

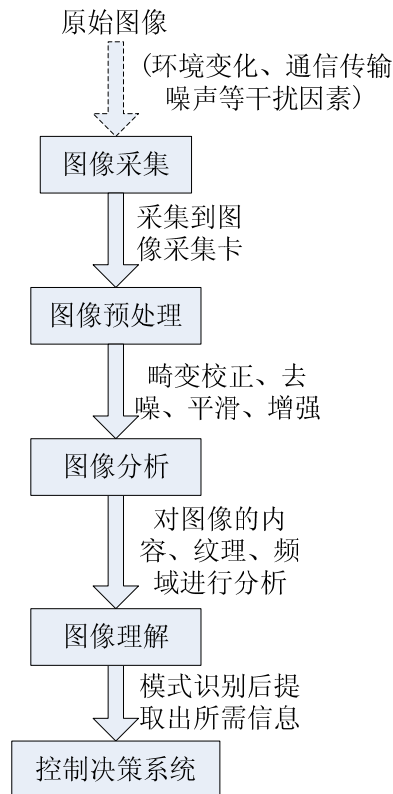
# 医学图像分割综述

楼琼, 11106109

**摘要:** 图像分割是一个经典难题, 随着影像医学的发展, 图像分割在医学应用中具有特殊的重要意义。本文从医学应用的角度出发, 对医学图像分割方法, 特别是近几年来图像分割领域中出现的新思路、新方法或对原有方法的新的改进给出了一个比较全面的综述, 最后总结了医学图像分割方法的研究特点。

## 1. 背景介绍

医学图像包括CT、正电子放射层析成像技术 (PET)、单光子辐射断层摄像 (SPECT)、MRI (磁共振成像技术)、Ultrasound (超声) 及其它医学影像设备所获得的图像。随着影像医学在临床医学的成功应用, 图像处理的意义越来越重大, 其一般流程如下图:



而图像分割技术是图像分析环节的关键技术, 其在影像医学中发挥着越来越大的作用 [1]。图像分割是提取影像图像中特殊组织的定量信息的不可缺少的手段, 同时也是可视化实现的预处理步骤和前提。分割后的图像正被广泛应用于各种场合, 如组织容积的定量分析, 诊断, 病变组织的定位, 解剖结构的学习, 治疗规划, 功能成像数据的局部体效应校正和计算机指导手术 [2]。

所谓图像分割是指将图像中具有特殊涵义的不同区域区分开, 这些区域是互相不交叉的, 每一个区域都满足特定区域的一致性。

**定义** 将一幅图像  $g(x, y)$ , 其中  $0 \leq x \leq Max\_x, 0 \leq y \leq Max\_y$ , 进行分割就是将图像划分为满足如下条件的子区域:

- a)  $\bigcup_{k=1}^N g_k(x, y) = g(x, y)$ ，即所有子区域组成了整幅图像。
- b)  $g_k$  是连通的区域。
- c)  $g_k(x, y) \cap g_j(x, y) = \phi$ ，即任意两个子区域不存在公共元素。
- d) 区域  $g_k$  满足一定的均一性条件。其中均一性（或相似性）一般指同一区域内的像素点之间的灰度值差异较小或灰度值的变化较缓慢。

如果连通性的约束被取消，那么对像素集的划分就称为分类，每一个像素集称为类。简便起见，在下面的叙述中将经典的分割和像素分类通称为分割。

医学图像分割至今仍然没有获得很好的解决，其中一个重要的原因是医学图像的复杂性和多样性。由于医学图像的成像原理和组织本身的特性差异，图像的形成受到诸如噪音、场偏移效应、局部体效应和组织运动等的影响，医学图像与普通图像相比较，不可避免的具有模糊、不均匀性等特点。另外，人体组织结构形状复杂，而且人与人之间有很大的差别。这些都给医学图像分割带来了困难。因此，我们有必要针对医学应用这个领域，对图像分割方法进行研究。

为了解决医学图像的分割问题，近几年来，很多研究人员做了大量的工作，提出了很多实用的分割算法[2][3][4]，随着统计学理论、模糊集理论、神经网络、形态学理论、小波理论、偏微分方程理论等在图像分割中的应用日渐广泛，遗传算法、尺度空间、多分辨率方法、非线性扩散方程、水平集方法等近期涌现的新方法和新思想也不断被用于解决分割问题，国内外学者提出了不少有针对性的好分割方法。本文将主要介绍近几年这一领域中的新方法或对原有方法的新改进。

## 2. 基于区域的分割方法

图像分割通常会用到不同对象间特征的不连续性和同一对象内部特征的相似性。基于区域的算法侧重于利用区域内特征的相似性。

### 2.1 阈值法

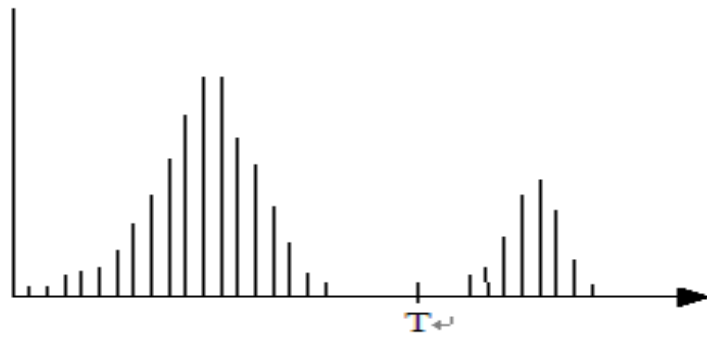
阈值分割是最常见的并行直接检测区域的分割方法[5]。如果只用选取一个阈值称为单阈值分割，它将图像分为目标和背景；如果需用多个阈值则称为多阈值方法，图像将被分割为多个目标区域和背景，为区分目标，还需要对各个区域进行标记。阈值分割方法基于对灰度图像的一种假设：目标或背景内的相邻像素间的灰度值是相似的，但不同目标或背景的像素在灰度上有差异，反映在图像直方图上就是不同目标和背景对应不同的峰。选取的阈值应位于两个峰之间的谷，从而将各个峰分开。

阈值分割的优点是实现相对简单，对于不类的物体灰度值或其他特征值相差很大时，能很有效的对图像进行分割。阈值分割通常作为医学图像的预处理，然后应用其他一系列分割方法进行后处理。

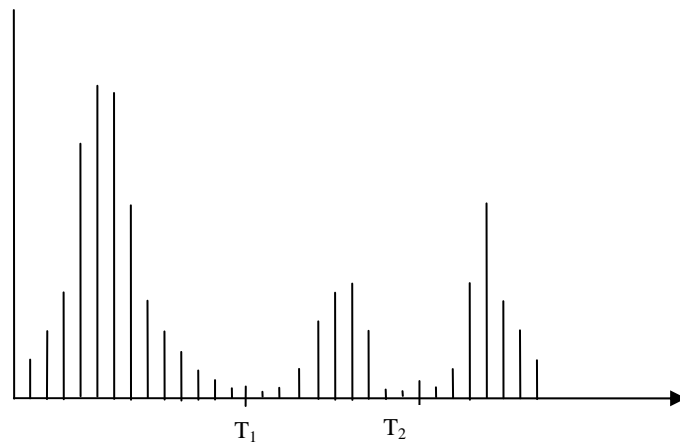
阈值分割的缺点是不适用于多通道图像和特征值相差不大的图像，对于图像中不存在明显的灰度差异或各物体的灰度值范围有较大重叠的图像分割问题难以得到准确的结果。另外，由于它仅仅考虑了图像的灰度信息而不考虑图像的空间信息，阈值分割对噪声和灰度不均匀很敏感。针对阈值分割方法的缺点，不少学者提出了许多改进方法，如基于过渡区的方法[6]，还有利用像素点空间位置信息的变化阈值法[7]，结合连通信息[8]的阈值方法。

对于多目标的图像来讲，如何选取合适的阈值实在是基于阈值分割方法的困难所在。至

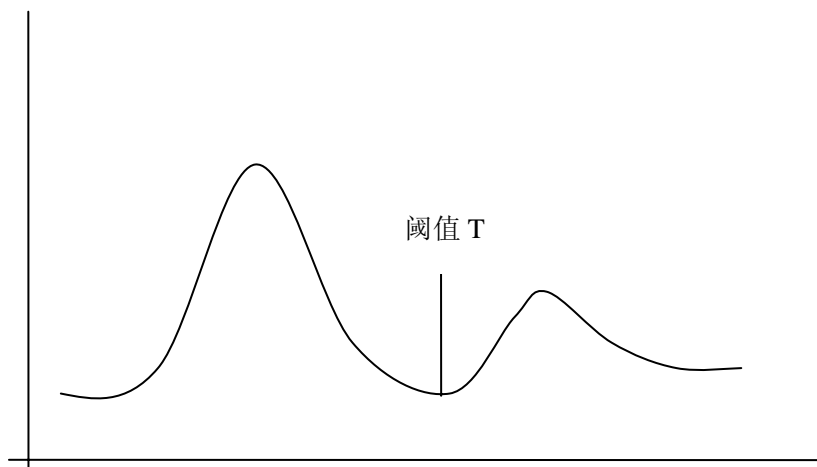
今仍有不少学者针对该问题进行深入的研究，提出了许多新方法。在近年来的自动选取阈值方法中，基于最大熵原则选择阈值是最重要的方法之一，由 T.Pun 首先在[9]中提出。这种方法的目的将图像的灰度直方图分成两个或多个独立的类，使得各类熵的总值最大，从信息论角度来说就是使这样选择阈值获得的信息量最大。J.N.Kapur 等人进一步发展了这种方法[10]，P.Sahoo 等人提出了用 Renyi 熵代替常规熵的最大熵原则[11]。Jui-Cheng Yen 等人提出用最大相关性原则选择阈值[12]，这种方法其实只是用他们定义的一个最大相关性原则取代了一般用的最大熵原则。



单一阈值的灰度直方图



多阈值的灰度直方图

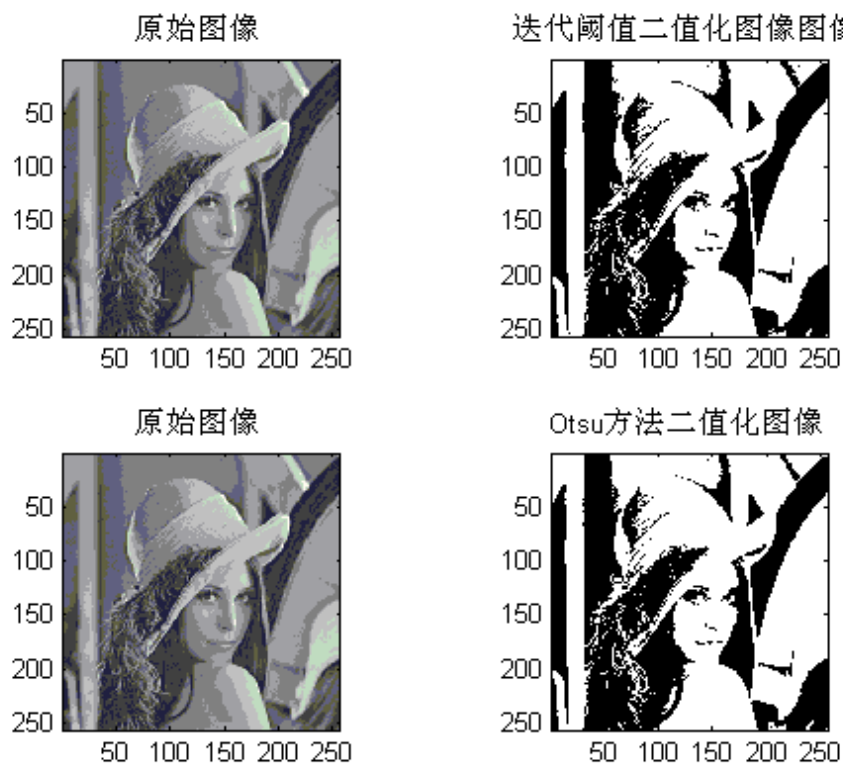


## 双峰直方图

在实际阈值分割过程中，往往需要能够自动获取阈值，下面的算法可以自动获得全局阈值：

- 1) 选取一个初始估计值 $T$ ；
- 2) 用 $T$ 分割图像，这样便会生成两组像素集合， $G_1$ 由所有灰度值大于 $T$ 的像素组成， $G_2$ 由所有灰度值小于或等于 $T$ 的像素组成；
- 3) 对 $G_1$ 和 $G_2$ 中所有像素计算平均灰度值 $u_1$ 和 $u_2$ ；
- 4) 计算新的阈值： $T = \frac{1}{2}(u_1 + u_2)$ ；
- 5) 重复步骤2)、3)、4)，直到得到的 $T$ 值之差小于一个事先定义参数参数。

下图是迭代阈值选择法图像分割的结果与Otsu（最大相关性原则阈值选择法）阈值选择法图像分割结果的比较



从上图可看出两种方法效果相差不大。

## 2.2 区域生长和分裂合并

区域生长和分裂合并是两种典型的串行区域分割方法。其特点是将分割过程分解为顺序的多个步骤，其中后续步骤要根据前面步骤的结果进行判断而确定。

区域生长的基本思想是将具有相似性质的像素集合起来构成区域，该方法需要先选取一个种子点，然后依次将种子像素周围的相似像素合并到种子像素所在的区域中。区域生长算法的研究重点一是特征度量和区域增长规则的设计，二是算法的高效性和准确性。区域增长方式的优点是计算简单。与阈值分割类似，区域增长也很少单独使用，往往是与其他分割方法一起使用，特别适用于分割小的结构如肿瘤和伤疤[13]。

区域生长的缺点是它需要人工交互以获得种子点，这样使用者必须在每个需要抽取出的区域中植入一个种子点。同时，区域增长方式也对噪声敏感，导致抽取出的区域有空洞

或者在局部体效应的情况下将分开的区域连接起来。为解决这些问题，J.F. Mangin 等提出了一种同伦的区域生长方式[14]，以保证初始区域和最终抽取出的区域的拓扑结构相同。Shu-Yen Wan 等提出的对称区域增长算法[15]有效地弥补了原算法对种子点敏感和占用内存多的弱点，而且对3D连接对象标记和删除空洞的算法效率较高。另外，模糊连接度方法与区域增长相结合也是一个发展方向[16]。

## 2.3 分类器和聚类

分类是模式识别领域中一种基本的统计分析方法。分类的目的是利用已知的训练样本集在图像的特征空间找到点、曲线、曲面或超曲面（高维），从而实现对图像的划分。用分类器[2]进行分割是一种有监督的统计方法，它需要手工分割得到的样本集作为对新的图像进行自动分割的参考。分类器又分为两种：非参数分类器和参数分类器。典型的非参数分类器包括 K 近邻（KNN）以及 Parzen 窗（一种投票分类器）。它们对图像数据的统计结构没有要求。参数分类器的代表是 Bayes 分类器，它假定图像的密度函数符合高斯独立分布。分类器有两个优点：1、不需要迭代运算，因此计算量相对较小。2、能应用于多通道图像。但分类器没有考虑空间信息，因此对灰度不均匀的图像分割效果不好。分类器还要求由手工分类生成训练集，而手工分类的工作量很大。同时，由于它没有考虑到人体解剖机构的个体差异，用小量的训练集训练的分类器对大量的样本空间进行分类时会产生误差。

聚类算法与分类器算法极为类似，只是它不需要训练样本，因此聚类是一种无监督的统计方法。因为没有训练样本集，聚类算法迭代执行对图像分类和提取各类的特征值。从某种意义上说，聚类是一种自我训练的分类。其中，K 均值、模糊 C 均值、期望最大值 EM 和分层聚类方法[18][19]是常用的聚类算法。K 均值算法先对当前的每一类求均值，然后按新生成的均值对像素进行重新分类(将像素归入均值最近的类)，对新生成的类再迭代执行前面的步骤。模糊 C 均值算法从模糊集合理论的角度对 K 均值进行了推广。EM 算法把图像中每一个像素的灰度值看作是几个概率分布（一般用高斯分布）按一定比例的混合，通过优化基于最大后验概率的目标函数来估计这几个概率分布的参数和它们之间的混合比例。分层聚类方法通过一系列类别的连续合并和分裂完成，聚类过程可以用一个类似树的结构来表示。聚类分析不需要训练集，但是需要有一个初始分割提供初始参数，初始参数对最终分类结果影响较大。另一方面，聚类也没有考虑空间关联信息，因此也对噪声和灰度不均匀敏感[2]。

八十年代以来，聚类方法开始被用于核磁图像多参数特性空间的分类，如脑白质和灰质的分割。随着近十年来像数据保真度的提高，这类方法逐渐发展成熟起来，出现了一系列方法来提高聚类算法对图像灰度不均匀和噪声的鲁棒性，并在磁共振图像上取得了成功[1]。不均匀的医学图像可以先用校正算法消除偏场效应，再运用标准的分割算法[20][21]。还有一些方法在分类的同时补偿偏场效应[22][23][24]，其中最著名的方法是 Wells 等提出的自适应分割方法[25]，在分类同时采用 EM 算法估计图像偏场。用此方法能够得到基于后验概率的模糊分割，但对大多数数据集仍需要一些人工交互提供训练数据。

## 2.4 基于随机场的方法

统计学方法中最常用的一种是将图像看作一个马尔科夫随机场 MRF。统计学方法的实质是从统计学的角度出发对数字图像进行建模，把图像中各个像素点的灰度值看作是具有一定概率分布的随机变量。从观察到的图像中恢复实际物体或正确分割观察到的图像。从统计学的角度看就是要找出最有可能即以最大概率得到该图像的物体组合。从贝叶斯定理的角度看，就是要求出具有最大后验概率的分布。

MRF 本身是一个条件概率模型，其中每个像素的概率只与邻点相关。直观的理解就是，

在 MRF 假设下，大多数像素和其邻近的像素属于同一类。以  $L = \{(i, j) : 1 \leq i \leq N_1, 1 \leq j \leq N_2\}$  表示一个  $N_1 \times N_2$  的图像网格。以  $X = \{X_{ij}\}$  表示一个取离散值的随机场，随机变量  $X_{ij}$  可取图像可能的灰度值集合  $G = \{g_1, g_2, \dots, g_M\}$  中的一个，以  $x_{ij}$  表示  $X_{ij}$  的一个特定值。定义一个图像中的邻域系统  $\eta = \{\eta_{ij} : (i, j) \in L\}$  满足条件：

对任意两个像素点  $x, y$ ，若  $x \in \eta_y$ ，则  $y \in \eta_x$ ，如通常所说的四邻域，八邻域等。用  $C$  表示一个基于  $\eta$  的像素点小集合，其中任何两个像素点每一个都相互属于另一个的邻域，以  $c$  表示  $C$  中的元素即  $C$  中的一个像素点。在这些定义下，MRF 为该随机场中的变量符合下式所示的 Gibbs 分布的随机场：

$$P(X_{ij} = x_{ij} \mid X_{kl} = x_{kl}, (k, l) \neq (i, j)) = P(X_{ij} = x_{ij} \mid X_{\eta_{ij}} = x_{\eta_{ij}}) \quad \forall (i, j) \in L$$

$$Z = \sum_{x \in G} U(x)$$

$$U(x) = \sum_{c \in C} V_c(x)$$

其中  $U(x)$  是能量函数，可以采用各种形式。邻域系统  $\eta$  的定义和能量函数的参数决定了 MRF 的性质。因此，使用 MRF 模型进行图像分割的问题包括：邻域系统  $\eta$  的定义；能量函数的选择及其参数的估计；极小化能量函数从而获得最大后验概率的策略。邻域系统  $\eta$  一般是事先定义的，因而主要是后面两个问题。

MRF 模型应用的难点在于选取合适的参数控制空间相关性的强度[26]，过强将导致对分割图的边缘过度平滑而丢失一些重要的解剖细节信息。另外，应用 MRF 模型的算法计算量很大，另外根据这些方法提出的解决图像分割办法是由最大后验概率准则(MAP)推导得出的，为了减少计算量不得不简化模型的假设前提而得到次优解。尽管有这些缺点，MRF 还是一种应用广泛的模型[27][28]。MRF 模型常被用于估计和校正核磁图像中的局部体效应和强度不均匀现象。MRF 经常与聚类分割方法结合使用，比如 K 均值方法[29]，用以提高聚类算法对噪声的鲁棒性。

Geman 兄弟详细讨论了 MRF 模型的邻域系统[30]，能量函数，Gibbs 采样方法等各种问题，提出用模拟退火算法来极小化能量函数的方法，并给出了模拟退火算法收敛性的证明，为基于 MRF 模型的图像处理提供了理论基础。S.Lakshmanan 等提出了一种在模拟退火的同时进行能量函数的参数估计的方法[31]，先由初始估计的参数开始退火，退火过程进行一段后，由当前的退火结果重新估计参数，再在新参数的基础上继续退火。D.Geman 等在提出了一种适用于纹理图像等各种图像分割的带限制条件的优化算法[32]，该算法至今仍被认为是一种较好的纹理图像分割方法。A.Banerjee 等给出了一种用茶罐传播采样来取代通常的 Gibbs 采样的算法[33]，该算法将每一个像素看作一个茶罐，每次采样只是依据能量函数以一定的概率向茶罐中放入不同种类的球，最后茶罐中个数最多的球就代表了该像素所属的类。

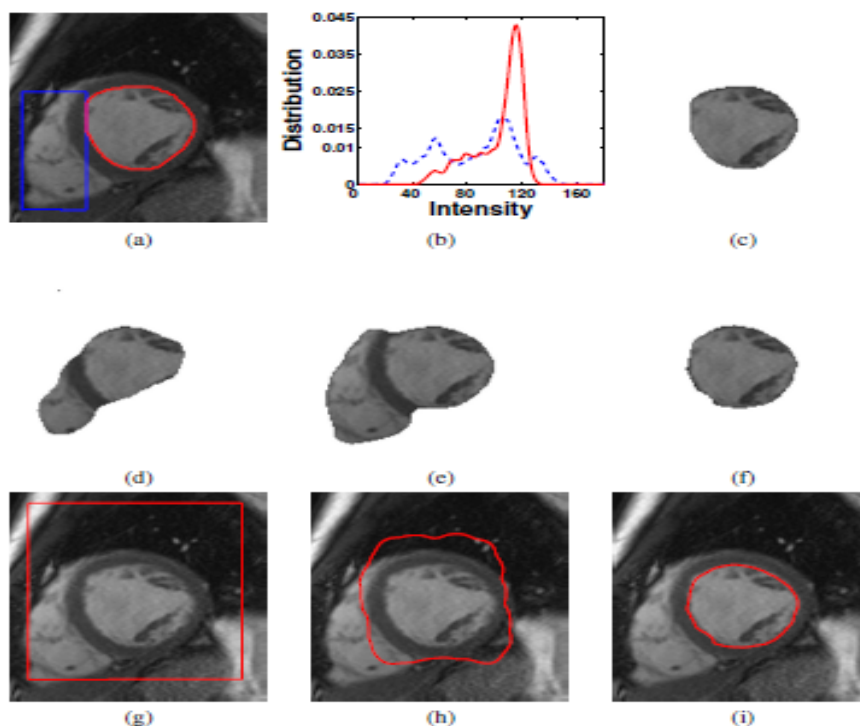
## 2.5其它基于统计学的方法

标记法是较常用的一种基于统计学的方法,这种方法就是将图像欲分割成的几个物体各以一个不同的标号来表示,对图像中的每一个像素,用一定的方式赋之以这些标号中的某一个,标号相同的像素就组成该标号所代表的物体。Weian Deng 等给出了一种以随机标记法来作为边缘检测后处理的迭代算法[34]。M.W.Hansen 等给出了一种以人机交互式分割为基础的松弛标记算法[35]。松弛标记法是一种回归迭代方法[36],这种方法对每一个像素进行决策分类;在当前迭代中根据相邻像素得出的决策在下一次迭代中的决策过程中将被引用。存在两种迭代方法:基于概率的决策方法以及基于模糊集的迭代方法。

Y. G. Leclerc 等介绍了一种基于最小描述长度(MDL, minimum description length)的算法[37],其基本思想是用一个描述长度的函数来描述图像的区域和边界信息,以此作为目标函数,通过极小化描述长度得到分割结果,并讨论了最小描述长度目标函数与统计学方法中极大后验概率目标函数的一致性。

另一种较常用的基于统计学的方法是混合分布法,这种方法把图像中每一个像素的灰度值看作是几个概率分布(一般用高斯分布)按一定比例的混合,通过优化基于最大后验概率的目标函数来估计这几个概率分布的参数和它们之间的混合比例。前面提到的EM方法也是属于此类的。。L. Gupta 等给出一种利用高斯混合分布模型的方法[38],文中讨论了高斯混合分布的参数估计算法。[39]中针对医学图像中不可避免的局部体效应(Partial volume effect,指由于离散采样,一些不同器官交界处的单个像素中会包含来自来自不同器官的成分),讨论了两种用混合分布来描述这些边缘点处的局部体效应,即某个像素中来自不同器官的成分的含量。

下图是用统计相关模型对一个心脏核磁共振图像进行分割的实验[106]:



上图中a为左心室腔(红色曲线)划分的目标曲线(手动划分);b为左心室腔与其附近背景区域(a中蓝色曲线中的区域)之间分布的重叠;c为目标区域(左心室腔);d、e、f分别为SRD、SLP、SRDOP方法所得到的区域,它们使用相同的初始化(如g)与学习框架;g、h、i分别初始曲线、中间步骤、SRDOP最终曲线。

### 3. 基于边缘的图像分割方法

基于边缘的分割方法可以说是人们最早研究的方法,基于在区域边缘上的像素灰度值的变化往往比较剧烈,它试图通过检测不同区域间的边缘来解决图像分割问题。

边缘检测技术[40]可以按照处理的技术分为串行边缘检测以及并行边缘检测。所谓串行边缘检测是指:要想确定当前像素点是否属于欲检测边缘上的一点,取决于先前像素的验证结果;而在并行边缘检测技术中,一个像素点是否属于检测边缘上的一点取决于当前正在检测的像素点以及该像素点的一些相邻像素点,这样该模型可以同时用于图像中的所有像素点,因而称之为并行边缘检测技术。根据灰度变化的特点,常见的边缘可分为跃阶型、房顶型和凸缘型。

边缘检测的方法很多,最简单的边缘检测方法是并行微分算子法,它利用相邻区域的像素值不连续的性质,采用一阶或二阶导数来检测边缘点。近年来还提出了基于曲面拟合的方法,基于边界曲线拟合的方法,基于反应-扩散方程的方法,串行边界查找,基于形变模型的方法。下面分别介绍这些方法。

#### 3.1 并行微分算子;

并行微分算子法对图像中灰度的变化进行检测,通过求一阶导数极值点或二阶导数过零点来检测边缘。常用的一阶导数算子有梯度算子、Prewitt算子和Sobel算子,二阶导数算子有Laplacian算子,还有Kirsch算子和Wallis算子等非线性算子。梯度算子不仅对边缘信息敏感,而且对于像素点也很敏感[41]。

为减少噪声对图像的影响,通常在求导之前先对图像进行滤波。常用的滤波器主要是高斯函数的一阶和二阶导数,John Canny认为高斯函数的一阶导数是他求得的最优滤波器的较好近似[42],一般采用Laplacian算子求高斯函数的二阶导数得到高斯的拉普拉斯(LOG)滤波算子,该算子由计算机视觉的创始人Marr首先提出[43]。近年来研究的滤波器还有可控滤波器[44],B-样条滤波器[45]等。

#### 3.2 基于曲面拟合的方法;

这种方法的基本思想是将灰度看成高度,用一个曲面来拟合一个小窗口内的数据,然后根据该曲面来决定边缘点。该方法即利用当前像素领域中的一些像素值拟合一个曲面,然后求这个连续曲面在当前像素处的梯度。

Vishvjit S. Nalva等提出了一种用一维曲面来拟合局部窗口中数据的方法[46],先估计该窗口的边缘方向,再用该方向上的一维曲面来拟合数据,决定边缘点。Robert M. Haralick提出一种用二维三次多项式来拟合小窗口内的图像数据的方法[47],为得到该多项式的系数,他先用离散正交多项式的线性组合来拟合数据,求得线性组合的系数后在据以得到三次多项式的系数,然后,求该多项式的二阶方向导数,以其过零点来决定边缘点。Ioannis Matalas等人采用Haralick的这种方法作为他们提出的图像分割算法的第一步,先这样得到初始边缘点,然后再在此基础上用松弛标号法对找出的边缘点进行进一步的判断,去伪存真[48]。

#### 3.3 基于边界曲线拟合的方法;

这种方法用平面曲线来表示不同区域之间的图像边界线,试图根据图像梯度等信息找出能正确表示边界的曲线从而得到图像分割的目的,而且由于它直接给出的是边界曲线而不象一般的方法找出的是离散的,不相关的边缘点,因而对图像分割的后继处理如物体识别等高层处理有很大的帮助。即使是用一般的方法找出的边缘点,用曲线来描述它们以便于高层处



理也是经常被采用的一种有效的方式。

Lawrence H. Staib 等人在[49]文中给出了一种用Fourier参数模型来描述曲线的方法,根据Bayes定理,按极大后验概率的原则给出了一个目标函数,通过极大化该目标函数来决定Fourier系数。实际应用中,先根据对同类图像的分割经验,给出一条初始曲线,再在具体分割例子中根据图像数据优化目标函数来改变初始曲线的参数,拟合图像数据,得到由图像数据决定的具体曲线。这种方法比较适合于医学图像的分割。除了用Fourier模型来描述曲线外,近年来还研究了一些其它的曲线描述方法,如Ardeshir Goshtasby详细介绍了用有理Gaussian曲线和曲面来设计和拟合二维及三维形状的方法[50]。Ming-Fang Wu等人给出了一种双变量三维Fourier描述子来描述三维曲面[51]。

### 3.4 基于反应-扩散方程的方法;

基于反应-扩散方程的方法是从传统意义上的高斯核函数多尺度滤波发展来的。Hummel指出[52]如果从反应-扩散方程的观点来看待多尺度高斯滤波,可以被看作热传导中的线性扩散方程:

$$I(x, y, t) = I(x, y, 0) * G(x, y; t) \rightarrow I_t = \Delta I = I_{xx} + I_{yy}$$

Pietro Perona 等提出了非线性扩散的概念[53],从而上式变为

$$I_t = \text{div}(c(x, y, t)\nabla I) = c(x, y, t)\Delta I + \nabla c \bullet \nabla I$$

其中  $c(x, y, t)$  是扩散系数,  $\nabla$  和  $\Delta$  分别表示梯度算子和拉普拉斯算子。[53]中给出

$c(x, y, t) = g(\|\nabla I(x, y, t)\|)$ ,  $g()$  是一个非负单调减函数,即扩散系数随图像梯度的增大而减小,这样可以保证在区域内部( $\nabla I$ 小)以较快速度扩散,而在边缘点( $\nabla I$ 大)则不再扩散,从而起到边缘增强的作用。

后来很多研究人员继续讨论了反应-扩散方程在图像处理中的作用,Francine Catte等人给出了两种反应-扩散方程模型并讨论了它们的性质[54][55]。Mark Nitzberg等人讨论了用非线性滤波进行边缘和角点增强的方法[56]。Song Chun Zhu等人把马尔科夫随机场模型与反应-扩散方程联系起来,通过极小化Gibbs分布的能量函数推导出反应-扩散方程[57],而所用到Gibbs分布的能量函数是通过将原图像用LOG算子或Gabor滤波器等进行滤波得到的。

### 3.5 串行边界查找:

串行边界查找方法通常是查找高梯度值的像素,然后将他们连接起来形成曲线表示对象的边缘。串行边界查找方法在很大程度上受起始点的影响,以前检测像素的结果对下一像素的判断也有较大影响。其困难是如何连接高梯度的像素,因为在实际图像中他们通常不相邻。另一个问题是噪声的影响。因为梯度算子具有高通特性,噪声通常也是高频的,因此可能造成一些错误边缘像素的检测。早在80年代初,串行边界查找方法就被用于检测X射线的心血管图像以及肺部图像的边缘[1]。这些方法先从二维图像集中检测明显的边缘,然后进行基本的边缘分组,或用某种类型的轮廓查找启发式连接边缘,使得边缘具有平滑特性。

最有代表性的串行边缘检测方法是边缘检测的问题转化为图论中寻求最小代价路径的问题。为求得最小代价,通常有两种方法:一种是贪婪法,即通过在图中进行全局搜索寻找对应最小代价的路径,这种方法的计算量太大;另外一种动态规划的优化方法,为加快运算速度只求次优解。在此方法的基础上,为解决医学图像的分割, A. X. Falcao等人在检

测过程中引入了人的交互作用和判断力，提出了live wire分割算法[58]。该算法为用户提供对分割过程的有效控制，使用户能在必要的时候方便地干预及影响分割的过程，从而保证分割的准确性。另外，它还使用户必须干预的次数和每次干预的时间尽可能少，既发挥人的判断力，又充分利用了计算机的运算性能，从而使分割方法具有实用性。中科院自动化所的罗希平等将基于模糊连接度的区域分割方法与live wire算法相结合[59]，将物体边缘的查找限制在用基于模糊连接度的区域增长算法对图像做过度分割得到的可能的边缘范围内，极大地提高了live wire算法的速度和分割的可靠性。

### 3.6 基于形变模型的方法；

九十年代以来，随着医学影像设备的发展，可以获得更高空间分辨率和软组织分辨率的图像，基于形变模型的方法也开始大量应用于医学图像，并取得了成功[1]。基于形变模型的方法综合利用了区域与边界信息，是目前研究最多、应用最广的分割方法，可以宣称是过去几年计算机视觉领域的成功关键[60]。在基于模型的技术中，形变模型提供了一种高效的图像分析方法，它结合了几何学、物理学和近似理论。他们通过使用从图像数据获得的约束信息（自底向上）和目标的位置、大小和形状等先验知识（自顶向下），可有效地对目标进行分割、匹配和跟踪分析。从物理学角度，可将形变模型看成是一个在施加外力和内部约束条件下自然反应的弹性物体。

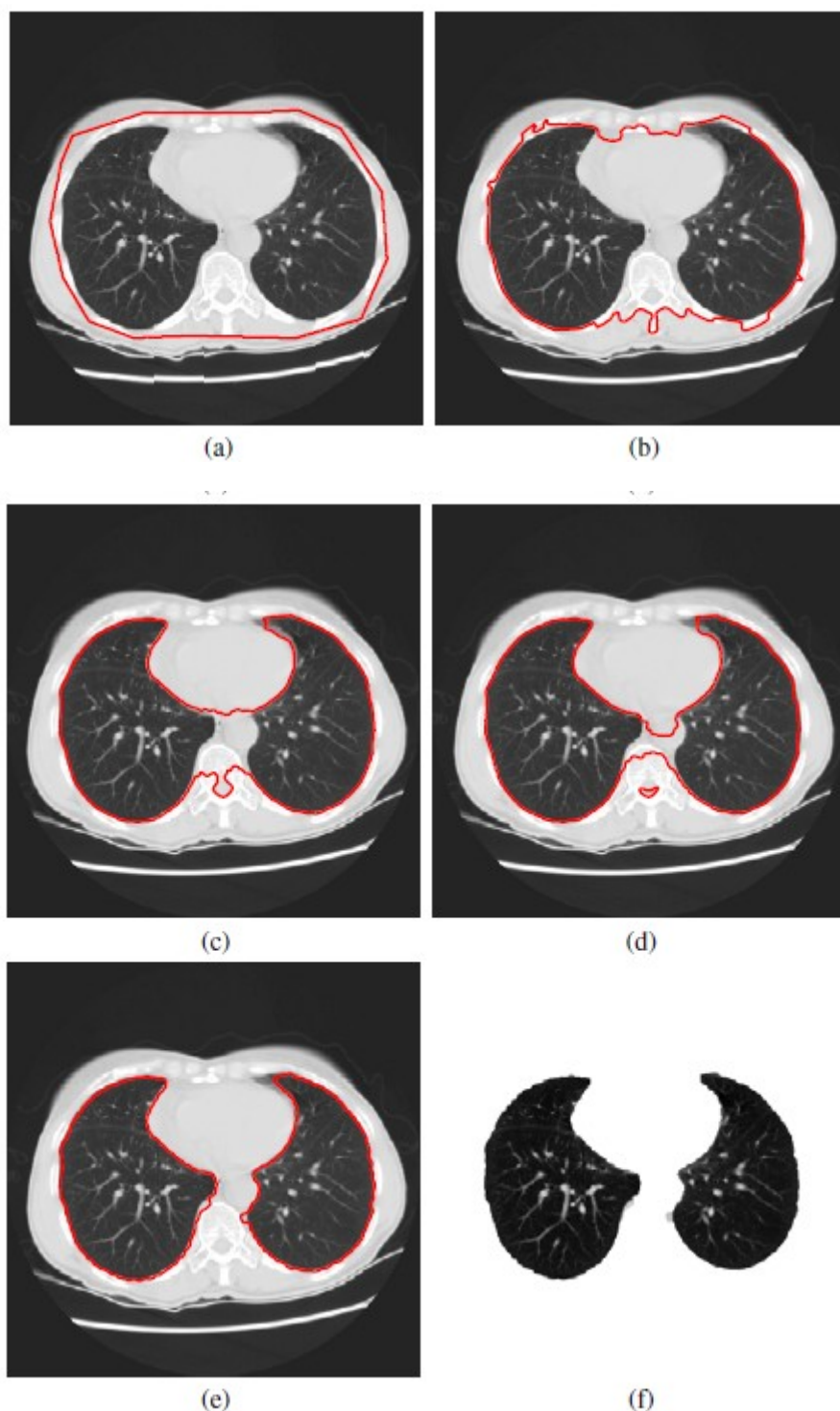
形变模型包括形变轮廓模型（又称snake或active contour），三维形变表面模型。基于形变轮廓的分割过程就是使轮廓曲线在外能和内能的作用下向物体边缘靠近，外力推动轮廓运动，而内力保持轮廓的光滑性。形变表面模型是活动轮廓在三维空间的推广形式，可以更高效、更快地利用三维数据，而且更少地需要用户交互或指导。形变模型的主要优点是能够直接产生闭合的参数曲线或曲面，并对噪声和伪边界有较强的鲁棒性。还有一些形变模型利用了形状先验知识和标记点集合等先验知识 [61][62][63]，可以使分割结果更为健壮和准确。不过，利用先验知识需要先进行样本训练，训练中需要人的交互，统计特定对象形状的变化信息。

参数形变模型的固定参数与内部能量约束限制了其几何灵活性，不能随意改变拓扑形状，并且对初始形状敏感。为了解决以上问题，研究人员提出了多种方法克服其局限性，提高算法自动化程度，同时维持形变模型的原有优点。一类方法是改进约束和交互支配模型的能量或内外力函数。D. Terzopoulos和M. Kass使用不同尺度的高斯势能力场以扩大捕获区域[64]；L. D. Cohen将压力场（pressure force）和高斯势能力场相叠加作为新的外力场[65]，这就是有名的气球理论（balloons），后来还有L. D. Cohen和I. Cohen提出的距离力场（distance potential force）[66]等。1998年Chenyang Xu 等[67]提出了梯度矢量流（GVF）概念，用GVF场代替经典外力场。为增强参数模型的拓扑自适应性，Tim McInerney等[68]将形变模型用ACID (Affine Cell Image Decomposition)形式化，提出了一种拓扑自适应的形变模型（T-snake和T-surface）。该方法在维持原来形变表面模型的交互性和一些好特性的基础上，提供了一个高效的重新参数化的机制，允许参数形变表面渐变为复杂的几何形状，甚至在必要时修改其拓扑形状。有趣的是，与二维情况相比，有几种三维参数形变表面模型能自动适应对象拓扑[69][70][71][72][73]。T-surfaces是通过ACID框架自动重新参数化来改变拓扑，而这几种表面模型的重新参数化过程是基于三角形细分规则而不是目标对象的局部几何形状，这些三角形细化机制可以避免初值对结果的影响。

为解决拓扑灵活性，一些研究人员[74][75][76][77][78]将Osher和Sethian提出的水平集（level set）曲线演化技术[79]分割问题，提出了几何形变模型的方法。轮廓对应为一个更高维曲面的演化函数的零水平集，然后可用某种形式的偏微分方程来表示演化函数，利用图像信息（如边缘）来控制曲面演化过程的停止。该方法的主要特征是其可以自然地改变拓扑，

因为水平集不需要被简单连通，即使在水平集改变拓扑时，更高维表面仍能维持一个简单函数。Osher 和Sethian的技术是一个巧妙的数学框架，偏微分方程控制着曲率相关的波前演化，当引入其它一些控制机制如内部形变能量和外部用户交互时，隐含公式远非参数公式方便。此外，更高维的隐含表面公式不容易间接通过更高维表示在水平集上施加任意几何或拓扑约束。因此，隐含公式可能会限制分割的易用性、高效性和自动程度。

下面给出活动轮廓模型关于肺部分割的一个简单实验结果[106]：

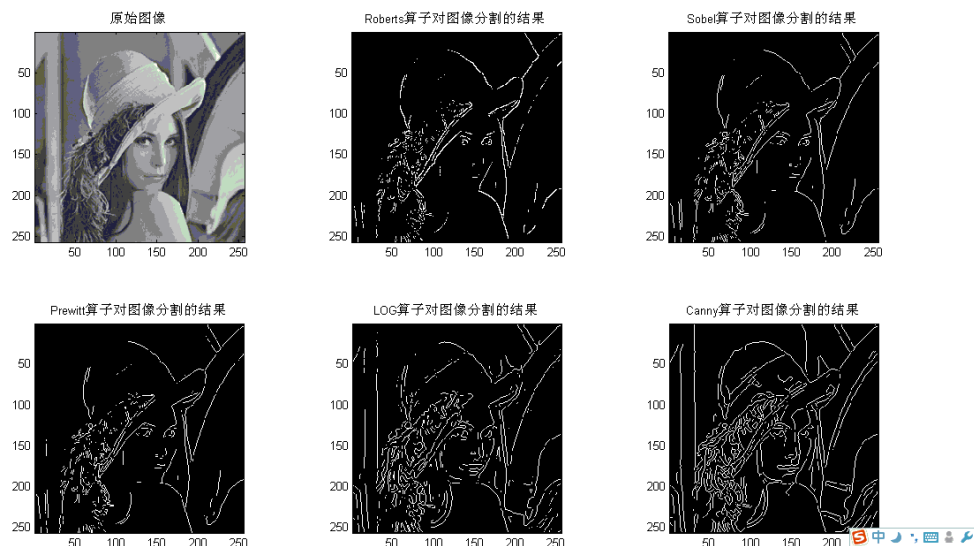


上图中(a)为初始曲线；(b)、(c)、(d)为分割过程中对应曲线的位置；(e)为最终分割曲线；(f)为(e)中曲线所分割得到的区域。

### 3.7小波多尺度边缘检测;

### 3.8基于数学形态学的边缘检测;

最后通过图像的轮廓（边界）来跟踪确定的目标区域。图像的轮廓（边界）跟踪与边缘检测是密切相关的，因为轮廓跟踪实质上就是沿着图像的外部边缘走一圈然后分割出目标区域。下面分别是用Roberts、Sobel、Prewitt、LOG、Canny算子对Lena灰度图像分割的结果。



## 4. 结合区域与边界技术的方法

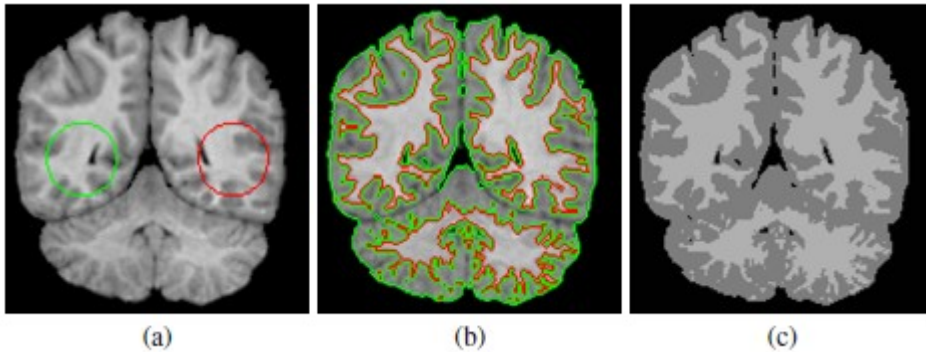
基于区域的分割方法往往会造成过度分割，即将图像分割成过多的区域。如果在基于区域的框架中没有在决策阶段包括边界的措施，可能导致噪声边界和对象内部出现空洞。人们往往将基于区域信息的方法与别的方法，主要是边缘检测的方法结合起来，研究结合区域与边界技术的方法。采用什么方式结合，怎样结合才能充分发挥各自的优势，获得好的分割结果是研究的重点。

在[80]中，图像先用基于区域的分裂合并方法分割图像，然后用边界信息对区域间的轮廓进行优化。在[81]中，先在梯度幅值图像中检测屋脊点和波谷点，通过最大梯度路径连接奇异点获得初始图像分割，然后采用区域合并技术获得最终结果。在[82]中，Chakraborty 和 Duncan引入一种游戏规则，基于边界和基于区域的方法分别扮演游戏的参与者。分割过程以迭代方式进行，每一步迭代中每个选手根据上一步迭代的结果更换策略。每个选手将设法让对方脱离噪声和局部最小的影响，同时逼近正确的边界。在[83]中，Chakraborty等描述了一个框架，其中分割结果可看成是区域、梯度和曲率的最大匹配形式。高级匹配函数使各个特征匹配的乘积，它使各个特征的相关性最大。在[84]中，Ronfard扩充了形变模型的能量函数，在对象内部的某个位置，不能直接计算图像（梯度）能量，使用基于梯度的能量是为了让模型边界朝着已知的对象边界方向运动。Song Chun Zhu等人[85]提出的区域竞争法是另一个有代表性的结合区域与边缘信息的方法，也取得了较好的结果。该算法结合了早期的snake/balloon 模型和区域增长和Bayes/MDL（最小描述长度）方法的优点，可以保证收敛到一个局部最小值，并在一个统一的统计学理论架构中实现。在[86]中提出了一种结合区域和边界技术的方法，用于医学图像中器官的分割。用户在被分割对象中选择一个种子点，再使用一个affinity算子估计图像中最有可能位于对象边界上的像素。最后采用一个形变模型，使模型边界与对象边界一致。Amit Chakraborty等人将基于MRF模型分割中的能量函数与边界

曲线的Fourier表示的参数估计结合起来，构成一个目标函数，通过该目标函数的优化而达到图像分割的目的[87]。

通过结合基于模型和基于区域的技术，这些方法较各个单独的方法的健壮性更强。但是，大多数仍需要好的初值避免局部最小。此外，大多数上述方法将先验模型用于基于区域的统计，在无法获得先验知识的情况下这些方法的可用性较差。

下图是多区域情况关于大脑分割的一个实验图[106]：



上图中(a)为初始曲线；(b)为最终分割曲线；(c)为平均参数收敛时表示的分割结果。

## 5. 基于模糊集理论的方法

图像分割问题是典型的结构不良问题，而模糊集理论具有描述不良问题的能力，所以有研究者将模糊理论引入到图像处理与分析领域，其中包括用模糊理论来解决分割问题。基于模糊理论的图像分割方法包括模糊阈值分割方法、模糊聚类分割方法和模糊连接度分割方法等。

模糊阈值技术利用不同的S型隶属函数来定义模糊目标，通过优化过程最后选择一个具有最小不确定性的S函数，用该函数增强目标以及属于该目标像素之间的关系。这样得到的S型函数的交叉点为阈值分割需要的阈值，这种方法的困难在于隶属函数的选择[88]。H. D. Cheng等人将模糊测度函数的概念引入最大熵原则，提出了模糊 C-分类最大熵原则[89]。Liang-kai Huang等人提出的通过极小化图像的某种模糊测度来决定灰度阈值的方法[90]，他们提到的模糊测度包括熵和所谓的Yager测度。

模糊均值聚类(FCM)方法通过优化表示图像像素点与C-类中心之间的相似性的目标函数来获得局部极大值，从而得到最优聚类。这种方法计算量大，不具备实时性。FCM方法常被用于医学图像的分割。Lee and Vannie[91]扩充了模糊C-均值算法以纠正医学图像中的强度偏差。Dzung L. Pham [92]提出一种自适应模糊C均值方法分割强度不均匀的医学图像。

在文献[16]中Udupa明确地阐述了如何更加有效地利用模糊理论来解决问题提出了几点建议，从而提出了模糊连接度的概念来对象进行刻划，他认为目标是以某种凝聚力凝聚在一起而形成物体的，他们提出的方法在医学图像的分割问题中得到了较好的结果。但此方法需要选择阈值和初始种子点，并且模糊连接度中参数的选择问题，都值得进一步研究。

## 6. 基于神经网络的方法

在八十年代后期，在图像处理、模式识别和计算机视觉的主流领域，受到人工智能发展的影响，出现了将更高层次的推理机制用于识别系统的做法。这种思路也开始影响图像分割方法，在解决具体的医学问题时，出现了基于神经网络模型(ANN)的方法。

神经网络模拟生物特别是人类大脑的学习过程，它由大量并行的节点构成。每个节点都能执行一些基本的计算。学习过程通过调整节点间的连接关系以及连接的权值来实现。神经网络技术的产生背景也许是为了满足对噪声的鲁棒性以及实时输出要求的应用场合而提出

的，一些研究人员也尝试了利用神经网络技术来解决图像分割问题。典型方法如：Blanz 和 Gish[93]利用前向三层网络来解决分割问题，在该方法中，输入层的各个节点对应了像素的各种属性，输出层结果为分割的类别数。Babaguchi等[94]则使用了多层网络并且用反向传播方法对网络进行训练，在它们的方法中，输入为图像的灰度直方图，输出为用于阈值分割的阈值，这种方法的实质是利用神经网络技术来获取用于图像分割的阈值。Ghosh等[95]构造了大规模连接网络，并在此基础上从噪声环境中提取目标物体。它们将图像理解为被高斯噪声污染的吉布斯分布随机场，利用网络获取目标物体。由于吉布斯分布考虑了相邻像素之间的关系，所以他们这种方法包含了一定的空间信息。Shah将边缘检测问题转换为能量最小化问题，利用网络技术来提取边缘[96]。

这些神经网络方法的出发点是将图像分割问题转化为诸如能量最小化、分类等问题，从而借助神经网络技术来解决问题，其基本思想是用训练样本集对ANN进行训练以确定节点间的连接和权值，在用训练好的ANN去分割新的图像数据。这种方法的一个问题是网络的构造问题。这些方法需要大量的训练样本集，然而收集这些样本在实际中是非常困难的。ANN同样也能用于聚类或形变模型，这时ANN的学习过程是无监督的。由于神经网络存在巨量的连接，所以很容易引入空间信息。但是使用目前的串行计算机去模拟ANN的平行操作，计算时间往往达不到要求。

## 7. 图像分割中的其它方法和问题

图像分割领域中的方法和文献很多，前面我们介绍的只是几大类较常用的方法，还有其他一些分割方法，如图谱引导法、基于数学形态学的方法等。最后，我们再简单介绍一下尺度空间理论在此领域的应用以及分割算法的评估问题。

### 7.1 图谱引导 (Atlas-guided) 方法

图谱引导方法是利用已有标准模板对医学图像进行分割。模板是通过大量的相同解剖部位的医学图像的整理得到的。图谱引导分割就是用模板做参考对新的该解剖部位的图像进行分割。和分类器相似图谱引导方法需要样本，不同的是图谱引导的模板是时域内的而分类器的样本是按特征空间组织的。

图谱引导的工作原理将已分割好的模板图像映射到待分割的目标图像上[97]。考虑到解剖结构的不确定性，映射过程往往是由一系列的线性映射和非线性映射构成。图谱引导分割主要用于对脑部MR图像的分割。另外，图谱引导分割可以方便的用作形态学特征的分析。图谱引导分割的优点是在分割的同时，分割出的每一类对应的解剖部位也唯一的确定了。但是考虑到人体解剖结构的千差万别，完全用简单的映射关系（即使是非线性映射）来对所有的图像进行分割在实现上是很困难的。这一点现在仍没有很好的解决。

### 7.2 数学形态学

数学形态学在图像处理中的应用近年来日渐受到重视，更多的系统都采用形态学算子来对图像进行预处理或后处理。形态学图像处理以在图像中移动一个结构元素并进行卷积的方式进行，结构元素可以具有任意大小。基本的形态学操作是腐蚀和膨胀，他们的一些基本运算相互结合可以产生复杂的效果，如而且他们适合于用相应的硬件构造查找表实现。

形态学理论在图像分割中的应用比较有代表性的是Luc Vincent等人提出的水线算法[98]，研究人员至今已提出了多种使用watershed方法的形态学分割方法[99]。虽然这些方法已成功用于图像分类，但他们需要用户的交互或准确的关于图像结构的先验知识。为改进早期方法的这些问题，watershed算法通常与其他方法结合使用。K. Haris提出将watershed与分层区域合并方法结合[100]，B. Chanda给出了一种基于形态学算子的多尺度滤波算法[101]，

[102]文中介绍了一种在水线算法基础上的松弛标号法。

### 7.3 尺度空间理论的应用

尺度空间理论是多尺度计算机视觉的一个重要分支,自从witkin和koenderink开创性的工作以来,这一领域已获得了长足的发展。尺度空间理论在计算机视觉里得到了广泛应用,在解决各种问题如边缘检测、匹配、分割和三维重建上,都取得了成功。从80年代后期开始,尺度空间理论的概念被引入到医学图像的分割问题中,强调医学图像特征呈现出多种级别的现象[1]。这些方法在90年代中期前并未取得成功,但在90年代后期开始显现出一些光明前景。例如在北卡罗莱纳州大学提出的基于尺度空间的medial表示[103],它是一种构造和绘制三维实体的多尺度medial方法,用medial表示的模型捕捉的先验几何信息可用于形变模型分割方法中,使形变过程中表面的几何和图像特征都向目标物体逼近,保证了三维对象分割的准确性。

### 7.4 分割评估

图像分割中另一个重要问题是对分割算法的定性和定量评估,这对于医学图像的分割尤其重要,因为分割的准确度直接关系到临床应用的效果。这一问题的难度在于目前还没有一个大家都能接受的对分割结果好坏的客观评判标准,Y. J. Zhang等人对图像分割算法的评价方法作了一个综述[4]。对算法的评价一般做法是将计算机的分割结果与实际结果相比较。对人工生成的图像等实际结果已知的情况这当然是没有问题的,但对一般的图像实际结果往往是未知的,这时候只好将人工分割的结果作为实际结果来与计算机的分割结果比较,这种做法的问题是不同的操作人员对同一幅图像的分割结果往往是有差异的。一种比较好的做法是如V.Chalana等人[104]介绍的那样,获得好几个操作人员的手工分割结果,再比较计算机的分割结果是否与这些手工分割结果一致。目前,为促进分割方法的评估和开发,医学图像分割领域已出现了一些标准数据集,如哈佛大学的IBSR提供了脑部图像数据与专家指导分割的结果。

## 8. 本文总结

本文对医学应用领域中一些有代表性的图像分割方法做了一个比较全面的综述,并在相应章节中分析了几类方法的特点和局限性。由于医学影像问题本身的困难性,目前的方法多是针对某个具体任务而言的,还没有一个通用的解决办法。

医学图像分割方法的研究有四个显著的特点:

1、人们逐渐认识到现有的任何一种单独的图像分割算法都难以对一般图像取得令人满意的分割结果,因而人们在继续致力于将新的概念,新的方法引入图像分割领域的同时,更加重视多种分割算法的有效结合,近几年来提出的方法大多数是结合了多种算法的。采取什么样的结合方式才能体现各种方法的优点,取得好的效果成为人们关注的问题,这可以说是近年来人工智能领域中综合集成的方法论在图像分割领域的体现。

2、医学图像分割一般要用到医学中的领域知识,如心脏结构,颅内白质和灰质的含量和相对位置关系等等。Tina Kapur[105]将分割可用的医学领域知识归纳为四种:一是图像中不同对象的灰度分布情况,二是不同成像设备的特点,三是对象的形状特征即解剖知识,四是不同对象间的空间几何关系。根据知识的不同表示方式,通常将基于知识的分割方法分为基于规则的方法和基于模型的方法。

3、经常采用三维分割的方式,这是因为一般的图像中仅仅具有二维数据,即三维景物通过摄像机或其它成像设备得到的二维投影,而医学图像中则直接给出了以二维切片形式组

织的三维数据，这就为三维分割提供了可能。有两种三维分割方式：一种是直接在三维数据空间中分割，另一种是逐张切片进行分割。

4、医学图像分割由于被用于临床医疗，因此图像分割的准确性更为重要。图像分割一直是一个很困难的问题，目前的自动分割方法虽然在一些方面取得了一定的成功，但还远远不能满足医学图像处理的实践中对分割结果准确性的要求。从而使得由用户参与控制、引导的交互式分割方法在医学图像分割中受到越来越多的关注。

目前人们仍在继续研究更先进的成像技术和更复杂的图像处理算法。图像分割方法的研究与分析其物理成像原理、图像形成和重构算法的关系更为密切，而且图像分割与其他图像处理分析任务（如图像去噪、增强、匹配、可视化等）在识别对象结果和功能上是相关的，因此将他们结合起来共同研究是未来研究的一种趋势。另一方面，生物医学工程和计算机视觉领域的最新研究成果也将影响和促进分割算法的研究。此外，医学图像的分割算法的验证和评估方法仍需进一步研究。

## 参考文献

- [1] James S.Duncan, and Nicholas Ayache, Medical Image Analysis: Progress over Two Decades and the Challenges Ahead, IEEE Transaction on patter analysis and machine intelligence, 2000, 22(1):181-204.
- [2] Dzung L.Pham, Chenyang Xu, Jerry L.Prince, "A Survey of Current Methods in Medical Image Segmentation", Technical Report JHU/ECE 99-01, Johns Hopkins Univ., 1998
- [3] Nikhil R.Pal and Sankar K.Pal, A Review on Image Segmentation Techniques, Pattern Recognition, 1993,26(9):1277-1294
- [4] Y.J.Zhang, A survey on Evaluation methods for image segmentation, Pattern Recognition, 1996, 29(8):1335-1346
- [5] P.K.Sahoo, S.Soltani, A.K.C.Wang, and Y.C.Chen, A Survey of Thresholding Techniques. Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1988, 41:233-260.
- [6] Zhang Y J, Gerbrands J J. Transition region determination based thresholding, PRL, 12:13~23, 1991.
- [7] Nakagawa Y, Rosenfeld A., Some experiments on variable thresholding, PR, 11:191~204, 1979
- [8] C. Lee, S. Hun, T.A. Ketter, and M. Unser. Unsupervised connectivity-based thresholding segmentation of midsagittal brain MR images. *Comput. Biol. Med.*, 28:309~338, 1998.
- [9] T.Pun, A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram, Signal processing, 1980, 2:233-237
- [10] J.N.Kapur and A.K.C.Wong, A New Method for Gray-level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram, Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1985, 29:273-285,
- [11] P.Sahoo, C.Wilkins and J.Yeager, Threshold selection using Renyi's entropy, Pattern Recognition, 1997, 30(1): 71-84.
- [12] Jui-Cheng Yen, Fu-Juay Chang and Shyang Chang, A New Criterion for Automatic Multilevel Thresholding, IEEE Trans On Image Processing, 1995, 4(3):370-377.
- [13] S. Pohlman, K.A. Powell, N.A. Obuchowski, W.A. Chilcote, and S. Grundfest-Broniatowski. Quantitative classification of breast tumores in digitized mamograms. Medical Physics, 23:1337~1345, 1996.
- [14] J.F. Mangin, V. Frouin, I. Bloch, J. Regis, and J. Lopez-Krahe. From 3D magnetic resonance images to structural representations of the cortex topography using topology preserving deformations. J. Math. Imag. Vis., 5:297~318, 1995.
- [15] Shu-Yen Wan 1 and William E. Higgin, Symmetric Region Growing, Departments of Electrical Engineering



and Computer Science and Engineering, Pennsylvania State University

- [16] J. K. Udupa, and S. Samarasekera, Fuzzy Connectedness and Object Definition: Theory, Algorithms, And Applications in Image Segmentation, Graphical Model and Image Processing, 1995, 58( 3): 246-261.
- [17] I.N. Manousakas, P.E. Undrill, G.G. Cameron, and T.W. Redpath. Split-and-merge segmentation of magnetic resonance medical images: performance evaluation and extension to three dimensions. *Comput. Biomed. Res.*, 31:393–412, 1998.
- [18] Tianhu Lei and Wilfred Sewchand. Statistical approach to X-Ray CT imaging and its applications in image analysis – part II: A new stochastic model-based image segmentation technique for X-Ray CT image. *IEEE T. Med. Imag.*, 11(1):62–69, 1992.
- [19] Z. Liang, J.R. MacFall, and D.P. Harrington. Parameter estimation and tissue segmentation from multispectral MR images. *IEEE T. Med. Imag.*, 13:441–449, 1994.
- [20] B. Dawant, A. Zijdenbos, and R. Margolin. Correction of intensity variations in MR images for computer-aided tissue classification. *IEEE Trans. On Medical Imaging* 1993, 12:770-781.
- [21] J. Sled , A. Zijdenbos, and A.Evans. A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data. *IEEE Trans. on Medical Imaging* 1998, 17: 87-97.
- [22] M. Unser. Multigrid adaptive image processing. In *Proc. of the IEEE Conference on Image Processing (ICIP95) (1995)*, vol. I, pp. 49-52.
- [23] M. Yan, and J. Karp. An adaptive Bayesian approach to three-dimensional MR brain segmentation. In *Proc. of XIVth Int. Conf. on Information Processing in Medical Imaging* ,1995, pp. 201-213.
- [24] J. Rajapakse,J. Giedd, and J. Rapoport. Statistical approach to Segmentation of single-channel cerebral MR images. *IEEE Trans. on Medical Imaging* 16 (1997), 176-186.
- [25] W. Wells, W. Grimson, R. Kikinis, and F. Jolesz. Adaptive segmentation of MRI data. *IEEE Trans. on Medical Imaging*,1996, 15:429-442.
- [26] S.Z. Li. *Markov random field modeling in computer vision*. Springer, 1995.
- [27] K. Held, E.R. Kops, B.J. Krause, W.M. Wells, R. Kikinis, et al. Markov random field segmentation of brain MR images. *IEEE T. Med. Imag.*, 16(6), 1997.
- [28] T.R. Reed and J.M. Hans Du Buf. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques. *CVGIP: Im. Understand.*, 57:359–372, 1993.
- [29] T.N. Pappas. An adaptive clustering algorithm for image segmentation. *IEEE T. Signal Process.*, 40:901–914, 1992.
- [30] Stuart Geman and Donald Geman, Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images, *PAMI*, V.6, No.6, pp.721-741,1984
- [31] Sridhar Lakshmanan and Haluk Derin, Simultaneous Parameter Estimation and segmentation of Gibbs Random Fields Using Simulated Annealing, *IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, Vol.11, No.8,pp.799-813
- [32] Donald Geman, Stuart Geman,Christine Graffigne, and Ping Dong, Boundary Detection by Constrained Optimization, *IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence*,1990,Vol.12,No.7,pp.609-628
- [33] A.Banerjee P.Burlina and F.Alajaji, Contagion-Driven Image Segmentation and Labeling, *International Conference On Computer Vision*, 1998, pp.255-260
- [34] Weian Deng and S.Sitharama Iyengar, A New Probabilistic Relaxation Scheme and Its Application to Edge Detection, *IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, Vol.18, No.4, pp.432-437
- [35] Michael W.Hansen,William E.Higgins,Relaxation Method for Supervised Image Segmentation, *IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, Vol.19, No.9, pp.946-962
- [36] Michael W.Hansen,William E.Higgins,Relaxation Method for Supervised Image Segmentation, *IEEE Trans*

- On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, Vol.19, No.9, pp.946-962
- [37] Y. G. Leclerc, constructing Simple Stable Descriptions for Image Partitioning, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, Vol.3, No.1, pp.73-102.
- [38] L.gupta and T.Sortrakul, A Gaussian-mixture-based image segmentation algorithm, Pattern Recognition, V.31, N.3, pp315-326, 1998
- [39] David H.Laidlaw,Kurt W.Fleischer,and Alan H.Barr,Partial-Volume Bayesian Classification of Material Mixtures in MR Volume Data Using Voxel Histograms, IEEE Trans On Medical Imaging, 1998, Vol.17, No.1, pp.74-86
- [40] Djemel Ziou, Salvatore Tabbone. Edge detection techniques-an overview. Department of math information, univ. of Sherbrooke, <http://www.dmi.usherb.ca.1997>.
- [41] 田捷等, 实用图像处理技术, 电子工业出版社, 1994.
- [42] John Canny, A Computational Approach to Edge Detection, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, Vol.8, No.6, pp.679-698.
- [43] D.Marr著, 姚国正等译, 视觉计算理论, 科学出版社, 1988.
- [44] William T.Freeman and Edward H.Adelson,The Design and Use of Steerable Filters, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(9):891-906.
- [45] K.-h.Liang,T.Tjahajadi,and Y.-h.Yang, Roof edge detection using regularized cubic B-spline fitting, Pattern Recognition, 1997, 30(5):719-728.
- [46] Vishvjit S.Nalwa and Thomas O.Binford, On Detecting Edges, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6):699-711.
- [47] Robert M.Haralick, Digital Step Edges from Zero Crossing of Second Directional Derivatives, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, Vol.6, No.1, pp.58-68.
- [48] Ioannis Matalas, Ralph Benjamin, and Richard Kitney, An Edge Detection Technique Using the Facet Model and Parameterized Relaxation Labeling, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997,Vol.19,No.4, pp.328-341.
- [49] Lawrence H.Staib,and James S.Duncan, Boundary Finding with Parametrically Deformable Models, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, Vol.14, No.11,pp.1061-1075
- [50] Ardeshir Goshtasby, Design and Recovery of 2-D and 3-D Shapes Using Rational Gaussian Curves and Surfaces, International Journal of Computer Vision, 1993, Vol.10, No.3, pp.233-256
- [51] Ming-Fang Wu and Hsin-Teng Sheu, Representation of 3D surfaces by two-variable Fourier Descriptors, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998,Vol.20,No.8,pp.858-863。
- [52] A.Hummel. Representations based on zero-crossings in scale-space, Proc.IEEE Computer Vision and Pattern Recognition Conf., 1986, pp.204-209.
- [53] Pietro Perona and Jitendra Malik. Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic diffusion, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990,Vol.12, No.7, pp.629-639.
- [54] Francine Catte, Pierre-Louis Lions,Jean-Michel Morel and Tomez Coll,Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion II, SIAM J. Numer. Anal V.29, N.3, PP845-866,1992.
- [55] Mark Nitzberg and Takahiro Shiota.,Nonlinear Image Filtering with Edge and Corner Enhancement, IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992,Vol.14,No.8, pp.826-833.
- [56] Song Chun Zhu and David Mumford. GRADE:Gibbs Reaction and Diffusion Equations,International Conference On Computer Vision, 1998, pp.847-854.
- [57] Ping Liang and Y.F.Wang. Local scale controlled anisotropic diffusion with local noise estimate for image smoothing and edge detection, International Conference On Computer Vision,1998, pp.193-200.
- [58] A. X. Falcao, J. K. Udupa, S. Samarasekera and Shoba Sharma, User-steered Image Segmentation

- Paradigms:Live Wire and Live Lane, *Graphic models and Image Processing*, 60, 233-260, 1998.
- [59] 田捷, 罗希平, 基于Live-Wire的交互式分割及其在医学图像中的应用, 《中国学术期刊文摘》, 2000, Vol. 6, No. 9, pp.1174-1175
- [60] Tim McInerney and Demetri Terzopoulos, Deformable Models in Medical Image Analysis:A Survey, in *Medical Image Analysis*, 1(2), 1996.
- [61] T. F. Cootes, C. Beeston, G. J. Edwards, and C. J. Taylor, "A unified framework for atlas matching using active appearance models," in *Proc. Information Processing in Medical Imaging (IPMI'99)*, pp. 323-333, 1999.
- [62] N. Duta, M. Sonka, and A. K. Jain, "Learning shape models from examples using automatic shape clustering and Procrustes analysis," in *Proc. Information Processing in Medical Imaging (IPMI'99)*, pp. 370-375, 1999.
- [63] A. Hill and C. J. Taylor, "Automatic landmark identification using a new method of non-rigid correspondence," in *Proc. Information Processing in Medical Imaging (IPMI'97)*, pp. 483-488, Springer-Verlag, 1997.
- [64] M. Kass, A. P. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models" *Int. J. Comput. Vis.*, vol.1, pp. 321-331, Jan. 1988.
- [65] D. Terzopoulos, M. Kass, and A. P. Witkin, "Constraints on deformable models: recovering 3D shape and nonrigid motion" *Artificial Intelligence*, vol. 36, no. 1, pp. 91-123, 1988.
- [66] L. D. Cohen, "On active contours and balloons" *GVGIP: Imag. Under.* vol. 53, no. 2, pp. 211-218, 1991.
- [67] Chenyang Xu and Jerry L. Prince, "Snakes, shapes, and gradient vector flow" *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 7, pp. 359-369, Mar. 1998.
- [68] Tim McInerney , Topology Adaptive Deformable Surfaces for Medical Image Volume Segmentation, *IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING*, VOL. XX, NO. Y, MONTH 1999
- [69] L F. eitner, P. Cinquin. Complex topology 3D objects segmentation. In *Model-Based Vision Development and Tools*, volume 1609 of *SPIE Proc.* 16-26. Bellingham, WA: SPIE. , 1991.
- [70] R. Szeliski, D. Tonnesen, D. Terzopoulos. Modeling surfaces of arbitrary topology with dynamic particles. In *Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'93)*, 1993.
- [71] R. Whitaker. Volumetric deformable models. In Robb, R.A., ed., *Proc. Third Conf. On Visualization in Biomedical Computing (VBC'94)*, Rochester, MN, October, 1994, volume 2359 of *SPIE Proc.* Bellingham, WA: SPIE. 1994.
- [72] R. Malladi, R. Kimmel, D. Adalsteinsson, G. Sapiro, V. Caselles, J.A. Sethian. A geometric approach to segmentation and analysis of 3D medical images. In *IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, San Francisco, CA, June, 1996, 244-252. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press,1996.
- [73] J. O. Lachaud, A. Montanvert. Deformable Meshes with Automated Topology Changes for Coarse-to-fine 3D Surface Extraction. *Medical Image Analysis* 3(2):187-207,1999.
- [74] V. Caselles, F. Catta, T. Coll, F. Dibos. A geometric model for active contours. *Numerische Mathematik* 66,1993.
- [75] Malladi, R., Sethian, J. and Vemuri, B.C. (1995). Shape modeling with front propagation: A level set approach. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 17(2):158-175.
- [76] R. Whitaker, Volumetric deformable models. In Robb, R.A., ed., *Proc. Third Conf. On Visualization in Biomedical Computing (VBC'94)*, Rochester, MN, October, 1994, volume 2359 of *SPIE Proc.* Bellingham, WA: SPIE. 1994.
- [77] V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro. Geodesic active contours. In *Proc. Fifth International Conf. on Computer Vision (ICCV'95)*, Cambridge, MA, June, 1995, 694-699. Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press,1995.

- [78] G. Sapiro, R. Kimmel, V. Caselles. Object detection and measurements in medical images via geodesic deformable contours. In *Vision Geometry IV*, volume 2573 of SPIE Proc., 366-378. Bellingham, WA: SPIE. 1995.
- [79] S. Osher, J. A. Sethian. Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulation. *Journal of Computational Physics* 79:12-49,1988.
- [80] T. Pavlidis and Y. Liow, "Integrating region growing and edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. 12, pp. 225–233, Mar. 1990.
- [81] L. D. Griffin, A. C. F. Colchester, and G. P. Robinson, "Scale and segmentation of grey-level images using maximum gradient paths," *Image Vis. Comput.*, vol. 10, pp. 389–402, July/Aug. 1992.
- [82] A. Chakraborty and J.S. Duncan. Integration of boundary finding and region-based segmentation using game theory. In Y. Bizais et al., editor, *Information Processing in Medical Imaging*, pages 189–201. Kluwer, 1995.
- [83] A. Chakraborty, M. Worring, and J.S. Duncan. On multifeature integration for deformable boundary finding. In *Proc. Intl. Conf. on Computer Vision*, pages 846–851, 1995.
- [84] R. Ronfard. Region-based strategies for active contour models. *Intl. J. of Computer Vision*, 13(2):229–251, 1994.
- [85] S.C. Zhu, T.S. Lee, and A.L. Yuille. Region competition: Unifying snakes, region growing, and bayes/mdl for multiband image segmentation. In *Proc. Intl. Conf. on Computer Vision*, pages 416–423, 1995.
- [86] Timothy N. Jones, Dimitris N. Metaxas. Image Segmentation Based on the Integration of Pixel Affinity and Deformable Models. *Proceedings of CVPR'98*, June 1998 Santa Barbara, CA.
- [87] Amit Chakraborty, Lawrence H. Staib, and James S. Duncan, Deformable boundary Finding in Medical Images by Integrating Gradient and Region Information, *IEEE Trans On Medical Imaging*, 1996, Vol.15, No.6, pp.859-870.
- [88] C.A. Murthy & S.K. Pal, Fuzzy Thresholding: Mathematical Framework, Bound Functions and Weighted Moving Average Techniques, *PR Letter*, 11, 1990.
- [89] H.D. Cheng, Jim-Rong Chen and JiGuang Li, Threshold selection based on Fuzzy c-Partition entropy approach, *Pattern Recognition*, V.31, N.7, pp857-870, 1998
- [90] Liang-kai Huang and Mao-Jiun J. Wang, Image Thresholding by Minimizing the measure of Fuzziness, *Pattern Recognition*, V.28, N.1, pp41-51, 1995
- [91] S.K. Lee and M.W. Vannier, "Post-acquisition correction of MR in homogeneities," *Magnetic Resonance Med.*, Vol.36, pp. 276-286, 1996.
- [92] D. Pham and J. Prince, "An Adaptive Fuzzy Segmentation Algorithm for Three -Dimensional MRI", *Information Processing in Medical Imaging*, pp.140-153, 1999.
- [93] W.E. Blanz and S.L. Gish, A connectionist classifier architecture applied to image segmentation. *Proc. 10th ICPR*, pp.272-277, 1990.
- [94] N. Babaguchi, K. Yamada, K. Kisc and T. Tezuka, Connectionist model binarization. *Proc. 10th ICPR*, pp.51-56, 1990.
- [95] A. Ghosh, N.R. Pal and S.K. Pal, Image segmentation using a neural network, *Biol. Cybern.* 66, 151-158, 1991.
- [96] J. Shah, Parameter estimation, multiscale representation and algorithms for energy-minimizing segmentation, *Proc. Int. conf. Pattern Recognition*, pp. 815-819, 1990.
- [97] J.B.A. Maintz and M.A. Viergever. A survey of medical image registration. *Med. Im. Anal.*, 2:1–36, 1998.
- [98] Luc Vincent and Pierre Soille, Watersheds in Digital Spaces: An Efficient Algorithm Based on Immersion Simulations, *IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, Vol.13, No.6, pp.583-598
- [99] F. Meyer and S. Beucher, "Morphological segmentation," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol. 1, pp. 21–46, Sept. 1990.

- [100] Kostas Haris, Serafim N. Efstratiadis. Hybrid Image Segmentation Using Watersheds and Fast Region Merging. *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, VOL. 7, NO. 12, DECEMBER 1998.
- [101] B.Chanda,M.K.Kundu and Y.Vani Padmaha, A Multi-scale morphologic edge detector, *Pattern Recognition*, Vol.31, No.10, pp.1469-1478, 1998.
- [102] Nathalie Giordana and Wojciech Pieczynski, Estimation of Generalized Multisensor Hidden Markov Chains and Unsupervised Image Segmentation, *IEEE Trans On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, Vol.19, No.5, pp.465-475.
- [103] S.M Pizer, DS Fritsch, P Yushkevich, V Johnson, EL Chaney. Segmentation, registration, and measurement of shape variation via image object shape. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18: 851-865,1999.
- [104] V.Chalana and Y.Kim, A Methodology for Evaluation of Boundary Detection Algorithms on Medical Images, *IEEE Trans On Medical Imaging*, 1997, Vol.16, No.5,pp.642-652.
- [105] Tina Kapur, Ph.D. Thesis, Model based three dimensional Medical Image Segmentation, Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, May 1999.
- [106] Amar Mitiche, Ismail Ben Ayed, Variational and Level Set Methods in Image Segmentation, Springer, 2010.