

基于 Swin Transformer 的疟疾细胞图像识别研究

贺鹏飞¹, 马建飞¹, 李成林¹, 张桐敬², 梁大伟³

1. 烟台大学物理与电子信息学院, 山东 烟台 264005; 2. 华能山东烟台发电有限公司烟台发电厂, 山东 烟台 264002; 3. 烟台市食品药品检测中心, 山东 烟台 264000

【摘要】为了协助医务人员更准确、更快速地诊断疟疾,提出一种基于 Swin Transformer(SwinT)的疟疾细胞图像识别方案。方案采用伪彩色图像增强算法对血片图像进行预处理,以突出图像的颜色对比度,并引入 SwinT 模型作为主干网络,解决下采样固定和全局信息无法交互的问题,同时引入卷积层对图像进行线性变换,构建残差网络解决梯度消失和梯度爆炸问题。实验表明,与图像量化等其他图像增强方法相比,本文方法增强了疟疾细胞图像的色彩对比度,改进后方案的准确率达到99.7%,高于现有文献方法,可以对疟疾的辅助治疗带来更有价值的支持。

【关键词】医学图像分类; Swin Transformer; 伪彩色图像处理; 残差结构; SW-MSA

【中图分类号】R318; TP391.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)08-0996-06

Malaria cell image recognition based on Swin Transformer

HE Pengfei¹, MA Jianfei¹, LI Chenglin¹, ZHANG Tongjing², LIANG Dawei³

1. School of Physics and Electronic Information, Yantai University, Yantai 264005, China; 2. Yantai Power Plant, Huaneng Shandong Power Generation Co., Ltd, Yantai 264002, China; 3. Yantai Center for Food and Drug Control, Yantai 264000, China

Abstract: A Swin Transformer (SwinT)-based scheme for malaria cell image recognition is proposed to assist medical personnel in diagnosing malaria more accurately and quickly. The scheme pre-processes blood films with a pseudo-color image enhancement algorithm to highlight the color contrast, and uses SwinT model as the backbone network to solve the problems of fixed downsampling and the inability to interact with global information, while introducing a convolutional layer for linear transformation and constructing a residual network to address the issues of gradient disappearance and gradient explosion. Experiments show that compared with other image enhancement methods such as image quantization, the proposed method enhances the color contrast of malaria cell images. The accuracy of the improved scheme reaches 99.7%, higher than the existing literature methods and bringing more valuable support to the adjunctive treatment of malaria.

Keywords: medical image classification; Swin Transformer; pseudo-color image processing; residual structure; SW-MSA

前言

疟疾是一种虫媒传染疾病,由疟原虫寄生引起。传统的疟疾检测方法,通过人工方式对血液胶片进行检测,这依赖于医师的经验和专业知识,在有限的医疗条件下进行检测,将会影响诊断质量,甚至出现错误的诊断决定。近年来,一些图像增强和深度学习算法被广泛应用于医学影像的辅助诊断中,因此

高效的疟疾细胞图像识别方法的研究显得尤为重
要^[1]。常用的医学图像增强算法有图像量化处理^[2]、
双线性插值算法^[3]、卷积三插值算法^[4]、同态滤波^[5]等
方法。许蓉等^[6]将小波变换的高低频分量进行不同
程度的融合,重构原始图像,尽管该算法可以改善图
像融合后的边缘和内部细节的清晰度,但是该算法
并不适用于色彩丰富的图像。Chima等^[7]以深度残
差网络 ResNet50 模型对疟疾细胞图像进行自动分
类,可以给医生提供有效的辅助诊断信息。Cinar
等^[8]使用高斯滤波对数据集进行处理,将 GoogleNet
网络架构用于疟疾图像的分类,能够有效地帮助医
务人员在早期对图像进行分类,但准确率达不到实
际应用标准。Kittichai等^[9]设计一种利用深度学习技
术在家禽血液图像中检测疟原虫的有效方法,该方
法以 DenseNet 等4种深层卷积神经网络为基础,但是

【收稿日期】2023-01-19

【基金项目】烟台市校地融合发展项目(1521001-WL21JY01)

【作者简介】贺鹏飞,副教授,硕士生导师,博士,主要研究方向:工业互联网、短距离无线通信, E-mail: bup_t_hpf@126.com; 马建飞,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、深度学习, E-mail: mjfl238134@163.com

该实验类别大小不平衡。田应仲等^[10]根据注意力机制和Swin Transformer(SwinT)模型对腰椎影像进行分割,该方法使用注意力机制对低级特征施加重,能够有效地去除背景信息。

当前,对疟疾的诊断标准仍然是通过涂片、染色和镜检等方法来检测疟原虫^[11]。但这种传统的技术在操作上比较复杂,并且对技术人员的技术水平要求较高。为了高效识别血片图像中的疟原虫,减少医务人员阅片的工作量,提高诊断效率,本文提出一种基于SwinT的疟疾细胞图像识别研究。本文方法采用伪彩色图像增强算法对血片图像进行预处理,通过颜色区间的变换来突出细节特征的颜色对比度,引入SwinT模型,使用移动窗口进行跨窗口的特征交互,增强全局信息的联系,在输入端使用卷积层

对图像进行线性变换,构建残差网络解决梯度消失和梯度爆炸问题。

1 基于图像增强和SwinT的疟疾细胞图像识别方案

鉴于疟疾细胞图像本身的特性,对被疟原虫感染的细胞图像进行自动识别是一项具有挑战性的工作。疟疾细胞图像中细胞色彩不均匀、图像间差异较小等原因,使得其图像特征难以提取。常见的图像特征包括图像的纹理特征、形状特征、颜色特征等^[12]。本文通过伪彩色处理的方法增强疟疾细胞图像的颜色特征,并利用SwinT模型提取图像特征来实现疟疾细胞图像的自动分类,本文主要研究路线如图1所示。

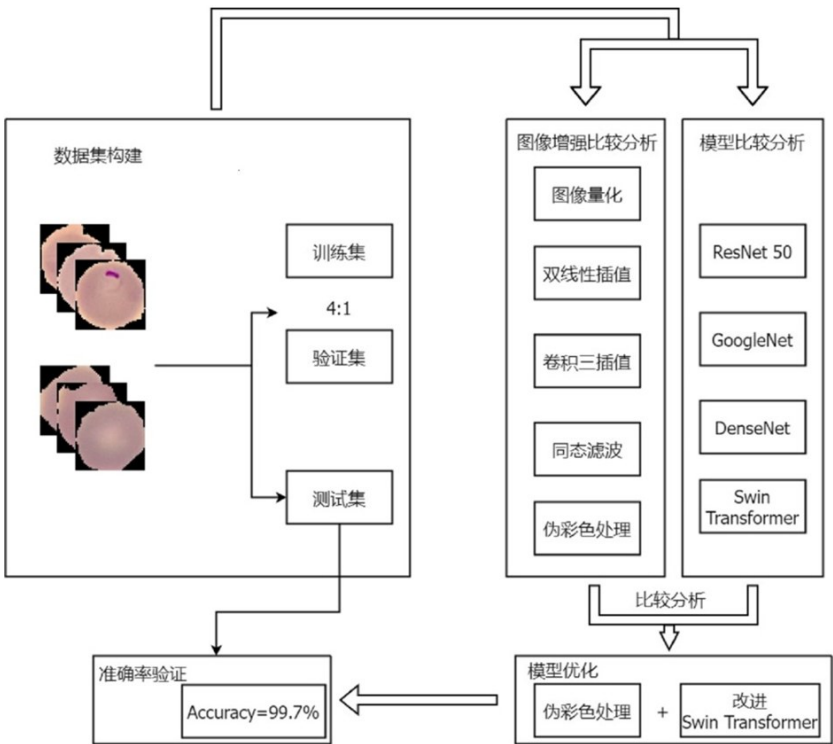


图1 本文研究路线
Figure 1 Research route

1.1 伪彩色处理

伪彩色处理技术是把灰度图像转换为彩色图像或把彩色图像转换为具有特定色彩区域的彩色图像,这样可以更好地从图像中抽取出更多的有用信息,并且随着层次划分的精细,色彩的描述也会更加丰富,可以获得更多的信息,从而实现对图像的色彩对比度强化^[13-15]。伪彩色图像增强方法主要有灰度分层法和灰度级彩色变换法^[16],本文使用灰度分层的方法来增强图像颜色信息。将彩色图像 $f(x,y)$ 进

行灰度化处理,其转换过程如式(1)所示:

$$G(x,y) = 0.2989 \times f_R(x,y) + 0.587 \times f_G(x,y) + 0.114 \times f_B(x,y)$$

(1)

其中, $G(x,y)$ 为灰度图像的像素集合, $f_R(x,y)$ 、 $f_G(x,y)$ 、 $f_B(x,y)$ 分别为彩色图像 $f(x,y)$ 的红、绿、蓝3通道分量。 $[0, L-1]$ 为灰阶, I_0 为黑色 $[G(x,y)=0]$, I_{L-1} 为白色 $[G(x,y)=L-1]$ 。将 P 个与强度轴线相垂直的平面划分成数量级 I_1, I_2, \dots, I_M ,其中 $0 < M < L-1$, M 个平面划分成 $M+1$ 区间, V_1, V_2, \dots, V_{M+1} 。从灰色到

色彩分配根据式(2)进行转换:

$$G(x,y)=C_k,G(x,y)\in V_k$$

(2)

其中, C_k 是与强度间隔 V_k (第 k 级) 强度有关的颜色, V_k 是根据 $I=k-1$ 和 $I=k$ 划分平面定义的。

1.2 SwinT

在现有的基于 Transformer 的模型中, token 的尺度(scale)都是固定不变的, 这并不适合现在机器视觉应用的性质, 其自注意力的运算复杂程度与图像尺寸成二次方关系, 这使得 Transformer 很难在高清清晰度的图像上进行处理^[17-18]。为克服以上问题, SwinT 构造了层次化特征图, 且对于图像具有线性计算复杂度。如图 2 所示, Vision Transformer(ViT)模型的下采样率是固定的, 无法构建出具有层次性的特征图^[19-20]。SwinT 从小尺寸 patch(灰色轮廓)开始, 逐渐在更深的 Transformer 层中合并相邻 Patch, 从而构造出一个层次化的表示。与以前基于 Transformer 的体系结构相比, SwinT 生成一个具有二次复杂性的单个分辨率特征图^[21]。

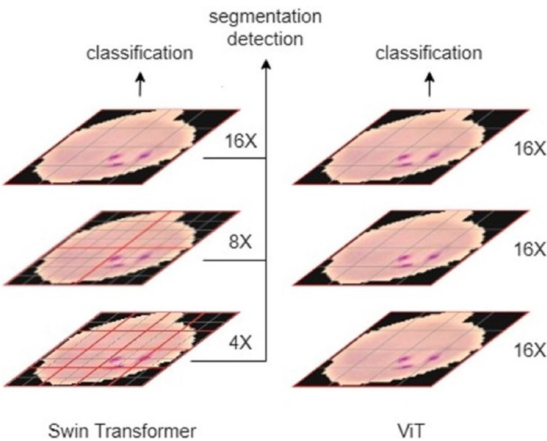


图 2 SwinT 和 ViT 下采样对比
Figure 2 Comparison of downsampling using SwinT and ViT

如图 3 所示, 本文用 8×8 大小的卷积层代替 SwinT 结构中原有的 Patch Embedding 层, 可以加快线性投影变换的速度, 同时保留卷积平移不变的优势。将上文得到的伪彩色图像 $G(x,y)$ 通过卷积层进行线性投影变换, 将多维向量展平为一维向量^[22]。

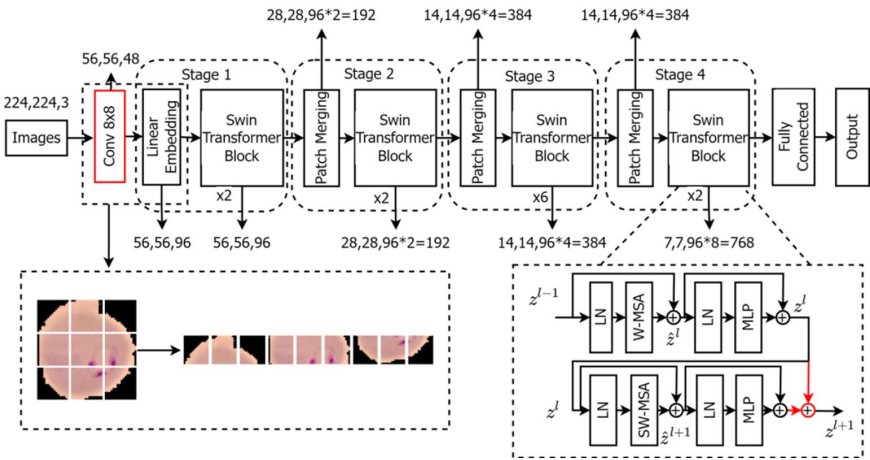


图 3 SwinT 模型框架
Figure 3 SwinT model framework

通过 stage 中两个连续 Swin Transformer Blocks, 第一个模块采用了一种 W-MSA 视窗分割策略, 由式 (3)、式(4)可以看出, W-MSA 窗口分割可以有效地减少计算量^[23]:

$$\Omega(\text{MSA})=4hwC^2+2(hw)^2C$$

(3)

$$\Omega(\text{W-MSA})=4hwC^2+2M^2hwC$$

(4)

其中, h 为特征图高度, w 为特征图宽度, C 代表特征图深度, M 代表每个窗口的大小。先从左上方的像素开始, 将 8×8 的特征图平均分成 2×2 个 4×4 的窗口, 计算公式如下所示:

$$\hat{z}^l=\text{W-MSA}\left(\text{LN}\left(z^{l-1}\right)\right)+z^{l-1}$$

(5)

$$z^l=\text{MLP}\left(\text{LN}\left(\hat{z}^l\right)\right)+\hat{z}^l$$

(6)

通过 W-MSA 视窗分割后再通过移动的窗口 (SW-MSA) 进行配置, 即令规则划分窗口向左上循环移位 $\left(\left\lfloor\frac{M}{2}\right\rfloor,\left\lfloor\frac{M}{2}\right\rfloor\right)$ 个像素, 如图 4 红色框位置的变化, 可以使不同窗口之间进行信息交互^[24]。同时在原有的 SW-MSA 策略的输出中构建残差结构, 恒等映射使得网络变深, 同时有助于解决梯度消失和梯度爆炸问题, 在训练更深网络的同时, 又能保证良好的信息。计算公式如下所示:

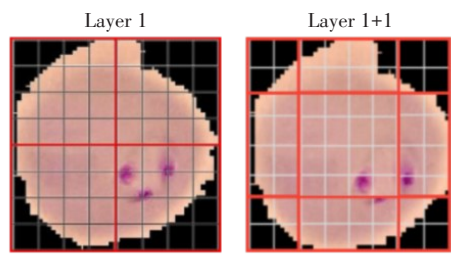


图4 SW-MSA工作模式
Figure 4 SW-MSA working mode

$$\hat{z}^{l+1} = \text{SW-MSA}(\text{LN}(z^l)) + z^l \tag{7}$$

$$z^{l+1} = \text{MLP}\left(\text{LN}\left(\hat{z}^{l+1}\right)\right) + \hat{z}^{l+1} + z^l \tag{8}$$

其中, \hat{z}^l 和 z^l 分别表示第1个block的SW-MSA模块输出特征和MLP模块输出特征。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境和参数设置

本文实验基于Pytorch架构为基础,以Python语言、Windows10操作系统、Intel Core i5-7200U CPU、PyCharm集成开发环境,网络的输入大小为224×224,初始学习率设定为0.000 1,使用AdamW调节策略对学习率进行调整,权重衰减为weight_decay=0.000 05。

2.2 实验数据

本文数据集从美国国家医学图书馆获得,该数据集是针对亚洲孟加拉国的来自Giemsa的红细胞(RBC)被染色成薄的血片图像,包含大量被恶性疟原虫寄生和未受感染的血液样本图像,用于本文研究的训练和测试,具体的类别和数量分布如表1所示,其中训练集2 400张图片,验证集600张图片,测试集300张图片。

表1 网络模型训练与测试过程样本数目分配
Table 1 Sample distributions in network model training and testing

图像类型及标签	训练集	验证集	测试集
正常0	800	200	100
感染1	1 600	400	200
总计	2 400	600	300

2.3 评价标准

为评价模型的性能,对正常细胞图像、疟原虫感染细胞图像均利用精确率(Precision)、召回率

(Recall)进行评价,并利用准确率(Accuracy)进行综合性能的评价,具体公式如下:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \times 100\% \tag{9}$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \times 100\% \tag{10}$$

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN} + \text{TN}} \times 100\% \tag{11}$$

其中,TP为模型识别为正常细胞并且其本身标签为正常细胞;TN为模型识别为疟原虫感染的细胞并且其本身标签为疟原虫感染的细胞;FP为模型识别为正常细胞,实际标签为疟原虫感染的细胞;FN为模型识别为疟原虫感染的细胞,实际标签为正常细胞。精确率和召回率反映了模型中一类样本的性能指数,而准确率则是一个用于所有类型的模型的总体性能指数^[25]。

2.4 实验结果分析

灰度级彩色变换对于不同颜色域之间没有跳跃性,色差平滑;而灰度分层可以有效地突出图像颜色的对比度,有效地增强图像的细节特征。如表2所示,对于相同的数据集进行图像增强处理,灰度分层法预处理的性能要全面优于灰度级彩色变换方法。

表2 不同伪彩色处理方法性能比较
Table 2 Performance comparison between two pseudo-color processing methods

方法	分类	Precision	Recall	Accuracy	总体准确率
灰度级彩色变换	正常图像	0.990	0.980	0.990	0.990
	疟原虫	0.990	0.995	0.990	
灰度分层	正常图像	1.000	0.990	0.997	0.997
	疟原虫	0.995	1.000	0.997	

为了验证本文算法的有效性,利用仿真软件将本文算法与4种常用的图像增强算法进行比较。观察图5的多个效果图,可以发现本文算法与图像量化^[2]、双线性插值^[3]、卷积三插值^[4]、同态滤波^[5]等算法相比,增强图像在整体颜色对比度和细节表现方面优势明显。表3为多种增强算法的质量评价,分析表3中的数据,改进算法模型性能评价指标值均高于常用的4种算法,表明本文图像增强算法在信息丰富度和细节清晰度方面的增强效果更好,满足医学分析疟原虫感染细胞图像的要求。

不同模型的实验结果如表4所示,可以看出5个经过微调的网络都取得高于95%的准确率,达到自动识别感染疟疾细胞图像目的,其中本文方法对于正常图

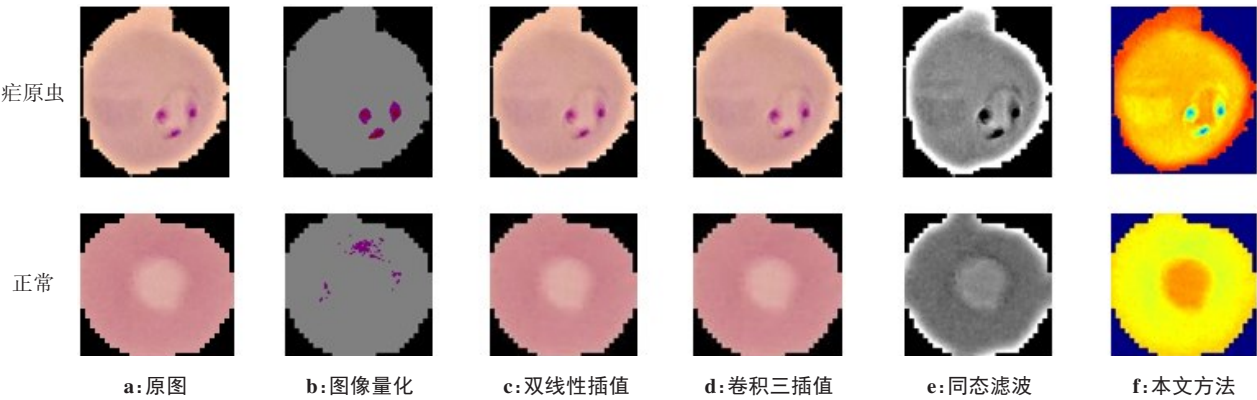


图 5 5 种图像增强算法增强效果比较

Figure 5 Comparison of enhancement effects among 5 image enhancement algorithms

表 3 5 种图像增强算法效果性能指标比较

Table 3 Comparison of performance indicators among 5 image enhancement algorithms

方法	分类	Precision	Recall	Accuracy	总体准确率
图像量化 ^[2]	正常图像	0.667	0.040	0.673	0.673
	疟原虫	0.674	0.990	0.673	
双线性插值 ^[3]	正常图像	0.980	1.000	0.993	0.993
	疟原虫	1.000	0.990	0.993	
卷积三插值 ^[4]	正常图像	0.883	1.000	0.933	0.933
	疟原虫	1.000	0.900	0.933	
同态滤波 ^[5]	正常图像	0.979	0.930	0.970	0.970
	疟原虫	0.966	0.990	0.970	
本文方法	正常图像	1.000	0.990	0.997	0.997
	疟原虫	0.995	1.000	0.997	

像的识别效果最好,总体准确率达到99.7%。相比于文献[7]中ResNet50模型,本文方法的总体准确率高1.4%。相比于文献[8]中GoogleNet模型,本文方法的准确率高0.7%。相比于文献[9]中DenseNet模型,本文方法的总体准确率高1.7%。相比于未经预处理的SwinT模型,本文方法的总体准确率高3%。

表 4 不同网络模型性能对比

Table 4 Performance comparison among different network models

方法	分类	Precision	Recall	Accuracy	总体准确率
ResNet50 ^[7]	正常图像	0.980	0.970	0.983	0.983
	疟原虫	0.985	0.990	0.983	
GoogleNet ^[8]	正常图像	0.971	1.000	0.990	0.990
	疟原虫	1.000	0.985	0.990	
DenseNet ^[9]	正常图像	0.970	0.970	0.980	0.980
	疟原虫	0.985	0.985	0.980	
SwinT	正常图像	0.909	1.000	0.967	0.967
	疟原虫	1.000	0.950	0.967	
本文方法	正常图像	1.000	0.990	0.997	0.997
	疟原虫	0.995	1.000	0.997	

文中提出的方法可以加强图像的细节特性,从图6可以看到,本文方案没有将任何一个受疟原虫感染的细胞图像预测为正常,而且异常查全率也很高,尤其是在疟疾检测中,这一点尤其重要,并通过比较来进一步验证该方法的有效性。

综上所述,本文提出的疟原虫图像识别方案在开源数据集上进行充分的训练、验证和测试,本方案

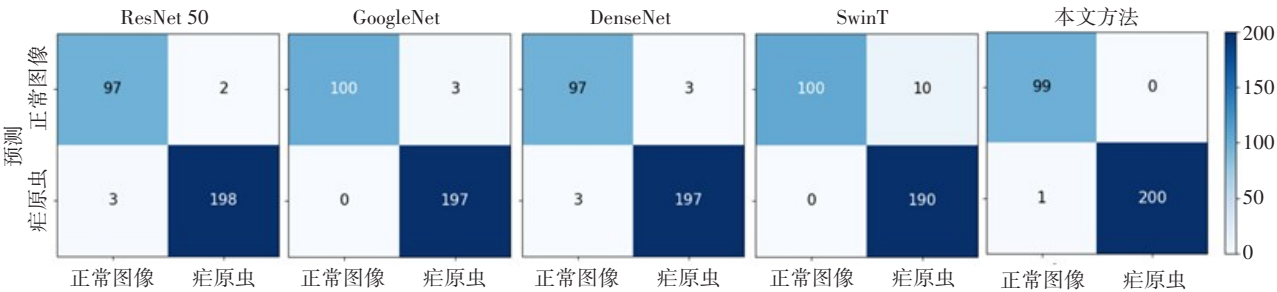


图 6 网络测试混淆矩阵结果的对比

Figure 6 Comparison of network test confusion matrix results

对于传统的ResNet50、GoogleNet、DenseNet和SwinT模型,在各项指标上均体现出了一定优势,并且在测试集上的总体准确率达到99.7%。因此本文方案对疟原虫感染细胞图像的处理具备很好的鲁棒性,同时在预处理条件下可以增强特征细节,可满足医疗行业的实际应用要求。

3 结束语

医学领域对于深度学习和图像处理技术应用需求日益广泛,其研究方向主要集中于提高图像处理的质量、精度和速度。本文提出基于SwinT的疟疾细胞图像识别研究,以疟原虫感染的细胞和正常细胞为目标图像,通过伪彩色图像增强算法对血片图像进行预处理,以突出图像颜色细节特征对比度。同时使用SwinT模型作为主干网络,解决下采样固定和全局信息无法交互的问题,在输入端建立卷积层对图像进行线性变换,构建残差网络解决梯度消失和梯度爆炸问题。实验结果表明本文方法在图像细节信息丰富度和预测准确率方面均有所提高,能够满足医学诊断的实际需求。下一步将对网络结构进一步改进,优化窗口分割策略,提高网络的识别速度,并针对伪彩色处理在医学图像中的通用性进行研究。

【参考文献】

- [1] 刘张,郭旭东,张璐璐. 基于EfficientNet的胶囊内镜图像多病灶协同检测[J]. 智能计算机与应用, 2021, 11(11): 157-161.
Liu Z, Guo XD, Zhang LL. Collaborative detection of multiple lesions in capsule endoscopy images based on EfficientNet[J]. Intelligent Computers and Applications, 2021, 11(11): 157-161.
- [2] 李贺,江登英,黄樟灿,等. 彩色图像颜色量化问题的求解方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(9): 2646-2651.
Li H, Jiang DY, Huang ZC, et al. A solution method for color image color quantization problem[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(9): 2646-2651.
- [3] 柴文光,李嘉怡. 重加权在多类别不平衡医学图像检测中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(8): 237-242.
Chai WG, Li JY. Application of reweighting in multiclass unbalanced medical image detection[J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(8): 237-242.
- [4] 朱杰. 卷积三插值算法在处理医学图像中的应用[J]. 信息与电脑(理论版), 2021, 33(23): 77-79.
Zhu J. Application of convolutional triple interpolation algorithm in processing medical images[J]. China Computer & Communication, 2021, 33(23): 77-79.
- [5] 玛利亚木古丽·麦提提,吐尔洪江·阿布都克力木,阿卜杜拉苏力·奥斯曼,等. 结合小波变换和同态滤波的医学图像增强算法[J]. 电子设计工程, 2020, 28(24): 1-5.
Maryamguri MM, Tuliunjiang AB, Abdurulusulli OS, et al. A medical image enhancement algorithm combining wavelet transform and homomorphic filtering[J]. Electronic Design Engineering, 2020, 28(24): 1-5.
- [6] 许蓉,王直,宗涛,等. 基于改进小波变换的多聚焦医学图像融合方法[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(8): 1571-1573.
Xu R, Wang Z, Zong T, et al. A multi-focus medical image fusion method based on improved wavelet transform[J]. Computer and Digital Engineering, 2021, 49(8): 1571-1573.
- [7] Chima JS, Shah A, Shah K, et al. Malaria cell image classification using deep learning[J]. IJRTE, 2020, 8(6): 5553-5559.
- [8] Cinar AC, Yildirim M. Classification of malaria cell images with deep learning architectures[J]. Ingénierie des Systèmes d'Inf, 2020, 25(1): 35-39.
- [9] Kittichai V, Kaewthamasorn M, Thanee S, et al. Classification for avian malaria parasite Plasmodium gallinaceum blood stages by using deep convolutional neural networks[J]. Sci Rep, 2021, 11(1): 1-10.
- [10] 田应仲,卜雪虎. 基于注意力机制与Swin Transformer模型的腰椎图像分割方法[J]. 计量与测试技术, 2021, 48(12): 57-61.
Tian YZ, Bu XH. A lumbar spine image segmentation method based on attention mechanism and Swin Transformer model[J]. Metrology & Measurement Technique, 2021, 48(12): 57-61.
- [11] 殷竹君,陆永刚,丁永健,等. 疟原虫图像自动识别技术的研究[J]. 中国国境卫生检疫杂志, 2008, 31(4): 241-244.
Yin ZJ, Lu YG, Ding YJ, et al. Research on automatic image identification of Plasmodium vivax [J]. Chinese Journal of Frontierhealth and Quarantine, 2008, 31(4): 241-244.
- [12] 乔世昌,胡红萍,郝岩,等. 多特征融合的乳腺癌组织病理学图像识别的方法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(2): 135-141.
Qiao SC, Hu HP, Hao Y, et al. A multi-feature fusion approach for histopathological image recognition of breast cancer[J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Sciences), 2022, 36(2): 135-141.
- [13] Wang X, Wang G, Zhang W. Pseudo-color processing of forward looking sonar image: an adaptive hot metal coding algorithm[C]//2018 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). IEEE, 2018: 394-399.
- [14] Li J, Li Z, Deng L, et al. Dichroic polarizing metasurfaces for color control and pseudo-color encoding[J]. IEEE Photon Technol Lett, 2020, 33(2): 77-80.
- [15] Duan D, Xia Y. Pseudo color night vision correlated imaging without an infrared focal plane array[J]. Opt Express, 2021, 29(4): 4978-4985.
- [16] 周美丽,白宗文,肖雪,等. 两种典型彩色图像增强算法的比较与研究[J]. 电子设计工程, 2019, 27(23): 181-184.
Zhou ML, Bai ZW, Xiao X, et al. Comparison and study of two typical color image enhancement algorithms[J]. International Electronic Elements, 2019, 27(23): 181-184.
- [17] Han K, Xiao A, Wu E, et al. Transformer in transformer[J]. Adv Neural Inf Process Syst, 2021, 34: 15908-15919.
- [18] Engel N, Belagiannis V, Dietmayer K. Point transformer[J]. IEEE Access, 2021, 9: 134826-134840.
- [19] Ma J, He P, Li C, et al. Mask recognition scheme based on improved Vision Transformer[C]//2022 15th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2022: 1-5.
- [20] Han K, Wang Y, Chen H, et al. A survey on vision transformer[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2022, 45(1): 87-110.
- [21] Liu Z, Lin Y, Cao Y, et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 10012-10022.
- [22] Liang J, Cao J, Sun G, et al. Swinir: image restoration using swin transformer [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 1833-1844.
- [23] Huang J, Fang Y, Wu Y, et al. Swin transformer for fast MRI[J]. Neurocomputing, 2022, 493: 281-304.
- [24] Ma J, Tang L, Fan F, et al. SwinFusion: cross-domain long-range learning for general image fusion via Swin Transformer[J]. IEEE/CAA J Autom Sinica, 2022, 9(7): 1200-1217.
- [25] 张修宝,林子原,田万鑫,等. 全天候自然场景下的人脸佩戴口罩识别技术[J]. 中国科学: 信息科学, 2020, 50(7): 1110-1120.
Zhang XB, Lin ZY, Tian WX, et al. Face-worn mask recognition technology for all-weather natural scenes[J]. SCIENTIA SINICA Informationis, 2020, 50(7): 1110-1120.

(编辑:陈丽霞)