基于深度学习的骨髓血细胞检测与 识别技术研究

(申请清华大学工学硕士学位论文)

培养单位: 电子工程系

学 科: 电子与通信工程

研 宪 生: 孙天宇

指导教师: 杨 健 教 授

二〇二三年三月

Research on bone marrow blood cell detection and recognition based on deep learning

Thesis submitted to

Tsinghua University

in partial fulfillment of the requirement for the degree of

Master of Science

in

Electronics and Communication Engineering

by

Sun Tianyu

Thesis Supervisor: Professor Yang Jian

March, 2023

学位论文指导小组、公开评阅人和答辩委员会名单

指导小组名单

李 XX	教授	清华大学
\pm XX	副教授	清华大学
张 XX	助理教授	清华大学

公开评阅人名单

刘XX	教授	清华大学
陈 XX	副教授	XXXX 大学
杨 XX	研究员	中国 XXXX 科学院 XXXXXXX 研究所

答辩委员会名单

主席	赵 XX	教授	清华大学
委员	刘XX	教授	清华大学
	杨 XX	研究员	中国 XXXX 科学院
	12J AA	7月74.只	XXXXXXX 研究所
	黄 XX	教授	XXXX 大学
	周 XX	副教授	XXXX 大学
秘书	吴 XX	助理研究员	清华大学

关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解清华大学有关保留、使用学位论文的规定,即:

清华大学拥有在著作权法规定范围内学位论文的使用权,其中包括: (1)已获学位的研究生必须按学校规定提交学位论文,学校可以采用影印、缩印或其他复制手段保存研究生上交的学位论文; (2)为教学和科研目的,学校可以将公开的学位论文作为资料在图书馆、资料室等场所供校内师生阅读,或在校园网上供校内师生浏览部分内容; (3)按照上级教育主管部门督导、抽查等要求,报送相应的学位论文。本人保证遵守上述规定。

作者签名:	 导师签名:	
日 期:	日 期:	

摘要

论文的摘要是对论文研究内容和成果的高度概括。摘要应对论文所研究的问题及其研究目的进行描述,对研究方法和过程进行简单介绍,对研究成果和所得结论进行概括。摘要应具有独立性和自明性,其内容应包含与论文全文同等量的主要信息。使读者即使不阅读全文,通过摘要就能了解论文的总体内容和主要成果。

论文摘要的书写应力求精确、简明。切忌写成对论文书写内容进行提要的形式,尤其要避免"第1章·······;第2章·······"这种或类似的陈述方式。

关键词是为了文献标引工作、用以表示全文主要内容信息的单词或术语。关键词不超过5个,每个关键词中间用分号分隔。

关键词: 关键词 1; 关键词 2; 关键词 3; 关键词 4; 关键词 5

Abstract

An abstract of a dissertation is a summary and extraction of research work and contributions. Included in an abstract should be description of research topic and research objective, brief introduction to methodology and research process, and summary of conclusion and contributions of the research. An abstract should be characterized by independence and clarity and carry identical information with the dissertation. It should be such that the general idea and major contributions of the dissertation are conveyed without reading the dissertation.

An abstract should be concise and to the point. It is a misunderstanding to make an abstract an outline of the dissertation and words "the first chapter", "the second chapter" and the like should be avoided in the abstract.

Keywords are terms used in a dissertation for indexing, reflecting core information of the dissertation. An abstract may contain a maximum of 5 keywords, with semi-colons used in between to separate one another.

Keywords: keyword 1; keyword 2; keyword 3; keyword 4; keyword 5

目 录

摘 要
AbstractI
目 录II
插图清单
附表清单\
符号和缩略语说明V
第 1 章 基于改进的 RetianNet 骨髓血细胞检测网络
1.1 引言
1.2 改进的 RetinaNet 骨髓血细胞检测网络
1.2.1 基于全局注意的路径聚合网络
1.2.2 训练标签分配策略
1.3 算法实现与实验结果分析
1.3.1 实验环境
1.3.2 实验结果与分析
1.4 小结
参考文献
附录 A 补充内容
致 谢10
声 明1
个人简历、在学期间完成的相关学术成果12
指导教师评语13
答辩委员会决议书

插图清单

图 1.1	RetinaNet 基线模型检测错误示例	. 1
图 1.2	改进的 RetinaNet 网络结构示意图	. 2
图 1.3	路径聚合网络结构示意图	. 3
图 1.4	全局注意力模块	. 3

附表清单

表 1.1	骨髓血细胞检测数据集分布	5
衣 1.1		J

符号和缩略语说明

BP 反向传播(Back Propagation)

RPN 区域推荐网络(Region Proposal Network)

FPN 特征金字塔(Feature Pyramid Network)

ROI 感兴趣区域(Region Of Interest) IOU 交并比(Intersection Over Union)

ReLU 修正线性单元函数(Rectified Linear Unit)

CE 交叉熵损失函数(Cross Entropy)

ONNX 开放式神经网络交换(Open Neural Network Exchange)

HTML 超文本标记语言(Hypertext Markup Language)

CSS 层叠样式表 (Cascading Style Sheets)

Faster-RCNN 快速区域卷积神经网络 || 矩阵行列式或绝对值

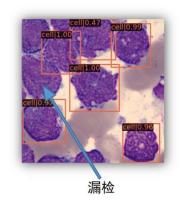
第 1 章 基于改进的 RetianNet 骨髓血细胞检测网络

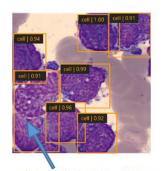
1.1 引言

第三章中,我们对比了多个单阶段与双阶段检测网络在骨髓血细胞数据上的性能,综合考虑计算量,参数量与检测精度等因素,我们选择将性能优异的 RetinaNet 作为基线模型。此外我们确定了先检测再识别的骨髓血细胞处理流程,即检测网络只需要进行对血细胞进行前景检测与坐标回归。在 RetianNet 基线模型中,尽管模型的检测精度已经很高,但仍然存在着漏检、密集与重叠的血细胞区域边界检测错误等问题,如图 1.1所示。

骨髓血细胞检测主要有如下三个难点: (1)相比外周血红细胞、白细胞、血小板三类血细胞检测,骨髓血细胞种类繁多、形态丰富,尺寸大小不一。(2)在骨髓涂片制作过程中,由于染色剂与光照条件的变化,多个批次的数据存在着色彩差异。此外图像背景复杂,存在较多成熟红细胞的干扰。(3)对于骨髓细胞增生活跃的切片,存在大量血细胞密集堆叠,边缘黏连,易导致漏检、错检等问题。因此精准检测到骨髓血细胞是一项十分具有挑战性的课题。

针对上述难点与基线模型中存在的问题,本章提出了一种改进RetinaNet网络。该方法中,我们提出了一种基于全局注意力的自底向上的路径聚合网络结构,缩短了底层与顶层特征之间的信息传递路径,提升网络对位置特征的提取能力。此外探究了不同标签分配策略对检测性能的影响,提出基于最优输运的标签策略用于密集区域的血细胞的标签分配,避免了模糊分配样本的出现,提高网络对血细胞的召回能力。在骨髓血细胞数据集上的实验结果表明,本文提出的改进方法在检测准确率上有较大的提升,达到了较为先进的性能。





黏连细胞边界检测错误

图 1.1 RetinaNet 基线模型检测错误示例

1.2 改进的 RetinaNet 骨髓血细胞检测网络

本章提出的改进 RetinaNet 网络结构如图 1.2所示,整体网络结构基于第三章的 RetinaNet 基线模型进行改进。骨干网络为 ResNet50 用于图像特征提取,特征金字塔结构用于多尺度特征提取。锚框的尺寸、数量与分类回归网络结果与基线模型相同。为了提高网络检测的精度,我们在特征金字塔后引入了自底向上的路径聚合模块,该模块基于全局注意力将更浅层的特征与 FPN 深层的进行融合,提升网络定位特征的表达能力,此外我们引入了可变形卷积、空洞卷积等卷积模块。在训练过程中,我们使用基于最优输运的策略进行标签分配。下面各个小节将详细介绍我们的改进点。

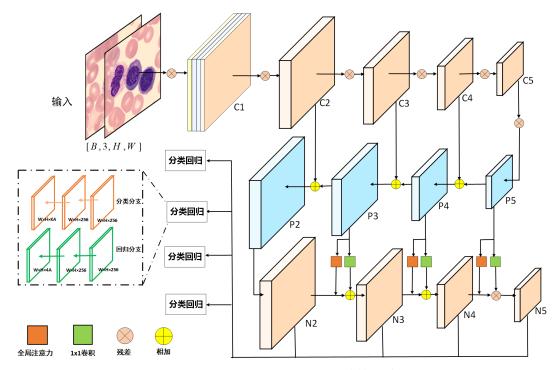


图 1.2 改进的 RetinaNet 网络结构示意图

1.2.1 基于全局注意的路径聚合网络

ResNet50 骨干网络提取了不同层级与尺度的特征图,高层次的特征图表达目标的抽象语义信息,低层次的特征图表达局部的纹理与模式信息,因此引入了特征金字塔网络,增加自上而下的路径来传播语义强的特征,从而增强所有层次特征的分类能力。在骨髓血细胞检测任务中,我们更加关注网络对于血细胞的定位的准确性,这些定位信息主要存在浅层特征图的边缘、纹理信息中。我们构建了自底向上的路径聚合网络,将浅层的特征与特征金字塔深层的特征图进行融合,通过特征直连缩短了底层到顶层特征之间的信息传递路径。原始结构中底层到顶层

需要需要约 50 层网络,如图 1.3红线所示。自下而上的路径聚合网络引入了特征直连,从底层到顶层的路径只有不到 10 层,如图 1.3绿线所示,该路径使得浅层的纹理等高分辨定位信息可以更有效的传递到顶层,提升网络定位特征的表达能力。

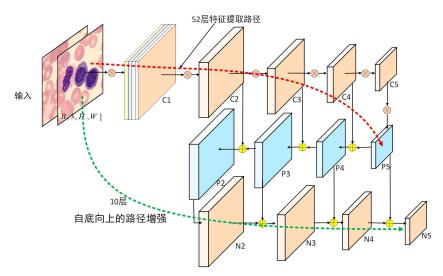


图 1.3 路径聚合网络结构示意图

图中 C_2 , C_3 , C_4 , C_5 为 ResNet50 骨干网络不同阶段生成的特征图, P_2 , P_3 , P_4 , P_5 为特征金字塔生成的不同级别的特征图。自底向上的路径聚合网络从最底层的 P2 特征图开始,通过步长为 2 的卷积进行下采样并与高层的特征融合后生成新的特征图 N_2 , N_3 , N_4 , N_5 。路径构建模块中使用了全局通道注意力机制,使用全局上下文信息的高层次特征指导浅层特征的筛选,该结构如图 1.4所示。

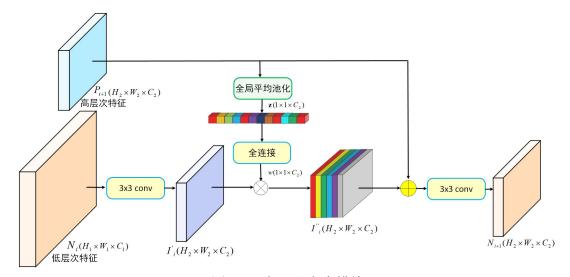


图 1.4 全局注意力模块

全局注意力模块的输入分别是路径聚合网络的低层级的特征图 $N_i(H_1 \times W_1 \times C_1)$ 与特征金字塔的高层级特征图 $P_{i+1}(H_2 \times W_2 \times C_2)$,输出新的特征图 N_{i+1} 。首先

对特征图 N_i 经过 3×3 、步长为 2 的卷积层降低特征图的尺寸得到 $I_i'(H_2\times W_2\times C_2)$ 。 对高层级的特征图 P_{i+1} 进行全局平均池化,每个通道压缩为一个值得到 C 维向量 $z(1\times1\times C_2)$,如式 1.1所示:

$$\mathbf{z} = \mathbf{F}_{sq} \left(\mathbf{P}_{i+1} \right) = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^{H} \sum_{j=1}^{W} \mathbf{P}_{i+1}(i,j)$$
 (1.1)

然后使用两层全连接结构来全局建模通道之间的依赖关系,第一层全连接的输出使用 ReLU 激活函数,第二层使用 Sigmoid 激活函数,得到权重 $\mathbf{w}(1 \times 1 \times C_2)$,如式 1.2所示。

$$\mathbf{w} = \mathbf{F}_{ex}(\mathbf{z}, \mathbf{W}) = \sigma(g(\mathbf{z}, \mathbf{W})) = \sigma\left(\mathbf{W}_2 \delta\left(\mathbf{W}_1 \mathbf{z}\right)\right)$$
(1.2)

将权重向量 w 与和特征 $I_i'(H_2 \times W_2 \times C_2)$ 按通道点乘得到加权后的特征 $I_i''(H_2 \times W_2 \times C_2)$, 如式 1.3所示。

$$\mathbf{I}_{i}^{\prime\prime} = \mathbf{F}_{\text{scale}} \left(\mathbf{I}_{i}^{\prime}, \mathbf{w} \right) = w_{c} I_{ic}^{\prime} \tag{1.3}$$

将 I_i'' 与 P_{i+1} 逐元素相加后再经过一个 3×3 卷积层后得到路径聚合网络的下一层特征图 N_{i+1} 。不断迭代上述过程,直到生成 N_5 特征图为止。最终在融合后新的特征图 N_2, N_3, N_4, N_5 上进行区域提取与坐标回归。anchor 生成与分类回归结构与 RetianNet 相同,在第三章已进行详细解释。

1.2.2 训练标签分配策略

在目标检测网络训练过程中,标签分配(Label Assignment)是非常重要的一个流程。其目的是为每一个训练样本分配分类与回归的目标,然后计算其与真值之间的损失来监督训练。标签分配方式为网络训练提供了判别性的监督信号,决定了网络学习与收敛的方向。本节介绍了我们训练过程中采用的不同标签分配策略,根据样本标签分配的正负权重设计,可以将这些方法划分为硬标签分配方法与软标签分配方法。

1.2.2.1 硬标签分配策略

硬标签分配策略假设每个锚框非正即负,若 w_{pos} , w_{neg} 分别表示样本属于正负样本的权重,则硬标签划分可以表示为 w_{pos} , $w_{neg} \in \{0,1\}$ 且 w_{pos} + w_{neg} = 1。这类方法的核心思想是找到一个最优划分边界,将锚框分割为正样本集合与负样本集合。

RetinaNet 与 Faster-RCNN 网络采用的是最常用的基于交并比最大化的标签分配策略(MaxIouAssigner)。该方法主要由以下的六个步骤: (1) 初始化,将正样

本集合 P、负样本集合 N 设置为空集,将所有锚框设置为忽略样本;(2)计算多尺度特征图上所有锚框与所有真实框之间的交并比

1.2.2.2 软标签分配策略

1.3 算法实现与实验结果分析

1.3.1 实验环境

1.3.1.1 数据集介绍

总计

骨髓血细胞图像来自邃蓝智能科技 (上海) 有限公司合作医院提供,首先采用第 2.1 小节阐述的主动学习标注策略进行边界框的标注。我们总共标记了 6821 张 血细胞图像,训练集与测试集按照 4:1 的比例进行随机划分,训练集包含了 5456 张图像,测试集包含了 1365 张图像。通常每个图像中包含 1 到 10 个有核血细胞,数据集总共标记了 11352 个血细胞,训练集有 9065 个血细胞,测试集有 2287 个血细胞。数据集的分布如表 1.1所示:

	衣 1.1 官領	直皿细胞位测	別据集分布	
序号	类别名	类别简写	训练集数量	测试集数量
1	原始细胞	Prim	1856	467
2	淋巴细胞	Lym	996	226
3	单核细胞	Mono	206	52
4	浆细胞	Plas	272	70
5	红细胞	Red	1880	503
6	早幼粒细胞	Promy	357	107
7	嗜中性中幼粒细胞	Myelo	701	150
8	嗜中性晚幼粒细胞	Late	503	144
9	嗜中性杆状核细胞	Rods	998	241
10	嗜中分叶核细胞	Lobu	821	195
11	嗜酸性粒细胞	Eosl	475	132

表 1.1 骨髓血细胞检测数据集分布

9065

2287

- 1.3.2 实验结果与分析
- 1.3.2.1 评价指标
- 1.3.2.2 实验结果
- 1.3.2.3 路径聚合网络
- 1.3.2.4 标签分配策略
- 1.3.2.5 不同卷积模块对实验结果影响
- 1.4 小结

参考文献

附录 A 补充内容

附录是与论文内容密切相关、但编入正文又影响整篇论文编排的条理和逻辑 性的资料,例如某些重要的数据表格、计算程序、统计表等,是论文主体的补充内 容,可根据需要设置。

A.1 图表示例

A.1.1 图

附录中的图片示例(图 A.1)。

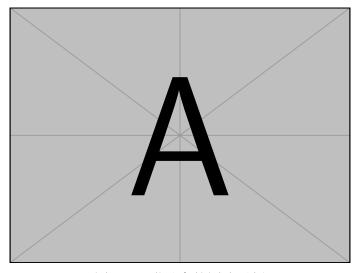


图 A.1 附录中的图片示例

A.1.2 表格

附录中的表格示例(表 A.1)。

表 A.1 附录中的表格示例

文件名	描述
thuthesis.dtx	模板的源文件,包括文档和注释
thuthesis.cls	模板文件
thuthesis-*.bst	BibTeX 参考文献表样式文件
thuthesis-*.bbx	BibLaTeX 参考文献表样式文件
thuthesis-*.cbx	BibLaTeX 引用样式文件

A.2 数学公式

附录中的数学公式示例(公式(A.1))。

$$\frac{1}{2\pi i} \int_{\gamma} f = \sum_{k=1}^{m} n(\gamma; a_k) \mathcal{R}(f; a_k)$$
 (A.1)

致 谢

衷心感谢导师 ××× 教授和物理系 ×× 副教授对本人的精心指导。他们的言传身教将使我终生受益。

在美国麻省理工学院化学系进行九个月的合作研究期间,承蒙 Robert Field 教授热心指导与帮助,不胜感激。

感谢××××× 实验室主任××× 教授,以及实验室全体老师和同窗们学的热情帮助和支持!

本课题承蒙国家自然科学基金资助,特此致谢。

声明

本人郑重声明: 所呈交的学位论文,是本人在导师指导下,独立进行研究工作 所取得的成果。尽我所知,除文中已经注明引用的内容外,本学位论文的研究成 果不包含任何他人享有著作权的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其 他个人和集体,均已在文中以明确方式标明。

签 名:

个人简历、在学期间完成的相关学术成果

个人简历

197×年××月××日出生于四川××县。

1992年9月考入××大学化学系××化学专业,1996年7月本科毕业并获得理学学士学位。

1996年9月免试进入清华大学化学系攻读 ×× 化学博士至今。

在学期间完成的相关学术成果

学术论文:

- [1] Yang Y, Ren T L, Zhang L T, et al. Miniature microphone with silicon-based ferroelectric thin films[J]. Integrated Ferroelectrics, 2003, 52:229-235.
- [2] 杨轶, 张宁欣, 任天令, 等. 硅基铁电微声学器件中薄膜残余应力的研究 [J]. 中国机械工程, 2005, 16(14):1289-1291.
- [3] 杨轶, 张宁欣, 任天令, 等. 集成铁电器件中的关键工艺研究 [J]. 仪器仪表学报, 2003, 24(S4):192-193.
- [4] Yang Y, Ren T L, Zhu Y P, et al. PMUTs for handwriting recognition. In press[J]. (己被 Integrated Ferroelectrics 录用)

专利:

- [1] 任天令, 杨轶, 朱一平, 等. 硅基铁电微声学传感器畴极化区域控制和电极连接的方法: 中国, CN1602118A[P]. 2005-03-30.
- [2] Ren T L, Yang Y, Zhu Y P, et al. Piezoelectric micro acoustic sensor based on ferroelectric materials: USA, No.11/215, 102[P]. (美国发明专利申请号.)

指导教师评语

论文提出了……

答辩委员会决议书

论文提出了 ……

论文取得的主要创新性成果包括:

- 1.
- 2.
- 3.

论文工作表明作者在 ××××× 具有 ××××× 知识,具有 ×××× 能力,论文 ××××,答辩 ×××。

答辩委员会表决,(×票/一致)同意通过论文答辩,并建议授予×××(姓名) ×××(门类)学博士/硕士学位。