

## 一种基于相对模糊连通度的交互式序列图像快速分割算法

田春娜 高新波 哈力旦·A\*

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

\*(新疆大学电气工程学院 乌鲁木齐 830008)

**摘要:** 在基于相对模糊连通度的交互式图像分割方法的基础上提出了一种序列图像分割的快速算法。对于单幅图像,新算法在保持分割精度的同时,运行速度提高了3倍。作为该算法的扩展,一方面将原算法中单目标分割推广到多目标分割,另一方面将单帧图像的分割推广到序列图像的分割,实现了复杂背景下多目标的图像分割和图像序列的批处理分割。并进行了分割结果的后处理,提取出目标的单像素宽度的光滑边缘。用人造图像和实际的医学图像和图像序列所做的测试实验取得了令人满意的分割结果。

**关键词:** 模糊连通度,交互式图像分割,序列图像分割,多目标分割

中图分类号: TP 391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2005)10-1549-06

## A Fast Interactive Segmentation Algorithm of Image Sequences Based on Relative Fuzzy Connectedness

Tian Chun-na Gao Xin-bo Halidan·A\*

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

\*(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830008, China)

**Abstract** A fast interactive segmentation algorithm of image-sequences based on relative fuzzy connectedness is presented. In comparison with the existing algorithm, the proposed one, with the same accuracy, accelerates the segmentation speed by three times for single image. Meanwhile, this fast segmentation algorithm is extended from single object to multiple objects and from single-image to image-sequences. Thus the segmentation of multiple objects from complex background and batch segmentation of image-sequences can be achieved. In addition, a post-processing scheme is incorporated in this algorithm, which extracts smooth edge with one-pixel-width for each segmented object. The experimental results illustrate that the proposed algorithm can obtain the object regions of interest from medical image or image-sequences as well as man-made images quickly and reliably with only a little interaction.

**Key words** Fuzzy connectedness, Interactive image segmentation, Image-sequences segmentation, Multiple objects segmentation

### 1 引言

图像分割是指把感兴趣的目标从背景中分离出来,是计算机视觉中的一个经典难题,至今仍没有一个有效的通用分割方法。为此,人们提出了大量的图像分割算法。就分割的方式而言,现有算法可大致分为3种类型<sup>[1-5]</sup>:自动分割,手工分割和交互式分割。

常见的自动分割方法有基于灰度信息的投影分割法和直方图分割法,及基于细节特征的边缘检测法<sup>[6]</sup>。由于图像种类繁多,自动分割方法对多目标或背景复杂的图像很难奏

效,往往需要一定的人工干预。不过,手工的图像分割是一项极为耗时和枯燥的工作,而且分割结果是不精确和不可重复的。尤其是当图像尺寸较大或数目较多时,如遥感图像,医学图像序列等,手工的方法是不可取的。鉴于自动分割和手工分割的局限性,交互式图像分割方法就应运而生了。这种分割方法的优点体现在以下两个方面:(1)高精度:在减少人工干预的情况下,该方法既弥补了自动分割的不足,又比手工分割要精确得多;(2)可重复性:对同一幅图像进行分割时,分割的结果不会因为操作者的不同和分割过程的不同而产生差异。

交互式分割方法就其分割思想而言,可分为两大类:基于边缘的分割方法和基于区域的分割方法。前者利用图像的局部细节信息对图像进行分割,主要有Live-Wire<sup>[3,5]</sup>, Live-Lane<sup>[3]</sup>和Snakes<sup>[4]</sup>等,但是这些基于动态规划的算法分割速度较慢;后者则是利用图像的整体连通性对图像进行分割,主要是基于区域增长的方法,不过传统的区域增长算法的停止条件往往难以确定。通过引入模糊集理论, Udupa等人提出了一种新的区域增长算法——基于模糊连通度的阈值分割算法<sup>[7-10]</sup>,但是最优的分割阈值仍然难以确定。为此, Udupa等人又进一步提出了相对模糊连通度算法<sup>[11-14]</sup>,该算法的思想源于图像中物体是相对其它物体的存在而定义的<sup>[11]</sup>。因此,由用户来交互式指定图像中目标和背景的种子点,通过比较图像中所有点与目标和背景的种子点的连通度大小来进行目标和背景的判决,从而不再需要阈值。

为了提高相对模糊连通度算法的效率,本文对模糊连通度的定义进行了适当的简化,并对算法结构作了一定的优化,提出了一种基于相对模糊连通度的快速分割算法。作为该算法的扩展,一方面我们将相对模糊连通度算法从单目标分割推广到多目标分割,另一方面将单帧图像的分割推广到序列图像的分割,实现了复杂背景下多目标的图像分割和图像序列的批处理分割。此外,我们还提出了一种区域分割的后处理方案,对分割结果用链码跟踪的方法得到物体单像素精度的边缘,然后用B样条拟合进行光滑处理得到目标区域的边缘。

## 2 基于相对模糊连通度的图像快速分割算法

令  $X$  表示一个有限集合,  $A$  是  $X$  中的模糊子集, 其隶属度函数  $\mu_A \in [0,1]$ 。  $X$  中的一个模糊关系  $\rho$  是  $X \times X$  的模糊子集:  $\rho = \{(x,y), \mu_\rho(x,y) \in [0,1] | x,y \in X\}$ 。如果  $\rho$  具有自反、对称和传递性, 则称其为模糊等价关系。

若用  $n$  组相互正交的平面划分  $n$  维欧氏空间  $R^n$ , 空间将被分割为若干超立方体, 我们称其为空素 (spel, spatial elements)。这里, 我们不妨假设每组平面是等间距的, 而且每个空素的中心点坐标为  $n$  维整数向量, 所有这些点的集合用  $Z^n$  来表示。

以二维数字空间  $Z^2$  为例进行算法描述。假设在图像场  $I$  中, 从  $p_i$  到  $p_j$  的第  $k$  条  $m$ -连通 ( $m=4,8$ ) 路径  $P_k$  定义为序列:

$$P_k = \langle p_i = p_k^1, p_k^2, \dots, p_k^{L_k} = p_j \rangle$$

其中  $k=1,2,\dots,K$ ;  $L_k = |P_k|$  为路径  $P_k$  的长度。  $I$  上从  $p_i$  到  $p_j$  的

所有路径的集合表示为  $\cup_{k=1}^K P_k$ 。对于任一集合  $R \subseteq I$ , 如果  $P_k \in R$ , 则认为路径  $P_k$  在  $R$  里。

在  $Z^2$  上定义一个满足自反和对称性的模糊关系  $s$ , 称  $(Z^2, s)$  为模糊数字空间。  $(Z^2, s)$  上的图像场  $I$  中的任意两点  $p_i$  和  $p_j$  间的模糊连通度定义如下为

$$\mu_E(p_i, p_j) = \max_{k=1}^K \left\{ \min_{l=1}^{L_k-1} [\mu_s(p_k^l, p_k^{l+1})] \right\} \quad (1)$$

其中模糊关系  $E$  具有自反、对称和传递性, 是  $(Z^2, s)$  上的等价关系;  $\mu_s(p_k^l, p_k^{l+1})$  为两个像素间的局部模糊连通度,  $(p_k^l, p_k^{l+1}) \in N_m \subset Z^2$ ,  $N_m$  表示  $m$ -邻接关系的像素对的集合。  $\mu_s$  定义为

$$\mu_s(p_k^l, p_k^{l+1}) = \sqrt{\mu_\phi(p_k^l, p_k^{l+1}) \cdot \mu_\psi(p_k^l, p_k^{l+1})} \quad (2)$$

即为  $\mu_\phi$  和  $\mu_\psi$  的几何平均, 且定义  $\mu_s(p, p) = 1$ ; 其中  $\mu_\phi$  和  $\mu_\psi$  分别为物体的特征分量 (object feature component) 和均匀性分量 (homogeneity component), 分别用图像的灰度  $f(\cdot)$  和梯度特征定义, 其中梯度特征用两点间的灰度差表示:

$$\mu_\phi(p_k^l, p_k^{l+1}) = \exp \left\{ - \frac{(f(p_k^l) + f(p_k^{l+1}) - m_\phi)^2}{2k_\phi^2} \right\} \quad (3)$$

$$\mu_\psi(p_k^l, p_k^{l+1}) = \exp \left\{ - \frac{|f(p_k^l) - f(p_k^{l+1})|^2}{2k_\psi^2} \right\} \quad (4)$$

其中  $k_\phi = t\sigma_\phi$ ,  $m_\phi$  和  $\sigma_\phi$  分别为  $(f(p_k^l) + f(p_k^{l+1}))$  的均值和方差;  $k_\psi = M_\psi + t\sigma_\psi$ ,  $M_\psi$  和  $\sigma_\psi$  分别为  $|f(p_k^l) - f(p_k^{l+1})|$  的均值和方差, 各个参数可通过交互式参数估计的方法得到。  $\mu_s$  还可定义为其它形式<sup>[7,8]</sup>, 但采用式(2)–式(4)的形式往往获得较好的分割效果<sup>[8]</sup>。

对于待分割的图像, 首先由用户交互式指定图像中目标  $O$  和背景  $B$  的种子点  $S_o, S_b$ , 本文中分别用下标  $o$  和  $b$  表示目标和背景的参数。对图像中的任意一个像素  $p$ , 分别计算它与  $S_o, S_b$  的模糊连通度, 并通过式(5)做出分割的判决。

$$\eta(p) = \frac{\mu_E(p, S_o)}{\mu_E(p, S_b)} \begin{cases} > 1, & p \in O \\ \leq 1, & p \in B \end{cases} \quad (5)$$

对式(5)两边取对数, 并化简可得新的判决准则。

首先, 对式(5)中两边取对数:

$$\begin{aligned} \xi'(p) &= \ln \frac{\mu_E(p, S_o)}{\mu_E(p, S_b)} = \ln \mu_E(p, S_o) - \ln \mu_E(p, S_b) \\ &= \ln \left\{ \max_{k=1}^{K_o} \left\{ \min_{l=1}^{L_{ok}-1} \left[ \sqrt{\mu_\phi(p_{ok}^l, p_{ok}^{l+1}) \times \mu_\psi(p_{ok}^l, p_{ok}^{l+1})} \right] \right\} \right\} \\ &\quad - \ln \left\{ \max_{k=1}^{K_b} \left\{ \min_{l=1}^{L_{bk}-1} \left[ \sqrt{\mu_\phi(p_{bk}^l, p_{bk}^{l+1}) \times \mu_\psi(p_{bk}^l, p_{bk}^{l+1})} \right] \right\} \right\} \\ &= \max_{k=1}^{K_o} \left\{ \min_{l=1}^{L_{ok}-1} \left[ \ln \sqrt{\mu_\phi(p_{ok}^l, p_{ok}^{l+1}) \times \mu_\psi(p_{ok}^l, p_{ok}^{l+1})} \right] \right\} \end{aligned}$$

其中  $k=1,2,\dots,K$ ;  $L_k = |P_k|$  为路径  $P_k$  的长度。  $I$  上从  $p_i$  到  $p_j$  的

$$\begin{aligned}
 & - \max_{k=1}^{K_b} \left\{ \min_{l=1}^{L_{bk}-1} \left[ \ln \sqrt{\mu_{\phi}(p_{bk}^l, p_{bk}^{l+1}) \times \mu_{\psi}(p_{bk}^l, p_{bk}^{l+1})} \right] \right\} \\
 & = \max_{k=1}^{K_o} \left\{ \min_{l=1}^{L_{ok}-1} \left\{ -\frac{1}{4} \times \left[ \left( \frac{f(p_{ok}^l) + f(p_{ok}^{l+1}) - m_{o\phi}}{k_{o\phi}} \right)^2 \right. \right. \right. \\
 & \quad \left. \left. \left. + \left( \frac{f(p_{ok}^l) - f(p_{ok}^{l+1})}{k_{o\psi}} \right)^2 \right] \right\} \right\} \\
 & - \max_{k=1}^{K_b} \left\{ \min_{l=1}^{L_{bk}-1} \left\{ -\frac{1}{4} \times \left[ \left( \frac{f(p_{bk}^l) + f(p_{bk}^{l+1}) - m_{b\phi}}{k_{b\phi}} \right)^2 \right. \right. \right. \\
 & \quad \left. \left. \left. + \left( \frac{f(p_{bk}^l) - f(p_{bk}^{l+1})}{k_{b\psi}} \right)^2 \right] \right\} \right\} \begin{cases} > 0, & p \in O \\ \leq 0, & p \in B \end{cases} \quad (6)
 \end{aligned}$$

然后，在不改变函数单调性的前提下，进一步化简后得到新的判决准则：

$$\begin{aligned}
 \xi(p) & = \max_{k=1}^{K_o} \left\{ \min_{l=1}^{L_{ok}-1} \left[ \left( \frac{f(p_{ok}^l) + f(p_{ok}^{l+1}) - m_{o\phi}}{k_{o\phi}} \right)^2 \right. \right. \\
 & \quad \left. \left. + \left( \frac{f(p_{ok}^l) - f(p_{ok}^{l+1})}{k_{o\psi}} \right)^2 \right] \right\} \\
 & - \max_{k=1}^{K_b} \left\{ \min_{l=1}^{L_{bk}-1} \left[ \left( \frac{f(p_{bk}^l) + f(p_{bk}^{l+1}) - m_{b\phi}}{k_{b\phi}} \right)^2 \right. \right. \\
 & \quad \left. \left. + \left( \frac{f(p_{bk}^l) - f(p_{bk}^{l+1})}{k_{b\psi}} \right)^2 \right] \right\} \begin{cases} > 0, & p \in O \\ \leq 0, & p \in B \end{cases} \quad (7)
 \end{aligned}$$

其中  $p_{ok}^1 = p_{bk}^1 = p$ ,  $p_{ok}^{L_{ok}} = s_o$ ,  $p_{bk}^{L_{bk}} = s_b$ ;  $K_o$  和  $K_b$  分别表示从  $p$  到  $s_o$  和  $s_b$  的总路径数;  $L_{ok}$  和  $L_{bk}$  分别表示从  $p$  到  $s_o$  和  $s_b$  的路径长度。利用式(7)给出的判决关系可减少大量的指数运算, 在不影响分割结果的同时提高运算速度。当种子点不在边界上时, 该算法的分割结果独立于种子点的选择, 具有可重复性<sup>[13]</sup>。

改进后的算法步骤如下：

- (1) 选定一幅图像  $I$ , 由用户交互式的指定图像中目标  $O$  和背景  $B$  的种子点  $s_o$  和  $s_b$ , 并估计各个参数的值;
- (2) 采用式(7)通过动态规划的方法计算目标  $O$  和背景  $B$  的连通度图, 并做出分割判决;
- (3) 输出所得到的目标区域  $O$ 。

为了简化运算, 本文采用  $m=4$  的连通路径来计算模糊连通度。此外, 在用动态规划方法计算模糊连通度时, 对原算法<sup>[13]</sup>进行了优化: 在将每个满足待处理点条件的像素点放入待处理点集  $Q$  之前, 先判断该点是否已经属于  $Q$ , 如果是,

更新该点的连通度值; 否, 则更新该点的连通度值并将该点放入  $Q$ 。这样可以避免一些重复计算, 而且不改变分割的精度, 从而提高了分割速度。

### 3 基于相对模糊连通度的图像快速分割算法的扩展

#### 3.1 基于相对连通度的快速多目标分割算法

此算法适用于复杂背景下多目标的图像分割。对于此类待分割的图像, 其多个目标和背景分别表示为集合:

$$O = \{o_1, o_2, \dots, o_N\} \text{ 和 } B = \{b_1, b_2, \dots, b_M\}。$$

首先, 由用户来交互式地指定图像中各个目标和背景的种子点, 从而得到目标和背景的种子点集合:

$$S_o = \{s_{o_1}, s_{o_2}, \dots, s_{o_N}\}, \quad S_b = \{s_{b_1}, s_{b_2}, \dots, s_{b_M}\},$$

并初始化各个参数的值。

然后, 对图像中每个像素  $p$ , 计算  $p$  与集合  $S_o$  和  $S_b$  中各元素的模糊连通度, 从而求得目标和背景种子点集合的模糊连通度图, 并做出分割的判决:

$$\eta(p) = \begin{cases} \frac{\max_{i=1}^N [\mu_E(p, s_{o_i})]}{M} > 1, & p \in O \\ \frac{\max_{j=1}^M [\mu_E(p, s_{b_j})]}{N} \leq 1, & p \in B \end{cases} \quad (8)$$

对式(8)两边取对数并化简后得新的判决准则:

$$\begin{aligned}
 \xi(p) & = \max_{i=1}^N \left\{ \max_{k=1}^{K_o} \left\{ \min_{l=1}^{L_{ok}-1} \left[ \left( \frac{f(p_{ok}^l) + f(p_{ok}^{l+1}) - m_{o\phi_i}}{k_{o\phi_i}} \right)^2 \right. \right. \right. \\
 & \quad \left. \left. \left. + \left( \frac{f(p_{ok}^l) - f(p_{ok}^{l+1})}{k_{o\psi_i}} \right)^2 \right] \right\} \right\} \\
 & - \max_{j=1}^M \left\{ \max_{k=1}^{K_b} \left\{ \min_{l=1}^{L_{bk}-1} \left[ \left( \frac{f(p_{bk}^l) + f(p_{bk}^{l+1}) - m_{b\phi_j}}{k_{b\phi_j}} \right)^2 \right. \right. \right. \\
 & \quad \left. \left. \left. + \left( \frac{f(p_{bk}^l) - f(p_{bk}^{l+1})}{k_{b\psi_j}} \right)^2 \right] \right\} \right\} \begin{cases} > 0, & p \in O \\ \leq 0, & p \in B \end{cases} \quad (9)
 \end{aligned}$$

利用新的判决准则, 通过动态规划的方法分别计算  $p$  与  $S_o$  和  $S_b$  的模糊连通度, 即可做出分割的判决, 输出所得到的目标区域  $O$ 。

#### 3.2 基于相对连通度的序列图像分割算法

我们进一步将算法应用到三维数字空间  $Z^3$ , 从而得到一种序列图像的分割方法。在三维图像场中, 任意一条路径上的相邻空素是  $m$ -连通的 ( $m=6, 26$ ), 如图 1 所示, 白点代表中心空素, 黑点代表与中心空素  $m$ -连通的空素。本文采用的是 6-连通路径。

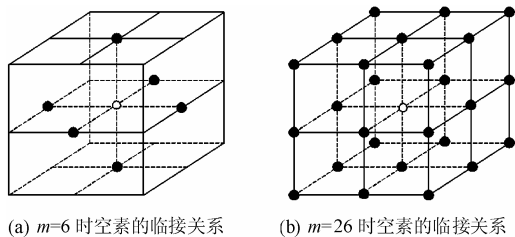


图1

基于相对连通度的序列图像分割算法步骤为

(1) 打开一个图像序列，由用户在某一帧图像上交互式地指定目标  $O$  和背景  $B$  的种子空素集合，并初始化各个参数值；

(2) 采用式(9)通过动态规划的方法计算各个空素分别到目标和背景种子空素的连通度，并做出分割判决，这里任意空素到种子空素的路径是6或26连通的；

(3) 输出所得的目标空间区域  $O$ 。

通常，在用医学扫描成像设备做序列断层扫描检查时，序列图像在三维空间的分辨率是不同的：层间分辨率要比层内分辨率小得多。典型的层内分辨率在1mm左右，层间分辨率一般在1~5mm，甚至10mm。当层间分辨率过大时，会造成相邻图像上灰度值的跃变，从而使分割性能下降。通常层间分辨率在1~5mm范围内时，对算法的有效性影响不大，此算法只在少数帧图像上进行几次简单的交互，而在多数帧上不需要用户的介入，就可以快速地得到一个医学图像

序列可靠的分割结果。

### 3.3 后处理

由上述的分割算法可以获得目标的二值图像，然后采用链码跟踪<sup>[15]</sup>的方法来提取二值图像的轮廓矢量，并对其进行了一些改进。用行扫描法得到轮廓的起始点。并对跟踪过的轮廓点进行标记，通过区分标记可跟踪得到多个目标的边缘。此外本文还通过由用户指定轮廓起始点得到一种交互式的轮廓提取方法，用于提取用户感兴趣的轮廓信息。由于链码序列是按轮廓的方向来记录的，因此当对轮廓进行光滑处理时，只需依次将链码序列中的任一封闭轮廓信息解码成像素坐标，然后采用B样条拟合算法进行光滑处理<sup>[16]</sup>，即可得到一个完整的、光滑的目标轮廓。

## 4 实验结果与比较

为了验证文中所提出算法的有效性，我们用大量的人造和实际医学图像进行交互式分割实验，实验结果表明，算法取得了令人满意的分割速度和效果。并通过后处理获得物体单像素精度的光滑边缘。以下实验中图像目标和背景的种子点在原图像上均有标注。图2-图5给出实验的测试结果。表1示出了在相同条件下对同一幅图像，用原相对模糊连通度算法<sup>[13]</sup>和文中所改进的快速分割算法进行处理，在获得相同的分割效果前提下运行时间的比较。

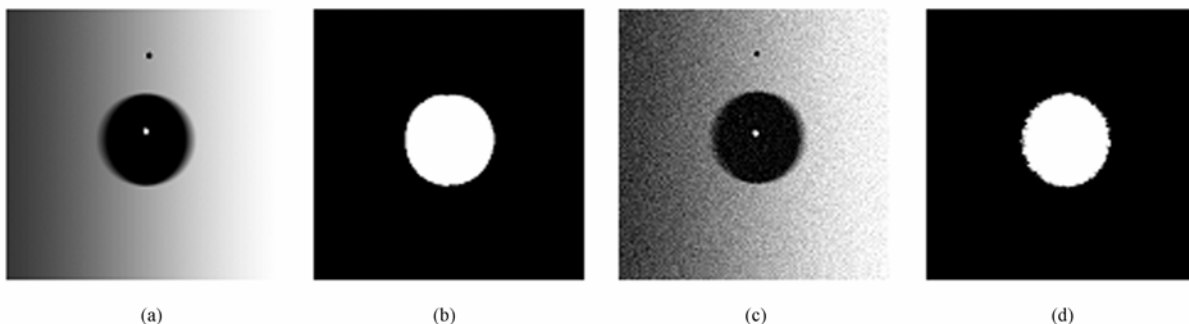


图2 人造图像的分割结果

(a)为背景光照不均匀、目标模糊情况下的图像；(c)为对(a)图加入强噪声的图像；  
(b)和(d)分别为采用基于相对模糊连通度的快速算法对(a)和(c)分割后的结果

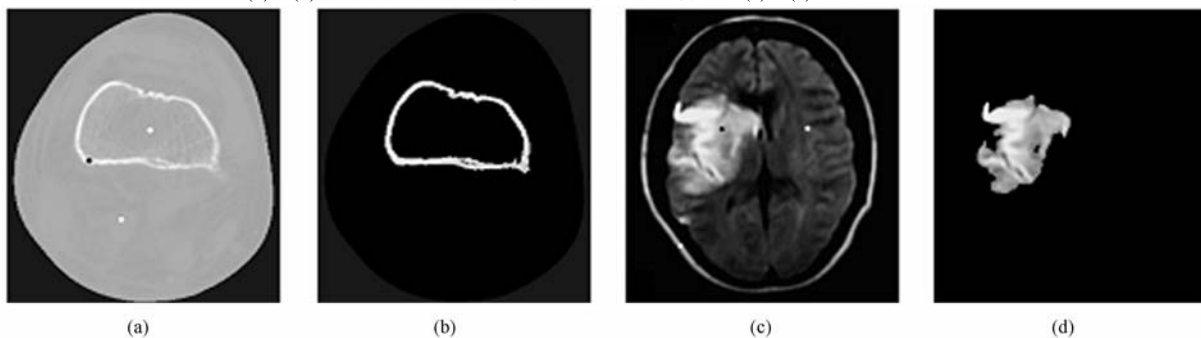


图3 实际医学图像的分割结果

(a)为人体膝盖的CT图像；(b)为多目标分割算法提取出人体的膝盖骨；(c)为带病灶的人体脑部MR图像；(d)为用相对模糊连通度的快速分割算法提取出的脑部肿瘤

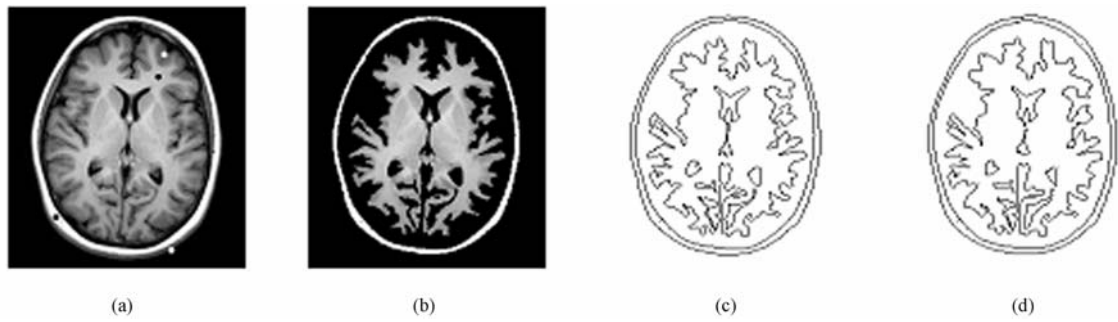


图 4 多目标图像的分割结果

(a)为人体脑部的 MR 图像；(b)为多目标分割算法提取出的脑白质及颅骨；(c)链码跟踪得的多个目标的边缘；(d)为对(c)的结果进行 B 样条光滑处理后的结果

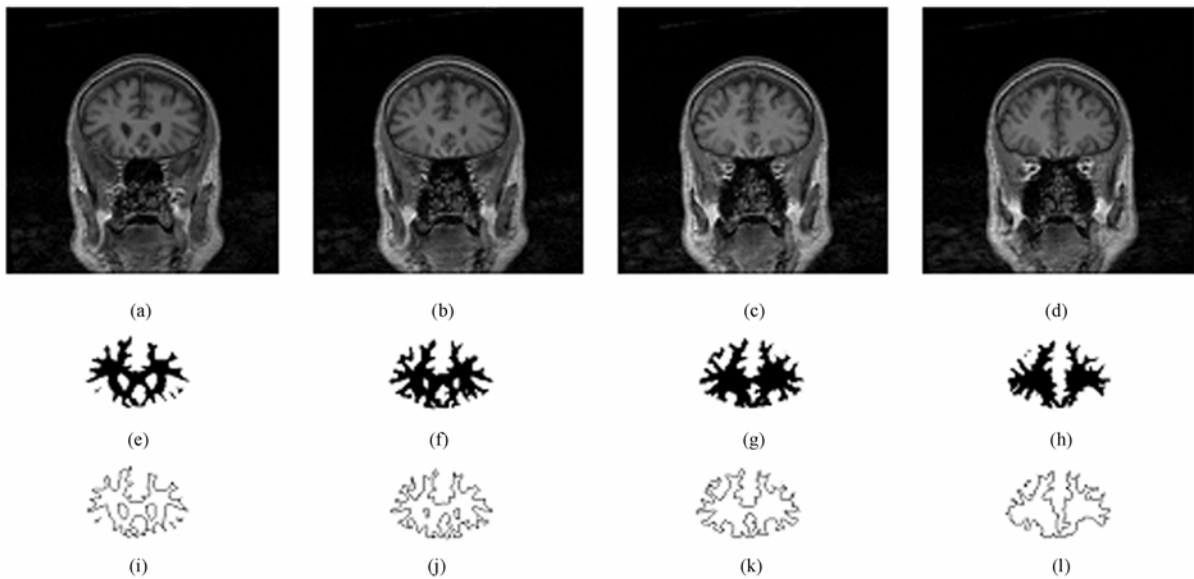


图 5 序列图像的分割结果

(a) - (d)为对人体脑部的MR序列图像中的 4 个连续帧，层内分辨率为： $1.0 \times 1.0\text{mm}^2$ ，层间分辨率为  $3.0\text{mm}$ ；(e) - (h)为采用序列图像分割方法分别从(a) - (d)中分割出的脑白质图像；(i) - (l)为分别对(e) - (h)进行链码跟踪和 B 样条拟合后得到的目标区域的边缘

表 1 原算法和改进后算法的运行时间比较

图像大小(像素)	$128 \times 128$	$256 \times 256$	$311 \times 238$	$316 \times 280$	$512 \times 512$
$t_1$ (s)	0.313	0.719	0.937	2.094	3.407
$t_2$ (s)	0.086	0.203	0.469	0.688	1.062
$t_1/t_2$	3.640	3.542	1.998	3.044	3.208

注：其中  $t_1$  为原算法的运行时间， $t_2$  为改进后算法的运行时间。运行环境为：CPU: p4-2.4 G, 256 M内存，编程工具VC++6.0。

## 5 结论

本文提出的基于相对模糊连通度的快速算法在不降低原算法分割精度的前提下减少了计算量，从而提高了分割速度。并将该快速算法推广到多目标分割和序列图像分割中去。实现了复杂背景下多目标的图像分割和图像序列的批处理分割，取得了令人满意的结果。利用所提出的算法对带有

病灶的医学图像的病变区域进行分割，获得良好效果，这对临床诊断有重要意义。最后，我们还对分割结果进行链码跟踪和B样条拟合获得物体单像素精度的光滑边缘，边缘提取将有利于对目标进行高层次的处理，如特征描述、识别和理解等。

致谢 文中部分测试实验数据来自IBSR(Internet Brain Segmentation Repository)资料库(网址为：<http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr/>)。在此表示感谢！

## 参 考 文 献

- [1] Pal N R, Pal S K. A review of image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 1993, 26(9): 1277 – 1294.
- [2] 罗希平, 田捷, 诸葛婴等. 图像分割方法综述. 模式识别与人工智能, 1999, 12(3): 300 – 312.
- [3] Falcão A X, Udupa J K, Samarasekera S, Sharma S. User-steered image segmentation paradigms: Live Wire and Live Lane. *Graphical Models and Image Processing*, 1998, 60(4): 233 – 260.
- [4] 李培华, 张田文. 主动轮廓线模型(蛇模型)综述. 软件学报, 2000, 11(6): 751 – 757.
- [5] 高新波, 雷云, 姬红兵. 一种改进的Live-Wire交互式图像分割算法. 系统工程与电子技术, 2003, 25(8): 915 – 917.
- [6] Canny J. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. on PAM*, 1986, 8(6): 679 – 698.
- [7] Udupa J K, Samarasekera S. Fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. *Graphical Models and Image Processing*, 1996, 58(3): 246 – 261.
- [8] Saha P K, Udupa J K, Odhner D. Scale-based fuzzy connected image segmentation: Theory, algorithms, and validation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2000, 77(2): 145 – 174.
- [9] Carvalho B M, Gau C J, Herman G T, Kong T Y. Algorithms for fuzzy segmentation. *Pattern Analysis & Applications*, 1999, 2(1): 73 – 81.
- [10] Lin Yao, Tian Jie, He HuiGuang. Image segmentation via fuzzy object extraction and edge detection and its medical application. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2002, 10(1): 95 – 106.
- [11] Udupa J K, Saha P K, Lotufo R A. Fuzzy connected object definition in images with respect to co-objects. *Medical Imaging*, 1999, SPIE Proceedings, San Diego, CA, 1999, 236 – 245.
- [12] Saha P K, Udupa J K. Iterative relative fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. *Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, 2000, Proceedings of IEEE, Hilton Head, South Carolina, 2000: 28 – 35.
- [13] Udupa J K, Saha P K, Lotufo R A. Relative fuzzy connectedness and object definition: Theory, algorithms, and applications in image segmentation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(11): 1485 – 1500.
- [14] Udupa J K, Saha P K. Fuzzy connectedness and image segmentation. *Parallel and Large-Data Visualization and Graphics*, 2003, Proceedings of the IEEE, Seattle, WA, USA, 2003: 1649 – 1669.
- [15] 陈士金, 汤漾平, 邓勇. 基于链码的轮廓跟踪技术在二值图像中的应用. 华中理工大学学报, 1998, 26(12): 26 – 28.
- [16] Pavlidis T. *Algorithms for Graphics and Image Processing*. Rockville, MD, USA: Computer Science Press, 1982: 199 – 273.
- 田春娜: 女, 1980年生, 硕士生, 研究方向为交互式图像分割算法.
- 高新波: 男, 1972年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为图像/视频信息处理、模式识别与智能系统.
- 哈力旦·A: 女, 1959年生, 副教授, 主要研究方向为多媒体通信、数字图像处理.