

论文大纲

摘要

课题意义

参考英文论文

淋巴结识别难点

- 与周围组织间的界限模糊, 具有病理复杂、形态小、不规则、分布区域广泛等特

传统方法

- 1、基于统计学的半自动分割 2、基于支持向量机的淋巴结判决算法

深度学习 介绍别人方法及存在问题 (需层层递进)

2D检测or分割, 再合成3D块分类 列举几例文献

优势: 在保证检测效果的同时有效节约内存  
局限性: 1、距高度量标准导致合成错误样本 2、阶段过多, 导致损失失真且耗时较长 3、检测时丢弃了淋巴结的空间信息

3D Faster-rcnn 列举几例文献

优势: 充分利用样本空间信息, 且端到端保证速度和精度  
局限性: 1、由特征提取层、区域提案层、分类与回归层等多个子网络构成, 阶段繁琐 2、大量3D ROI 导致占用内存过大且费时费力

3D 块分类弱定位 列举几例文献

优势: 在充分利用空间信息的前提下减少内存占用  
局限性: 1、随机裁剪训练, 涉及大量IOU计算, 耗时耗力 2、由于随机采样的方式造成训练比较困难 3、3D 图像块可用信息有限, 无法利用全局信息 做出更精准的判断

3D 整体 列举几例文献

优势: 端到端、简单高效、充分利用全局信息  
局限性: 整体CT序列输入, 造成1、无法对有限数据进行有效数据增广 2、容易对目标位置产生偏向性

引出待解决的关键问题

无法平衡 全局信息识别小目标 与 避免对目标位置产生偏向性  
目标大小尺度差异明显, 导致检测效果不好

简介本文算法

两部分: 1、半随机采样 2、3D SE+SK

针对第一个关键问题: 提出基于感受野的半随机 数据处理方法, 结合整体思路和局部思路的优点

优势: 1、既可以全局信息识别小目标, 又可以避免偏向性 2、数据增广, 缓解训练时网格内类别严重不平衡问题 3、降低输入尺度, 减少内存占用

针对第二个关键问题: 3D SE+SK

优势: 1、自适应通道注意力+自适应感受野 两者优点

本文贡献

- 1、医生先验知识与深度学习结合, 首次应用于3维CT图像淋巴结自动识别
- 2、基于感受野的半随机 数据处理方法
- 3、3D SE+SK

1、方法

1.1 总体框架 (简述)

1.2 基于感受野的半随机 数据处理方式

方法+优势

1.3 网络

介绍SE Net

三个步骤多加公式

介绍SK Net

介绍 FBAP

多加公式

详细介绍 DeepNode ( SKNet通过FBAP扩展到三维 并结合ResNet)

2、实验设计与结果分析

2.1 实验数据集

2.2 模型训练方法

2.3 结果分析

2.3.1评价指标

2.3.2 结果与分析

对比实验

- 2D+3D
- 3D Faster
- 3D 局部
- 3D 整体 MICCAI

- ours(局部+整体) baseline网络(SE)
- ours(局部+整体) baseline网络(SK)
- ours(局部+整体) 新提出的网络(SE+SK)

3、结语