

基于改进分水岭算法的宫颈细胞识别

赵丽¹
ZHAO Li

摘要

宫颈癌及早发现和治理能大大降低宫颈癌死亡率,使用计算机构建宫颈癌检测模型,取代传统的人工阅片,意义重大。对于图像分割技术无法获取精确细胞边缘的问题,文章对分水岭算法进行改进,通过灰度变换和孔洞填充提升分水岭算法的分割精度,然后采用基于迁移学习的 Inception v3 对图像进行识别。实验结果表明,改进分水岭算法可以明显消除图像噪声,获取精确目标区域,送入 Inception v3 模型进行识别,实现了 97.34% 的精度,从而验证了该算法的有效性,同时推动了我国智慧医疗的发展。

关键词

分水岭算法; 细胞分割; Inception v3; 迁移学习; 宫颈细胞识别

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.05.015

0 引言

宫颈癌作为严重威胁女性健康的重大疾病之一,受到各界广泛关注^[1]。在我国,宫颈癌发病率居高不下^[2]。不仅严重损害女性身体健康,更给患者及其家庭带来沉重的经济负担。

传统的筛查技术采用宫颈细胞学的人工阅片方式^[3-4],需要大量的人力物力,且耗时较长,因此筛查效率有待提高。同时,筛查时的身体状态也是影响筛查效率的一个重要因素^[5]。此外,我国医疗卫生分配严重不均,偏远地区的医疗卫生状况较为落后,因此对有经验的专家的需求更大,而专家的数量、精力有限更是无法满足目前偏远地区对其的需求。

使用计算机构建宫颈癌检测模型,取代传统的人工阅片,意义非凡。通过引入检测模型,可以实现整个检测链条的自动化、精准化、标准化,为我国智慧医疗产业的推动起到较大的积极作用。

在宫颈癌检测模型中,最常用的技术是图像处理技术中的图像分割,图像分割根据图像的边缘信息对对象进行操作处理,最终得到精准的边缘数据。目前检测模型中使用的细胞图片都是经过 HE 染色得到,染色后不同类别的细胞会显示出不同的颜色、形态和纹理特征。根据不同特征,对细胞进行图像分割,可以较好地实现细胞图像的智能诊断。文献

[6] 采用阈值法先提取出细胞前景区域,再用聚类法提取出细胞核和细胞质区域。文献 [7] 采用灰度直方图的方法分割出细胞核和细胞质。文献 [8-9] 提出了将高低分辨率的概念应用在细胞分割上,首先在低分辨率下确定感兴趣区域。再在高分辨率下进行分割。文献 [10] 在进行阈值分割之前首先使用区域生长方法,这样可以极大地消除噪声干扰,获取准确的细胞区域。

虽然阈值分割算法已经广泛应用在细胞图像分割上,但算法本身的识别精度不是特别精确,得到的细胞边缘不够准确。如果图片本身有噪声的情况下,识别效果更差。因此大多数学者将阈值分割算法作为初始定位,再采用其他方法再次定位。然而使用过多的分割算法会增加算法的复杂性,延长算法的运行时间,不利于算法的优化,因此选择一个合适且效果佳的图像分割算法是关键。

针对上述问题,本文对现有分水岭算法进行改进,提出了一种改进的分水岭算法,并将改进分水岭算法处理后的图像送入 Inception v3 网络结构进行训练,获得了较好的识别结果。

1 改进的分水岭算法

分水岭算法是常见的图像处理算法,主要基于地理形态的分析对图像进行逐层的分割,在分割过程中模拟地理结构中的山川、盆地、沟壑等情况对图像进行处理,最后获取图像的真实边缘。分水岭算法步骤如下:

步骤 1: 获取梯度图像中的所有像素,依据像素的灰度值进行排序,对排好序的像素点进行分类,并提前设定一个测地距离阈值。

步骤 2: 找到所有像素灰度值中最小的数值,确定该值为分水岭算法的起始点,进行后续的操作,并通过算法逐渐

1. 河南工业贸易职业学院工程管理学院 河南郑州 450012
[基金项目] 河南省科技厅科技攻关项目“基于深度学习和计算机视觉的宫颈癌检测模型创建及应用研究”(252102210112); 河南省科技厅科技攻关项目“基于多视角场景下的显著性目标检测方法研究”(252102210082)

增加该数值。

步骤3: 该数值增加的过程中, 会遇到周围与当前值相同的像素点, 确定当前数值与步骤2中起始值之间差值, 如果该差值小于步骤1中设定的测地距离阈值, 即忽略此部分像素值; 如果该差值大于步骤1中设定的测地距离阈值, 需在像素上建立一个类似于“大坝”的边界, 这一边界可以理解为图像分割的边界。

步骤4: 随着初始值逐渐增高, 分水岭的水平面也越来越高, 会出现更多“大坝”, 直到最后所有像素点都遍历一遍, 所有区域在此时会完全相遇, 这样对整个图像的像素点进行了分类, 图像分割的结果也会显示出来。

分水岭算法因操作简单、识别效率高, 因此受到广大学者关注, 但该算法对噪声比较敏感, 细胞图像在染色后存在较大噪声信息, 因此本文提出改进的分水岭算法对其进行改进。

在对该算法进行改进时, 为消除图像的噪声, 首先对图像进行灰度差变换, 在一定程度上消除了部分噪声的影响。另外, 细胞区域是一个类似圆形的闭合圆, 对于某些空洞区域, 使用算法进行填充, 保证获取的细胞区域为完整区域。最后将改进后的预处理算法得到的新图像输入分水岭算法中进行图像分割, 获取最终的结果。具体的算法流程图如图1所示。

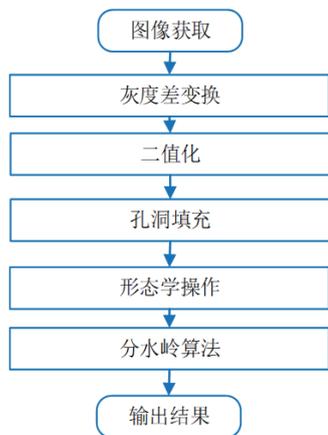


图1 分水岭算法流程图

在分水岭算法中, 需要通过梯度来反映图像的边界信息, 因此先将图像的边界信息转化为灰度信息。因为如果直接进行转换, 图像噪声信息将会保留, 对后续分割造成干扰, 因此本文对梯度变换进行改进, 基于八邻域信息, 选择用不相邻像素的灰度差进行变换, 采用这种方法可以有效抑制噪声、提高检测精度。

此外, 因染色技术或光照原因, 采集的细胞图像可能会存在部分颜色差异, 主要表现为某一段颜色轻, 某一段颜色重, 因此在进行二值化以后会直接导致获得的图像不能得到直观的、完整的显现效果, 即得到的细胞形状是不完整的、

残缺的, 针对这一问题, 本文采用孔洞填充算法, 使得不完整的细胞形状变得完整。最后, 将孔洞填充后的图像输入分水岭算法中, 进行后续分水岭分割。

本文使用公开数据集 Herlev 数据集作为实验对象, 该数据集有 917 张图像, 分为 7 个类别。使用本文改进的算法对 917 张图像进行检测, 检测结果如表 1 所示。

表1 边缘提取图像比较

	原图	改进后效果	改进前效果
上皮鳞状			
中层鳞状			
正常柱状			
轻度病变			
中度病变			
重度病变			
原位癌			

观察表1发现, 改进后的算法可以更准确地获得细胞的边缘信息, 减少噪声对分类的影响, 更有利于图像的后处理。因为改进后的算法可以更好地滤除噪声、消除散射噪声。

2 Inception v3 网络训练

GoogLeNet 网络是卷积神经网络的一种, 采用 Inception 网络结构, 包含 3 个卷积操作和 1 个池化操作, 对于前一通道内的输入, 可以根据当前层先进行卷积操作, 后进行特征融合, 既可以提高网络的表达能力, 同时增加对不同尺度的适应性, 防止过拟合。在 Inception 网络结构中, 根据本文检测目标的针对性, 本文选择了 Inception v3 网络结构进行分类测试, 该模型的训练速度快、算法复杂性低, 在实际训练中有较好效果。图2为本文使用的 Inception v3 网络结构。

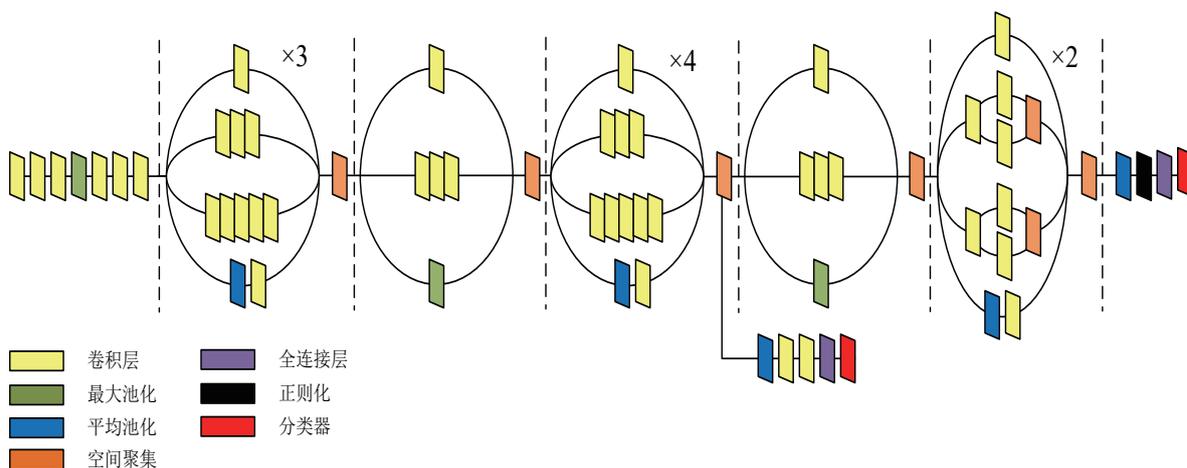


图2 Inception v3 网络结构图

医学上公开的数据集较少，目前研究中使用较多的 Herlev 数据集有 917 张图片，而 Inception v3 网络的训练需大量的训练集，如果训练样本不够，将会严重影响模型训练的效果，因此为防止过拟合或者欠拟合的发生，本文先使用 Image Net 数据集进行训练，再将 Image Net 数据集训练好的模型迁移到宫颈癌细胞数据集上，这样就具有超大数据集进行训练，同时又保证提取到符合宫颈癌细胞特征的相关特征，方便后续分类测试。

具体迁移学习的方法为：Image Net 数据集是一个具有百万数据量的数据集，包含各种的照片，但与宫颈癌细胞数据集相比，还有一定差异性，为保证识别精度，本文对预先训练好的 Inception v3 模型进行改进。将该模型原有的最后两层结构删除，加入自行设定的新的全连接层和输出层。但只训练新加入的输出层会极大可能地导致失真，分类效果不升反降。因此必须引入迁移学习。首先只训练最后的输入层，经过多次迭代后，再释放卷积层的深度，重新使用微调的方法进行训练，与此同时，降低算法的学习率。在经过这两种迁移学习的算法后，可以快速高效地完成图像的分类。如图3所示为迁移学习的流程图。

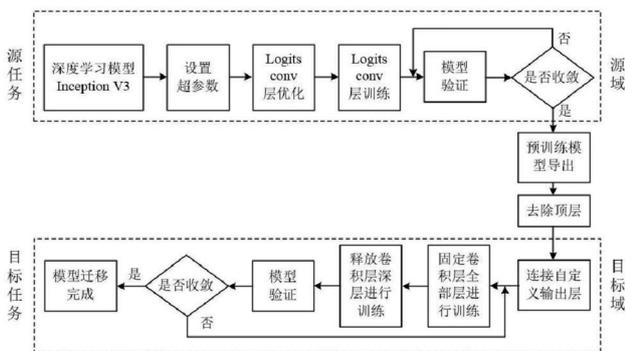


图3 迁移学习算法流程图

3 结果分析

结合上述分析，本文所确定的算法顺序为：首先对输入

图像进行处理，依次进行灰度差变换、二值化、孔洞填充、形态学处理、分水岭算法得到分割后的图像，接着将数据集送入 Inception v3 模型进行训练，训练时加入迁移学习，保证训练好的模型具有更好的普适性和鲁棒性。

为验证本文特征提取算法的有效性，本文使用不同的算法进行分类训练，识别效果准确率如表2所示。

表2 不同算法的识别准确率比较

分类器类型	准确率 /%	灵敏度 /%	特异度 /%
贝叶斯分类	86.78	91.79	91.30
线性判别器	86.41	95.17	87.68
人工神经网络	95.20	100.00	94.93
支持向量机	87.86	100.00	86.23
Adaboost-svm	95.33	97.54	99.12
本文方法	97.34	97.74	98.74

为更清楚地观察几种不同算法的识别准确率，本文做了柱形图如图4所示。

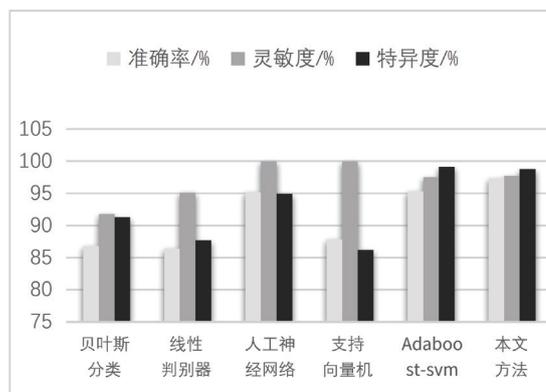


图4 不同算法识别效果对比图

通过图4可以清楚地看到本文所提算法的优势。在6种算法的对比中，本文算法准确率达到97.34%、灵敏度达到97.74%、特异度达到98.74%，虽然人工神经网络和支持向量

机的灵敏度较本文高，但是其准确率要低于本文所提的算法，且从整体的线条分布分析，本文算法的稳定性更强，3个参数指标比较均衡，且都处于比较稳定的状态，由此验证了本文算法的有效性。

此外，本文与其他几篇论文进行对比，情况如表3所示。

表3 本文与其他论文的识别准确率比较

方法	准确率 /%
文献 [11]	93.41%
文献 [12]	95.2%
文献 [13]	93.72%
本文算法	97.34%

与其他论文相比，可以发现，在其他三篇论文中，最高准确率为95.2%，本文的准确率比论文高出约2%。因此本文所提出的算法可以达到最高的准确率，识别效果较好。

4 结论

分水岭算法在进行细胞分割时容易受到噪声的影响，图像分割质量不高，针对这种情况，本文提出了一种改进的分水岭算法进行分割，通过引入灰度差和孔洞填充可以降低图像噪声，获得准确的图像边缘，同时基于具有高分类能力的Inception v3对细胞图像进行识别。实验结果表明，在改进分水岭算法的情况下，该算法能较准确地分割出细胞核和细胞质区域，具有较高的精度。因此证明本文提出的模型可以提高效率，减少对人类的依赖，验证了该算法的有效性，同时为宫颈癌的自动诊断提供了有力保障。

参考文献:

- [1] BUCCHI L, BALDACCHINI F, MANCINI S, et al. Estimating the impact of an organised screening programme on cervical cancer incidence: a 26-year study from northern Italy[J].International journal of cancer, 2019, 144(5):1017-1026.
- [2] ZHAO F H, QIAO Y L. Cervical cancer prevention in China: a key to cancer control[J].The lancet, 2019, 393(10175): 969-970.
- [3]TSIKOURAS P, ZERVOUDIS S, MANAV B, et al. Cervical cancer:screening,diagnosis and staging[J]. Journal of BUON, 2016, 21(2): 320-325.
- [4]WANG B H, HE M F, CHAO A, et al. Cervical cancer screening among adult women in China,2010[J]. The oncologist, 2015, 20(6): 627-634.
- [5]RENSHAW A A, HOLLADAY E B, GEILS K B. Results of multiple-slide, blinded review of Papanicolaou slides in the context of litigation. determining what can be detected regularly and reliably[J]. Cancer, 2005, 105(5):263-269.
- [6] BORST H, ABMAYR W, GAIS P. A thresholding method for automatic cell image segmentation[J]. Journal of histochemistry & cytochemistry, 1979, 27(1):180-187.
- [7] POULSEN R S, PEDRON I. Region of interest finding in reduced resolution colour imagery:application to cancer cell detection[J]. Pattern recognition, 1995, 28(11): 1645-1655.
- [8] POULSEN R S, PEDRON I. Region of interest finding in reduced resolution colour imagery: application to cancer cell detection in cell overlaps and clusters[J].Pattern recognition, 1995, 28(11): 1645-1655.
- [9] WU H S, GIL J, BARBA J.Optimal segmentation of cell images[J].IEEE proceedings-vision,image and signal processing, 1998, 145(1): 50-56.
- [10] ZHONG L, NAJARIAN V K. Biomedical image segmentation based on shape stability[C]// 2007 IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2007: 281-284.
- [11] JANTZEN J, NORUP J, DOUNIAS G, et al. Pap-smear benchmark data for pattern classification[C]// NiSIS 2005: Nature inspired Smart Information Systems: EU Co-ordination Action. Albufeira, Portugal: NiSIS, 2005:1-9.
- [12] BORA K K, CHOWDHURY M, MAHANTA L B,et al.Automated classification of pap smear images to detect cervical dysplasia[J].Computer methods and programs in biomedicine, 2017, 138: 31-47.
- [13] SAJEENA T A, JEREESH A S. Automated cervical cancer detection through RGVF segmentation and SVM classification[C]// 2015 International Conference on Computing and Network Communications (CoCoNet). Piscataway: IEEE, 2015: 16-19.

【作者简介】

赵丽（1993—），女，河南郑州人，硕士研究生，助教，研究方向：计算机视觉、人工智能。

（收稿日期：2025-01-02 修回日期：2025-05-12）