

磁共振脑部图像壳核区域有监督蚁群分割算法研究

刘晓军 董恩清* 吕成林 李晓阳 崔波 郑强

(山东大学(威海)机电与信息工程学院 威海 264209)

摘要: 提出了一种对磁共振图像脑部基底节区内的壳核区域进行有监督蚁群分割算法。由于采用搜索轮廓与壳核模板的方差作为目标函数,所提出的有监督的蚁群算法模型的求解过程就转化把图像分割过程变成求解目标函数极小值的过程,亦变成寻找搜索空间的最优路径问题。同时提出一种新的寻找搜索空间的方案,并讨论了搜索方案的选取方法。通过对壳核模板的一般性假设,详细描述了对该类问题的求解方法和过程。实验结果表明提出的有监督蚁群分割算法与实际模板在本层形态上、上下相邻层之间的形态相似性和单一层内的连续性方面,均优于模糊聚类分割算法、区域生长分割算法、GVF Snake 模型的图像分割算法和基本蚁群分割算法,并具有更快的收敛速度。

关键词: 磁共振成像;图像分割;蚁群算法;有监督分割

中图分类号 R445.2 文献标识码 A 文章编号 0258-8021(2010)05-0683-05

Supervised Segmentation Algorithm Based on Ant Colony for Putamen Region in Brain MRI

LIU Xiao-Jun DONG En-Qing* LV Cheng-Lin LI Xiao-Yang CUI Bo ZHENG Qiang

(School of Mechatronics and Information Engineering, Shandong University at Weihai, Weihai 264209, China)

Abstract: A supervised segmentation algorithm based on ant colony for putamen region in brain MRI was proposed in this paper. Since the variance of the putamen template and the searching contour was adopted as the object function, the solution process for the supervised ant colony algorithm model proposed was transformed as the process of the minimum of the object function, or as the optimal searching path problem in the searching space. A new scheme for finding searching space was proposed, and the optimal searching scheme was discussed as well. By a general hypothesis for the putamen template, the solution process for the problem was described in details. Experimental results showed that the proposed algorithm was better than the Fuzzy c-Mean segmentation, region growth segmentation, GVF (gradient vector flow) Snake model segmentation and the basic ant colony segmentation in the shape of the real template, the shape comparability between adjoining slices and the continuity in single slice. Moreover, the convergence speed of the proposed algorithm was the fastest.

Key words: magnetic resonance imaging; image segmentation; ant colony algorithm; supervised segmentation

引言

对脑部基底节区及黑质核团中的几个微小区域的磁共振成像(MRI)图像进行精确而稳定的分割是准确测定发生帕金森病(Parkinson's disease, PD)病变 MRI 影像特征,评价 PD 患者患病程度最为关

键性的工作。

目前,已经提出了大量的计算机辅助分割方法^[1],其中包括可变模型法^[2]、动态轮廓线演化法^[3]、基于图谱的弹性配准法^[4]、基于手工标记训练集的 Bayesian 方法^[5]和信息融合^[6]等。尽管在这些文献中有很多自动和半自动的方法,但很多临

doi:10.3969/j.issn.0258-8021.2010.05.008

收稿日期:2009-10-17,修回日期:2010-05-14

基金项目:山东省自然科学基金(ZR2009GM001, Y2007G03)

* 通讯作者。E-mail: enqdong@sdu.edu.cn

床医生因为担心这些方法的可靠性、对图像数据变化的鲁棒性、高的计算代价及对初始化敏感性等仍然会选择手工分割。目前由李伟等提出的一种以解剖先验知识为约束基于动态曲面模型和自适应区域增长的自动 3D 分割方法^[7],对黑质结构体进行精确三维分割和提取具有一定的效果。目前还未见采用其他算法对 PD 发病的其他区域进行分割研究的报道。

蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)不仅能够智能搜索、全局优化,而且具有鲁棒性、正反馈、分布式计算,且易与其他算法相结合等特点^[8]。它的聚类特性与图像的识别过程有相似之处,已广泛地用于医学图像分割中^[9]。

王晓年等根据主动轮廓模型的特点构建了一类新的蚁群求解算法^[10],其实质是把图像分割问题转化成最优路径的搜索问题。白杨等针对基本蚁群算法易出现早熟和停滞现象,提出了一种动态自适应蚁群算法^[11],通过自适应调整初始聚类中心和动态更新局部信息素浓度,使其收敛性和稳定性有一定的提高。

近些年来,在国内外开展 MRI 图像分割研究逐渐增多,但大多数学者致力于采取某些算法来对整个脑部 MRI 图像进行完全精细分割的目的是不现实的,仅能满足宏观分割的要求。况且在实际医学检测诊断中,常常只关注其中某个局部区域,无需关注整体的精细分割。由于目前这些宏观的整体分割算法并不是借助于局部脑部解剖结构来开展有监督的精细分割,这势必导致分割结果与实际解剖结构之间的差异增大。所以说,基于局部微小组织的精细分割将是以后医学图像分割研究的方向。

所以,在分析多年来国内外对 MRI 图像分割研究结果的基础上,开展针对某一微小目标区域具有一定轮廓约束的,且轮廓的边界可以是模糊不连续的自动分割研究,本研究提出基于解剖结构特征,采用蚁群聚类算法进行有监督精细分割算法研究。

1 基本蚁群算法

蚁群算法的基本思想是通过模仿蚂蚁在一区域内更新信息素而找到最短路径的方法来求解实际最优化问题^[12]。对于数字图像的边缘提取,初始状态时蚂蚁随机分布在像素点上,在蚂蚁行经的节点上释放信息素,根据其邻域像素点的信息素与梯度值,以较大的概率选择信息素分布多、梯度值高的像素点,并增强经过像素点的信息素。由于图像

的边缘点梯度值高,因此,蚂蚁逐渐向边缘汇聚,从而得到图像边缘。

2 有监督蚁群分割算法

2.1 搜索空间的确定方法

2.1.1 提出的搜索空间方案

这里介绍的搜索空间方案 1 和方案 2 分别由文献^[12]采用的和由本研究提出的。

方案 1,对于给定的模板轮廓线,先求其质心,然后在以质心与轮廓线上某一点的连线方向上,在轮廓线上的点的内外分别取等间隔若干个作为该轮廓线上点的横向搜索范围,这样对于轮廓线上的每个点总是有一个可以搜索选择的点集。

方案 2,对于所给模板轮廓线上的每个点,求其法线,然后在法线方向取搜索空间。

为了减少运算量,上面提出的搜索空间方案都是在初始轮廓的基础上构造的。无论初始轮廓是否封闭,都可以按照某种规则分别对模板轮廓线上总点数为 M 的每个点邻域取 L 个离散点,形成由 M 个集合构成的一维搜索空间 Ω ,那么整个搜索空间就整理成 M 行 L 列的矩阵。其中一行向量空间为 $v(i) = [x(i, 1) \ x(i, 2) \ \dots \ x(i, L)] \ i = (1, 2, \dots, M)$ 。

2.1.2 选取搜索空间方案的讨论

对于这两类方案,主要是针对脑部壳核区域的实验为例进行的。

方案 1,由于壳核的形状比较特殊,它的质心离边界比较近,导致搜索空间的点集中有许多重复点,甚至搜索空间的波动明显不符合壳核的大致形状,导致分割结果差异较大。

方案 2,既可以逼近壳核的形状,操作起来又比较简单,效果也比较好,所以采取了方案 2。

2.2 目标函数的定义

为了寻找最优路径,针对第 k 只蚂蚁,我们定义如下目标函数

$$E(k) = \sum_{i=1}^M [x^k(i, l_0) - x_T(i)]^2 \quad (1)$$

式中, $x^k(i, l_0) \in v(i)$ 和 $x_T(i)$ 分别位于第 k 只蚂蚁的路径和初始模板轮廓线上, $l_0 \in (1, 2, \dots, L)$ 随 i 变化。于是提出的有监督蚁群算法求解过程就是在所有的蚂蚁中寻找极小值的过程,图像分割问题就转变为下式所示的优化问题

$$S = \underset{k \in (1, \dots, N)}{\operatorname{argmin}} E(k) \quad (2)$$

式中, S 为最终轮廓线, N 为蚂蚁的总数。

2.3 信息素场的定义及更新策略

信息素场记忆信息素的强度^[12]是引导蚂蚁进行路径选择的重要依据,也是蚂蚁之间交换信息的途径,初始时各路径的信息素相等,但其会随着蚁群算法的迭代而改变,设第 k 只蚂蚁在任意位置 $x^k(i, l_1) \in v(i)$, 该蚂蚁从 $v(i+1)$ 集合中选择任意元素,共有 L 种可能。那么集合 $v(i)$ 中的每个元素与集合 $v(i+1)$ 中任意元素的序对都可能是蚂蚁选择的路径,即每两个集合之间都有 $L \times L$ 种连接的可能。如果初始轮廓离散成 M 个控制点(每个点必须且只有唯一的属于某集合 $v(i)$),那么所有可能的连接权值构成信息素矩阵 $\tau(i, x^k(i, l_1), x^k(i+1, l_2))$ (信息素场),其中 $i = (1, 2, \dots, M)$, $k = (1, 2, \dots, N)$, $l_1, l_2, l_3 \in (1, 2, \dots, L)$ 。

为了能够不断地积累有用的搜索信息,使蚂蚁向着图像边缘移动,在信息素正反馈的作用下,使蚂蚁趋向于最优路径,这里仍然采用基于基本蚁群系统的信息素更新策略^[13]。

当蚁群完成一次迭代之后,相应路径上的信息素浓度必须进行更新处理,模仿人类记忆的特点,对旧的信息进行削弱。设 $0 < \rho < 1$ 为信息激素残留系数,则剩余信息素为 $\rho \cdot \tau(i, x^k(i, l_1), x^k(i+1, l_2))$ 这里只增加本次迭代最优路径对应的信息素。设 S^* 为当前所有蚂蚁找到的最优路径,则其对应的信息素的增量为 $\Delta\tau$, 整个过程如式(3)描述

$$\begin{cases} \tau(i, x^k(i, l_1), x^k(i+1, l_2)) = \\ (\rho \cdot \tau(i, x^k(i, l_1), x^k(i+1, l_2)), \forall (i, l_1, l_2). \\ \text{if } E < E(k') \text{ then } S_{k'} \rightarrow S^*, \\ \tau(i, x^{k'}(i, l_1), x^{k'}(i+1, l_2)) = \\ \tau(i, x^{k'}(i, l_1), x^{k'}(i+1, l_2)) + \Delta\tau, \\ \forall (i, l_1, l_2) \in S^*. \end{cases} \quad (3)$$

式中, $S_{k'}$ 为第 $k' \in (1, 2, \dots, N)$ 只蚂蚁的最优路径 S^* , $\Delta\tau$ 为信息素增量,这里选 $\Delta\tau$ 为一常量 1。

2.4 选择概率的确定

设蚂蚁在 $x^k(i, l_1) \in v(i)$ 位置,选择 $x^k(i+1, l_2) \in v(i+1)$ 的概率为^[13]:

$$p_{i, i+1}^k(l_1, l_2) = \frac{\tau(i, x^k(i, l_1), x^k(i+1, l_2))^\alpha \cdot \eta(x^k(i+1, l_2))^\beta}{\sum_{x^k(i+1, l_3) \in v(i+1)} \tau(i, x^k(i, l_1), x^k(i+1, l_3))^\alpha \cdot \eta(x^k(i+1, l_3))^\beta} \quad (4)$$

式中, $\tau(i, x^k(i, l_1), x^k(i+1, l_2))$ 表示连接 $x^k(i, l_1) \in v(i)$ 和 $x^k(i+1, l_2) \in v(i+1)$ 的信息素值。式(5)定义的 $\eta(x^k(i+1, l_2))$ 为 $x^k(i+1, l_2)$ 点的启发式信息,考虑当前梯度信息的影响, α, β 表示蚂蚁在路

径选择过程中对所积累的信息和其启发信息的权重

$$\eta(x^k(i+1, l_2)) = \lambda \cdot \nabla I(x^k(i+1, l_2)) \quad (5)$$

式中 ∇I 为图像梯度, λ 为权重。

显然当蚂蚁选择概率值较大的点时,能够保证算法快速收敛,而当选择小概率其他点时,保证全局收敛。因此由式(4)得到的概率直接影响算法的收敛速度。

2.5 有监督蚁群分割最优路径选取准则

笔者所提出的求解有监督的蚁群算法模型就是寻找式(2)的极小值。通过构造搜索空间 Ω , 把寻优能量函数极小值的过程转换成在搜索空间 Ω 寻找式(2)定义的最优路径 S 的过程。这里同样采用常规的蚁群算法的优化过程。如果假设定义的理想轮廓线的目标函数为最小值,蚁群算法就是在信息素的影响下,第 k 只蚂蚁从第 i 行向量空间中选择第 l_1 点 $x^k(i, l_1) \in v(i)$ 到第 $i+1$ 行向量空间中选择第 l_2 点 $x^k(i+1, l_2) \in v(i+1)$, 使最终行进路径的目标函数最小。在一次迭代后,每只蚂蚁都得到一条行进路径,然后增加所有蚂蚁行进路径中的最优路径所对应的信息素。这样新的信息素场又会诱导下次蚂蚁迭代的过程,在整个蚁群的协同下,直到目标函数的不再下降为止,最后便得到目标函数为最小的路径。

3 分割效果的对比分析

3.1 预处理与后期处理方法

文中处理的是 DICOM 国际标准格式的磁共振脑部图像。预处理主要是对数据进行线性归一化生成了普通格式的图像数据;然后采用中值滤波及层叠滤波去噪处理,并进行灰度均衡,获得了质量相对较好的图像供后续分割。后期处理主要是对算法获得的轮廓线进行插值平滑,使其更接近于真实壳核的形状;同时采用模板来对得到的结果轮廓进行约束,去除偏离模板比较大的轮廓点。

3.2 分割效果的对比方法

为了分析和验证提出的有监督蚁群分割算法(supervised ant colony segmentation, SACS)的实际效果,同时采用了模糊聚类分割算法(fuzzy c-mean segmentation, FCMS)、区域生长分割算法(region growth segmentation, RGS)、GVF Snake 模型分割算法(gradient vector flow snake segmentation, GVFS)及基本蚁群分割算法(basic ant colony segmentation, BACS)一同来对 MRI 脑部壳核进行自动分割,从而有利于非常客观地分析说明提出的新分割算法的

优越性。在实验中采用了 McGill University 的 MRI 脑图像库中的数据进行算法对比测试^[14]。在这个 MRI 图像数据库中,共有 20 个正常人脑部 MRI 扫描数据体图像,且每个人脑部切片序列图像能够显示壳核区域的切片层数为 15 ~ 25 层。从每个人脑部图像序列中的相同位置选取 3 张切片,共计 60 张切片进行测试。

4 结果

根据 60 张测试图像及人脑解剖结构图谱会同专家预先设计相应位置的壳核轮廓“金标准”模板 (putamen templet, PT) 表 1 为对这 60 张测试 MRI 图像进行分割处理得到的分割面积和分割边界周长分别与壳核模板的差异百分比。为表述方便,测试中的分割区域的面积和分割边界的周长都采用像素数表示。由于壳核左右大小和形态的差异,所以对同一位置切片左右壳核分别预定模板。对其中的某一个分割算法的分割结果,分别统计同一切片左右壳核分割的面积(边界周长)相对于相应的模板的面积(边界周长)的绝对差异值与该相应模板

的面积(边界周长)的百分比。用同样的方法得到所有测试切片左右壳核区域分割的面积和边界周长差异百分比并取平均。这两个指标分别从分割的平面区域面积和分割边界的光滑度来说明各种算法的差异性。从这两个指标说明提出的算法非常接近真实的“金标准”,误差都在 10% 之内。

图 1 为选定该图像库中的一张含有壳核区域的整个脑部切片图。图 2 为上面提到的几种分割算法对图 1 中所示区域内的壳核进行分割效果对比图。从这些对比结果来看,RGS、FCMS 和 BACS 与实际的分割轮廓相差太远,不能满足实际的要求。提出的 SACS 的结果与实际分割结果最为接近,由于 GVFS 结果在分割边界处过于平滑,不能够反映真实边界的细节部分,也不如提出的 BACS 的分割效果,但比其他几个方法要好。

对同一数据体连续切片进行分析,在上下相邻层之间的形态相似和单一层内的连续性,只有提出的 SACS 的结果非常接近真实的分割边界,而其他分割算法的分割结果与真实的分割边界具有非常大的差异性,完全无法与提出的分割结果相比。

表 1 分割面积和分割边界周长分别与壳核模板的差异率

Tab. 1 The difference rate of the segmentation area and edge perimeter with PT

差异率/%	PT		SACS		GVFS		RGS		FCMS		BACS	
	L	R	L	R	L	R	L	R	L	R	L	R
分割面积差	0	0	8	8	20	19	39	47	37	34	26	30
分割边界周长差	0	0	9	8	13	11	21	25	22	20	15	16

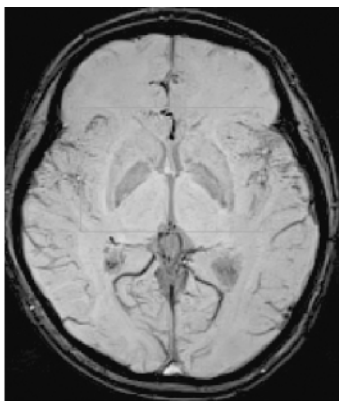


图 1 含有壳核区域的整个脑部切片图

Fig. 1 Whole brain MRI slice with putamen region

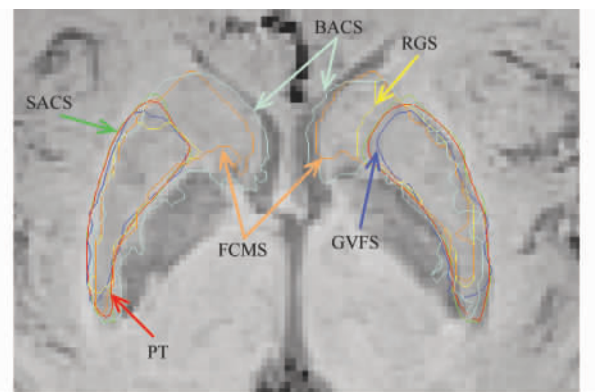


图 2 几种算法对壳核区域分割对比图

Fig. 2 Comparison chart of putamen segmentation using a few algorithms

5 讨论和结论

由于采用了搜索轮廓与模板的方差作为目标函数,所以提出的有监督的蚁群算法模型的求解过程就等价于把图像分割过程变成求与目标函数极

小值的过程。也可以理解为采用蚁群算法来优化初始模板的目标函数,形成基于初始模板的蚁群算法,从而把图像分割问题转变成寻找搜索空间的最优路径问题。

由于提出了一种对搜索空间新的搜索方案及

对模板的一般性假设,使该类问题的求解过程更加简略。表现在预先确定的搜索空间,对于第 k 只蚂蚁的选择概率 $p_{i,j+1}^k(l_1, l_2)$ 的确定基本上等价于最优穷尽搜索;而且在概率选择算法表达上更直观,在程序实现上更简洁。实际脑 MRI 图像分割对比表明提出的有监督蚁群分割算法在多个方面优于模糊聚类分割算法、区域生长分割算法、GVF Snake 模型的图像分割算法和基本蚁群分割算法。

基于解剖结构特征对脑部基底节区内的壳核这样小规模、复杂解剖结构的区域进行精细分割是一项具有挑战性的研究课题,目前在国内外未见报道。

参考文献

- [1] Caviness VSJ, Lange NT, Makris N, *et al.* MRI-based brain volumetrics: emergence of a developmental brain science [J]. Brain and Development, 1999, 21(5): 289 - 295.
- [2] Tohka J, Wallius E, Hirvonen J, *et al.* Automatic extraction of caudate and putamen in [18 F] Raclopride PET using deformable surface models and normalized cuts [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2006, 53(1): 200 - 227.
- [3] Yushkevich P, Piven J, Hazlett H, *et al.* User-guided 3-D active contour segmentation of anatomical structures: Significantly improved efficiency and reliability [J]. NeuroImage, 2006, 31: 1116 - 1128.
- [4] Kelemen A, Szekely G, Gerig G. Elastic model - based segmentation of 3-D neuroradiological data sets [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1999, 18(10): 828 - 839.
- [5] Fischl B, Salat DH, Busa E, *et al.* Whole brain segmentation: Automated labeling of neuroanatomical structures in the human brain [J]. Neuron, 2002, 33(3): 341 - 355.
- [6] Barra V, Boire JY. Automatic segmentation of subcortical brain structures in MR images using information fusion [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001, 20(7): 549 - 558.
- [7] 李伟, 陈武凡. 人脑黑质神经核团的精确三维自动分割 [J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(25): 206 - 209.
- [8] Dorigo M, Blum C. Ant colony optimization theory: A survey [J]. Theoretical Computer Science, 2005, 344: 243 - 278.
- [9] 白杨, 孙跃, 胡银萍. 蚁群算法在磁共振图像分割中的应用 [J]. 中国医学影像技术, 2007, 23(9): 1402 - 1404.
- [10] 王晓年, 冯远静, 冯祖仁. 一种基于主动轮廓模型的蚁群图像分割算法 [J]. 控制理论与应用, 2006, 23(4): 515 - 522.
- [11] 白杨, 孙跃, 王君, 等. 基于动态自适应蚁群算法的 MRI 图像分割 [J]. 计算机科学, 2008, 35(2): 226 - 229.
- [12] Nezamabadi-Pour H, Saryazdi S and Rashedi E. Edge detection using ant algorithms [J]. Soft Computing, 2006, 10(7): 623 - 628.
- [13] 曹会治, 王晨. 结合蚁群算法的 Snake 模型的医学图像分割方法 [J]. 北京生物医学工程, 2007, 6(26): 245 - 248.
- [14] The McConnell Brain Imaging Centre (BIC) of the Montreal Neurological Institute, McGill University, BrainWeb: Simulated Brain Database [DB]. http://mouldy.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/anatomic_normal_20.html 2006-06-12/2010-05-12.