

医学图像分割及其发展现状

江贵平¹⁾ 秦文健²⁾ 周寿军²⁾ 王昌淼²⁾

¹⁾(南方医科大学生物医学工程学院 广州 510515)

²⁾(中国科学院深圳先进技术研究院 广东 深圳 518055)

摘 要 医学图像分割是各种医学图像应用的基础,当前的临床辅助诊断、图像引导的外科手术和放射治疗中,医学图像分割技术显示出越来越重要的临床价值.由于医学图像种类繁多,常规影像包括磁共振(MR)成像、计算机断层(CT)成像、正电子发射计算机断层显像(PET)、超声(US)成像等,其中MR成像还可以产生多种不同时间参数序列的图像模态.为此,医学图像分割技术已成为面向不同的影像模态、临床目标、特定解剖学部位的一种独特的应用科学体系.结合现有的国内外研究成果,该文详细地介绍和系统地对比了图像分割方法并进行了分类,最后还对6个国际知名医学成像期刊和会议进行了统计分析,阐述了医学图像分割技术的研究趋势.

关键词 医学图像伪影;医学图像分割;医学图像配准;人工智能

中图法分类号 TP391;R318 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2015.01222

State-of-the-Art in Medical Image Segmentation

JIANG Gui-Ping¹⁾ QIN Wen-Jian²⁾ ZHOU Shou-Jun²⁾ WANG Chang-Miao²⁾

¹⁾(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515)

²⁾(Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen, Guangdong 518055)

Abstract Medical image segmentation is the basis of various applications of medical image, which have shown more and more important values in the current clinical computer-assistant diagnosis, image guided surgery and radiological treatment. Many categories of medical images have been researched for clinical requirement such as the imaging systems of magnetic resonance (MR), computer tomography (CT), positron emission computed tomography (PET) and ultrasound (US), where MR imaging can produce image modalities with different time-parameter series. Therefore, technologies of medical image segmentation became a particular applied science system which serves for different imaging modalities, clinical object and anatomic site. Integrating with the existing research results from home and abroad, the paper gave detailed introduces and contrasts for current methods of medical image segmentation; the development trend of medical image segmentation technologies was also shown, based on investigation and analysis of six most prestigious scientific journals and conferences.

Keywords medical image artifact; medical image segmentation; medical image registration; artificial intelligence

收稿日期:2014-01-02;最终修改稿收到日期:2014-12-22. 本课题得到国家“八六三”高技术研究发展计划项目(2015AA043203)、广东省引进创新团队项目(2011S013)、广东省国家基金委联合基金重点项目(U1201257)、国家自然科学基金(61179020,61471349,61472411)资助. 江贵平,男,1971年生,博士,教授,主要研究领域为可视化与增强现实. E-mail: gzjiang@263.net. 秦文健(通信作者),男,1987年生,硕士,工程师,主要研究方向为医学图像分析处理和计算机视觉. E-mail: wj.qin@siat.ac.cn. 周寿军,男,1971年生,博士,研究员,主要研究领域为医学图像处理与计算机辅助诊疗. 王昌淼,男,1988年生,博士研究生,主要研究方向为医学图像处理与模式识别.

1 引言

过去的几十年以来,随着医学影像在临床应用的广度和深度不断增加,医学图像已经成为医学影像处理领域的重要的研究方向之一;尤其体现在计算机辅助诊断(CAD)、影像引导下的外科手术(IGS)和肿瘤放射治疗(ORT)等方面.以影像引导的肿瘤放射治疗为例,医学图像的分割和配准方法常常被用于目标结构定义,如前列腺、头部和颈部淋巴结区等.近几年来,在最重要的医学影像学期刊和学术会议中出版的文章里有 40% 的文章提出了分割或配准的方法.随着计算机断层显像(CT)和磁共振(MR)成像在诊断、治疗计划和临床研究中越来越多的使用,医生和物理师必须利用计算机协助完成相关工作,例如:手术计划时需要画出解剖结构和其它感兴趣的区域的轮廓并计算手术路径. CAD 的目标是:(1)同精度下自动化处理大量案例,即处理结果不受到疲劳、数据过载或缺失人工步骤的影响;(2)当前中等价格便可得到非常高速的计算机,用于影像处理时足以达到快速准确的计算结果;(3)利用信息技术促进更快的临床信息沟通,使病人护理可以扩展到边远地区.可用的医学图像分割技术往往依赖于具体的应用、成像模态和特定的身体部位,例如:由于伪影不同,大脑分割的要求不同于胸部,在脑成像中部分容积效应非常突出,而在胸部区域运动伪影则更为突出.此外,每个成像系统都有其特定的局限,选择一个分割算法需要考虑综合因素,不存在通用的分割算法能够解决各类医学图像的问题,例如:在 MR 成像中需要注意偏置场噪声(随机场中的均匀性的强度).当然,有很多算法比特定算法更通用,并可以应用到更大范围的数据处理.

在很多应用中,分割和配准领域相互渗透,甚至难以判断两者的界限;基于图谱的方法中,配准技巧被用来解决分割任务;反之,配准方法也需要边界分割算法的支持,比如在放射治疗计划中,准确的医学图像分割是取轮廓的关键一步.在诊断、临床研究和治疗计划中,CT 和 MR 成像是影像学技术中使用最广泛的,本文重点通过临床 CT 和 MR 图像分析回顾自动分割方法,探讨图像分割中所遇到的问题,并讨论目前可用的医学图像分割方法的优缺点. Withey 和 Koles 在文献[1]中从方法上综合比较了三代医学图像分割技术.本文引入新的分类系统回顾了图像分割方法,该分类系统是把基于形状知识

纳入到分割过程中,我们认为,所有全局形状先验图像分割方法与图像配准方法相同,然而这些方法都不能定性为图像分割方法或者图像配准方法.关于分割和配准的当前最新研究,可以分别参考文献[2-5].对目前最好的医学影像文献的定量调查,有四分之一左右的方法是基于分割和配准方法,一半左右的方法是纯分割方法,四分之一左右的方法是基于配准的分割方法.

2 医学影像与图像分割的特点和意义

医学成像有各种各样的图像模态,诸如 MR、CT、超声、正电子发射计算机断层(PET)显像等等.成像可以获得反映二维和三维区域人体的生理和物理特性的图像,本文的内容主要侧重于 MR 和 CT 成像的特点和临床应用.在二维图像中每个元素称为像素,而在三维区域中每个元素称为体素,在某些情形下,可以把三维图像表示为一系列的二维切片进行观察,优点是计算复杂度低且需要的内存较小.

2.1 MR 图像特点(MRI)

MRI 是无线电成像领域中使用最广泛的技术.作为一种动态且灵活的技术,MRI 可以实现多变的图像对比度,该过程的实现是通过使用不同的脉冲序列和改变成像参数对应纵向松弛时间(T_1)和横向松弛时间(T_2), T_1 加权和 T_2 加权成像的信号强度与特定组织的特征有关. MR 成像中,图像的对比度依赖于相位对比脉冲序列参数,最常见的脉冲序列是 T_1 加权和 T_2 加权自旋回波序列.身体的 MR 成像是为了观察大脑、肝脏、胸、腹部和骨盆的结构细节,这有利于诊断检测或治疗.

在 MRI 中存在以下伪影:部分容积、随机场噪声、强度不均匀性、梯度、运动、环绕、吉布斯振铃、磁化性,Neeraj 等人^[6]统计了这些 MRI 伪影,如图 1. MRI 系统的主要优点是:对软组织有很好的成像能力;有非常高的分辨率;具有较高的信噪比;利用不同的脉冲序列可以得到多变的对比度的多通道图像,进而用于不同解剖结构的目标分割和分类. MRI 的缺点:相比于 CT 图像, MRI 的获取需要相当长的时间,且通常条件下很难得到统一的图像质量.

2.2 计算机断层扫描(CT)图像特点

医学 CT 成像设备使用 X 射线(一种电磁波)得到人体的结构和功能信息. CT 影像其实是基于 X 射线吸收剖面的重构图像.由于不同物质和组织吸收 X 射线能力不同,因此 X 射线可用于诊断. CT 成

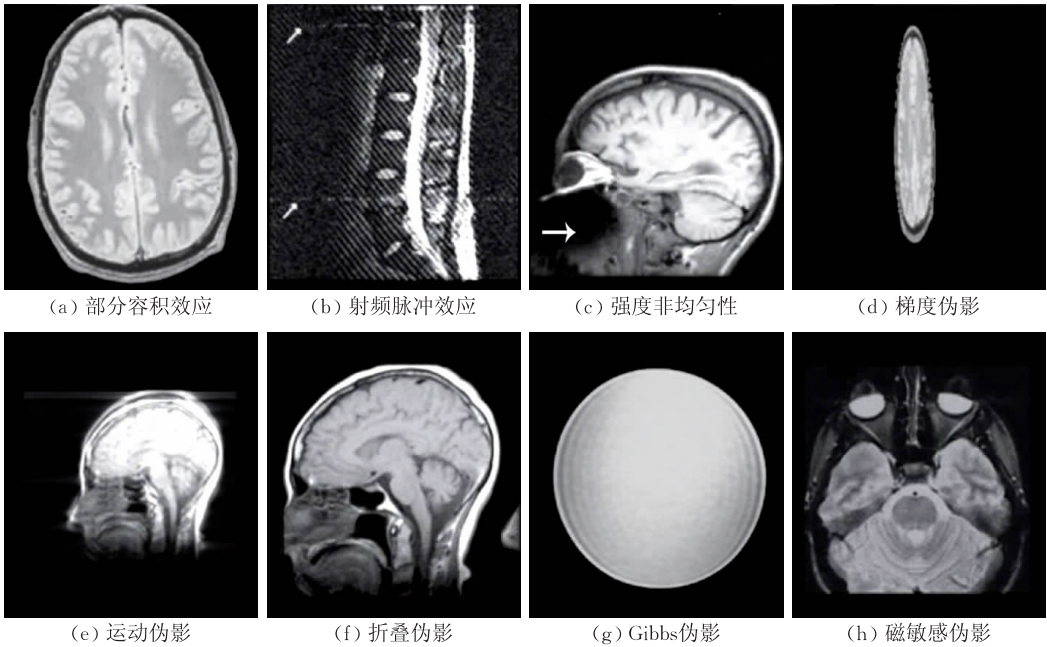


图 1 MR 成像中的伪影

像广泛用于大脑、肝脏、胸部、腹部、骨盆、脊柱等身体部位疾病以及 CT 血管造影的早期诊断筛查,而且 CT 成像目前已是多类疾病实体诊断的金标准.但是与 MR 图像相比较,CT 图像敏感性和特异性要差.

CT 成像中的伪影^[7]包括:部分容积效应(类似图 1(a)),条形伪影、运动伪影、束硬化伪影、环状伪影、金属伪影,Popiloc 等人^[6]统计了这些 CT 伪影,如图 2 中的显示与比较.由于这些伪影的存在给 CT 图像分割带来了一定的难度,不同组织部位分割精度也不一样.

2.3 医学图像分割的特点

图像分割过程是把图像分割成多个区域,这些区域有类似的性质诸如灰度、颜色、纹理、亮度、对比度等.医学图像分割的目标是(以放射治疗为例):(1)研究解剖结构;(2)识别感兴趣区域(即定位肿瘤、病变和其他异常组织);(3)测量组织体积;(4)观察肿瘤生长或治疗中肿瘤体积的减少,为治疗前的计划和治疗中提供帮助;(5)辐射剂量计算.

2.3.1 图像的校正

从医学图像中自动分割出目标是个艰巨的任务,因为医学图像具有复杂性且缺少简单的线性特征;此外分割算法的结果还受到部分容积效应、灰度不均匀性、伪影、不同软组织间灰度的接近性等因素的影响.针对通常采用的校正技术来说,可以将 MR 和 CT 图像中的伪影分类为:(1)需要适当的滤波算法处理的伪影,如噪声伪影、敏感性伪影、存在非清晰边缘的伪影;(2)需要适当图像修复算法的伪影,如运动伪影;(3)需要特定算法的伪影,如部分容积和灰度不均匀性.图像处理领域尽管在已存在很多算法处理上述问题,但是医学图像分割仍然是个复

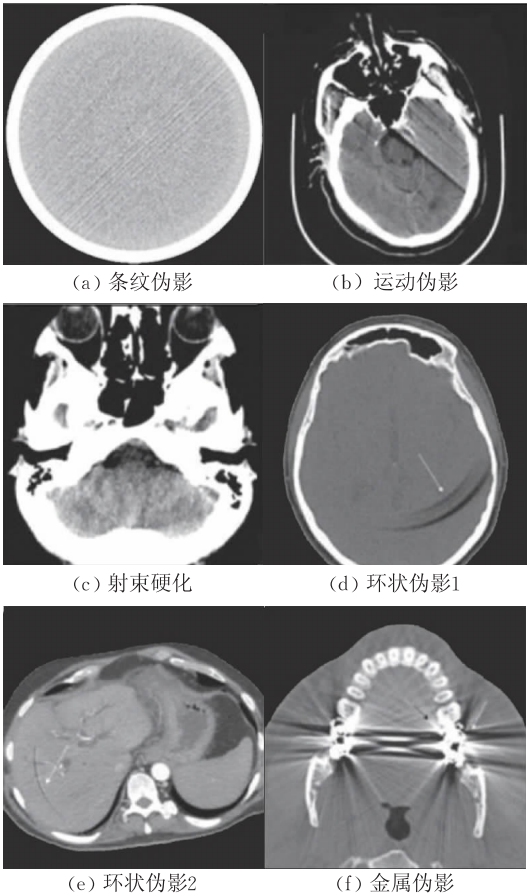


图 2 CT 伪影的例子

晰边缘的伪影;(2)需要适当图像修复算法的伪影,如运动伪影;(3)需要特定算法的伪影,如部分容积和灰度不均匀性.图像处理领域尽管在已存在很多算法处理上述问题,但是医学图像分割仍然是个复

杂和具有挑战性的问题. 一些研究者已经完成了对分割技术的若干分类方式^[1,8]. 从医学图像处理过程的角度来看, 基于灰度和基于纹理特征技术的分类是常规的分类方式. 此外, 用人工智能的工具去优化这些图像分割算法是当前较受关注的技术^[3].

CT 和 MR 图像的分割主要涉及 3 个相关问题: 变化的噪声、像素灰度分类的不确定性及灰度的非均衡性. 图像中单一组织的灰度水平一般是逐渐变化的, 且其概率密度服从特定的分布函数, 该组织对应的图像区域包含有限的像素(或体素)且满足部分容积平均, 然而该区域中的单个像素(或体素)的灰度不与任何一类一致, 往往被看作混合组织类.

CT 和 MR 图像分割可用的一些方法有: 基于阈值^[9]、基于区域^[10]、基于形变模型^[11]、基于模糊^[12-13]及基于神经网络^[14-15]. MR 成像尤其适用于大脑成像, 因此大量的研究工作已经完成, 尤其在 MR 大脑图像分割领域中^[16-19]. 大脑 MR 分割主要应用的图像是 T1 加权图像, 目标是分割灰质、白质、脑脊液, 常常也借助其它 MR 参数序列图像(如 T1 增强、T2)来分割肿瘤、囊肿、水肿、纤维束和其它疾病的病变区域以及血管和神经纤维等. 对于 CT 和 MR 图像分割来说, 可以用的分割方法是基于灰度的方法, 例如灰度阈值. 分割的结果受到灰度均匀性和部分容积效应等因素的影响, 所以不同的研究者对于这些问题提出了校正的方法.

(1) 灰度均匀性的校正. 由于 MR 图像的非均匀性伪影导致图像出现阴影效果^[20], 使用简单的阈值分割时会影响分割结果, 一般的方法是使用图像增强技术^[21-22], 然而常常受到被分割目标的灰度较低的局限. 关于纠正 MR 图像中灰度不均匀性伪影, Vovk 等人^[23]回顾了各种方法并做了分类比较, 得出基于统计方法^[24-25]和模糊方法^[12]的“软分割”技术, 对于解决以上局限非常有用.

(2) 纠正部分容积效应. 由于多个组织体素的成像, 造成图像不同区域或目标边界的模糊效应, 这种影响称为部分容积效应^[26]. 对此, 软分割是不错的解决办法, 它可以允许区域或类别重叠, 例如随着不同区域的隶属系数程度不同, 像素可以允许有多个隶属关系. 反之, “硬分割”不允许分割区域重叠, 像素必须属于有最大隶属度的区域. 由于软分割允许像素有多个隶属度区域, 因而从原始图像中保留了更多信息.

2.3.2 影响分割的因素

现有的图像分割方法中, 阈值法或区域增长法

一般依赖于成像方式或信号特征, 而其他的方法如基于模型的方法则在图像分割中聚焦于目标的形状建模. 因此, 不难发现文献中的图像分割方法常常依据边界、同质性、形状知识来分类, 为此图像分割也受到来自目标边界、目标同质性、目标形状 3 个特性的影响. 目标的边界和同质性是组织成像后的信号特性, 它们会受到特定的噪声或重建伪影的干扰; 此外, 它们是依赖模态的, 例如: 目标可能在 CT 图像中有明显的边界, 而在其它模态图像中仅有低劣的边界表示. 目标的形状在大多数成像模态下独立于成像方式(除了较小的偏差如透射失真)和图像数据采集方式. 总之, 目标的边界、同质性、形状这 3 个概念对于图像分割方法的发展产生了很深的影响, 为此各种分割技术需要试图检测图像中的边界和同质性区域, 并加入形状信息以约束分割过程并产生正确的结果.

针对近十多年来已经出版的很多医学图像分割的研究文献, Ma 等人^[27]对医学分割方法进行综述, 将分割方法分成了基于阈值、基于模式识别技术和形状模型 3 类; Hu 等人^[2]将分割技巧分为 4 类, 每类都是由图像分割技术所使用的图像特征来定义, 如区域方式、边界方式、混合方式和图谱方式; 文献^[28]围绕核磁共振图像分割算法进行了综述, 将分割算法分为基于阈值、基于模式识别、基于活动轮廓、基于马尔可夫随机场 5 大类方法; 也有学者根据某类热门研究方法具体应用进行了综述, 如文献^[29]系统梳理和评述了基于图割的图像分割方法的国内外研究现状; Zuva 等人^[3]区分了阈值方法、边缘方法和区域方法; Pham 等人^[30]给出了分割的 8 类方式, 阈值方法、区域增长方法、分类器法、聚类方法、马尔可夫随机场模型、人工神经网络、形变模型和图谱引导方法. 总而言之, 阈值方法、分类器法、聚类方法和马尔可夫随机场方法被认为是基于像素的分类方法.

虽然各类文献中针对各种算法所用的命名和分类方法不完全一致(个别算法被分到不同的类别), 最易区分的两大类方法是: 基于图像的算法和基于形状的算法. 现有的分割类综述性文献所使用的子类数目各不相同, 一些文章中用了混合类进行分类时也显示了多个类别的特点.

3 分割方法及其分类

图像分割的分类方法中, Erdt 等人^[31]给出了最

新的“连续性”分类概念,如图 3 所示.连续性分类采用了更加通用的分类角度,表现为基于两个分类的端点的连续过程,即纯基于图像信息的方法和基于较强的形状方法.所有的分割算法依据所使用的形状信息的量进行连续分类.该分类视角从某方面反映出各种方法的形状关联的一般性和特殊性,算法的形状信息越多则越具备特殊性.例如,低弹性的几何主动轮廓或 Snake 只能用于分割光滑边界的目標;相反,带有相同参数设置的阈值方法可以用来分割任意形状的目标.图 3 的分类方法有最广泛的应用领域:最优的形状一般性在左边,这些方法通常只有很少的参数,因为它们不需要加入更多的区域特别知识;右边的方法具备较高的复杂性和特殊性,它们通常适合特定结构的分割,并加入大量的区域具体参数.现有的基于监督的机器学习是将先验知识加入到特定模型所表述的问题进行计算,以此处理多参数计算.

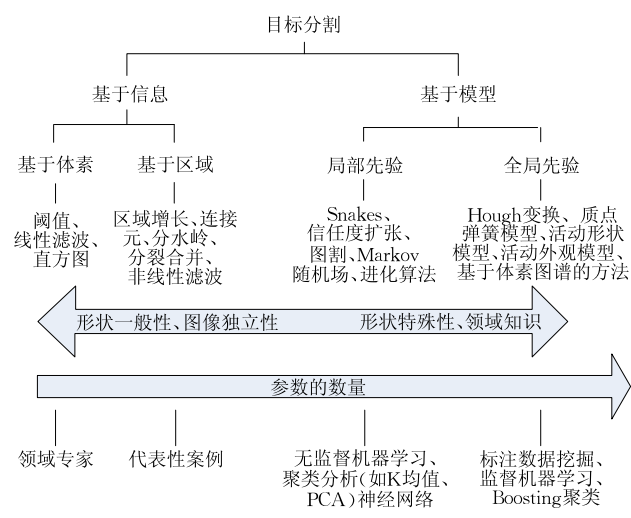


图 3 医学图像分割方法的连续性分类示意

不失一般性,各种分类方法不难概括为 4 类:基于像素的方法、基于区域的方法、局部形状先验方法和全局形状先验方法.在详细解释每个分类前,不妨谈谈人工智能和机器学习技巧在图像分割中的意义,以聚类分类法来说,它代表着独立的分类或子分类,有时可以被认为基于区域方法的一个子类^[2-3].机器学习方法有时不被视为上述分类方法的一部分,这是因为它们本身不是分割方法;相反,它们主要通过找到合适的参数来支持分割方法.研究中提出的各种分割方法中,人工智能和机器学习算法是支持工具,用以帮助分割算法实现自动化或通过由分割算法初始产生的数据的统计分析来支持分割算法,因此机器学习方法不是提出的分类方案的一部

分.图 3 给出了四分类在连续性分类图中的关系,需要简要说明的是:往往一些复杂的分割方法包含整个分类通道,这通道使用的算法来源于不同的分类组.当方法的大部分使用形状知识的情况下,则被分类为基于模型的方法.

3.1 基于体素(或像素)的图像分割

对于需要分割的结构,基于体素的方法组针对了单纯依赖于图像信息和未加入形状信息的一类方法.这使得它们在形状变化强烈并且表现出良好的图像时,更适合目标结构的分割.因为它们单纯基于图像信息,所以不能够很好的处理图像噪声、重建性伪影和低对比度问题.下面简要概述医学图像分割中的基于体素的方法.最简单分割方法是基于灰度分类每个体素,并且不考虑任何体素间的局部关系,也就是说通过确定一个值的范围,连接含有此灰度值的结构来完成分割,这种方法叫做阈值法,并经常被用来作为复杂方法的预处理步骤.阈值法用来分割并不是非常准确,但是可以作为其它处理算法的起点.

3.1.1 利用直方图和阈值进行分割

最简单的阈值分割技术采用直方图特征,通过选择特定阈值将目标分割出来,它适合于图像区域或目标的亮度与背景的处于不同的灰度水平的图像分割.直方图阈值法对于双峰值直方图可以给出好的分割结果,对于多峰值直方图,往往不能够达到目的;并且这种简单的阈值操作对于多个目标(每个目标有不同灰度值区间)的分割效果不太好,为此多阈值分割被普遍采用,并常常需要基于直方图的分类和聚类算法的支持.以腹部 CT 图像的直方图为例,如图 4:其中有 2 个谷值点和 3 个峰值点,两个谷点对应的极小值被选中作为图像分割的阈值.原始图像和分割后的图像分别如图 4(a)和图 4(c).

一些研究者曾提出几种基于直方图的最优阈值分割的方法^[32-33],如 Frank 等人^[34]使用了最优的阈值选择方法对 T1 加权的大脑 MR 图像进行分割,并分割了灰质,白质和脑脊液流体.总之,选择合适的阈值是相当困难的,会受到伪影的影响.

基于体素的分类方法唯一需要的参数是灰度阈值,正如 CT 成像的结果,灰度绝对值直接相关于组织的物理性质,阈值可以由该领域的专家来确定.尽管很多情况下类均值并不知道,但可以假定它不同于所有其它目标的类均值.灰度直方图的方法可以用来自动确定阈值,Otsu 方法^[35]是利用单个阈值分离两类目标的最流行的算法,该算法已被扩展为

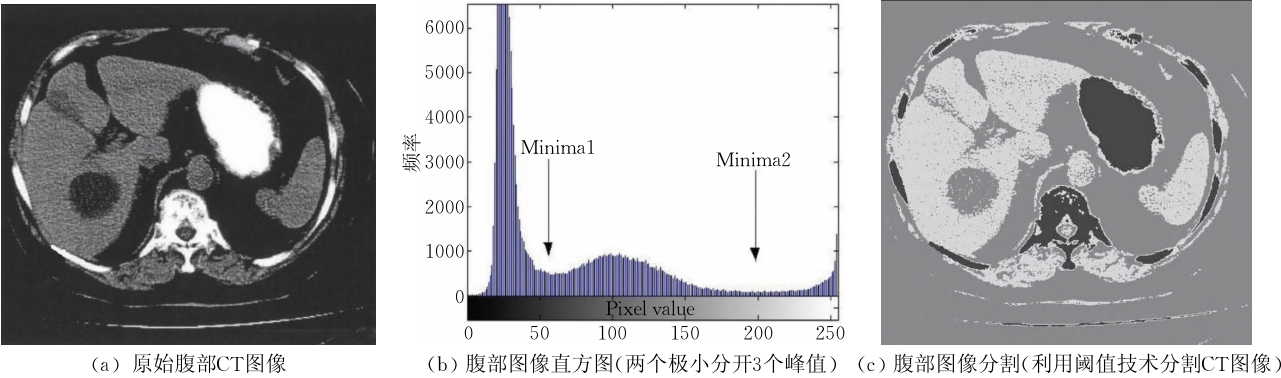


图 4 腹部图像阈值分割

多个类^[36]的分离问题. 该方法找到类间方差 $\sigma_{\text{interclass}}^2$ 全局最大:

$$\sigma_{\text{interclass}}^2 = \sum_{j=1}^k \omega_j \mu_j^2$$

其中: k 是目标类的数目; μ_j 是 j 类的平均灰度值; ω_j 是由直方图给出的 j 类概率.

模糊聚类对于软分割是个出色的方法^[12], 也广

泛地应用于 CT 和 MR 图像分割的无监督算法中. 如果令像素隶属度等于该区域的最高隶属度, 软分割可以转换为硬分割. 图 5(a) 显示了大脑 CT 图像分割结果, 它基于模拟退火的模糊 C-均值算法^[12] 按照灰度直方图对图像实施分段分割的结果如图 5(b)~图 5(e), 图 5(f) 利用位彩色合成显示了各段灰度图像的分割结果.

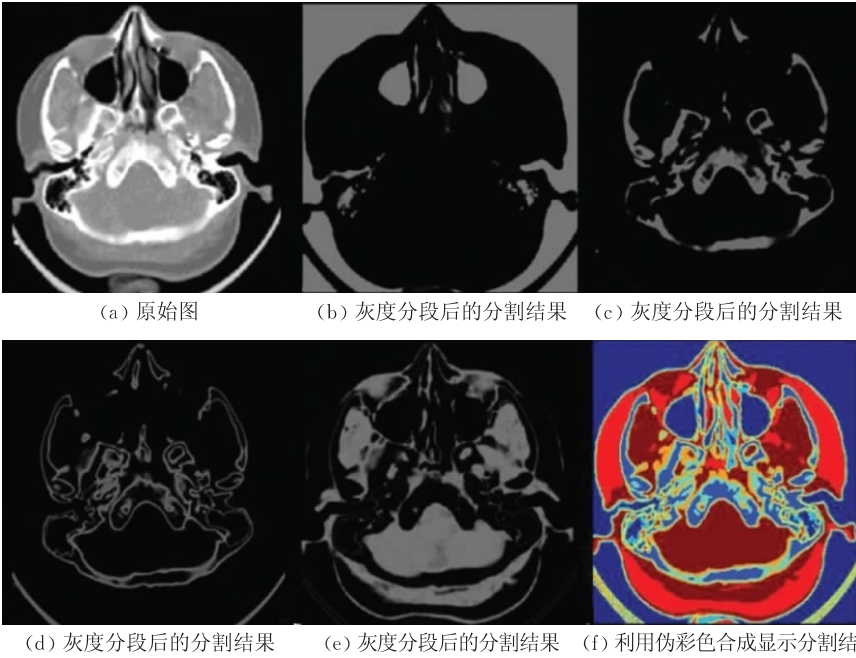


图 5 大脑 CT 各段分割

3. 1. 2 基于纹理的方法

图像的纹理特征对于分割和分类也是非常重要的^[37]. 图像纹理分割目标是把图像细分为不同区域, 这些区域有不同的纹理性质, 图像分类的目标是把已经用一种或其它的方法分割的区域分类, 纹理定义为一些相互关联的要素组成^[38]. 纹理可能是粗糙的、光滑的或纹理依赖于它的张力和结构的, 张力是基于像素灰度性质, 结构是像素的空间关系^[39-40]. 此外, 纹理可以定义为纹理基元以某种周期方式进

行的空间排列, 纹理特征主要有 3 种提取方式: 统计法、语法或结构和频谱法.

采用统计法进行纹理特征提取时, 需要利用统计特征定义为多维特征空间中的向量, 统计特征包括: 灰度图像的一阶、二阶或高阶统计量. 从模式产生的特征向量可以利用概率决策算法来把它们分配到特定的类. 在句法提取特征的情况下, 空间组织被定义为纹理基元, 且基元依赖于排列规则以便产生完整模式. 句法特征用于模式识别时, 还需在结构模式和语

言语句间建立一种规则化的类推算法. 在利用频谱法提取特征时,纹理定义为空间频率并采用自相关函数来评估. 上述分类方法往往和图像灰度共生矩阵^[41-42]、灰度水平步长^[43]、分形纹理描述^[44]、语法(结构)^[45]和傅里叶过滤器^[46]等算法进行联合描述并实现. 3 种纹理特征提取时:基于频谱的方法效率不高,统计方法对于随机模式或纹理特别有用,而对于复杂模式,语法或结构方法给出更好的结果. 相比阈值法来说,基于纹理的方法最适合于医学图像分割^[47-48].

3.1.3 基于统计学的方法

Wilson 和 Noble^[49]首次提出统计模型解决时间飞跃-磁共振血管造影(TOF-MRA)中血管分割难题,该方法根据 TOF-MRA 图像的统计直方图特性实现血管快速准确分割. 其直方图统计特性表现为:脑脊液、骨组织和空气利用低灰度区域的双峰曲线得到;而脑血管和皮下脂肪是根据高灰度区域的低频曲线获得;脑灰质、白质和部分眼组织对应于中间区域. Wilson 等人选择两个 Gaussian 分布和一个均匀分布分别用来逼近直方图的中低灰度区域和高灰度区域,这 3 个分布函数线性拟合后逼近了体数据的灰度直方图曲线. 上述方法分割出了 MRA 数据中的部分动脉和小动脉瘤,然而对于大动脉瘤和对比度较低的细小血管则可能会出现欠分割或丢

失血管目标的情况. 对此,Hassouna 等人^[50]提出用一个 Rayleigh 分布和两个高斯分布的有限混合模型的线性组合来模拟中低灰度区域,并用一个高斯分布模拟高灰度区域(其中包含血管和皮下脂肪),混合分布参数利用最大期望估(EM)算法获得. 该思想从造影数据中提取 3D 脑血管的统计分割方法,用高级和低级两个随机过程来对体数据进行建模:低级随机过程代表上述有限混合模型,描述了观测数据的灰度分布;高级过程利用了 Markov 随机场的邻域约束条件有效抑制非血管噪声的干扰. 然而,该方法采用的极大伪似然参数估计算法较大程度依赖于参数的自动初始化结果的精确性,如图 6 所示. 高级随机过程反映相邻体素之间的统计依赖性,鉴于 Markov 随机场对边界非常敏感,如何选择自适应的邻域结构模拟各种边界特性往往是当前缺少关注的问题. 杨俊等人^[53]提出了基于 Metropolis-SA 模型的脑血管造影分割算法,该算法思想同上述方法思想类似. 针对相位对比-磁共振血管造影(PC-MRA)的分割,Chung 和 Noble^[52]与杨俊等人^[53]分别提出了基于单一阈值和自适应局部阈值的两种不同的统计模型. 在利用 PC-MRA 速度图像和血流的物理属性提取血管方面,Chung 等人^[54]提出的统计混合模型和局部相位一致性的脑血管分割

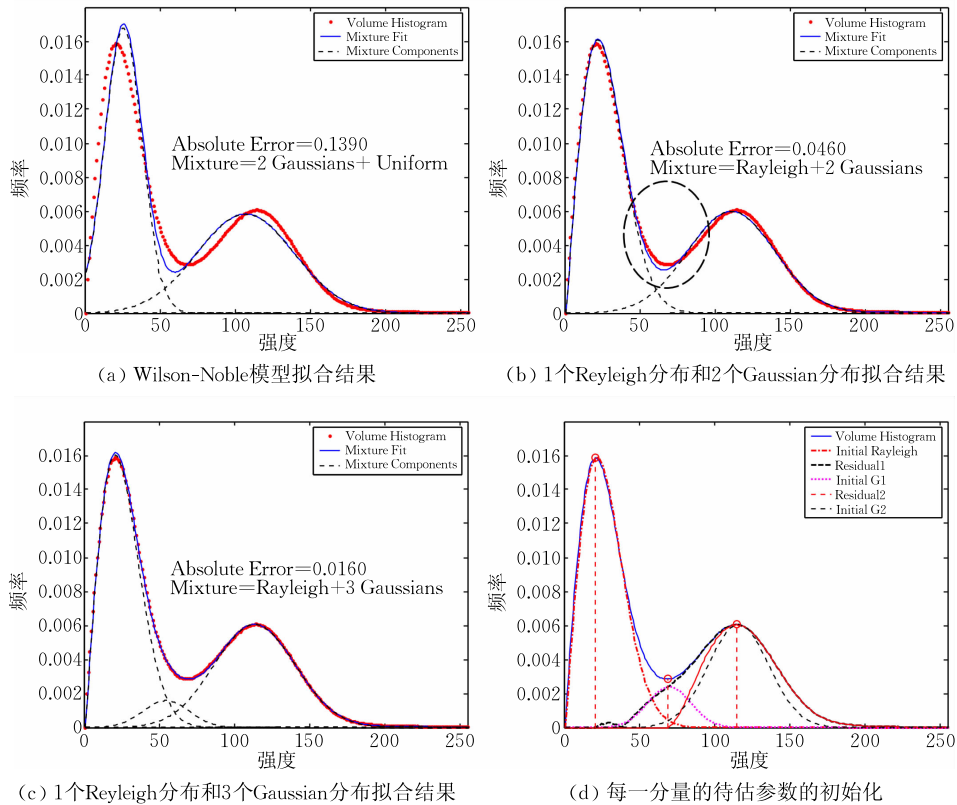


图 6 不同混合模型的拟合结果

方法, 它将其总体概率密度函数看作是不同的混合模型的拟合结果, 并通过基于 Kullback-Leibler 收敛的自动机制结合特定的 PC-MRA 体数据来对具体模型的选择进行确定; 然后在基于最大后验概率 Markov 随机场(MRF-MAP)的框架下, 较好地结合了统计信息和相位一致性信息. 脑血管分割实验结果表明: 该方法能够在信噪比相对较低或低流率

区域有效分割出血管, 而且还能分割出动脉瘤和静脉, 如图 7 所示. 在基于统计学的血管树分割方面, 采用一个局部观测模型来取代全局观测模型可以提高模型的局部自适应程度; 通过利用血管组织仅占颅腔 5% 这一先验知识, 通过估计 Markov 迭代条件模式(ICM)算法的计算空间将极大地加速分割过程, 郝聚涛^[55]对此进行了有效验证.

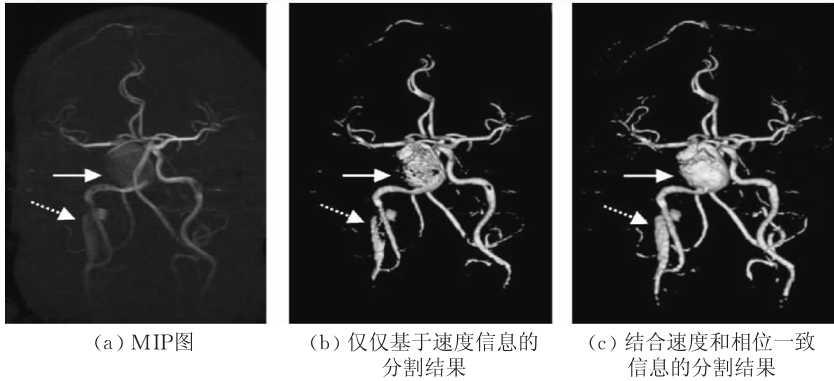


图 7 Chung 方法分割结果(实箭头标识动脉瘤, 虚箭头标识静脉)

统计模型较大程度利用图像的灰度直方图特性和特征分布函数的拟合逼近情况, 分布函数的建立及参数估计方法往往是富有挑战性的问题. 近来, 关于如何提高 MRF-MAP 模型的参数估计的自动化程度, Zhou 等人^[56]给出了一种基于最大伪似然的迭代参数逼近算法, 能够解决 ICM 迭代算法的全局最优性问题, 且获得了精确、全自动的血管分割效果. 总而言之, 上述统计学方法仅利用图像的统计信息, 当遇到分割目标和背景结构出现相同灰度区域, 或者聚类中心相聚很近时, 往往不能有效分辨目标和背景. 针对这一情况, 结合其空间信息和形状信息来分割图像, 往往是未来发展的重要趋势.

3.2 基于区域的方法

图像分割的第二分类组(如图 3)包括基于区域的方法. 基于区域的方法除了采用灰度信息之外, 还加入了体素间的局部关系. 例如生成连续的区域时, 采用同质化的原则将具有类似性质的像素聚在一起形成均匀区域. 均匀性的标准可以是像素的灰度和集合论的同质性标准:

$$R_1 \cup R_2 \cup R_3 \cup \cdots \cup R_i = I$$

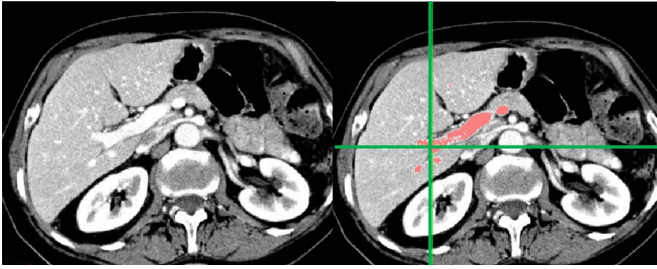
与
$$R_1 \cap R_2 \cap R_3 \cap \cdots \cap R_i = 0,$$

其中 $R_1, R_2, R_3, \cdots, R_i$ 都是图像 I 的区域. 基于区域的方法通常适合于分割形状变化较大的目标. 例如, 除了病理结构, 基于区域的方法已经应用到海马分割^[57]和神经元膜分割^[58]. 由于区域法仅能并入直接

相邻的体素, 从而限制了在灰度均匀模式或纹理均匀模式条件下的目标分割, 并且很难应用于复杂的结构(如器官的分割).

3.2.1 区域增长方法

基于区域生长原则的区域分割方法涉及 3 类: 区域合并、区域拆分及拆分与合并. 区域合并法需要用种子进行生长过程的初始化, 且分割结果依赖于种子的选择; 通过合并邻近像素进行区域迭代生长依赖于合并标准过程是连续的, 直到所有像素依照合并标准分配到各自的区域. 区域拆分与区域合并的原理相反, 整个图像连续拆分, 直到没有可能的区域可以拆分, 拆分和合并方法是一个组合的拆分和合并, 利用了两种方法的优点, 这个方法依据了数据的四象限树表示法, 只要初始分割在性质上是非均匀的, 则图像被拆分到 4 个象限. 在此之后, 依赖于区域的均匀性进行相邻的正方形的合并. 除了上述技术, 基于地形和水文学概念的分水岭分割方法同样是基于区域的分割^[59-60]. 区域生长法最大的局限性是区域扩张渗透到相邻目标后, 从而邻近目标被分割出来, 这是因为目标与邻近结构共享相似的灰度. 如图 8 所示的肝部血管树分割时, 由于血管形状各不相同且拥有相似的灰度, 导致血管末端的区域向肝脏组织渗透. 由于计算简单, 区域生长是一种广泛使用的分割方法, 所有体素生长于种子点并确保其连通性.



(a) 原始图像 (b) 种子在交叉点位置的分割结果

图 8 区域生长算法应用到肝门静脉分割时

3.2.2 边缘检测法

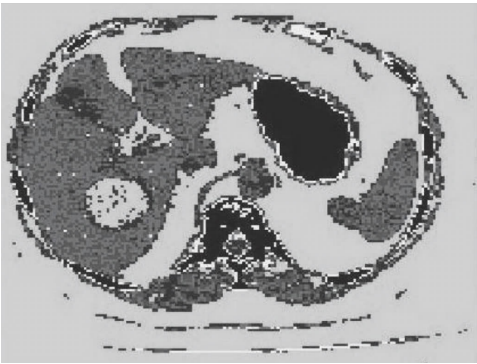
由于解剖结构的边界经常以组织间的灰度差为特征,通过计算局部图像灰度函数的导数可以找到灰度的不连续或边缘,灰度图像的导数可以用导数算子对图像进行卷积滤波得到.最经典的边缘检测滤波器(算子)是 Canny 算子^[61],边缘的分割的广义算法有如下步骤:(1)利用导数算子来检测图像边缘;(2)通过测量梯度的振幅来测量边缘的力度;(3)保留所有幅度大于阈值 T 的边缘(去除弱边缘);(4)查找裂缝边缘的位置,裂缝边缘的保留或去除基于它接收的前任和继任者边缘;(5)对于不同的阈值重复第 3 步和第 4 步以便找出封闭的边界,可以实现图像的分割.图 9(a)显示的是腹部 CT 图像基于区域增长的分割结果,K-均值聚类算法可

以用到具有类似灰度级的簇像素.图 9(b)显示了腹部 CT 图像的基于 Canny 边缘检测器分割的结果.基于边缘方法的局限性是:性能受到图像中噪声的影响、伪边缘和弱边缘可能出现在检测的边缘图像,这可能会对分割结果产生负面影响.

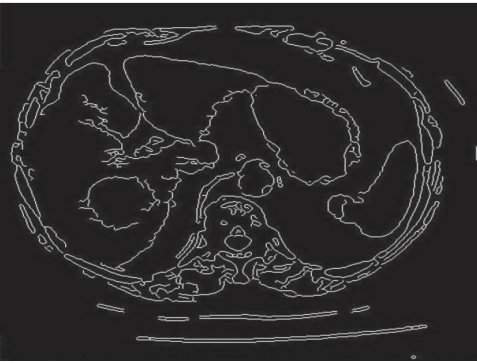
基于区域的方法有很多优点,它们几乎跟基于体素的方法一样灵活,并可以应用到各种分割问题.因为基于区域的方法加入了邻域关系,在大部分情形下邻近体素是相关的,使得基于区域的方法比基于体素方法更具有鲁棒性.基于区域的分割方法也有局限性:基于区域方法同样没有加入复杂的形状知识,有时会出现欠分割和过分割效果.这一问题可以两种方式来修正:(a)可利用人工智能技术选择最佳分割标准;(b)合并使用基于区域的方法和基于边缘的方法^[62].此外,在图 3 中还给出了基于上下文中的形状知识驱动的分类,它们也可以被分类为基于区域的方法.

3.2.3 基于滤波的方法

图像滤波可以通过各种特定的局部算子实现去噪、目标增强、边缘检测,滤波结果经常需要后处理,比如边缘检测往往得不到封闭的轮廓.在大多数情况下单个图像滤波器是不够的,以边缘检测为例,算法往往加入额外的形状信息.另一种重要的滤波类型是基于图像尺度空间理论^[63-65],Sato^[63]和 Frangi 等人^[64]利用不同尺度下的二阶导数算子构造图像体素的局部 Hessian 矩阵并与原始图像卷积,实现了血管目标的滤波增强.利用特征分析,Hessian 矩阵可以评价检测图像中管状样结构.这种特性使得这些滤波器非常适合检测图像中的血管,例如肺血管^[66],冠心病和视网膜动脉^[67]或肝血管^[68]等.因此,有时称它们为血管滤波器,后续可以用阈值滤波器或区域生长方法^[69]进一步分割目标.除了应用到血管检测和分割外,滤波器方法可以结合机器学习技术广泛应用到肿瘤检测或各类病变检测中.通常,基于滤波器方法还可以用来描述体素周围的局部纹



(a) 腹部CT图基于区域增长分割的结果



(b) 腹部CT图像基于边缘分割的结果

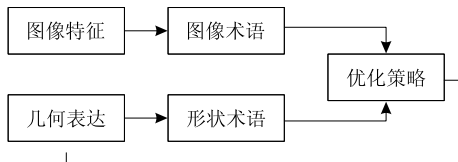
图 9 CT 图像基于区域增长和基于边缘分割的结果

理. 使用一个正例集和一个反例集, 机器学习方法可以用来自动查找数据集中最有特色的特征. 这种策略已经应用到视网膜病变检测^[70], 肺结节检测^[71], 肝癌检测^[72]或白质变化检测^[73].

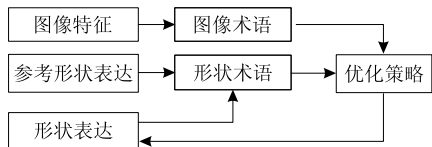
3.3 局部先验形状方法

图 3 所示的第 3 组图像分割方法的分类依据是目标结构的局部先验知识, 即局部形状的先验, 它刻画了目标表面和内部特征的平滑属性, 因此局部形状先验不同于全局形状先验, 它不受限于特定形状的分割, 可以应用到各种目标形状的分割中. 例如, 一个众所周知的主动轮廓或 Snake 方法^[74]就是基于局部先验形状的方法, Snake 方法已经广泛应用于二维图像分割问题; 三维广义 Snake 叫做形变模型或可弯曲表面模型^[75], 水平集(level-set)方法^[76]就是 Snake 方法在三维目标分割的综合应用. Snake 的优势是先验形状非常直观且易于控制: 针对含有锋利边缘的目标分割, 可以设置高刚性和张力的 Snake 参数以避免噪声或不连续和弱边缘的影响; 针对光滑的表面的分割, Snake 的内部能量可以采用更通用的参数设置进行分割. 图像信息驱动的 Snake 非常灵活, 可以设计不同的外部能量来构造其能量模型; Snake 可以用在超声、CT 和 MR 中等多种模态的图像分割中, 并用来提取乳腺摄影中的骨针^[77], 树形结构^[78], MR 中的主动脉^[79]和实体器官^[74]等各种各样的解剖结构. 形变模型方法的缺点是依赖于初始区域和缺乏拓扑适应性, 若初始区域远离分割的结构, 则可能陷入局部极小化; 另一个缺点是其参数设置针对了整个目标轮廓的全局特性, 这意味着形变模型不能够完全适应轮廓的某些局部区域, 从而向邻近结构的泄漏.

在图像分割过程中, 还有很多其它方法包含了局部形状知识, 但是基本的原则仍然是相同的. 图 10(a)表明了局部形状知识在图像分割应用机制. 通常, 图像术语和形状保持术语已经定义, 图像术语在图像的灰度、边缘、感兴趣点或区域同质化等图像特征的驱动下为优化策略提供信息支持; 形状保持术语在相适应的几何形状驱动下确保点之间的距离不发生很大改变, 并实施策略的优化; 采用优化的策略可以保证图像术语和形状保持术语的组合驱动的平衡. 优化策略有很多, 并且通常嵌入到众所周知的图割^[80-83]、马尔可夫随机场^[84-87]、基于图形的优化^[87-89]等方法过程中, 并通过几何形状的变化来更新策略方程, 此过程不断反复直至目标结构被完整分割出来.



(a) 基于局部形状知识的分割, 利用图像术语和形状保持术语的优化组合产生适合的分割策略



(b) 基于全局形状知识的分割, 同时利用了形状术语和参考形状增强表达优化分割策略

图 10 基于局部和全局形状知识的分割框架的比较

局部先验形状方法由于并入了局部形状知识, 相比于基于体素和基于区域的方法来说, 能够处理低对比度边界的目标, 比如 CT 中淋巴结^[86]或二尖瓣环三维超声^[82]. 局部形状先验法对于初始化位置比较敏感, 如果初始化靠近分割结构, 则该方法具有足够的灵活性和结构适应性, 因此该方法对于交互分割非常理想^[81]. 局部形状先验方法的其他应用包括骨分割^[83]、细胞分割^[90]和管状结构检测^[91-92]. 局部先验形状方法也可以用到整个器官的交互和自动分割, 比如肾脏^[80], 前列腺或膀胱^[87,93]. 然而, 这些器官有相当简单的形状, 个体间并没有强烈的形状变化, 这就是为什么复杂的器官如心脏、肺、肝脏、血管等通常不能仅仅采用局部形状先验方法的原因.

3.4 全局先验形状方法

图像分割的第 4 组分类采用了结构的全局形状先验知识. 这些方法增强分割的基本原理是将目标看做参考形状中的一种或一组, 这样一来, 可以分割出复杂目标甚至低对比度图像中的复杂目标. 图 10(b)概述了全局先验形状方法的原理, 图像术语驱动轮廓发生变形, 形状术语通过优化策略保持轮廓的形状适合于参考形状. 形状保持术语可以依据两种经典的全局先验形状方法: 基于几何模型的分割方法和基于体素图谱的分割方法, 它们区别在于形状表达和应用中的适应性.

3.4.1 基于几何模型的分割

该方法中将形状表示为多类几何目标, 如点云和多边形表面^[94]、单一网格^[90]、B-样条表示^[95]、水平集表示^[96]、几何网格^[97]或有限元三角剖分^[98].

Erdt 等人^[31]给出了基于几何模型分割的基本原理, 如图 11 所示, 它是针对所选择的目标形状进行分割的一个实例. 手工勾绘的目标形状用来建立初始形状模型(简称模型), 初始形状可以作为目标

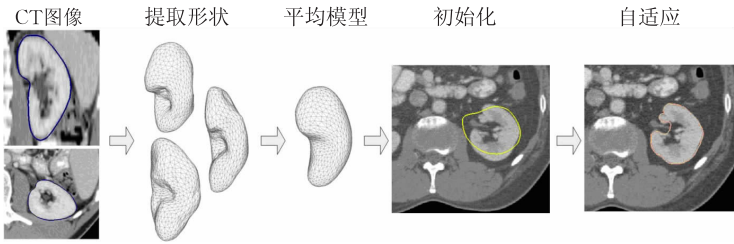


图 11 基于几何模型的分割原理(从一组图像中,手工勾绘出一个器官,进而每一幅截层图像都存在一个器官的几何表示(轮廓或区域),可以对该几何形状平均后获得平均模型,然后置入到原始数据中并适应于图像所描述的解剖结构环境)

的某些代表形状的均值(以下简称模板或特殊情形下的简单形状). 由于该分割方法对于初始点非常敏感,模型直接作用在图像中的目标结构上(或显著重叠的区域上)是非常必要的. 分割过程中,多数情形下模型的适应是基于局部边界搜索完成的,初始定位往往以粗略对准的方式完成. 基于几何模型的分割通常用来处理复杂形状的分割,并且采用自动模式初始化,能够评估和控制图像中模型的姿态. 以图 10(b)方案为例,初始模型已被置入数据集以适应结构的分割;与局部先验形状法一样,边缘等特征在图像特征被检测出后构成图像术语.

如上所述,几何模型法的形状保持术语基于了几何与模板形状的知识表达. 构建模板形状的基团有很多:简单的方式是定义单个目标的模板;如果要分割的结构形状差异不是非常高,则基于三维形变模型的方法^[98]是可以被用来进行模板的初始化. 例如:淋巴结总是球状目标,因此多数情况下使用一个球体初始化是足够的,然后外部能量的设置可以保持分割过程中的形类接近模板形状. 由于解剖结构有时存在显著差异,此时单一模板形状是不够的,所以建立一套具有代表性的模板形状是必要的. 当被分割结构存在较高的复杂性时,常常使用几十个模板,这也增加了决策过程的复杂性. 因此,降维技术(如主元分析方法)通常被应用于模板形状集,以提取有限数量的显著模式,这些变化的模式可充分描述模板形状集. 上述技术又称为统计形状建模,是由 Cootes 等人^[99-100]提出的. 统计形状建模已被应用于分割肝 CT^[94,101]、心脏和心室 CT^[102-103],前列腺 MR^[104]或骨 X 线透视结构^[98].

由于几何模型法依赖于预期结构的形状先验,所以它不适于无规则形状的目标分割(如肿瘤),此时,只需满足一些局部平滑标准的局部先验模型的分割方法更恰当. 由于几何模型法可以用来分割形状多变的复杂结构(非任意复杂结构),可以加入全

局形状知识防止分割结果渗漏到邻近结构和产生不合理的分割结果. 鉴于器官通常有复杂的形状,并且一定的限度内个体之间是不同的,所以几何模型法适合于器官分割.

3. 4. 2 基于体素图谱的分割方法

第 2 种类型的全局先验形状方法是基于体素图谱的分割方法(简称图谱分割法). 图谱分割法的基本原理如图 12 所示^[31],其中涉及两种图像:参考图像(图谱)和需要分割的图像,两种图像是基于体素进行配准的. 图谱图像中,需要分割的结构已经画出轮廓和进行区域标记,配准后,图谱图像中被分割结构可以映射到输入图像中(称图像对齐). 这样一来,输入图像中的在图谱中作标记的所有结构都被分割.

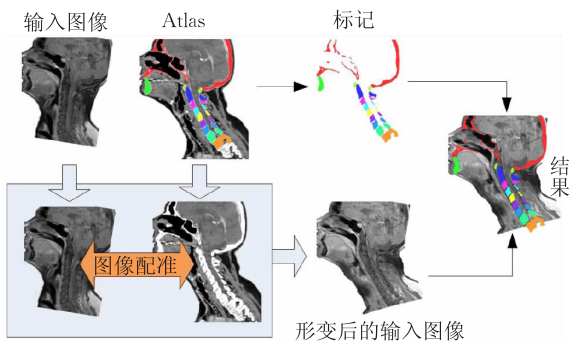


图 12 图谱分割法的原理:标记图像(图谱)与输入图像配准(图谱中的标记与输入图像变形后进行重叠,从而在输入图像中获得对应图谱区域的分割结果)

图谱分割法的质量主要依赖于两个方面:一是图谱图像构建策略;二是图谱与输入图像的配准^[105]. 有很多方法去构建图谱,在某些应用中单个图像作为图谱是足够的,例如对单个患者进行治疗时,采用某一特定的图像做图谱就行. 期间,该患者的若干治疗过程中的图像由第一幅图像(图谱)建立并在治疗中采用,所有其它图像都是直接和第一张图像配准. 上述方法针对不同的患者时需要创建新的图谱,大大降低了使用效率. 因此,图谱的构建需要更具有一般

性,即图谱不仅适合于一个病人,而且还适合于一组人.构建通用图谱的简单的方法是平均几个不同患者的、具有代表性的非病理图像.然而,患者的差异太大对于平均图谱来说是不适用的^[106],可能的解决方法是选择特定人群的图谱,比如针对几类群体,区别于性别或年龄^[107].其它方法试图从标记后的已知图像中选择最类似的图像作为图谱^[108].Aljabar 等人在文献^[109]扩展了这种方法,选择一组最类似的图像集合中的每一幅图像分别跟输入图像配准,然后利用一组配准结果共同改进整体配准效果.构建好合适的图谱之后,与输入图像的配准可以按照目标结构的特点,采用刚性、局部刚性、或形变配准方法完成分割.

依照图 3 提出的分类方法,图谱分割法是含有最多全局形状知识的方法.这是因为该方法考虑到了单个器官的形状信息、每个可视结构的隐含信息、各个可视结构与其它结构的关系.通过把输入图像与图谱配准,结构间的关系也被隐式考虑了,例如心脏在肝脏的上部,并与肺相邻,这意味着,心脏等结构的分割不会太多的渗漏到相邻的结构里(即过分割).图谱分割法的另一个有趣的性质是能够映射图谱中的任意区域到输入图像,例如:头部和颈部的放射治疗中,划定淋巴结区域是有必要的,图谱分割法免除了术中成像、计划调整、和辐射暴露(接触)等问题.以上策略被大量用在基于图谱的淋巴结分割方法中^[105].由于其加入大量的全局先验形状知识,图谱分割法有很多优势.然而,这种能力也在某种程度上限制了其在实践中的灵活性:单个结构可以进行有效的全局建模,而不同结构及其关联结构之间很难用基因表达全局特性;每个图像用来构建图谱都仅源于特定的患者,仅仅是器官形状、器官位置、器官方位、呼吸状态或心脏周期所有可能变化的一个特殊例子.因此,基于图谱的分割方法限定在某些特定的解剖区域例如头部和颈部区域^[108,110],这些区域的变化量比较低且少量的图像就足够构建完整的图谱.可以肯定的是:一些图谱分割法的应用是将它作为其他分割方法的粗略的初始化过程,可以通过局部先验形状法补偿图谱区域高变化区域分割精确性的缺失.

3.5 基于配准的图像分割方法

正如本文引言所述,图像分割和配准具有方法上的相似性.一些图像配准方法可以用来解决分割问题,反之亦然.两种方法的分类依赖于各方法适用的范围.此外,分割方法处理配准问题和配准方法处

理分割问题的条件可以用作进一步的分类,由此也产生了分类的模糊性.这是因为某些方法被分入了多个类别,例如:基于体素图谱的分割方法可以被当作分割技术,因为它解决了分割问题;反之,它也被当作配准技术,这是因为它采用了配准方法,因此,该技术可以被归类为基于配准的分割方法.之所以存在这种模棱两可是因为该方法分类所基于的两大特性是不相关的,尽管如此却经常用于单一标准的分类问题.针对上一节介绍的利用先验形状的分割方法,Erdt 等人^[31]提出了一种关于分割和配准方法的新分类 Regmentation,该类算法优势在于解决了目前分割和配准分类方案的模糊性,该类分割算法所引入的全局形状知识在 Regmentation 中起着关键作用,因为在全局上下文环境,一个或多个结构的形状信息是可以得到的,基于全局先验知识的分割同样也可以用来解决这些结构的配准问题.

3.6 基于人工智能的分割方法

人工智能技术可以分类为监督的和非监督的.监督的分割方法在分割过程中需要交互操作,而无监督的分割方法一般是分割完成后才有操作.无监督的方法可确保可重复的结果^[31];然而,对于错误校正不足的结果中,交互操作仍然是需要^[111].

监督方法通常采用人工神经网络(ANN)算法,ANN 是由大量相互连接的处理单元(人工神经元)来一起处理具体问题,其优点是:具有自适应学习能力(利用训练数据来解决复杂问题);具有自组织的能力(创建自己的结构依赖于在学习阶段所接受到信息).

无监督的方法大部分是基于聚类的,并且不依赖于训练和训练数据.两个常用的聚类算法是 K-均值或硬 C-均值和模糊 C-均值^[112].K-均值算法产生的结果对应于硬分割而模糊 C-均值产生软分割,这可以通过允许像素隶属聚类转换为硬分割,这些像素有最大的隶属系数.在聚类中,目的是基于未标签的训练数据构造决策边界^[113],聚类是在多维特征空间中寻找自然分组群的过程,这是非常困难的,因为在多维特征空间里面能够出现不同形状和大小的聚类,许多聚类定义函数已经提出,相比于不同聚类的模式,聚类内的模式间彼此更加类似^[113].图像分割可以认为是一个聚类过程^[114],这一过程中通过计算像素周围局部邻域,基于纹理特征向量把像素分类到属性区域.模糊聚类优势是利用不同的隶属函数把收集到数据点分类到多个聚类中(模糊 C-均值算法)^[112].模糊聚类算法的主要局限是:(1)对初

始分块矩阵敏感;(2) 停止标准难确定;(3) 可能陷入局部最小解,因此,聚类技术可能导致不是最优解,对于特定的应用没有最好的聚类算法,需要从许多不同的算法中试图找到最优的那个。

4 统计分类

大量文献统计分析后,可以验证上述分割方法的分类学的适用性,并能够与图像分割方法的经典视角进行比较,目的在于展示当前医学图像分割领域的研究方向.对过去 3 年的(2010 年~2012 年)6 个国际知名医学成像期刊和会议的 707 篇关于医学图像分割论文进行研究和分类,会议和期刊的选择主要是由它们的影响因子和医学成像的相关性决定的.已调研的会议包括:(1) 医学图像计算与计算机辅助干预(Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention),在 2010 年(45 篇),2011 年(45 篇)、2012 年(12 篇),MICCAI 会议是医学图像领域最著名的会议之一.(2) IEEE 计算机视觉与模式识别国际会议(CVPR),在 2010 年(6 篇)、2011 年(6 篇)、2012 年(9 篇).CVPR 是计算机视觉和模式识别领域最顶级的会议,每年医学图像领域大量的著名文章被出版.(3) 生物医学图像国际研讨会(IEEE ISBI),在 2010 年(58 篇)、2011 年(83 篇)、2012 年(76 篇).ISBI 会议是一个最大的生物医学图像会议,包含对于所有的影像分割和配准全面的轨迹.(4) SPIE 医学成像,在 2010 年(85 篇)、2011 年(75 篇)、2012 年(95 篇).SPIE 医学成像是最大的会议之一,它只专注医学成像的进展.已调研期刊:(1) IEEE Transactions on Medical Imaging: 29 卷(21 篇,2010 年);30 卷(17 篇,2011 年);31 卷(23 篇,2012 年).医学成像杂志的影响因子是 3.5(2010 年),它是一种最著名的医学成像杂志.(2) Medical Image Analysis,14 卷(15 篇,2010 年);15 卷(15 篇,2011 年);16 卷(21 篇,2012 年).医学图像分析杂志的影响因子是 4.2(2011 年)是最著名的医学影像学杂志之一。

从图 13 和图 14 的论文调研统计情况可以看到,医学图像分割在不同期刊和会议发表的数量一直比较平稳,甚至部分期刊和会议论文数量有所增加,这也说明了图像分割在医学图像处理领域起着重要作用,一直被众多学者研究并提出不同类型的新方法,以解决临床上实际问题,同时由于医学图像复杂性,目前也没有很好的方法能够完全做到很好

的分割效果,因此这样不断推动新技术的出现。

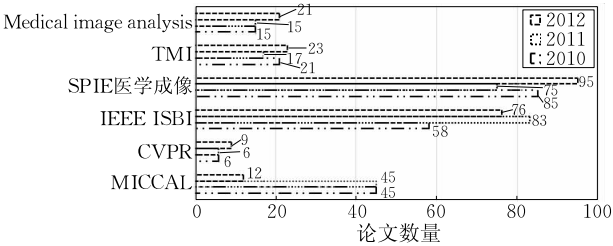


图 13 文献在不同年份的分布情况

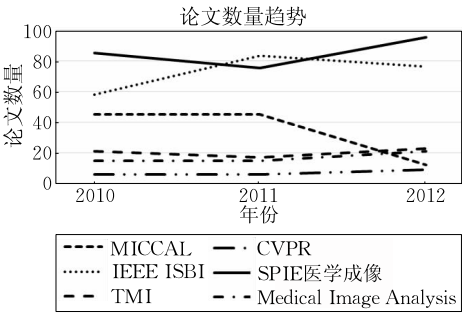


图 14 文献在不同期刊的分布情况

同时本文也对 707 篇文章按照上文所论述分类方法进行统计,根据论文描述方法进行分类,其分类结果表明:在每一个经典分类中,分割方法被分类为基于体素、基于区域、先验知识、基于配准和人工智能的方法.对上述期刊近 2010 年~2012 年 707 篇文献不同类别进行了分析,根据不同类别在不同年份和不同期刊发表数量练两个角度进行了分析,其分析结果见图 15 和图 16 所示。

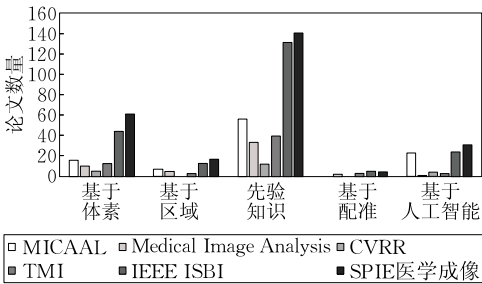


图 15 不同类别方法在不同期刊的发表情况

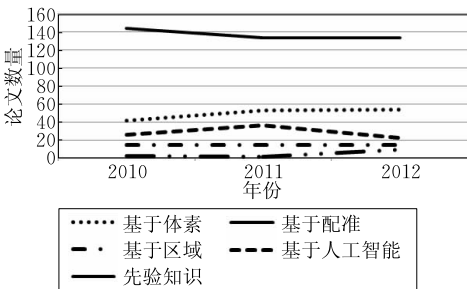


图 16 不同类别方法在不同年份发表的统计情况

从图 15 和图 16 统计分析可以看出,目前的大部分的分割方法利用了先验知识,其中基于形状先验知识占大多数,这也表明了目前基于先验知识的分割方法在医学图像分割上是热门研究方向,被众多学者青睐;纯粹的基于体素的方法只用于局部和全局先验分割等少数情况,而基于区域方法研究并不是很多,近几年不同期刊发表论文也不是很多.经典的分割后配准的方法利用了形状先验知识,这是由于许多配准方法依赖于图像特征点的检测,而这些图像又往往利用基于区域的方法进行分割,基于体素的方法只起次要作用.全局先验形状方法形成迄今为止最大的一类,其中基于体素图谱方法是最具影响力的方法.基于全局先验的方法近几年呈现上涨趋势,被越来越多学者研究.

5 放射肿瘤学中的应用

图像分割和图像配准已经大量应用于医学成像包括诊断、疾病进展的检测、治疗计划、模拟、导航和可视化.放射肿瘤临床应用中,基于全局先验的图像分割和对于放射治疗计划有特别高的意义.逆向计划设计需要靶器官(例如,肿瘤和在某些情况下的引流淋巴结)和风险器官的精确外形轮廓.手动轮廓是非常耗时的,尤其是在很多不同重要结构区域比如头部和颈部区域.基于区域或局部形状先验分割方法可以方便的用来划定肿瘤,而基于体素图谱的全局先验法可以用来对风险器官联合自动划分^[115].

为了把组织的密度并入到剂量的计算,CT 扫描图像适用于放射治疗计划.由于这种成像模态只有较低的软组织对比度,因此它不如 MRI 图像适合组织器官的轮廓提取.采用多模态图像获取目标的轮廓可以发挥不同模态的优势,但是需要准确的图像融合并通过图像的形变配准实现.如果需要对病人创建一个额外的放射治疗计划(这可能是由于解剖学上的变化),若从头开始做将会非常耗时,但可以在现有成像环境下,通过图像的形变配准来改变初始治疗计划——该过程可以被看作基于个性化图谱的全局先验方法.

放射治疗中患者体内靶区的勾画和治疗中实施图像引导,极大程度依赖图像分割和图像配准方法.患者治疗计划和实施射线照射前需要实施摆位和影像的配准.先进的技术比如自适应放射治疗可以采用图像分割和图像配准技术去跟踪由于呼吸运动和解剖结构变化而导致的患者的正在移动的靶区目标.

通过肿瘤和器官解剖学结构的四维状态空间描述,实现呼吸运动条件下的肿瘤实时放射治疗.而且需要在 CT/MR 等的成像和治疗(控制射束照射)过程中加入时间变量因素,来确保这一功能的实现,该过程又称作“四维放射治疗”(4D-RT)^[116-118].四维放疗需要利用四维 CT 扫描,截取患者在某一时段内不同时刻的序列图像,并按相位重建,得到该时段内肿瘤和重要器官的容积图像随时间变化的序列.首先用 CT 容积图像完成治疗前定位,然后在治疗中再利用肿瘤实时图像与该容积图像配准,便可以实时控制四维放疗的过程.

在图像输入治疗计划系统时,需进行图像预处理和目标轮廓的勾绘、去噪声、多维的时间序列图像的形态配准,实现从外部成像设备采集来的图像到治疗计划系统的转换和登记.对于研制先进的 4D 治疗计划系统,需实现不同模态图像的多维配准和融合,例如 CT 图像与 MRI 图像或者 PET 图像的配准与融合.预处理阶段的重要任务是根据图像上的参考标记点,对图像进行定位,确定患者图像坐标系与世界坐标系(治疗室坐标系)的相互转换关系.在图像输入治疗计划系统之后,下一个重要的任务就是根据图像勾画出患者体表轮廓、靶区轮廓、重要组织和器官轮廓、某些解剖结构的轮廓等.轮廓线的勾画方式可以是手动交互方式、半自动方式,也可以是全自动方式,轮廓线在治疗计划系统中具有非常重要的作用,主要体现在:(1)根据轮廓线可以重构患者体表、靶区、重要组织和器官等的三维表面,直观地三维显示和描述这些解剖结构的相互空间位置关系,以及生成的 frequent maps 和实际照射野、治疗机的相互关系,这是设定照射参数的重要依据;(2)根据轮廓线计算靶区,重要组织和器官等的体积,该体积对于最后计算剂量体积直方图,评估剂量分布是必需的;(3)四维放射治疗(4D-RT)计划系统^[116-118]可以将勾画好的轮廓线按照层序和时间顺序叠放,并用三角面片连接形成一系列三维表面时间序列.因此,四维放射治疗和计划系统具有较大的计算量和复杂性.

为了有效呼吸运动的难题,现有的方案流程是采用呼吸状态相关性判别技术^[118]解决标记物/肿瘤运动相关性问题:将参考标记物的运动变化和肿瘤 CT、DRR 图像容积序列的变化作为先验数据关联分析的实时放射治疗技术.采用基于标志物的肿瘤快速匹配和图像配准技术;提出了跟踪的过程控制和治疗安全机制.四维放疗计划控制流程如图 17

所示,采用术中肿瘤状态信息与术前 4DCT 快速配准,实施治疗的传输和控制. Keall 等人^[117]和 Alasti 等人^[119]分别给出了四维放射治疗的主要阶段的内容,包括:4D-CT 成像、4D 治疗计划和 4D 治疗传输 3 个阶段. 通过分析呼吸运动对各阶段的效果和影响,Alasti 等人^[119]论证了基于 4D-CT 的四维放疗技术的可行性,并针对患者的肋骨、肺、膈肌等部位,提出在呼吸条件下靶区扩充边界精确性问题的解决方案.

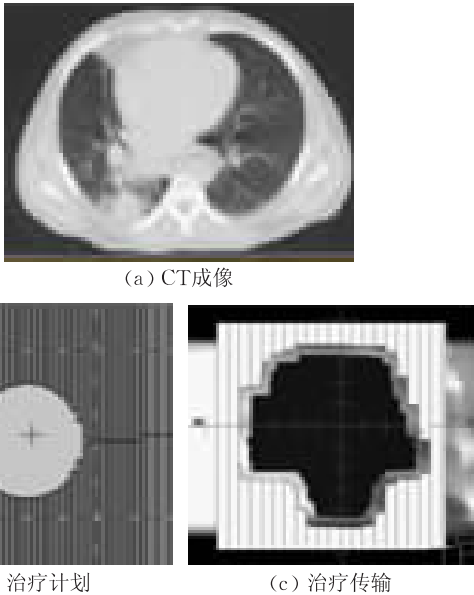


图 17 四维放疗解剖学结构随时间变化的过程

Zhou 等人^[118]通过比较四维放疗计划的一般性过程总结了其基本步骤和流程,如图 18 所示,其首要步骤是从每一套 4D-CT 图像中勾绘感兴趣区(ROD)的轮廓. 传统放疗计划中采用的手工勾绘方式将会被逐相位自动轮廓勾绘技术取代^[120],Lu 等人^[121]依据形变配准和表面重构技术探索出一种自动轮廓勾绘技术,然而 Lu 等人的方法在临床计划的使用中难以实现高效的运用,原因在于手工勾绘目标的效率非常低.

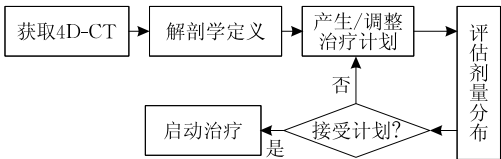


图 18 4D-CT 步骤

6 总 结

现有的医学图像分析方法和新的研究内容具有

内容广博、应用对象复杂、针对性强的特点. 由于医学图像的本身复杂性,不同模态图像成像原理不同,所得到图像都不一致,目前没有一种对所有模态医学图像都适用的全自动分割方法以满足临床需求. 对于 CT 和 MR 图像的分割主要涉及噪声、灰度的非均衡性、像素不确定性问题. 基于像素的分割方法虽然分割效率很高,但是缺乏形状信息,对应对比度比较强烈比较实用,通过统计学信息然后结合几何结构,可以提高分割精度;基于区域的方法加入了邻域关系,在大部分情形下邻近体素是相关的,使得基于区域的方法比基于体素方法更具有鲁棒性. 但是基于区域的分割方法也有局限性,基于区域方法同样没有加入复杂的形状知识,有时会出现欠分割和过分割效果,该类方法通常适合于分割形状变化较大的目标. 而局部先验形状方法由于并入了局部形状知识,相比于基于体素和基于区域的方法来说,能够处理低对比度边界的目标,但是依然可能陷入局部极小化,另一个缺点是其参数设置针对了整个目标轮廓的全局特性,这意味着形变模型不能够完全适应轮廓的某些局部区域,从而向邻近结构的泄漏. 全局先验形状方法是增强分割方法,其基本原理是将目标看作参考形状中的一种或一组,该方法分割出复杂目标甚至低对比度图像中的复杂目标,图像术语驱动轮廓发生变形,形状术语通过优化策略保持轮廓的形状适合于参考形状. 目前常用的全局先验形状方法是基于几何模型的分割方法和基于体素图谱的分割方法两类,目前该类方法在 CT/MR 等医学影像中得到了广泛应用,从第 4 节统计分类发表论文数量情况可以清晰看到. 同时为了更好地适应不同对象的分割,最近两年不断出现了基于配准的分割算法,该方法所引入的全局形状知识利用了全局上下文环境,一个或多个结构的形状信息,从而可以更好得到复杂目标分割结果. 人工智能方法由于其智能学习的特性,对目标进行自动分类,也受到广大学者的研究,其发表论文数量也一直保持在中等水平.

通过对前文提到的各类分割方法进行分析,由于先验形状方法不仅融入了几何结构信息,同时很容易与其他方法相结合实现理想的分割,具有高准确性、低噪声敏感性和友好交互性,在过去十几年得到了快速发展,很多学者提出了基于形状先验知识的分割方法,因此,基于配准的先验形状分割方法是未来发展趋势和研究重点,该分割方法是基于两个端点间的连续系统:基于纯图像方法和较强依赖

形变的方法,利用先验形状知识,可以得出关于分割算法的如下结论.越少的形状知识被使用在分割过程中,则更普通的分割算法可以使用,然而需要被分割目标具有较强的对比度;与此相反,越多的形状知识加入到分割过程,则可以承受较小的图像对比度,此时需要更复杂和特殊的算法保证精确的分割结果.

在本文所描述的分类系统环境下,分割算法和配准算法之间存在密切的联系,如果在分割方法中对特定目标加入了全局先验形状知识,则该方法同样适于图像中的目标配准.因此,需要重视利用全局先验知识来解决这个模棱两可的问题,同时该方法也是未来研究趋势和热点.

参 考 文 献

- [1] Withey D J, Koles Z J. Three generations of medical image segmentation: Methods and available software. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 2007, 9: 67-68
- [2] Carlos Alexandre Barros de Mello. *Biomedical Engineering*. Croatia: InTech, 2009
- [3] Zuva T, Olugbara O O, Ojo S O, et al. Image segmentation, available techniques, developments and open issues. *Canadian Journal on Image Processing and Computer Vision*, 2011, 2(3): 20-29
- [4] Yoo T. *Insight into Images: Principles and Practice for Segmentation, Registration and Image Analysis*. Wellesley, Mass: A K Peters, 2004
- [5] Zitova B. Image registration methods: A survey. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000
- [6] Neeraj S, Lalit M A. Automated medical image segmentation techniques. *Journal of Medical Physics*, 2010, 35(1): 3-14
- [7] Popilock R, Sandrasagaren K, Harris L, et al. CT artifact recognition for the nuclear technologist. *Journal of Nuclear Medical Technology*, 2008, 36(2): 79-81
- [8] Pham D L, Xu C, Prince J L. Current methods in medical image segmentation. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 2000, 2: 315-337
- [9] Eidheim O C, Aurdal L, Omholt-Jensen T, et al. Segmentation of liver vessels as seen in MR and CT images//*Proceedings of the 18th International Congress and Exhibition on Computer Assisted Radiology and Surgery (CARS 2004)*. Chicago, US, 2004: 201-206
- [10] Bert A, Dmitriev I, Agliozzo S, et al. An automatic method for colon segmentation in CT colonography. *Computerized Medical Imaging Graphics*, 2009, 33(4): 325-331
- [11] Klinder T, Ostermann J, Ehm M, et al. Automated model-based vertebra detection, identification, and segmentation in CT images. *Medical Image Analysis*, 2009, 13(3): 471-482
- [12] Sharma N, Ray A K, Sharma S, et al. Segmentation of medical images using simulated annealing based fuzzy C Means algorithm. *International Journal of Biomedical Engineering Technology*, 2009, 2(3): 260-278
- [13] Tabakov M. A fuzzy segmentation method for computed tomography images. *International Journal of Intelligence Information Database System and Technology Application*, 2007, 1(1): 79-89
- [14] Kumar C V, Damyanti G, Pant R, et al. Segmentation and grading of brain tumor an apparent diffusion coefficient image using self organizing maps. *Computerized Medical Imaging Graphics*, 2007, 31(7): 473-484
- [15] Chaplot S, Patnaik L M, Jagannathan N. Classification of magnetic resonance brain images using wavelets as input to support vector machine and neural network. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2006, 1(1): 86-92
- [16] Song T, Gasparovic C, Andreasen N. A hybrid tissue segmentation approach for brain MR images. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2006, 44(3): 242-249
- [17] Liao L, Lin T, Li B. MRI brain image segmentation and bias field correction based on fast spatially constrained kernel clustering approach. *Pattern Recognition Letter*, 2008, 29(10): 1580-1588
- [18] Kuoa Wen-Feng, Linc Chi-Yuan, Suna Yung-Nien. Brain MR images segmentation using statistical ratio: Mapping between watershed and competitive Hopfield clustering network algorithms. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2008, 91(3): 191-198
- [19] Cuadra M B, Craene M D, Duay V. Dense deformation field estimation for atlas-based segmentation of pathological MR brain images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2006, 84(2-3): 67-75
- [20] Sled J G, Pike G B. Standing-wave and RF penetration artifacts caused by elliptic geometry: An electrodynamic analysis of MRI. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 1998, 17(4): 653-662
- [21] Garcia-Sebastian M, Hernandez C, Anjou A. Robustness of an adaptive MRI segmentation algorithm parametric intensity inhomogeneity modeling. *Neurocomputing*, 2009, 72(10-12): 2146-2152
- [22] Chen Y, Zhang J, Macione J. An improved level set method for brain MR image segmentation and bias correction. *Computerized Medical Imaging Graphics*, 2009, 33(7): 510-519
- [23] Vovk U, Pernus F, Likar B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 2007, 26(3): 405-421
- [24] Cuadra M B, Cammoun L, Butz T. Comparison and validation of tissue modelization and statistical classification methods in T1-weighted MR brain images. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 2005, 24(12): 1548-1565

- [25] Zaidi H, Ruest T, Schoenahl F, et al. Comparative assessment of statistical brain MR image segmentation algorithms and their impact on partial volume correction in PET. *Neuro-image*, 2006, 32(4): 1591-1607
- [26] Zaidi H, Ruest T, Schoenahl F, et al. Comparative assessment of statistical brain MR image segmentation algorithms and their impact on partial volume correction in PET. *Neuro-image*, 2006, 32(4): 1591-1607
- [27] Ma Z, Tavares J M, Jorge R N, Mascarenhas T. A review of algorithms for medical image segmentation and their applications to the female pelvic cavity. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 2010, 13(2): 235-246
- [28] Luo Qing, Qin Wen-Jian, Gu Jia, Ji Ying. Progress of the segmentation methods of magnetic resonance image and its application. *International Journal of Biomedical Engineering*, 2013, 36(3): 165-171(in Chinese)
(罗清, 秦文健, 辜嘉, 季英. 核磁共振图像分割算法及应用进展. *国际生物医学工程杂志*, 2013, 36(3): 165-171)
- [29] Liu Song-Tao, Yin Fu-Liang. The basic principle and its new advances of image segmentation methods based on graph cuts. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(6): 911-922 (in Chinese)
(刘松涛, 殷福亮. 基于图割的图像分割方法及其新进展. *自动化学报*, 2012, 38(6): 911-922)
- [30] Pham D L, Xu C, Prince J L. A survey of current methods in medical image segmentation. *Annual Review of Biomedical Engineering*, 2000, 2: 315-338
- [31] Erdt M, Steger S, Sakas G. Regmentation: A new view of image segmentation and registration. *Journal of Radiation Oncology Information*, 2012, 4(1): 1-23
- [32] Lai C C. A novel image segmentation approach based on particle swarm optimization. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 2006, E89A: 324-327
- [33] Lan Hong. Interactive medical image segmentation algorithm optimized by multi-thresholds. *Computer Science*, 2013, 40(9): 296-299(in Chinese)
(兰红. 多阈值优化的交互式医学图像分割方法. *计算机科学*, 2013, 40(9): 296-299)
- [34] Frank R J, Grabowski T J, Damasio H. Voxelwise percentage tissue segmentation of human brain Magnetic resonance images// *Proceedings of the 25th Annual Meeting, Society for Neuroscience, Society for Neuroscience*. Washington, DC, USA, 1995: 694
- [35] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1979, 9(1): 62-66
- [36] Liao S P, Sheng Chen T, Choo Chung P. A fast algorithm for multilevel thresholding. *Journal of Information Science and Engineering*, 2001, 17(5): 713-727
- [37] Sharma N, Ray A K, Sharma S, et al. Segmentation and classification of medical images using texture-primitive features: Application of BAM-type artificial neural network. *Journal of Medical Physics/Association of Medical Physicists of India*, 2008, 33(3): 119-126
- [38] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. *Image processing, analysis and machine vision*. Singapore: Thomson Learning, 1999
- [39] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE*, 1979, 67(5): 786-804
- [40] Julesz B T. The element of texture perception and their interactions. *Nature*, 1981, 290(5802): 91-97
- [41] Argenti F, Alparone L, Benelli G. Fast algorithm for texture analysis using co-occurrence matrices. *IEE Proc Part F: Radar Signal Processing*, 1990, 137: 443-448
- [42] Haralick R M, Shanmugan K, Dinstein I. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610-621
- [43] Chu C C, Aggarwal J K. The integration of image segmentation maps using region and edge information. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(12): 1241-1252
- [44] Chaudhuri B B, Sarkar N. Texture segmentation using fractal dimension. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(1): 72-77
- [45] Lu S Y, Fu K S. A syntactic approach to texture analysis. *Computer Graphics and Image Processing*, 1978, 7(3): 303-330
- [46] Duda R O, Hart P E. *Pattern Classification*. 2nd Edition. Book Published in Singapore: Wiley-Interscience, 2001: 350-393
- [47] Tesar L, Shimizu A, Smutek D, et al. Medical image analysis of 3D CT images based on extension of haralick texture features. *Computerized Medical Imaging Graphics*, 2008, 32(6): 513-520
- [48] Prasad M, Brown MS, Abtin F, et al. Comparison of scleroderma detection techniques in CT images using supervised and unsupervised methods. *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 2008, 1(4): 453-464
- [49] Wilson D L, Noble J A. An adaptive segmentation algorithm for Time-of-Flight MRA data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, 18(10): 938-945
- [50] Hassouna M S, Farag A A, Hushek S, et al. Cerebrovascular segmentation from TOF using Stochastic models. *Medical Image Analysis*, 2006, 10(1): 2-18
- [51] El-Baz A, Gimel'farb G L, Kumar V, et al. 3D joint Markov-Gibbs model for segmentation the blood vessels from MRA// *Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*. Boston, USA, 2009: 1366-1369
- [52] Chung A C S, Noble J A. Statistical 3D vessel segmentation using a Rician distribution//*Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Cambridge, UK, 1999: 82-89

- [53] Yang Jun, Zheng Qu-Bo, Wu Gui-Liang, et al. Cerebrovascular segmentation from magnetic resonance angiography based on Metropolis-SA algorithm, *Biomedical Engineering and Clinical Medicine*, 2013, 17(2): 113-118(in Chinese)
(杨俊, 郑曲波, 吴桂良等. 基于 Metropolis-SA 算法的脑部磁共振血管造影图像分割. *生物医学工程与临床*, 2013, 17(2): 113-118)
- [54] Chung A C S, Noble J A, Summers P. Vascular segmentation of phase contrast magnetic resonance angiograms based on statistical mixture modeling and local phase coherence. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 23(12): 1490-1507
- [55] Hao Ju-Tao. Research on Statistical Classification of Vascular Segmentation [Ph. D. dissertation]. Shanghai Jiaotong University. School of Electronic, Information and Electrical Engineering, Shanghai, 2007(in Chinese)
(郝聚涛. 血管造影图像统计分割研究[博士学位论文]. 上海交通大学, 上海, 2007)
- [56] Zhou S J, Chen W F, Jia F C, et al. Segmentation of brain magnetic resonance angiography images based on MAP-MRF with multi-pattern neighborhood system and approximation of regularization coefficient. *Medical Image Analysis*, 2013, 17(8): 1220-1235
- [57] Wang H, Suh J W, Das S, et al. Hippocampus segmentation using a stable maximum likelihood classifier ensemble algorithm. *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*. Rotterdam, Holland, 2011: 2036-2040
- [58] Jurrus E, Paiva A R C, Watanabe S, et al. Detection of neuron membranes in electron microscopy images using a serial neural network architecture. *Medical Image Analysis*, 2010, 14(6): 770-783
- [59] Grau V, Mewes A U J, Alcaniz M, et al. Improved watershed transform for medical image segmentation using prior information. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2004, 23(4): 447-458
- [60] Lv Xiao-Qi, Fan Yun-Zhou, Gu Yu, Liu Jing. A study of medical image segmentation based on human interactive region merges of watershed. *Chinese Journal of Medical Imaging*, 2010, 18(6): 516-520(in Chinese)
(吕晓琪, 范运洲, 谷宇, 刘静. 基于人工交互分水岭区域合并的医学图像分割研究. *中国医学影像学杂志*, 2010, 18(6): 516-520)
- [61] Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(6): 679-698
- [62] Sharma N, Ray A K. Computer aided segmentation of medical images based on hybridized approach of edge and region based techniques//*Proceedings of the International Conference on Mathematical Biology*. Mathematical Biology recent trends by ANAMAYA Publishers, 2006: 150-155
- [63] Liu Zhou-Feng, Xu Qing-Wei, Li Chun-Lei. Research on image segmentation based on wavelet transform. *Computer Applications and Software*, 2009, 26(4): 62-64(in Chinese)
(刘洲峰, 徐庆伟, 李春雷. 基于小波变换的图像分割研究. *计算机应用与软件*, 2009, 26(4): 62-64)
- [64] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, 1998, 1496: 130-137
- [65] Manniesing R, Viergever M A, Niessen W J. Vessel enhancing diffusion: A scale space representation of vessel structures. *Medical Image Analysis*, 2006, 10(6): 815-825
- [66] Kaftan J N, Kiraly A P, Erdt M, et al. Fuzzy pulmonary vessel segmentation using optimized vessel enhancement filtering//*Proceedings of the 1st International Workshop on Pulmonary Image Analysis*. 2008: 233-242
- [67] Koehler H, Couprie M, Bouattour S, et al. Extraction and analysis of coronary tree from single X-ray angiographies. *SPIE Medical Imaging: Visualization, Image-Guided Procedures, and Display*, 2004: 810-819
- [68] Erdt M, Raspe M, Suehling M. Automatic hepatic vessel segmentation using graphics hardware//*Proceedings of the 4th International Workshop on Medical Imaging and Augmented Reality*. Tokyo, Japan, 2008: 403-412
- [69] Quellec G, Russell S. Optimal filter framework for automated, instantaneous detection of lesions in retinal images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(2): 523-533
- [70] Messay T, Hardie R C, Rogers S K. A new computationally efficient CAD system for pulmonary nodule detection in CT imagery. *Medical Image Analysis*, 2010, 14(3): 390-406
- [71] Xu X, Niemeijer M, Song Q, et al. Vessel boundary delineation on fundus images using graph-based approach. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(6): 1184-1191
- [72] Samaille T, Colliot O, Dormont D. Automatic segmentation of age-related white matter changes on flair images: Method and multicentre validation//*Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*. Rotterdam, Holland, 2011: 2014-2017
- [73] Terzopoulos D, Fleischer K. Deformable models. *The Visual Computer*, 1988, 4(6): 306-331
- [74] Wu Yu-Wei, Liang Jia, Wang Yuan-Quan. Wide, a generalized gradient vector flow cardiac MR image segmentation based on Snake model. *Journal of Image and Graphics*, 2010, 15(4): 598-606(in Chinese)
(武玉伟, 梁佳, 王元全. 一种基于广义梯度矢量流 Snake 模型的 cardiac MR 图像分割方法. *中国图象图形学报*, 2010, 15(4): 598-606)
- [75] Muralidhar G, Bovik A, Giese J, et al. Snakules: A model-based active contour algorithm for the annotation of spicules on mammography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(10): 1768-1780
- [76] Wang Bin, Li Jie, Gao Xin-Bo. A image segmentation method based on priori level set with the edge of the area information. *Chinese Journal of Computers*, 2012, 35(5): 1067-1072(in Chinese)
(王斌, 李洁, 高新波. 一种基于边缘与区域信息的先验水平集图像分割方法. *计算机学报*, 2012, 35(5): 1067-1072)

- [77] Wang Y, Narayanaswamy A, Roysam B. Novel 4-D open-curve active contour and curve completion approach for automated tree structure extraction//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado, USA, 2011: 1105-1112
- [78] Sørensen T, Østergaard N K, Christoffersen C, et al. Active contours in optical flow fields for image sequence segmentation //Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro. Rotterdam, Holland, 2010: 916-919
- [79] Greig D, Porteous B, Seheult A. Exact maximum a posteriori estimation for binary images. Royal Journal on Statistical Society, 1989, 51(2): 271-279
- [80] Freiman M, Kronman A, Esses S J, et al. Non-parametric iterative model constraint graph min-cut for automatic kidney segmentation//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Beijing, China, 2010: 73-80
- [81] Egger J, Bauer M, Kuhnt D, et al. Nuggetcut: A segmentation scheme for spherically- and elliptically-shaped 3D objects. Pattern Recognition, 2010, 6376: 373-382
- [82] Schneider R, Perrin D, Vasilyev N, et al. Mitral annulus segmentation from 3D ultrasound using graph cuts. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(9): 1676-1687
- [83] Ababneh S Y, Prescott J W, Gurcan M N. Automatic graph-cut based segmentation of bones from knee magnetic resonance images for osteoarthritis research. Medical Image Analysis, 2011, 15(4): 438-448
- [84] Karimaghloo Z, Shah M, Francis S, et al. Detection of gad-enhancing lesions in multiple sclerosis using conditional random fields//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Beijing, China, 2010: 41-48
- [85] Xu J, Monaco J, Madabhushi A. Markov random field driven region-based active contour model (MaRACel): Application to medical image segmentation//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention: Part III. Beijing, China, 2010: 197-204
- [86] Barbu A, Suehling M, Xu X, et al. Automatic detection and segmentation of axillary lymph nodes//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Beijing, China, 2010: 28-36
- [87] Firjani A, Elnakib A, Khalifa F, et al. A new 3D automatic segmentation framework for accurate segmentation of prostate from DCE-MRI//Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Rotterdam, Holland, 2011: 1476-1479
- [88] Badakhshannoory H, Saeedi P. A odel-based validation scheme for organ segmentation in CT scan volumes. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(9): 2681-2693
- [89] Wang P, Liao W S, Chen T, et al. Graph based interactive detection of curve structures in 2D fluoroscopy//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Beijing, China, 2010: 269-277
- [90] Dzyubachyk O, Van Cappellen W, Essers J, et al. Advanced level-set-based cell tracking in time-lapse fluorescence microscopy. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(3): 852-867
- [91] Graham M, Gibbs J, Cornish D, et al. Robust 3-D airway tree segmentation for image-guided peripheral bronchoscopy. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(4): 982-997
- [92] Mohan V, Sundaramoorthi G, Tannenbaum A. Tubular surface segmentation for extracting anatomical structures from medical imagery. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2010, 29(12): 1945-1958
- [93] Song Q, Liu Y, Liu Y, et al. Graph search with appearance and shape information for 3-D prostate and bladder segmentation. Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, 2010: 172-180
- [94] Li Chun-Li, Zhang Jiu-Lou, Feng Qian-Jin. Liver CT image segmentation using statistical shape model based on statistical and specific information. Journal of Southern Medical University, 2012, 32(1): 23-27(in Chinese)
(李春丽, 张久楼, 冯前进. 基于统计信息及个体信息的统计形状模型的肝脏分割. 南方医科大学学报, 2012, 32(1): 23-27)
- [95] Aslan M S, Farag A A, Arnold B, et al. Segmentation of vertebrae using level sets with expectation maximization algorithm//Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Rotterdam, Holland, 2011: 2010-2013
- [96] Chi J W, Brady M, Moore N, et al. Segmentation of the bladder wall using coupled level set methods//Proceedings of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Rotterdam, Holland, 2011: 1653-1656
- [97] Shen T, Li H, Huang X. Active volume models for medical image segmentation. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2011, 30(3): 774-791
- [98] Wang L, Kohnen M, Friman O, et al. Fast automated segmentation of femoral heads in fluoroscopic X-ray images//Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Rotterdam, Holland, 2011: 984-988
- [99] Cootes T F, Hill A, Taylor C J, et al. The use of active shape models for locating structures in medical images//Proceedings of the 13th International Conference, Information Processing in Medical Imaging. Arizona, USA, 1993: 33-47
- [100] Cootes T, Taylor C, Cooper D, et al. Active shape models—Their training and application. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38-59
- [101] Heimann T, Meinzer H P, Wolf I. A statistical deformable model for the segmentation of liver ct volumes. Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention Workshop on 3D Segmentation in the Clinic: A Grand Challenge. Brisbane, Australia, 2007: 161-166
- [102] Zhen Y, Barbu A, Georgescu B, et al. Fast automatic heart

- chamber segmentation from 3D CT data using marginal space learning and steerable features//Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 1-8
- [103] Ecabert O, Peters J, Schramm H, et al. Automatic model-based segmentation of the heart in ct images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2008, 27(9):1189-1201
- [104] Costa J, Delingette H, Novellas S, et al. Automatic segmentation of bladder and prostate using coupled 3D deformable models//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Brisbane, Australia, 2007: 252-260
- [105] Commowick O, Malandain G. Evaluation of atlas construction strategies in the context of radiotherapy planning//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention Workshop on From Statistical Atlases to Personalized Models. Copenhagen, Denmark, 2006
- [106] Commowick O, Grégoire V, Malandain G. Atlas-based delineation of lymph node levels in head and neck computed tomography images. *Radiotherapy Oncology*, 2008, 87(2): 281-289
- [107] Blezek D, Miller J. Atlas stratification. *Medical Image Analysis*, 2007, 11(5): 443-457
- [108] Commowick O, Malandain G. Efficient selection of the most similar image in a database for critical structures segmentation //Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. Brisbane, Australia, 2007: 203-210
- [109] Aljabar P, Heckemann R, Hammers A, et al. Multi-atlas based segmentation of brain images: Atlas selection and its effect on accuracy. *NeuroImage*, 2009, 46(3): 726-738
- [110] Sims R, Isambert A, Grégoire V, et al. A pre-clinical assessment of an atlas-based automatic segmentation tool for the head and neck. *Radiotherapy Oncology*. 2009, 93(3): 474-478
- [111] Li Shuan-Qiang, Feng Qian-Jin, Chen Wu-Fan, Lin Ya-Zhong. A graph cuts-based interactive method for segmentation of magnetic resonance images of meningioma. *Journal of Southern Medical University*, 2011, 31(7): 1164-1168 (in Chinese)
(李拴强, 冯前进, 陈武凡, 林亚忠. 一种基于图割的交互式脑膜瘤核磁共振图像分割方法. *南方医科大学学报*, 2011, 31(7): 1164-1168)
- [112] Wang Li-Ming. Research on Medical Image Segmentation Based on Fuzzy C-Means Algorithm [M. S. dissertation]. Xi'an University of Electronic Science and Technology, Xi'an, 2012(in Chinese)
(王黎明. 基于模糊 C 均值算法的医学图像分割研究[硕士学位论文]. 西安电子科技大学, 西安, 2012)
- [113] Jain A K, Duin R P, Mao J. Statistical pattern recognition: A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(1): 4-37
- [114] Bandyopadhyay S. Simulated annealing using a reversible jump Markov Chain Monte Carlo algorithm for fuzzy clustering. *IEEE Transactions on Knowledge Data Engineering*, 2005, 17(4): 479-490
- [115] Ramus L, Malandain G. Multi-atlas based segmentation: Application to the head and neck region for radiotherapy planning//Proceedings of the Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention, Workshop: Medical Image Analysis for the Clinic - A Grand Challenge. Beijing, China, 2010: 281-288
- [116] Endo M, Mori S, Kandatsu S, et al. Development of real 4D CT with real-time reconstruction and display//Proceedings of the IEEE Nuclear Science Symposium. Fajardo, 2005: 2603-2606
- [117] Keall P J, Vedam S S, George R, et al. Respiratory regularity gated 4D CT acquisition: Concepts and proof of principle. *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine*, 2007, 30(3): 211-220
- [118] Zhou S J, Zhang Z B, Zhang J, et al. Image-guided radiotherapy toward mobile tumor. *Current Medical Imaging Reviews*, 2011, 7(2): 157-166
- [119] Alasti H, Cho Y B, Vandermeer A D, et al. A novel four-dimensional radiotherapy method for lung cancer: Imaging, treatment planning and delivery. *Physics in Medicine and Biology*, 2006, 51(12): 3251-3267
- [120] Zhou Shou-Jun, Xiao Shi-Qun, Cui Zhi, et al. Technologies of real-time tumor-tracking during dynamic radiotherapy. *Chinese Journal of Biomedical Engineering*, 2008, 27(5): 773-782(in Chinese)
(周寿军, 肖世群, 崔智等. 动态放射治疗中的肿瘤实时跟踪技术. *中国生物医学工程学报*, 2008, 27(5): 773-782)
- [121] Lu W, Olivera G H, Chen Q, et al. Automatic re-contouring in 4D radiotherapy. *Physics in Medicine and Biology*, 2006, 51(2): 1077-1099



JIANG Gui-Ping, born in 1971, Ph. D., professor. His research interests include visualization and augmented reality.

QIN Wen-Jian, born in 1987, M. S., engineer. His research interests include medical imaging analysis and computer vision.

ZHOU Shou-Jun, born 1971, Ph. D., professor. His research interests include medical image processing and virtualsurgery.

WANG Chang-Miao, born in 1988, Ph. D. candidate. His research interests include medical image processing and pattern recognition.

Background

Computer-aided segmentation is a key step finding application in computer aided diagnosis, clinical studies, and treatment planning. In recent years a wide variety of approaches have been proposed to segment CT and MR images having their own merits and limitations. The present review provides the basics of segmentation approaches and their respective features. It is desired from medical image segmentation and classification algorithms that they must have the following features; (1) accuracy and reliability, (2) suitability and performance, (3) repeatability, (4) least dependency on the operator, (5) applicability, and (6) computational cost.

Their performance can be improved by integrating them with artificial intelligence techniques. Techniques based on textural features utilizing atlas or look-up-table have excellent results on medical image segmentation. However, they need expert knowledge in building the atlas. The limitation of atlas based technique is that under certain circumstances it becomes difficult to correctly select and label data; it has difficulties in segmenting complex structure with variable shape, size, and properties.

In this paper, the shape knowledge driven taxonomy for segmentation algorithm is analyzed. The taxonomy is based on a continuum between two extremes; purely image based methods and strong shape dependent methods. Using this

shape driven taxonomy, the following conclusions on segmentation algorithms can be drawn. First, the less shape knowledge is incorporated in the segmentation process, the more general a certain segmentation algorithm can be used. However, the objects to be segmented must exhibit a strong image contrast. Contrary to it, the more shape knowledge is incorporated the lesser image contrast is required but also the more specialized a segmentation algorithm becomes.

This article gave state of the art survey of medical image segmentation in associate with the research of the key problems as well as current clinical application. We aimed to lay the foundations for our project “image-guidedbio-simulation radiotherapy machinery” and “image-guided radiation therapy of dynamic tumor”, both of them were founded by the Program for Development of Talent Team Resources in Guangdong Province (No.2011S013). This paper also supported in part by grants from National Natural Science Foundation of China (Nos. 61472411, 61179020, 61471349, 61401451), the National High Technology Research and Development Program (863 Program) of China (No. 2015AA043203), Shenzhen Foundation Research (JCYJ20130401170306812, JCYJ20140417113430665) and the National Natural Science Foundation of China-Guangdong Joint Fund Project (U1201257).