

本科毕业设计说明书

|  |  |
| --- | --- |
| 题 目： | 基于Transformer的医学影像 |
|  | 分割方法研究 |
| 院 （部）： | 计算机科学与技术学院 |
| 专 业： | 计算机科学与技术专业 |
| 班 级： | 计科192 |
| 姓 名： | 孙佳帅 |
| 学 号： | 201911101050 |
| 指导教师： | 宁阳 |
| 完成日期： | 2023年5月30日 |

目 录

摘 要···························································································· ······Ⅲ

ABSTRACT·················································································· ······Ⅳ

1 前 言

1.1 研究背景及意义····················································································1

1.2 国内外研究现状············································································ ·······1

1.3 主要研究内容·······················································································2

2 医学影响分割技术

2.1 医学图像分割技术·················································································3

2.1.1 基本概念·························································································3

2.1.2 相关医学图像分割应用模型介绍···························································3

2.2 医学影像数据格式类型解析·····································································3

3 基于Transformer的医学影像分割技术

3.1 基于Transformer的医学影像分割方法概述··················································4

3.2 深度模型网络结构·················································································4

3.2.1 深度模型网络结构介绍·······································································4

3.2.2 深度分支监督机制·············································································4

3.2.3 模型训练策略···················································································5

4 实验结果与分析

4.1 评价标准·····························································································6

4.2 实验结果及分析····················································································6

4.3 消融实验及对比分析··············································································6

5 结 论··································································································7

谢 辞································································································ ·····8

参考文献································································································9

摘 要

近年来，医学影像分割已成为临床疾病诊断和分析的重要技术之一。然而，由于医学图像的复杂性，依靠人工分析医学影像效率低下，因此需要高效的自动化分割方法。基于深度学习的医学影像分割具有巨大潜力，但目前的方法在分割精度、模型结构和训练效率方面仍存在挑战。

为解决这些问题，本研究提出了一种基于Transformer的医学影像分割方法，并引入深度分支监督机制。通过优化模型结构，新方法在特征提取能力方面表现出色，同时减少了深层信息损失。相比传统方法，该方法具有更高的分割精度和泛化能力。实验评估主要在胰腺等医学影像数据集上进行。结果表明，基于Transformer的医学影像分割方法在病灶分割任务上取得了优异性能，同时保持较高的计算效率。此外，还进行了不同分割模型的比较和分析，验证了所提出方法的有效性。

综上所述，本研究提出了一种基于Transformer的医学影像分割方法，通过优化模型结构和引入深度分支监督机制，提高了分割精度和泛化能力。这一方法有望为临床医学影像分析提供更可靠和高效的辅助工具，进一步改善疾病诊断和分析的效果。未来的研究可以进一步探索和优化这一方法，以应对医学影像分割领域的挑战，并推动其在临床实践中的广泛应用。

关键词：Transformer、医学影像、深度分支、感受野机制、深度学习

**Analysis of the Load Bearing Behavior of Vierendeel Truss-steel Frame and Experiment Study**

**ABSTRACT**

In clinical practice, medical image segmentation plays a crucial role in disease diagnosis. It serves as an effective method to assist doctors in observing, diagnosing, and analyzing the external morphology of lesion tissues. However, due to the inherent complexity of medical images, relying on manual analysis is inefficient. Therefore, the application of efficient automated medical image segmentation is of great significance. Traditional machine learning-based image segmentation methods fail to meet the industry's requirements for segmentation accuracy. As a result, researchers have turned to deep learning algorithms for medical image segmentation. However, most existing medical image segmentation models tend to increase network depth excessively in order to improve feature extraction capability, leading to bloated model structures. Additionally, these models often suffer from low training efficiency and poor generalization ability.

To address the limitations of current fully convolutional neural networks, such as fixed receptive field size and severe loss of deep-level feature information during training, this study adopts the Transformer model and incorporates a deep branch supervision mechanism. By optimizing the model structure, the proposed approach demonstrates enhanced feature extraction capability compared to the original model while reducing the loss of deep-level information.

**Key Words:** Transformer, medical imaging, deep branch, receptive field mechanism, deep learning.

1前 言

1.1 研究背景及意义

随着深度学习的快速发展和智能技术在各个行业的应用，医学影像分割作为计算机视觉领域的关键研究方向之一，得到了广泛关注。医学影像分割通过利用基于深度学习的方法，自动将医学影像数据中的感兴趣区域（ROI）分割出来，从而提取重要的诊断信息。这种技术不仅能够帮助医生准确定位病变组织的位置，提高诊断效率和准确性，还可以为治疗方案的制定提供科学依据。

在医学影像分割领域，基于深度学习的方法已经取得了重要进展。许多学者和研究者进行了大量工作，提出了各种医学影像分割模型，这些模型不仅具有高的分割精度，而且在实际应用中也取得了良好效果。然而，当前的医学影像分割方法仍然面临一些挑战和困难。医学影像本身具有复杂性和大量数据，对分割算法提出了更高要求。此外，医学影像数据集的质量和数量也需要不断提高。

因此，未来的医学影像分割技术需要不断探索和创新，以适应医学领域发展和进步的需求。通过结合传统图像处理分析算法和基于机器学习的先验知识，基于人工智能的分割技术可以自动提取强分割特征，克服对先验知识的依赖，提高分割性能和智能程度。这将方便医生进行快速远程诊断，促进医学影像技术的发展，并为医学领域的研究和外科手术提供精确的指导，从而减少手术风险。

总之，基于深度学习的医学影像分割技术在医疗诊断和治疗中具有重要的意义。通过准确地分割医学影像数据，可以提供准确的诊断信息和治疗指导，从而提高治疗效果。未来的研究将致力于克服当前面临的挑战，并进一步推动医学影像分割技术的发展，以更好地满足医学领域的需求。

1.2 国内外研究现状

目前，基于深度学习的医学影像分割技术作为一个高价值的研究对象，在上世纪末就吸引了很多研究人员对其深入探索，在最近的十年来，医学影像技术发展极其迅速，医疗影像已经进入了人工智能诊断的新时代，目前已知的研究方法不在少数。

传统的医学影像分割方法主要类型有:基于设定图像阀值方法、计算区域强度差算法以及通过可形变模型的图像分割方法①。阈值法这种传统分割方法一般需要通过人为因素介入获得最初的边缘轮廓信息，进而在迭代过程中获得局部最优解。基于区域的分割方法主要是通过计算模拟组织内外的强度差并利用可变形曲线的巧妙性，该方法广泛应用于医学影像分割任务中。其中二维图像分割主要使用基于图像阀值和区域的算法②。

UNET[11]、Deeplab③等一系列方法是目前深度学习的主要分割框架。基于深度学习分割医学影像是对图像进行预测分类，不同模型架构中包含多种通过多次验证的子结构，其中包括卷积神经层可以获取多维度的信息，设置空洞卷积层能够获取扩大模型感知视野范围，空间金字塔结构可以通过设置多种模型感知视野范围获取多种尺度特征信息，残差机制可以优化模型深浅层的特征信息避免模型训练时的梯度消失或梯度爆炸发生，条件随机场可以提高模型敏感度的概率。

1.3 主要研究内容

(1)研究用于数据预处理模块，对医学影像数据进行了预处理，以及数据后处理孔洞填充模块，提高图像分割精度；

(2)对医学图像数据集进行医学影像数据增强以及相关验证实验，确保提高模型的分割性能，防止模型训练出现过拟合现象，提高训练模型的鲁棒性；

(3)采用了Transformer模型。该模型在原始架构的基础上引入了多尺度感受野机制以及残差机制，以达到加深网络深度的同时减少模型在训练过程中的特征信息损失。

2医学影像分割技术

2.1 医学图像分割技术

2.1.1 基本概念

顾名思义，这是将图像根据不同属性的对象划分为多个子区域的操作过程。图像分割主要包括两种基本类型：语义分割和实例分割。

在图像分割处理中将类型一样的对象使用同一类标签标记起来，并实现像素级分类以达到分割目的，这种同种类型的对象使用一种标签分割方法称为语义分割，而在图像的实例分割处理中，需要对同一类型的相似对象一区分开，并使用各自的标签标记。

2.1.2 相关医学图像分割应用模型介绍

目前，随着人工智能应用技术的飞速发展，越来越多的分割模型在医学影像处理研究中被应用。我们知道卷积神经网络在训练过程中，模型会将以特征点为中心的所有区域进行前向传播和反向迭代计算，然而这种大规模重复计算会引起训练时的模型占据大量的存储空间和数据溢出的问题;其次就是计算量成倍增加且计算效率低下;最终造成消耗大量的算力去训练推理每个重复区域，并且只对重复的网络进行训练以学习到一小部份信息，丢失了上下文信息和边缘信息，模型性能将受到极大限制。

2.2 医学影像数据格式类型解析

医疗成像数字化与通讯技术标准(Digital Imaging and Communications inMedicine，DICOM)是医学数字影像存储、导出、咨询、传输、打印以及显示等的通用的标准协定④，由美国国家放射学会和国家电子设备生产商联合制定的。DICOM是以TCP/IP网络通信协议为基础的应用协议，两台兼容DICOM数据格式的仪器可以接收与交换影像以及患者资料。目前采用的标准DICOM3.0，每个数据样本都含有大量的信息，主要包括Patient、Study、Series以及Image。

文件头包含128字节的导言和4字节的文件类型标识符“DICM"”，DataElement包含了DICOM文件的数据信息，每个数据信息由组号、元素号、值类型、值域以及值长度构成。在具体的场景应用中，根据数据集的类型可以分为默认数据集、标准化的数据集和私有化的数据集。

3基于Transformer的医学影像分割技术

3.1 基于Transformer的医学影像分割方法概述

尽管目前大多数的语义分割模型在单一场景与特定任务精度上获得了优异的成绩，但是泛化能力较差的模型导致不能适应不同分割医学场景的医学图像分割场景。针对目前模型通用性的问题，本章在传统分割技术的基础上加以改进，并采用了Transformer分割框架模型。

3.2 深度模型网络结构

图表

描述已自动生成

图3-1 深度模型网络结构

3.2.1 深度模型网络结构介绍

在Transformer网络结构中，如图3.1所示，输入模块中引入高斯噪声层。随后在噪声层后面加上卷积核大小为3x3x3的三维卷积层。该输入模块替换了原始的一层卷积层。

3.2.2 深度分支监督机制

DSN提供为神经网络框架提供了一种自动监督反馈工具，主要作用就是为网络的隐藏层和输出层之间提供一个集成的直接监管反馈网络层，而不是只在输出层中提供单一功能的监督,而且还可以将该监管反向传递回早期层的标准监管方法。当在小数据集和较浅的网络时，DNS能在训练过程中提供强大的“正则化”的作用，提高网络模型学习特征能力。当在大数据集和深层次网络时，DSN可以加快学习特征信息的速度，从而提高神经网络的收敛速度。深度监督机制可以有效地改善分割性能的原因是它在每个隐藏层引入伴随目标函数监管，以及输出层的整体目标函数。从而迫使神经网络模型学习隐藏层中的更精细的细节特征，从而减少辅助分支的损失。

3.2.3 模型训练策略

在训模型练前，我们采用了两种数据增强策略。一种是线下数据增强，例如直方图匹配以及图像滤波等。另一种是线上的数据增强方式，例如网络模型的输入模块添加随机噪声以及利用深度框架对训练批次进行随机的数据增强。

4实验结果与分析

4.1 评价标准

4.2实验结果及分析

4.3消融实验及对比分析

5结论

目前，医学影像分割任务在图像处理领域中是研究人员研究的热点课题，尤其在高性能的深度学习模型研究中，同时影像分割也是作为辅助医生进行高效率的疾病诊断以及重大疾病研究的极为重要的方法。但由于医学影像本身复杂性较高，数据量少，同时，医学影像缺少线性的纹理变化、噪声变化较大、边界伪影、不同器官组织间边界不明显以及灰度像素对比度不足等问题；从而导致在深度网络模型训练过程中无法有效获取关键特性信息，造成特征类别严重失衡，最终导致模型训练效率低以及影像小目标边缘分割精度低。当前，许多研究人员在深度学习技术基础上提出了各式各样的图像分割方法,但经过分析可知大多数工作仍然受到边缘纹理信息提取、多尺度感知范围、类别不均衡问题以及细粒度特征提取等任务限制。

通过实验对比结果可知，本文采用的Transformer框架模型的分割性能指标上高于或接近主流的模型算法的最优值，同时，展示了本文提出的分割模型在两种医学数据集上的通用性和有效性。实验结果表明，本文采用的模型架构中各个组成部分均对本文所提出的模型的分割精度有积极作用。

算法研究,在未来基于深度学习的分割算法模型将具有越来越重要的应用价值与广阔前景。但是在目前医学影像处理领域以及本文神经网络模型中，存在着一些不足之处，例如分割模型在精度与效率.上取舍、单样本数据过大、算力不足以及医学数据集量小不通用等原因。在模型数据增广方面可以使用对抗式网络GAN网络模型进行数据增广操作，增加虚拟数据；

谢 辞

本文是在指导教师XXX的悉心指导下完成的，从知无不言到知而不言再到一无所知，我真正体会到了学海无涯，这段宝贵的经历将伴随我终身。无不倾注了老师的心血和汗水。感恩一直以来在背后默默付出的亲人们，你们虽然不善于表达，但没有你们的努力，我不可能坚持到现在。无论何时何地，家永远是我的避风港，感恩你们!

参考文献

[1] Xiao, X，S. Lian, Z. Luo， et al. Weighted res-unet for high-quality retina vessel segmentation[C]. proceedings of the 2018 9th international conference on information technology in medicine and education (ITME), 2018: 327-31.

[2] Guan, S., A. A. Khan, S. Sikdar, et al. Fully dense UNet for 2-D sparse photoacoustic tomography artifact removal [J]. IEEE journal of biomedical and health informatics, 2019,24(2): 568-576.

[3] Huang, G., Z. Liu, L. Van Der Maaten, et al. Densely connected convolutional networks[C]. proceedings of the Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2017: 4700-4708.

[4] Oktay, O, J. Schlemper, L. L. Folgoc, et al. Attention u-net: Learning where to look for the pancreas [J]. arXiv preprint arXiv:180403999, 2018.