通过自适应的外观引导模型建模利用胸腔CT图像进行精准肺部分割

摘要

准确地细分病态的和健康的肺部用于可靠的计算机辅助疾病诊断，大量的胸腔CT扫描被模型化为一个非齐次联合的3D马尔科夫-吉布斯随机场（MGRF）的空间样本，基于肺部的每一个像素以及胸腔CT扫描图像信号（强度）。

提出的的可学习MGRF集成了两个视觉外观子模型和一个自适应肺部形状子模型。

一级外观模型归功于原始CT图像和高斯尺度空间（GSS）过滤版本去详述本地和全局信号各自的特征。

每一个经验边缘概率分布信号都近似一个离散的高斯函数的线性组合（LCDG），含有两个积极主导和多符号交替下降DGs。

近似值被分为两个lcdgs分别去描述肺部和他们的背景（其他胸部组织）。

二级外观模型量化条件对强度的依赖关系，根据原始和GSS -滤波后的图像的最近的26邻域像素。

形状模型是建立在一组训练数据，适用于肺和胸部外观的分割中。

提出的分割框架的准确性被定量评估通过使用两个公共数据库(ISBI VESSEL12 challenge 和MICCAI LOLA11 challenge)和我们自己的数据库，分别为20，55和30的CT图像

来自各种各样的肺部病变的不同的扫描结果和实验报告。

我们的框架的定量评根据戴斯相似系数，百分之95的双向Hausdorff距离和百分比数的差异，证实了我们的模型分别在我们的数据库 (98.4 ±1.0 %, 2.2 ±1.0 mm, 0.42 ±0.10 %)和vessel12数据库 (99.0 ±0.5 %, 2.1 ±1.6 mm, 0.39 ±0.20 %)上的高准确性。

同样的，我们的方法的准确性得到了进一步的验证在lola11竞赛组织者组织的失明诊断上，我们的框架在55个学科上以平均98%的与专家相同的正确率和所有最先进的技术相比排名第一。

关键字：肺分割，计算机断层扫描，自适应形状模型，Markov Gibbs随机场。

1. 介绍

胸部CT扫描的自动肺分割是高效的计算机辅助诊断（CAD）肺部疾病的关键，如，肺癌。  
不幸的是，大量的图像和诊断测量对于不同的肺部疾病，使准确，快速，低成本分割成为挑战。

例如，病理学相关的分割失败失去重要的数据，因为需要研究放射性肺炎的发展[ 1 ]。如Armato在参考文献[2]中的表述，肺分割的准确性对肺结节检出率的影响达到17%。

在胸部CT图像的应用中，最早的分割技术[ 3 ] -[9 ]中只假定肺是比其他胸部组织深，这可能会导致在严重肺部疾病的情况下，检测结节失败。

为了避免这种故障，下面简要地回顾一下更近代的的肺分割方法，考虑视觉外观[ 10 ]，[ 11 ]，形状[ 12 ]-[ 17 ]，或混合技术[ 18 ]-[ 22 ]区分正常和病理组织。

一个更详细的调查，目前的肺分割技术可以在参考文献[ 23 ]中找到。

基于外观的分割采用纹理信息来区分对象，其中的边缘并没有被定义明确的界限。

参考文献[11]用哈拉利克的经典纹理描述符来区分，胸部CT正常和病理组织之间边界不清为中度或重度级肺部疾病（ILD）。

描述符，包括能量，熵，对比度，最大概率和逆差矩，局部灰度共生矩阵的特征。第一,正常组织和适度的ILD组织可以通过简单的阈值的 voxel-wise信号分割。然后，该重症ILD的异常区，其中描绘的局部描述符，在外观图像中被发现并且和初始分割区域相结合。

这种方法表现出与“黄金”标准的“手动方法测试数据库的76个CT扫描（31例正常和45个肺部异常）结果的平均重叠率达到96.7%。

在另一项研究中，参考文献[ 18 ]分割肺数据，包括间质性肺炎病例，首先使用voxel-wise的灰度级。

随后的初始分割，通过分类通过支持向量机分类器计算体素对于灰度级和小波系数的统计，参考文献[19]用一个形态的序列操作细化的初始阈值为基础的分割肺的肺泡。

参考文献[ 21 ]用通过之前可用数据训练出来的K-最近邻分类器分割肺。然而，要考虑到严重的异常，用户必须以交互方式纠正初始分类。