

基于小波包分解的声目标识别

周阿娟¹, 郭相科¹, 谢瑶²

(1. 空军工程大学 导弹学院, 陕西 三原 713800; 2. 空军指挥学院, 北京 100089)

摘要:小波变换是处理非平稳信号的一个有力工具,研究了基于小波包分析的声信号特征提取方法,并应用该方法对直升机等4种目标的声信号进行了特征提取,降低了特征向量的维数。采用设计改进的BP神经网络分类器对声目标进行分类,分类结果准确率高,获得满意的实验效果。

关键词:小波包分析,特征提取;分类器;目标识别

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-3516(2007)06-0040-04

利用目标(声源)在运动过程中产生的声波,对目标进行识别是被动声探测系统的基本任务。目标识别技术属于模式识别范畴,其关键在于特征提取和分类器的设计。目前,世界上许多国家都投入了大量的人力、物力对战场地面声目标的识别技术展开研究,但总的来说,识别和分类的效果还不能令人们满意,还有许多问题需要进一步研究^[1]。

直升机、战斗机等战场目标的声信号是一种非平稳过程^[2],因此最好用一种适合于非平稳过程的处理工具对信号进行分析,而小波变换^[3]正是适宜于非平稳信号处理的好工具。

1 小波包分析

对小波子空间 W_j 按照二进制分式进行频率细分,以提高频率分辨率,将尺度子空间 V_j 和小波子空间 W_j 用新的子空间 U_j^n 统一表征,令:

$$\begin{cases} U_j^0 = V_j \\ U_j^1 = W_j \end{cases} \quad j \in Z \quad (1)$$

则 Hilbert 空间的正交分解 $V_{j+1} = V_j \oplus W_j$ 即可用 U_j^n 的分解统一为

$$U_{j+1}^n = U_j^0 \oplus U_j^1 \quad j \in Z$$

定义子空间 U_j^n 是函数 $u_n(t)$ 的闭包空间,而 U_j^{2n} 是函数 $u_{2n}(t)$ 的闭包空间,并令 $u_n(t)$ 满足双尺度方程

$$\begin{cases} u_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h(k) u_n(2t - k) \\ u_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g(k) u_n(2t - k) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $g(k) = (-1)^k h(1 - k)$, 两系数具有正交关系。当 $n = 0$ 时,则:

$$\begin{cases} u_0(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} h(k) u_0(2t - k) \\ u_{2n+1}(t) = \sqrt{2} \sum_{k \in Z} g(k) u_0(2t - k) \end{cases}$$

由式(2)构造的序列 $\{u_n(t)\}$ 称为自由基函数, $u_0(t) = \psi(t)$ ($\psi(t)$ 为尺度函数)确定的正交小波包。当 $n = 0$ 时,称 $\{u(t)\}$ 为关于序列 $\{h(k)\}$ 的正交小波包^[6]。

收稿日期:2007-03-06

基金项目:陕西省自然科学基金项目(2004F36)

作者简介:周阿娟(1981-),女,陕西富平人,硕士生,主要从事智能信息处理研究。

2 基于小波包分解的能量分布特征提取

1) 首先对 A/D 采样信号进行 4 层小波包分解,分别提取小波分解第 4 层从低频到高频 16 个频率成分的信号特征,其分解结果如图 1 所示,其中 (i, j) 表示第 i 层的第 j 个节点, $i = 0, 1, 2, 3, 4; j = 0, 1, \dots, 15$, 每个节点都代表一点的特征信号,如 $(0, 0)$ 节点代表原始信号 S , $(1, 0)$ 代表小波包分解的第一层低频系数 X_{10} , $(4, 0)$ 表示第 4 层的第 0 个节点系数,其它节点类推。

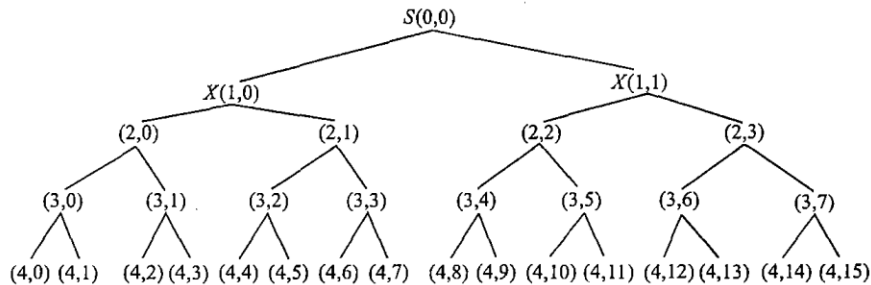


图 1 小波包分解树结构

2) 对小波分解系数重构,提取各个频带范围的信号。以 S_{40} 表示 X_{40} 重构的信号,对第 4 层所有节点进行分析,则总信号可以表示为

$$S = S_{40} + S_{41} + \dots + S_{415} \tag{3}$$

3) 求各频带信号总能量。设 $S_{4j} (j = 0, 1, \dots, 15)$ 对应的能量为 $E_{4j} (j = 0, 1, \dots, 15)$, 则有

$$E_{4j} = \int |S_{4j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|^2 \tag{4}$$

其中 x_{jk} 表示重构信号的 S_{4j} 的离散点的幅值。

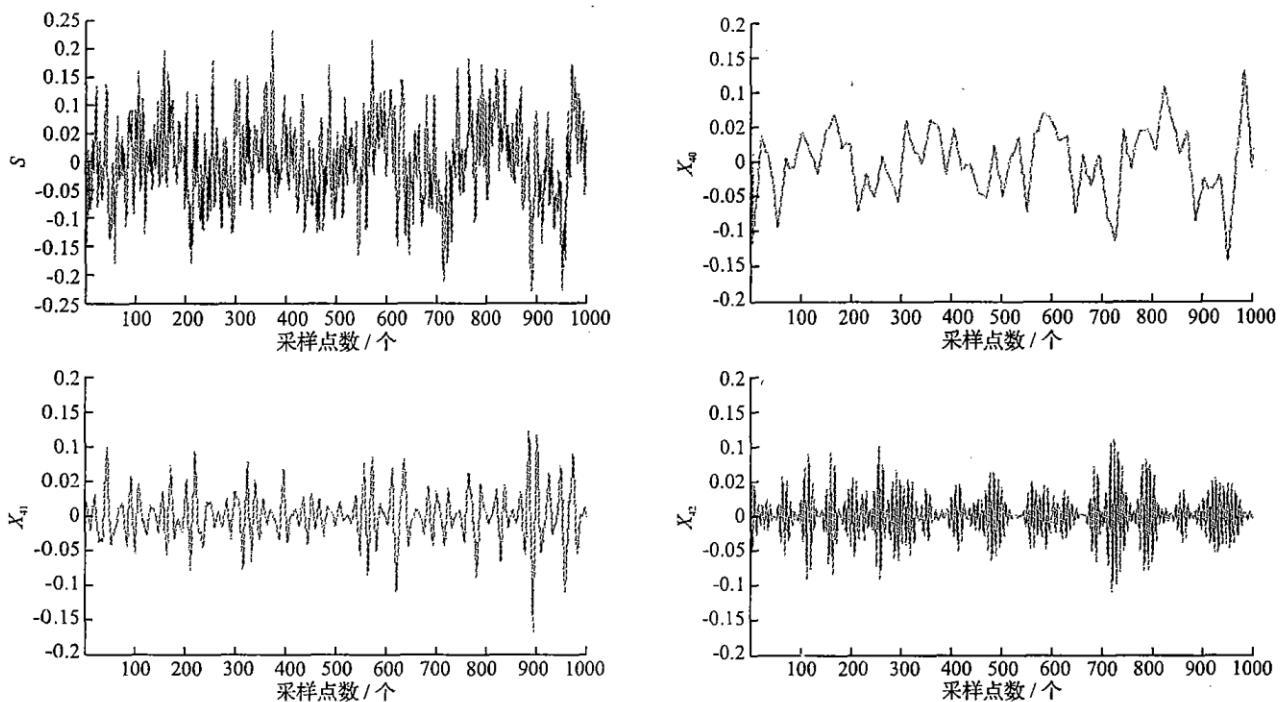
4) 构造特征向量。不同类型的目标在各个频带内的能量各不相同,以能量为特征构造特征向量:

$$T = [E_{40}, E_{41}, \dots, E_{415}] \tag{5}$$

通常信号的能量比较大,需要进行能量的归一化处理,将信号总能量作为 1。令:

$$E = \left(\sum_{j=0}^{15} |E_{4j}|^2 \right) \tag{6} \quad T' = [E_{40}/E, E_{41}/E, \dots, E_{415}/E] \tag{7}$$

以直升机为例,进行 4 层小波包分解并重构后的波形如图 2 所示(图中只给出前 4 个分解信号,其余因篇幅关系不再一一列出), S 为原始信号, $S_{4j} (j = 0, 1, \dots, 15)$ 为 16 个成分的重构信号。其中横坐标为采样点数,纵坐标是小波重构后的各点的幅度。



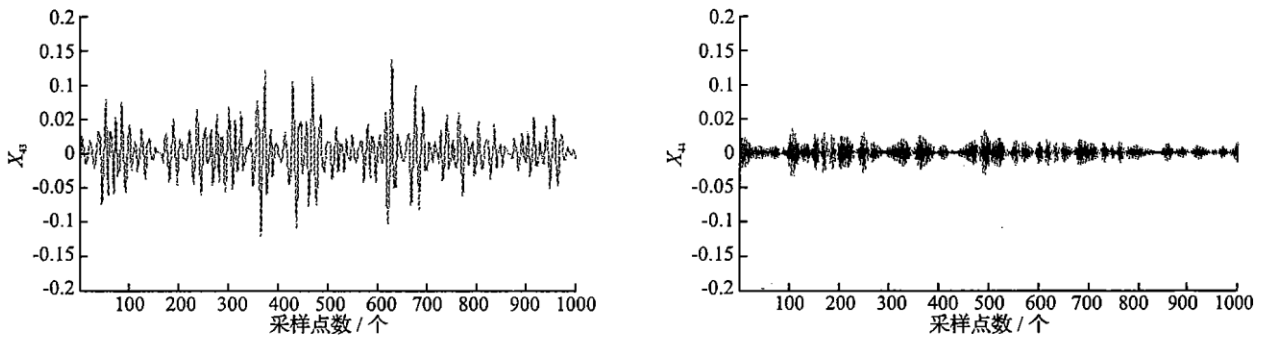


图2 直升机信号4层小波包分解后第4层重构信号波形图

由上图也可以看出,直升机信号的能量主要集中在低频域,在高频域的信号已经很弱。如图3所示。

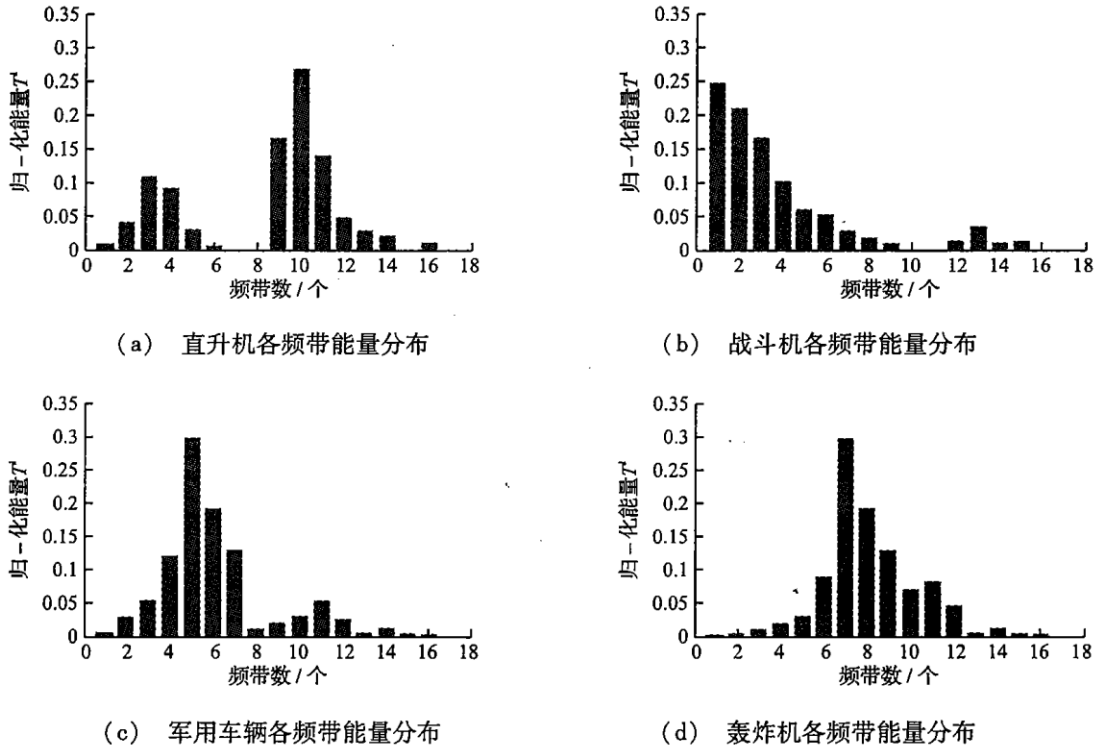


图3 4种战场信号各频带内能量分布

小波包分解从能量分布的角度考虑问题^[4],不同噪声源信号经小波变换后在不同尺度上的细节信号能量特征不同,而且各子空间的能量特征具有相对的稳定性,另外,它对噪声干扰的影响也具有一定的抑制作用。在不损失识别率的条件下压缩特征空间维数,简化了系统结构,适合于实时识别^[5]。

3 目标识别

目标识别一般采用神经网络识别,BP网络是目前最成熟、使用最广泛的神经网络^[6-7],它的结构简单,工作状态稳定,处理速度快,容错性好,抗干扰能力强,具有自组织能力。BP网络是一种采用误差反向传播进行有监督学习的多层前馈神经网络,但仍有自身的限制与不足,主要表现在其训练过程的不确定性上,严重影响了学习的收敛速度和识别的准确率。可以采用附加动量法和自适应学习速率相结合的改进BP算法^[8],其权值的修正如下:

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(k+1) &= (1 - mc) \eta \delta_i p_j + mc \Delta w_{ij}(k) \\ \Delta b_i(k+1) &= (1 - mc) \eta \delta_i + mc \Delta b_i(k) \end{aligned} \tag{8}$$

自适应学习速率的调整公式为

$$\eta(k+1) = \begin{cases} 1.05\eta(k) & SSE(k+1) < SSE(k) \\ 0.7\eta(k) & SSE(k+1) > 1.04SSE(k) \\ \eta(k) & \text{其它} \end{cases} \tag{9}$$

本实验采用3层BP网,以提取出的小波包分解尺度细节信号能量做提取后的特征,提取各样本16维的特征向量,识别结果如表1所示。

表1 基于小波包特征提取的识别结果

分类器类别	测试项目	直升机	战斗机	轰炸机	军用车辆	总识别率
BP神经网络	特征提取时间/s	8.2	8.6	8.7	8.5	0.7%
	训练时间/s	2.2	2.3	2.4	2.1	
	测试时间/s	0.5	0.5	0.6	0.4	
	识别率	95%	97%	79%	92%	

4 结论

本文采用了小波包分解频带能量特征提取算法对多类战场目标多通道声信号进行特征提取,编写了相关程序,通过实验仿真证明特征提取算法是有效的。除轰炸机识别率比较低以外,其余4类战场目标均可达到较高识别率,目标总识别率可达到90%以上。

参考文献:

- [1] Richard O Duda, Peter E Hart, David Gsork. 模式识别[M]. 李宏东,姚天翔,译. 北京:机械工业出版社,2003.
- [2] 吕国云,许学忠,赵锐. 战场目标被动噪声识别技术[J]. 探测与控制学报,2001,23(4):22-25.
- [3] 程正兴. 小波分析算法与应用[M]. 西安:西安交通大学出版社,1998.
- [4] 马岸英. 基于小波技术的目标识别[A]. 中国兵工学会引信分会第九届学术年会[C]. 2005,57-61.
- [5] 李京华,许家栋,魏丽萍,等. 直升机声信号谐波集及小波子空间能量特征提取与识别[J]. 探测与控制学报,2004,26(4):1-4.
- [6] Coifman R, Meyer Y, Wickehauser V. Wavelet Analysis and Signal Processing, Wavelet and Their Application[M]. Boston: Jones and Bartlett, 1992.
- [7] Mark C Wellman, Nasssy Srour, David B. Hills. Acoustic Feature Extraction for a Neural Network Classifier[R]. ARL-TR-1166 Jan AD-A320924 Army Research Laboratory, 1997.
- [8] 陈丹,李京华,黄根泉,等. 基于主分量分析的声信号特征提取及识别研究[J]. 声学技术,2005,24(1):39-41.

(编辑:田新华)

The Study of Theory in Acoustic Target Identification of Battle Field

ZHOU A -juan¹, GUO Xiang - ke¹, XIE Yao²

(1. The Missile Institute, Air Force Engineering University, Sanyuan 713800, China; 2. Air Force Command College, Beijing 100089, China)

Abstract: Wavelet theory is a useful tool for processing the non-placement signal, this paper analyzes the feature extraction method of battlefield acoustic signal based on the wavelet packet analysis theory. Features of four types of acoustic signals of the battlefield target are extracted and low-dimension feature vectors are obtained by using this technique. BP neural network classifier is designed for the acoustic target classification. Satisfactory experimental results are obtained with highly classification accuracy.

Key words: wavelet packet analysis; feature extraction; classifier; target identification