

## 基于 SVM 方法的神经网络呼吸音识别算法

刘国栋, 许静

(南开大学 计算机与控制工程学院, 天津 300071)

**摘要:** 提出了一种神经网络的 SVM(支持向量机)呼吸音识别算法, 将通过小波分析得到的呼吸音特征输入神经网络, 作为 SVM 方法的特征输入, 对训练样本进行训练, 再对测试样本进行分类识别。对于呼吸音反映的 3 种状态(正常、轻度病变和重度病变)进行了识别, 同时与  $K$  最近邻(KNN)方法进行比较。实验结果表明, SVM 方法具有较高的识别精度, 能够对呼吸音状态进行识别, 同时在此领域也验证了在神经网络方法中无法避免的局部极值问题。提示基于 SVM 方法的神经网络呼吸音识别算法有较好的精度, 可为身体局域网技术提供信息处理的有效算法。

**关键词:** 支持向量机; 呼吸音; 小波分析; 神经网络; 身体局域网

**中图分类号:** TP311.134.3

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-436X(2014)10-0218-05

## Neural network recognition algorithm of breath sounds based on SVM

LIU Gou-dong, XU Jing

(College of Computer and Control Engineering, Nankai University, TianJin 300071, China)

**Abstract:** A SVM neural network (support vector machines) for breath sounds recognition algorithm was advanced, breath sounds feature obtained through wavelet analysis were input into neural networks and carried on the training to the training samples as a feature of SVM method input in order to classify the test samples. Three States (normal, mild and severe lesions) of breath sounds were recognized, and  $K$  nearest neighbor (KNN) methods are compared. The results show that SVM method has a higher recognition accuracy and can be used to recognize different breath sounds, which settled the local extremum problem that cannot be avoided in the neural network method and provide an effective algorithm for information processing in body area network technology.

**Key words:** support vector machine; breath sounds; wavelet analysis; neural network; body area network

### 1 引言

通过听取肺部的声音来判断肺部健康状况是常用且十分重要的方法之一, 判别不同呼吸音(简称肺音, lung sounds)对肺部健康状况的判断有重要指导意义。由于传统听诊器的频响限制以及个人的听觉、经验、判断力的差异, 主观性很强, 听诊者个体之间存在很大差异, 所获得的异常呼吸音不易保存交流, 从而影响了呼吸音识别的客观性, 甚至常常会影响某些肺疾病的诊断。

呼吸音识别技术是模式识别研究领域中声音识别的课题, 也是生物信息采集及生物物联网研究

的热点问题, 它旨在根据不同肺音信号特征判定不同性质的肺音信号, 进而根据不同性质肺音信号的强弱、分布、组成等进行疾病肺音学判断, 为疾病的诊治提供参考信息。

对于呼吸音信号的分析大都采用时域和频域方法<sup>[1]</sup>, 主要有振幅分析、自相关函数法、功率谱分析和同态滤波等, 其中功率谱分析被广泛采用, 功率谱分析方法由经典谱估计和现代谱估计组成, 经典谱估计方法通常采用离散傅立叶变换、快速傅立叶变化算法, 现代谱估计方法中有双谱、高阶谱等方法被采用<sup>[2,3]</sup>。

随着自回归分析、线性预测和小波技术等经典

方法在语音分析中的广泛应用，在肺音研究上也逐渐被应用，具体有：呼吸音的自回归和小波分析、爆裂音分析的自适应滤波技术、心音滤波、上呼吸道音的线性预测。在呼吸音分类识别方面，BP 神经网络技术被采用，它提供了对待定疾病进行复杂、自动的模式识别的有效方法<sup>[1,4]</sup>。

呼吸音具有丰富的特征信息，使分类在高维空间中进行，这就存在一个“维度灾难”问题，使问题变得复杂起来，肺部病理音的识别就面临非常大的困难：其一，对类的分布做准确地估计，很难在高维空间、有限训练样本的条件下进行；其二，在实际条件的限制下，取得大量样本非常耗时，代价很高。由此看来，呼吸音的分类识别问题是一个小样本学习问题。

支持向量机 (SVM, support vector machine) 是一种基于结构风险最小化二元分类器，其本质思想就是寻找最优超平面，将属于 2 个类别的样本无误地分开，且分类间隙最大。所谓的分类间隙是指 2 类中离分类超平面最近的样本，且平行于分类超平面的 2 个超平面间的距离，由支持向量决定了最优分类超平面，是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的，SVM 把非线性数据映射到高维空间，在高维空间进行线性支持向量机<sup>[5,6]</sup>。支持向量机可以很好地应对小样本、高维、非线性问题，适合于对呼吸音的识别研究。支持向量机方法在声音识别的许多领域已被广泛使用<sup>[5,7]</sup>，而在呼吸音研究上未曾被使用，本文在此领域引入 SVM 方法，以期达到较好的应用效果。

本文对采集到的肺部声音统称为呼吸音，将呼吸音、心音以外的噪音统称为病理音，利用呼吸噪音信号直接实现对肺部健康状况的正常、轻度病变、重度病变 3 种状态的识别，延续了传统的听诊方式，通过电子听诊器采集肺部噪音，方法简便易行。将呼吸噪音按呼吸音、心音、病理音的比例不同分为正常、轻度病变、重度病变 3 种状态，通过对 3 种不同状态下的呼吸噪音信号进行小波分析，提取归一化的肺音特征向量，用支持向量机对肺部健康状况进行识别。实验结果表明，通过呼吸噪音信号的正确识别，对不同的健康状态具有较高的识别精度。

## 2 呼吸音产生的分析及特征提取

肺音呼吸噪音信号的分析主要有频率分析、时

域、频域分析及时频域分析、功率谱分析、高斯谱分析的方法。这些不同的方法可以得到不同的特征信息，但大都是以分析为主，其提取的特征参数用于辅助诊断，还没被广泛利用。其中时域分析方法其对环境噪音与有效信号地分离比较困难，频域分析处理速度快，但只适用于平稳信号的处理，时频域分析效果不错，但运算量太大。由于肺音信号为非平稳信号，采取小波变换的方法来提取信号特征<sup>[8-10]</sup>。具体方法和步骤如下。

### 1) 声音信号的分解

将呼吸噪音分为 4 层，如表 1 所示。原始信号的频带宽度为 0~2 000 Hz。

- 第 1 层，第一次分解后得到小波系数  $a_1$  和  $d_1$ ；
- 第 2 层，对  $a_1$  分解后得到小波系数  $a_2$  和  $d_2$ ；
- 第 3 层，对  $a_2$  分解后得到小波系数  $a_3$  和  $d_3$ ；
- 第 4 层，对  $a_3$  分解后得到小波系数  $a_4$  和  $d_4$ 。

从低到高连续取各点的系数，即覆盖了不同频率成分的整个信号带宽，原始信号  $X(n)$  即可以表示为不重叠的各子带宽的小波系数之和，即 $[a_4, d_4, d_3, d_2, d_1]$

表 1 小波各层分配频带范围与小波系数的关系

分解系数	频带范围
$a_4$	0~10
$d_4$	10~43
$d_3$	43~172
$d_2$	172~687
$d_1$	687~2 000

### 2) 建立小波系数与信号能量在时域上的等价关系

信号  $X(t)$ ，在  $L^2(R)$  空间上范数  $\|X\|_2$  的平方定义为

$$\|X\|_2^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt \quad (1)$$

信号在时域上的能量等于其在  $L^2(R)$  空间上范数的平方。对于一个可允许的小波函数  $\psi(t)$  有

$$\sum_{k \in Z} |\langle x, \psi_{j,k} \rangle|^2 = \|X\|_2^2$$

即

$$\sum_{j \in Z^+} \sum_{k \in Z} |W_{\psi} x(j, k)|^2 = \|X\|_2^2, \forall x \in L^2 \quad (2)$$

这样就建立了小波系数与信号能量在时域上的等价关系。

设小波系数  $S_{j,k}$  ( $a_{j,k}$  或  $d_{j,k}$ ) 对应的能量为  $E_{j,k}$ , 则有

$$E_{j,k} = \sum_{p=1}^N |S_{j,k}|^2, \quad j, k \in Z^+ \quad (3)$$

其中,  $N$  为信号的离散采样点,  $j$  为尺度参数,  $k$  为位移参数。

3) 特征向量的提取

步骤 1 获取离散的呼吸噪音信号序列。

步骤 2 对  $X(n)$  进行 4 层小波分解, 取节点的一维小波系数矩阵, 根据式(3), 计算小波系数的能量。

步骤 3 构造特征向量

$$T = [Ed5, Ed4, Ed3, Ed2, Ed1] \quad (4)$$

### 3 呼吸音处理的 SVM 识别算法

支持向量机是由曲线可分模式发展而来, 其主要思想是建立一个超平面作为决策曲面, 使正、反例的边缘间隔最大化。将  $n$  个  $d$  维样本表示为  $(x_i, y_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, n; x \in R^d, y \in \{+1, -1\}$  把建立线性支持向量机的问题转化为求解一个二次凸规划的问题, 即

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2}(\omega) + C \sum_{i=1}^n \zeta_i \\ y_i[(\omega x_i) + b] - 1 + \zeta_i & \geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $\omega$ 、 $b$  为待定系数;  $\zeta_i$  为松弛因子, 表示存在不能被超平面正确分类的样本;  $C$  为惩罚系数, 表示在分类间隔和错误率之间的折中。由于目标函数和约束条件都是凸的, 根据最优化理论, 这一问题存在唯一的全局最小解。应用 Langrange 乘子, 考虑满足 Kuhn-Tucker 条件  $a_i(y_i(\omega x_i + b) - 1) = 0$ , 可以求得最优超平面的决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}((\omega^* x) + b^*) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i(x_i x) + b^*) \quad (6)$$

对于非线性问题, 利用核函数将其从低维转化为高位空间的线性问题, 在特征空间中求最优分类面, 此时, 相应的分类函数变为

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n a_i^* K(x_i, x) + b^*) \quad (7)$$

这就是 SVM,  $\text{sgn}\{\}$  为符号函数, 由分类函数  $f(x)$  的正负即可判定  $x$  所属的分类, 选择不同的内积核函数形成不同的算法。常用的核函数主要有多项式核函数、高斯核函数、径向基核函数和 sigmoid 核函数等。

### 4 实验结果与分析

实验采用的所有声音信号来自于某医院呼吸科病房, 室内空间封闭, 环境相对安静。被采集者正常人采用坐姿, 病人可采取坐姿或卧位, 在医生指导下, 采集并存储。音频采样率为 44.1 kHz, 电子听诊器响应频率及其功能正常且稳定, 采样过程以正常听诊器方式进行, 实验数据采用 4 帧, 长度为 4 018 个点作为采样参考信号, 按图 1 所示流程进行。

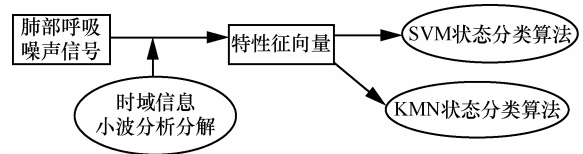


图 1 肺部呼吸音处理实验流程

由图 2 可见, 正常状态的信号频率稳定, 且频谱显示能量多集中于低频, 可表明此音频以音心肺声音为主; 而轻度病变状态的信号频率不稳, 且频谱显示能量在低频分散, 由于此信号源的采集信号为病人, 其主要成分能量中混杂些许高频分量。重度病变状态的信号也多集中于低频, 高频分量略比正常状态下大, 轻度病变状态可视为正常状态和重度病变状态的中间状态, 频谱特征与实际情况相符。

此实验采集 105 个正常状态样本, 105 个轻度病变状态样本, 60 个重度病变状态样本, 分别对 3 组样本依照算法形成特征向量, 以 SVM 作为识别算法, 其中 50 个正常状态样本, 50 个轻度病变状态样本, 30 个重度病变状态样本作为训练样本; 另外 55 个正常状态样本, 55 个轻度病变状态样本, 30 个重度病变状态样本作为测试样本, 测试过程中 SVM 的核函数选为径向基核函数, 参照文献[8], 通过实验, 参数  $C$  取 400, 为了说明本文通过识别肺部信号判别肺部状态方法的有效性, 采用了  $K$  最近邻(KNN,  $K$ -nearest neighbor)分类算法对实验样本进行了分类识别, 结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出 2 类识别方法对肺部状态的识别具有相似的识别精度; 对于正常状态, SVM 算法

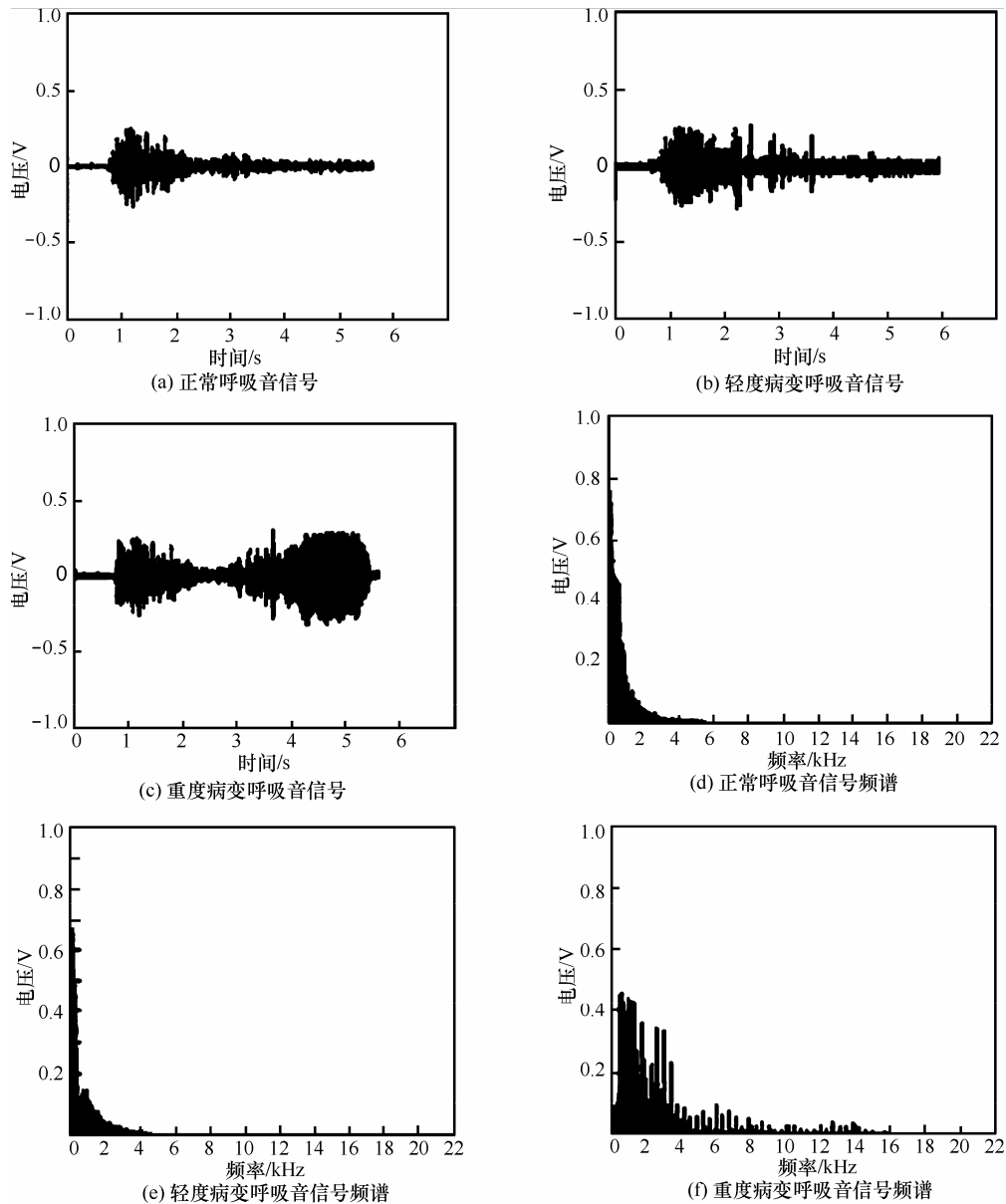


图 2 肺部呼吸音信号及频谱

的识别精度稍优于 KNN 方法；临界状态下 KNN 方法的识别率较低，主要原因是临界状态频谱特征相似于正常状态和异常状态，SVM 算法对轻度病变状态的识别精度提高较大，实验结果表明，通过呼吸噪音信号的肺部健康状态识别具有可行性。

表 2 肺部健康状况分类识别结果

呼吸状态	正确数/个		错误数/个		识别率%	
	SVM	KNN	SVM	KNN	SVM	KNN
正常	53	49	2	6	96.3	89.0
轻度病变	50	40	5	15	90.9	72.7
重度病变	29	29	1	1	96.6	96.6

## 5 结束语

本文根据呼吸音的不同特征将肺部健康状况分为正常、轻度病变、重度病变 3 种状态，提出利用呼吸噪音进行健康状态识别的方法，通过分析呼吸噪音的特征，建立了健康状态与呼吸噪音的对应关系，通过小波变化方法，提取归一化的特征向量，用 SVM 作为识别算法进行研究。实验结果表明，通过呼吸噪音能正确识别不同的健康状态，且具有较高的识别精度。对 SVM 方法在呼吸音识别中的应用进行了很好的尝试，证明在呼吸音识别领域 SVM 方法的适用性和有效性，

同时验证了 SVM 方法有效地解决了神经网络方法中无法避免的局部极值问题。但本文对于轻度病变状态的识别率还有待改进, 对于重度病变的进一步分类识别研究需要继续用 SVM 方法拓展, 有待进一步完善和研究。

随着身体局域网技术和生物信息采集技术的发展, 非常需要高效率的算法支持, 由于 SVM 算法的小样本特性和较短的判别时间, 适合于对随时采集的呼吸音信息进行实时判断, 为身体局域网技术应用于肺部健康状况判别, 提供有效算法。通过可穿戴式呼吸音采集器, 结合身体局域网技术, 运用本算法进行肺部实时监测和健康状态判别, 是一种非常实用的身体局域网技术应用。

### 参考文献:

- [1] 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 W Y, YAN P F. Review of lung sound[J]. Beijing Biomedical Engineering, 1992,11(2):106-112.
- [2] WAITMAN L, CLARKSON K, BARWISE J. Representation and classification of breath sounds recorded in an intensive[J]. Journal of Clinical Monitoring and Computing, 2000,16(2):95-100.
- [3] KANDASWAMY A, KUMAR C, JAYARAMAN S. Neural classification of lung sounds using wavelet coefficients[J]. Computers in Biology and Medicine, 2004,34(4):523-537.
- [4] 姚小静, 王洪, 李燕. 肺音信号分析及其识别方法研究进展[J]. 重庆理工大学学报, 2013, 27(12):95-100.  
YAO X J, WANG H, LI Y. The research advance of analysis and identification method of lung sound signals[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2013, 27(12):95-100.
- [5] VAPNIK V. The Nature of Statistical Learning Theory[C]. New York, Springer, 1995.
- [6] LIN C, WANG S. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002,13(2):464-471.
- [7] SOVIJARVI A, VANDERSCHOOT J, EARIS J. Standardization of computerized respiratory sound analysis[J]. European Respiratory Review, 2000, 10(77): 585-592.
- [8] PESU L, HELISTO P, ADEMOVIC E. Classification of respiratory sounds based on wavelet packet decomposition and learning vector quantization[J]. Technology and Health Care, 1998, 6(1):65-74.
- [9] 周维忠, 冯心海, 孙国基. 基于小波系数聚类的特征提取分类方法[J]. 计算机研究与发展, 2001, 38(8):982-987.  
ZHOU W Z, FENG X H, SUN G J. Classification based on feature from cluster of wavelet coefficients[J]. Journal of Computer Research and Development, 2001, 38(8):982-987.
- [10] 刘毅, 张彩明, 赵玉华等. 基于多尺度小波包分析的肺音特征提取与分类[J]. 计算机学报, 2006,29(5):769-776.  
LIU Y, ZHANG C M, ZHAO Y H, *et al.* The feature extraction and classification of lung sounds base on wavelet packet multiscale analysis[J]. Chinese Journal of Computers, 2006,29(5):769-776.

### 作者简介:



刘国栋 (1966-), 男, 山东乐陵人, 南开大学博士生, 主要研究方向为软件工程、模式识别。



许静 (1967-), 女, 天津人, 博士, 南开大学教授、博士生导师, 南开大学计算机与控制工程学院机器智能所所长、计算机系副主任, 主要研究方向为大数据分析、软件安全、软件测试等。

# 面向复杂环境监测的 无线传感网络技术研究

本书关注复杂环境下面向环境应用的无线传感器网络设计问题，包括物理层的调制解调方式、商业协议的应用性能分析、监测应用中的节点定位、动态跟踪、定位安全、复杂环境下的节点部署和动态拓扑控制、路由和数据传播等在监测应用中必须要解决的问题，对每项问题都讨论了研究的思路并提出了有效的解决方案。

本书首先从全局的角度综述了无线传感器网络，介绍了无线传感器网络的特点、典型的网络应用和技术背景、网络设计的主要问题和挑战。第2章和第3章介绍了无线传感器网络结构和协议栈，重点介绍了无线传感器网络的媒介接入控制层（MAC, Media Access Control），包括基本概念和传统无线网络的MAC层协议，讨论了传感网络在设计MAC层时面临的挑战以及MAC层协议的整体情况。前3章是无线传感器网络的基础知识，也是在复杂环境下设计满足监测任务的无线传感器网络时所必须掌握的知识。从第4章到第9章，从各个不同的协议层对满足监测任务的无线传感器网络进行了研究。

本书可以作为从事无线传感器网络、物联网领域的科学研究、产业应用等方面专业人士的参考书，也适用于高等院校电子、通信类专业的教师、研究生和高年级学生将其作为技术指导书。



人民邮电出版社

书号：978-7-115-36704-4

联系电话：010-81055478