利用群体CT计划图像的多任务前列腺自动分割

戴修斌1, 邓黄健2, 刘代富1, 刘可1, 周青蓉1

1.南京邮电大学地理与生物信息学院，江苏南京 210023

2.南京邮电大学通信与信息工程学院，江苏南京 210003

**摘 要：**为了实现对放射治疗早期CT计划图像前列腺部位的准确自动分割，提出一种基于群体图像的多任务前列腺分割方法。该方法将来自不同病人的群体CT计划图像分别映射到不同参考图像空间，从而形成多个训练任务，达到从不同角度充分挖掘训练图集隐含信息的目的。然后利用随机森林算法和自动上下文模型训练出一系列的随机森林分类器，再迭代地将这些训练好的分类器应用在测试图像上获得多个分类概率图，最后利用Majority Voting方法求得最终分割结果。实验结果表明，本文所述算法分割前列腺部位的平均准确率达83%；和单训练任务模式相比，使用多训练任务模式能使前列腺平均分割准确率提高7.2%。因此，使用基于群体图像的多任务分割方法能够有效提高当前患者放射治疗早期CT计划图像前列腺部位的分割准确率。

**关键字：**前列腺分割；CT计划图像；群体图像；多训练任务；放射治疗。

**中图分类号：TP391 文献标识码：A**

**Multi-task Prostate Segmentation for Planning CT Images Using Population Images**

DAI Xiu-bin1, Deng Huang-jian2, LIU Dai-fu1, LIU Ke1, ZHOU Qing-rong1

*1.College of Geographic and Biologic Information, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, China, 210023*

*2.College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, China, 210003*

**Abstract**: To automatically and accurately segment prostates in CT planning images acquired in early radiation treatment, a multi-task CT prostate segmentation method based on population images is proposed. First, this method maps the population images from other patients to different spaces of reference images, which leads to the multiple training tasks. In this way, the important information embedded in the training atlases can be fully used from different views. Then, both random forest method and auto context model are utilized to train a series of classifiers. Subsequently, these trained classifiers will be iteratively applied to the testing image to obtain multiple classification probability maps. After the final classification probability map has been derived by using Majority Voting method, the finally segmentation result is obtained. The experimental results show that the average accuracy of the prostate segmentation using proposed method is 83%; with the comparison to single-task pattern, using multi-task pattern can increase the average accuracy of the prostate segmentation by 7.2%. Thus, it can be concluded that the multi-task CT prostate segmentation method based on population images can effectively improve the accuracy of prostate segmentation in CT planning images acquired in early radiation therapy of current patient.

*Keywords*:prostate segmentation; CT planning images; population images; multiple training tasks; radiation treatment.

近年来，前列腺癌成为美国等西方国家第二大男性死亡原因[1]，在我国其发病率也有明显上升趋势。图像引导的放射治疗(Image-Guided Radiation Treatment，IGRT)是临床常用的前列腺癌治疗方法。该方法首先在制定放疗计划阶段，对当前病人采集一幅计划图像(Planning Image)后分割该幅计划图像中的前列腺部位，然后根据分割结果制定放疗靶区和射线剂量。在治疗阶段，分割获得治疗图像(Treatment Image)中的前列腺部位后，再将计划图像空间内制定的放疗靶区和射线剂量映射到治疗图像空间。由上述IGRT操作流程可知：准确快速地分割前列腺部位至关重要。目前，临床上对计划图像和治疗图像中前列腺的分割均由医生手动完成。有经验的临床医生分割一幅CT图像中前列腺部位需20分钟左右，耗时较多且分割精度会随着时间和操作者不同有较大差别[2]。而前列腺部位的不准确分割将导致错误的治疗计划，从而会对周围健康组织造成不必要的电离辐射伤害。由此可见，发展前列腺CT图像自动准确分割方法有较大的临床价值和实际需求。

然而，CT图像中前列腺与周围器官的低对比度和不同治疗时期前列腺位置、和形状的不可预测性加大了自动准确地分割前列腺的难度。图1展现了同一病人在不同治疗时期前列腺的位置和形状。由图1可看出，CT图像中前列腺与周围器官对比不明显，且由于受到肠道气体的影响使得不同治疗时期前列腺的形状差别较大。

C:\Users\Administrator\Desktop\img\2.eps C:\Users\Administrator\Desktop\img\1.eps C:\Users\Administrator\Desktop\img\3.eps C:\Users\Administrator\Desktop\img\4.eps

(a) (b) (c) (d)

图1同一个病人在不同治疗时期前列腺的位置和形状。其中，红线标注了CT图像中前列腺的轮廓。

为了解决以上问题，国内外学者们提出了一系列CT图像前列腺自动分割算法。基于弹性模型的分割方法是最常用的前列腺分割方法之一。Chen[3]等人使用前列腺和膀胱之间的非重叠限制构建了三维弹性形变模型用于前列腺分割。Feng[4]及其团队提出基于形状和局部图像表面信息的弹性模型前列腺CT图分割算法。基于弹性模型的方法能获得较好分割结果，但是其性能高度依赖于弹性模型的初始化，该缺点限制了基于弹性模型的分割方法性能的进一步提升。第二类常用前列腺分割方法是基于弹性配准的分割方法。例如，Davis[5]开发了基于弹性配准的CT图像前列腺分割方法，该算法将基于图像流的配准算法和碗状气体扁平算法组合用于前列腺分割。Liao等人[6]利用病人的专有信息提出了由特征引导的弹性配准前列腺分割方法。尽管基于弹性配准的分割方法性能优于基于弹性模型的方法，但是其过长的计算时间使之不具有临床实用性。为了在上述两种算法基础上提高CT图像前列腺自动分割的准确率，一些学者提出了基于分类的分割方法。例如，Li[7]及其团队利用Adaboost算法和自动上下文模型训练出一系列分类器用于CT图像前列腺自动分割。Gao[8]等人训练出基于稀疏表达的分类器并利用该分类器进行CT图像前列腺自动分割。相对于基于弹性模型的分割方法和基于弹性配准的分割方法，已有基于分类的分割方法能取得更准确的结果。但是这些方法均需将同一病人在治疗阶段中不同时间获得的多幅治疗图像作为训练图像，且要求训练图像至少三幅。而在制定放疗计划阶段，该患者显然没有足够计划图像可用于训练。因此已有基于分类的分割方法不能被用于计划图像中前列腺的自动分割。

为了实现计划图像中前列腺的自动准确分割，本文提出基于群体图像的多任务前列腺自动分割方法。群体图像(Population Images)是指相对于当前待分割CT图像所属的病人而言，其他病人所属的CT前列腺部位图像称为群体图像，群体图像的特点是和当前病人的待分割CT图像相比，虽然两者在图像上差别较大，但是在解剖结构特征（例如前列腺和附近其他器官组织的相对位置）等方面有一定相似性，提取相关信息有助于提高当前病人CT图像的分割精度。该方法首先将来自不同病人的群体图像和对应的手动分割结果作为训练图集，然后以任意一个训练图集中的CT图像为参考图像，将其余训练图集分别映射到该参考图像空间，从而形成多个训练任务。接下来利用随机森林算法[9]和自动上下文模型(Auto-Context Model, ACM)[10]训练出一系列的随机森林分类器，再迭代地将这些训练好的分类器应用在测试图像上获得多个分类概率图，最后利用Majority Voting方法求得分类概率图并获得最终分割结果。本文方法的创新之处在于：(1)使用不同病人的群体图像作为训练图集，充分利用和发掘了不同病人群体图像中隐含的前列腺固有位置信息和一般形状特征，克服了现有基于分类的分割方法需要有同一病人至少三幅训练图像的限制，能够实现计划图像中前列腺的自动分割；(2)使用多训练任务模式，能够从不同角度和空间充分挖掘训练图集所含重要信息，达到提高分割准确率的目的。

# 方法介绍

本文提出的基于群体图像的多任务前列腺自动分割方法主要分为训练阶段和分割阶段两部分，训练阶段的主要任务是在生成多个训练图集后，利用自动上下文模型训练一系列随机森林分类器，如图2所示；在分割阶段，将训练出的分类器作用于新获得的测试图像即可获得一系列分类概率图，最后利用Majority Voting算法获得最终分类概率图并求得分割结果，如图3所示。下面将分别给出这两个阶段的详细描述。



图2训练阶段流程图。

****

图3分割阶段流程图。

## 1.1 多训练图集的生成

首先，设有*M*张来自不同病人的CT图像*I*={*Ii*(*x*)|*x*∈**Ω**, *i*=1,…, *M*}及其手动分割图像*L*={*Li*(*x*)|*x*∈*Ω*, *i*= 1,…,*M*}作为训练图集*A*={*Ai*=(*Ii*, *Li*)|*i*=1,…, *M*}。为了从不同角度和空间充分利用和挖掘训练图集隐含信息，本文以当前子图集*Ai*中图像的*Ii*为参考图像，其它子图集*Aj*中图像*I*j(*j*=1,…, *M*, *j*≠*i*) 和对应手动分割图像*Lj*利用刚性配准方法投影到*Ii*图像空间，则子图集*Ai*和配准后的子图集*Aj*可组成新的训练图集*A’i*，对图集*A*中的每一个子图集均采用上述方法处理，即可获得*M*个新的训练图集*A’=*{ *A’i*|*i*=1,…, *M*}[11]。通过这种方式，可在训练图集*A*的基础上构建出*M*个新的训练图集*A’i*，在每个新的训练图集*A’i*内不仅有*Ai*而且有配准后的子图集*Aj*作为训练数据集，使得训练图集隐含信息得到充分挖掘利用。

## 1.2 基于自动上下文模型的多任务训练

在获得*M*个训练图集后，本文提出了基于自动上下文模型的多任务迭代训练方式。在针对第*i*个训练图集*A’i*的训练任务中，其具体方法如下：

1. 对训练图集*A’i*中每幅训练图像*I’i*提取采样点；
2. 使用Haar-like特征表示训练图像的采样点的局部外观特征，其定义如下：

 (1)

其中*PI* (X)表示图像*I*中以体素点X为中心点的图像块；*Z*表示Haar-like特征三维立体函数的数量，本文使用14个典型的三维立体函数于Haar-like特征，即*Z*=14，如图4所示。*p*h∈{-1,1}，*ah*∈*R*3和*sh*分别表示第*h*个三维立体函数的极性，中心位置和尺寸，*sh*通常等于3或5。

1. 以采样点的Haar-like特征为输入，该采样点在手动分割图像*L’i*中对应分类值为响应，利用随机森林算法训练获得分类器*Ci*0。
2. 将分类器*Ci*0作用于图像*I’i*即可得到分类概率图，该分类概率图上每一点像素值表示该点属于前列腺的概率。然后在获得的分类概率图中抽取对应采样点的上下文特征，并将其与步骤(2)中计算所得Haar-like特征一起作为输入，再次利用随机森林算法训练获得新的分类器*Ci*1。
3. 重复步骤(4)，随着不断获得新的分类器*Cit* (*t*=0, 1, 2…)，由此得到的分类概率图也愈加准确。如图5所示，可以发现随着迭代次数的增加，分类概率图中非前列腺区域的像素值趋于0，而前列腺区域的像素值不断增加，这说明随着迭代的不断进行，分类概率图也得到了持续改善；
4. 当分类概率图像素值没有显著提升或已达到预先设定的迭代次数*T*时，训练过程结束。如此即可获得一组基于训练图集*A’i*的分类器序列*Ci=*{*Cit*| *t*=1,…, *T*}。

对所有训练图集重复以上步骤，即可获得*M*组分类器序列*Ci* ( *i*=1,…, *M*)。

## 1.3 分割阶段

在分割阶段(如图(3)所示)，首先利用刚性配准方法将待分割CT图像分别投影到*M*个训练图集*A’i* (*i*=1，2,…, *M*）空间，从而获得测试图像集*S*={*Si* (*x*)|*x*∈**Ω**, *i*=1,…, *M*}。利用训练阶段所得随机森林分类器序列*Ci*分别作用于图像*Si*，即可得概率图集合*P*={*Pi* (*x*)|*x*∈**Ω**, *i*=1,…, *M*}。具体而言，提取图像*Si*的外观特征作为分类器*Ci*0的输入，则分类器*Ci*0可输出第一个分类概率图；然后，通过将图像*Si*的外观特征和从上一个分类概率图提取出的上下文特征作为分类器*Cit*的输入，最终可求得分类概率图*Pi*。获得*M*组分类概率图后，利用Majority Voting算法对所有分类概率图进行求和平均即可获得最终分类概率图。对最终分类概率图进行二值化即可得分割结果。



图4 典型的Haar-like特征三维立体函数。

**  **

(a)第1次迭代 (b)第2次迭代 (c)第3次迭代

图5迭代次数不同时获得的分类概率图。(a)-(c)分别为迭代次数等于1, 2, 3时获得的分类概率图。

# 实验结果和讨论

本文所用实验数据包含74例病人CT计划图像及相应的前列腺手动分割结果，每幅图像的体像素尺寸是0.98×0.98×3 mm3，图像大小为512×512×30~120。其中将60例病人的CT计划图像及相应的前列腺手动分割结果作为训练集，其他14例病人的CT计划图像作为测试集。

实验中所用参数设置为：随机森林算法所用决策树数目为15，每棵决策树的最大深度是15，每个叶子节点中的最大训练样本是5。另外，每幅训练图像上提取的样本数设为8000。Haar-like特征的参数*Z*设置为{1, 2},*sh*设置为{3,5}，图像块*PI*大小设置为30×30×30。

为了衡量本文算法获得结果的精确度，本节将采用下面2个性能指标：

 (2)

其中*Va*表示使用本文方法自动分割出的前列腺体像素，*Vg*表示手动分割出的前列腺体像素。

**** **(**3)

其中，***A***表示正确分割的前列腺体素数量，***B***表示错误分割的前列腺体素数量。

首先为了验证本文方法提出的多训练任务模式的优越性能，图6给出了分别使用多训练任务模式和单训练任务模式所获不同病人*D*值的比较。从图6可以直观看出：使用多训练任务模式后，所有病人对应的*D*值都有所增加，特别是前三个病人的*D*值增加幅度较大。而图7分别显示了在多训练任务模式下、单训练任务模式下和手动分割时所获结果的轮廓线比较，其中红线为多训练任务模式所获结果的轮廓线，蓝线为单训练任务模式所获结果的轮廓线，绿线为手动分割所获结果的轮廓线。很明显，和蓝线代表的单训练任务模式所获结果相比，红线代表的多训练任务模式所获前列腺分割结果轮廓线更加接近于手动分割结果。因此，我们可以认为本文方法提出的多训练任务模式能有效提高前列腺自动分割准确率。

为了进一步证明本方法能有效准确地对计划图像中前列腺部位进行分割，表1给出了使用本文方法对14名病人计划图像中前列腺部位进行分割所得性能指标。从表1可以看出，针对每位病人本文方法都能获得较高的*D*值和*P*值。

最后，表2中列出了利用本文方法所得分割结果的重要评价指标与其它四种经典方法的比较。从表2可以看出，利用本文方法对计划图像中前列腺部位进行分割所得结果的平均*D*值略高于Davis[5]所提方法。虽然和Foskey[12]所提方法相比，本文方法获得分割结果的平均*D*值略低；但是本文方法在分割单幅计划图像中前列腺部位时所用时间为120秒，Foskey方法所用时间为750秒，显然本文方法所用时间远远低于Foskey方法。因此，本文方法和Foskey所提方法相比更具有临床实用性。另外，虽然本文方法所获得的平均*D*值小于Li[7]和Gao[8]所提方法，但是文献[7][8]所提方法所用计算时间均大于本文方法；并且，Gao所提方法需要一定的人工干预，没有实现全自动分割，而本文方法是全自动的前列腺分割方法。故本文方法和文献[7][8]所提方法相比具有一定优势。

图6 多训练任务模式和单训练任务模式所获得D值的比较。

C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\1.tif C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\12.tif C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\13.tif

(a) (b) (c)

C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\6.tif C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\62.tif C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\63.tif

(d) (e) (f)

C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\9.tif C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\92.tif C:\Users\Administrator\Desktop\新建文件夹\93.tif

(h) (i) (j)

图7使用本文方法对其中三个病人的计划图像中前列腺部位进行分割所获结果。第一列是三个病人的计划图像，第二列是使用本文方法所获分割结果。第三列是多训练任务模式下(红色)、单训练任务模式下(蓝色)和手动分割(绿色)时所获结果的轮廓线比较。

表1 使用本文方法对14名病人计划图像中前列腺部位进行分割所得性能指标值。

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 病人  编号 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 |
| *D*值 | 0.85 | 0.79 | 0.82 | 0.84 | 0.83 | 0.84 | 0.82 | 0.84 | 0.86 | 0.87 | 0.85 | 0.84 | 0.76 | 0.80 |
| *P*值 | 0.91 | 0.87 | 0.82 | 0.82 | 0.83 | 0.89 | 0.80 | 0.83 | 0.93 | 0.93 | 0.92 | 0.90 | 0.85 | 0.81 |

表2本文方法所得分割结果的重要评价指标与其他方法的比较，其中N/A表示文中没有报导相关数据。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 方法 | Davis[5] | Foskey[12] | Li[7] | Gao[8] | 本文方法 |
| 是否自动 | 全自动 | 全自动 | 全自动 | 半自动 | 全自动 |
| 平均*D*值 | 0.82 | 0.84 | 0.91 | 0.91 | 0.83 |
| 计算速度  (单位：秒) | N/A | 750 | 180 | 600 | 120 |

# 3 结论

本文提出了一种基于群体图像的多任务CT计划图像前列腺自动分割方法。该方法首先将来自不同病人的群体图像作为训练图像，并将训练图像分别映射到不同参考图像空间构成多训练任务模式，然后在不同参考图像空间利用自动上下文模型训练出一系列的随机森林分类器，将这些训练好的分类器迭代地应用于测试图像上获得最终分割结果。本文方法充分利用和发掘了不同病人群体图像中隐含的前列腺固有位置信息和一般形状特征，克服了现有方法对训练图像数量的限制；使并用多训练任务模式从不同角度和空间充分挖掘训练图集所含重要信息，达到提高CT计划图像中前列腺自动分割准确率和计算速度的目的。实验结果表明，本文方法所采用的多训练任务模式能有效提高CT计划图像中前列腺自动分割准确率。并且和其它经典前列腺自动分割方法相比，本文方法的总体性能略优于其它方法。

**参考文献**

1. Cancer Facts and Figures 2014[R]. American Cancer Society, 2014.
2. Sharp G, Fritscher K D, Pekar V, et al. Vision 20/20: Perspectives on automated image segmentation for radiotherapy[J]. Medical physics, 2014, 41(5): 050902.
3. Chen S, Lovelock D M, Radke R J. Segmenting the prostate and rectum in CT imagery using anatomical constraints[J]. Medical Image Analysis, 2011, 15(1): 1-11.
4. Feng Q, Foskey M, Chen W, et al. Segmenting CT prostate images using population and patient-specific statistics for radiotherapy[J]. Medical Physics, 2010, 37(8): 4121-4132.
5. Davis B C, Foskey M, Rosenman J, et al. Automatic segmentation of intra-treatment CT images for adaptive radiation therapy of the prostate[M]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2005. Springer Berlin Heidelberg, 2005: 442-450.
6. Liao S, Shen D. A Feature-Based Learning Framework for Accurate Prostate Localization in CT Images. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3546-3559.
7. Li W, Liao S, Feng Q, et al. Learning image context for segmentation of the prostate in CT-guided radiotherapy[J]. Physics in medicine and biology, 2012, 57(5): 1283.
8. Gao Y, Liao S, Shen D. Prostate segmentation by sparse representation based classification[J]. Medical physics, 2012, 39(10): 6372-6387.
9. Zhang L, Suganthan P N. Random forests with ensemble of feature spaces[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(10): 3429-3437.
10. Tu Z, Bai X. Auto-context and its application to high-level vision tasks and 3d brain image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(10): 1744-1757.
11. Kim M, Wu G, Li W, et al. Automatic hippocampus segmentation of 7.0 Tesla MR images by combining multiple atlases and auto-context models[J]. NeuroImage, 2013, 83(12): 335-345.
12. Foskey M, Davis B, Goyal L, et al. Large Deformation Three-Dimensional Image Registration in Image-Guided Radiation Therapy[J]. Physics in Medicine and Biology, 2005, 50(24): 5869-5892.

作者简介：

戴修斌（1980--）（联系人），男，博士，副研究员，硕士生导师。联系电话：13813932880，E-mail: daixb@njupt.edu.cn。

基金项目：江苏省重点研发计划(No. BE2015700)