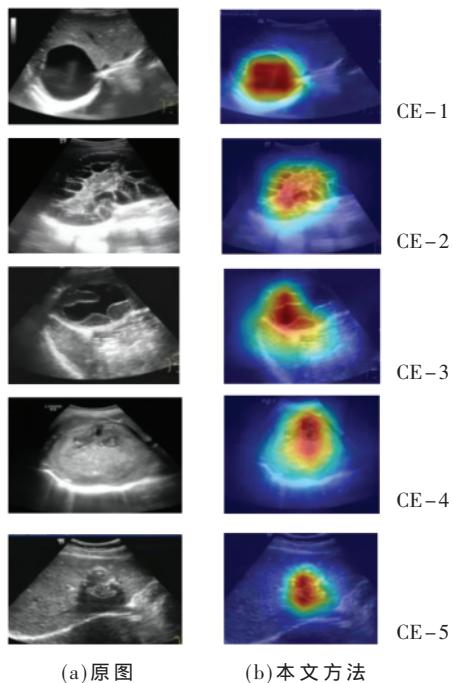


图 8 模型热力图

3 讨论

本研究提出了基于多头注意力机制的 Swin Transformer 用于肝囊型包虫病超声图像的自动分类方法, 通过对比实验证明了该方法在包虫病分类中的有效性, 如表 3 所示, 基于迁移学习的网络模型相对基线模型准确率提高了 24.5%, 引入 CBAM 模块的算法获得更高的分类准确率(92.6%), 说明了 CBAM 模块的引入可以有效提升模型的分类效能。

由表 2 和图 6 可以看出基于迁移学习的 Swin Transformer 网络具有分类性能更佳、收敛速度快等优点, 能够很好地弥补实际应用过程中部分类别样本数据量不

表 3 网络性能比较结果

基线模型	基于迁移学习	+CBAM	准确率
✓			0.760
	✓		0.905
	✓	✓	0.926

足以支持网络训练的缺陷, 提高了神经网络对于小规模样本数据集的适用性, 解决了分类模型在实际应用过程中面临的数据样本不足导致的网络无法收敛的问题, 降低了网络在新领域中重新学习的代价, 为实现 Swin Transformer 在肝包虫病的自动分型的进一步应用打下了良好的基础。由表 1 和图 6 能看出, 各类别数据量对分型效果的影响显著, 并且 CE-4 和 CE-5 由于特征相似, 分类时容易出现混淆。由表 3 能看出经过改进的 Swin Transformer 模型在测试集上诊断准确率达到 92.6%, 在肝囊型包虫病分型的表征学习中表现出更加突出的特征提取能力, 说明基于 Swin Transformer 的方法具有很好的研究前景, 有望用于其他类疾病的分型诊断中。

虽然本研究提出的基于 Swin Transformer 的改进方法有效提高了肝包虫病自动分型的效率和准确度, 但是由于硬件条件、自身能力等原因, 仍需要在当前工作基础上进一步深入研究, 包括:(1)由于肝包虫病部分类别的超声图像数据较少, 极大影响了该类别分类准确率, 可以使用更加先进的数据增强技术扩充数据, 来提高 Swin Transformer 网络的鲁棒性和泛化能力来达到更高的分类效果。(2)本研究所采用的数据来自新疆医科大学各附属医院, 因影像医师手法和图像采集设备存在差异, 超声超声仪器在报告结果时生成的图像存在较大的差异, 并且非影像信息增加了分型的难度分类和病灶检测模型的计算量, 后续可以开展对肝囊型包虫超声图像影像区域的自动分割算法研究来去除图像中干扰信息, 进而提升模型的整体分类性能。

4 结论

本研究提出一种改进 Swin Transformer 的肝囊型包虫病超声图像辅助诊断方法, 该网络结合 CBAM 来获取病灶不同区域的信息, 有效地提高模型的分型性能。该方法的提出也填补了 Swin Transformer 网络模型用于医学图像分类方面的空缺, 为该方法用于其他类疾病医学图像的分型诊断提供一种有效的数据支持和依据。

参考文献

- [1] MIHMANLI M, IDIZ U O, KAYA C, et al. Current status of diagnosis and treatment of hepatic echinococcosis[J]. World Journal of Hepatology, 2016, 28(8): 1169–1181.
- [2] 黄娟, 伍卫平, 韩帅, 等. 2018–2019 年全国棘球蚴病监测分析[J]. 中国病原生物学杂志, 2021, 16(9): 1025–1029.
- [3] DEPLAZES P, RINALDI L, ALVAREZ R C A, et al. Global distribution of alveolar and cystic echinococcosis[J]. Adv. Parasitol., 2017, 95: 315–493.

- [4] CRAIG P S.Echinococcosis working group in China epidemiology of human alveolar echinococcosis in China[J].Parasitology International,2006,55:S221–S225.
- [5] 木拉提·哈米提,员伟康.基于综合特征的新疆地方性肝包虫病图像特征的提取与分析[J].科技通报,2015,31(5):58–62.
- [6] STOJKOVIC M , ZWAHLEN M , TEGGI A , et al.Treatment response of cystic echinococcosis to benzimidazoles:a systematic review[J].PLoS Neglect.Trop.Dis., 2009, 3(9): e524.
- [7] 杜燕,李书兵.超声对肝包虫病的筛查及诊断价值[J].临床超声医学杂志,2019,21(12):957–958.
- [8] 李宏霄,李姝,石霞飞,等.基于 BiT 的早期胃癌内镜图像识别[J].激光与光电子学进展,2022,59(6):354–362.
- [9] 张雪芹,李天任.基于 Cycle-GAN 和改进 DPN 网络的乳腺癌病理图像分类[J].浙江大学学报(工学版),2022,56(4):727–735.
- [10] 茱仙古丽·艾尔西丁.基于深度学习的肝囊型包虫病 CT 图像分类方法研究[D].乌鲁木齐:新疆医科大学,2020.
- [11] WU M , YAN C B , WANGS X R , et al.Automatic classification of hepatic cystic echinococcosis using ultrasound images and deep learning[J].J.Ultrasound Med., 2021, 41: 163–174.
- [12] CHENG J , WANG H , LI R , et al.A two-stage multiresolution neural network for automatic diagnosis of hepatic echinococcosis from ultrasound images:a multicenter study[J].Med.Phys., 2022, 49(5): 3199–3212.
- [13] VASWANI A , SHAZER N , PARMAR N , et al.Attention is all you need[C]//Neural Information Processing Systems, 2017.
- [14] DOSOVITSKIY A , BEYER L , KOLESNIKOV A , et al.An image is worth 16×16 words:transformers for image recognition at scale[J].arXiv preprint arXiv: 2010.11929, 2020.
- [15] LIU P , SONG Y , CHAI M , et al.Swin-UNet++: a nested swin transformer architecture for location identification and morphology segmentation of dimples on 2.25Cr1Mo0.25V[J].Fractured Surface.Materials(Basel).2021, 14(24): 7504.
- [16] CHEN Y , ZHANG P , KONG T , et al.Scale-aware automatic augmentations for object detection with dynamic training[J].IEEE Trans.Pattern Anal.Mach.Intell., 2022.
- [17] 肝两型包虫病诊断与治疗专家共识(2019 版)[J].中华消化外科杂志,2019(8):711–721.
- [18] LIU Z , LIN Y , CAO Y , et al.Swin transformer:hierarchical

(下转第 18 页)

(上接第 6 页)

- soning graph network for arbitrary shape text detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR).IEEE, 2020.
- [8] ZHU Y , CHEN J , LIANG L , et al.Fourier contour embedding for arbitrary-shaped text detection[C]//CVPR 2021, 2021.
- [9] ZHOU X , YAO C , WEN H , et al.EAST : an efficient and accurate scene text detector[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR).IEEE, 2017.
- [10] LI X , WANG W , HOU W , et al.Shape robust text detection with progressive scale expansion network[J].arXiv: 1806–02539, 2018.
- [11] SHI B , XIANG B , CONG Y .An end-to-end trainable neural network for image-based sequence recognition and its application to scene text recognition[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016, 39(11):2298–2304.
- [12] YUAN T L , ZHU Z , XU K , et al.A large chinese text dataset in the wild[J].Journal of Computer Science and Technology, 2019, 34(3):509–521.
- [13] BAEK Y , LEE B , HAN D , et al.Character region awareness for text detection[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR).IEEE, 2019.

- [14] LIU Y , CHEN H , SHEN C , et al.ABCNet : real-time scene text spotting with adaptive bezier-curve network[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR).IEEE, 2020.
- [15] Long Shangbang , Ruan Jiaqiang , Zhang Wenjie , et al.TextSnake : a flexible representation for detecting text of arbitrary shapes[C]//ECCV, 2018.
- [16] WANG W , XIE E , SONG X , et al.Efficient and accurate arbitrary – shaped text detection with pixel aggregation network[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV).IEEE, 2019.
- [17] LI H , WANG P , SHEN C , et al.Show , attend and read : a simple and strong baseline for irregular text recognition[J].Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, 33: 8610–8617.

(收稿日期:2022-06-29)

作者简介:

张祥(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像分类、文本识别。

秦毅(1986-),男,博士,讲师,主要研究方向:计算机视觉、目标检测。

利节(1985-),通信作者,女,博士,副教授,主要研究方向:对抗生成网络、工业缺陷检测,E-mail:jieli@cqu.edu.cn。



扫码下载电子文档

像信息,同时能够提升车牌识别系统识别的精度,验证了本次所提模型的有效性与优越性。

4 结论

本次针对雾霾场景下车牌识别系统存在识别精度较差的问题,提出改进型车牌识别模型。改进型车牌识别模型首先对车牌图像进行去雾处理,针对暗通道先验去雾算法在处理含有天空等明亮区域图像时产生颜色失真和偏移等问题,从大气光值、引入因子、容差机制、图像亮度的角度对原算法进行相应的改进,仿真实验表明运用改进后去雾算法得到的去雾性能相对于改进前均有所提升,验证了改进后去雾算法的有效性。最后将去雾前后车牌图像分别送入到BP神经网络进行识别测试,结果表明运用所提模型能够有效提高车牌识别精度,验证了所提模型的有效性与优越性。车牌识别系统处于复杂多变的道路环境,采集到的图像受到环境中多因素的影响,如何减小这一影响是一大难点,也是未来需要重点研究的内容。

参考文献

- [1] TANG J , ZENG J .Spatiotemporal gated graph attention network for urban traffic flow prediction based on license plate recognition data[J].Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering , 2022 , 37(1):3–23.
- [2] 汪昱东,郭继昌,王天保.一种改进的雾天图像行人和车辆检测算法[J].西安电子科技大学学报,2020,47(4):70–77.
- [3] TAN R T.Visibility in bad weather from a single image[C]// 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.IEEE , 2008 :1–8.
- [4] HE K , SUN J , TANG X .Guided image filtering[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2012 , 35(6):1397–1409.
- [5] TAREL J P , HAUTIERE N .Fast visibility restoration from a single color or gray level image[C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision.IEEE , 2009 :2201–2208.
- [6] FATTAL R .Single image dehazing[J].ACM Transactions on Graphics(ToG) , 2008 , 27(3):1–9.
- [7] SABIR A , KHURSHID K , SALMAN A .Segmentation-based image defogging using modified dark channel prior[J].EURASIP Journal on Image and Video Processing , 2020 , 2020(1):1–14.
- [8] 陆健强,王卫星,胡子昂,等.基于改进暗通道先验算法的农田视频实时去雾清晰化系统[J].农业工程学报,2016,32(10):143–148.
- [9] 刘海波,杨杰,吴正平,等.基于暗通道先验和Retinex理论的快速单幅图像去雾方法[J].自动化学报,2015,41(7):1264–1273.
- [10] 赵慧,魏伟波,潘振宽,等.基于暗原色先验与变分正则化的图像去雾研究[J].计算机工程,2021,47(10):214–220.
- [11] 高珠珠,魏伟波,潘振宽,等.基于二阶变分模型的图像去雾[J].计算机辅助设计与图形学学报,2019,31(11):1981–1994.
- [12] 高涛,刘梦尼,陈婷,等.结合暗亮通道先验的远近景融合去雾算法[J].西安交通大学学报,2021,55(10):78–86.
- [13] 杨燕,王志伟.基于补偿透射率和自适应雾浓度系数的图像复原算法[J].通信学报,2020,41(1):66–75.
- [14] TUFAIL Z , KHURSHID K , SALMAN A , et al .Improved dark channel prior for image defogging using RGB and YCbCr color space[J].IEEE Access , 2018 , 6:32576–32587.
- [15] 杨爱萍,邢金娜,刘瑾,等.利用中通道补偿的单幅图像去雾[J].东北大学学报(自然科学版),2021,42(2):180–188.

(收稿日期:2022-07-23)

作者简介:

石冬阳(1998-),通信作者,男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、深度学习,E-mail:2792531532@qq.com。

张俊林(1974-),男,博士,副教授,主要研究方向:无线通信与测控、图像处理。

贾兵(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、计算机视觉,模式识别。



扫码下载电子文档

(上接第 12 页)

- vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision , 2021 : 10012–10022.
- [19] WOO S , PARK J , LEE J Y , et al .CBAM: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV) , 2018 : 3–19.

(收稿日期:2022-06-23)

作者信息:

热娜古丽·艾合麦提尼亚孜(1997-),女,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理。

米吾尔依提·海拉提(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理。

王正业(1996-),男,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理。



扫码下载电子文档

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所