

声矢量信号双谱与互双谱估计算法

李思纯

(哈尔滨工程大学水声工程学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 提出了声矢量信号双谱与互双谱估计算法, 给出了算法的具体步骤。将算法应用于两类水中目标的特征提取, 并用所提取特征构造了 LMBP 神经网络的输入向量集, 对矢量水听器实测的水中目标进行了分类识别。识别结果验证了所提出算法的有效性。实验表明, B 类目标识别率优于 A 类目标, 原因是由于 B 类目标特征频率较集中, 而 A 类目标特征频率较分散所致。互双谱特征分类结果优于双谱特征分类结果这个事实是与声压振速联合信号处理优于声压或振速单一信号处理相吻合的。

关键词: 声矢量信号; 双谱; 互双谱; 特征提取; LMBP 神经网络

中图分类号: TN911.72; TB56

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2008)-05-0750-04

The algorithms of estimating bispectrum and cross-bispectrum based on acoustic vector signal

LI Si-chu

(College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: The algorithms of estimating bispectrum and cross-bispectrum based on acoustic vector signal are proposed and the detail steps are given. The proposed algorithms are applied to feature extraction from two types of underwater acoustic targets. And the features construct input vector set of LMBPNN. The identification of underwater acoustic targets can then be made based on the extracted features. The identification results show the effectiveness of the proposed algorithms. And it has been seen by experiments that the recognition rate for Class B targets is superior to that for Class A targets. This is because the characteristic frequencies of Class B targets are relatively more concentrated than that of Class A targets. Furthermore, the fact that the classification performance of using the cross-bispectrum is superior to that of using the bispectrum is in coincidence with the fact that the performance of the joint processing of pressure and particle velocity is superior to that of the single processing of pressure or particle velocity.

Key words: acoustic vector signal; bispectrum; cross-bispectrum; feature extraction; LMBPNN

1 引言

依据高阶统计量^[1-3]理论, 双谱^[4,5]具有增强基频信号抑制高斯噪声的能力, 而互双谱^[6]不仅具有抑制高斯噪声还具有抑制非相关的非高斯噪声的能力, 在环境噪声假设为各向同性噪声前提下, 结合矢量水听器声压和振速通道所接收的目标信号的相关性以及环境噪声的不相关性, 更有益于抑制噪声, 从

而增强目标线谱特征。互双谱在声矢量信号处理中的应用实现了基于高阶统计量的声压振速联合信号^[7]处理, 从而充分利用了矢量水听器同时拾取的声场中的声压和各个方向上的振速信息, 更有利于解决低信噪比条件下的目标特征提取与识别问题。

2 声矢量信号高阶谱估计算法

在实际信号处理中, 只能根据有限的测量数据得到信号的高阶谱估计。如同功率谱估计被分为非参数化和参数化两类方法一样, 高阶谱估计也分为非参数化和参数化两种方法, 非参数化方法包括直

收稿日期: 2007-10-18; 修回日期: 2008-02-10

作者简介: 李思纯 (1963-), 女, 博士研究生, 副教授, 研究方向为水声信号处理, 被动目标特征提取, 目标识别。

通讯作者: 李思纯, E-mail: sichun2@yahoo.com.cn

接法和间接法。文中提出了声矢量信号三阶谱(又称双谱)和三阶互谱(又称互双谱)估计直接法。

2.1 二维声矢量信号理论模型

假设二维矢量水听器测量的声场中的声压和振速各分量信号分别为:

$$\begin{cases} p(t) = p_s(t) + n_p(t) \\ v_x(t) = \cos\phi \sin\theta \cdot p_s(t) + n_{vx}(t) \\ v_y(t) = \sin\phi \sin\theta \cdot p_s(t) + n_{vy}(t) \end{cases} \quad (1)$$

通过 Givens 变换^[8]可实现振速传感器指向性电子旋转^[9-10],从而可得到合成振速。

$$\begin{aligned} v(t) &= v_x(t) \cos\Psi + v_y(t) \sin\Psi \\ &= p_x(t) \cos(\phi - \Psi) \sin\theta + n_{vx}(t) \cos\Psi + n_{vy}(t) \sin\Psi \end{aligned} \quad (2)$$

式中, Ψ 为“水平引导方位角”。

2.2 声矢量信号双谱估计直接法

假设声压和合成振速的长度均为 N , 则声压和振速双谱估计直接法的具体步骤如下:

步骤 1: 将声压信号 $\{p(1), \dots, p(N)\}$ 和振速信号 $\{v(1), \dots, v(N)\}$ 各分成 K 段, 每段有 M 个样点, 即 $N = KM$, 每段数据减去该段数据的均值。分段可以重叠, 如有必要, 也可对每段数据补零以便得到 FFT 的通用长度 M 。

步骤 2: 令 $\{p^{(k)}(m), v^{(k)}(m)\}, m=0, 1, \dots, M-1$ 分别表示声压和振速信号的第 k 段数据, 计算每段数据的 DFT 系数, 即

$$\begin{aligned} P^{(k)}(\lambda) &= \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} p^{(k)}(m) \exp(-j2\pi m\lambda/M) \\ V^{(k)}(\lambda) &= \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} v^{(k)}(m) \exp(-j2\pi m\lambda/M) \end{aligned} \quad (3)$$

式中, $\lambda=0, 1, \dots, M/2, k=0, 1, \dots, K$

步骤 3: 计算 DFT 系数的三重相关, 得到每段数据的双谱估计, 即

$$\begin{aligned} \hat{B}_p^{(k)}(\lambda_1, \lambda_2) &= \frac{1}{\Delta_0^2} \sum_{k_1=-L_1}^{L_1} \sum_{k_2=-L_1}^{L_1} P^{(k)}(\lambda_1+k_1) P^{(k)}(\lambda_2+k_2) P^{(k)*}(\lambda) \\ \hat{B}_v^{(k)}(\lambda_1, \lambda_2) &= \frac{1}{\Delta_0^2} \sum_{k_1=-L_1}^{L_1} \sum_{k_2=-L_1}^{L_1} V^{(k)}(\lambda_1+k_1) V^{(k)}(\lambda_2+k_2) V^{(k)*}(\lambda) \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\lambda = \lambda_1 + \lambda_2 + k_1 + k_2, 0 \leq \lambda_2 \leq \lambda_1, \lambda_1 + \lambda_2 \leq f_s/2, f_s$ 为采样频率, $\Delta_0 = f_s/N_0$ 是频率样本之间的间隔, N_0 和 L_1 满足 $M = (2L_1 + 1)N_0$ 。

步骤 4: 声压和振速信号的双谱估计分别由 K 段双谱估计 $\hat{B}_p^{(k)}(\omega_1, \omega_2), \hat{B}_v^{(k)}(\omega_1, \omega_2)$ 的统计平均得

到, 即

$$\begin{aligned} \hat{B}_p^{(k)}(\omega_1, \omega_2) &= \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \hat{B}_p^{(k)}(\omega_1, \omega_2) \\ \hat{B}_v^{(k)}(\omega_1, \omega_2) &= \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \hat{B}_v^{(k)}(\omega_1, \omega_2) \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $\omega_1 = (2\pi f_s \lambda_1)/N_0, \omega_2 = (2\pi f_s \lambda_2)/N_0$ 。

2.3 声矢量信号互双谱估计直接法

研究声矢量信号互双谱估计算法的出发点是希望将高阶谱与互谱优势相结合, 从而实现基于高阶统计量^[5-6]的声压振速联合信号处理, 以充分利用矢量传感器同时拾取的声场中的声压和振速信息, 以及高阶谱抑制高斯噪声的能力, 更好地实现目标本质特征的提取。

假设声压和合成振速的长度均为 N , 则声压和振速互双谱估计直接法的具体步骤如下:

步骤 1: 将声压信号 $\{p(1), \dots, p(N)\}$ 和振速信号 $\{v(1), \dots, v(N)\}$ 各分成 K 段, 每段有 M 个样点, 即 $N = KM$, 分段可以重叠, O 表示重叠率, 则重叠样点数为 $M \times O$, 设 $M_1 = M - M \times O$, 则 $K = (N - M \times O)/M_1$, 声压和振速信号的第 k 段数据如式(6)所示。

$$\begin{aligned} p^{(k)}(m) &= p(m + (k-1) \times M_1) \\ v^{(k)}(m) &= v(m + (k-1) \times M_1) \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $m=0, 1, \dots, M-1, k=1, 2, \dots, K$ 。

步骤 2: 求每段数据的均值, 使非零均值的数据通过减去均值变成零均值的数据, 即

$$\begin{aligned} p^{(k)}(m) &= p^{(k)}(m) - \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} p^{(k)}(m) \\ v^{(k)}(m) &= v^{(k)}(m) - \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} v^{(k)}(m) \end{aligned} \quad (7)$$

式中, $k=1, 2, \dots, K$ 。

步骤 3: 计算每段数据的 DFT 系数, 即

$$\begin{aligned} P^{(k)}(\lambda) &= \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} p^{(k)}(m) \exp(-j2\pi m\lambda/M) \\ V^{(k)}(\lambda) &= \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} v^{(k)}(m) \exp(-j2\pi m\lambda/M) \end{aligned} \quad (8)$$

式中, $\lambda=0, 1, \dots, M/2, k=1, 2, \dots, K$ 。

步骤 4: 计算 DFT 系数的三重互相关, 得到每段数据的互双谱估计, 即

$$\begin{aligned} \hat{B}_{ppv}^{(k)}(\lambda_1, \lambda_2) &= \frac{1}{\Delta_0^2} \sum_{k_1=-L_1}^{L_1} \sum_{k_2=-L_1}^{L_1} P^{(k)}(\lambda_1+k_1) V^{(k)}(\lambda_2+k_2) P^{(k)*}(\lambda) \\ \hat{B}_{vpp}^{(k)}(\lambda_1, \lambda_2) &= \end{aligned}$$

$$\frac{1}{\Delta_0^2} \sum_{k_1=-L_1}^{L_1} \sum_{k_2=-L_1}^{L_1} V^{(k)}(\lambda_1+k_1)P^{(k)}(\lambda_2+k_2)V^{(k)*}(\lambda) \quad (9)$$

式中, $\lambda=\lambda_1+\lambda_2+k_1+k_2, 0 \leq \lambda_2 \leq \lambda_1, \lambda_1+\lambda_2 \leq f_s/2, f_s$ 为采样频率, $\Delta_0=f_s/N_0$ 是频率样本之间的间隔 N_0 和 L_1 满足 $M=(2L_1+1)N_0$ 。

步骤 5: 声压和振速信号的互双谱估计分别由 K

段互双谱估计 $\hat{B}_{pp}^{(k)}(\omega_1, \omega_2), \hat{B}_{vp}^{(k)}(\omega_1, \omega_2)$ 的统计平均得到, 即

$$\hat{B}_{pp}^{(k)}(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \hat{B}_{pp}^{(k)}(\omega_1, \omega_2)$$

$$\hat{B}_{vp}^{(k)}(\omega_1, \omega_2) = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^K \hat{B}_{vp}^{(k)}(\omega_1, \omega_2) \quad (10)$$

式中, $\omega_1=(2\pi f_s \lambda_1)/N_0, \omega_2=(2\pi f_s \lambda_2)/N_0$ 。

3 算法应用

利用声矢量信号双谱与互双谱估计直接法分别对两类(简称 A 类和 B 类)水中目标进行特征提取。

A 类, 原始数据的采样频率为 10kHz, 分析信号的样本长度为 100000 点, 历时 10s, 信噪比大于 6dB。计算双谱和互双谱时, 首先对原始数据进行降采样处理, 使采样频率降为 1000Hz, 样本长度降为 10000 点, 将该样本划分为 10 段, 每段长为 1000 点, 每段数据重叠 50%。积分时间 1s, 平均次数 10。

B 类, 所用原始数据的采样频率为 3125Hz, 分析信号的样本长度为 31250 点, 历时 10s, 信噪比大于 6dB。计算双谱和互双谱时, 首先对原始数据进行降采样处理, 使采样频率降为 1041Hz, 样本长度降为 10410 点, 将该样本划分为 10 段, 每段长为 1041 点, 每段数据重叠 50%。积分时间 1s, 平均次数 10。

A、B 两类截取的低频段 $0 < f_1, f_2 \leq 500\text{Hz}$ 归一化双谱和互双谱分别如图 1~4 所示。

从三维双谱和互双谱幅度谱图中可明显观测到增强的基频信号。A 类目标基频信号频率为 47Hz, 其频谱特征具有明显的高次谐波, 如 94Hz, 141Hz 等。其线谱分布于 430Hz 以下范围内。B 类目标基频信号频率为 53Hz, 其线谱比较集中, 主要分布于 120Hz 以下范围内。互双谱幅度谱图中的线谱比双谱幅度谱图中的线谱较为清晰。

从双谱与互双谱对角切片中各提取 20 个幅度极大值所对应的频点组成 LMBP^[11]神经网络的输入向量集, 对 A、B 两类目标进行分类识别。实验中, 训

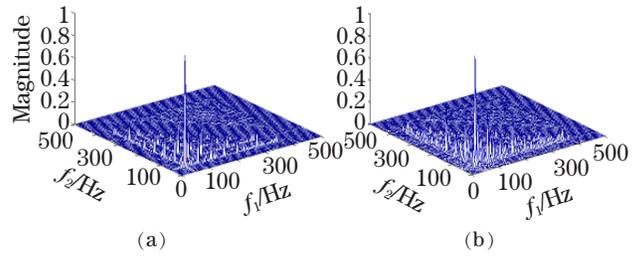


图 1 归一化双谱(A 类), (a)声压, (b)振速

Fig.1 Normalized bispectrum (Class A), (a) is pressure, (b) is particle velocity

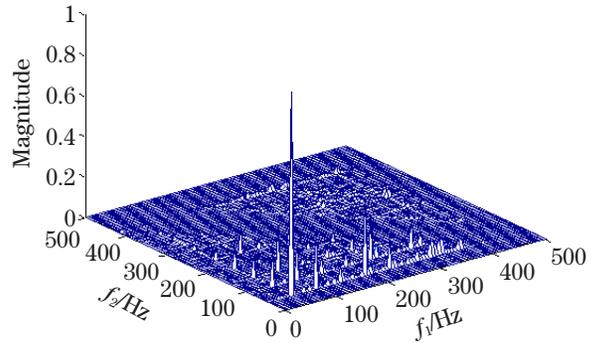


图 2 归一化声压与振速互双谱(A 类)

Fig.2 Normalized cross-bispectra of pressure and particle velocity (Class A)

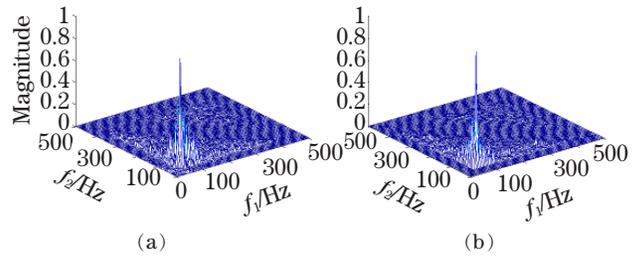


图 3 归一化双谱(B 类), (a)声压, (b)振速

Fig.3 Normalized bispectrum (Class B), (a) is pressure, (b) is particle velocity

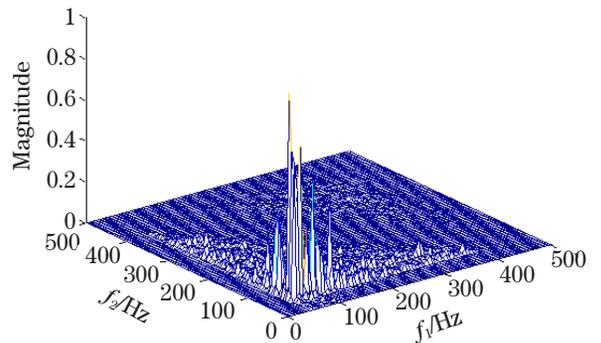


图 4 归一化声压与振速互双谱(B 类)

Fig.4 Normalized cross-bispectra of pressure and particle velocity (Class B)

练集样本个数为 60, 其中 A、B 两类各 30 个; 测试集样本个数为 72, 其中 A、B 两类各 36 个; 三层 LMBP 神经网络^[12]中, 输入层 40 个神经元, 隐含层 20 个神经元, 输出层 2 个神经元。分类结果分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 双谱特征分类结果

Table 1 Classification results for two targets based on bispectrum features

	识别率/%		
	A 类	B 类	平均
训练集	93.3	93.3	93.3
测试集	77.8	86.1	82.0

表 2 互双谱特征分类结果

Table 2 Classification results for two targets based on cross-bispectrum features

	识别率/%		
	A 类	B 类	平均
训练集	93.3	96.7	95.0
测试集	80.6	88.9	84.8

4 结论

本实验中, B 类目标识别率优于 A 类目标, 其原因是由于 B 类目标特征频率较集中, 而 A 类目标特征频率较分散所致。互双谱特征分类结果优于双谱特征分类结果与声压振速联合信号处理优于声压或振速单一信号处理相吻合。本文所提出算法进一步完善了高阶统计量在声矢量信号处理中的应用。

参 考 文 献

- [1] 张贤达. 时间序列分析--高阶统计量方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [2] MENDEL J M. Tutorial on higher-order statistics (spectra) in signal processing and system theory: theoretical results and some applications[J]. Proceedings of the IEEE, 1991, **79**(3): 278-305.
- [3] Editorial. Higher-order statistics[J]. Signal Processing, 1996, **53**: 89-91.
- [4] Richardson A M, Hodgkiss W S. Bispectral analysis of underwater acoustics data[J]. J. Acoust. Soc. Am., 1994, **96**(2): 828-837.
- [5] Collis W B, White P R, Hammond J K. Higher-order spectra: the bispectrum and trispectrum[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 1998, **12**(3): 375-394.
- [6] NIKIAS C L, MENDEL J M. Signal processing with higher-order spectra[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1993, **10**(3): 10-37.
- [7] 惠俊英, 刘宏, 余华兵, 等. 声压振速联合信息处理及其物理基础初探[J]. 声学学报, 2000, **25**(4): 303-307.
- [8] 张贤达. 信号处理中的线性代数[M]. 北京: 科学出版社, 1997.
- [9] 孙贵青. 矢量水听器检测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2001.
- [10] 李春旭. 声压、振速联合信息处理[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2000.
- [11] Singh Vijander, Gupta Indra, Gupta H O. ANN-based estimator for distillation using Levenberg-Marquardt approach[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2007, **20**(2): 249-259.
- [12] 朱大奇, 史慧. 神经网络原理及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2006.