

基于多图谱最优标签融合的脑MR图像分割*

程有娥

(浙江工贸职业技术学院, 浙江温州 325003)

摘要: 脑MR图像分割已经成为医学相关领域研究的热点和难点,是辅助相关疾病临床诊断和医学研究的不可或缺的一项关键技术。目前,比较有效的一类方法是基于多图谱的脑MR图像分割方法,该类方法涉及到的一个关键步骤是多图谱标签的融合问题。本文针对传统的图谱标签融合方法所有图谱标签均参与待标记体素的标签融合,而没有进行图谱标签选择的问题,提出了一种新的基于图谱图像灰度信息与图谱图像标签信息相结合的图谱标签选择方法。通过该方法可以从各个图谱中选择合适的最优图谱标签参与标签融合,排除了不合适的图谱标签对标签融合结果的影响,从而可以提高脑MR图像的分割精度。通过脑MR图像的分割实验,并与常用的图谱标签融合方法进行了实验对比,表明了本文提出的图谱标签融合方法的有效性。

关键词: 标签选择; 标签融合; 多图谱; 图像块

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1672-0105(2017)02-0030-05

Brain MR Image Segmentation Based on Multi-Atlas Optimal Label Fusion

CHENG You-e

(Zhejiang Industry & Trade Vocational College, Wenzhou, 325003, China)

Abstract: Brain MR image segmentation has become a hot and difficult point in the field of medical research, and it is one of the key technologies for clinical diagnosis and medical research. At present, one of the most effective methods is based on the multi-atlas MR image segmentation, and multi-atlas label fusion is a key step of this kind method. In this paper, we focus on the traditional label fusion methods that all of the atlas labels are involved in the label fusion process, but there is no choice of the atlas label. In this paper, a new label selection method based on the gray level information and the label information of the atlas is presented. This method can select the optimal atlas label from all of the atlas, excluding the impact of labels that not suitable for label fusion, which can improve the accuracy of the segmentation of brain MR images. Through the experiment of brain MR image segmentation, and the comparison with the commonly used label fusion method, the validity of the proposed method is demonstrated.

Key words: Label selection; Label fusion; Multi-atlas; Image patch

0 引言

随着人们生活水平的不断提高,人均年龄的不断增长,脑疾病已严重的威胁着中老年人的生命与健康,给人们的健康生活带来了严重的影响。因此,实现脑疾病的早期无创诊断,显得尤为重要。通过对脑磁共振图像(又称MR图像)中感兴趣脑组织的形状、体积等进行长期观察与分析,并发掘出该感兴趣脑组织与特定疾病之间的关系,是目前

比较常用的一种脑疾病无创诊断方式。而该种方式的实现首先必须把感兴趣的脑组织从整个大脑结构中分离出来(即把该脑组织的边界及其所在的区域标记出来),才能达到观察与分析的目的。目前,主要采用的是人工手动标记的方式来实现脑部感兴趣组织标记的,这种人工标记的方式存在诸多缺点,如人工标记一幅脑MR图像需要大量的体力、脑力和时间;每天临床上产生的大量的待标记脑MR图像也使得人工手动标记的方式变得不太现实

收稿日期: 2017-04-22

基金项目: 2014年温州市公益性科技计划项目“基于多图谱的脑MR图像海马体分割方法研究”(S20140019)

作者简介: 程有娥,女,硕士,浙江工贸职业技术学院教授,主要研究方向: 计算机应用。

等。因此,研究脑MR图像的自动分割方法是一项十分具有意义的课题^[1]。

脑MR图像的分割同时也是一项非常具有挑战性的课题,脑MR图像中不同脑组织之间在灰度上及其相似,从图像上看没有明显的组织边界,导致了脑MR图像的自动分割变得十分困难。为了克服这种困难实现脑MR图像的自动分割,近来发展出了一类基于人脑固有结构特点先验信息的基于图谱的脑MR图像自动分割方法^[2],该方法从人脑解剖学的角度出发,认为不同脑MR图像的大脑结构及其位置是相对固定和不变的。因此,可以借助已经标记好的脑MR图像这种先验信息来实现待分割脑MR图像的自动分割。

在基于图谱的脑MR图像分割方法中,一例图谱是由一幅脑MR图像及与该脑MR图像所对应的一个分割结果图像(又称之为标签图像)组成。在只有一例图谱的情况下,获得待分割脑MR图像分割结果的过程如下:首先进行的是待分割脑MR图像与图谱图像之间的配准;然后利用配准获得的映射关系对标签图像进行标签映射;最后标签映射后获得的图像即可当做待分割脑MR图像的一个近似分割结果^[3-4]。当存在有多个图谱的情况下,则可以重复上述过程多次,可以获得待分割脑MR图像的多个近似分割结果,如何对待分割脑MR图像的多个近似分割结果进行融合,从而获得待分割图像最终的分割结果(又称这个过程为图谱标签融合过程)是该类方法中研究的比较多的一个问题,同时也是对最终分割结果影响较大的一个因素。

不同的图谱标签融合方法,对待分割脑MR图像最终分割结果的影响很大。最简单的一类图谱标签融合方法是多数投票表决法(Majority Voting, MV)^[5]和单图谱选择法。基于多数投票表决的标签融合方法利用各个图谱标签映射后获得的结果对待分割脑MR图像中的每一个体素进行投票,获得票数最多的一类标签即为该体素最终融合所得到的标签。这种方法的缺点是投票过程中所有图谱标签的权重相同,没有考虑到图谱与待分割图像的差异性。基于图谱选择的方法利用图像间的相似性测量准则从若干个图谱中选择一个与待分割图像最相似的图谱进行配准、标签映射从而获得待分割脑MR图像对应的分割结果。该类方法中图谱图像与待分割图像之间相似性测量显得尤为重要,因为待分割

图像的分割结果只参考了一例图谱所提供的先验信息。

基于图谱标签局部加权的标签融合方法是一种十分有效的图谱标签融合方法^[6],这类方法在一定程度上有效克服了基于多数投票表决的图谱标签融合方法所存在的缺陷。该类方法对参与标签融合每个图谱标签分别分配一个独有的标签权重,以此来反应相应图谱标签在标签融合过程中的影响力,达到了提高与待标记体素越相似的图谱体素所对应标签在标签融合过程中的影响力,降低与待标记体素不相似的图谱体素所对应标签在融合过程中干扰性的目的^[7]。

本文主要研究图谱标签的融合方法,旨在有效将各个图谱的标签进行融合从而获得待分割脑MR图像一致性的分割结果。针对基于图谱标签局部加权的标签融合方法,在图谱标签融合过程中所有图谱标签均参与标签融合过程,而没有过滤掉那些不合适图谱标签对最终标签融合结果影响的问题,提出了一种最优图谱标签选择的策略,从而可以选择出合适的图谱标签进行标签的加权融合,以期提高脑MR图像的分割精度。该最优图谱标签选择策略,将结合图谱图像局部灰度分布信息与图谱局部标签分布信息进行最优图谱标签的选择。通过实验,验证了本文所提出的最优图谱标签选择策略的有效性,表明了本文所提出的图谱标签融合方法能在一定程度上提高脑MR图像的分割精度。

1 基于图谱标签局部加权的标签融合方法

本节主要介绍基于图谱标签局部加权的标签融合方法基本框架以及相关的符号表示。在本文中,主要针对的是脑MR图像单个脑组织的分割,因此,在脑MR图像中与图谱标签1所对应的区域是目标脑组织区域,与图谱标签0所对应的区域是背景区域。本文不涉及到具体配准算法的研究,因此将与待分割图像 T 分别进行配准后获得的 N 图谱图像记为 $I=\{I_s, s=1, \dots, N\}$ 及对应的图谱标签记为 $L=\{L_s, s=1, \dots, N\}$ 。对待分割图像中的任意一个体素 $x(x \in T)$,将以该体素为中心的一个图像块记为 $p(x)$,在各个图谱图像中以相应位置为中心的一个搜索邻域记为 $n(x)$,将该搜索邻域内的每一个体素用一个以该体素为中心的图像块来表示,并记为 $p(s, j), s=1, \dots, N, j \in n(x)$ 。图像块中心点的标签表示

为 $y(s,j)$ 。则待分割图像中的任意一个体素 x ($x \in T$) 的标签 $L_T(x)$ 可以通过式(1)和式(3)获得。

$$W(x) = \frac{\sum_{s=1}^N \sum_{j \in n(x)} w(x, x_{s,j}) \cdot y_{s,j}}{\sum_{s=1}^N \sum_{j \in n(x)} w(x, x_{s,j})} \quad (1)$$

式(1)中 $x_{s,j}$ 表示第 s 个图谱图像搜索邻域 $n(x)$ 内的一个体素, $w(x, x_{s,j})$ 则表示图谱标签 $y_{s,j}$ 在标签融合过程中的权重。 $w(x, x_{s,j})$ 一种常用的计算方式如式(2)所示^[6]。

$$w(x, x_{s,j}) = \exp \frac{-\|p(x) - p(s,j)\|_2^2}{h} \quad (2)$$

$$L_T(x) = \begin{cases} 1 & \text{如果 } W(x) \geq 0.5 \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

在式(2)中 $p(x)$ 与 $p(s,j)$ 分别表示以体素 x 和以体素 $x_{s,j}$ 为中心的图像块。 $\| \cdot \|_2$ 表示L2范式, h 是一个与图像平滑性有关的参数, 主要通过实验获得。

从上述过程可以看出搜索邻域 $n(x)$ 内的所有标签均参与了图谱标签的融合过程, 而在这个过程中没有过滤掉那些不适合的图谱标签对标签融合性能的干扰。比如某些图谱可能存在错误的图谱标签, 那么这类标签参与融合将会对融合结果的一致性造成干扰, 降低了脑MR图像的分割精度。针对该问题, 本文提出了一种新的最优图谱标签选择方法, 有选择性的选出参与标签融合的各图谱标签。具体方法将在下一节中进行介绍。

2 本文方法

本节主要介绍图谱标签选择方法的具体选择过程, 该选择方法主要建立在图像块的基础之上, 通过对图谱标签所在的图像块进行分析, 从而确定出相应标签是否适合参与图谱标签的融合过程。主要涉及到两次图谱标签的选择过程, 下面将对这两次图谱标签的选择过程进行具体介绍。

如在第二节中所介绍的, 为标记待分割图像 T 中的一个体素 x , 来自于 N 个图谱的图谱标签 $y(s,j)$, $s=1, \dots, N, j \in n(x)$ 均将参与图谱标签的加权融合过程。记 $G=N \cdot |n(x)|$, 其中 $|n(x)|$ 表示各图谱搜索邻域内体素的总个数并记 $g=|n(x)|$, 因此将有 G 个标签参与图谱标签融合过程, 每个图谱中有 g 个图谱标签参与标签融合。

第一次图谱标签选择:

对于某一图谱中的 g 个标签记为 l_1, \dots, l_g , 将每

一个标签对应的体素表示成一个以该体素为中心的图像块, 则可以得到 g 个图像块, 分别记为 p_1, \dots, p_g 。根据图像块中各体素对应的标签可以将图像块中的体素分为两类, 一类体素对应的标签值为0, 另一类体素对应的标签值为1, 图像块内的这两类体素如图1所示。分别计算图像块内这两类体素的灰度均值, 将与标签值为0对应的体素的灰度均值记为 $Zm_i, i=1, \dots, g$, 将与标签值为1对应的体素的灰度均值记为 $Om_i, i=1, \dots, g$ 。

165	143	203	1	0	0
106	187	214	1	1	1
142	235	115	1	0	0

图像块

图像块对应的标签

图1 图像块及其对应的标签

记该图谱的 g 个图像块中满足 $Om_i \geq Zm_i$ 的图像块个数为 p , 满足 $Om_i < Zm_i$ 的图像块个数为 q 。若 $p \geq q$ 则选择满足 $Om_i \geq Zm_i$ 的 p 个标签参与图谱标签融合, 否则选择满足条件 $Om_i < Zm_i$ 的 q 个标签参与图谱标签融合。通过上述标签选择策略后, 记从 N 个图谱的搜索邻域 $n(x)$ 内, 共选择出了 r 个图谱标签参与标签融合, 其中 $r \leq G$, 具体融合方法采用第二节中介绍的方法来进行标签融合。

第二次图谱标签选择:

记融合后获得的待分割图像的分割结果图像为 \tilde{L}_T , 将上述选择的 r 个图谱标签分别表示为一个以该标签为中心的标签块, 通过式(4)分别计算这 r 个图谱标签与 \tilde{L}_T 中相应标签对应标签块之间的相似性。

$$Sim(P_1, P_2) = \frac{\sum_{a=1}^k f(P_1(a), P_2(a))}{k} \quad (4)$$

式中函数 $f(x,y)$ 表示当 $x=y$ 时, $f(x,y)=1$, 否则 $f(x,y)=0$ 。 P_1 和 P_2 分别代表两个标签块, k 表示标签块中标签的总个数, a 表示标签块中的某一个位置标签的序号。选择所计算出来的相似性大于等于某一给定的阈值的若干个图谱标签继续参与标签融合, 则可以得到待分割脑MR图像 T 的最终分割结果 L_T 。

通过上述的具体描述, 可以将本文方法简单概括为算法1的形式:

输入: 待分割图像 T , 与待分割图像 T 分别进

行配准后获得的 N 个图谱图像及其对应的图谱标签图像 $I = \{I_s | s = 1, \dots, N\}$, $L = \{L_s | s = 1, \dots, N\}$;

输出: 待分割图像的分割结果 L_T 。

Step1: 提取各图谱搜索邻域 $n(x)$ 内的标签信息;

Step2: 进行第一次图谱标签的选择;

Step3: 利用式(1)与式(3)对 Step2 中选择出来的标签进行加权融合从而获得待分割图像的初步近似分割结果 \tilde{L}_T ;

Step4: 运用式(4)进行第二次图谱标签选择;

Step5: 利用式(1)与式(3)对 Step3 中选择出来的标签进行再次加权融合从而获得待分割图像的初步近似分割结果 $L_T(x)$;

Step6: 重复 Step1 ~ Step5 即可获得待分割图像 T 的分割结果 L_T 。

3 实验结果与分析

本节主要验证上述图谱标签选择方法对脑 MR 图像分割效果的影响, 同时将本文所提方法与最基本的基于多数投票表决的图谱标签融合方法(Majority Voting, MV)^[5]、基于非局部相似性的加权的图谱标签融合方法(Nonlocal Patch-Based Label Fusion Method, NPBL)^[6]以及基于块稀疏表示的图谱标签融合方法(Sparse Patch-based Label Fusion Method, SPBL)^[7]进行了比较。

本文实验所使用到的脑 MR 图像来自于 IXI^[8-9] 图谱库, 该图谱库主要由 30 幅三维脑 MR 图像组成, 每个 MR 图像都有一个标签图像与其对应, 该标签图像中不同的标签值对应着不同的脑部组织。实验中将一个图谱的 MR 图像作为待分割的目标图像, 其余 29 个则作为图谱使用。主要对脑部如下 2 个组织进行了分割: Hippocampus(海马体)与 Pallidum(苍白球)。图 2 是 Hippocampus 的一例图谱的三个截面

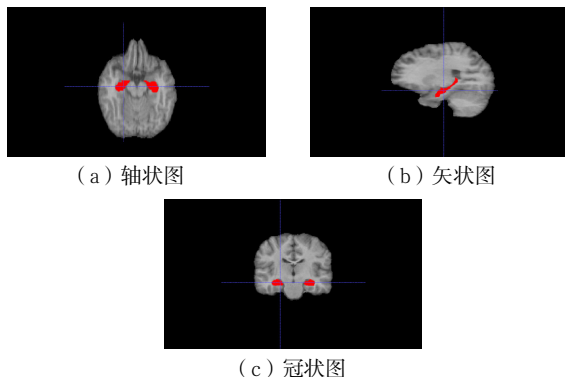


图2 带有 Hippocampus 标记的脑 MR 图像

(轴状位、矢状位、冠状位)的显示结果, 图中标记出来的红色部分即为已经勾画出来的脑 Hippocampus 组织。

为了评价脑组织分割结果的好坏, 本文主要通过将自动分割方法分割出来的脑组织与图谱中专家勾画出来的脑组织进行对比量化分析, 具体是计算自动方法分割出来的脑组织与专家手工勾画出来的金标准之间的重叠率, 重叠率越高表示自动分割方法分割出来的组织越接近专家勾画出来的金标准。重叠率计算方法如下^[11-14]:

$$Dice(R_1, R_2) = 2 \times \frac{|R_1 \cap R_2|}{|R_1| + |R_2|} \quad (5)$$

其中 R_1 和 R_2 代表两个图像的分割区域, 其中一个代表金标准另一个代表自动分割方法分割出来的区域。

表 1 展示了不同方法分割脑组织 Hippocampus 与脑组织 Pallidum 获得的平均重叠率。表中的每一个数据表示分割 30 例脑 MR 图像相同组织获得的平均重叠率, 因此该表能从整体上反映出各个标签融合方法分割性能的好坏。从表中可以看出 NPBL 方法要优于 MV 方法(Pallidum 例外), SPBL 方法从整体上要优于 NPBL 方法。从该表中可以看出本文所提出的基于多图谱最优标签融合的脑 MR 图像分割方法获得的量化指标(重叠率)是最好的, 本文方法与 NPBL 方法唯一的差别在于本文方法加入了图谱标签选择的过程, 而 NPBL 方法则是没有选择的将所有标签都进行加权融合, 从这两种方法之间的对比更能反映出本文所提出的最优图谱标签选择策略的有效性, 表明了本文所提出的两种图谱标签选择策略能够有效的将异常图谱标签进行选择过滤, 提高了标签融合的效果(脑 MR 图像的分割精度)。

表 1 不同方法对不同组织分割后的平均重叠率(%)

	MV	NPBL	SPBL	本文方法
Hippocampus	80.54	82.20	83.64	83.81
Pallidum	79.54	79.39	80.17	81.64

图 3 展示了一例 Hippocampus 的具体分割结果, 通过与图谱中的金标准进行对比, 可以发现本文方法分割出来 Hippocampus 在形状、大小方面都与金标准的十分接近, 表明了本文所提出的新方法具有较好的脑 MR 图像分割性能。

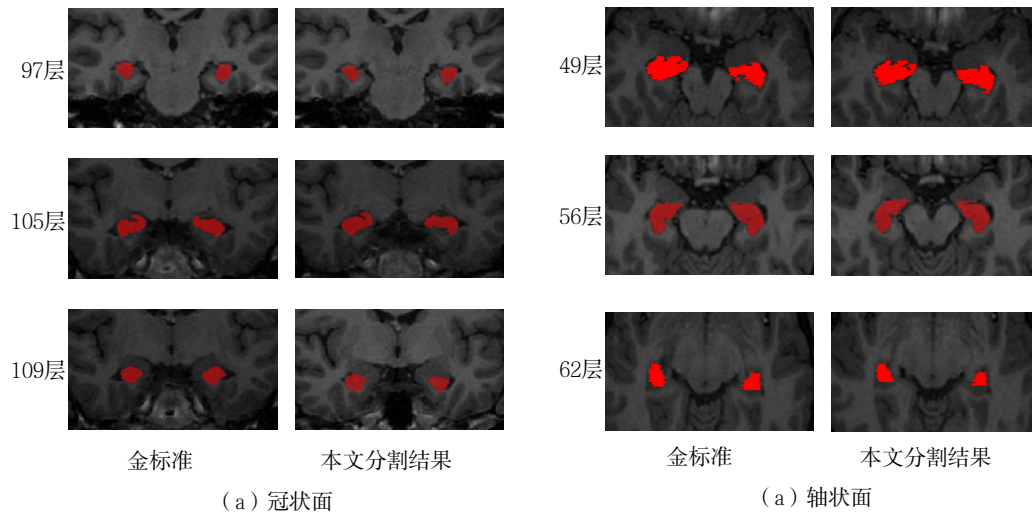


图3 本文方法与金标准的Hippocampus分割结果对比

4 结束语

本文提出了一种基于多图谱最优标签融合的脑MR图像分割方法，该方法在传统的基于标签加权的融合方法基础上提出了一种最优图谱标签选择的方法，该方法首先通过将图谱局部灰度信息与局部标签信息相结合，进行图谱标签的第一次选择；然后对所选择的图谱标签进行加权融合，获得待分割

图像的初步分割结果；最后，通过图谱局部标签与待分割图像局部分割结果之间的相似性进行图谱标签的再次选择，并利用此次选择的图谱标签进行标签加权融合，从而获得待分割图像的最终分割结果。实验结果表明了本文所提出的图谱标签选择策略，能够在一定程度上克服不良图谱标签对标签融合的影响，提高了脑MR图像的分割精度。

参考文献：

- [1] Fischl B, Salat D H, Busa E, et al. Whole brain segmentation: automated labeling of neuroanatomical structures in the human brain[J]. *Neuron*, 2002, 33(3): 341-355.
- [2] Lötjönen J M P, Wolz R, Koikkalainen J R, et al. Fast and robust multi-atlas segmentation of brain magnetic resonance images[J]. *Neuroimage*, 2010, 49(3): 2352-2365.
- [3] Sabuncu M R, Yeo B T T, Van Leemput K, et al. A generative model for image segmentation based on label fusion[J]. *IEEE transactions on medical imaging*, 2010, 29(10): 1714-1729.
- [4] Van der Lijn F, De Bruijne M, Klein S, et al. Automated brain structure segmentation based on atlas registration and appearance models[J]. *IEEE transactions on medical imaging*, 2012, 31(2): 276-286.
- [5] Heckemann R A, Hajnal J V, Aljabar P, et al. Automatic anatomical brain MRI segmentation combining label propagation and decision fusion[J]. *NeuroImage*, 2006, 33(1): 115-126.
- [6] Coupé P, Manjón J V, Fonov V, et al. Patch-based segmentation using expert priors: Application to hippocampus and ventricle segmentation[J]. *NeuroImage*, 2011, 54(2): 940-954.
- [7] Rolf A, Heckemann, Joseph V, Hajnal, Paul Aljabar, Daniel Rueckert and Alexander Hammers. Automatic anatomical brain MRI segmentation combining label propagation and decision fusion[J]. *NeuroImage*, 2006, 33(1): 115-126.
- [8] Hammers A, Allom R, Koeppe M J, et al. Three-dimensional maximum probability atlas of the human brain, with particular reference to the temporal lobe[J]. *Human brain mapping*, 2003, 19(4): 224-247.
- [9] Hammers A, Chen C H, Lemieux L, et al. Statistical neuroanatomy of the human inferior frontal gyrus and probabilistic atlas in a standard stereotaxic space[J]. *Human brain mapping*, 2007, 28(1): 34-48.

(责任编辑:潘修强)