咳嗽自动定位与检测系统

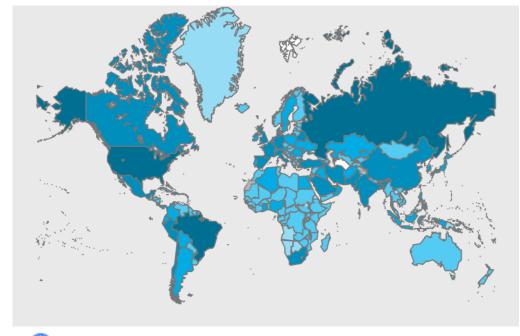
姓名: 单心茹 指导教师: JIE LIU教授

目录

- 课题背景
- 相关工作
- 声源定位算法与仿真
- 波束形成算法与仿真
- 基于SVM进行咳嗽检测
- 实时检测系统
- 后续工作

课题背景

- 2020年3月11日, WHO宣布COVID-19构成"全球大流行"。
- 主要通过飞沫,人与人的密切接触造成感染。
- 典型症状包括发热,干咳,乏力,咳痰,气短,咽痛。
- 结合AI,麦克风阵列信号处理,设计咳嗽自动定位 与检测系统,定位咳嗽声源,检测咳嗽事件的发生, 实时监测公共场所的潜在病例。



Worldwide

7.04M

+109K

Recovered

_

Deaths 404K

+3,539

相关工作

- 咳嗽检测仪: HACC, LCM(HMM+KWS, 灵敏度91%, 特异性99%, 用于临床实验)。常用于医疗康复,为医生提供辅助诊断。
- 咳嗽检测模型: 早期(HMM+KWS), 目前(ML, CNN, RNN)。
- 数据集: 医院提供, 网络音频。
- 一般处理流程: 声音采集, 静音检测, 特征提取及选择, 分类器训练, 模型评估及测试。

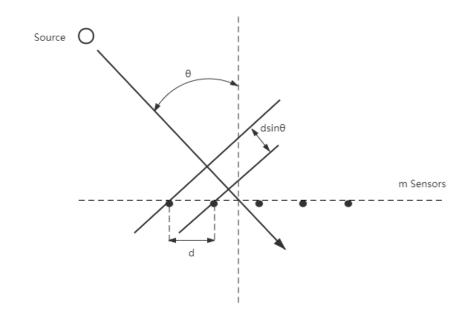


HACC咳嗽检测仪



LCM咳嗽检测仪

声源定位算法



麦克风阵列模型

麦克风阵列通道输出信号:

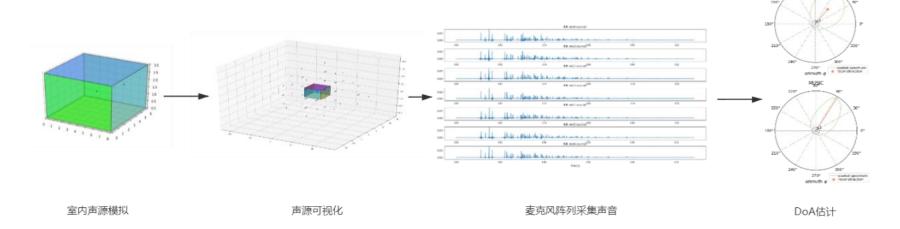
$$y_m(k) = x_m(k) + v_m(k)$$
$$= x(k - \tau_m) + v_m(k)$$

• 估计通道之间相对时延:

$$\tau_m = (m-1)\frac{dsin\theta}{c}$$

- MUSIC算法:将阵列输出的协方差矩阵进行特征分解,根据特征值的大小顺序将特征空间划分为信号子空间和噪声子空间,然后利用两个子空间的正交性来估计DoA。
- SRP-PHAT算法:计算两两阵元的GCC之和,作为SRP值,并 进行PHAT加权。
- DoA估计可分为两步: TDOA估计->网格化峰值搜索估计DoA

DoA估计仿真

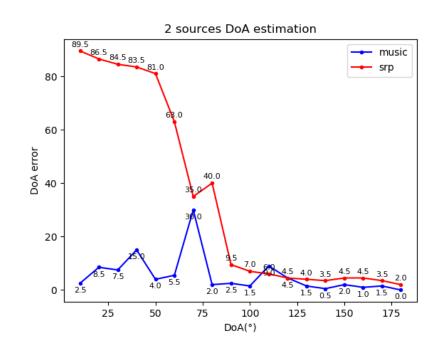


 多声源二维仿真:房间(10m×10m),最大反射次数为2, 墙面吸收率为0.1,SNR=30dB。

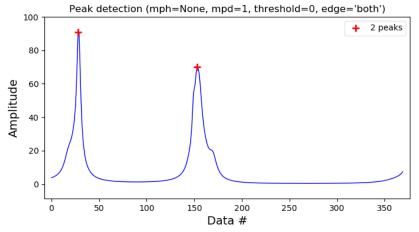
固定一声源位置(0°, 3m)。

变换另一声源角度(DoA∈ [10°, 180°], 3m)。

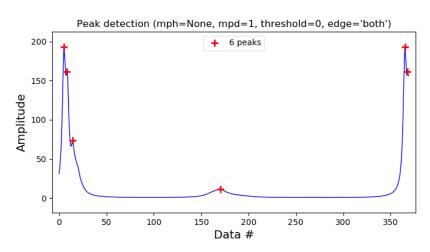
SRP-PHAT算法在两声源DoA相近时,误差较大,而MUSIC 算法表现良好。



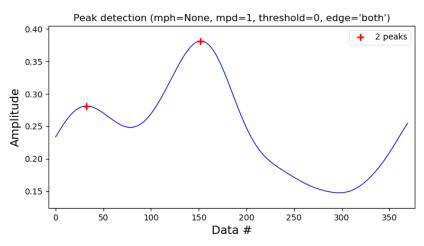
DoA估计仿真



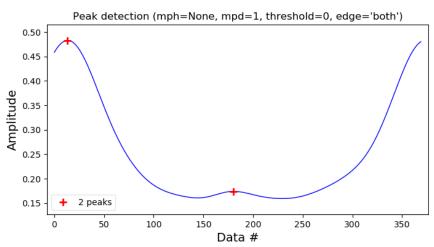
a) MUSIC峰值(两声源位置分离)



c) MUSIC峰值(两声源位置相近)



b) SRP峰值(两声源位置分离)



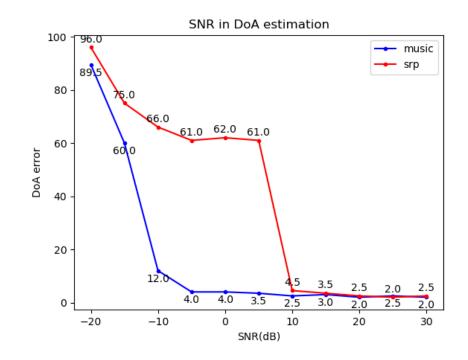
d) SRP峰值(两声源位置相近)

DoA估计仿真

• 探究SNR对DoA估计的影响,两声源位置较分离,如右图。

结论:

- 低信噪比环境严重影响DoA估计,提高信噪比有利于声源 位置估计。
- 在声源位置相近,要求多声源估计分辨率高时,MUSIC算法峰值明显,而 SRP-PHAT峰值较平滑。



SNR对DoA估计的影响

波束形成算法

主要作用: 增强期望信号, 抑制干扰, 将阵列接收聚集到一个方向, 形成"波束"。

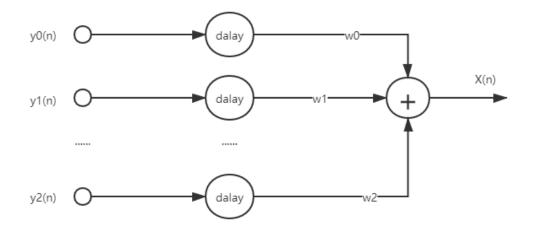
- 固定波束形成,可以对某一方向的声源进行抑制,抑制的强度不变。
- 自适应波束形成,抑制性能可以对环境信号的变化做出调整,鲁棒性更好

• 设计滤波器 $h(\omega)$: 增强感兴趣的信号, 抑制干扰信号

$$y(\omega) = x(\omega) + v(\omega)$$

$$Z(\omega) = h^{H}(\omega)y(\omega)$$

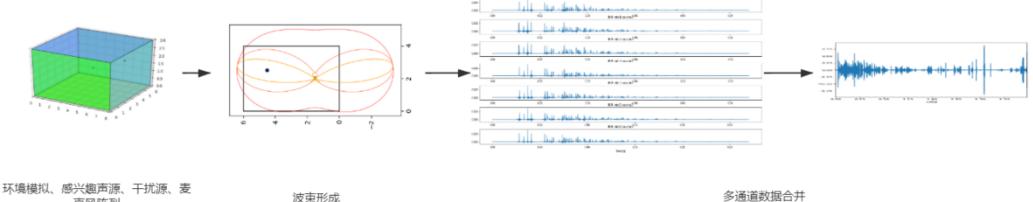
= $h^{H}(\omega)x(\omega) + h^{H}(\omega)v(\omega)$



延时-求和滤波器

波束形成仿真

克风阵列

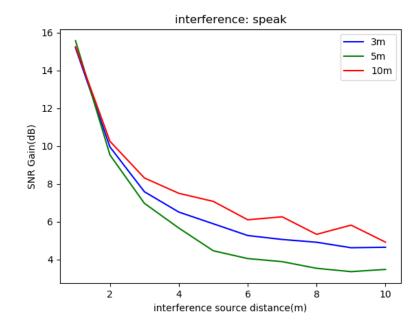


• 二维MVDR仿真,探究干扰源距离对SNR增益的影响: 感 兴趣声源 (咳嗽) DoA = 0°, 相对麦克风阵列距离为 3m/5m/10m; 干扰声源(说话) DoA从30°至180°, 分 辨率为30°,相对阵列距离从1m到10m,分辨率1m。

结论:

• 当干扰源相对麦克风阵列位置越近,则信噪比增益较高, 越远信噪比增益越低, 在麦克风阵列基本拾音范围 (5m内) 信噪比增益大致范围为[6, 15],可以明显提高信噪比,便 于咳嗽识别。





数据集:

部分Google AudioSet咳嗽音频集与YouTube咳嗽音频,共采用82例咳嗽样本,84例非咳嗽样本(包括说话声和音乐等教室常见声音类型)。

• 特征提取:

短期特征->中期特征->长期特征

短期特征: 帧长50ms, 帧移25ms, 提取34个音频特征(过零率,能量熵, MFCC等)。

中期特征: 计算短期特征的均值和标准差。

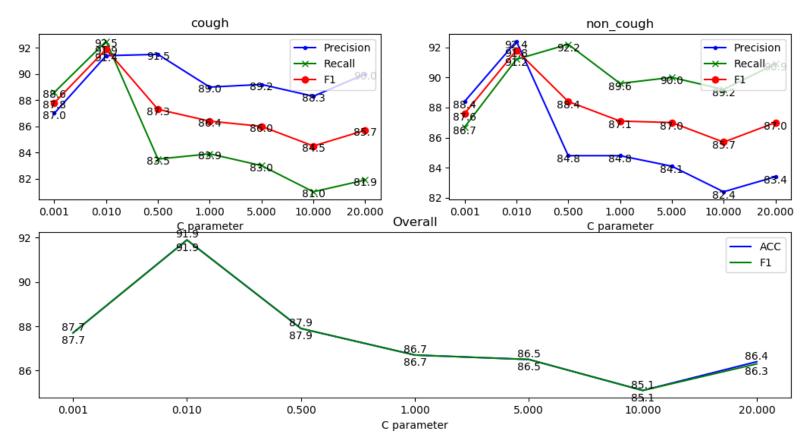
长期特征: 计算中期特征的均值和标准差。

• SVM模型:

对比SVM_linear模型与SVM_RBF模型,测试不同惩罚系数C,进行10折交叉验证。

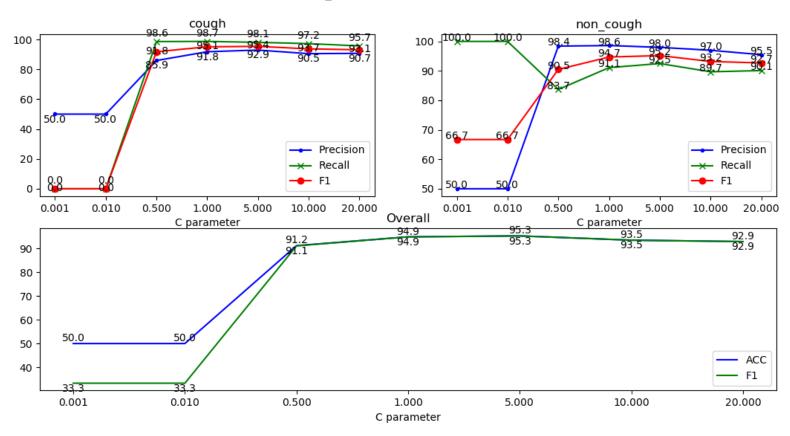
• SVM_linear模型,最优参数C为0.01,F1指数为91.9%



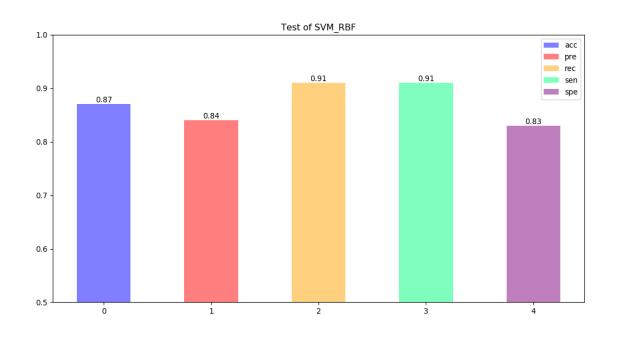


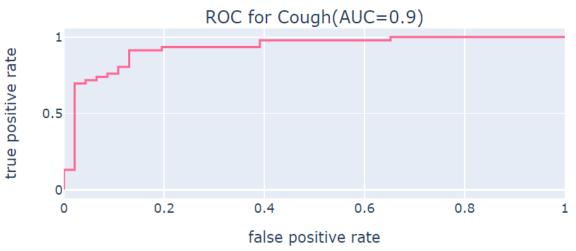
• SVM_RBF模型,最优参数C为1.0,F1指数为95.3%

SVM_RBF Parameter Evaluation



- 测试集:基于AudioSet的咳嗽,说话,音乐等音频数据集,包含咳嗽样本46例,非咳嗽样本46例。
- 准确率为87%,精确度为84%, 召回率为91%, 灵敏度为91%, 特异性为83%, AUC值0.9。





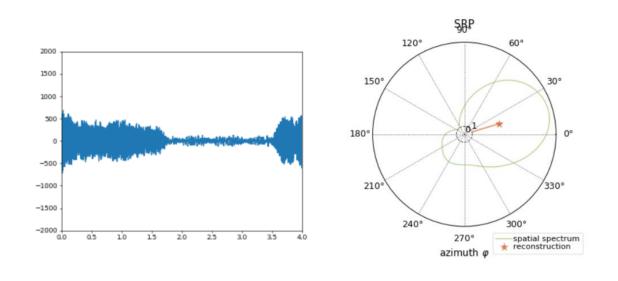
测试集评价指标

测试集ROC曲线

实时检测系统



系统流程



Html+js实时可视化波形和DoA

日志记录详细信息

运行时间测试

• 系统配置参数:

CPU	RAM	OS	Mic Array
Intel Core i5-6200U	8G	x64, win10	Azure Kinect
(4 CPUs)			

• 评价指标(代码块总运行时间与代码块运行次数的比值): $P_{mean} = \frac{\sum_{i}^{N} time(i)}{N}$

系统总运行 时间	测试1 P _{mean} (s)	测试2 P _{mean} (s)	测试3 P _{mean} (s)	均值μ	标准差σ
1min	0.84	1.14	1.15	1.04	0.0207
10min	0.96	1.45	0.83	1.08	0.0712
30min	0.91	1.42	0.88	1.07	0.0614
60min	0.87	1.34	0.91	1.04	0.0453

实时检测系统

• 对比静音与非静音片段,多声源运行时间:

静音片段 P _{mean} (s)	单声源非静音片段 $P_{mean}(s)$	两声源非静音片段 $P_{mean}(s)$	三声源非静音片段 P _{mean} (s)
0.63	1.17	1.33	1.48

结论:

- 单声源检测算法平均运行时间为1.05s, 其中静音片段检测算法平均运行时间为0.63s。
- 静音检测减少算法运行时间,降低功耗。
- 随着声源数量增加,算法后续步骤耗时增加。

后续工作

本文实现了咳嗽自动定位与检测的基线系统,存在很大优化空间,后续工作可从以下几个方面进行:

- 自动估计活跃声源数量。
- 优化SRP-PHAT算法,解决在声源位置相近时,峰值平滑的问题。
- 根据DoA估计算法复杂度,量化其对实时系统性能的影响,优化算法性能。
- 实验多声源情况下,量化通过波束形成提高SNR对咳嗽检测的影响。
- 部署到嵌入式终端设备,进行实际测试。

THANKS;)