

基于提升小波变换的 MFCC 在目标识别中的应用

石超雄¹, 李钢虎¹, 何会会¹, 赵妮²

(1. 西北工业大学航海学院, 陕西西安 710072; 2. 西安邮电大学通信与信息工程学院, 陕西西安 710072)

摘要: 水下环境噪声对被动声呐目标的分类识别影响显著, 为了提高水声信号识别系统对环境噪声的鲁棒性, 采用提升小波变换方法提取 MFCC 特征, 对水下被动声呐目标进行分类和识别。仿真实验表明, 与传统 MFCC 和小波变换的 MFCC 相比, 在信噪比相近的情况下, 提升小波变换方法提取 MFCC 具有识别率较高、对噪声鲁棒性较好的显著优点。

关键词: 提升小波变换; Mel 频率倒谱系数; 分类识别

中图分类号: TB556

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2014)-04-0372-04

DOI 编码: 10.3969/j.issn1000-3630.2014.04.018

Application of the lifting wavelet transform based MFCC in target identification

SHI Chao-xiong¹, LI Gang-hu¹, HE Hui-hui¹, ZHAO Ni²

(1. School of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, Shaanxi, China;

2. School of communication and Information Engineering, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710072, Shaanxi, China)

Abstract: The underwater noise could badly affect the results of passive sonar classification and target recognition. In order to improve the robustness of underwater acoustic signal identification system against environmental noise, a new MFCC feature extraction method based on lifting wavelet transform is proposed. Experimental results show that, compared with the traditional MFCC, the wavelet transform MFCC method for underwater acoustic signal classification and identification works better under the same SNR, which significantly improves the robustness against noise.

Key words: lifting wavelet transform; Mel frequency cepstrum coefficient; classification and recognition

0 引言

用 Mel 倒谱参数(Mel Frequency Cepstrum Coefficient, MFCC)和线性预测方法提取的特征参数(Linear Predictive Cepstrum Coefficient, LPCC)在强噪声环境下的被动目标识别性能不尽如人意^[1]。用小波变换分析信号是为了获得时间和频率之间的相互关系。它既能考察局部时域过程的频域特征, 又能考察局部频域过程的时域特征, 因此对于非平稳过程, 处理起来方便容易。传统的小波变换在信号处理中已得到了广泛的应用。

但是, 在实际应用中, 传统小波变换都是通过卷积完成的, 计算复杂, 计算量大, 内存需求大。Sweld 提出了基于提升法的小波变换, 提升法是一种柔性的小波构造方法^[2]。它不断使用线性非线性或空间变化的预测和更新算子, 并确保变换的可逆

性, 被称为提升小波变换。已经证明, 所有的第一代小波变换经过一定的处理都可以找到等效的提升方案。

1 提升小波变换

1.1 提升小波基本原理^[3]

小波提升算法的基本思想是利用信号的局部相关性, 通过预测和更新两个环节来实现信号的高低频的分离。首先利用适当的预测算子预测某一点信号的相邻信号的值, 而这种预测产生的误差就是高频信息, 这个过程称为预测环节; 预测环节得到高频信息, 又通过更新算子来调整信号的下抽样, 从而得到低频信息, 这个过程称为更新环节。

1.2 提升小波算法的步骤

提升小波变换分为三个阶段, 分裂(split), 预测(predict)和更新(update)。

第一阶段: 分裂, 在这里以一维信号为例, 将原始信号 $S[0]$ 分裂成两个不相交的部分, 它们相关性越强表示分裂效果越好。一般采用奇偶分裂, 即

收稿日期: 2013-03-14; 修回日期: 2013-06-04

作者简介: 石超雄(1987-), 男, 湖北黄梅人, 硕士研究生, 研究方向为水声信号处理、水下目标分类识别。

通讯作者: 石超雄, E-mail: scx610192559@163.com

将原信号分为奇序列 $S_o[n]$ 和偶序列 $S_e[n]$ ，对于提升算法，奇偶分裂充分利用了信号的局域相关性，它为第二、三阶段的预测和更新提供了数据基础。

第二阶段：预测，其本质是利用数据间的相关性，用 $S_e[n]$ 预测 $S_o[n]$ ，它们之间的误差表示信号的细节信息，即小波系数 $d[n]$ ， $d[n]=S_o[n]-P\{S_e[n]\}$ ， P 为这一过程中的预测算子，构造最简单的预测算子是用偶序列中两个相邻数的均值，作为奇序列的预测值。

第三阶段：更新，经过以上两个步骤产生的小波系数子集的性质并不和原始信号一致，而这些性质很可能是其中的有用信息，因此需要一个更新操作。通过更新算子 U 产生一个能与原始数据特性保持一致的子集，即尺度系数 $c[n]$ ， $c[n]=S_e[n]+U\{d[n]\}$ ，更新的结果就是原始信号的近似。

上述三个步骤构成一个提升步，在上述基础上继续进行提升，经过 n 次分解后就可以产生代表信号高频部分和低频部分的小波系数和尺度系数。所以，要实现提升小波算法就是求得预测算子 P 和更新算子 U 。

提升小波变换结构见图 1。

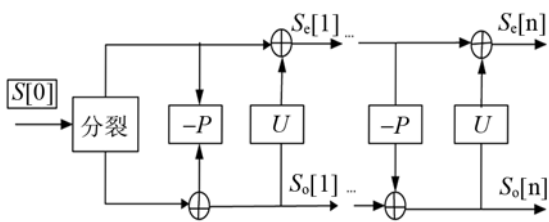


图 1 提升小波变换结构图
Fig.1 Block diagram of lifting wavelet transform

小波提升是一个可逆过程，其反变换和正变换结构对称，算子符号相反，所以提升变换是一个可逆变换，可以实现信号重构。

2 基于提升小波的 Mel 倒谱系数的特征参数

2.1 信号 MFCC 特征参数的提取

水声信号虽然具有缓慢的时变特性，但实验证明^[4]，在约 1.3 s 的采样长度内，各帧之间的 MFCC 差异比较小，可以认为短时平稳。基于水声信号的平稳性假设，用 MFCC 作为水声目标的特征时，可以忽略各帧之间的差异。在实验中，Hamming 窗的长度为全部采样长度。

MFCC 参数提取的过程见图 2，其中预处理包括分帧、加窗。FFT 把语音帧由时域变换到频域。

Mel 滤波器组的作用是利用人耳听觉特性信号的幅度平方谱进行平滑。对数操作是为了压缩信号谱的动态范围。离散余弦变化主要是来对不同频段的频谱成份进行解相关处理，使各维向量之间相互独立。

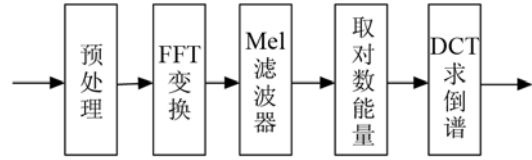


图 2 MFCC 参数提取的过程
Fig.2 Extraction process of MFCC parameters

2.2 提升小波变换的 MFCC 特征提取

信号经过提升小波变换之后，主要能量集中在低频尺度系数中。这种新的特征参数提取过程与传统的只用 Mel 倒谱特征参数(MFCC)的提取过程相比，不同之处在于使用提升小波技术对信号进行处理。通过小波变换将信号中不同尺度上的变化趋势提取和分离出来，根据小波变换的压缩特性，信号的小波系数将是稀疏的，也就是在大多数点系数的值相对很小，在少数点系数值相对很大^[5]。

从滤波器角度看，提升小波分析就是信号通过一系列不同频带范围的带通滤波器，从而获得信号在各频带内的信息。用提升小波变换来代替 FFT，然后再进行 DCT 变换，从而得到信号的 MFCC 特征。使用提升小波变换将信号进行压缩处理，使得信号小波系数的幅值在少数点出现极大值，由此平均幅度小，通过量化，可以去除一部分噪声谱，从而间接提高分析的信噪比。

基于提升小波与 Mel 倒谱系数的特征参数提取是从水声信号中提取出对信号识别有用的信息，它对信号进行分析处理，去掉与识别无关的冗余信息，获得影响识别的重要信息^[6]。提升小波变换的 MFCC 提取过程如图 3 所示。

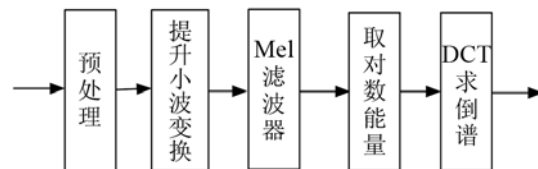


图 3 提升小波变换的 MFCC 参数提取过程
Fig.3 Extraction process of MFCC parameters with lifting wavelet transform

3 仿真实验结果和分析

3.1 提升小波变换去噪实验

本文利用提升小波变换进行了去噪试验，并和

传统小波去噪进行了比较。将记录的某原始信号(采样点个数为 2048 点)加上高斯白噪声,噪声方差为 $\delta=0.5$ 错误!未定义书签。错误!未定义书签。。

图 4 是利用提升小波变换的方法对原始声信号处理的结果,由图 4 可以看出,原始信号完全淹没在噪声背景中。然后分别用 Db 小波和其对应的提升小波进行去噪。

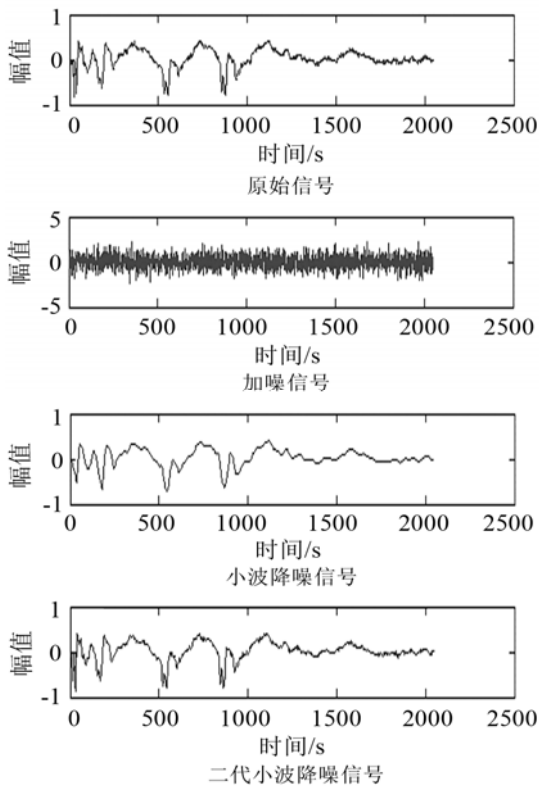


图 4 两种小波变换的去噪效果比较

Fig.4 Comparison of two denoising effects between two kinds of wavelet transforms

可以看出,提升小波变换具有较好的去噪能力,使噪声得到有效的抑制,而且保留了原始信号的高频细节部分,原始特征信号有了明显改善。传统小波变换只对低频部分做进一步分解,而对高频部分即信号的细节部分不再继续分解,它能够很好地表征一大类以低频信息为主要成分的信号,但它不能很好地分解和表示包含大量细节信息(细小边缘或纹理)的信号。

3.2 提升小波变换提取 MFCC 的水声目标分类识别

在实际应用中,提升小波变换提取 Mel 倒谱系数 MFCC 的水声目标信号分类识别的整个过程大致可分为 5 个步骤,如图 5 所示。首先对记录的实测船信号进行预处理,其中包括对信号的检波、A/D 转换、量化和复制存储 1 个样本段;其次按照上述方法对每个样本段进行提升小波变换;接着进行 MFCC 特征提取;最后进行分类识别。

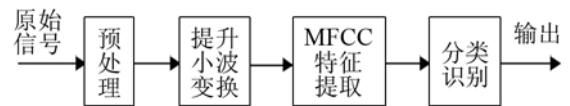


图 5 水声信号分类识别过程

Fig.5 Process of underwater acoustic signal classification and recognition

本文对三类实测舰船信号进行试验,分别定义为 I、II 和 III 的三类目标信号,其采样频率为 22.05 kHz,三类信号的时域波形如图 6 所示。考虑目标信号中节奏的周期一般在 10~40 ms,1 帧的长度包含 2~5 个节奏周期为宜,故选取 1 帧的长度为 20 ms,加入高斯噪声,使信噪比为 20 dB。三种方法阶数确定为 12,每类取 100 组,输出为信号的 MFCC 特征矢量。采用提升小波方法得到了三类目标的特征参数的归一化值,如图 7 所示。

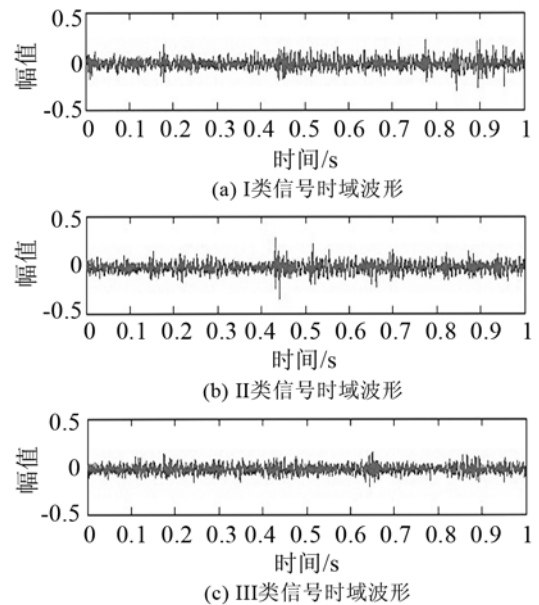


图 6 三类目标信号的时域波形

Fig.6 Time domain waveforms of different types of targets

分类识别实验,在三类目标信号中加入高斯平稳噪声模拟。加噪后信号信噪比分别为从 20 dB 到 0 dB 和无噪声 6 种情况。

设计一个采用三层 BP 神经网络的分类器,在期望输出矢量为与该类型对应时,输出节点的输出值为 1,其它输出节点的输出值为 0,即判别三类目标的期望输出矢量分别为 [1 0 0]、[0 1 0]、[0 0 1]。

由于数据样本过长,所以实验数据处理为 900 组,即形成了 900 组的特征矢量,每类目标各 300 组,每组数据长度为 20 ms,训练样本数取 90。对传统 12 阶 MFCC 作特征参数、Db 小波变换的 MFCC 和 Db 提升算法处理的 MFCC 新特征参数 3 种情况进行实验。实验结果见表 1。

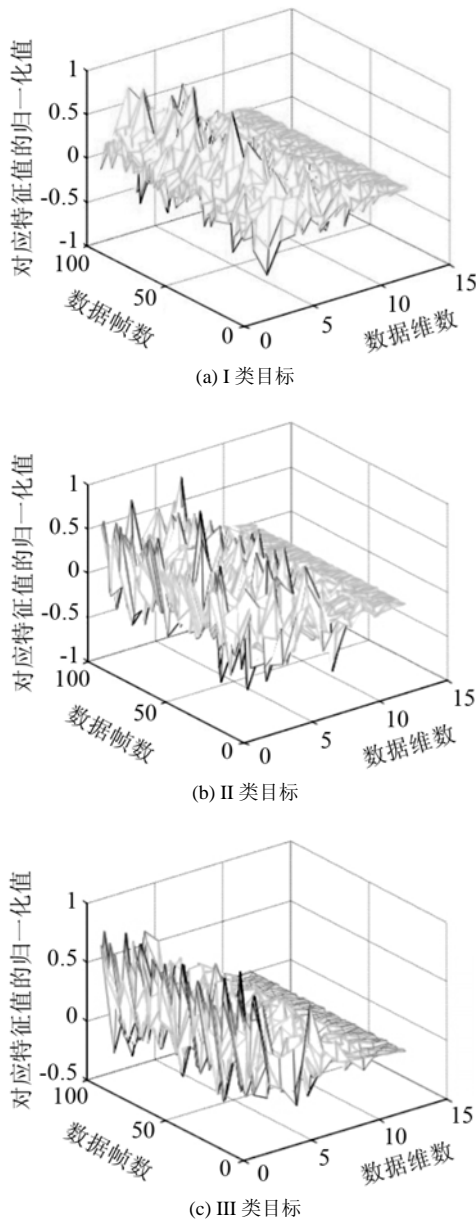


图 7 三类目标的提升变换小波的 MFCC 归一化值

Fig.7 Normalized values of lifting wavelet MFCCs of different types of targets: a. for the first type, b. for the second type, c. for the third type

表 1 传统 MFCC、基于 Db 小波的 MFCC 和提升小波的 MFCC 三类目标的识别率比较

Table 1 The comparison of identification rates between traditional, Db wavelet and lifting wavelet MFCCs

特征参数	目标	0 dB	5 dB	10 dB	15 dB	20 dB	无噪声
MFCC 的 识别率/%	I	57.4	64.1	70.1	77.4	82.6	89.3
	II	59.7	63.9	74.5	76.8	83.4	88.7
	III	60.4	68.5	74.6	78.9	84.1	89.6
Db 小波 MFCC 的 识别率/%	I	60.3	69.4	76.2	79.5	84.7	90.5
	II	62.7	71.2	77.1	80.3	85.6	91.2
	III	63.5	72.8	78.4	81.7	87.6	91.8
提升小波 MFCC 的 识别率/%	I	72.8	86.3	88.4	89.9	91.5	92.3
	II	75.2	86.7	87.5	90.1	90.9	92.7
	III	74.9	87.5	88.6	89.5	91.3	93.1

由表中可以看出提升小波变换的 MFCC 方法的识别率较常规 MFCC 和常规小波变换的 MFCC 方法有一定提高, 信噪比越高识别效果越好。

4 结论

从噪声的鲁棒性来看, 传统的 MFCC 参数作为特征在无噪声情况下识别效果良好, 但随着 SNR 的降低, 这一参数作为特征的识别性能急剧下降, 说明这一参数作为特征对应用环境的要求比较高。使用提升小波变换的 MFCC 在 SNR 降低的情况下, 表现出良好的鲁棒性和较高的识别率。当然在 SNR 为 0 时三种方法的识别效果都不是很好。使用提升小波的 MFCC 在含噪目标分类识别中有一定的应用价值。

参 考 文 献

- [1] 郭丽华. 水雷与非水雷目标识别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2006: 49-54.
GUO Lihua. Reseach on mine and non-mine recognition [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2006: 49-54.
- [2] 王志武, 丁国清, 颜国正, 等. 自适应提升小波变换与信号去噪[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(2): 28-30
WANG Zhiwu, DING Guoqing, YAN Guozheng, et al. Adaptive wave lifiting transform on signal denoising[J]. Computer Engineering and Application, 2002, 38(2): 28-30.
- [3] 李训浩, 冯欣欣, 戈弋. 舰船辐射噪声的动态识别论[J]. 声学学报, 2002, 27(5): 443-448.
LI Xungao, FENG Xinxin, GE Ye. Movable State Recognition from Ship-Radiate Noise[J]. Acta Acustica, 2002, 27(5): 443-448.
- [4] 陈香朋, 曹思远. 第二代小波变换及其在地震信号去噪中的应用[J]. 石油物探, 2004, 43(6): 547-550.
CHEN Xiangpeng, CAO Siyuan. Second wavelet transform and its application in denoising[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2004, 43(6): 547-550.
- [5] GUPTA M, GILBERT A. Robust speech recognition using wavelet coefficient features[J]. IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding, 2001. ASRU '01. 445-448.
- [6] 柳革命, 孙超, 杨益新. 两种倒谱特征提取技术在水声目标识别中的应用[J]. 西北工业大学学报, 2008, 26(3): 276-280.
LIU Geming, SUN Chao, YANG Yixin. Feature extraction of passive sonar target based on two cepstrums[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2008, 26(3): 276-280.