

多图谱与联合标签融合策略相结合的主动脉 CT 图像分割

徐云龙¹ 郑元杰² 邓翔¹ 李宁³ 汤煜春⁴ 尹义龙¹

(1. 山东大学计算机科学与技术学院, 济南, 250101; 2. 山东师范大学信息科学与工程学院, 济南, 250014; 3. 山东省立医院, 济南, 250021; 4. 山东大学医学院, 济南, 250012)

摘要: 主动脉图像自动分割技术在主动脉疾病的早期诊断、风险评估及手术治疗中发挥重要作用。本文采用了基于多图谱的医学图像分割技术, 并将之与联合标签融合 (Joint label fusion) 策略相结合应用于 3D 主动脉 CT 图像的自动分割问题中。联合标签融合策略考虑了各个图谱之间的相互关系, 能够有效抑制图谱间冗余信息的干扰, 进而提高标签融合精度。本文提出了一种图谱更新算法以应对图谱数量不足的问题, 在提高分割精度的同时, 保持了较低的计算复杂度。在 15 例主动脉 CT 图像数据上的分割结果表明, 本文方法能有效地对 3D 主动脉图像进行分割, 与三种基于传统融合方式的图谱分割法相比本文方法具有更高的分割精度。

关键词: 多图谱分割; 联合标签融合策略; 3D 主动脉 CT 图像; 图谱更新

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

Multi-atlas Based Segmentation of Aortic CT Scans with Joint Label Fusion

Xu Yunlong¹, Zheng Yuanjie², Deng Xiang¹, Li Ning³, Tang Yuchun⁴, Yin Yilong¹

(1. School of Computer Science and Technology, Shandong University, Jinan, 250101, China; 2. School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan, 250014, China; 3. Shandong Provincial Hospital, Jinan, 250021, China; 4. School of Medicine, Shandong University, Jinan, 250012, China)

Abstract: Automatic aortic image segmentation plays an important role in early aortic disease diagnosis, risk evaluation and treatment planning. In this paper, we use a multi-atlas based medical image segmentation method and first combine it with a joint label fusion strategy to segment 3D aortic CT images automatically. Joint label fusion strategy takes the correlation of atlases into consideration and the effect of redundant information of atlases can be restrained. To handle the problem of insufficient atlases, we propose an atlas archive update method which can enhance the segmentation accuracy with relatively low computational complexity. We evaluate our method by using a data set with 15 aortic subject and comparing with three widely used label fusion techniques (majority voting, local-weighted label fusion and STAPLE). Experimental results show superior performances of our method to state-of-the-art.

基金项目: 国家自然科学基金-广东联合基金重点资助 (U1201258) 项目; 山东省自然科学基金杰出青年基金 (JQ201316) 项目; 山东大学基本科研业务费资助 (2014JC028) 项目 (交叉学科培育); 国家自然科学基金 (61572300); 山东省自然科学基金 (ZR2014FM001); 山东省人民政府泰山学者科研项目 (TSHW201502038)

收稿日期:

修订日期:

Key words: multi-atlas segmentation; joint label fusion strategy; aortic CT image; atlas archive update

引言

主动脉是人体内最大的动脉血管，是人体血液循环的动脉主干，负责向全身的重要器官，如肝脏、肾脏、四肢、人脑等输送血液以维持人体各项生命活动的正常进行，其健康状况很大程度上决定了一个人的健康状况，发生于主动脉上的任何损伤和病变都将严重影响其他器官的功能。根据相关数据^[1]，在发达国家，主动脉瓣膜相关疾病已成为最常见的瓣膜性疾病。主动脉相关疾病发展迅速且前期很少表现出明显症状，这给患者的早期诊断和治疗带来极大的困难。因此，对主动脉疾病的早期精确诊断和治疗具有极其重要的现实意义。

随着成像技术的快速发展，多种模态的医学成像技术如核磁共振（MRI）、断层扫描（CT）、超声（US）等相辅相成，使精确的解剖学结构划分成为可能，医学图像成为医疗人员进行疾病诊断、风险评估及制定治疗计划的重要辅助性工具。传统的医学图像手工分割方法繁琐且效率低下，因此不适用于我们所要研究的主动脉图像分割问题中。特别是对于 3D 的主动脉图像，手工分割方法的劣势进一步凸显。同时，由于手工分割方法的主观性和不可重复性，加之手工分割方法严重依赖于标记专家的经验，导致手工分割方法无法满足现实需求。因此，计算机辅助的、高效的、自动的主动脉医学图像分割技术应运而生。

按照分类原理的不同，主动脉分割方法可以大致分为如下两类。第一类是基于最优统计理论的分割方法，此类方法包括图割^[2]、马尔科夫随机场^[3]等方法，通过优化分割代价函数，得到图像的最优分割。此类分割方法理论简单，但对于某些区分性不强的边缘区域，需要进行较多的预处理过程，提取较多的复杂特征，提高分割的维度以达到精度要求。第二类方法是基于可变模型理论的分割方法，此类方法包括水平集^[4-6]、Snakes^[7]等，需要设定大量参数，且需要根据具体的图像对轮廓（Contour）进行适当的初始化，同时伴随着漫长的计算时间。

为了解决上述两种方法存在的问题，本文使用了一种基于图谱的医学图像分割方法以实现 3D 主动脉 CT 图像的自动分割。基于图谱的分割方法是一类重要的计算机辅助分割技术。与其他医学图像分割方法相比，基于图谱的方法对多种模态的医学图像都有比较鲁棒的分割能力^[8,9]，对 3D 的医学图像也可以实现自动分割。基于图谱的分割方法总是伴随着图像配准的相关操作，将多个人工手工标记的图像（即图谱）映射到待分割的目标图像（记作 target image）的图像空间中，每个图谱会得到目标图像的一个相应候选分割。对于候选分割，可以选择不同的标签融合策略，将每个候选分割的标签进行融合，以此得到目标图像最终的分割结果。该过程如图 1 所示。

最经典的标签融合策略是多数投票法^[10]（majority voting），此类方法由于完全忽略了质量较差的图谱所携带的信息，因此融合效果不佳；目前使用最多的融合方法是权重投票策略^[11,12]（weighted voting），根据各个图谱与目标图像的相似度，分配给各个候选分割不同的权重进行融合。此类方法只考虑了目标图像与图谱之间的关系而忽略了图谱之间的相关性（即不同图谱产生的错误可能具有相关性）。为了全面考虑图谱间以及图谱与目标图像间的关系，文献[13]提出了一种新颖的联合标签融合策略，并且成功应用于脑图像分割中，取得了相较于以上两种融合策略更好的分割结果。

本文将基于多图谱的医学图像分割技术与联合标签融合策略相结合，并首次应用于 3D 主动脉 CT 图像的自

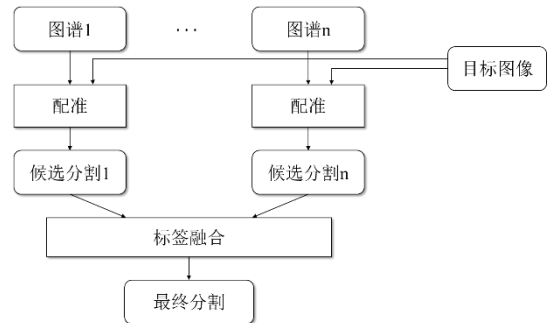


图 1 基于图谱的医学图像分割方法流程图

Fig. 1 Flowchart of atlas based medical image segmentation

动分割问题中。为了应对分割过程中因图谱数量不足导致的精度下降问题，本文提出了一种图谱更新算法，在提高分割精度的同时，保持了较低的计算复杂度。

1 基于多图谱与联合标签融合的主动脉 CT 图像分割技术

1.1 图谱选择

基于图谱的医学图像分割方法通常需要消耗大量的计算时间。在进行基于多图谱的分类时，每个图谱均需要经过配准操作，从原有图像空间映射到目标图像所在的图像空间中。这一过程须要大量的计算时间以及内存开销。除此之外，图谱的质量有优劣之别，在对候选分割进行最终的融合时，并不是每个候选分割都有相同的贡献度，与目标图像相似度很低的图谱通常会携带误导性的信息，导致标签融合的精度下降。基于以上两方面原因可知，将所有图谱都用于分割过程是不切实际的。文献[14]亦指出，基于多图谱的分割方法的精度高度依赖于所选用的图谱的质量，与所有图谱均参与分割相比，挑选出的少量的、高质量的图谱能带来更好的分割结果。本文使用了互信息（mutual information）作为图谱选择的度量指标，两幅图像之间的互信息越大，说明图像之间的相似性越高。由于主动脉部位在整个 CT 图像中所占的体积较小，因此我们计算了整个 CT 图像之间的互信息。

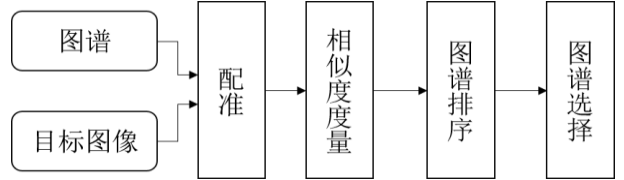
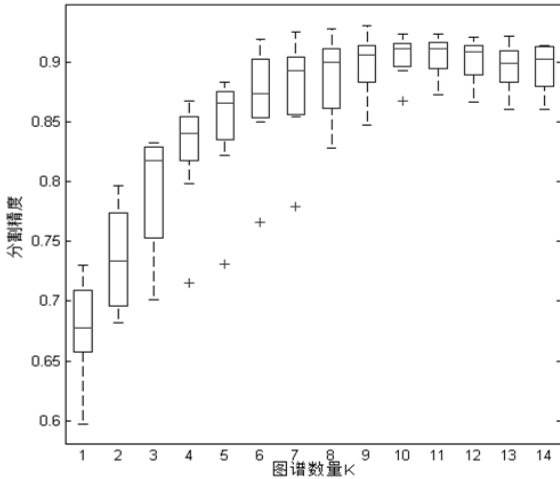


图 2 图谱选择流程图

Fig. 2 Flowchart of atlas selection



(a)



(b)

图 3 不同图谱数量的分割精度表现。(a) 图谱数量与分割精度关系；(b) 图谱数量 K 分别为 5、7、10、13 时的分割结果。图中的两条线分别为 ground truth 和分割结果，两线重合度越高，则分割精度越高。

Fig.3 Performance of different number of atlases. Left: The box-whisker plot of the dice coefficient with different number of atlases. Right: Segmentation results with 5, 7, 10 and 13 atlases, respectively.

图谱选择具体过程如下：（1）经过简单的快速刚体变换和仿射配准将图谱与目标图像映射到同一图像空间以确定二者之间的解剖学对应关系；（2）计算各图谱与目标图像之间的全局互信息；（3）按照互信息值的大小对图谱进行排序；（4）选出互信息值最大的 K 个图谱。该过程的流程如图 2 所示。

本文通过实验确定了所选图谱数量 K 的取值。所选图谱数量与分割精度之间的关系如图 3 所示。图 3(b) 显示，随着图谱数量由 5 增大到 10，分割精度逐渐提高并达到最高水平；随着图谱数量继续增大，分割精度反而呈现出下降趋势。在分割精度与计算复杂度之间达到平衡，本文选用 $K=10$ 个图谱。

1.2 图谱更新

图谱是人工标记的、描述各解剖学结构位置、形状及空间关系的原型描述信息^[15]。图谱可以通过整合若干已分割图像的信息来生成，但大多数情况下，图谱是通过专家的手工分割来获得。手工分割生成图谱是一项耗时费力的工作，同时需要极强的领域知识。以主动脉图谱生成为例，一个包含 100 切片的主动脉图谱，需要一个接受过专业训练的标记人员进行至少 60 分钟的工作。基于这个原因，很多情况下，没有足够多的图谱成为多图谱分割的巨大挑战。此外，有限数量的图谱所具有的泛化能力不高。对于一些新的待分割图像，其解剖学信息可能与现有图谱差异很大，导致其与各图谱的相似性都很低，进而导致在确定最终标签的过程中现有图谱只能提供很少有价值的指导信息。

为了解决上述问题，本文提出了一种全新的图谱更新策略。该图谱更新策略工作原理如下。每当有一个新的待分割图像 I_T ，进行刚体变换和仿射配准并计算其与各图谱 A_i 的相似度 $Sim(I_T, A_i)$ 。如果对于 $i = 1, 2, \dots, n$ ，其中 n 为图谱的数量， $Sim(I_T, A_i)$ 均小于某一给定阈值 ϵ （实验中该值设定为 0.6），则可以认定现有图谱无法对目标图像的分割提供足够的指导信息，需要对现有图谱进行更新操作。图谱更新流程如下：（1）选出与目标图像相似度最小的图谱；（2）利用该图谱与目标图像，构造一个新的模板（template）作为一个新的图谱；（3）新产生的图谱替换掉相似度最小的图谱。第（2）步中的模板构造可以通过 ANTs[16] 软件包实现。经过上述操作，新产生的图谱包含了目标图像和原图谱的信息，能够为分割过程提供更多的指导。同时，图谱数量保持不变，分割过程的计算复杂度并未增加。

1.3 图像配准

本文中，两个不同阶段均用到了配准操作。在图谱选择阶段，快速刚体变换和仿射配准被用来将各图谱与目标图像映射到同一图像空间以计算二者之间的相似度。在这一阶段，由于所有图谱均需要与目标图像进行一次配准操作，所以对配准速度有较高要求。在刚体变换和仿射配准过程中，均采用 4 层变换操作，每层的迭代次数分别为 100、50、25、10，平滑系数 σ 分别为 3、2、1、0 voxel。Convergence 阈值设定为 $1e-6$ ，convergence 窗口大小设定为 10。

图谱选择阶段完成后， K 个高质量的图谱分别与目标图像进行可变模型配准操作。本文所用的可变模型配准算法是 ANTs 的 symmetric image normalization method (Syn)^[17]。Syn 在微分同胚映射空间中最大化了互相关，以此来提高配准的精度。在本文中，使用 Syn 的默认参数组合，即执行 5 层变换操作，每层变换的迭代次数分别为 100、100、70、50、20，平滑系数 σ 分别为 5、3、2、1、0 voxel，Syn 收缩系数为 10、6、4、2、1。Convergence 阈值设定为 $1e-6$ ，convergence 窗口大小设定为 10。（此处可以添加配准操作的具体参数表）

1.4 联合标签融合

在引言中提到，目前绝大多数融合策略独立地对每个图谱进行权重分配，忽略了不同图谱产生的标签错误之间具有相关性这一事实。这会导致一个严重的问题：当新添加的图谱中包含较多冗余信息时，由于其对最终

分割的确定几乎无贡献，采用现有融合策略会导致分割精度的下降。为了解决上述问题，文献[13]提出了一种新的联合标签融合策略（Joint label fusion, JLF）。联合融合策略在对每个图谱进行权重分配时考虑了图谱之间的相关性。有关人脑海马体分割及海马体子区分割的实验表明，与当前最新的几种融合策略（STAPLE^[18]，LWGaussian^[11]，LWInverse^[12]）相比，联合标签融合策略能够取得更高的分割精度。联合标签融合策略的具体原理如下。

为了方便描述，用 I_T 表示待分割的目标图像， $S_T(x)$ 为目标图像 I_T 的真实分割结果。 $A = \{A_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 代表 n 个图谱，每个图谱表示为 $A_i = (I_i, S_i)$ 的形式，其中， I_i 和 S_i 分别为第 i 个图谱配准后的图像数据和对应的分割结果。假设分割问题是二分类问题，即目标图像中的每个 voxel 被标记为 0 或 1。

在该二分类问题中，分割产生的误差表示为

$$\delta^i(x) = S_i(x) - S_T(x) \quad (1)$$

式中： $\delta^i(x)$ 是第 i 个图谱的分割结果与目标图像真实分割在 x 位置的差异。经过对每个图谱进行权重分配并融合后， x 位置的最终分割结果可表示成

$$S(x) = \sum_{i=1}^n w_i(x) S_i(x) \quad (2)$$

式中： $\sum_{i=1}^n w_i(x) = 1$ 。如果能够最小化 $S(x)$ 与 $S_T(x)$ 之间的差异，那么就可以得到每个图谱所对应的最优权重。 $S(x)$ 与 $S_T(x)$ 之间的差异定义如下：

$$\begin{aligned} & E_{\delta^1(x), \dots, \delta^n(x)} [(S_T(x) - S(x))^2 | I_T, I_1, \dots, I_n] \\ &= E_{\delta^1(x), \dots, \delta^n(x)} \left[\left(\sum_{i=1}^n w_i(x) \delta^i(x) \right)^2 | I_T, I_1, \dots, I_n \right] \\ &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_i(x) w_j(x) E_{\delta^i(x), \delta^j(x)} [\delta^i(x), \delta^j(x) | I_T, I_1, \dots, I_n] \\ &= \mathbf{w}_x^t M_x \mathbf{w}_x \end{aligned} \quad (3)$$

式中： \mathbf{w}_x 是各图谱权重组成的列向量； M_x 是一 $n * n$ 矩阵，每一元素 $M_x(i, j)$ 表示第 i 个与第 j 个图谱同时在 x 位置产生错误的几率。 M_x 反映了图谱两两之间的相关性，其具体形式为

$$M_x(i, j) = E_{\delta^i(x), \delta^j(x)} [\delta^i(x), \delta^j(x) | I_T, I_1, \dots, I_n] = p(\delta^i(x) \delta^j(x) = 1 | I_T, I_1, \dots, I_n) \quad (4)$$

矩阵 M_x 元素的取值可根据灰度值的相似度进行估计：

$$M_x(i, j) \sim \left[\sum_{y \in \mathcal{N}(x)} |I_T(y) - I_i(y)| |I_T(y) - I_j(y)| \right]^\beta \quad (5)$$

式中： $\mathcal{N}(x)$ 是 x 的邻域， β 是设定的模型参数。

经过上述形式变换，原有问题变为在满足约束条件 $\sum_{i=1}^n w_i(x) = 1$ 的前提下，求解 $\mathbf{w}_x^t M_x \mathbf{w}_x$ 的最小值，形式化表示为：

$$w_x^* = \underset{\mathbf{w}_x}{\operatorname{argmin}} \mathbf{w}_x^t M_x \mathbf{w}_x \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n w_i(x) = 1 \quad (6)$$

该式可用拉普拉斯乘子法解决：

$$\mathbf{w}_x = \frac{M_x^{-1} \mathbf{1}_n}{\mathbf{1}_n^t M_x^{-1} \mathbf{1}_n} \quad (7)$$

式中： $\mathbf{1}_n = [1; 1; \dots; 1]$ 是 n 个 1 组成的向量。由于最优的权重 w_x^* 可能不唯一，因此添加一正则化项：

$$w_x^* = \underset{\mathbf{w}_x}{\operatorname{argmin}} \mathbf{w}_x^t (M_x + \alpha I) \mathbf{w}_x \quad \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^n w_i(x) = 1 \quad (8)$$

式中： α 设定为 0.01。该问题可以很容易地用二次规划进行解决。

2 实验结果与分析

2.1 实验数据与预处理

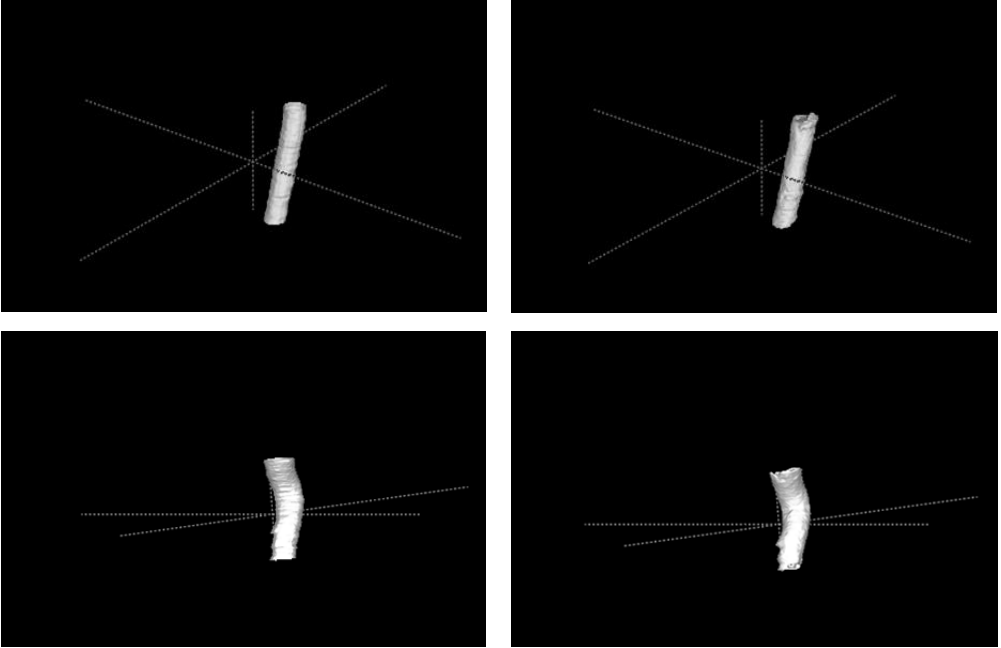


图 4 3D 主动脉 CT 图像分割结果 左栏：Ground truth；右栏：本文分割方法

Fig. 4 3D segmentation results with the proposed method. Left column: Ground truth. Right column: Segmentation using the proposed method.

本文选用了 15 例 3D 主动脉 CT 扫描图像进行实验。15 例 CT 扫描主动脉图像均采集自 Siemens SOMATOM Definition Flash scanner (100 KVp)。每例图像数据包含的切片数目介于 230 与 363 之间，切片尺寸为 512×512 ，切片厚度为 1.5mm。每例扫描数据的位深度为 16bits/pixel，体素空间大小为 $0.7 \times 0.7 \times 1.2$ 。所有数据均经过专家按照事先制定的标记协议进行标记，整个标记过程在 ITK-SNAP 软件下进行。

由于每例图像数据的切片数目差异较大，且有大量切片不具有分割价值，因此用 ImageJ 对每例图像数据进行切片截取。每例图像截取 100 片，范围从心脏下方延伸到腹部。这一区域的主动脉呈现出长直管状结构，但由于该区域存在大量周边组织和器官，且主动脉疾病会导致主动脉严重变形，因此具有较大的分割难度。3D CT 图像中的图像方向 (origin) 及体素空间大小 (voxel spacing) 是配准过程中两个重要参数，为了解决原始图像中两参数不一致的问题，本文对图像头文件进行了归一化操作。

2.2 实验实现及评估

本文采用了 leave-one-out 的交叉验证方式，一例图像作为待分割的目标图像，其余 14 例图像作为图谱。文中应用到的所有配准操作及联合标签融合策略均基于 ANTs 实现。所有实验均在配备 12 核心至强 E5 处理器以及 64GB 内存的计算环境下运行。

图 3 展示了本文方法对 3D 主动脉 CT 图像的分割结果。与左栏的 ground truth 相比，右栏本文方法的分割结果总体上保持了主动脉的结构，除主动脉两端边缘会出现轻微的模糊及扭曲外，总体表现出了很好的分割能力。对于分割难度较高的弯曲主动脉（如第二行），本文方法亦可进行有效分割。

为了证明联合标签融合策略在基于多图谱的主动脉图像分割中的有效性，将多图谱分割方法分别与四种融合策略进行结合。四种融合策略分别为多数投票法（majority voting, MV）、STAPLE（Simultaneous truth and performance level estimation）、局部相似度权重融合法（local weighted fusion, LW）以及联合标签融合（joint label fusion, JLF）。本文选用 dice similarity coefficient（DSC）作为分割精度的衡量标准。DSC 通过计算最终分割结果与 ground truth 之间的重合率来衡量分割算法的精度，其计算方法如下

$$DSC(S, G) = \frac{2 \cdot \|S \cap G\|}{\|S\| + \|G\|} \quad (9)$$

式中：S 和 G 分别代表分割结果和专家手工分割得到的 ground truth。

表 1 展示了四种方法对相同 3D 主动脉 CT 图像的分割精度。本文方法的平均分割精度达到了 0.904 ± 0.018 ，高于 STAPLE，MV 和 LW 所取得的精度，算法稳定性也优于三种对比方法。

表 1 四种标签融合策略在 3D 主动脉 CT 图像分割上的性能

Tab.1 Average performance of different label fusion strategies in aortic CT scans segmentation

	本文方法 (JLF)	MV	STAPLE	LW
Dice coefficient	0.904±0.018	0.859±0.046	0.878±0.037	0.895±0.023

表 2 使用图谱更新策略前后分割准确率

Tab.2 Segmentation accuracy with and without the atlas update process

		图谱更新前	图谱更新后
Dice coefficient	Atlas 6	0.817±0.047	0.863±0.033
	Atlas 8	0.834±0.038	0.872±0.026

本文使用的 15 例主动脉图像中，有两例图像（Atlas 6 和 Atlas 8）需要使用图谱更新策略进行图谱更新。图谱更新前后两例图像的分割精度如表 2 所示。由表 2 可知，使用图谱更新策略后，Atlas 6 和 Atlas 8 上均有约 4% 的分割精度提升。

3 结束语

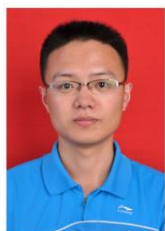
本文采用了基于多图谱的医学图像分割方法，并首次将之与联合标签融合（Joint label fusion）策略相结合应用于 3D 主动脉 CT 图像的自动分割问题中。联合标签融合策略在为每个图谱分配权重时考虑了图谱之间的相关性，对图谱中干扰融合的冗余信息有更强的抑制作用，因而与传统的标签融合策略相比有更高的融合准确性。为了解决图谱数量不足的问题，本文提出了一种图谱更新策略以丰富图谱包含的信息，为融合过程提供更多指导。实验结果表明：本文的方法能够对 3D 主动脉 CT 图像进行有效的自动分割，与基于 3 种传统融合策略的多图谱分割方法相比，本文取得了更高的分割精度和算法稳定性。在未来的工作中，计划从 3D 主动脉图像中提取更高层次的、区分性更强的特征，以将算法扩展到解决有严重疾病的主动脉图像自动分割问题中。

参考文献：

- [1] Kochanek K D, Xu J, Murphy S L, et al. Deaths: final data for 2009[J]. National vital statistics reports: from the Centers for Disease Control and Prevention, National Center for Health Statistics, National Vital Statistics System, 2011, 60(3): 1-116.
- [2] Ayed I B, Wang M, Miles B, et al. TRIC: Trust Region for Invariant Compactness and Its Application to Abdominal Aorta Segmentation [M]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2014. Springer International Publishing, 2014: 381-388.
- [3] Rueckert D, Burger P, Forbat S M, et al. Automatic tracking of the aorta in cardiovascular MR images using deformable models[J]. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 1997, 16(5): 581-590.
- [4] Zhuge F, Rubin G D, Sun S, et al. An abdominal aortic aneurysm segmentation method: level set with region and statistical information [J]. Medical physics, 2006, 33(5): 1440-1453.
- [5] 吕晓琪, 石静, 任晓颖, 等. 一种基于水平集的三维肝脏磁共振图像混合分割方法[J]. 数据采集与处理, 2015, 30(2): 350-358.
Lu Xiaoqi, Shi Jing, Ren Xiaoying, et al. Hybrid segmentation for 3D liver magnetic resonance imaging based on level set method[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(2): 350-358.
- [6] 唐利明, 黄大荣, 李可人. 基于变分水平集的图像分割模型[J]. 数据采集与处理, 2014, 29(5): 704-712.
Tang Liming, Huang Darong, Li Keren. New model based on variational level set for image segmentation[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2014, 29(5), 704-712.
- [7] Mikić I, Krucinski S, Thomas J D. Segmentation and tracking in echocardiographic sequences: active contours guided by optical flow estimates[J]. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 1998, 17(2): 274-284.
- [8] Išgum I, Staring M, Rutten A, et al. Multi-atlas-based segmentation with local decision fusion—application to cardiac and aortic segmentation in CT scans[J]. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 2009, 28(7): 1000-1010.
- [9] 何小海, 梁子飞, 唐晓颖, 等. 图谱法脑部 MRI 图像自动分割技术发展及应用[J]. 数据采集与处理, 2015,30(5): 956-964.
He Xiaohai, Liang Zifei, Tang Xiaoying, et al. Development and application for atlas-based brain MRI image segmentation technology[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(5): 956-964
- [10] Collins D L, Pruessner J C. Towards accurate, automatic segmentation of the hippocampus and amygdala from MRI by augmenting ANIMAL with a template library and label fusion[J]. Neuroimage, 2010, 52(4): 1355-1366.
- [11] Artaechevarria X, Munoz-Barrutia A, Ortiz-de-Solórzano C. Combination strategies in multi-atlas image segmentation: Application to brain MR data[J]. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 2009, 28(8): 1266-1277.
- [12] 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.
- [13] Wang H, Suh J W, Das S R, et al. Multi-atlas segmentation with joint label fusion[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2013, 35(3): 611-623.
- [14] Sanroma G, Wu G, Gao Y, et al. Learning to rank atlases for multiple-atlas segmentation[J]. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 2014, 33(10): 1939-1953.
- [15] Elnakib A, Gimel'farb G, Suri J S, et al. Medical image segmentation: a brief survey[M]. Multi Modality State-of-the-Art Medical Image Segmentation and Registration Methodologies. Springer New York, 2011: 1-39.
- [16] Avants B B, Tustison N, Song G. Advanced normalization tools (ANTs)[J]. Insight J, 2009, 2: 1-35.

- [17] Avants B B, Epstein C L, Grossman M, et al. Symmetric diffeomorphic image registration with cross-correlation:evaluating automated labeling of elderly and neurodegenerative brain[J]. Medical image analysis, 2008, 12(1): 26-41.
- [18] Warfield S K, Zou K H, Wells W M. Simultaneous truth and performance level estimation (STAPLE): an algorithm for the validation of image segmentation[J]. Medical Imaging, IEEE Transactions on, 2004, 23(7): 903-921.

作者介绍:



徐云龙 (1992-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 机器学习、数据挖掘、医学图像处理。E-mail: xuy10104@gmail.com



郑元杰 (1976-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 医学图像处理、计算机视觉、模式识别。



邓翔 (1994-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 机器学习、数据挖掘、医学图像处理。



李宁 (1982-), 女, 山东省立医院医生, 研究方向: 影像诊断学。



汤煜春 (1979-), 男, 医学博士, 研究方向: 解剖学。



尹义龙 (1972-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 机器学习、数据挖掘、图像处理。