

一种各向异性虚拟人脑图像分割模型

王顺风¹ 罗春燕²

摘要

虚拟人脑部组织脑的提取已经成为虚拟人脑数据分析的一个重要环节,但由于图像噪声、下层数据等因素的影响,传统方法得不到较好结果.首先利用 RGB, HSL, HSV 空间信息构造新的信息场,该信息场可以降低下层数据的影响;再利用结构张量信息构造各向异性 Gibbs 场,降低噪声的影响;利用各向异性 Gibbs 场改进的 FCM 模型对图像进行分割,以降低颜色强度不均匀现象导致的误差.实验表明,该方法可以得到较好的分割结果.

关键词

模糊 C 均值模型;结构张量;各向异性;图像分割

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

0 引言

Introduction

数字化虚拟人的研究是医学与信息科学相互交叉的前沿性研究领域,它利用数字化技术实现人体结构和机能的可视化,最终达到人体的整体模拟,为以人体研究有关的各个领域提供研究平台与技术支撑.虚拟人第一阶段的可视人体就是利用断层影像学 and 人体连续切片的方法获取人体解剖结构数据,然后利用计算机重建三维模型.虚拟人图像所包含的组织信息量较大,可以用于人体组织解剖结构、组织量化测定的辅助研究等.

人脑具有非常复杂的结构且与许多精神疾病相关,随着世界人口老龄化加剧,脑疾病越来越被重视.虚拟人脑部图像可提供人脑最直观的信息,将脑部组织分割出来可以方便后继的脑组织的分析^[1]、脑组织表皮部分的测绘^[2]、体积的测量和功能成像^[3]的研究等.然而,由于图像中非脑组织以及背景部分占据较大比例,对灰质等成分的分析具有一定的影响^[4].因此如何快速准确地将脑部组织从图像中分割出来是目前脑部图像研究的一个重要环节.

目前常见的脑分割模型都针对磁共振(Magnetic Resonance, MR)图像,通常可分为人工分割、计算机辅助半自动分割以及全自动分割3种方法.人工分割往往需要较专业的知识,分割过程单调乏味,且消耗大量时间与精力,近年来,已有很多学者对计算机辅助分割技术进行研究并改进^[5-9].MR 图像通常为 256 像素×256 像素的灰度图,而中国虚拟人图像为彩色图,大小为 3 872 像素×2 048 像素,图 1 为虚拟人脑图像中的一层,为了显示方便,本文仅截取其中的目标部分.可以看出,图中除了脑组织外还有脑壳、脂肪等其它组织,且所占比例也较大,将其它组织剔除可方便后继的脑功能分析;此外,由于下层数据的影响,使得图中存在伪目标,影响目标的分割,而且由于人体组织自身的因素,虚拟人图像中通常存在强度不均匀现象,传统的基于 MR 图像的分割方法很难将虚拟人图像中的目标分割出来.

在虚拟人脑图像中,由于下层数据的影响,使得当前图像中含有伪灰质,该类组织的颜色与灰质的颜色相近,本文使用 RGB (Red-Green-Blue)、HSL (Hue-Saturation-Lightness)、HSV (Hue-Saturation-Value)空间信息构造新的信息场,该信息场可以降低下层数据的影响.本文使用改进的模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)模型对图像进

收稿日期 2010-01-23

资助项目 江苏省教育厅“青蓝工程”项目(2006);国家自然科学基金(60973157)

作者简介

王顺风,女,副教授,硕士生导师,研究方向为数字图像处理. wsfnuist@yahoo.com.cn

1 南京信息工程大学 滨江学院,南京,210044

2 南京信息工程大学 数理学院,南京,210044

行分割,以降低颜色强度不均匀现象导致的误差.

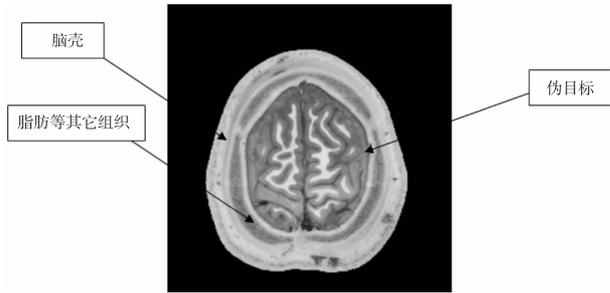


图1 虚拟人脑图像

Fig.1 Virtual human brain image

1 基于颜色空间的下层数据处理

Lower layer data analyzing based on color space information

因为图像中含有下层数据,本文首先分析颜色空间信息,以降低下层数据的影响.记图像为 I ,尺寸为 m 像素 \times n 像素.在 RGB 颜色空间中,每个点 $W(x, y)$ 表示为

$$W(x, y) = [I^R(x, y), I^G(x, y), I^B(x, y)].$$

RGB 空间中各像素值由红色(R)、绿色(G)和蓝色(B) 3 种颜色的亮度值叠加来表示,且 3 种颜色间相互联系,因而 RGB 颜色空间与人眼的感知差异很大.例如:距离为 50 的 $(0, 0, 0)$ 与 $(50, 0, 0)$ 2 种 RGB 颜色被认为是同一颜色,而距离为 50 的 $(200, 150, 0)$ 和 $(200, 200, 0)$ 则是差别很大的 2 种颜色.目前已有许多颜色空间以降低该影响,如: CIEXYZ, CIELUV, YUV, YIQ, HSV, HSL 等.本文使用 RGB、HSL、HSV 颜色空间信息构造新的信息场:

$$W(x, y) = 0.4I^{RGB-B}(x, y) + 0.6I^{HSL-L}(x, y) - 0.4I^{HSV-V}(x, y). \quad (1)$$

式(1)中参数为经验所得,在该范围内小幅度变化对结果影响不大,RGB-B 为 RGB 颜色空间中的 B 信息,HSL-L 为 HSL 中的 L 信息,HSV-V 为 HSV 中的 V 信息.图 2 为转换后的信息场,将数值转化成 8 位,则此时构成灰度图像 W .可以看出此时图像中灰质与下层数据差别较为明显.

2 各向异性 FCM 算法

Anisotropic fuzzy cluster method

2.1 Markov 随机场与 Gibbs 随机场理论

在 Markov 随机场理论中,图像指标集 X 的像素点的空间关系通过其邻域 $N = \{N_i, i \in X\}$ 来表示.邻域 N_i 为与点 i 相邻的点的集合, N_i 中不包括点 i ;且

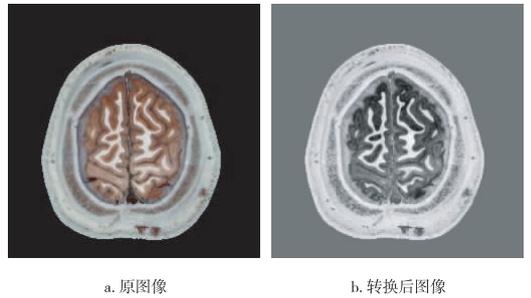


图2 图像转换

Fig.2 Image conversion

若 $i \in N_j$, 则 $j \in N_i$.

设随机场 F , 则当且仅当每个点在随机场中的概率 $P(x) > 0, \forall x \in F$, 且 $P(x_i | x_{X-i}) = P(x_i | x_{N_i})$ 时, 才是 X 上关于其邻域中的 Markov 随机场. MRF 有效地表达了当前像素标记仅与邻域中像素的标记有关, 而与其它位置像素的情况无关.

根据 Hamersley-Clifford 定理, 设随机场 F 可分为 K 类, MRF 可以等效地用 Gibbs 随机场表示:

$$P(x) = \frac{\exp(-U(x))}{\sum_{x \in F} \exp(-U(x))}. \quad (2)$$

其中, $U(x)$ 是当前点的能量函数, 其表达式为 $U(x) = \sum_{c \in K} V_c(x)$, $V_c(x)$ 为点 x 在第 c 类上的势函数, 本文设 $V(x_i - x_j) = \beta(1 - \delta(x_i - x_j))$, β 为常量, δ 为 dirac 函数.

传统的 Gibbs 理论构造邻域通常为各向同性区域, 即: $N_i = \{x_j | |x_j - x_i| \leq R, j \neq i\}$, R 为半径. 当目标区域具有细长拓扑结构或角点区域时, Gibbs 理论易将该类区域误分为其它类别, 降低了准确度. 为了减小其对细长拓扑结构区域与角点区域的影响, 本文引入结构信息, 构造基于各向异性 Gibbs 场. 结构张量定义为

$$J = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}. \quad (3)$$

J 为一半正定矩阵, 用于描述线性结构方向信息, 其特征值为

$$\lambda_1 = \frac{1}{2} (J_{11} + J_{22} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2});$$

$$\lambda_2 = \frac{1}{2} (J_{11} + J_{22} - \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2}).$$

对应的特征向量为

$$\mu_1 = [\cos \theta \quad \sin \theta]^T; \quad \mu_2 = [-\sin \theta \quad \cos \theta]^T.$$

$$\cos \theta = (2J_{12})/J_{\text{nor}};$$

$$\sin \theta = (J_{22} - J_{11} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2})/J_{\text{nor}};$$

$$J_{\text{nor}} = \sqrt{(2J_{12})^2 + (J_{22} - J_{11} + \sqrt{(J_{11} - J_{22})^2 + 4J_{12}^2})^2}.$$

结构张量和梯度算子一样,易受噪声影响,因此用非线性结构张量解决之.

首先,使用小尺度高斯核对结构张量进行高斯平滑,使其具有鲁棒性,即抗噪声能力强.对结构张量4个通道分别做高斯平滑

$$J' = \begin{bmatrix} G_\sigma * J_{11} & G_\sigma * J_{12} \\ G_\sigma * J_{21} & G_\sigma * J_{22} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

其中: G_σ 是尺度为 σ 的高斯核,*为卷积.为方便起见,将此时的 J' 仍记为 J .

其次,对每个通道进行各向异性扩散,即:

$$\partial_i J_{ij} = \text{div} \left(g \left(\sum_{k,l} \nabla J_{k,l} \nabla J_{k,l}^T \right) \nabla J_{ij} \right);$$

$$g(x) = 1/(1+x^2)^i, \quad j = 1, 2. \quad (5)$$

此时得到的 J 是一个非线性结构张量,可看作一个正定矩阵,可以描述二维结构方向信息.该结构张量更能够保持边界的方向一致性,此时的 μ_1, μ_2 分别为法线和切线方向, λ_1, λ_2 为对应的特征值,其切线方向上的特征值为0,该信息被忽略,因此定义新的特征值为

$$\lambda'_1 = \alpha;$$

$$\lambda'_2 = \begin{cases} \alpha, & \lambda_1 = \lambda_2; \\ \alpha(1 - \exp(-1/(\lambda_1 - \lambda_2)^2)), & \end{cases}$$

利用结构信息构造邻域范围

$$N_i = \{x_j \mid x_j \in \Omega_j, \quad j \neq i\},$$

其中, Ω_j 为以 x_i 为圆心的椭圆.设点 x_i 的坐标为 (a_i, b_i) , x_j 的坐标为 (a_j, b_j) ,若满足方程

$$\frac{((a_j - a_i) \cos \theta + (b_j - b_i) \sin \theta)^2}{(\lambda'_1)^2} + \frac{(-(a_j - a_i) \sin \theta + (b_j - b_i) \cos \theta)^2}{(\lambda'_2)^2} \leq 1, \quad (6)$$

则说明点 x_j 属于邻域 N_i .

当点位于图像内部区域时,能量较小,方向一致性较差;位于目标边缘时,方向一致性较好;角点区域局部能量较大,方向一致性较弱.用特征值表示:当点处于目标内部区域时, $\lambda_1 \approx \lambda_2 \approx 0$;处于目标边界区域时 $\lambda_1 \gg \lambda_2 \approx 0$;处于角点区域时 $\lambda_1 \geq \lambda_2 > 0$.因此,当点属于目标内部时,等价于各向同性 Gibbs 场,而当点属于目标边界时,为各向异性 Gibbs 场.

2.2 各向异性 FCM 算法

将图像中每个像素逐一归类到对应类别的算法中,一般采用各个样本与所在类均值的误差平方和最小判别准则.FCM 算法亦利用这一聚类思想,该算法与模糊隶属度相关,并要求通过迭代寻找聚类中心与隶属度值,使得目标函数

$$T = \sum_{i,j} \sum_{k=1}^K u_k(i,j)^2 \|I(i,j) - v_k\|^2 \quad (7)$$

取得最小值,以实现图像的优化分类.式(7)中: $I(i,j)$ 为在位置 (i,j) 的图像灰度值; v_k 为第 k 类的均值,即第 k 类的聚类中心; $u_k(i,j)$ 为像素点 (i,j) 归属于第 k 类的隶属度;类别总数 K 已知; $\|\cdot\|$ 为欧氏距离.

由于灰度不均匀现象的作用过程可以写成 $I = I' \cdot B$,其中, I' 为没有干扰下的理想图像, I 为观测得到的图像, B 为图像不均匀场, \cdot 为点乘.对图像进行 log 转换

$$\log(I) = \log(I' \cdot B) = \log(I') + \log(B). \quad (8)$$

为方便,将 $\log(I)$ 记为 I , $\log(I')$ 记为 I' , $\log(B)$ 记为 B ,则得到 $I = I' + B$.

设点 x_i 的邻域为 N_i ,如果点 x_i 上某一标记发生的概率为 $P(x_i)$,则其邻域 N_i 对其标记的拒绝接受度为 $1 - P(x_i)$.由此,将式(7)修改为

$$T = \sum_{i,j} \sum_{k=1}^K (1 - P_k(i,j)) u_k(i,j)^2 \|I(i,j) - B(i,j) - v_k\|^2. \quad (9)$$

其中, $P_k(i,j)$ 为在邻域 $N_{(i,j)}$ 作用下,将点 (i,j) 标记为第 k 类的概率,该函数中, $\|I(i,j) - v_k\|$ 使用了灰度信息,而 $(1 - P_k(i,j))$ 使用了区域信息,可以有效地降低噪声的干扰.

依据拉格朗日极值法,式(9)取得条件极值的必要条件为

$$u_k(i,j) = \frac{\|I(i,j) - B(i,j) - v_k\|^{-2} (1 - P_k(i,j))^{-2}}{\sum_{l=1}^K \|I(i,j) - B(i,j) - v_l\|^{-2} (1 - P_l(i,j))^{-2}}; \quad (10)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i,j} u_k(i,j)^2 (1 - P_k(i,j)) (I(i,j) - B(i,j))}{\sum_{i,j} u_k(i,j)^2 (1 - P_k(i,j))}; \quad (11)$$

$$B(i,j) = \frac{\sum_{k=1}^C u_k(i,j)^2 (1 - P_k(i,j)) (I(i,j) - v_k)}{\sum_{k=1}^C u_k(i,j)^2 (1 - P_k(i,j))}. \quad (12)$$

对于角点区域可以看作是一种特殊情况,用 Gibbs 理论很容易将其归为噪声,本文利用结构张量

信息定义下式,用以判断当前点是否为角点.

$$S = \frac{\det(\mathbf{J})}{\text{tr}(\mathbf{J})} = \frac{\lambda_1 \cdot \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}. \quad (13)$$

显而易见: $S(\text{角点}) \gg S(\text{边缘}) \approx S(\text{内部区域}) \approx 0$. 为了将角点信息融入到模型中,本文将此时的拒绝接受度都设为 1,保持原来的分类结果,即保持角点区域信息不变.

3 实验结果与分析

Results and analysis

图 3a 为人工合成图,大小为 256 像素 \times 256 像素,图中具有较明显的噪声,分别用 FCM 算法以及本文算法进行分类,图 3b 为传统的 FCM 算法在类别为 3 时的分割结果,可以看出由于传统的 FCM 算法仅根据直方图进行分类,对图像中存在的噪声无能为力;图 3c 为本文算法得到的分类结果,由于在该类区域使用了结构信息构造邻域,使其具有各向异性,从而有效地保留了细长结构的目标,而且使用了角点信息,降低了邻域信息对角点区域的影响.

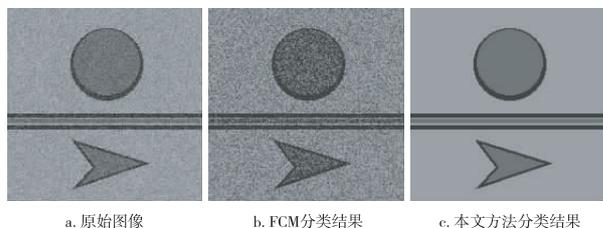


图 3 人工图像分类结果

Fig. 3 Classification results of virtual image

图 4 为虚拟人脑图像集第 112、371、445 张图像去壳结果. 图 4a 原始图像,由于图像比较大,为了显示方便,本文仅显示主要部分. 本文使用脑图像去壳模型中最为经典的方法——Brain Surface Extractor (BSE) 模型^[10]对其进行去壳. 图 4b 该方法得到的分割结果. 其中,由于图像都含有较为明显的下层数据,使用 BSE 中的方法不能将下层数据剔除. 而且图像中含有血管等组织,该类组织的颜色与灰质颜色较为接近,使用 RGB 空间很难将其分离. 图 4c 本文算法得到的去壳结果,由于使用了多种颜色空间信息,本文方法可以得到较为精确的结果.

图 5 为脑图像三维去壳结果,图 5a 为 Brain Surface Extractor 去壳结果,由于下层数据的影响,图像中含有较为明显的非脑组织,分割失败. 图 5b 为

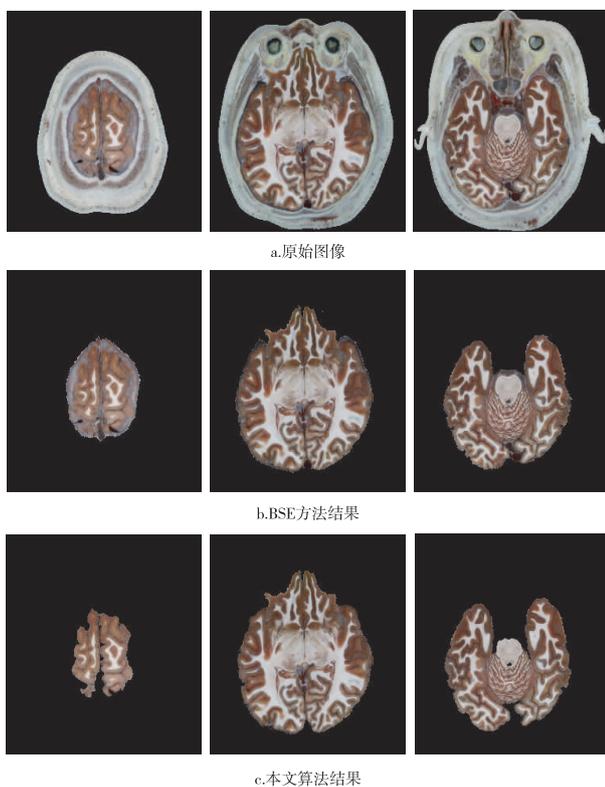


图 4 虚拟人脑图像去壳结果

Fig. 4 Images of shelled virtual human brain

本文算法得到的去壳结果. 由于使用了多种颜色空间,使得模型可以去除下层数据,使用各向异性 Gibbs 理论构造 FCM 模型,使得得到的灰质、白质也较为准确. 结果如图 5c、图 5d 所示.

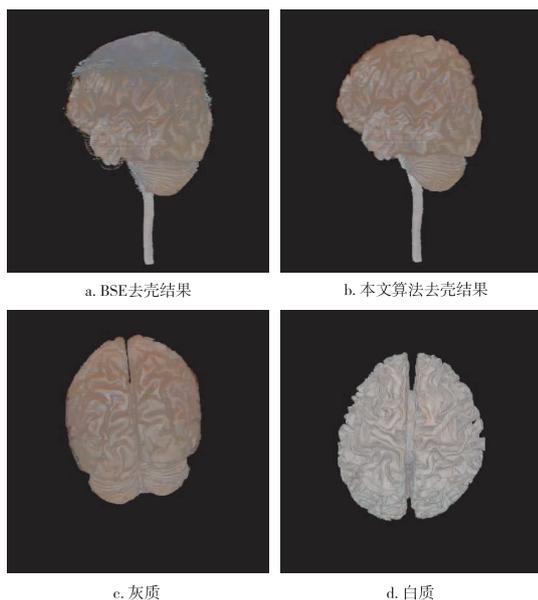


图 5 三维去壳结果

Fig. 5 Results of three-dimension shelling

使用下式判断分割的准确度:

$$Q(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (16)$$

其中, S_1, S_2 分别为准确分割的结果和需判断的方法得到的分割结果, 具体结果如表 1.

表 1 分割精确度

Table 1 Segmentation precision

算法	精确度	
	白质/%	灰质/%
Brain Surface Extractor	76.69	63.35
本文算法	99.24	98.96

4 总结与展望

Conclusion

本文使用 RGB, HSL, HSV 空间信息构造新的信息场, 该信息场可以降低下层数据的影响. 使用结构张量信息构造各向异性 Gibbs 场降低噪声的影响, 利用改进的 Gibbs 场改进 FCM 模型, 以降低颜色强度不均匀现象导致的误差, 使脑图像分割更加准确.

参考文献

References

- [1] Boesen K, Rehm K, Schaper K, et al. Quantitative comparison of four brain extraction algorithms [J]. Neuroimage, 2004, 22 (3) : 1255-1261
- [2] Le G G, Argenti A M, Duyne M, et al. Statistical sulcal shape comparisons: Application to the detection of genetic encoding of the central sulcus shape [J]. Neuroimage, 2000, 19 (11) : 564-574
- [3] Logothetis N K, Pauls J, Augath M, et al. Neurophysiological investigation of the basis of the fMRI signal [J]. Nature, 2001, 412 (12) : 150-157
- [4] Woermann F G, Sisodiya S M, Free S L, et al. Quantitative MRI in patients with idiopathic generalized epilepsy: Evidence of widespread cerebral structural changes [J]. Brain, 1998, 121 (5) : 1661-1667
- [5] Kinkins R, Shenton M E, Gerig G, et al. Routine quantitative analysis of brain and cerebrospinal fluid volumes with MR imaging [J]. Magnetic Resonance Imaging, 1992, 2 (6) : 619-29
- [6] Gerig G, Martin J, Kikinis R, et al. Unsupervised tissue type segmentation of 3D dual-echo MR head data [J]. Image Vision Compute, 1992 (10) : 349-360
- [7] Atkins M S, Mackiewicz B T. Fully automatic segmentation of the brain in MRI [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17 (1) : 98-107
- [8] Dale A M, Fischl B, Sereno M I. Cortical surface-based analysis. I. Segmentation and surface reconstruction [J]. Neuroimage, 1999, 9 (2) : 179-194
- [9] Stokking R, Vincken K L, Viergever M A. Automatic morphology-based brain segmentation (MBRASE) from MRI-T1 data [J]. Neuroimage, 2000, 12 (6) : 726-738
- [10] Cardenas V A, Ezekiel F, Sclafani V D, et al. Reliability of tissue volumes and their spatial distribution for segmented magnetic resonance images [J]. Psychiatry Res: Neuroimage, 2001, 106 (3) : 193-205

An anisotropic virtual human brain image segmentation model

WANG Shunfeng¹ LUO Chunyan²

1 College of Binjiang, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

2 School of Math & Physics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

Abstract Virtual brain tissue information extraction has become an important part of virtual human brain data analysis. However, traditional extraction methods cannot obtain satisfactory results for image noise and lower layer data distraction. In this paper, RGB, HSL and HSV space information were used to construct a new information field, which can reduce the impact of lower layer data. Then an anisotropic Gibbs field was built with structure tensor information to reduce the effect of noise. The improved FCM model with anisotropic Gibbs field was introduced to segment image, in order to minimize the error caused by intensity inhomogeneity. Experiment results indicated that the method we proposed can obtain preferable segmentation results.

Key words fuzzy C-means method; structure tensor; anisotropic; image segmentation