

# 基于局域判别基空间能量的特征提取

柳革命<sup>1,2</sup>, 孙超<sup>1</sup>, 陈建莉<sup>3</sup>

(1. 西北工业大学, 陕西 西安 710072; 2. 空军工程大学 理学院, 陕西 西安 710051; 3. 武警工程学院, 陕西 西安 710086)

**摘要:**针对模式识别中如何提取信号有效特征的问题,对信号进行小波包分解,求取小波包局域判别基,提出求取局域判别基的各子空间的能量,形成特征矢量的特征提取方法。利用 Fisher 准则函数进行特征选择,得到识别特征矢量。在水声模式识别实例中应用此方法提取特征矢量进行分类实验,取得良好的分类效果,验证了该方法的有效性。

**关键词:**局域判别基;Fisher 准则;特征提取

**中图分类号:** TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2008)01-0033-04

利用目标发出的噪声对目标进行识别和分类是模式识别研究中的重要一类,其中如何提取信号的有效特征一直是研究的难点之一。小波包分解(WPD)被证明在这方面具有较好的效果<sup>[1-3]</sup>。WPD是在时频平面对信号的高频和低频成分同时进行相同的分解,如何从这样一个正交小波基库中找出最能表现信号特征的基函数,这就出现了最优基(BB)的概念<sup>[4]</sup>,适用于分类的这种最优基称为局域判别基(LDB)<sup>[5]</sup>。局域判别基的确定有欧氏距离准则、散度准则等。距离准则简单直观,散度准则适用于正态分布的模式,熵准则适用于模式类别具有同样均值的情况<sup>[6-7]</sup>。基于局域判别基特征提取方法,目前一般的做法是待分信号用某小波函数进行一定层数小波包分解,采用某一个准则计算局域判别基,对局域判别基中所有子空间的所有系数,计算分类度量值,按照一定的顺序进行排列,取前若干个系数组成特征向量<sup>[8-9]</sup>,这种方法在处理较长的帧周期数据时计算量很大,同时由于最后的特征矢量不能保证来自局域判别基的每个子空间,使得这个特征矢量并不能代表全频段的基函数。针对这一问题,提出本文方法。

## 1 小波包分解

在小波多分辨分析中,可以按照不同的尺度因子 $j$ 把 Hilbert 空间  $L^2(\mathbf{R})$  分解成所有小波子空间  $W_j(j \in \mathbf{Z})$  的正交和,即

$$L^2(\mathbf{R}) = \bigoplus_{j \in \mathbf{Z}} W_j \tag{1}$$

WPD 对  $W_j$  按照二进制进行频率细分,令  $U_j^0 = V_j, U_j^1 = W_j$ ,则 Hilbert 空间的正交分解  $V_{j-1} = V_j \oplus W_j$  可表示为  $U_{j-1}^0 = U_j^0 \oplus U_j^1$ ,利用分解关系式:

$$U_{j-1}^n = U_j^{2n} \oplus U_j^{2n+1} \quad j \in \mathbf{Z}, n \in \mathbf{Z}^+ \tag{2}$$

则任意尺度  $j$  下的小波空间  $W_j$  可依式(2)进行迭代分解,这样  $W_j$  空间分解的子空间序列可写作  $U_{j+k}^{2^k+r}$ ,函数系:  $\{2^{-(j+k)/2} u_{2^k+r}(2^{-(j+k)} t - l), l \in \mathbf{Z}\}, r=0,1,\dots,2^k-1; k \in \mathbf{N}; j=1,2,\dots$ ; 是  $U_{j+k}^{2^k+r}$  的标准正交基。所有  $U_j^n$  子空间对应的函数集合  $\{2^{-j/2} u_n(2^{-j} t - l), n=0,1,\dots; j,l \in \mathbf{Z}\}$  称为小波包库。其中:  $l$  为时间平移;  $n$  为对应中心频率;  $u_n(t)$  为由尺度函数  $\phi(t)$  和小波母函数  $\varphi(t)$  依据二尺度方程生成的小波包函数。从小波包库中选择能构成  $L^2(\mathbf{R})$  空间的一个基函数系,称为  $L^2(\mathbf{R})$  的一个小波包基。局域判别基是根据一定

收稿日期:2007-03-23

作者简介:柳革命(1968-),男,山西夏县人,讲师,博士生,主要从事模式识别技术研究。E-mail: LiuGm97@mail.nwpu.edu.cn

的准则,从一系列小波包基中选择一个最优基。

## 2 局域判别基的特征提取

### 2.1 距离准则

在特征空间中,一个模式特征矢量可视为该空间中的一点,模式中的样本集是该空间中的一个点集,通常样本的平均类间距离越大,平均类内距离越小,则该特征空间的类别可分性越好。因此考虑样本的类内、类间距离两个因素作为局域判别基选择的依据。

设模式样本集为  $C = \{w_i, i = 1, 2, \dots, c\}$ ,  $c$  为类别数,联合特征矢量集为  $\{x^{(i,k)}, i = 1, 2, \dots, c, k = 1, 2, \dots, N_i\}$  其中  $x^{(i,k)} = (x_1^{(i,k)}, x_2^{(i,k)}, \dots, x_m^{(i,k)})$  为  $w_i$  中第  $k$  个样本某一个小波包子空间  $m$  维系数矢量,  $N_i$  为  $w_i$  类的样本数。计算  $w_i$  类某一个小波包子空间  $m$  维系数矢量平均距离  $S_i$ , 则定义为

$$S_i = \frac{1}{2} \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \frac{1}{N_i - 1} \sum_{k=1}^{N_i} \|x^{(i,j)} - x^{(i,k)}\|^2 \quad (3)$$

对  $c$  个类别,求平均类内距离为

$$S_w = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c S_i \quad (4)$$

$w_i$  类样本特征矢量第  $l$  个分量的均值可表示为  $\mu_l^{(i)} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} x_l^{(i,k)}$  (5)

通常可用类别的均值矢量代表该类别。设  $w_i$  类的样本均值矢量为  $\mu^{(i)}$ , 样本总体均值矢量为  $\mu$ , 对  $c$  个类别平均类间距离定义为

$$S_b = \frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \|\mu^{(i)} - \mu\|^2 \quad (6)$$

对分类而言,小的平均类内距离和大的类间距离才具有好的可分性,因此距离准则定义为平均类间距离与平均类内距离之比,即

$$J_A = S_b/S_w \quad (7)$$

对于一维特征 ( $m = 1$ ), 则

$$J_A = J_{Al} = \frac{\frac{1}{c} \sum_{i=1}^c (\mu_l^{(i)} - \mu_l)^2}{\frac{1}{c} \sum_{i=1}^c \frac{1}{N_i - 1} \sum_{k=1}^{N_i} (x_l^{(i,k)} - \mu_l^i)^2} \quad (8)$$

### 2.2 局域判别基的选取

小波包分解具有较好的去相关性,假定小波包系数间互不相关,基于一定的训练样本,以式(8)中的  $J_{Al}$  为准则选择小波包基,具体步骤如下:

1) 对所有训练样本进行小波包分解,设分解级数  $j = 1, 2, \dots, L$ , 第  $j$  级中第  $n$  个小波包子空间为  $U_j^n$  ( $n = 0, 1, \dots, 2^j - 1$ )。  $U_j^n$  中的小波包系数记为  $\{x_l^{(i,k)} \mid i = 1, 2, \dots, c; k = 1, 2, \dots, N_i; l = 1, 2, \dots, m_j\}$  表示类  $w_i$  的第  $k$  个样本的第  $l$  个系数。

2) 按照式(8)计算  $U_j^n$  中第  $l$  个系数  $x_l^{(i,k)}$  的  $J_{Al}^{(j,n)}$ ,  $J_{Al}^{(j,n)}$  越大,对应的特征分量可分离性越好,对  $m_j$  个系数的  $J_{Al}^{(j,n)}$  值取平均,得到

$$J_{Al}^{(j,n)} = \frac{1}{m_j} \sum_{l=1}^{m_j} J_{Al}^{(j,n)} \quad (9)$$

作为  $U_j^n$  子空间可分离性的度量。

3) 计算每个  $U_j^n$  子空间的可分离性度量的值  $J_{Al}^{(j,n)}$ 。

4) 所谓局域判别基就是在小波包库中使  $\sum J_{Al}^{(j,n)}$  值最大的小波包基。将每一个节点的可分离性值作为信息写入节点。采用自底向顶的快速搜索算法来寻找局域判别基。从最底层的所有节点开始标记,称上层节点为父节点,下层节点为子节点。若父节点的可分离性度量值比子节点度量值的和高,那么就标记父节点(同时删除子节点标记),否则不标记,如此上推,直至顶层,所有被标记的节点形成局域判别基。

### 2.3 特征矢量的获得

局域判别基由若干个  $U_j^n$  子空间组成,  $U_j^n$  子空间小波包系数的平均能量可表示为

$$f_r = E_j^n = \frac{1}{m_r} \sum_{l=1}^{m_r} \|x_l^{(j,n)}\|^2 \quad (10)$$

式中:  $r = 2^j - 1 + n$  表示子空间的序列号;  $m_r$  表示  $U_j^n$  子空间小波包系数的个数。

局域判别基中的所有子空间的平均能量组成一个特征矢量  $f = \{f_r\}$ 。

### 3 Fisher 准则的特征选择

由局域判别基得到的特征矢量表示了 0 - Fs/2 所有频率的特征,但是对于确定的样本,各个特征对待分信号的分辨能力是不同的,同时过高的特征维数会使分类器的结构变得复杂,对分类效果的提高并不会会有积极的效果,需要进行特征选择。Fisher 准则是一种简单、有效的准则函数,在两类目标的分类中,特征矢量的第  $k$  个特征的 Fisher 准则函数表示为

$$J_f^k(w_i, w_j) = |\mu_{f(w_i,k)} - \mu_{f(w_j,k)}|^2 / (\sigma_{f(w_i,k)}^2 + \sigma_{f(w_j,k)}^2) \quad (11)$$

式中:  $\mu_{f(w_i,k)}$ ,  $\mu_{f(w_j,k)}$  分别表示第  $w_i$  类和  $w_j$  类的第  $k$  个特征的均值;  $\sigma_{f(w_i,k)}^2$ ,  $\sigma_{f(w_j,k)}^2$  分别表示第  $w_i$  类和  $w_j$  类的第  $k$  个特征的方差。对  $c (c > 2)$  类目标的分类,特征矢量的第  $k$  个特征的 Fisher 准则函数为各对准则函数之和

$$J_f^k = \sum_{i=1}^{L-1} \sum_{j=i+1}^L J_f^k(w_i, w_j) \quad (12)$$

求出特征矢量中所有特征的准则函数,按照从大到小的顺序排队,取前  $d$  个特征组成特征子集即为最终的识别特征矢量。

### 4 实例讨论

水声模式识别是利用被动声纳接收目标发出的噪声来判别目标类型的技术,被动声纳接收的目标噪声为声信号。目前水声模式识别主要研究 3 类目标的分类识别,即军舰、商船和潜艇。本文目标噪声信号数据来源于声纳员训练听音的实际目标噪声数据库,分为 I、II、III 类模式,信噪比大于 6 dB。样本数据经过滤波器后,进行分帧处理,考虑水声目标噪声中节奏的周期一般在 10 ms - 40 ms<sup>[10]</sup>,一帧的长度包含 2 - 3 个节奏周期为宜,选取一帧的长度为 100 ms,采样频率 22 kHz。使用 db3 小波进行 5 层小波包分解,使用本文方法进行特征提取、特征选择,形成 360 组 13 维识别特征矢量,代表 360 个目标(I、II、III 类分别为 120 个)。

设计 2 层 BP 神经网络分类器,神经网络结构为 13 × 5 × 3,其中输入层节点数等于输入样本特征维数 13,隐含层节点数为 5,输出层节点数为类型数 3,期望输出矢量与该类型对应的输出节点的输出值为 1,而其它输出节点的输出值为 0,即 3 类的期望输出矢量分别为 [100]、[010]、[001]。

分类正确与否的判别准则:当输出矢量与期望输出矢量完全一致时,为正确识别,否则为错误识别。

在进行分类实验时,首先用 60 组数据(3 类模式各 20 组)训练分类器,正确的分类概率为 100%;然后利用 300 组(3 类模式各 100 组)送入训练好的分类器进行测试,分类结果分为 I、II、III 类和非 3 类(指分类器输出为 [000],按照规则,不属于 3 类中任何一类),分类结果如表 1 所示。

表 1 实验结果

Tab. 1 Results of experiments

目标类别	测试样本数	识别结果				识别率 (%)	总识别率 (%)
		I	II	III	非 3 类		
I	100	78	15	0	7	78.0	87.0
II	100	1	86	7	6	86.0	
III	100	1	3	97	0	97.0	

从分类测试的结果可以看出,这种提取特征方法应用于水声目标模式识别中取得了较好的分类效果。

## 5 结论

局域判别基空间能量的特征矢量是以一种最优基的形式表示了信号  $0 - F_s/2$  频率的特征,直接体现了信号从低到高的一个宽带范围内的能量分布特点,能够表现出同类相似性和异类相异性,在理论上作为识别特征是可行的。通过实例实验,表明这种特征提取方法在模式识别分类中是有效的。

### 参考文献:

- [ 1 ] 章新华,王骥程,林良骥. 基于小波变换的舰船辐射噪声特征提取[J]. 声学学报,1997,22(2):139-144.  
ZHANG Xinhua, WANG Jicheng, LIN Liangji. Feature Extraction of ship radiated noise based on wavelet transform[J]. Acta Acustica, 1997, 22(2): 139-144. (in Chinese)
- [ 2 ] Yen G G, Lin K C. Wavelet Packet Feature Extraction for Vibration Monitoring[J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2000, 47(3): 650-667.
- [ 3 ] Daniel J, Strauss, Gabriele Steidl, et al. Feature Extraction by Shape - Adapted Local Discriminant Bases[J]. Signal Processing, 2003, 83: 359-376.
- [ 4 ] Coifman R R, Wickerhauser M V. Entropy Based Algorithms for Best Basis Selection[J]. IEEE Trans on Information Theory, 1992, IT-38(3): 713-718.
- [ 5 ] 马 艳. 基于小波变换的畸变信道检测和目标特征提取研究[D]. 西安:西北工业大学, 2002.  
MA Yan. Application of Wavelet in Detection Dispersive Channel and Feature Extraction of Wideband Echo[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2002. (in Chinese)
- [ 6 ] 王首勇,朱光喜,唐远炎. 应用最优小波包变换的特征提取方法[J]. 电子学报, 2003, 31(7): 1035-1038.  
WANG Shouyong, ZHU Guangxi, TANG Yuanyan. Feature Extraction Using Best Wavelet Packet Transform[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(7): 1035-1038. (in Chinese)
- [ 7 ] Antonini G, Orland A. Wavelet Packet - Based EMI Signal Processing and Source Identification[J]. IEEE Trans on Electromagnetic Compatibility, 2001, EC-43(2): 140-148.
- [ 8 ] 杨帮华,颜国正. 脑机接口中基于小波包最优基的特征抽取[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(11): 1879-1882.  
YANG Banghua, YAN Guozheng. The Feature Extraction in Brain - Computer Interface Based on Best Basis of Wavelet Packet [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2005, 39(11): 1879-1882. (in Chinese)
- [ 9 ] 陶晓燕,刘振霞. 基于小波子带的 PCA 人脸识别方法研究[J]. 空军工程大学学报:自然科学版, 2004, 5(3): 65-67.  
TAO Xiaoyan, LIU Zhenxia. Face Recognition Using PCA Based on Wavelet Subband[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2004, 5(3): 65-67. (in Chinese)
- [ 10 ] 阳 雄. 短时能量分析及人耳的主观听觉在船舶辐射噪声特征提取中的研究[J]. 声学技术, 2004, 23(1): 11-13.  
YANG Xiong. Extraction of Ship - Radiated Noise Characteristics Based on Analysis of Short - Term Energy and Subjective Hearing[J]. Technical Acoustics, 2004, 23(1): 11-13. (in Chinese)

(编辑:田新华)

## Feature Extraction Based on Subspace Energy of Local Discriminant Basis

LIU Ge - ming<sup>1,2</sup>, SUN Chao<sup>1</sup>, CHEN Jian - li<sup>3</sup>

(1. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China; 2. Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China; 3. Engineering College of Armed Police Force, Xi'an 710086, China)

**Abstract:** In order to obtain the effectual feature of signals, wavelet packet transform is used. The characters of every wavelet packet basis are different, which can express the main feature of a signal. The local discriminant basis (LDB) is calculated based on the distance criterion, and a feature extraction method is proposed. The feature vector, which expresses the energy of sub - space in LDB, is obtained by using Fisher criterion for feature choice. The classification experiment for three different classes of targets is done. The results of the experiment show that this feature extraction method is effectual in pattern recognition.

**Key words:** LDB; Fisher criterion; feature extraction