图像分割技术综述

绪论

图像分割是计算机视觉研究中的一个经典难题,已经成为图像理解领域关注的一个热点,图像分割是图像分析的第一步,是计算机视觉的基础,是图像理解的重要组成部分,同时也是图像处理中最困难的问题之一。所谓图像分割是指根据灰度、彩色、空间纹理、几何形状等特征把图像划分成若干个互不相交的区域,使得这些特征在同一区域内表现出一致性或相似性,而在不同区域间表现出明显的不同。简单的说就是在一副图像中,把目标从背景中分离出来。对于灰度图像来说,区域内部的像素一般具有灰度相似性,而在区域的边界上一般具有灰度不连续性。关于图像分割技术,由于问题本身的重要性和困难性,从20世纪70年代起图像分割问题就吸引了很多研究人员为之付出了巨大的努力。虽然到目前为止,还不存在一个通用的完美的图像分割的方法,但是对于图像分割的一般性规律则基本上已经达成的共识,已经产生了相当多的研究成果和方法。

传统分割方法

1. 基于阈值的分割方法

阈值法特别适用于目标和背景占据不同灰度级范围的图。



图 4. 原始图像

9247332

图 5. 阈值低,对亮区效果好,则暗区差

99473325

图 6. 阈值高,对暗区效果好,则亮区差

2. 基于区域的图像分割方法

基于区域提取方法有两种基本形式:一种是区域生长,从单个像素出发,逐步合并以形成所需要的分割区域;另一种是从全局出发,逐步切割至所需的分割区域。

。 区域生长

区域生长是从一组代表不同生长区域的种子像素开始,接下来将种子像素邻域里符合条件的像素合并到种子像素所代表的生长区域中,并将新添加的像素作为新的种子像素继续合并过程,直到找不到符合条件的新像素为止,该方法的关键是选择合适的初始种子像素以及合理的生长准则。

。 区域分裂合并

区域生长是从某个或者某些像素点出发,最终得到整个区域,进而实现目标的提取。而分裂合并可以说是区域生长的逆过程,从整幅图像出发,不断的分裂得到各个子区域,然后再把前景区域合并,得到需要分割的前景目标,进而实现目标的提取。

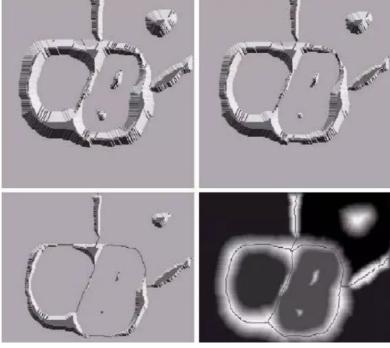
。 分水岭算法

分水岭分割方法,是一种基于拓扑理论的数学形态学的分割方法,其基本思想是把图像看作是测地学上的拓扑地貌,图像中每一点像素的灰度值表示该点的海拔高度,每一个局部极小值及其影响区域称为集水盆,而集水盆的边界则形成分水岭。分水岭的概念和形成可以通过模拟浸入过程来说明。在每一个局部极小值表面,刺穿一个小孔,然后把整个模型慢慢浸入水中,随着浸入的加深,每一个局部

分水岭对微弱边缘具有良好的响应,图像中的噪声、物体表面细微的灰度变化都有可能产生过度分割的现象,但是这也同时能够保证得到封闭连续边缘。同时,分水岭算法得到的封闭的集水盆也为分析图像的区域特征提供了可能。

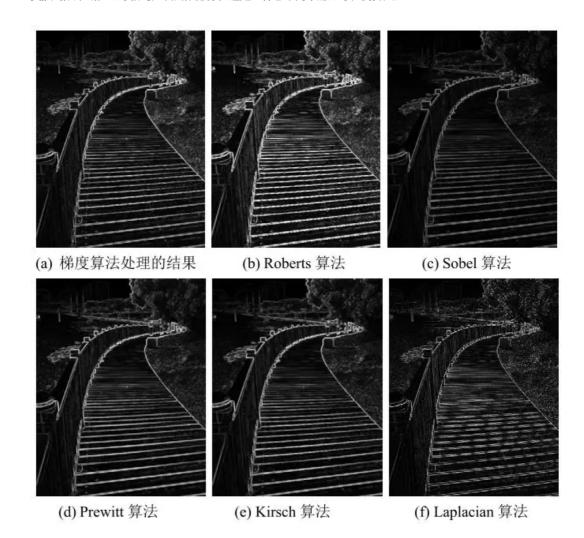
e f g h

FIGURE 10.44
(Continued)
(e) Result of
further flooding.
(f) Beginning of
merging of water
from two
catchment basins
(a short dam was
built between
them). (g) Longer
dams. (h) Final
watershed
(segmentation)
lines. (Courtesy of
Dr. S. Beucher,
CMM/Ecole des
Mines de Paris.)



3. 基于边缘检测的分割方法

基于边缘检测的图像分割算法试图通过检测包含不同区域的边缘来解决分割问题。它可以说是人们最先想到也是研究最多的方法之一。通常不同区域的边界上像素的灰度值变化比较剧烈,如果将图片从空间域通过傅里叶变换到频率域,边缘就对应着高频部分,这是一种非常简单的边缘检测算法。



结合特定工具的图像分割算法

1. 基于小波分析和小波变换的图像分割方法

二进小波变换具有检测二元函数的局部突变能力,因此可作为图像边缘检测工具。图像的边缘出现在图像局部 灰度不连续处,对应于二进小波变换的模极大值点。通过检测小波变换模极大值点可以确定图像的边缘小波变 换位于各个尺度上,而每个尺度上的小波变换都能提供一定的边缘信息,因此可进行多尺度边缘检测来得到比较理想的图像边缘。





上图左图是传统的阈值分割方法,右边的图像就是利用小波变换的图像分割。可以看出右图分割得到的边缘更加准确和清晰

2. 基于遗传算法的图像分割

遗传算法(Genetic Algorithms,简称GA)是1973年由美国教授Holland提出的,是一种借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索算法。是仿生学在数学领域的应用。其基本思想是,模拟由一些基因串控制的生物群体的进化过程,把该过程的原理应用到搜索算法中,以提高寻优的速度和质量。此算法的搜索过程不直接作用在变量上,而是在参数集进行了编码的个体,这使得遗传算法可直接对结构对象(图像)进行操作。整个搜索过程是从一组解迭代到另一组解,采用同时处理群体中多个个体的方法,降低了陷入局部最优解的可能性,并易于并行化。搜索过程采用概率的变迁规则来指导搜索方向,而不采用确定性搜索规则,而且对搜索空间没有任何特殊要求(如连通性、凸性等),只利用适应性信息,不需要导数等其他辅助信息,适应范围广。

遗传算法擅长于全局搜索,但局部搜索能力不足,所以常把遗传算法和其他算法结合起来应用。将遗传算法运用到图像处理主要是考虑到遗传算法具有与问题领域无关且快速随机的搜索能力。其搜索从群体出发,具有潜在的并行性,可以进行多个个体的同时比较,能有效的加快图像处理的速度。但是遗传算法也有其缺点:搜索所使用的评价函数的设计、初始种群的选择有一定的依赖性等。要是能够结合一些启发算法进行改进且遗传算法的并行机制的潜力得到充分的利用,这是当前遗传算法在图像处理中的一个研究热点。

3. 基于主动主动轮廓模型的分割方法

主动轮廓模型 (active contours) 是图像分割的一种重要方法,具有统一的开放式的描述形式,为图像分割技术的研究和创新提供了理想的框架。在实现主动轮廓模型时,可以灵活的选择约束力、初始轮廓和作用域等,以得到更佳的分割效果,所以主动轮廓模型方法受到越来越多的关注。

该方法是在给定图像中利用曲线演化来检测目标的一类方法,基于此可以得到精确的边缘信息。其基本思想是,先定义初始曲线C,然后根据图像数据得到能量函数,通过最小化能量函数来引发曲线变化,使其向目标边缘逐渐逼近,最终找到目标边缘。这种动态逼近方法所求得的边缘曲线具有封闭、光滑等优点。

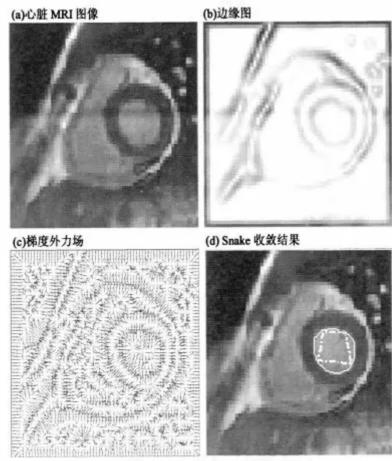


图 2-1 传统 Snake 对心脏 MRI 图像分割结果

4. 基于深度学习的分割

- 1. 基于特征编码
 - a. VGGNet
 - b. ResNet
- 2. 基于区域选择
 - a. R-CNN
 - b. Fast R-CNN
 - c. Faster R-CNN
 - d. Mask R-CNN
 - e. Mask Scoring R-CNN
- 3. 基于RNN的图像分割
 - a. ReSeg
 - b. MDRNN's
- 4. 基于上采样/反卷积的分割方法
 - a. FCN
 - b. SetNet
- 5. 基于提高特征分辨率的分割方法

DeepLab

6. 基于特征增强的分割方法

SLIC

- 7. 使用CRF/MRF的方法
 - a. CRF
 - b. MRF