

# 一种对图像初始分割边界进行优化的自动分割方法

申请号：[200710062989.9](#)

申请日：2007-01-24

**申请(专利权)人** [中国科学院自动化研究所](#)  
**地址** 100080北京市海淀区中关村东路95号  
**发明(设计)人** [田捷](#) [陈健](#)  
**主分类号** [G06T5/00\(2006.01\)I](#)  
**分类号** [G06T5/00\(2006.01\)I](#)  
**公开(公告)号** 101231745  
**公开(公告)日** 2008-07-30  
**专利代理机构** [中科专利商标代理有限责任公司](#)  
**代理人** [周国城](#)

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.  
G06T 5/00 (2006.01)



## [12] 发明专利说明书

专利号 ZL 200710062989.9

[45] 授权公告日 2009 年 9 月 30 日

[11] 授权公告号 CN 100545865C

[22] 申请日 2007.1.24

[21] 申请号 200710062989.9

[73] 专利权人 中国科学院自动化研究所

地址 100080 北京市海淀区中关村东路 95 号

[72] 发明人 田捷 陈健

[56] 参考文献

JP2006-346465A 2006.12.28

CN1388948A 2003.1.1

CN1418353A 2003.5.14

CN1711556A 2005.12.21

US2004/0120574A1 2004.6.24

审查员 董立波

[74] 专利代理机构 中科专利商标代理有限责任公司

代理人 周国城

权利要求书 2 页 说明书 11 页 附图 3 页

[54] 发明名称

一种对图像初始分割边界进行优化的自动分割方法

[57] 摘要

本发明涉及图像处理技术，特别涉及一种基于近邻函数准则的初始分割边界的自动优化方法包括步骤：检测初始的分割边界点并用阿拉伯数字按初始分割区域标记；对每一个边界点，计算某邻域内的近邻函数值；根据近邻函数值计算当前边界点的隶属函数值；根据隶属函数值进行边界点的再分类，获得优化的分割边界；重复实施上面步骤，确保整幅图像的分割边界都达到优化的效果。本发明方法模拟人眼在处理图像时的某些功能，能自动地对不准确的分割边界进行优化，并有效地克服了图像噪声、局部容积效应、强度重叠和强度不均匀性的影响，对现有的分割算法是一个很好的补充。在医学图像分割，遥感图像分割，目标识别等领域有着重要的应用价值。

1. 一种对图像初始分割边界进行优化的自动分割方法，其特征在于，基于近邻函数准则对图像的粗糙边界进行自动再分类，包括以下步骤：

步骤 1：检测初始分割结果中的边界点，并按初始分割结果进行标记，第一个区域的所有边界点标记为阿拉伯数字“1”，第二个区域的边界点标记为“2”，以此类推；

步骤 2：计算每一个被标记的边界点的某邻域内所有点之间的近邻函数值；

步骤 3：根据近邻函数值计算当前边界点的隶属函数值，也即是当前边界点隶属于某个区域的可能性度量；

步骤 4：根据隶属函数值进行边界点的再分类，获得优化的分割边界；

步骤 5：步骤 1~步骤 4 重复实施，确保整幅图像的分割边界都达到优化的效果。

2. 根据权利要求 1 所述的方法，其特征在于，在步骤 2 中，计算每一个边界点的某邻域内所有点的近邻函数值，设  $S(p_0, N)$  为点  $p_0$  在第  $i$  个分割区域  $\omega_i$  中的  $N$  个近邻点的集合，再设  $S'(p_0, N) = S(p_0, N) \cup \{p_0\}$ ；然后计算  $S'(p_0, N)$  中所有点之间的近邻函数值，设点  $p_i$  和  $p_j$  是边界点  $p_0$  的邻域点，则  $p_i$  和  $p_j$  间的近邻函数值如下：

$$a_{ij} = s + t - 2$$

其中  $s$  表示点  $p_i$  是点  $p_j$  的第  $s$  个近邻， $t$  表示点  $p_j$  是点  $p_i$  的第  $t$  个近邻；点与点之间的距离是广义距离，是根据欧氏距离和图像灰度值差异联合定义的，其定义如下：

$$d(p_i, p_j) = c_1 \cdot d_E(p_i, p_j) + c_2 \cdot d_G(p_i, p_j), \quad c_1 + c_2 = 1,$$

$$d_G(p_i, p_j) = |I(p_i) - I(p_j)|,$$

其中  $d_E(p_i, p_j)$  表示两点间的欧氏距离,  $d_G(p_i, p_j)$  表示两点间的灰度差的绝对值,  $c_1$  和  $c_2$  为两个常数,  $I(p_i)$  表示点  $p_i$  处的图像灰度值; 点  $p_0$  到邻点的集合  $S'(p_0, N)$  的总的近邻函数值以及总的距离值分别为:

$$\left. \begin{aligned} a_{p_0 S_x(p_0, N)} &= \sum a_{p_0 p_i} \\ d_{p_0 S_x(p_0, N)} &= \sum d_{p_0 p_i} \end{aligned} \right\} \forall p_i \in S_x(p_0, N), x = 1, 2, \dots, C$$

其中  $a_{p_i p_j}$  和  $a_j$  都表示点  $p_i$  和  $p_j$  间的近邻函数值。

3. 根据权利要求2所述的方法, 其特征在于, 在步骤3中, 采用下面的隶属函数:

$$P_i(p_0) = P_{i1}(p_0) + P_{i2}(p_0), \quad i = 1, 2, \dots, C$$

上式中  $i$  代表分割区域,  $P_i(p_0)$  表示  $p_0$  属于第  $i$  个分割区域  $\omega_i$  的可能性度量, 式中:

$$P_{i1}(p_0) = (p_0' \in \omega_i) \cdot 50\%$$

其中  $(p_0' \in \omega_i)$  为逻辑表达式;

$$P_{i2}(p_0) = (2 + \operatorname{sgn}(a_{p_0 S_i} - \frac{1}{C-1} \sum_{j \neq i} a_{p_0 S_j})) + \operatorname{sgn}(d_{p_0 S_i} - \frac{1}{C-1} \sum_{j \neq i} d_{p_0 S_j})) \cdot 12.5\%$$

其中  $\operatorname{sgn}()$  为符号函数。

4. 根据权利要求3所述的方法, 其特征在于, 在步骤4中, 计算出隶属函数值之后, 根据下式来确定当前点  $p_0$  的隶属关系:

$$p_0 \in \omega_i \quad \text{if} \quad P_i(p_0) \geq F$$

其中  $F = \delta \cdot \max(P_j(p_0)), j \neq i$ ,  $\delta$  为常数, 且  $\delta \in [1, 2]$ 。

## 一种对图像初始分割边界进行优化的自动分割方法

### 技术领域

本发明涉及图像处理技术，特别涉及一种基于近邻函数准则的初始分割边界的自动优化算法。

### 背景技术

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来，这些区域互相不交叉，每一个区域都满足特定区域的一致性。从处理对象角度来讲分割是在图像矩阵中确定所关心的目标的定位。显然，只有用这种方法把“感兴趣的目标物体”从复杂的景象中提取出来，才有可能进一步对各个子区域进行定量分析或者识别，进而对图像进行理解。图像分割可用的特征包括图像灰度、颜色、纹理、局部统计特征或频谱特征等，利用这些特征的差别可以区分图像中不同目标物体。既然我们只能利用图像信息中某些部分特征分割区域，因此各种方法必然带有局限性和针对性，只能针对各种实际应用领域的需求来选择合适的分割方法。

根据分割算法利用性质的不同，图像分割方法主要可分为两大类：一类方法是基于区域的方法，通常利用同一区域内的均一性识别图像中的不同区域；另一类方法是边缘分割方法，通常利用区域间不同性质（如区域内灰度不连续性）划分出各个区域之间的分界线，这类方法通常会导致不完全的部分分割结果，比如分割结果中存在间断现象或者得到错误的边缘。近年来，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图像分割方法。下面我们简单介绍一些有代表性的图像分割方法。

### 基于区域的分割方法

包括阈值分割、区域生长和分裂合并和统计学分割方法等。这一类方法都是根据图像中不同区域之间的特性差异来进行分割，没有或者很少使用到图像中的边界信息。阈值分割是最常见的并行检测区域的分割方法，其优点是简单易于实现，并且当不同类的物体灰度值或其他特征值相差很大时，它能很有效地对图像进行分割。其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，难以得到准确的分割结果。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多个顺序的步骤，其中后续步骤要根据前面步骤的结果进行判断而确定。其基本思想是将具有相似性质的像素集中起来构成区域，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。区域生长算法的优点是计算简单，特别适用于分割小的结构如肿瘤和伤疤，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，区域生长方法也对噪声敏感，导致抽取出的区域有空洞或者在局部体效应的情况下将原本分开的区域连接起来。统计学分割方法是根据图像区域特征进行统计分类的方法，包括马尔柯夫随机场理论，聚类算法等。这一类算法的计算量普遍较大，不便于实时处理。

### 基于边缘的分割方法

也叫做边缘检测算法，包括微分算子，曲线拟合等方法。边缘检

测技术可以按照处理顺序分为串行边缘检测以及并行边缘检测。在串行边缘检测技术中，当前像素是否属于欲检测的边缘取决于先前像素的检测结果；而在并行边缘检测技术中，一个像素是否属于检测的边缘只与当前像素及其相邻像素有关，这样可同时对图像中的所有像素进行检测，因而称之为并行边缘检测技术。

### 结合区域与边界信息的方法

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边缘检测的方法结合起来，但是采用什么方式结合，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。

### 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。

### 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技术，在解决具体的医学问题时，出现了基于神经网络模型的分割方法。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。

### 基于数学形态学的方法

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，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分水岭算法，研究人员至今已提出了多种使用分水岭方法的形态学分割方法。虽然分水岭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。

通过上面的介绍可知，现有的分割算法或多或少都存在一些问题，在实际使用中应该选择具有针对性的算法。现实中判定分割结果好坏的金标准并不存在，专家的主观判定是主要的检测标准。

模式识别中的近邻函数准则在图像处理方面跟人眼机理有很多相似之处，如图 1 所示，因此我们在此基础上提出了图像分割的优化算法，能很好地处理图像的粗糙分割边界。对于上述种种分割算法是一个很好的补充。

## 发明内容

现有技术不能自动地对不准确的分割边界进行优化，在处理图像时有图像噪声、局部容积效应、强度重叠和强度不均匀性的影响，本发明的目的是提供一种基于近邻函数准则的初始分割边界的自动优化方法，考虑了人眼对图像处理的机理，使用近邻函数准则对分割的边界进行再分割，尽可能提高分割结果的准确性。

本发明的核心思想是提出一种全新的自适应的方法，采用近邻函数准则对初始粗糙分割结果的全自动优化。该方法包括以下几个步骤：标记边界点；计算近邻函数值；计算隶属函数值；边界点再分类；重复实施以上四步以确保优化效果。



基于上述目的和思想，本发明基于近邻函数准则的初始分割边界的自动优化算法，提供了一种对图像初始分割边界进行优化的自动分割方法包括：

(1)检测初始分割结果中的边界点，并按初始分割结果进行标记，第一个区域的所有边界点标记为阿拉伯数字“1”，第二个区域的边界点标记为“2”，以此类推；

(2)计算每一个被标记的边界点的某邻域内所有点之间的近邻函数值；

(3)根据近邻函数值计算当前边界点的隶属函数值，也即是当前边界点隶属于某个区域的可能性度量；

(4)根据隶属函数值进行边界点的再分类，获得优化的分割边界；

(5)重复步骤1~步骤4，确保整幅图像的分割边界都达到优化的效果。

本发明模拟人眼在处理图像时的某些功能，能自动地对不准确的分割边界进行优化，并有效地克服了图像噪声、局部容积效应、强度重叠和强度不均匀性的影响，本发明提出的图像分割的优化算法，能很好地处理图像的粗糙分割边界，对现有的分割算法是一个很好的补充。在医学图像分割，遥感图像分割，目标识别等领域有着重要的应用价值。

## 附图说明

图 1. 近邻函数准则示意图。如图所示， $\omega_1$ 类较密集， $\omega_2$ 类较稀疏，直观地看， $p_i$ 属于 $\omega_2$ 类较为合理。但按欧氏距离， $p_k$ 是 $p_i$ 的最近邻，但如果接近邻函数准则， $p_j$ 是 $p_i$ 的最近邻，因为 $p_j$ 与 $p_i$ 间的近邻函数值为1，而 $p_k$ 与 $p_i$ 间的近邻函数值为5。

图 2. (a)初始分割的边界点标记。 $\omega_1$ 区域的边界点标记为“1”， $\omega_2$

区域的边界点标记为“2”；(b)寻找当前边界点的近邻点。按欧氏距离的从近到远分别在两个区域寻找N个近邻点，图中N为11。

图3. 用合成图像验证算法的有效性，(a)为原始合成图像；(e)为初始分割边界，人为地把初始分割边界拖离了正确的分割位置以验证优化方法的有效性；(b)(c)(d)在原始图像上添加了不同程度的噪声，(f)(g)(h)为本发明方法对噪声图像分割结果的优化。

图4. 在自适应最大后验估计(aMAP)分割结果上的优化对比实例。第一列为原始图像，第二列为aMAP的分割结果，第三列为本发明方法优化的结果，第四列为有经验的临床医生手动的分割的结果(被当作是参考)。

图5. 在水平集(LS)分割结果上的优化对比实例。第一列为原始图像，第二列为LS的分割结果，第三列为本发明方法优化的结果，第四列为有经验的临床医生手动的分割的结果(被当作是参考)。

图6. 本发明方法对自适应最大后验估计(aMAP)、水平集(LS)初始分割结果的优化量化分析；其中菱形点实线为aMAP分割精确度，星形点虚线为本发明方法对aMAP分割结果优化后的精确度；圆点实线为LS分割精确度，十字点虚线为本发明方法对LS分割结果优化后的精确度。

## 具体实施方式

下面将结合附图对本发明加以详细说明，本发明的分割优化方法主要包括以下步骤：

(1)检测初始分割结果中的边界点，并按初始分割结果进行标记，第一个区域的所有边界点标记为阿拉伯数字“1”，第二个区域的边界点标记为“2”，以此类推；

(2)计算每一个被标记的边界点的某邻域内所有点之间的近邻函

数值；

(3) 根据近邻函数值计算当前边界点的隶属函数值，也即是当前边界点隶属于某个区域的可能性度量；

(4) 根据隶属函数值进行边界点的再分类，获得优化的分割边界。

(5) 步骤 1~步骤 4 重复实施，确保整幅图像的分割边界都达到优化的效果。

根据本发明方法的具体的实施例如下：

**步骤 1:** 检测初始的分割边界点并用阿拉伯数字按初始分割区域标记：

在图像初始的粗糙分割结果中，找到其分割的边界点，并对不同分割区域中的边界点作不同的标记，如图 2(a)所示， $\omega_1$  区域的边界点标记为“1”， $\omega_2$  区域的边界点标记为“2”；如若分割的区域多于两个，别的区域的边界点便可用“3,4,5……”等标记。这一步相当的简单，只需要对图像进行一次遍历便可得到结果。

**步骤 2:** 计算每一个被标记的边界点的某邻域内所有点之间的近邻函数值：

当标记完成后，取一个被标记的边界点作为当前处理点，我们记作  $p_0$ 。下一步，我们要计算当前处理点  $p_0$  某个领域内所有点之间的近邻函数值。

首先，我们要确定当前处理点  $p_0$  的某邻域内所有点都有哪些。在本发明方法中，我们从临近当前处理点  $p_0$  的几个分割区域中分别选出  $N$  个近邻点，如图 2(b)所示，正方形为当前处理点  $p_0$ ，从临近当前处理点  $p_0$  的两个分割区域中分别找到  $N$  个近邻点。图中正三角点为区域  $\omega_1$  中的近邻点，这些点的集合被表示为  $S_1(p_0, N)$ ；倒三角点为区域  $\omega_2$  中的近邻点，这些点的集合被表示为  $S_2(p_0, N)$ 。所有这些点的集合即为我们选定的当前处理点  $p_0$  的邻域，被表示成： $S(p_0, N) = S_1(p_0, N) \cup S_2(p_0, N)$ ，如若分割的区域多于两个，则

$S(p_0, N) = \bigcup_{i=1}^c S_i(p_0, N)$ 。为了方便下一步计算，再令  $S'(p_0, N) = S(p_0, N) \cup \{p_0\}$ 。在本发明方法中， $N$  一般取 25~40，因为实验表明这个范围内的值可以得到最理想的结果。

然后，计算  $S'(p_0, N)$  中所有点之间的近邻函数值。设点  $p_i$  和  $p_j$  属于  $S'(p_0, N)$ ，则点  $p_i$  和  $p_j$  间的近邻函数值如下：

$$a_{ij} = s + t - 2$$

其中  $s$  表示点  $p_i$  是点  $p_j$  的第  $s$  个近邻， $t$  表示点  $p_j$  是点  $p_i$  的第  $t$  个近邻。

下面说明怎么具体计算  $s$  和  $t$  的值，在计算近邻的时候，点与点之间的距离是广义距离，是根据欧氏距离和图像灰度值差异联合定义的，其定义如下：

$$d(p_i, p_j) = c_1 \cdot d_E(p_i, p_j) + c_2 \cdot d_G(p_i, p_j), \quad c_1 + c_2 = 1,$$

$$d_G(p_i, p_j) = |I(p_i) - I(p_j)|,$$

其中  $d_E(p_i, p_j)$  表示两点间的欧氏距离， $d_G(p_i, p_j)$  表示两点间的灰度差的绝对值， $c_1$  和  $c_2$  为两个 0~1 之间常数， $I(p_i)$  表示点  $p_i$  处的图像灰度值。

从点  $p_i$  到  $S'(p_0, N)$  中所有别的点的距离形成一个集合，表示为：

$$\Theta(p_i) = \{d(p_i, p_j) | \forall p_j \in S'(p_0, N) \text{ but } p_j \neq p_i\}$$

我们把这个距离按从小到大进行排序：

$$\underbrace{d(p_i, p_{k1})}_1 \leq \underbrace{d(p_i, p_{k2})}_2 \leq \dots \leq \underbrace{d(p_i, p_0)}_i \leq \dots$$

然后把排序的序号和点进行一一对应。如上式所示，点  $p_i$  到当前处理点  $p_0$  的距离在排序中的序号为  $t$ ，我们就标记  $(p_i \rightarrow p_0) = t$ 。重复这一步骤，得到  $S'(p_0, N)$  中所有点到当前处理点  $p_0$  的序号，和当前处理点  $p_0$  到  $S'(p_0, N)$  中所有点的序号，就可以得到当前处理点  $p_0$  到  $S'(p_0, N)$  中任意点  $p_i$  的近邻函数值：

$$\begin{aligned} a_{0i} &= (p_0 \rightarrow p_i) + (p_i \rightarrow p_0) - 2 \\ &= s + t - 2 \end{aligned}$$

再在此基础上定义当前处理点  $p_0$  到近邻集合  $S'(p_0, N)$  的总的近邻函数值和总的距离值:

$$\left. \begin{aligned} a_{p_0 S_x(p_0, N)} &= \sum a_{p_0 p_i} \\ d_{p_0 S_x(p_0, N)} &= \sum d_{p_0 p_i} \end{aligned} \right\} \forall p_i \in S_x(p_0, N), x=1, 2, \dots, C$$

其中  $a_{p_i p_j}$  和  $d_{ij}$  都表示点  $p_i$  和  $p_j$  间的近邻函数值。

**步骤 3:** 根据近邻函数值计算当前边界点的隶属函数值, 也即是当前边界点隶属于某个区域的可能性度量:

本发明方法采用的隶属度为:  $P_i(p_0) = P_{i1}(p_0) + P_{i2}(p_0)$ ,  $i=1, 2, \dots, C$ , 表示当前处理点隶属于区域  $\omega_i$  的可能性。隶属度由两部分组成, 第一部分是当前处理点  $p_0$  的最近邻点  $p_0'$  决定, 第二部分由  $a_{p_0 S_x(p_0, N)}$  和  $d_{p_0 S_x(p_0, N)}$  联合决定。

第一部分表示为:  $P_{i1}(p_0) = (p_0' \in \omega_i) \cdot 50\%$ , 其中  $(p_0' \in \omega_i)$  为逻辑表达式, 表达式为真, 其值为 1, 反之则为 0。

第二部分表示为:

$$P_{i2}(p_0) = (2 + \text{sgn}(a_{p_0 S_i} - \frac{1}{C-1} \sum_{j \neq i} a_{p_0 S_j})) + \text{sgn}(d_{p_0 S_i} - \frac{1}{C-1} \sum_{j \neq i} d_{p_0 S_j})) \cdot 12.5\%$$

其中  $\text{sgn}()$  为符号函数, 其值为 -1、0 或者 1。

**步骤 4:** 根据隶属函数值进行边界点的再分类, 获得优化的分割边界:

在隶属函数值的基础上, 来判定当前处理点到底归属于哪一个区域最合适。假设点  $p_i$  是当前处理点  $p_0$  的 8 个欧氏近邻点, 那么我们按如下表达式来判定当前处理点  $p_0$  的归属:

$$p_0 \in \omega_i \quad \text{if} \quad P_i(p_0) \geq F$$

其中  $i=1, 2, \dots, C$ ,  $F = \delta \cdot \max(P_j(p_0))$ ,  $j \neq i$ ,  $\delta$  为常数, 且  $\delta \in [1, 2]$ 。即如果  $p_0$  在初始分割结果中属于  $\omega_i$ , 且判定后仍然属于  $\omega_i$ , 那么表示初始分割结果正确; 如果  $p_0$  在初始分割结果中属于  $\omega_i$ , 且判定后不属于  $\omega_i$ , 那么表示初始分割结果不正确, 初始的分割结果就得到了优化。

**步骤 5:** 步骤 1~步骤 4 重复实施, 确保整幅图像的分割边界都达到优化的效果。

运行结果:

为了验证本发明方法, 我们用模拟数据和真实医学磁共振图像进行了实验。

模拟数据实验如图 3 所示, (a)为原始合成图像, 我们在两块区域的边界处进行了模糊处理以增加分割的困难度; 为了检测本发明方法的有效性, 我们人为地把初始分割边界拖离了正确的分割位置, 如图 3(e)蓝色线条所示。(b)、(c)和(d)分别是在(a)的基础上添加了 10%、20% 和 40%的高斯噪声。(f)、(g)和(h)是在初始分割的基础上分别对(b)、(c)和(d)的边界优化结果。从此次实验可以看出, 在噪声达到 40%的时候, 优化的效果也是明显的! 但随着噪声的增加, 在局部区域还是出现了一些问题, 比如在(h)中的左下角区域出现了一些过度的修改。

为了进一步验证本发明方法, 我们选取了 20 幅真实的磁共振图像来进行医学图像分割结果的优化。这些图像采用 GE 1.5T 或 3.0T 磁共振扫描系统, 使用 T1 成像获得。这些图像由于受噪声、局部容积效应、强度不均匀性和弥散各向异性等因素的影响, 分割起来非常困难。如图 4, 图 5 所示, 第一列为原始图像, 第二列为初始的分割结果, 分别由自适应最大后验估计 (aMAP) 和水平集 (LS) 分割方法得到, 第三列为本发明方法优化的结果, 第四列为有经验的临床医生手动的分割的结果(被当作是参考)。从这两个例子可以看出, 本发明方法能大大的优化分割的边界, 使分割结果跟医生手动的分割结果更加接近。

实验表明, 本发明方法—基于近邻函数准则的初始分割边界的自动优化方法—有效的提高了分割准确性, 达到了优化分割边界的目的。我们将本发明分割方法和自适应最大后验估计 (aMAP) 分割算法、

水平集分割算法（LS）进行了比较，结果如图 6 所示，其中菱形点实线为 aMAP 分割精确度，星形点虚线为本发明方法对 aMAP 分割结果优化后的精确度；圆点实线为 LS 分割精确度，十字点虚线为本发明方法对 LS 分割结果优化后的精确度，可以看到在所示的二十个例子中，本发明的方法对 aMAP 和 LS 方法结果都有很大程度的优化。

以上所述，仅为本发明中的具体实施方式，但本发明的保护范围并不局限于此，任何熟悉该技术的人在本发明所揭露的技术范围内，可理解想到的变换或替换，都应涵盖在本发明的包含范围之内，因此，本发明的保护范围应该以权利要求书的保护范围为准。

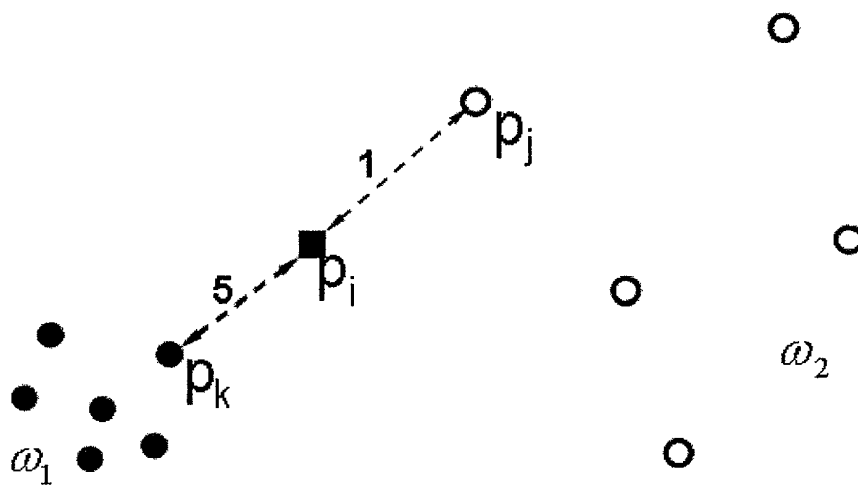


图 1

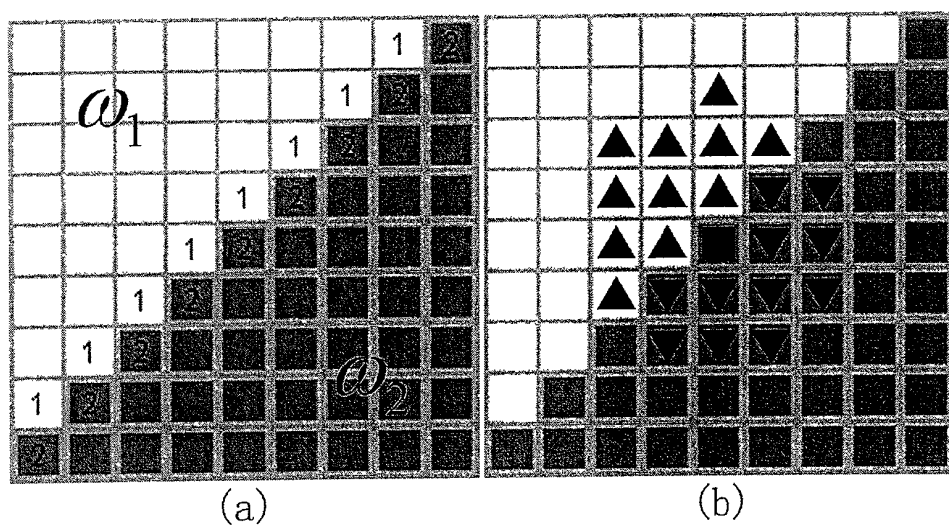


图 2



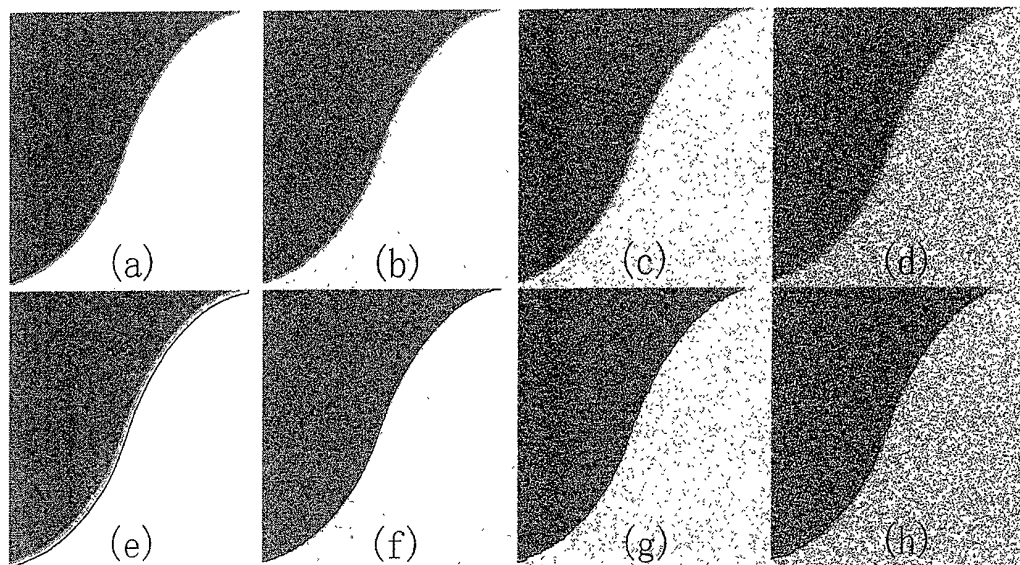


图 3

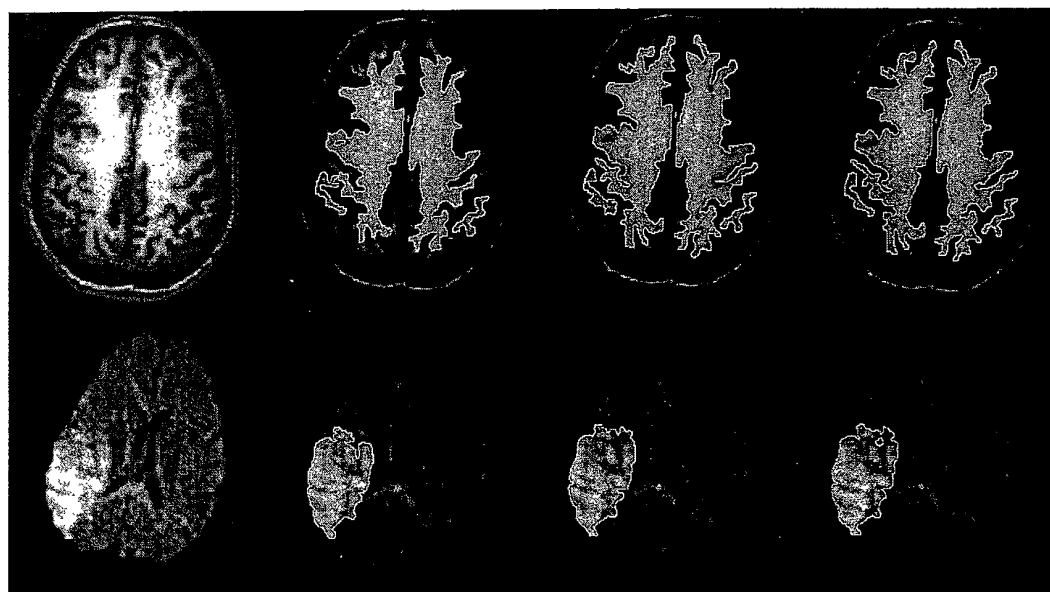


图 4

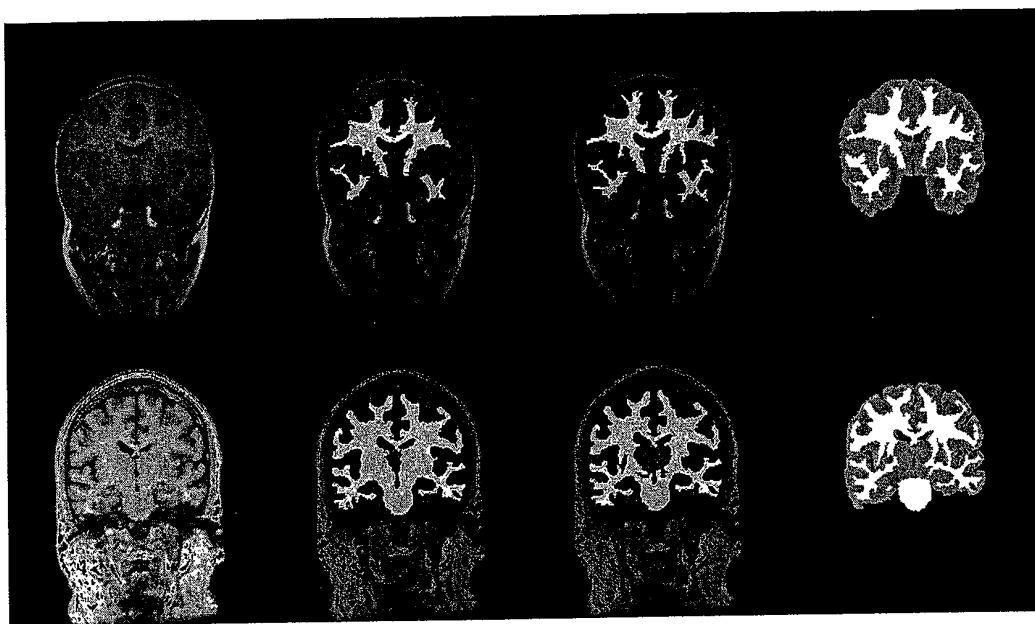


图 5

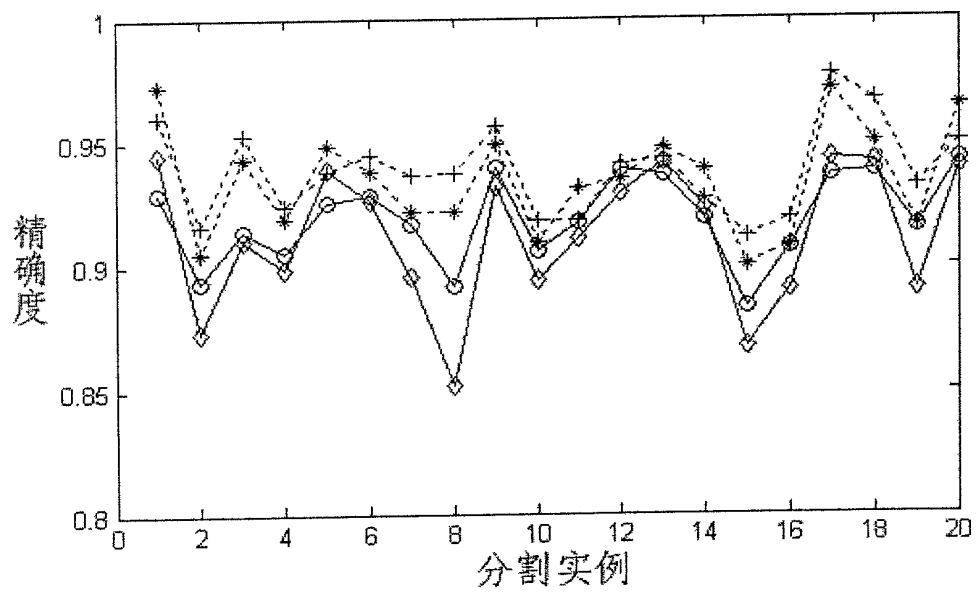


图 6