

文章编号:1007-2780(2018)11-0965-07

基于 YOLO 模型的宫颈细胞簇团智能识别方法

郑 欣¹, 田 博², 李晶晶^{3*}

(1. 电子科技大学 计算机科学与工程学院, 四川 成都 611731;

2. 成都九鼎天元知识产权代理有限公司, 四川 成都 610041;

3. 江苏科技大学 计算机科学与工程学院, 江苏 镇江 212003)

摘要: 针对宫颈细胞簇团自动识别问题, 本文提出了一种基于 YOLO v2 模型的智能识别方法。首先, 针对宫颈细胞簇团识别任务的特点, 采用 resnet 50 模型作为 YOLO v2 网络的基础特征提取模块。同时, 提出了相应的数据扩增方法与 YOLO v2 网络的训练方案。同时, 我们收集宫颈细胞液基涂片扫描图像, 建立了宫颈细胞簇团图像数据集, 并由细胞病理专家对其中的细胞簇团进行了标注。实验表明, 本文方法能够有效完成宫颈细胞病变簇团的自动识别, 在测试图像集中, 针对细胞簇团识别的准确率为 75.9%, 召回率为 86.3%; 针对宫颈细胞图像识别的准确率为 87.0%, 召回率为 86.7%。本文将深度学习技术引入到宫颈细胞辅助筛查领域, 对于促进宫颈癌早期自动筛查系统的研究, 具有重要意义。

关键词: 宫颈细胞簇团; 数据增强; resnet 50 模型; YOLO v2 网络

中图分类号: TP394.1; TH691.9 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20183311.0965

Intelligent recognition method of cervical cell cluster based on YOLO model

ZHENG Xin¹, TIAN Bo², LI Jing-jing^{3*}

(1. College of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and
Technology of China, Chengdu 611731, China;

2. Chengdu Jiuding Tianyuan Intellectual Property Agency Co., Ltd, Chengdu 610041, China;

3. College of Computer Science and Engineering, Jiangsu University of Science and Technology,
Zhenjiang 212003, China)

Abstract: Aiming to the automatic recognition of cervical cell cluster, a smart recognition method based on YOLO v2 model was proposed. At first, the model resnet50 was used as basic feature extraction module according to the characters of cervical cell cluster recognition task. Meanwhile, the related data amplification and training program of YOLO v2 network were also proposed. At the same time,

收稿日期: 2018-08-02; **修订日期:** 2018-08-29.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (No.61775030); 中国科学院光束控制重点实验室基金 (No.2017LBC003); 广东省应用型研发重大专项基金 (No.2015BD10131002)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61775030); Light Control Key Laboratory Open Fund of the Chinese Academy of Sciences (No.2017LBC003); The Important Special Fund for Applied R & D in Guangdong Province (No.2015BD10131002)

* 通信联系人, E-mail: lj121607@163.com

we collect the scan image of cervical cell liquid base smear to build the cervical cell cluster image data set and the cell cluster was marked by cytopathic experts. The result shows that the automatic recognition of cervical cell cluster was effectively realized with this method. The accuracy rate of cervical cell cluster was 75.9% and the recall rate was 86.3%. The accuracy rate of cervical cell pathological identification was 87.0% and the recall rate was 86.7%. In this paper, deep learning technique was leaded into the cervical cell auxiliary screening field, it can promote the research of automatic auxiliary screening of early cervical cancer.

Key words: cervical cell cluster; data augmentation; Resnet 50; YOLO v2.

1 引言

宫颈癌是女性高发癌症,如果患者在宫颈癌前期病变阶段或更早期通过筛查确诊,则宫颈癌发病率及死亡率将显著下降。宫颈癌早期筛查是在宫颈细胞液基涂片的电子显微镜镜下图像中找到异常细胞,进而确定癌前病变,以便在潜在恶性肿瘤发展成为致死性侵袭癌之前,对其进行治疗,挽救患者生命。人工筛查是一种繁琐、耗时的工作^[1],需要用电子显微镜观察和识别涂片图像中的每个细胞(簇团)。因此,科学家进行了自动化筛查的相关研究,以期望提出有效的自动筛查技术,以满足宫颈癌早期筛查需求。

自动筛查相关算法大多遵循细胞(簇团)分割,特征提取,分类的流程。其中,分离出宫颈细胞(簇团)是后续特征提取、分类的先决条件。针对单个宫颈细胞分割,Matas 等^[2]提出稳定极值区域结合随机森林。Nosrati 等^[3]提出了使用改进 Chan-Vase 算法,然后用 Hough 变换结合随机森林选择分割后的细胞区域,综合应用灰度阈值、轮廓跟踪和形态学运算。然而,实际筛查中,细胞簇团包含了丰富的诊断信息。Bradley 等^[4]提出了扩展聚焦算法来构建扩展景深图像,用于检测和分割细胞簇团中的细胞核、细胞质。Ushizima 等^[5]将扩展深度场图像和多焦点图像边界信息相结合,对重叠细胞边界进行划分。将多焦点图像的高斯 Laplacian 方法和扩展深度场图像的 Canny 检测器提取边界轮廓相结合的边界集进行形态学重建。Lu 等^[6]对宫颈细胞进行粗分割,包括快速分裂算法分割细胞质、MSER 检测器分割细胞核。Phoulady 等^[7]采用迭代阈值检测细胞核,高斯混合模型获取细胞质。然后,通过构建基

于栅格的距离图和标记网格来分割细胞簇团。然而,由于宫颈细胞病理涂片扫描图像中存在炎性、血性或粘液背景,以及图像中的伪影、超急性髓核细胞等干扰,现有方法并不能够有效解决上述问题。

为了解决上述问题,我们将深度学习技术引入到宫颈细胞病理图像中的细胞簇团自动识别领域。该方法是针对细胞簇团进行检测、识别的新思路,避免了传统方法需要对细胞簇团进行分割这一艰巨任务。我们采用 YOLO v2 模型,结合数据增强、迁移学习技术,完成了细胞簇团的自动识别。

2 宫颈细胞簇团图像集

我们收集典型宫颈细胞病理筛查病例,依据 TBS 宫颈细胞学诊断标准建立了宫颈细胞簇团图像数据集。数据集中的图像采用 LCT (liquid-based cytology test) 制片技术^[8],图像采集使用 OLYMPUS DP71 相机在在 40 倍物镜下采集,分辨率设置为 216 点/英寸 (points per inch, dpi),每张图像的长、宽均为 800 像素。完成图像采集后,由细胞病理学家对其中的病变细胞簇团进行标注,标注类型包括:低度病变宫颈细胞簇团、高度病变宫颈细胞簇团,具体标注方法如下。

(1)正常宫颈细胞簇团镜下视野图像来自筛查涂片中的正常病例,包含正常细胞簇团,如图 1。

(2)低度病变宫颈细胞簇团镜下视野图像选自低度病变病例。图 2 是一幅包含低度宫颈病变细胞簇团的镜下图像。其中,图 2(c)是针对图 2(a)标注出的低度病变细胞簇团。

(3)典型高度病变宫颈细胞簇团镜下视野图

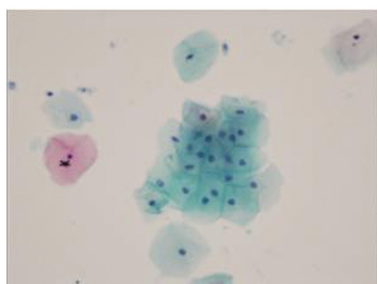


图 1 正常宫颈细胞簇团

Fig.1 Cervical cell cluster of NLIM type

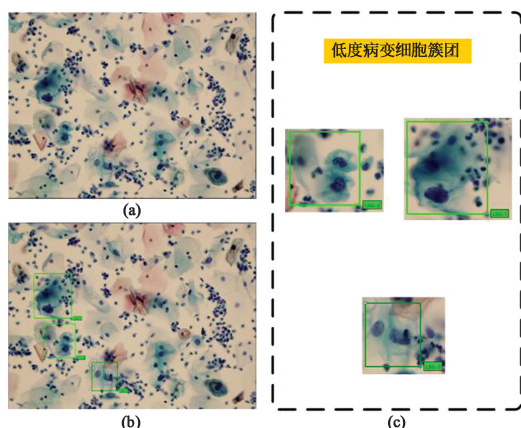


图 2 低度病变宫颈细胞簇团

Fig.2 Cervix cell cluster of LSIL type

像选自高度病变病例。图 3 是一幅典型的包含高度病变宫颈细胞簇团的镜下图像。其中,图 3(c)是针对图 3(a)中标注出的高度病变宫颈细胞簇团。

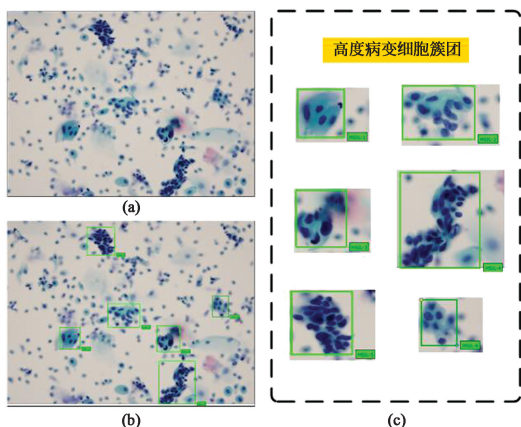


图 3 高度病变宫颈细胞簇团

Fig.3 Cervix cell cluster of HSIL type

根据上述方法建立的宫颈细胞簇团图像数据

集,包含了来自不同病例的 700 幅镜下视野图像。其中,正常宫颈细胞簇团图像 300 幅,低度病变细胞簇团图像 200 幅,高度病变细胞簇团图像 200 幅。

3 基于 YOLO V2 模型的自动识别方法

由于个人疾病史、生理特征、年龄等因素的不同,以及制片、染色工艺的差异,宫颈细胞簇团之间的特征具有较大差异,以经验特征为基础的传统机器学习算法难以对其进行准确识别。为此,我们引入了能够学习数据特征,自主发掘内在有效识别特征的深度学习技术,提出了一种基于 YOLO v2 模型的宫颈细胞粘连簇团智能识别方法,包括:模型结构选择、数据样本扩增、模型训练等。

3.1 YOLO V2 模型结构

YOLOv2 模型^[9]结构如图 4,特征提取基础模型用 resnet50^[10]替代 Darknet19。进行改动的原因是,基于细胞粘连簇团样本有限以及细胞粘连簇团的关键特征信息相对有限的特点,较深的特征提取网络,容易造成模型的过拟合,使得检测性能下降。

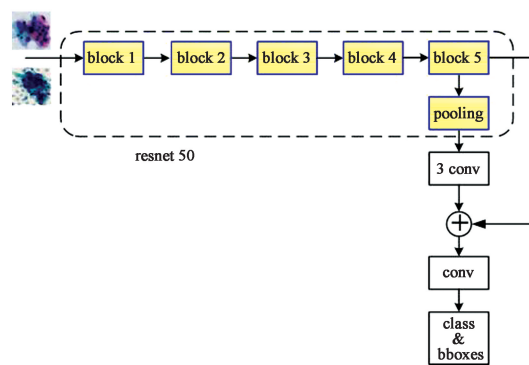


图 4 基于 resnet 50 模型的 YOLO v2 网络

Fig.4 YOLO v2 model based on resnet50

由图 4 可知,该 YOLO v2 模型由基础模型以及 3 个 $3 \times 3 \times 2048$ 卷积层及 BN 层,pass-through 层,以及一个 1×1 卷积层输出预测结果。其中,基础模型是在 resnet50 网络中移除了平均池化层、1000-d 全连接层、softmax 层后构成,具体结构如表 1 所示。

表 1 基础模型 resnet50 结构

Tab.1 Basic model of resnet50

模块	结构
block 1	7X7, 64, stride 2
block 2	3X3 max pool, stride 2
	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, & 64 \\ 3 \times 3, & 64 \\ 1 \times 1, & 256 \end{bmatrix} \times 3$
block 3	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, & 128 \\ 3 \times 3, & 128 \\ 1 \times 1, & 512 \end{bmatrix} \times 4$
block 4	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, & 256 \\ 3 \times 3, & 256 \\ 1 \times 1, & 1024 \end{bmatrix} \times 6$
block 5	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, & 512 \\ 3 \times 3, & 512 \\ 1 \times 1, & 2048 \end{bmatrix} \times 3$

YOLO v2 模型的损失函数采用均方差函数形式,如式(1)所示:

$$\text{Loss} = L_{\text{confidence}} + L_{\text{coord}} + L_{\text{groundtruth}}, \quad (1)$$

其中: W 、 H 指特征图宽、高,先验框数目 A , λ 是各个 loss 权重。第一项 $L_{\text{confidence}}$ 计算 background 的置信度误差。

$$L_{\text{confidence}} = \sum_{i=0}^W \sum_{j=0}^H \sum_{k=0}^A (l_{\max \text{OU} < \text{Thresh}} \lambda_{\text{noobj}} * (-b_{ijk}^0)^2), \quad (2)$$

第二项 L_{coord} 计算前 12 800 个 iterations 间的先验框与预测框的坐标误差。

$$L_{\text{coord}} = l_{t < 12800} \lambda_{\text{prior}} * \sum_{r \in (x, y, w, h)} (\text{prior}_k^r - b_{ijk}^r)^2, \quad (3)$$

第三项 $L_{\text{groundtruth}}$ 计算与每个 ground truth 匹配预测框的 loss 值,包括坐标误差、置信度误差及分类误差。

$$L_{\text{groundtruth}} = l_k^{\text{truth}} (\lambda_{\text{coord}} * \sum_{r \in (x, y, w, h)} (\text{truth}^r - b_{ijk}^r)^2 + \lambda_{\text{obj}} * (\text{IOU}_{\text{truth}}^k - b_{ijk}^0)^2 + \lambda_{\text{class}} * (\sum_{c=1}^C (\text{truth}^c - b_{ijk}^c)^2)). \quad (4)$$

3.2 数据增强方法

深度学习模型对样本数据量有较高要求,实际上,样本数量在相当程度上决定了模型性能。因此,我们采用数据扩增^[11]提升样本数据量。此外,宫颈细胞病理诊断中,细胞簇团的形态、颜色是重要的诊断信息,在进行数据增强时,应该保留这些信息。首先,针对每一个细胞簇团样本进行旋转,且每次旋转 90° 。再进行水平、垂直镜像。设图像宽度为 width,长度为 height,对像素点 $p_0 = (x_0, y_0)$ 逆时针旋转 θ 角后的对应点为 $p = (x, y)$ 。那么,图像旋转变换可以用公式(5)表示。

$$\begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

图像水平镜像、垂直镜像变换分别如式(6)、(7)所示。

$$\begin{cases} x = \text{width} - x_0 - 1 \\ y = y_0 \end{cases}, \quad (6)$$

$$\begin{cases} x = x_0 \\ y = \text{height} - y_0 - 1 \end{cases}. \quad (7)$$

通过转置,然后对原始图像、转置图像分别进行 90° 、 180° 、 270° 旋转,一幅原始细胞簇团图像可以得到 8 幅增强后的图像,如图 5 所示。

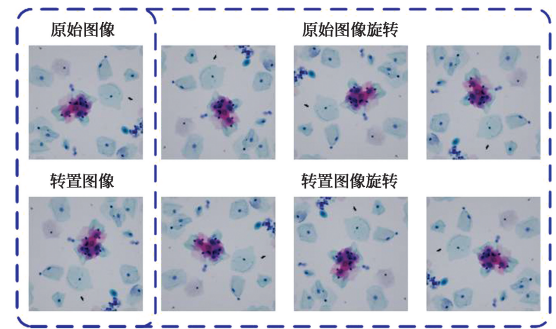


图 5 细胞簇团图像的数据扩增

Fig.5 Data amplification of cervical cell cluster images

3.3 模型训练

训练 YOLO v2 检测模型时,采用 ImageNet 数据集预训练的 resnet 50 网络对应结构的权重初始化基础模型部分,检测模型的其余部分采用服从的高斯分布 $N(0,1)$ 随机数进行初始化。训练时,具体设置如下:设置共享卷积特征层的最后一个特征图(7×7 像素)上获取候选推荐框时,

设定 3 种尺度(128、256、512),5 种长宽比(1:1、1:2、1:5、2:1、5:1)即每个锚点预测 15 个候选推荐框,完成检测。Passthrough 结构能够增加检测网络的细粒度特征,通过将 $14 \times 14 \times 2014$ 特征图按行、按列隔行采样转换为 $7 \times 7 \times 4096$ 特征图,与网络特征图末端 $7 \times 7 \times 2048$ 融合后,进行训练、测试。训练采用 Adam 优化算法,学习率 $lr = 0.001$,迭代 40 次。预测时将产生 15 种 anchor boxes,每个 box 包含 5 个值(4 个坐标+1 个置信度),两个类别(包括:疑似病变细胞簇团、背景),总共 $15 \times (5+2) = 105$ 个输出维度。

4 实验及分析

我们利用宫颈细胞簇团图像集进行了细胞簇团智能识别实验,包括基于 YOLO v2 模型的细胞簇团智能识别及分析,以及识别性能对比。

4.1 细胞簇团智能识别实验及分析

采用 3.3 节 YOLO v2 模型设置参数,从宫颈细胞簇团图像数据集中选择 100 幅图像(正常类别中随机抽取 40 幅,低度病变类别中随机抽取 30 幅,高度病变类别中随机抽取 30 幅)作为测试图像,剩余图像及其增强图像作为训练图像(600 幅原始图像,4 200 幅增强图像,共 4 800 幅)。进行测试时,设置输入图像尺度为 224×224 像素,并且分别在 R、G、B 通道上减去训练集图像的均值。本文方法针对宫颈细胞簇团数据集的识别结果如表 2 所示。

表 2 本文方法的识别性能

Tab. 2 Recognition performance of proposed method

	NLIM	LSIL	HSIL	总计
图像	40	30	30	100
病变簇团	0	46	78	124
检出簇团	7	44	74	125
正确识别簇团	0	38	69	107
误检簇团	7	6	5	18
漏检簇团	0	8	9	17
准确率(簇团)	none	73.1%	83.1%	75.9%
召回率(簇团)	none	82.6%	88.5%	86.3%
准确率(图像)	87.5%	83.3%	90.0%	87.0%
召回率(图像)	None	83.3%	90.0%	86.7%

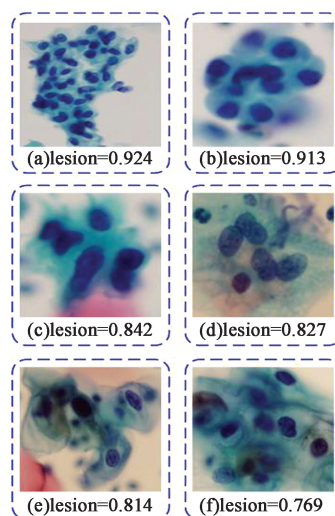


图 6 细胞簇团正确识别示例

Fig.6 Correct identification of cervical cell clusters

由表 2 可知,本文方法针对测试图像中宫颈细胞簇团识别准确率为 75.9%、召回率为 86.7%,而针对测试图像识别的准确率为 87.0%、召回率为 86.7%。其中,判断图像是否正确是别的规则如下:针对正常粘连簇团图像,若误检出了病变簇团,则认为其为识别错误。针对病变簇团图像,只要该图像上有病变簇团被识别出,即使发生了病变簇团漏检,但则认为该图像识别正确。分析具体识别数据可知,该方法针对正常、低度病变、高度病变粘连细胞簇团的识别具有较好的性能,其准确率、召回率都较为理想。但针对低度病变细胞粘连簇团的识别性能,略低于正常、高度病变数据,是后续研究中,需要深入改进之处。图 5、图 6 展示了部分识别结果,其中,病变程度 lesion 的取值表示细胞簇团的病变可能性,当该值大于 0.5 时,判定为病变细胞簇团。

图 6 给出针对细胞簇团数据集中部分病变簇团正确识别示例,其中(a)、(b)、(c)是高度病变簇团,(d)、(e)、(f)是低度病变簇团。图 7 给出了针对细胞簇团数据集中部分簇团的错误识别示例,其中,(a)、(b)是将制片过程造成的粘连,误识别为病变簇团,(c)、(d)则是漏检了病变簇团。

4.2 细胞簇团识别性能对比

将本文方法与文献[5][7][12]的方法进行了对比,同时,还对采用不同基础模型架构的 YOLO v2 网络也进行了比较。其中,测试集均使用 4.1 节所述测试集,YOLO v2 不同基础模型架构所涉及

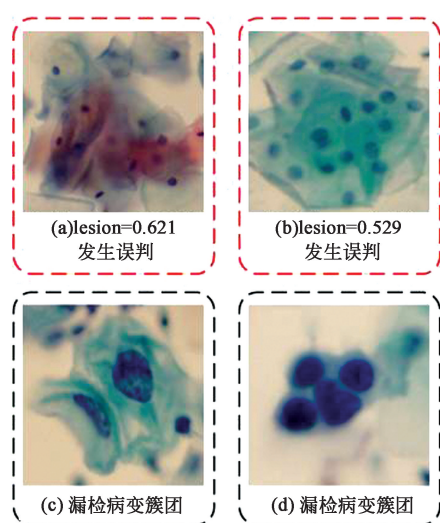


图 7 细胞簇团错误识别示例

Fig.7 Error identification of cervical cell clusters

的训练集均采用 4.1 节所述训练集。对比方法参数设置采用对应文献中的优选值。对比指标^[13-15]包括准确率(簇团)、召回率(簇团),准确率(图像)、召回率(图像),实验结果见表 3。

表 3 簇团识别方法性能对比

Tab.3 Performance comparison of cervical cell cluster recognition methods

方法	准确率/% (簇团)	召回率/% (簇团)	准确率/% (图像)	召回率/% (图像)
文献[5]	41.3	61.3	58.0	78.3
文献[7]	39.0	58.9	56.0	76.7
文献[12]	47.2	66.9	61.0	81.7
YOLO v2 (VGG16)	67.8	83.1	81.0	85.0
YOLO v2 (inception)	69.8	83.9	83.0	83.3
YOLO v2 (resnet101)	69.6	83.1	84.0	81.7
YOLO v2 (resnet50)	75.9	86.3	87.0	86.7

参 考 文 献:

- [1] ASHTARIAN H, MIRZABEIGI E, MAHMOODI E, *et al.* Knowledge about cervical cancer and pap smear and the factors influencing the pap test screening among women [J]. *International Journal of Community Based*

由表 3 可知,文献[5][7][12]等基于传统图像处理技术的识别方法,在识别细胞簇团时,其效果并不理想。首先,相关文献设计算法时,就是针对单个宫颈细胞进行识别,并没有考虑针对细胞簇团的情况。其次,传统图像处理算法,是以人为预先设定的特征组作为识别特征,当所识别对象的信息发生变化时,难以适应新的识别任务。该类技术在进行受多种因素影响的医学图像识别时,具有较大的局限性^[16]。基于深度学习技术的细胞簇团识别方法,如 YOLO v2(vgg16)、YOLO v2(inception)、YOLO v2(resnet101)、YOLO v2(resnet51)均表现出有效的识别性能(包括准确率、召回率),表明依赖实际数据,自动构造有效识别特征的深度学习技术进行宫颈细胞簇团识别时,具有可行性。其中,YOLO v2(resnet51)方法表现出所列方法中的最优性能,表明根据实际数据特点与特定任务,优选基础模型,是提升 YOLO v2 检测模型的有效途径。

5 结 论

本文提出了基于 YOLO v2 网络的宫颈细胞簇团智能识别方法。首先,针对宫颈细胞簇团识别任务的特点,采用 resnet 50 模型作为 YOLO v2 网络的基础特征提取模块,并提出了相应的数据扩增方法与模型训练方案。同时,我们收集宫颈细胞筛查病例,建立了宫颈细胞簇团图像数据集,并由细胞病理专家完成标注。实验表明,本文方法对细胞簇团识别准确率为 75.9%,召回率为 86.3%,针对细胞簇团图像识别的准确率为 87.0%,召回率为 86.7%。本文方法克服了传统机器学习难以有效刻画不同疾病史、生理特征、年龄,以及制片、染色工艺等因素的影响,能够有效识别宫颈细胞簇团。本文将深度学习技术引入到宫颈细胞辅助筛查领域,对于促进早期宫颈癌自动筛查系统的研究,具有重要意义。

- Nursing & Midwifery*, 2017, 5(2): 188-195.
- [2] MATAS J, CHUM O, URBAN M, *et al.* Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions [J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 22(10): 761-767.
 - [3] NOSRATI M, HAMARNEH G. Segmentation of overlapping cervical cells: a variational method with star-shape prior [C]//*Proceedings of 2015 IEEE 12th International Symposium on Biomedical Imaging*. New York, NY, USA: IEEE, 2015: 186-189.
 - [4] BRADLEY A P, BAMFORD P C. A one-pass extended depth of field algorithm based on the over-complete discrete wavelet transform [C]//*Image and Vision Computing '04 New Zealand*. Akaroa: IEEE, 2010: 279-284.
 - [5] USHIZIMA D M, BIANCHI A G C, CARNEIRO C. M. Segmentation of subcellular compartments combining superpixel representation with voronoi diagrams [C]//*Overlapping Cervical Cytology Image Segmentation Challenge*. Beijing, China: IEEE, 2014: 286-292.
 - [6] LU Z, CARNEIRO G, BRADLEY A P. An improved joint optimization of multiple level set functions for the segmentation of overlapping cervical cells [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(4): 1261-1272.
 - [7] PHOULADY H A, GOLDFOG D B, HALL L O, *et al.* An approach for overlapping cell segmentation in multi-layer cervical cell volumes [C]//*Proceedings of the 2015 12th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*. New York, NY, USA: IEEE, 2015: 186-187.
 - [8] LATSUZBAIA A, HEBETTE G, FISHER M, *et al.* Introduction of liquid-based cytology and human papilloma-virus testing in cervical cancer screening in Luxembourg [J]. *Diagnostic Cytopathology*, 2017, 45(5): 384-390.
 - [9] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C]//*Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu: IEEE, 2017: 6517-6525.
 - [10] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C]//*Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770-778.
 - [11] 李宇, 刘雪莹, 张洪群, 等. 基于卷积神经网络的光学遥感图像检索[J]. *光学 精密工程*, 2018, 26(1): 200-207.
LI Y, LIU X Y, ZHANG H Q, *et al.* Optical remote sensing image retrieval based on convolutional neural networks [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(1): 200-207. (in Chinese)
 - [12] 廖欣, 郑欣, 邹娟, 等. 基于神经网络集成模型的宫颈细胞病理计算机辅助诊断方法[J]. *液晶与显示*, 2018, 33(4): 347-356.
LIAO X, ZHENG X, ZOU J, *et al.* Computer-aided diagnosis of cervical cytopathology based on neural network ensemble model [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals Displays*, 2018, 33(4): 347-356. (in Chinese)
 - [13] 耿庆田, 赵浩宇, 于繁华, 等. 基于改进 HOG 特征提取的车辆识别算法[J]. *中国光学*, 2018, 11(2): 174-181.
GENG Q T, ZHAO H Y, YU F H, *et al.* Vehicle type recognition algorithm based on improved HOG feature [J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(2): 174-181. (in Chinese)
 - [14] 龙思源, 张葆, 宋策, 等. 基于改进的加速鲁棒特征的目标识别[J]. *中国光学*, 2017, 10(6): 719-725.
LONG S Y, ZHANG B, SONG C, *et al.* Object detection based on improved speeded-up robust features [J]. *Chinese Optics*, 2017, 10(6): 719-725. (in Chinese)
 - [15] 李枫, 赵岩, 王世刚, 等. 结合 SIFT 算法的视频场景突变检测[J]. *中国光学*, 2016, 9(1): 74-80.
LI F, ZHAO Y, WANG S G, *et al.* Video scene mutation change detection combined with SIFT algorithm [J]. *Chinese Optics*, 2016, 9(1): 74-80. (in Chinese)
 - [16] 朱姗姗, 路交, 刘鹤南, 等. 生物医学光子学在糖尿病视网膜病变中的应用进展[J]. *中国光学*, 2018, 11(3): 459-474.
ZHU S S, LU J, LIU H N, *et al.* Advances in application of biomedical photonics in diabetic retinopathy [J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(3): 459-474. (in Chinese)

作者简介: 郑欣 (1981—), 男, 四川绵阳人, 博士后; 研究方向: 深度学习、机器学习技术在医疗及大健康领域的应用。

E-mail: 1820745320@qq.com

田博 (1982—), 男, 硕士, 国家知识产权管理体系审核员, 专利代理人; 研究方向: 企业在人工智能领域的专利战略规划、前瞻性布局, 专利分析及挖掘; E-mail: 1908528954@qq.com

李晶晶 (1985—), 女, 硕士, 研究方向: 深度学习、机器学习技术在医疗及大健康领域的应用; E-mail: lj121607@163.com