

# 基于机器学习的肺音分类技术的研究进展

郑明杰 宋余庆 刘毅

(江苏大学计算机科学与通信工程学院 镇江 212013)

**摘要** 肺音(Lung Sound)信号是人体呼吸系统与外界在换气过程中产生的一种生理声信号,其因含有大量的生理和病理信息而具有很高的研究价值。近年来,频发的雾霾天气等环境问题所带来的呼吸道疾病发病率的提高,也使得对肺部疾病诊断的快速性与准确性的需求大幅提升。肺部听诊以其迅捷便利和无创等优良特性重新引发人们的广泛关注,而自动肺音诊断技术的发展无疑会对肺部疾病诊断带来重要的帮助。电子听诊器以及其他信号采集技术等硬件方面的发展进一步促进了现代肺音信号的分析 and 识别技术的研究与进步。主要介绍了肺音的概念、基于计算机的肺音信号处理和模式识别技术,并对近年来基于机器学习的肺音分类技术的发展状况进行了总结与列举;最后,对肺音分类技术的研究和应用发展趋势进行了展望。

**关键词** 肺音,分类技术,机器学习

**中图分类号** TP391.7 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.12.002

## Advances in Computer-based Lung Sounds Classification Method

ZHENG Ming-jie SONG Yu-qing LIU Yi

(School of Computer Science and Communication Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract** Lung sound signal is a physiological acoustic signal generated in the ventilation process between the human respiratory system and outside. It contains a wealth of physiological and pathological information and has great value in research. In recent years, environmental problems, like air pollution and the weather with fog and haze, have led to a rise in the incidence of respiratory disease. To meet the growing demand for fast and accurate diagnosis of lung disease, auscultation has attracted more attention with its convenience and safety, yet it shows limitations as it depends on the experience and the hearing capacity of the physician and the limited frequency response of the stethoscope. With the development of automated lung sound diagnostic techniques and hardware, lung sound classification by computer makes up for the defect in traditional auscultation. This paper introduced the concept of lung sounds, computer-based lung sound signal processing and pattern recognition techniques, and summarized the recent development of machine learning-based lung sounds classification techniques. Finally, the research and application development trend of lung sounds classification techniques were discussed.

**Keywords** Lung sound, Classification techniques, Machine learning

## 1 简介

肺音(Lung Sounds)信号是人体呼吸系统与外界在换气过程中产生的一种生理声信号,产生的机理复杂且含有丰富的生理和病理学信息<sup>[1]</sup>。在诸多外文文献中肺音的常见同义词还包括肺的声音(Pulmonary Sounds)和呼吸音(Respiratory Sounds),在实际意义上和相关方法研究的内容中三者是相同的。

肺音在宏观上可被分为正常呼吸音与异常呼吸音两大类,其中正常呼吸音可以分为肺泡呼吸音、支气管呼吸音和气管音。异常呼吸音按 1985 年第 10 届国际呼吸音协会正式认定的标准可分为细、粗爆裂音、哮鸣音和鼾音这 4 类<sup>[2]</sup>。其中爆裂音(crackle)在之后的研究与文献中作为不连续肺音异常

音的表达,逐渐取代并统一了之前的罗音与捻发音等众说纷纭的叫法。常见的肺音异常音分类如表 1 所列。

表 1 常见的肺音异常音分类

常见异常音分类				
	声音特征	中文名称	美国胸协术语	文献中常见的同义词
连续音	音调低,主频 $\leq 200\text{Hz}$ ,似打鼾	鼾音	Rhonchus	响亮干罗音
	音调高,主频 $\geq 400\text{Hz}$ ,嘶嘶声	哮鸣音	Wheeze	带嘶干罗音
不连续间断的突发音	声音大,音调低	粗爆裂音	Coarse crackle	粗罗音
	声音较小,时间较短,音调高	细爆裂音	Fine crackle	细罗音/捻发音

到稿日期:2014-12-04 返修日期:2015-03-19 本文受江苏省自然科学基金(BK20130529),高等学校博士学科点专项科研基金课题(20113227110010),镇江市科技计划项目(SH20140110),江苏省博士后科研资助计划项目(1202037C),中国博士后科学基金(2013M541616)资助。

郑明杰(1990-),男,硕士生,主要研究方向为体域网与医学信息处理,E-mail: zerozmj@sina.com;宋余庆(1959-),男,教授,主要研究方向为数据挖掘、医学信息处理等;刘毅(1979-),男,博士生,主要研究方向为医学信息处理、嵌入式系统。

不同的肺部疾病可以通过对相应的肺部异常音的检测来进行诊断,如哮鸣音可用于检测哮喘病<sup>[3]</sup>、鼾音对于诊断慢性阻塞性肺病<sup>[4]</sup>有效、爆裂音是肺炎和肺纤维化疾病检测的重要特征<sup>[5]</sup>等等。

近年来,由于环境问题的恶化如频发的雾霾天气等所带来的呼吸道疾病发病率的提高,使得对肺部疾病的诊断也愈发追求快速与准确。伴随着肺音研究的深入,听诊这一便捷安全的诊断方法在肺部疾病诊治中的效益与前景越发重要。但是在实际诊断中,单凭听诊医师的人为听诊已难以满足日渐增长的对肺病快速诊断的需求;另一方面,相比于传统医学中医生本人的主观判断,人们更希望在肺音信号判断上能够更加量化与自动化。伴随着机器学习算法的不断发展以及在实践中的大量应用,机器学习这种已被证明是有效技术的思想不断地向更多的领域延伸。而计算机化的肺音分析近年来也吸引了众多研究人员的关注<sup>[6]</sup>,基于机器学习技术的计算机化肺音信号处理则无疑是肺音研究中更为先进的领域,值得我们进行更多的关注。

本文主要介绍了肺音的概念及信号处理和模式识别技术,并对近年来基于机器学习的肺音分类技术的发展状况进行了深入研究;最后,对肺音诊断技术的研究和发展趋势进行了展望。

本文第1节对肺音的基本内容与研究背景作了相应简述;第2节对基于计算机的机器学习下的特征提取与分类识别的方法作简要介绍并列举在肺音检测领域常用的特征识别算法;第3节对基于肺音分类提取的近年相关文献进行整理列举,并对肺音研究状况作简单分析;最后,对肺音诊断技术的研究和发展趋势进行了展望。

## 2 基于机器学习的肺音分类技术

机器学习是人工智能的核心,是使计算机具有智能的根本途径。它主要使用归纳、综合的方法获取新的知识并重新组织已有的知识结构,不断改善人工智能系统自身性能<sup>[7]</sup>。对于肺音信号处理来说,研究人员期望能够在合适的算法与模型下使得所构建的肺音识别分类机能够在大量的肺音数据的处理与判别中不断完善自身的判断能力,最终实现准确有效的自动识别与分类。其中,构建一个分类系统的两个重要的方面是特征提取与分类方法的选择。一个典型的肺音识别分类机如图1所示。

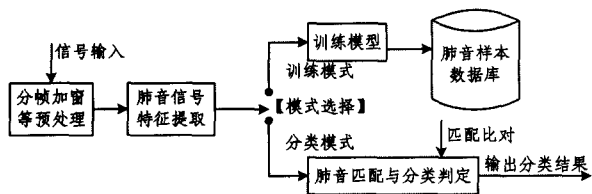


图1 一个典型的肺音识别分类机

### 2.1 肺音特征提取

信号的特征提取是将波形信号转换为一系列的可用于进一步分析处理的参数的过程。而对于肺音信号而言,如何通过相应的变换方法,使得不同肺音信号在时域和频域内的特征能够被量化地提取出来以用于进一步的分类则十分重要。特征提取方法对于不同肺音的特征区分度直接影响着分类精度。

在基于计算机的现代化的肺音检测与分类中,哮鸣音和爆裂音是两类主要的研究信号。自 Murphy 等人的时扩波方法<sup>[8]</sup>在肺音分析以及信号处理领域的发展以来,人们得以通过计算机与多媒体等多种研究方法来进一步寻求肺音信号在时域频域内的特征,如文献<sup>[3]</sup>等对哮鸣音检测进行分析,文献<sup>[9-11]</sup>对爆裂音特征进行研究,文献<sup>[12]</sup>对各个肺音的特征进行分析与比对等。研究人员通过不同的算法,根据不同种类的肺音在谱上的差异来构建特征提取,从而为进一步的分类提供了重要依据。

比较常见的用于肺音特征提取的算法有自回归系数(Auto-Regressive, AR)算法(部分文献中以线性预测编码(Linear Predictive Coding, LPC)的叫法出现)、基于功率谱密度(Power spectral density, PSD)的方法、基于倒谱的 MFCC 系数法以及基于小波变换技术(Wavelet Transform, WT)的离散小波分解和小波包分解等。与以往单独通过时域或频域来进行特征提取的方法相比,时域-频域处理方法<sup>[13]</sup>则是特征提取中被较少应用的方法。

### 2.2 肺音分类方法

肺音分类的目的是构建一个分类函数或分类模型(也常常称作分类器),该模型能够依照一定的分类方法把所提取到的特征数据中的数据项映射到给定类别中的某一个。典型的分类方法在肺音分类领域也都得到了不同程度的尝试与应用,其中以下的几种分类方法在肺音分类研究与应用中较为广泛。

VQ: 矢量量化(Vector Quantization)技术是20世纪70年代后期发展起来的一种数据压缩和编码技术,广泛应用于语音编码、语音合成、语音识别和说话人识别等领域,在肺音研究中也最早应用的研究方法之一<sup>[14]</sup>。

ANN: 人工神经网络(Artificial Neural Network)是一种应用类似于大脑神经突触联接的结构进行信息处理的数学模型,在工程与学术界也常直接简称为神经网络或类神经网络,在肺音分类中是最为流行与广泛应用的方法。它克服了传统的基于逻辑符号的人工智能在处理直觉、非结构化信息方面的缺陷,具有自适应、自组织和实时学习等优点<sup>[15]</sup>。其缺点是训练时间长、动态时间归整能力弱以及网络规模过大时所带来的一系列不利影响。

k-NN: k最近邻(k-Nearest Neighbor)分类算法是一种理论上比较成熟的方法,也是最简单的机器学习算法之一,在肺音分类方法中同样是已得到了广泛应用与研究的重要分类方法。该算法比较适用于样本容量比较大的类域的自动分类,而那些样本容量较小的类域采用这种算法时比较容易产生误差,在不同类别的样本输入不平衡时结果的准确度亦有不足。

SVM: 支持向量机(Support Vector Machine)是一种辅以数据分析等相关分析方法的一种监督学习模型,最初被设计来用于二类划分,后逐渐向多类划分领域涉足与改进;在肺音研究中偏属于新兴的分类方法,被认为应用前景良好,但当前研究仍处于不完备的阶段。

GMM: 高斯混合模型(Gaussian Mixture Model)是模式识别与分类过程中基于概率统计方法来进行分类的主要方法之一。其因在肺音研究中有着良好的分类准确度而得到越来越多的认可。GMM 基于最大似然估计(Maximum Likelihood (ML) criterion)。在学习与分类过程中其结果的准确

度受限于高斯混合模型阶数与训练时长之间的影响。同样属于基于概率统计方法来进行分类的方法还有基于隐马尔科夫模型(Hidden Markov Models, HMM)的分类方法等。

### 3 肺音分类技术的研究进展

在肺音分类的研究中,相关的科研研究人员们尝试了各种肺音检测方法与肺音分类方法之间的搭配以期寻求最为准确有效的肺音分类方法,如表 2 所列出的 WT 与 VQ、CEPT 与 VQ、MFCC 与 GMM、LPC 与 ANN、MFCC+HMM、小波系数+ANN、AR+k-NN、WT+GMM 等。

文中所引用的相关文章主要来源于 Science、IEEE 等有着高认可度的学术网站。对于各篇文章的研究对象、特征提

取与机器分类方法以及结论与特性等,依据分类方法与时间顺序整理如下。

最早被应用于肺音分类的 VQ 法与 k-NN 法(见表 2)受限于早期肺音特性与特征提取研究的发展,其分类结果准确率往往较低。而 VQ 在后来与其他特征提取方法结合的研究中仍没能表现出更进一步的特性,因而逐渐在该领域失去关注。k-NN 分类方法则一直是肺音分类方面应用最为广泛的方法之一。尽管受限于自身方法的特性,难以满足精度等方面的更高要求,但其简单性和快速性仍是当前实时肺音分类系统主要采用分类方法。由表 2 可以看出,相比于前景黯淡的 VQ 分类方法,k-NN 仍然在实时系统应用与噪声干扰等其他方面的优化有着一定的应用空间。

表 2 早期肺音分类方法典例

参考文献	主要机器分类方法	主要面向的研究对象	主要肺音特征提取方法	结论及特性
文献[23]	VQ	分别对爆裂音和哮喘音作分类实验	小波包分解	基于小波包构建特征提取的分类器对爆裂音比以前的方法更佳,而对哮喘音则相反。
文献[14]	VQ	哮喘音	MFCC	基于 VQ 的分类器与不同的特征提取相结合并比较。在用 MFCC 特征提取时得到的哮喘音的准确率(77.5%),要高于其他特征提取的方法。对正常音分类的准确率虽然也有 75.8%,但并非最优
文献[26]	k-NN、二次分类机	肺音检测分类	AR	k-NN 分类器准确度为 93.75%,敏感性和特异性实验中可达 100%,而二次分类机的分类准确度只有 87.50%,敏感性和特异性均只有 71.4%左右
文献[24]	k-NN	爆裂音	AR	将爆裂音参数添加到向量空间中,使得检测准确率有所提升。基于投选的分类机准确率由 55.07% 升至 66.67%,基于多元分类机则由 59.42% 提升到 68.12%
文献[32]	k-NN	正常与非正常	AR	设计构建了一个实时的基于数字信号处理的系统。在将肺音分为两类时得到的结果基本让人满意且有进一步研究的价值,如继续增加分类级数的研究等
文献[25]	k-NN	健康的肺音与患疾情况下的肺音	AR	由 DSP 芯片上的实时肺音处理系统,可以实时区分检测肺音的正常与否,有着良好的敏感性以及不错的准确度
文献[13]	k-NN	健康肺音与病理肺音	时频分析	同 MFCC+GMM 的分类组合进行比对,虽然 MFCC+GMM 分类法对肺音有着更好的准确度,但是在有噪声干扰下的性能不如本文中的方法

表 3 基于神经网络分类方法的肺音分类文献

参考文献	主要机器分类方法	主要面向的研究对象	主要肺音特征提取方法	结论及特性
文献[29]	ANN	哮喘音分类	傅里叶变换	基于神经网络,分别对未经处理的肺音信号和经过傅里叶变换后的信号进行分类的比较。通过几种不同的神经网络模型来验证。结论论证了经傅里叶变换后的信号用于分类要优于未经处理的信号
文献[30]	ANN	正常肺音、哮喘音和爆裂音	傅里叶变换功率谱	多达 95% 的训练矢量可正确地分类,而实际测试分类的向量只有 43% 的准确率
文献[31]	ANN	正常与异常	平均功率谱密度	将信号分段可使最佳的整体分类率从 60% 提高到 70%。对信号施加布莱克曼窗可使整体分类率从 56% 增加到 70%
文献[18]	ANN	正常肺音与多种非正常肺音	离散小波变换(DWT)	分为 6 类——正常音,哮喘音,爆裂音,尖声,喘鸣音,鼾音。使用训练集,获得 100% 的分类精度,使用验证集获得的 94.02% 的分类精度
文献[33]	基于遗传算法的人工神经网络(G-ANN)	正常肺音、哮喘音和爆裂音	功率谱密度 PSD	与含有一到两个隐藏层的 ANN 分类方法以及单纯的 G-ANN 方法相比,含有两个隐藏层的 G-ANN 分类方法分类准确度最高,平均达 93.8%
文献[27]	ANN 类以多层感知机(MLP)进行多层分类	肺音多级分类	AR	设计了一个两级的肺音分类器,将肺音分为 6 档。对整个呼吸周期,使用单个的相位专家(phase expert)对段的识别率为 58%,对主体的识别率为 67%。而通过多个相位专家的合作使用,对段的识别正确率上升到 70%~80%,对主体的上升到 80%~90%
文献[15]	ANN 类——增量监督神经网络(ISNN)	未具体说明	功率谱特征 PSD	使用增量监督的神经网络模型的分类相比于其他传统的神经网络模型使结果得到有效改进
文献[19]	ANN 类——(基于径向基函数(RBF)神经网络分类器)	正常肺音与多种非正常肺音	离散小波变换(DWT)	实验结果来自于存储库中,数据采集与格式并未严格统一。分类结果的准确率很高,且实验验证了对于不是在统一采集标准下获取的肺音数据,在不用其他方法辅助处理的情况下单独运用 ANN 分类法的可行性
文献[36]	ANN	正常肺音、哮喘音和爆裂音	功率谱密度	分别以正常音、哮喘音和爆裂音作为训练集,然后对相应音进行识别测试,平均准确率分别为 90%、87%、89%
文献[28]	ANN 类——监督神经网络(SNN)	区分正常肺音与非正常肺音	(UAR)单变量自回归建模与(MAR)多变量自回归模型	对健康人的肺音分类准确率为 75%,对患者的异常肺音分类准确率达 93%,整体的敏感性为 100%,特异性为 99.10%

作为在肺音分类方法中最广为研究与使用的分类方法之一,相比于偏向于应用开发的 k-NN 法,ANN 的研究则更多集中于分类方法的完善与准确率的提高。针对 ANN 方法本身训练时间长与样本量过大等问题,多层感知机(MLP)、遗

传算法(Genetic algorithm)等方法与 ANN 的结合,以及其他多种改进的神经网络都在被不断地尝试与研究,且取得了良好的实验结果。表 3 列出部分基于神经网络分类方法的肺音分类文献。

表 4 基于概率统计分类方法的肺音分类文献

参考文献	主要机器分类方法	主要面向的研究对象	主要肺音特征提取方法	结论及特性
文献[7]	GMM	正常音与哮喘音	MFCC	将肺音分类为正常音和哮喘音两大类时,同其他的分类方法相比(ANN、MLP、VQ 等),得到 MFCC+GMM 方法结合有着最高的敏感性与准确率
文献[16]	GMM	正常音、哮喘音和爆裂音	MFCC	通过实验得到结果准确性与训练时长和 GMM 阶数之间的关系。训练时长的增加会提高结果准确度,而 GMM 阶数在 16 至 32 处最为适当。过高亦会造成准确度急剧下降
文献[20]	GMM	爆裂音	WT 类:小波包变换滤波器(WPST)与小波变换滤波器(WTST)	两种方法的结果:平稳-非平稳的小波变换滤波器和小波包变换滤波器两种,敏感性分别为 92.9%和 95.6%;正确预测率分别为 94.4%和 63.3%。识别率较高,后者低失真等级更好
文献[17]	GMM	区分正常肺音与非正常肺音	MFCC	用已有的数据库中肺音来验证时准确率达 98.75%,使用交叉验证的方法亦可获得 52.5%的准确率。对 5 岁以下儿童及听诊人员的感官和技能限制条件下效果比较稳定
文献[34]	HMM	区分正常肺音与非正常肺音	最大似然估计法	通过召回率(recall rate)来进行评价。对于正常肺音的召回率可达 90%以上,而对于肺音异常音只有 64.5%左右
文献[35]	HMM	正常音与肺气肿音	最大似然估计法	采用确定性规则和分段规则分类精度分别为 87.4%和 88.7%

在基于概率统计的主要的两种分类方法中(见表 4),GMM 方法通过与基于倒谱法提取特征向量的方法结合,表现出了很好的分类准确率,尤其相比于其他方法,GMM 与 MFCC 进行的特征提取搭配因能够得到更低的错误率和更良好的敏感性特异性而得到广泛认同<sup>[38]</sup>。而基于 HMM 等其他概率统计类的方法,由于评价标准与特征提取方法相对独

立,不易于与传统方法比较而体现自身优势,研究进展相对缓慢。

近年来,基于支持向量机(SVM)的分类器开始应用于肺音分类研究并取得了较为理想的分类结果,值得我们进一步深入研究与开发。表 5 列出部分基于支持向量机的肺音分类文献。

表 5 基于支持向量机的肺音分类研究文献

参考文献	主要机器分类方法	主要面向的研究对象	主要肺音特征提取方法	结论及特性
文献[21]	SVM	区分正常肺音与非正常肺音	WT 时-频/尺度分析	以 TP 率和 TN 率为指标,实验中总的识别准确率可达 97.20%
文献[22]	SVM 以及 ANN 类—— 监督神经网络(SNN)	正常与异常	WT	将基于 SVM 的分类机与基于神经网络的分类机进行比较,得到 SVM 的分类性能优于前馈神经网络和概率神经网络
文献[37]	SVM	正常肺音、爆裂音和鼾音	功率谱 与平均瞬时频率	结果表明,在 PSD 的频率比与平均瞬时频率和瞬时频率交换时间这 3 种特征提取方法中,基于 PSO 的特征提取方法有着更高的分类准确度,尤其是对于鼾音的识别准确度高达 90%~100%

除去不同分类方法所带来的差异,肺音分类研究领域中值得我们注意的是,在肺音分类的研究对象中,主要有区分正常呼吸音与异常呼吸音,以及进一步判断是哮喘音或爆裂音,而关于鼾音在机器分类的研究中则少有提及,除文献[18,37]外,其他的文献并没有明确将鼾音纳入分类项。

此外,另外一个值得我们关注的问题是肺音分类技术中对准确率和检验指标的判定等问题。在肺音分类检测中由于影响因素众多而没有一个完全统一、客观的评价标准。不同研究中分类目标用于区分正常与异常、更细化地分出哮喘音和爆裂音,甚至更细的采用的是训练与测试的信号源是来源于肺音库还是实际采集的声音以及声音信号是否有噪声干扰等。实验环境的不统一使得高准确度的实验数据结果并不能让人完全信服,这也是肺音分类研究需要解决的问题。

#### 4 肺音检测分类系统的研究和应用的前景

在当今环境问题与肺部疾病诊断需求下,肺音分类技术研究仍将是一个非常有意义与吸引力的研究方向。近几十年来的不断研究与探索使得对肺音信号的去噪、特征提取与分类构建方面的研究愈加丰富;而另一方面,肺音研究仍然是一个相对不完善的研究领域,对于更为具体的异常音如鼾音的

机器分类研究,以及分类技术中对噪声影响的克服等方面仍有着很大的研究空间。目前国内在该方面的研究仍然比较有限,对于肺音研究的文献主要集中于早期的肺音概念及检测等方面。而在专用术语称谓上亦未能与国际统一标准接轨,例如表明致病因的干、湿罗音以及与发病位置相关的粗、细罗音等称谓以其更好的临床诊断意义仍被国内广大医护人员所采用,一定程度上也造成了理论研究与实际应用的脱节并给中外肺音相关研究交流造成混乱与阻碍。在基于计算机的机器分类方法与应用方面,除刘毅等<sup>[39]</sup>基于小波包与神经网络结合的分类研究外,整体上关于肺音分类的相关研究仍然十分有限。

在肺音分类研究方面,伴随着肺音研究的逐渐深入,未来将会有更多更权威的肺音数据库不断地在诊断应用实践中完善,而相应地,肺音信号采集与噪声处理等规范亦将更为明晰。肺音数据库的逐步公开化会进一步普及肺部听诊的应用并为其提供可靠的诊断参考。在分类方法上的研究与改进使得肺音系统的实时性与准确性都有所保障,为构建实时肺音分类系统奠定基础。而在应用方面,可预见的是,伴随着权威的肺音数据库的构建与硬件方面的发展,肺音自动分类与诊断技术会随着研究的成熟而进一步提高肺部疾病的诊断效

率,亦可以肺音检测为依据来检测肺部疾病患者的康复程度。另一方面,硬件系统的开发与完善推动了移动医疗技术的进步,而智能肺音自动诊断技术亦将进一步向集成化和轻量化发展。当前肺音采集与分类系统 DSP<sup>[25]</sup> 和 ARM<sup>[40]</sup> 芯片平台已有不同程度的实现与应用,基于智能手机的肺音自动诊断系统<sup>[41]</sup> 的出现更吸引人。未来伴随着便携式肺音诊断工具的完善与普及,家家户户的居民们可以方便地了解到自己肺部的健康状况,相应的信息采集还能够为环境监测、医疗分析等方面提供重要依据并促进相关领域的进一步发展,应用前景十分值得期待。

**结束语** 随着肺部疾病诊断需求量的增加与肺音听诊的越发被重视,基于机器学习的肺音识别与分类方面在研究意义与发展前景上越发值得我们关注。本文主要介绍了肺音的概念与肺音特征提取方法,并对近年来基于机器学习的肺音分类技术的发展状况进行了列举与总结,并对肺音分类技术的研究和应用发展的趋势进行了展望。

## 参 考 文 献

[1] 徐泾平,等. 肺音信号检测处理及其临床应用研究[J]. 国际生物医学工程杂志,1992(4):222-227  
Xu Jing-ping, et al. Study on lung sound signal detecting and processing and its clinical application[J]. International Journal of Biomedical Engineering,1992(4):222-227

[2] 王文渊,闫平凡. 肺音研究综述[J]. 北京生物医学工程,1992,11(2):106-112  
Wang Wen-yuan, Yan Ping-fan. Review on the research of lung sound[J]. Beijing Biomedical Engineering,1992,11(2):106-112

[3] Shaharum S M, Sundaraj K, Palaniappan R. Tracheal sound reliability for wheeze data collection method; A review[C]//2012 IEEE International Conference on Control System, Computing and Engineering (ICCSCE). IEEE,2012;264-267

[4] Sánchez Morillo D, et al. Computerized analysis of respiratory sounds during COPD exacerbations[J]. Computers in Biology and Medicine,2013,43(7):914-921

[5] Kaisla T, Rajala H, Katila T. Crackles in patients with fibrosing alveolitis, bronchiectasis, COPD, and heart failure[J]. CHEST Journal,1991,99(5):1076-1083

[6] Palaniappan R, Sundaraj K, Ahamed N U. Machine learning in lung sound analysis; A systematic review[J]. Biocybernetics and Biomedical Engineering,2013,33(3):129-135

[7] Bahoura M, Pelletier C. Respiratory sounds classification using Gaussian mixture models[C]//Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering,2004. IEEE,2004;1309-1312

[8] Jr M, L R, Holford S K, et al. Visual lung-sound characterization by time-expanded wave-form analysis[J]. New England Journal of Medicine,1977,296(17):968-971

[9] Munakata M, et al. Spectral and waveform characteristics of fine and coarse crackles[J]. Thorax,1991,46(9):651-657

[10] Jr M, R L, Del Bono E A, et al. Validation of an Automatic Crackle (Rale) Counter1,2[J]. Am Rev Respir Dis,1989,140:1017-1020

[11] Piirilä P. Changes in crackle characteristics during the clinical course of pneumonia[J]. Chest,1992,102(1):176-183

[12] Malmberg L P, Pesu L, Sovijärvi A. Significant differences in flow standardised breath sound spectra in patients with chronic obstructive pulmonary disease, stable asthma, and healthy lungs [J]. Thorax,1995,50(12):1285-1291

[13] Jin F, Krishnan S, Sattar F. Adventitious Sounds Identification

and Extraction Using Temporal-Spectral Dominance-Based Features[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering,2011,58(11):3078-3087

[14] Bahoura M, Pelletier C. New parameters for respiratory sound classification[C]//Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering,2003(IEEE CCECE 2003). IEEE,2003

[15] Dokur Z. Respiratory sound classification by using an incremental supervised neural network[J]. Pattern Analysis and Applications,2009,12(4):309-319

[16] Chien J C, et al. Wheeze detection using cepstral analysis in gaussian mixture models[C]//29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society,2007(EMBS 2007). IEEE,2007;3168-3171

[17] Mayorga P, et al. Acoustics based assessment of respiratory diseases using GMM classification[C]//2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE,2010;6312-6316

[18] Kandaswamy A, et al. Neural classification of lung sounds using wavelet coefficients [J]. Computers in Biology and Medicine,2004,34(6):523-537

[19] Riella R, Nohama P, Maia J. Methodology for automatic classification of adventitious lung sounds[M]//World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, Springer,2010

[20] Lu X, Bahoura M. An integrated automated system for crackles extraction and classification [J]. Biomedical Signal Processing and Control,2008,3(3):244-254

[21] Serbes G, et al. Feature extraction using time-frequency/scale analysis and ensemble of feature sets for crackle detection[C]//2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(EMBC 2011). IEEE,2011

[22] Abbasi S, et al. Classification of Normal and Abnormal Lung Sounds Using Neural Network and Support Vector Machines [C]//2013 21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). IEEE,2013;1-4

[23] Pesu L, et al. Classification of respiratory sounds based on wavelet packet decomposition and learning vector quantization [J]. Technology and Health Care,1998,6(1):65-74

[24] Kahya Y P, Guler E, Sahin S. Respiratory disease diagnosis using lung sounds[C]//Proceedings of the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society,1997. IEEE,1997;2051-2053

[25] Alsmadi S, Kahya Y P. Design of a DSP-based instrument for real-time classification of pulmonary sounds[J]. Computers in Biology and Medicine,2008,38(1):53-61

[26] Sankur B, et al. Comparison of AR-based algorithms for respiratory sounds classification[J]. Computers in Biology and Medicine,1994,24(1):67-76

[27] Güler E Ç, et al. Two-stage classification of respiratory sound patterns[J]. Computers in Biology and Medicine,2005,35(1):67-83

[28] Charleston-Villalobos S, et al. Assessment of multichannel lung sounds parameterization for two-class classification in interstitial lung disease patients[J]. Computers in Biology and Medicine,2011,41(7):473-482

[29] Forkheim K E, Scuse D, Pasterkamp H. A comparison of neural network models for wheeze detection[C]//IEEE WESCANEX. 1995;214-219

(下转第 31 页)

- tems, 2012, 8(4): 36-45
- [15] 张鲁飞, 陈左宁. 虚拟集群上面向功耗的形式化的 VM 调度策略[J]. 计算机科学, 2014, 41(8): 38-41, 46  
Zhang L F, Cheng Z L. Power-efficient Formal Scheduling Policy of VMs in Virtualized Clusters[J]. Computer Science, 2014, 41(8): 38-41, 46
- [16] Koulinas G, Kotsikas L, Anagnostopoulos K. A particle swarm optimization based hyper-heuristic algorithm for the classic resource constrained project scheduling problem[J]. Information Sciences, 2014, 277(4): 680-693
- [17] Paulin Florence A, Shanthi V. A load balancing model using firefly algorithm in cloud computing[J]. Journal of Computer Science, 2014, 10(7): 1156-1165
- [18] Du WL, Li B. Multi-strategy ensemble particle swarm optimization for dynamic optimization [J]. International Journal of Information Sciences, 2008, 178(11): 3096-3109
- [19] 李进超, 陈静怡, 吴杰, 等. 基于改进分组遗传算法的虚拟机放置研究[J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(5): 2053-2057  
Li J C, Cheng J Y, Wu J, et al. Virtual machine placement research based on improved grouping genetic algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2012, 33(5): 2053-2057
- [20] Jeyarani R, Nagaveni N, Vasanth R. Design and implementation of adaptive power-aware virtual machine provisioner (APA-VMP) using swarm intelligence[J]. Future Generation Computer Systems, 2012, 28(4): 811-821
- [21] Xu G H, Ding Y, Zhao J, et al. A Novel Artificial Bee Colony Approach of Live Virtual Machine Migration Policy Using Bayes Theorem [J/OL]. <http://www.hindawi.com/journals/twjs/2013/369209>
- [22] Gao Y Q, Guan H B, Qi Z W, et al. A multi-objective ant colony system algorithm for virtual machine placement in cloud computing[J]. Journal of Computer and System Sciences, 2013, 79(8): 1230-1242
- [23] 张海燕, 吴凡, 王建新. 基于蚁群算法的 Hadoop 资源感知调度器研究[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(15): 65-71  
Zhang H Y, Wu F, Wang J X. Research of Hadoop resource-aware scheduler based on ant colony algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(15): 65-71
- [24] 曾凯, 余堃, 敬思远. 云环境下基于功耗感知的虚拟机博弈迁移算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(6): 1668-1671  
Zeng K, She K, Jing X Y. Game theoretic migration algorithm based on power-aware for virtual machines in cloud[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(6): 1668-1671
- [25] 宋杰, 李甜甜, 闫振兴, 等. 一种云计算环境下的能效模型和度量方法[J]. 软件学报, 2012, 23(2): 200-214  
Song J, Li T T, Yan Z X, et al. Energy-Efficiency Model and Measuring Approach for Cloud Computing[J]. Journal of Software, 2012, 23(2): 200-214
- [26] Dong J K, Wang H B, Li Y Y, et al. Virtual Machine scheduling for improving energy efficiency in IaaS cloud[J]. China Communication, 2014, 11(1): 1-12
- [27] 赵淦森, 虞海, 季统凯, 等. 云计算平台的自适应资源供给[J]. 电信科学, 2012, 28(1): 31-37  
Zhao G S, Yu H, Ji T K, et al. Adaptive Resource Provisioning for Cloud Computing[J]. Telecommunications Science, 2012, 28(1): 31-37
- [28] 肖志娇, 明仲, 蔡树彬. 基于状态管理的服务器节能策略研究[J]. 计算机科学, 2013, 40(4): 22-26  
Xiao Z J, Ming Z, Cai S B. Study on Energy Optimization of Servers Based on States Management[J]. Computer Science, 2013, 40(4): 22-26
- [29] Möbius C, Dargie W, Schill A. Power Consumption Estimation Models for Processors, Virtual Machines, and Servers[J]. IEEE Trans Parallel Distr Syst, 2014, 25(6): 1600-1614
- [30] Ansari KH, Chitra P, Sonaiya Karthick P. Power-Aware Scheduling of Fixed Priority Tasks in Soft Real-Time Multicore Systems[C]//IEEE Int Conf Emerging Trends in Computing, Communication and Nanotechnology (ICECCN). 2013: 496-502

(上接第 12 页)

- [30] Rietveld S, Oud M, Dooijes E. Classification of asthmatic breath sounds: preliminary results of the classifying capacity of human examiners versus artificial neural networks[J]. Computers and Biomedical Research, 1999, 32(5): 440-448
- [31] Waitman L R, et al. Representation and classification of breath sounds recorded in an intensive care setting using neural networks[J]. Journal of Clinical Monitoring and Computing, 2000, 16(2): 95-105
- [32] Alsmadi S S, Kahya Y P. Online classification of lung sounds using DSP[C]//Proceedings of the Second Joint Engineering in Medicine and Biology, 2002. 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society EMBS/BMES Conference, 2002. IEEE, 2002, 2: 1771-1772
- [33] Güler İ, Polat H, Ergün U. Combining neural network and genetic algorithm for prediction of lung sounds[J]. Journal of Medical Systems, 2005, 29(3): 217-231
- [34] Matsunaga S, et al. Classification between normal and abnormal respiratory sounds based on maximum likelihood approach[C]//IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2009 (ICASSP 2009). IEEE, 2009: 517-520
- [35] Yamashita M, Matsunaga S, Miyahara S. Discrimination between healthy subjects and patients with pulmonary emphysema by detection of abnormal respiration[C]//2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2011: 693-696
- [36] Abbas A, Fahim A. An automated computerized auscultation and diagnostic system for pulmonary diseases[J]. Journal of medical systems, 2010, 34(6): 1149-1155
- [37] İçer S, Gengeç Ş. Classification and analysis of non-stationary characteristics of crackle and rhonchus lung adventitious sounds[J]. Digital Signal Processing, 2014, 28: 18-27
- [38] Bahoura M. Pattern recognition methods applied to respiratory sounds classification into normal and wheeze classes[J]. Computers in Biology and Medicine, 2009, 39(9): 824-843
- [39] Liu Yi, et al. The Feature Extraction and Classification of Lung Sounds Based on Wavelet Packet Multiscale Analysis[J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(5): 769-777
- [40] Lu Qiang, et al. Study for lung sound acquisition module based on ARM and Linux[J]. Chinese Journal of Medical Instrumentation, 2011, 35(4): 263-265
- [41] Sosa Ramírez G D, Ramírez G D S, Clavijo F V. Design and development of mobile application to characterize and classify lung sound based on Frequential Analysis and Wavelet Transform[J/OL]. [http://www.researchgate.net/publication/272745174\\_application\\_movil](http://www.researchgate.net/publication/272745174_application_movil)