

医学影像分割技术的演进及其特点研究

甘良姬

(桂林市中西医结合医院放射科, 广西 桂林 541004)

摘要 医学影像分割是医疗诊断中的一个重要过程, 目的是抓取影像中的重点目标区域, 为后续的医疗诊断和手术规划提供科学的依据和辅助。医学影像通常运用于衡量病灶区域或者病变组织器官的尺寸、提取某些特定的区域利于医生进行医疗诊断、建立可视化或三维的医学影像辅助医生制定外科手术前的规划和对放射性治疗计划进行三维定位等。近年来, 医学影像分割技术在传统技术的基础上得以改进, 不断衍生出更加完善的分割技术。因此, 本文介绍了医学影像分割技术的方法及其相应的优缺点, 并分类梳理相关技术的演进与发展路径。

关键词 医学影像分割技术 传统图像分割法 深度学习分割法

中图分类号: R445

文献标识码: A

文章编号: 1007-0745(2022)09-0109-03

随着医学影像技术的不断完善与发展, 越来越多的医生在医疗诊断过程中依据医学影像数据进行可视化分析从而做出科学的预判。采用影像技术对病灶或者病变器官进行细节分割、逐一识别、重新建立、分类划分等一系列图像分割处理, 医生得以更直观地对感兴趣区域 (Reginal of Interest, 简称 ROI) 进行数据分析, 对后续的临床教学、医疗诊断、手术规划起到了医疗辅助的作用, 同时也为各种医疗学术研究提供了科学理论依据^[1]。在这个过程中, 图像分割能够抓取出人们重点关注的区域, 方便医生针对小部分重点区域进行详细的分析从而做出准确的预判, 是临床实践中进行图像分析的至关重要的一个环节, 也是进行图像研究的首要问题。本文在梳理医学影像分割技术的演进路径的基础上详细分析了相关技术的特点, 并对医学影像技术的发展进行了总结与展望。

1 文献综述

自 20 世纪 70 年代以来, 学者们就根据临床经验提出了传统的医学影像分割技术。Jianbo Shi 根据图像的亮度、颜色以及纹理为特征依据进行图像划分, 其主要关注点在全局解上。M.Savelonas 等人则构建了灵活背景活动轮廓模型 (VBAC), 首先是将少部分图像集合在一起作为背景, 再变换该图像的外观使其背景的均匀性在预期水平, 从而达到提高图像的精确度的目的。Koundal 等人^[2]则提出了基于中性点域的距离正则化水平集方法。

经过一系列方法的演进与完善, 传统的医学影像分割理论趋于成熟, 但由于更加精准和稳定的分割精度才能运用到临床诊断领域, 因此, 影像分割技术也

从传统的分割方法慢慢演进成目前主流的深度学习方法的影像分割技术。Jonathan Long 等学者基于 CNN 的网络结构创新性地提出了语义分割结构——全卷积神经网络 (Fully Convolutional Networks, 简称 FCN), 将全连接层转化成一个个的卷积层。在 FCN 的基础上, Ronneberger 等学者研究出改良版的全卷积网络 U-Net, 主要通过建立下采样和上采样相对应的模型, 跳跃链接结构相结合, 实现更清晰的输出结果。Eustratios 等人则主张针对甲状腺结节问题需采用全新的纵向超声图像分析方法, 该方法的原理主要有两个核心关键点, 首先将边界检测算法应用于该技术中, 其次再依据图像边界之间区域提取的局部二值模式特征向量进行分类, 从而进行甲状腺结节分割的检测。除此之外, 在 VGG 的 FCN 的基础之上, Avi Ben-Cohen 等学者创新性地提出在 CT 检查过程中, 可以进行肝脏分割和肝脏转移检测, 通过增加数据、扩大邻域切片的方法使得分割更加精准。Chen L C 等学者^[3]建立了多孔卷积层级联模型, 该模型采用多个阿托洛斯速率来获取多尺度上下文, 根本上解决了在多个尺度并存的情况下目标分割难的问题。Ma 等学者^[4]则首先提出深度卷积神经网络 (Deep Convolutional Neural Networks, 简称 DCNN) 的概念, DCNN 的原理是将器官结节分割问题假设成一个斑块分类的问题, 先输入图像块, 再以分割概率图的形式输出进行图表分析。

影像分割技术显然已成为临床实践诊断以及医学影像研究中举足轻重的一个领域, 将病变组织或者患病部位从影像中精准而平稳地分割出来, 对医生进行疾病的诊断和治疗等临床实际问题上发挥着至关重要

的作用。尽管医学影像分割技术领域在不断演进与完善,但在临床实践中,囿于各种医疗资源因素,人们尚未发现一种能够达到标准分割效果的图像分割技术。影像技术在实际临床运用中复杂且特殊,因此个体与个体之间存在的差异性和复杂性等问题逐渐成为影像技术分割过程中的重点和难点^[5]。所以,实践中的分割问题通常需要针对特定情况来选取最优的分割方法。本文着重梳理影像分割技术发展的脉络,试图厘清各种方法其所具有的优缺点以及所适用的场景。

2 医学影像分割技术分类

2.1 传统图像分割方法

图像分割是指在原图像的基础上分割出具有特定性质的图像区域,这些分割出来的区域通常具有某种关键的特征以及含义,是医疗疾病诊断以及影像研究中最基本的科学依据。随着科学技术的发展,如何分割出高分辨率的医学图像逐渐成为制约影像分割技术发展的重要瓶颈,也是医学影像中最为基础和重要的问题。传统的图像分割方法主要是以图像形态的方法为主。基于图像形态的方法主要分为图像阈值分割、图像区域分割、图像边缘分割等三大范畴。

2.1.1 基于阈值的分割算法

阈值分割法的基本原理主要是设置一个或多个阈值,根据图像的灰度信息特征进行划分,进而实现分割。显而易见,设置的阈值决定着图像最终分割的精确度。经过严谨的考究与试验,学者们推出一系列算法和结构对阈值的选择进行科学化及标准化处理,即罗列出整张图像的灰度直方图或者部分区域灰度平均值,再依据这些全局信息或者局部信息通过最小误差阈值分割和自适应阈值分割等算法灵活选择阈值并实现全部图像的分割。

基于阈值的图像分割原理比较容易理解,并且实现起来也相对简单。但是因为该方法依赖于灰度值的差异性,所以更适用于分割目标与背景图灰度差异较大的任务中,对于图像噪声大且边界模糊的医学影像分割而言该方法是不适用的。

2.1.2 基于区域的分割算法

相较于阈值分割算法,区域分割方法不仅考量像素自身特质,还会参照部分区域的图像特征进行分割。该方法首先随机抓取某部分图像的像素,将该像素附近满足适用条件有限的像素作为一个个区域子集,通过区域图像的不断迭代,最后整张图像便实现了分割。同理,如果从整张图像开始,则需采取特定的技术持续分割图像,直到算法收敛为止。区域分割法的关键

点在于将具有相同特征的区域选取出来进行分割,这使得图像中像素与像素之间的特征紧密联系。

在没有先验知识的情况下,区域分割法可以更快地获得比较好的分割效果,所以在实际应用过程中,区域分割法通常是起到粗分割的作用。但是该算法所耗费的迭代周期较长,实现收敛的过程比较困难,因此当区域数较多时,使用区域法不容易实现图像的分割。

2.1.3 基于边缘的分割算法

边缘检测方法属于早期常用的图像分割法,目前比较常见的边缘检测算法是通过目标边界像素的突变情况来推断该像素是否为物体的边缘像素。如果待检测的像素点分布在分割目标的边缘,仅依靠单一的因素来判断像素是否位于边缘位置的方法称之为串行检测。并行检测不但会参考待检测点的像素值,还会综合判断其周围像素点是否位于边缘位置。边缘检测是通常适用于噪声较小的图像分割中,对于甲状腺超声影像这类噪声较大的图像分割,并不是很适用。

传统图像分割的算法简便,在经历了较长时间的技术迭代后,算法趋于成熟。但是这类算法由于不能精确地分割出细节部分,无法满足某些特定要求,因此该算法并不会运用于实际医学影像分析领域中。

2.2 基于深度学习的图像分割方法

基于深度学习的分割算法是在卷积神经网络和全卷积神经网络的基础上经过不断的技术优化所提出,保留原有网络的优点,修改和完善传统分割法所存在的缺陷从而满足特定目标的需要。随着FCN的迅猛发展,医学影像分割逐渐趋于简单化和精确化,便捷又高效的优点使得基于深度学习的分割方法日益成为人们关注的重点。随着计算机功能的增扩、数据的叠加和算法模型的技术更迭,深度学习在特征选取方面具备明显的优势,而且该模型实现了集特征提取与分类任务于一体端到端的模型训练,深度学习模型凭借着其自身的优势被运用于各项研究领域。

2.2.1 全卷积网络实现图像分割

与传统的影像分割技术不同,全卷积网络最突出的优点是可以完成端到端的像素级的图像分割,完全实现图像的语义分割。附着在卷积神经网络的全连接层要求输入固定大小的图像,这就有可能导致在扩大计算空间的同时也会将部分的图像细节信息挤兑从而导致图像分割不准确。为解决这一问题,学者们利用卷积核替代全连接进行反卷积操作,从而实现图像的上采样,这使得图像可以保持原来的大小,从而实现图像的语义分割。在图像分割领域,采用卷积神经网络

络本身能够避免一些机器学习可能存在的问题,但是由于CNN本身的算法问题导致在实际运用领域中也出现了不少问题,所以在医学图像分割领域中并不会直接利用该算法进行图像分割。于是提出了全卷积网络(Fully Convolutional Networks,简称FCN)。除此之外,如果直接跟对高维度的特征进行上采样,图像很有可能会丢失部分细节特征。因此,根据跳跃结构可以将卷积层每一次计算得到的图像特征按比例反卷积后相加再反卷积输出,这使得分割的细节特性得以保留,能够很好地实现图像的细节分割。

利用全卷积网络进行图像分割可以输入任意大小的图像,这不仅可以节省大量的计算空间,同时也支持图像细节信息的补充而不会丢失原有图像信息。但是由于该算法是通过像素进行语义分割,这可能导致像素信息彼此割裂而造成信息整合困难的问题。在某些特殊场合进行分割,其效果并没有很大的提高。

2.2.2 U-Net 网络实现图像分割

传统的全卷积神经网络大部分用来分割自然图像,而U-Net网络主要运用在医学影像领域的图像分割当中。U-Net在特征图还原的过程中,采用了结合左侧分辨率较高的图像与分辨率较低的特征图拼接的方式,在高分辨率和抽象特征中做了折中,这样既保留了具象特征图的高分辨率,又运用了低分辨率特征图的抽象特征,极大地提高了分割精度。U-Net网络相比于传统全卷积神经网络最重要的优化就是在上采样部分有很多特征通道,这样的方式可以使得分辨率更高的网络层接收到来自底部网络层十分重要的上下文信息。所以,即使医学影像数据集的数量缺乏是不可避免的,但是U-Net网络可以通过网络结构的改进充分利用抽象特征与高分辨率特征图以实现较高的分割精度。

深度学习算法毋庸置疑是当下影像学和病理学等学科领域研究的焦点,其精准度和分辨率都远超前于机器学习的研究范畴。目前基于深度学习的影像分割技术研究卓有成效,其分割精确率大大高于传统的分割方法。除此之外,深度学习模型能够处理具有高维稀疏特征的数据,在自动化提取特征的情况下,实现端到端的学习,从而表达出清晰的影像特征。

在医学影像分析中,分类、分割、匹配、重新检索都是医学领域的常见的问题。深度学习是为了在复杂的临床实际中搜寻高质量且实用的数据,切实解决临床医学中的实际问题。

3 总结与展望

医学影像分割是计算机辅助诊断中非常关键的环节,近几年深度学习的分割技术在传统图像分割技术

的基础上得到了迅速的发展。传统的影像分割技术更多依赖于其自身像素特质,而深度学习的影像分割技术则可以通过优化结构模型实现复杂的高精度的图像分割。

医学影像分割技术与医学影像诊断相互制约、相互发展、密不可分。但在实践发展中,就目前仍然存在以下几方面的问题制约影像分割技术的发展:

首先,由于医院的机械设备种类繁多,难以建立完整的医疗数据库去处理所采集的数据。

其次,目前医院普遍存在着医学图像的数据比例失衡的问题,导致患病数据与正常数据的比值波动大。

最后,当专业的医生为不同部位的病变组织提供技术指导建议时,医生的指导意见各有异同,无法形成统一规范的标准。

因此,未来在影像技术的完善过程或者研究中应当以这些为着力点提出解决的方案。在人才招聘方面,由于现目前各级医疗单位对于生物医学分析工程、医学影像分割技术工程等方面技术人才供不应求,所以人才的招募应当与各级医疗单位的人才需求直接挂钩,在满足基本医疗需求的基础上招募相关的影像分割技术人才。

除此之外,各地的医疗单位应当更加注重医生医学影像分割技术能力以及分析诊断能力的提升。对于就学的医学院的医学生和正在实习的医生,各培养单位应当对其在影像分析等方面的医学理论进行详细的指导。对于医生而言,只有掌握各个专业的新技术和知识,才能在未来的工作中开展和创新新的医疗业务。

参考文献:

- [1] 陈俊江. 基于深度学习的医学影像分割技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [2] DEEPIKA KOUNDAL, SAVITA GUPTA, SUKHWINDER SINGH. Computer aided thyroid nodule detection system using medical ultrasound images[J]. Biomedical signal processing and control, 2018, 40(Feb): 117-130.
- [3] Ma J, Wu F, Jiang, Tian'an, et al. Ultrasound image-based thyroid nodule automatic segmentation using convolutional neural networks[J]. Int J Comput Assist Radiol Surg, 2017.
- [4] 包慧敏. 基于一致性标签迁移学习的医学影像分割算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [5] 秦文健. 基于机器学习的医学影像分割关键问题研究及其在肿瘤诊疗中的应用[D]. 北京: 中国科学院大学(中国科学院深圳先进技术研究院), 2019.