

基于动态自适应蚁群算法的 MRI 图像分割^{*}

白 杨¹ 孙 跃¹ 王 君¹ 周文俊¹ 胡宁萍²

(温州大学城市学院 温州 325000)¹ (温州附二医 温州 325010)²

摘 要 MRI 图像分割在医学图像分析中具有极其重要的理论和应用价值。蚁群算法是一种具有离散性、并行性、鲁棒性和模糊聚类能力的进化方法。对目标边界模糊、目标灰度不均匀及目标不连续等情况的图像(如医学图像)分割,蚁群算法是一个比较好的选择。本文针对基本蚁群算法容易出现早熟和停滞现象的特性,提出了一种动态自适应蚁群算法,通过自适应的初始聚类中心调整策略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。实验证明改进的蚁群算法能够有效地分割 MRI 图像。

关键词 蚁群算法,磁共振图像,图像分割

Segmentation of MRI Based on Dynamic and Adaptive Ant Colony Algorithm

BAI Yang¹ SUN Yue¹ WANG Jun¹ ZHOU Wen-Jun¹ HU Ning-Ping²

(City College, Wenzhou University, Wenzhou 325000)¹

(The Second Affiliated Hospital of Wenzhou Medical College, Wenzhou 325010)²

Abstract Segmentation of MRI is very important in medical image analysis. Ant colony algorithm(ACA) is a kind of discrete, parallel and robust evolutionary algorithm with fuzzy clustering ability. To segment targets with blurry edges, intensity non-uniformity and discontinuity (such as medical images), ACA approach is a good choice. A dynamic and adaptive ant colony algorithm is presented in accordance with the defect of early variety and stagnation. The contribution of the algorithm includes an adaptive strategy of primary clustering center and a local updating for pheromone dynamically. Using this method can segment image fast and accurately. Experimental results show that the improved ACA is an effective MRI segmentation

Keywords Ant colony algorithm (ACA), Magnetic resonance image (MRI), Image segmentation

1 引言

磁共振成像与其他模式的成像技术相比,多参数成像、任意截面成像、高软组织对比、无电离辐射等优势使其在临床上越来越受欢迎,并逐步占据了主导地位。颅脑是人的重要器官,也是肿瘤、炎症、多发性硬化症等疾病的好发部位。同时它具有控制和支配人的思维活动的中枢神经系统,对脑部疾病的诊断和治疗要比特对其他部位的诊断和治疗更为重要,因此大部分的研究都是针对颅脑磁共振图像的^[1]。由于颅脑磁共振图像中包括了脑皮层、皮下脂肪、颅骨、脑内层、灰质、白质、脑脊液等多种组织,而且每种组织形状不规则且相互重叠、覆盖。图像灰度分布不均匀,不能简单地用图像的灰度直方图来区分不同的组织灰度分界,因此用简单的阈值分割法在颅脑磁共振图像分割中是不适用的^[2]。另一方面由于医学图像的特殊性,对分割的精确度要求较高,哪怕是小的错误都可能造成无法挽回的后果。正是因为以上的原因颅脑磁共振图像分割比一般的图像分割更为困难和复杂,所以尽管近年来国内外许多研究人员对磁共振图像分割提出和开发了多种分割算法,如阈值法、基于边界的方法和基于区域的方法,以及人工神经网络等方法^[1,3,4],也取得了一定的成绩,但总体上,还不能有一种算法能够对所有的磁共振图像分割取得满意结果。本文提出一种基于动态自适应的蚁群的 MRI 分割方法,较好地抑制了噪声影响,磁共振图像的分割效果好,

可以在短时间内较完整地分割出图像,适应能力强,大大提高了磁共振图像的分割效率。

蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)是受到自然界中真实的蚁群集体行为的启发而提出的一种基于种群的模拟进化算法,属于随机搜索算法。意大利学者 Dorigo 等人在 20 世纪 90 年代初首先提出该算法时,充分利用了蚁群搜索食物的过程与著名的旅行商问题之间的相似性,通过人工模拟蚂蚁搜索食物的过程来求解 TSP,取得了较为理想的效果^[5]。它是继模拟退火算法、遗传算法、禁忌搜索算法、人工神经网络算法等智能算法之后的又一种应用与组合优化问题的启发式智能搜索算法。蚁群算法不仅能够智能搜索、全局优化,而且具有鲁棒性、正反馈、分布式计算、易与其它算法相结合等特点^[5,6]。同时由于蚁群算法的离散性和并行性特点对于数字图像处理非常适用^[7],它的聚类特性与图像的识别过程有相似之处,因此本文所研究的内容在理论上是具有可行性的。

2 基本蚁群算法

虽然蚂蚁没有视觉,但能找到由蚁穴到食物源的最短路径。单个蚂蚁的行为极其简单,但由这样的单个简单的个体所组成的蚁群群体却表现出极其复杂的行为,能够完成复杂的任务,不仅如此,蚂蚁还能够适应环境的变化,比如:在蚂蚁运动路线上突然出现障碍物时,蚂蚁能够很快重新找到最优路径。蚂蚁是如何完成这些复杂的任务呢?经过大量的研究

^{*} 基金项目:浙江省自然科学基金资助项目(No. Y104592)准确测量脑部纵向变化的四维图像一致性分割算法;浙江省教育厅资助项目(20041032)。白 杨 讲师,硕士,主要从事图像处理,人工智能与模式识别研究。孙 跃 副教授,研究方向:医学图像处理,人工智能与模式识别。

发现,蚂蚁个体之间是通过一种称之为信息素的物质进行信息传递的^[5],从而能够相互协作,完成复杂的任务,蚂蚁之所以表现出复杂有序的行为,个体之间的信息交流和相互协作起着重要的作用。蚂蚁在运动过程中,能够在它所经过的路径上留下该物质,并以此指导自己的运动方向,蚂蚁倾向于朝着该物质强度高的方向移动。因此,由大量蚂蚁组成的蚂蚁的集体行为便表现出一种信息正反馈现象:某一路径上走过的蚂蚁越多,则后者选择该路径的概率就越大。与此同时信息素会随着时间的推移逐渐挥发。路径上信息素的强弱就和路径的长短以及该路径上经过的蚂蚁多少有关系。蚂蚁之间就是通过这种信息的交流达到搜索食物的目的。蚁群算法正是模拟真实的蚂蚁协同觅食的过程。

蚂蚁觅食的过程实际上也是一个不断聚类过程,食物就是聚类的中心^[4]。将蚁群算法用于聚类问题中,其主要思想是:

假设 $X = \{X_i | X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}), i = 1, 2, \dots, N\}$ 是进行分析聚类问题的数据集。 r 为聚类半径, $ph_{ij}(t)$ 为 t 时刻数据 X_i 到数据 X_j 的路径上的信息素浓度, d_{ij} 为样本与聚类中心的加权欧氏距离, p 为加权因子,可根据各分量在聚类中的影响程度而定。

则

$$d_{ij} = \|P(X_i - X_j)\| = \sqrt{\sum_{k=1}^m p_k (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (1)$$

设 $ph_{ij}(0) = 0$ 为初始信息量,则

$$ph_{ij}(0) = \begin{cases} 1 & d_{ij} \leq r \\ 0 & d_{ij} > r \end{cases} \quad (2)$$

根据样本与聚类中心之间的路径上的信息素浓度, X_i 归并到 X_j 的概率 ph_{ij} 为:

$$ph_{ij} = \begin{cases} \frac{ph_{ij}^a(t) \tau_{ij}^b(t)}{\sum_{s \in S} ph_{is}^a(t) \tau_{is}^b(t)} & j \in S \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $\tau_{ij}(t)$ 是启发式引导函数,表征蚂蚁 X_i 转移到 X_j 的期望程度,利用启发函数可反映像素之间的相似度,启发函数越大,像素归于相同聚类的概率就越大。 α, β 分别为像素聚类过程中所积累的信息以及启发式引导函数对路径选择的影响因子。 $S = \{X_s | d_{ij} \leq r, s = 1, 2, \dots, j, j+1, \dots, N\}$, 为可行路径集合。

若 $p_j(t) \geq p_0$, 则 X_i 归并到 X_j 领域。设 $C_j = \{X_k | d_{kj} \leq r, k = 1, 2, \dots, J\}$, C_j 表示所有归并到 X_j 领域的数据集。求出理想的聚类中心:

$$\bar{c}_j = \frac{1}{J} \sum_{k=1}^J X_k \quad (4)$$

其中: $X_k \in C_j$

随着蚂蚁的移动,各路径上信息素的量发生变化,经过一次循环,按全局调整规则调整各路径上的信息素如下^[5]:

$$ph_{ij}(t) = \rho ph_{ij}(t) + \Delta ph_{ij} \quad (5)$$

其中, ρ 为信息素随时间的衰减系数,一般取 $0.5 \sim 0.99$ 左右, Δph_{ij} 为本次循环中路径信息素的增量。

$$\Delta ph_{ij} = \sum_{k=1}^N \Delta ph_{ij}^k \quad (6)$$

Δph_{ij}^k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中留在路径中的信息素的量。

3 动态自适应蚁群算法

蚁群算法中搜索进行到一定的程度后,所有蚂蚁个体发现的解趋于一致,此时,即使使用随机搜索策略,也不可能

聚类空间中进一步搜索,这样就存在陷入局部极小的可能性,不利于发现更好的解。原因在于信息素轨迹更新规则中不被选用的弧段上的信息素轨迹和选中的弧段上的信息素轨迹的差异会越来越大,而蚂蚁始终沿着信息素轨迹高的弧段爬行,这就导致当前不被选用的弧段今后被蚂蚁选择的概率变得越来越小,进而使算法只会在某些局部最优解附近徘徊,出现早熟和停滞现象。

针对这些缺点本文根据颅脑磁共振图像特点在初始聚类中心、信息素更新等方面加以改进。这样可以降低计算量和加快聚类过程,并且有效地避免出现局部极值。

3.1 初始聚类中心设置

蚁群行走是随机的和盲目的。假设图像大小为 $m \times n$, 在聚类循环搜索过程中,每个像素要和其他 $m \times n - 1$ 个像素进行距离和路径选择概率的计算,系统必须经过多次循环才能完成聚类过程。整个过程搜索时间长,计算量大。但如果一开始就对聚类中心加以引导,就可以有效地提高整体的运行效率,加速聚类过程。对磁共振成像特点进行分析,背景、脑脊液、灰质和白质在直方图中随着灰度值增大依次呈现三个峰值。因此可以通过对磁共振图像进行直方图投影,得到近优的聚类中心,然后将所有像素之间的大量循环计算转换为像素与四个聚类中心进行比较,极大地缩短了搜索过程。

3.2 动态信息素更新

由于蚁群算法自身的特点,在聚类过程中,蚂蚁容易选择信息素浓度较大的路径,本算法从一开始就确定了近优的聚类中心,蚂蚁虽然避免了陷入局部最优解,但在某些时刻,部分路径上的信息素浓度如果与其他路径上的信息素浓度偏差较大,对聚类结果也会造成一定的不良影响。为此对信息素浓度进行有效的调整是很必要的^[8]。

引入了基于均匀分布的信息素浓度均衡算子 μ , 即

$$f(\mu) = \frac{Q}{d-c} \quad (Q \text{ 为待定参数}) \quad (7)$$

其中, $c \leftarrow \min\{\Delta ph_1, \Delta ph_2, \dots, \Delta ph_k\}$, $d \leftarrow \max\{\Delta ph_1, \Delta ph_2, \dots$

$\Delta ph_k\}$, $\frac{c}{Q} \leq \mu \leq \frac{d}{Q}$, 该路径上新的信息素浓度为

$$ph_{ij}^{\mu}(t) = \lambda * ph_{ij}^{old}(t) - f(\mu) \quad (8)$$

信息素浓度均衡算子 μ 可以有效地避免蚂蚁过于集中的路径上的信息素浓度增加过快的现象,从而避免蚂蚁陷入局部极值,增大了其它路径选择的可能性,又能保持路径上较好的信息素浓度。

4 动态自适应蚁群 MRI 分割方法

要分割图像,就必须找出包括目标、背景、边界和噪声等内容。像素的灰度值是区别目标和背景的重要特征,因此可以选择像素的灰度值作为聚类的重要特征,另外在边界点和噪声点灰度一般会发生突变,该点的梯度值即可作为一个重要的特征来区分边界点和背景以及目标区域^[9]。上述两个特征反映了目标、背景、边界和噪声的特点,这样我们可以把图像内每个像素看成是一只蚂蚁,每只蚂蚁成为一个以灰度和梯度为特征的二维向量,此时样本与聚类中心的加权欧氏距离 d_{ij} 为: $d_{ij} = \sqrt{p_1(x_{i1} - x_{j1})^2 + p_2(x_{i2} - x_{j2})^2}$, 各聚类中心看作是蚂蚁所寻找的“食物源”集合的过程,即数据样本的归类过程。

算法步骤如下:

(1) 对颅磁共振图像进行预处理,去除大脑周围的颅骨和脂肪等组织。只保留大脑实质,并取得图像的灰度直方图。

(2) 对图像的灰度直方图进行一维投影,求得相对准确的

聚类中心。

(3)初始化蚁群算法各参量, $N, r, \beta, \lambda, P_0, ph_{ij}(0)=0, M, Q$,其中 N 为蚂蚁个数, r 为聚类半径,根据多次仿真实验结果,确定参数 $\alpha=1.6; \beta=3; \lambda=0.9; Q=100; P_0$ 值为0.8。 M 为聚类中心的个数,脑部MRI包含的组织类别有:背景、脑白质、脑灰质和脑脊液,则与之相对应的聚类中心的个数为4。即 M 为4。

(4)根据公式(1)计算各蚂蚁到聚类中心的距离,根据公式(2)计算各路径上的信息素。再由式(3)计算 X_i 归并到 X_j 的概率 ph_{ij} ,并判断 $ph_{ij}(t) \geq p_0$ 是否成立,如果成立则 X_i 归并到 X_j 领域,否则,说明 X_i 不属于 X_j ,即将 X_i 归并到 X_j 领域。

(5)然后根据公式(4)计算该类的聚类中心,得到新的聚类中心后再根据公式(8)计算信息素等值继续迭代,直到聚类中心不再改变。

(6)最后判断是否还有没分类的数据,如果有,则继续按以上方法归并到相应的类中,没有,则输出最终的聚类结果。

5 实验结果

本文采用MATLAB进行仿真,以一幅 256×256 像素的人脑磁共振图像为例进行实验,并将同一图像分别用人工神经网络^[6]的方法和FCM的方法分割,主要是因为目前在医学图像分割中这两种方法应用非常广泛,并且取得了一定的实验经验。所以本文将动态自适应的蚁群算法与人工神经网络^[10]以及FCM的方法比较分析,实验结果如下:

首先从分割的效果就有较大的差异,图3、图4、图5为应用了动态自适应蚁群算法提取出的脑白质、脑灰质和脑脊液图像;图6~图8为应用的神经网络的方法分割的效果图;图9~图11为应用了FCM的方法得到的脑白质、脑灰质和脑脊液图像,虽然在脑脊液的分割上没有太大的差异,但是在脑白质和脑灰质的分割中差异是显而易见的。另外从三种算法的收敛速度上比较,蚁群算法优势更加明显。应用神经网络算法经过28次迭代得到最优结果,运行的时间为87.43s;应用

FCM算法经过了21次迭代得到最优结果,运行时间为66.67s;应用动态自适应蚁群算法经过8次迭代得到最优结果,运行时间为17.99s。



图1 原始图像

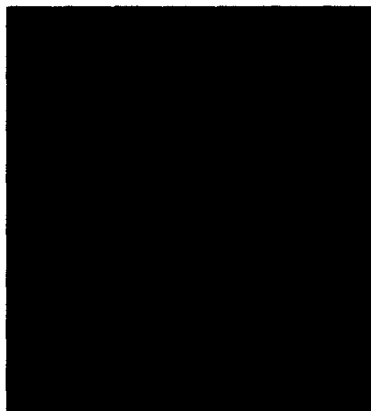


图2 预处理后的图像



图3 分割出的脑白质图

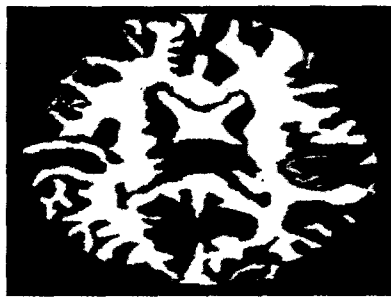


图4 分割出的脑灰质



图5 分割出的脑脊液



图6 脑白质(神经网络方法)



图7 脑灰质(神经网络方法)



图8 脑脊液(神经网络方法)



图9 脑白质(FCM方法)

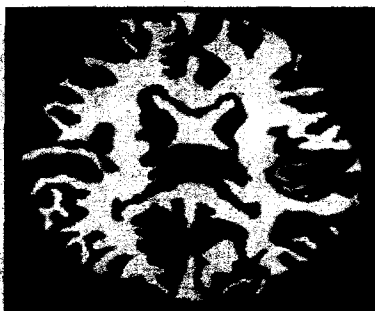


图10 脑灰质(FCM方法)



图11 脑脊液(FCM方法)

结束语 实验结果表明,与神经网络和FCM等方法比较,该算法能够较准确地分割出颅磁共振图像各元素。动态自适应蚁群算法也更具有灵活性,它能灵活地调整聚类过程,可以更准确地识别结果,运行速度比较快,但缺点是一些参数要经过反复的试验才能确定。作为一种新的智能优化计算方法,蚁群算法的许多理论还需要完善,在磁共振图像分割的应用中才刚刚开始,而且也只是局限于实验室阶段。希望随着研究的不断深入,将会有更多的成果出现,并能应用到实际的问题当中。

参考文献

- 汪红志,聂生东. MR 脑图像组织分割的方法[J]. 国外医学生物医学工程分册, 2005, 28(5): 302~306
- Chiu Ming-Jang, Lin Chung-Chih, Chuang Kai-Hsiang, et al. Tissue Segmentation-Assisted Analysis of MRI for Human Motor Response: An Approach Combining Artificial Neural Network and Fuzzy C Means[C]. Journal of Digital Imaging, 2004, 1(5): 38~47
- 徐海祥,喻莉,朱光喜,等. 基于支持向量机的磁共振脑组织图像分割[J]. 中国图像图形学报, 2005, 10(10): 12754~1280
- Suri J S, Singh S, Reden L. Computer Vision and Pattern Recognition Techniques for 2-D and 3-D MR Cerebral Cortical Segmentation (Part I): A State-of-the-Art Review [C]. Pattern Analysis & Applications, 2002, 5: 46~76
- Dorigo M, Blum C. Ant colony optimization theory: A survey[C]. Theoretical Computer Science, 2005, 344: 243~278
- Weng Sung-Shun, Liu Yuan-Hung. Ming time series data for segmentation by using Ant Colony Optimization [C]. European Journal of Operational Research, 2006, 173: 921~937
- Sivagaminathan R K, Ramakrishnan S. A hybrid approach for feature subset selection using neural networks and ant colony optimization[C]. Expert Systems with Applications, 2006, 121: 134~146
- 杨瑞. 基于蚁群算法的模糊小波网络控制策略及其应用研究[D]. [西安理工大学博士论文]. 2005
- 毕晓君. 基于智能信息技术的纹理图像识别与生成研究[D]. [哈尔滨工程大学博士论文]. 2006
- 黄永锋,赵俊,庄天戈. 遗传神经网络在颅磁共振图像分割中的应用[J]. 上海交通大学学报, 2004, 38(5): 771~774
- Dhenain M, Ruffins SW, Jacobs RE. Three-dimensional digital mouse atlas using high resolution MRI. Developmental Biology, 2001, 232(2): 458~470
- Park S Y, Subbarao M. A multiview 3D modeling system based on stereo vision techniques. Machine Vision and Applications, 2005, 16: 148~156
- Yilmaz U, Mülâym A, Atalay V. Reconstruction of Three Dimensional Models from Real Images. In: Proceedings of the First International Symposium on 3D Data Processing Visualization and Transmission (3DPVT. 02), 2002
- Sainz M, Pajarola R, Mercade A. A Simple Approach for Point-Based Object Capturing and Rendering. IEEE Computer Graphics and Applications, July-August 2004, 24~33
- 刘钢,王章野,彭群. 自由拍摄视点下的可见外壳生成算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(11): 1501~1505
- Montenegro A A, Carvalho P C P, Velho L, Gattass M. Space carving with a hand-held camera. In: Proceedings of the XVII Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (SIBGRAPI'04), 2004. 396~403
- Esteban C H, Schmitt F. Silhouette and stereo fusion for 3D object modeling. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 96: 367~392
- Sarti A, Tubaro S. Image based multiresolution implicit object modeling. EURASIP J. Appl. Signal Process, 2002, 10: 1053~1066
- Brand M, Kang K, Cooper D B. Algebraic solution for the visual hull. In: Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2004. 133~135
- Yang Y K, Lee J, Kim S K, Kim C H. Adaptive Space Carving with Texture Mapping. LNCS 3482, 2005. 1129~1138
- De Luca L, Veron P, Florenzano M. Reverse engineering of architectural buildings based on a hybrid modeling approach. Computers & Graphics, 2006, 30: 160~176
- Digital Michelangelo project. <http://graphics.stanford.edu/data/mich/>
- Levoy M, Pulli K, Curless B, et al. The digital Michelangelo Project: 3D scanning of large statues. In Siggraph 2000, 2000. 131~144
- Stanford digital Formae Urbis Romae project. <http://formaurbis.stanford.edu/index.html>
- Mueller P, Vereenoghe T, Vergauwen M, Van Gool L, Waelkens M. Photo-realistic and detailed 3D modeling: the Antonine nymphaeum at Sagalassos (Turkey). Computer Applications and Quantitative Methods in Archaeology (CAA): Beyond the artifact - Digital interpretation of the past. [http://www.vision.ee.ethz.ch/~pmueller/documents/caa04_pmueller.pdf], accessed Mar. 2005]
- 魏迎梅, 栾悉道. 虚拟现实技术. 电子工业出版社, 2005
- Lian Qin, Li Di-Chen, Tang Yi-Ping, Zhang Yong-Rui. Computer modeling approach for a novel internal architecture of artificial bone. CAD Computer Aided Design, 2006, 38(5): 507~514
- Sun W, Starly B, Nam J, Darling A. Bio-CAD modeling and its applications in computer-aided tissue engineering. Computer-Aided Design, 2005, 37: 1097~1114
- Santos D M C, Pertence A E M, Campos H B, Cetlin P R. The development of 3D models through rapid prototyping concepts. Journal of Materials Processing Technology, 2005, 169: 1~4
- Lewis A C, Geltmacher A B. Image-based modeling of the response of experimental 3D microstructures to mechanical loading. Scripta Materialia, 2006, 55(1): 81~85
- Makkonen T, Nevala K, Heikkilä R. A 3D model based control of an excavator. Automation in Construction, 2006, 15(5): 571~577
- Qin S F, Harrison R, West A A, Wright D K. Development of a novel 3D simulation modelling system for distributed manufacturing. Computers in Industry, 2004, 54: 69~81
- 邱建雄, 赵跃龙, 杨瑞元. 基于图像的建模和绘制技术综述. 小型微型计算机系统, 2004, 25(5): 908~912

(上接第 210 页)