

基于自适应数学形态学的医学图像边缘连接

赵于前^{1,2}, 桂卫华², 陈真诚¹, 李凌云¹

(1. 中南大学生物医学工程研究所, 长沙 410083; 2. 中南大学信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘要: 在介绍了数学形态学基本原理的基础上, 阐述了自适应数学形态学, 并将之应用于有中断间隙的医学图像边缘连接。它根据边缘的斜率、曲率等特性适当调节椭圆结构元素的大小和方向, 并通过自适应膨胀运算使得中断的边缘沿着它们的斜率方向延伸并最终连接起来。实验结果表明这一方法是有效的。

关键词: 数学形态学; 医学图像; 边缘连接; 自适应数学形态学

Medical Image Edge Link Based on Adaptive Mathematical Morphology

ZHAO Yuqian^{1,2}, GUI Weihua², CHEN Zhencheng¹, LI Lingyun¹

(1. Institute of Biomedical Engineering, Central South University, Changsha 410083;

2. College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083)

【Abstract】 This paper sets forth adaptive mathematical morphology methods after introducing basic theories of mathematical morphology. The method is used to link medical image edge which is discontinuous with some gaps. Broken edges are extended and linked along their slope directions by using the adaptive dilation operation. The size and orientation of elliptical structuring elements are adjusted according to the slope, curvature and other correlative characteristics of edges. The experimental results show that the method is effective.

【Key words】 Mathematical morphology; Medical image; Edge link; Adaptive mathematical morphology

1 概述

边缘提取在医学图像处理中占有重要地位, 边缘提取的质量如何决定了图像处理的许多后续工作的开展, 如图像分割、三维重建等。但有些图像由于噪声、对比度或其它因素使得边缘提取的效果并不理想, 边缘出现不连续的间断空隙就是最常见的一种。因此, 如何用后处理方法将不连续的边缘间断空隙连接起来就显得尤为重要。边缘连接的方法很多, 但通常都离不开 2 个假设条件^[1]:

(1) 图像中的实际边缘像素点遵循某些连续的模式规律, 而噪声像素却不遵循;

(2) 实际边缘像素的强度比噪声像素强度大。

Nevatia 提出了通过选择合适的直线连接边缘点的算法^[2], 连接方向是在预先确定的角度范围内的边缘方向, 可是, 部分小曲线边缘片断可能被忽略。

Nalwa 和 Pauchon 提出了基于局部信息的方法^[3], 其中定义的边缘和曲线片断一样, 是仅仅通过近似和相关方向连接起来的, 它没有考虑全局因素, 也没有涉及降噪。

Liu 等人提出了用于填充边缘片断间隙的边缘连接算法^[4], 这一算法用了迭代算法, 首先用小直线段连接 2 个片断的尖端, 然后选择合适的直线尽量修正结果。这一算法在每一迭代过程中都定义了动态阈值, 使得噪声逐渐消除, 但这一方法很难得到准确的尖端。

Russ 找出所有中断边缘的端点并用数学上的张弛法将它们连接起来以维持直线方向^[5], 这一方法不允许直线交叉, 而且近点首先匹配。然而, 如果没有匹配端点或存在噪声时, 这一方法就不奏效了。

数学形态学已广泛用于医学图像处理和分析, 许多形态学算子在图像增强、图像滤波、特征提取、图像分割等领域中得到应用。如 Chen 和 Tai 提出了用形态学滤波器增强腹部超声图像, 并可有效地消除振铃相应^[6]; Petr 和 Isabelle 等人提出用形态学算子对人脑的三维磁共振图像进行拓补控制分割^[7], 它是一个有效的自动分割算法并可减少人为干扰; Jang 和 Chin 提出了数学形态学细化算法^[8], 这一算法是基于击中击中不中运算的迭代过程。

传统的形态学方法使用固定的结构元素处理图像, 只是对结构元素的形状和大小进行预选设计。这一方法可能会有局限性, 因为输入图像像素的局部特性不可能处处一致。本文提出了自适应数学形态学边缘连接算法, 并将之应用于医学图像。对于每一个端点, 用自适应椭圆结构元素进行自适应膨胀运算, 结构元素的大小和方向可根据像素的局部特性如斜率、曲率的进行调整。然后对处理图像进行细化和剪枝等后处理工作即可达到理想的边缘连接效果。

2 数学形态学基本原理

数学形态学为图像处理和分析提供了有效的工具, 已用于提取描述和表征图像形状的边缘、轮廓、凸壳等有用因素。数学形态学是用集合论语言描述的, 集合在数学形态学中代表图像目标。形态学运算包括 2 种图像: 一是待处理图像,

基金项目: 国家自然科学基金资助重点项目(60433020)

作者简介: 赵于前(1973 -), 男, 讲师、博士生, 主研方向: 医学图像处理, 生物医学传感器等; 桂卫华, 教授、博导; 陈真诚, 教授、博士后; 李凌云, 讲师、博士生

收稿日期: 2006-02-15 **E-mail:** bme@mail.csu.edu.cn

也叫活动图像；二是核，也叫结构元素。下面先定义 2 个基本的形态学算子——膨胀和腐蚀：

定义 1 设 A 和 B 是 N 维欧几里得空间 E^N 的子集， A 被 B 的膨胀与腐蚀分别定义为

$$A \oplus B = \{c \in E^N \mid c = a + b \text{ for some } a \in A \text{ and } b \in B\} \quad (1)$$

$$A \ominus B = \{c \in E^N \mid x + b \in A \text{ for every } b \in B\} \quad (2)$$

定义 2 设 A 是 N 维欧几里得空间 E^N 的子集， $x \in E^N$ ，对 A 平移 x 定义为

$$(A)_x = \{c \mid c = a + x \text{ for some } a \in A\} \quad (3)$$

膨胀和腐蚀是基本的形态学运算，许多其它的运算如开、闭、击中击不中变换、细化、剪枝等就是这 2 种运算的复合运算。

定义 3 设 A 和 B 是 N 维欧几里得空间 E^N 的子集， A 被 B 的开与闭运算分别定义为

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (4)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (5)$$

定义 4 设 A 和 B 是 N 维欧几里得空间 E^N 的子集， B 对 A 的击中击不中变换定义为

$$A * B = (A \oplus B_1) \cap (A^c \oplus B_2) \quad (6)$$

式中 B_1 是由和目标相关的 B 的元素形成的集合， B_2 是由和相应的背景相关的 B 的元素集合，且 $B = (B_1, B_2)$ ， A^c 表示 A 的补集。

定义 5 设 A 和 B 是 N 维欧几里得空间 E^N 的子集， A 被 B 的细化运算定义为

$$A \otimes B = A - (A * B) = A \cap (A * B)^c \quad (7)$$

定义 6 设 A 和 B 是 N 维欧几里得空间 E^N 的子集， A 被 B 的剪枝运算定义为以下 4 步运算的最终结果：

$$X_1 = A \otimes \{B\} = ((\dots((A \otimes B^1) \otimes B^2) \dots) \otimes B^K) \quad (8)$$

$$X_2 = \bigcup_{k=1}^K (X_1 * B^k) \quad (9)$$

$$X_3 = (X_2 \oplus H) \cap A \quad (10)$$

$$X_4 = X_1 \cup X_3 \quad (11)$$

其中， $\{B\} = \{B^1, B^2, \dots, B^K\}$ ， B^i 是 B^{i-1} 的旋转， K 是旋转的次数，一般取 4 或 8， H 是一个值为 1 的 3×3 的结构元素， X_4 是剪枝后的最终结果。

3 自适应数学形态学

传统的数学形态学运算用固定形状和大小的结构元素对图像像素作完整的扫描来处理图像。而在自适应形态学中，却综合了旋转与比例缩放 2 个因子，即结构元素可根据图像的局部特性作适当的调整。在介绍自适应形态学之前，首先介绍几个有用的术语。

设文中的集合都是连续且有界的， ∂B 表示集合 B 的边界点的集合。如果集合 B 是连通的且没有孔洞，就叫单连通集合；如果集合 B 是连通的但有空洞就叫多连通集合。本文中的结构元素都是欧几里得平面单连通的且其边界 ∂B 是连续的。因此，由结构元素 B 所进行的变化可由它的边界 ∂B 的正填充运算代替。集合 B 的正填充可定义为边界 ∂B 内的点的集合，用 $[\partial B]_+$ 表示。

自适应形态学膨胀与腐蚀的定义可由形态学基本原理中的定义 1 作小的变动即可。

定义 7 设 A 和 B 是 N 维欧几里得空间 E^N 的子集， A 被结构元素 B 的自适应形态学膨胀与腐蚀分别定义为

$$A \hat{\oplus} B = \{c \in E^N \mid c = a + \hat{b} \text{ for some } a \in A \text{ and } \hat{b} \in [R(a)S(a)\partial B]_+\} \quad (12)$$

$$A \hat{\ominus} B = \{c \in E^N \mid c + \hat{b} \in A \text{ for some } a \in A \text{ and every } \hat{b} \in [R(a)S(a)\partial B]_+\} \quad (13)$$

其中， S 和 R 分别表示比例缩放矩阵和旋转矩阵。

性质 1 非交换性。因为自适应形态学中包含旋转因子，所以不满足交换率，即

$$A \hat{\oplus} B \neq B \hat{\oplus} A \quad (14)$$

性质 2 非结合性。因为旋转和比例缩放与目标边缘的特征有关，所以不满足结合律，即

$$A \hat{\oplus} (B \hat{\oplus} C) \neq (A \hat{\oplus} B) \hat{\oplus} C \quad (15)$$

性质 3 平移不变性。

$$(A)_x \hat{\oplus} B = (A \hat{\oplus} B)_x \quad (16)$$

上述性质的证明可以参看相关参考文献[9]，在此不再赘述。自适应形态学腐蚀同样满足上述性质。

图 1 表示自适应数学形态学膨胀过程，被中断的边缘点逐渐连接了起来。图 1(a)是带有间隙的输入信号，图 1(b)表示椭圆形结构元素在端点的自适应膨胀过程。在这里使用椭圆形结构元素的原因是通过选择适当的长轴和短轴，所有的曲线都可以比较光滑地连接起来。

(a)输入信号



(b)椭圆形结构元素自适应膨胀过程

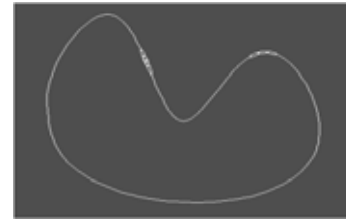


图 1 自适应数学形态学膨胀过程

4 自适应数学形态学边缘连接方法与步骤

去除含噪边缘片断、对每一端点进行自适应膨胀、细化和剪枝组成了一个完整的边缘连接算法。如果间隙较大，该算法就必须应用几次直到间隙不再存在，或者达到预定义的迭代次数为止。

步骤 1 去除含噪边缘片断

如果含噪边缘片断的长度小于阈值，则去除，本文取阈值为 3。

步骤 2 找出所有的端点并对每一个端点运用自适应膨胀运算

本文将端点定义为那些只有 1 个 8 连通邻域的像素点。为了找出所有的端点集合，全部边缘点都须检查一遍。对每一个端点，沿着边缘选择像素的范围，根据这些像素集合的特性，可以得出椭圆形结构元素的大小及旋转角度。本文在每一次迭代过程中都使像素的范围逐渐扩大，并从这些像素中选择 2 个像素：最左边 $p_1(x_1, y_1)$ 和最右边 $p_2(x_2, y_2)$ 。用公式 $slope = (y_2 - y_1) / (x_2 - x_1)$ 计算斜率，椭圆形结构元素的旋转角度可由方程式 $\theta = \tan^{-1}(slope)$ 得到。椭圆形结构元素的大小可根据集合中像素的多少、旋转角度 θ 以及 p_1 与 p_2 之间的距离进行调整。本文取椭圆短轴 b 为固定值 3，长轴 a 从 5 变到 7，这些值是以实验结果为基础的。对于较大的间隙，取 a 等于 7，通过几次迭代就可将间隙逐步连接起来。对于较小的间隙，取 a 等于 5 的效果会更好一些，如果取 a 等于 3 或

4, 结构元素, 效果较差。

由数学知

$$x^2/a^2 + \dots \quad (17)$$

如果椭圆 变成

$$(x-x_0)^2/a^2 + \dots \quad (18)$$

如果椭圆 $-\pi/2 \leq \theta \leq \pi/2$, 上式变成

$$((x-x_0)*\cos\theta - (y-y_0)*\sin\theta)^2/a^2 + ((x-x_0)*\sin\theta + (y-y_0)*\cos\theta)^2/b^2 = 1 \quad (19)$$

因为图像是离散的, 可用四舍五入法取整值定义椭圆形结构元素, 在每一个端点, 用椭圆形结构元素执行一次自适应膨胀运算, 所以, 中断的边缘片断将根据椭圆的形状沿着斜率方向延伸。

步骤 3 细化

对每一端点应用自适应膨胀之后, 边缘片断沿着该点的斜率方向延伸。因为应用了椭圆形结构元素, 边缘片断变得比原来粗了一些, 而通过形态学细化又可得到只有一个像素宽度的较细的边缘。

步骤 4 剪枝

边缘片断通过自适应膨胀和细化后, 可能包含一些短的噪声分枝, 而它们又必须修剪掉, 使得细化后的骨架只有一个像素的宽度。在此引入根点(root point)的概念, 即一个像素至少有 3 个 8 连通邻域的像素。如果到达根点之后分枝的长度小于阈值, 则剪枝。

步骤 5 决策

当不再有端点或已到达预定义的迭代次数时自适应运算终止。本文中, 作者设定迭代次数为 8。

5 试验结果与分析

图 2 是自适应数学形态学医学图像边缘连接过程。图 2 是一幅原始的脑切片医学图像; 图 3 是它的外部边缘提取结果, 可以看出被提取的边缘出现了几处不连续的间隙。

图 2 原始脑切片医学图像



图 3 外部边缘提取结果

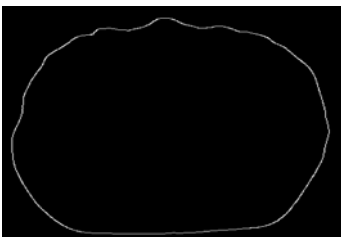


图 4 是运用自适应数学形态学对图 3 的膨胀结果, 可以看出, 所有的不连续间隙都被连接了起来, 但连接部分明显比原来连续的边缘要粗, 这正是椭圆形结构元素膨胀的结果; 图 4 是对图 3 细化剪枝后的结果, 显然, 边缘不仅光滑连续, 而且与原始图像边缘吻合, 达到了预期的目标。

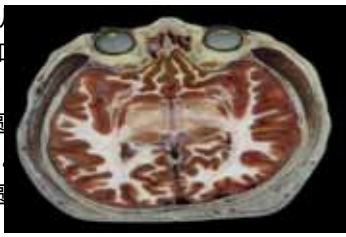


图 4 自适应形态学膨胀结果

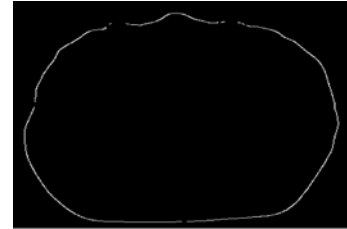


图 5 细化剪枝后结果

6 结论

本文用椭圆形结构元素描述了自适应数学形态学边缘连接算法, 并将之应用于医学图像处理, 对有中断间隙的医学图像边缘的每一个端点应用自适应膨胀运算。椭圆形结构元素的方向和大小可根据每一个端点的局部特性进行调整。实验结果表明这一算法是成功的, 中断的医学图像边缘被成功地连接了起来。

本文基于自适应数学形态学的应用其实并不局限于边缘连接, 也可用于医学图像增强, 结构元素的形状也并不局限于椭圆; 图像处理过程中结构元素的形状和大小以及几何变换的方式也可根据不同的应用需要进行精心设计, 这是作者下一步要研究的课题。

参考文献

- Basak J, Chanda B. On Edge and Line Linking with Connectionist Model[J]. IEEE Transaction. on Syst., Man, Cybernet, 1994, 24(3): 413- 428.
- Nevatia R. Locating Objects Boundaries in Textured Environments[J]. IEEE Trans. on Comput., 1976, 25(11): 1170-1175.
- Nalwa V S, Pauchon E. Edgel Aggregation and Edge Description[J]. Comput. Vision, Graphics, Image Processing, 1987, 40(1): 79-94.
- Liu S M, Lin W C, Liang C C. An Iterative Edge Linking Algorithm with Noise Removal Capability[C]. Proc. of the 9th International Conference on Pattern Recognition, 1988, 2: 1120-1122.
- Russ J C. The Image Processing Handbook[M]. Boca Raton: CRC Press, 1992.
- Chen Y Y, Tai S C. Enhancing Ultrasound Images by Morphology Filter and Eliminating Ringing Effect[J]. European Journal of Radiology, 2005, 53(2): 293-305.
- Petr D, Isabelle B, Michel C, et al. Topologically Controlled Segmentation of 3D Magnetic Resonance Images of the Head by Using Morphological Operators[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(10): 2463-2478.
- Jang B K, Chin R T. Analysis of Thinning Algorithms Using Mathematical Morphology[J]. IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell., 1990, 12(6): 541-551.
- Shih F Y, Vijayalakshmi G. General Sweep Mathematical Morphology [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(7): 1489-1500.