

采用主分量分析的非合作水声通信信号调制识别

江伟华¹, 童峰¹, 王彬², 刘世刚²

(1. 厦门大学 水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室, 福建 厦门 361005; 2. 解放军信息工程大学, 河南 郑州 450002)

摘要: 由于信道传输特性、信噪比低等因素的影响, 非合作水声通信信号的调制识别极具挑战性。对信号功率谱、平方谱进行主分量分析, 提取代表不同类型调制信号特有信息的主分量作为特征参数, 从而降低特征参数维度、抑制噪声影响, 并在此基础上设计一种基于人工神经网络的水声通信信号调制方式分类器。海上实录信号数据的识别实验结果表明了该方法的有效性。

关键词: 声学; 水声通信信号; 谱特征; 调制识别; 主分量分析; 人工神经网络分类器

中图分类号: TN929.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1093(2016)09-1670-07

DOI: 10.3969/j.issn.1000-1093.2016.09.017

Modulation Recognition Method of Non-cooperation Underwater Acoustic Communication Signals Using Principal Component Analysis

JIANG Wei-hua¹, TONG Feng¹, WANG Bin², LIU Shi-gang²

(1. Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technology of Ministry of Education, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian, China;

2. The PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450002, Henan, China)

Abstract: The modulation classification of the non-cooperation underwater acoustic communication signals is extremely challenging due to channel transmission characteristics and low signal-to-noise ratio. The principal component analysis (PCA) is used to analyze the power spectra and square spectrum features of signals, which is capable of extracting the principal components associated with different modulated signals as input vector, thus reducing the feature dimension and suppressing the influence of noise. An artificial neural network (ANN) classifier is proposed for modulation recognition. The experimental modulation classification results obtained from field signals in 4 different underwater acoustic channels show that the proposed modulation recognition method has good classification performance.

Key words: acoustics; underwater acoustic digital modulated signal; spectrum feature; modulation recognition; principal component analysis; ANN classifier

0 引言

随着海洋权益维护、国防安全等领域信息获取和处理需求的不断提升, 非合作水声通信信号调制方式识别研究成为重要的研究课题。但由于非合作

水声通信信号受信道、噪声影响大^[1-2], 而目前无线领域常用的通信信号调制识别方法如基于信号瞬时域特征^[3-4]、基于小波变换方法^[5]、基于信号谱相关方法^[6]等, 往往需要较多的调制参数作为先验知识(如精确载波频率、初始相位、符号速率)。由于

收稿日期: 2015-11-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(11274259、11574258)

作者简介: 江伟华(1991—), 男, 博士研究生。E-mail: whjiang@stu.xmu.edu.cn;

童峰(1973—), 男, 教授, 博士生导师。E-mail: ftong@xmu.edu.cn

水声信道具有复杂的时间-空间-频率变化特性,使得上述这些先验知识在水声信号调制方式未知的情况下难以得到,给非合作水声通信信号的自动识别带来很大困难。

范海波等^[7]提出了一种基于谱特征的通信信号调制方式自动识别方法,从信号功率谱、平方谱中提取频谱形状和谱峰数的特征参数作为特征向量,在较低信噪比下仍具有很好的识别准确率。但是,与无线信道相比,在水声信道恶劣传输条件下功率谱、平方谱特征参数往往呈现出严重的不稳定性、随机性;同时,海洋背景噪声具有非高斯、非平稳特性,对识别性能造成严重影响。

主分量分析(PCA)是将多个变量化为少数几个综合变量来代替原始数据中较多变量的统计方法,已广泛应用于语音信号处理、数据压缩、模式识别等研究中^[8-10]。该方法不仅可以反映原始数据所提供的信息,而且可以达到高维数据降维、抑制噪声影响的目的,从而有效地解决高维特征的分类与识别问题。

水声通信信号功率谱、平方谱特征包含了调制特征,但具有较大的数据量和较高的维数,如果直接用来进行识别处理将需要难以承受的计算成本。提取功率谱、平方谱的形状特征参数可有效降低特征维数,但在较低信噪比条件下,谱形状特征易产生变化,从而对调制识别的性能造成影响。本文采用了PCA方法进行特征再提取,在保留原始数据所有信息的基础上对数据源进行降维处理,克服了传统的特征选择^[11]单纯删除原始数据某些维数所带来的信息量不全的缺陷。PCA方法通过创建一个替换、较小的变量集来“组合”特征的精华,原数据可以投影到该较小的集合中^[12-13]。PCA通过主分量的选取,可以从混合信号中去除干扰信号和噪声,不但可以高效地处理高维数据,还能达到一定的信噪分离效果^[14-15]。

人工神经网络(ANN)是一种广泛应用于模式识别、信号处理、时间序列预测等领域^[16-18]的识别器。本文基于对水声信号功率谱和平方谱特征的分析,采用PCA方法进行特征再提取,并利用ANN设计了一种具备二进制相移键控(BPSK)、正交相移键控(QPSK)、多进制频移键控(MFSK)等常用水声通信信号调制方式识别的自动识别器。为了验证本文方法的有效性,通过采用从4个不同海域的水声信道海上实录信号的调制识别结果表明,与传统的基于谱特征的特征提取方法相比,本文采用的方法识

别率高且具有较强的抗噪声能力。

1 PCA方法简介

PCA方法^[8-15]是多元统计理论中一种十分成熟的方法,其目的是在 n 维数据空间中确定 n 个正交矢量,在这些正交矢量方向上,原数据间的相关性将被消除。假设训练样本集合为 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_K\}$,每个训练样本可以用向量 $Y_i = (Y_{1i}, Y_{2i}, \dots, Y_{ni})$ 来表示。它可以看作 n 维空间中的一点,称此空间为原始特征空间 S 。训练样本中,同一类信号的训练样本在结构上有一定的相似性,因而在 n 维空间中,同一类信号的样本向量会聚集在较小的空间中。

如果以训练样本集的总体协方差矩阵作为PCA产生的矩阵,则所有训练样本的总体协方差矩阵为

$$S = E\{(Y - \mu)(Y - \mu)^T\} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (Y_i - \mu)(Y_i - \mu)^T = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \phi_j \phi_j^T = AA^T, \quad (1)$$

式中: $A = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_K]$; μ 为全体训练样本的均值。

S 满足下面的方程: $SV_m = \lambda_m V_m$,其中 $V_i^T V_j = \begin{cases} 1 & i=j \\ 0 & i \neq j \end{cases}$, V_m 为矩阵 S 的特征向量,也是主要分量的基, λ_m 为对应的特征值。

根据PCA理论,得到了一个从原始特征向量空间到新特征空间的线性变换:

$$Z_i = W^T Y_i, \quad i = 1, 2, \dots, K, \quad (2)$$

式中: W 为由 S 的特征向量构成的变换矩阵。

PCA方法构成了 n 个新向量,称为主分量 V_1, V_2, \dots, V_n 。主分量应满足:1)每个主分量是各个原变量的线性组合;2)各个主分量之间是正交的;3)经线性变换得到的 V_1 的方差最大, V_2 在满足与 V_1 正交的条件下方差最大,以此类推。与之对应的特征值为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$,且 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 。方差大的主分量含原变量的信息量大,所以 V_1 所含原变量的信息量最大,以此类推。一般情况下,前面几个主分量的方差贡献率已足以反映原变量的信息,这样就可以降低空间维数,突出有用信息,去除冗余信息。它的第一或前几个主分量包含了原始数据的绝大部分信息,而次分量则以噪声为主。因此,PCA方法不但可以高效地处理高维数据,还能达到一定

的信噪分离效果,通过选择合适的主分量进行数据重构就可以达到消除噪声的目的^[14-15]。

2 基于 PCA 的水声通信信号特征提取

2.1 信号功率谱的特征

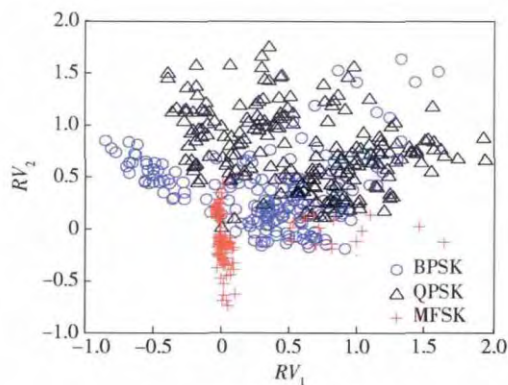
信号的功率谱表示信号功率随着频率的变化情况,频移键控信号与非频移键控信号在信号功率谱上有很大的不同,MFSK 信号在各调制频率上会出现明显的单频分量,这与相移键控(PSK)信号无离散谱线的单峰有着明显的区别。因此,以信号功率谱的形状作为特征可以识别出 MFSK 调制,如 R 参数^[18]反应信号功率谱包络的变化程度。本文考虑在无先验知识的条件下,运用 PCA 方法从信号功率谱的训练样本中提取出主分量,选择方差贡献率较大的两个主分量 RV_1 、 RV_2 作为新的特征空间,这样可以得到信号新的特征参数。

图 1(a) 和图 1(b) 分别为对 4 个不同的浅海水声信道获取的水声调制信号进行功率谱形状分析获取的参数 $u^2-\delta^2$ ^[19-20] 二维图和 PCA 获取的主分量参数 RV_1 - RV_2 二维图。从图 1(a) 中 RV_1 、 RV_2 值的分布情况可知,参数 RV_1 、 RV_2 能够较好地信号分为两类:MFSK、PSK 信号。对比图 1(a) 和图 1(b) 的二维参数分布情况可看出,相比谱形状特征提取方法,PCA 方法能更好地区分 MFSK、PSK 信号。因此,本文将主分量参数 RV_1 、 RV_2 作为功率谱的特征参数进行 MFSK 和 PSK 信号的调制识别。

2.2 信号平方谱的特征

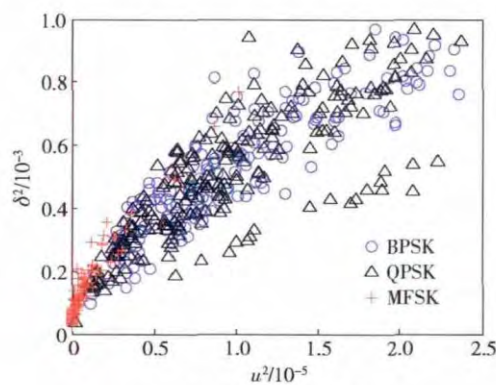
信号平方谱^[19]为信号平方后的功率谱。信号平方运算会产生很强的零频分量,所以首先要去掉功率谱的直流成分。信号平方谱反应了信号平方后的频率在功率谱上的表现。BPSK 经过平方变换后会在对应 2 倍载频位置上出现一条离散谱线,而 QPSK 信号的平方谱则无离散谱线的单峰。因此,BPSK、QPSK 平方谱具有明显的不同特征,可通过信号平方谱实现对信号的识别。

由于理想的矩形基带脉冲的冲激响应拖尾长,占用带宽大,容易产生码间干扰,所以在实际水声通信中,PSK 信号通常调制采用脉冲成形技术。为了消除成形滤波器对信号幅度的影响,本文首先通过瞬时幅度对信号进行归一化。包络归一化处理可以消除成型滤波器对调相信号(如 PSK)的影响,却不会影响其调制信息^[21]。基于这样的原理,文献[22]中通过设定闭值 $th1$ 根据大于 $th1$ 门限值的二次方功率谱谱峰数目 N 对 BPSK 和 QPSK 信号进行类内



(a) RV_1 - RV_2 参数二维图

(a) Two-dimensional figure of parameter RV_1 - RV_2



(b) u^2 - δ^2 参数二维图

(b) Two-dimensional figure of parameter u^2 - δ^2

图 1 水声通信信号功率谱特征提取参数二维图

Fig. 1 Two-dimensional diagrams of parameters

识别。

为了提取平方谱的频率分量,对平方谱归一化后,用正交基内积法对平方谱进行滑动窗的拟合处理,得到拟合曲线后采用平方谱数据减去拟合曲线得到瞬变谱,并以此作为谱峰判决的依据^[23]。其中平方谱的谱峰数 SN 为瞬变谱中大于设定门限的谱峰数目。

本文运用 PCA 方法从信号平方谱的训练样本中提取出主分量,选择方差贡献率较大的两个主分量 NV_1 、 NV_2 作为新的特征空间,这样可以得到信号新的特征参数。

图 2(a) 和图 2(b) 分别为从 4 个不同的浅海水声信道获取的 BPSK、QPSK 水声通信信号进行平方谱的谱形状分析提取的参数 N - SN ^[20, 22-23] 二维图和 PCA 获取的主分量参数 NV_1 - NV_2 二维图。从图 2(a) 中的 BPSK 和 QPSK 信号的 NV_1 和 NV_2 值分布情况可知,参数 NV_1 和 NV_2 可较好地 BPSK 和 QPSK 信号进行区分。对比图 2(a) 和图 2(b) 的二维参数分布情况可看出,相比谱形状特征提取方法,PCA 方法能更好地区分 BPSK、QPSK 信号。本

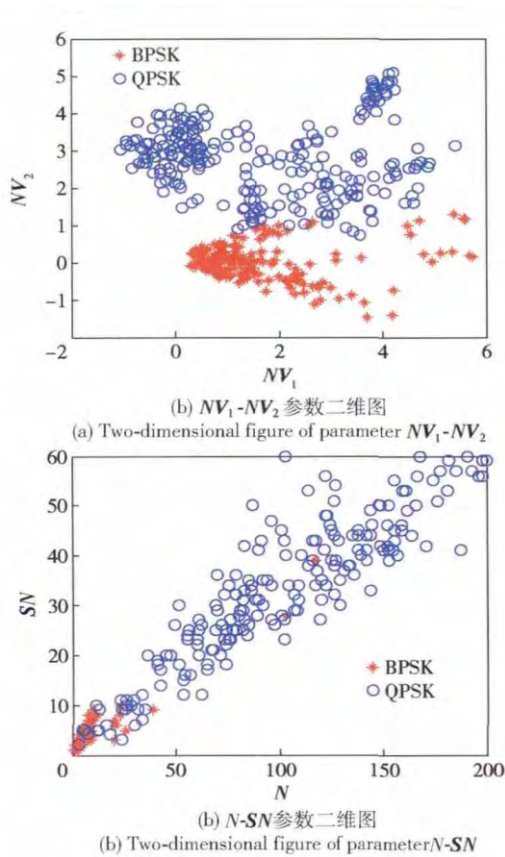


图 2 水声通信信号平方谱特征提取参数二维图

Fig. 2 Two-dimensional diagrams of parameters



图 3 基于 PCA 的神经网络调制识别系统示意图

Fig. 3 Flow chart of modulation recognition system

表 1 实验信道参数

Tab. 1 The parameters of four channels

信道	信道参数			
	水深/m	距离/m	接收信号信噪比/dB	多普勒频率/Hz
1	8	200	13	1.5
2	15	500	25	1.0
3	10	1 000	10	2.0
4	18	4 000	7	1.3

参数,可以看出 4 个实验信道均带有一定的多普勒,其中信道 3 由于实验水域海流速度较快,多普勒为 2.0 Hz,稍高于其他 3 个实验信道。图 4 给出了 4 个信道的冲激响应,从图 4 中可以看出,信道 2、信道 3 具有较为明显的多径,信道 1、信道 4 多径较为微弱 4 个实验信道具有不同类型的水声信道特性。

从 4 个不同信道获取的 720 个水声通信实验信

文采用主分量参数 NV_1 和 NV_2 作为信号平方谱的特征参数,作为区分 BPSK 和 QPSK 调制信号的特征参数。

3 识别器设计

本文识别器采用 3 层的反向传播(BP)人工神经网络^[24],隐层节点数为 10,设定训练迭代的终止条件为训练误差小于 0.001;并设计了如图 3 所示基于 ANN 的识别分类器。

网络训练达到稳定状态后,保留网络的权值用于后面的识别。一般采用 BP 普通算法时,收敛的速度较慢,因此本文采用 Levenberg-Marquardt 优化算法^[25],该算法精确度高,稳定性好,收敛速度快。

4 实验与分析

4.1 实验设置

为验证本文水声调制识别方案的有效性,采用从某 4 个不同海域的水声信道(本文中分别以信道 1、信道 2、信道 3、信道 4 表示)获取的水声通信实验信号数据进行调制识别实验。表 1 给出了 4 个不同水域实验信道的具体参数,实验中接收和发射船都处于静止状态,接收信号信噪比为平均信噪比。表 1 中同时给出了表征信道时变的多普勒频偏

号具有以下 3 类调制类型: BPSK、QPSK、MFSK,其中: MFSK(包括 2FSK、4FSK、8FSK)信号 268 个, QPSK 信号 249 个, BPSK 信号 203 个。信号样本的采样率 96 kHz, 16 bit 量化。表 2 中给出了水声通信信号数据样本中各种调制信号的调制参数。

表 2 水声通信信号调制参数

Tab. 2 Modulation parameters

调制类别	调制信息	
	载波频率/kHz	符号速率/(bit·s ⁻¹)
MFSK	15.5, 16.0	187.5
		93.7
		53.6
QPSK	15.0, 16.0	3 200.0
		1 600.0
BPSK	15.0, 16.0	3 200.0
		1 600.0

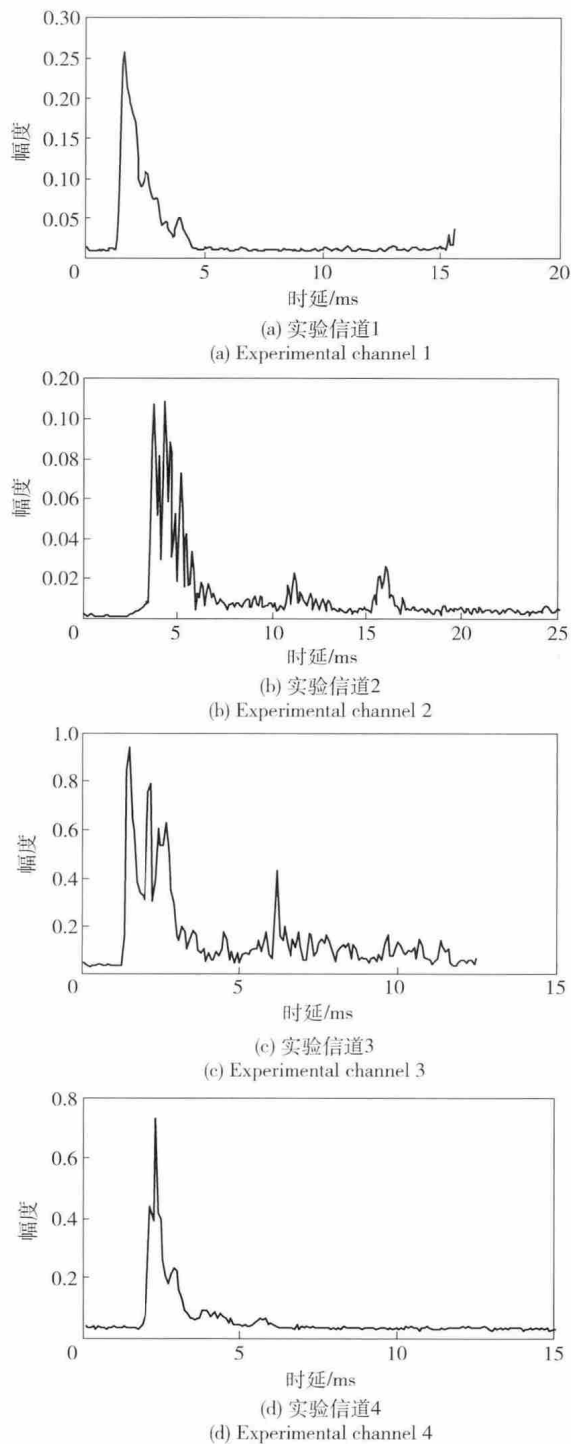


图 4 实验信道冲激响应

Fig. 4 The impulse responses of the experimental channels

海上实验系统包括了信号发射和接收部分: 发射部分包括调制信号产生、功率放大, 最后通过换能器发射信号; 接收部分包括接收换能器接收信号后经前置放大、带通滤波预处理后通过模拟数字采集卡转换为数字信号送入计算机中进行离线处理。通过对采集到的水声通信信号进行功率谱、平方谱特

征提取, 并运用 PCA 对谱特征参数进行再提取, 提取功率谱的主分量参数 RV_1 、 RV_2 以及平方谱的主分量参数 NV_1 和 NV_2 构成 4 维特征向量, 进行调制识别实验。

4.2 实验结果与分析

采用信号功率谱和信号平方谱的谱形状特征提取方法^[19-20, 22-23]和本文 PCA 方法结合 ANN, 进行非合作水声通信信号调制识别性能对比。

定义 T 为 ANN 训练样本数。从总样本库中分别随机选取 T 个 MFSK 信号, T 个 BPSK 信号, T 个 QPSK 信号作为训练集, 其余样本作为测试集。表 3 给出了在 ANN 训练样本数 $T = 50$ 条件下, 谱形状特征和 PCA 特征的调制识别结果。表 4 则给出了在 ANN 训练样本数 $T = 100$ 条件下, 谱形状特征和 PCA 特征的调制识别结果。

表 3 $T = 50$ 时特征提取的识别率Tab. 3 Recognition rates of different features for $T = 50$

调制方式	特征提取方法	信号类别		
		BPSK	QPSK	MFSK
BPSK	谱形状	89.88	3.45	6.67
	PCA	90.37	1.57	8.06
QPSK	谱形状	7.41	88.99	3.60
	PCA	3.17	94.61	2.22
MFSK	谱形状	7.83	1.55	90.62
	PCA	4.15	1.22	94.63

表 4 $T = 100$ 时特征提取的识别率Tab. 4 Recognition rates of different features for $T = 100$

调制方式	特征提取方法	信号类别		
		BPSK	QPSK	MFSK
BPSK	谱形状	91.49	2.68	5.83
	PCA	92.80	1.20	6.00
QPSK	谱形状	4.72	92.44	2.84
	PCA	2.14	95.88	1.98
MFSK	谱形状	6.95	1.07	91.98
	PCA	3.15	0.72	96.13

从表 3 和表 4 中可以看出: 当 $T = 50$ 时, 通过谱形状特征提取方法, 调制信号的正确识别率较低, 除了 MFSK 外, BPSK、QPSK 的调制方式的识别率都小于 90%; 而对于 PCA 方法, 调制信号的正确识别率较高, BPSK、QPSK、MFSK 的调制方式的识别率都大

于 90% ,且都高于谱形状特征提取方法。特别是 QPSK 信号的识别率提高了 5.62%。当 $T = 100$ 时,谱形状特征提取方法的正确识别率虽得到了明显的改善,但仍低于 PCA 方法的识别率。以上说明在不同的训练样本下,PCA 方法的识别性能明显优于谱形状特征提取方法。

进一步挑选原始信噪比较高的信道 2 信号样本叠加海上实录噪声进行不同信噪比下的识别性能对比分析。图 5 给出了训练样本数 $T = 30$ 时,谱形状特征提取方法和 PCA 方法在不同信噪比情况下,实验信道 2 的 BPSK、QPSK、MFSK 信号识别结果。从图 5 中可看出,随着信噪比的下降,PCA 方法识别率虽呈下降趋势,但总体上识别率的下降趋势较缓。

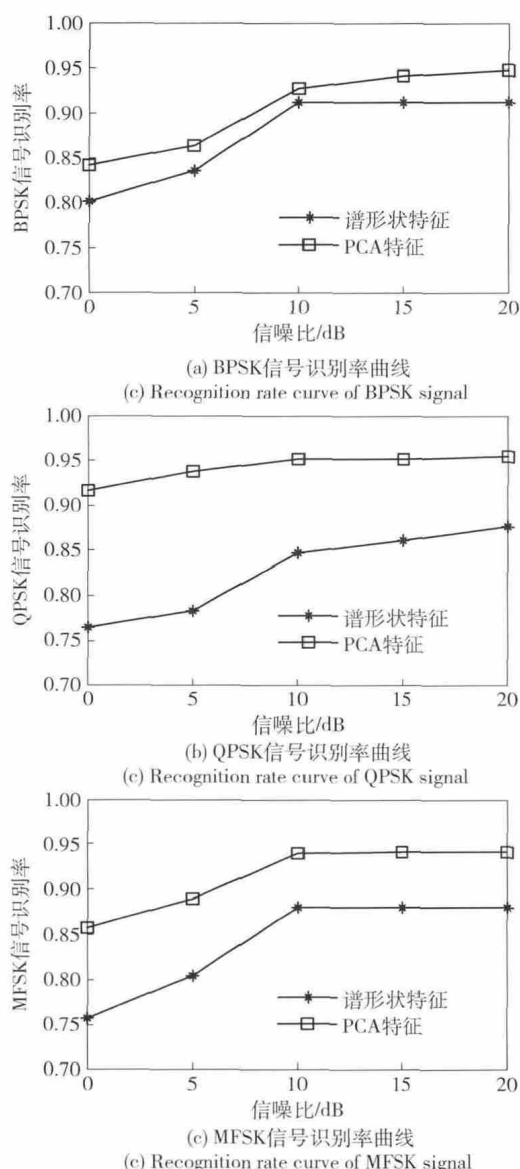


图 5 不同信噪比条件下的水声通信信号识别性能曲线

Fig.5 Recognition performance of underwater acoustic communication signals under different SNRs

而谱形状特征提取方法在较高信噪比条件下,虽识别率的下降趋势较缓,但随着信噪比的下降,信号的识别率下降明显。特别是在信噪比 0 dB 时对于 QPSK 信号,PCA 方法识别率比谱形状特征提取方法高了 15.13%,表明 PCA 方法的噪声容忍性能明显优于谱形状特征提取方法。

5 结论

针对非合作水声通信信号调制的识别困难,本文提出了一种基于 PCA 的水声通信信号调制识别方法,该方法运用 PCA 对功率谱、平方谱特征参数进行再提取,提取主分量参数构成 4 维特征向量,利用 ANN 调制识别分类器对 BPSK、QPSK 和 MFSK 3 种常见水声通信调制信号进行调制识别测试。实验结果初步表明,本文方法的识别性能及抗噪声性能均优于传统方法。考虑到本文实验中接收和发射船均处于静止状态,仅存在海流造成的轻微多普勒效应,在较为明显多普勒效应下的识别性能评估将在下一步工作中开展。

参考文献(References)

[1] Wu Z, Yang T C, Liu Z, et al. Modulation detection of underwater acoustic communication signals through cyclostationary analysis [C]//2012 Military Communications Conference. Orlando, FL: IEEE, 2012.

[2] Li X, Han Q, Liu Z, et al. Novel modulation detection scheme for underwater acoustic communication signal through short-time detailed cyclostationary features [C]//2014 IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Xi'an, Shaanxi: IEEE, 2014: 624 - 629.

[3] Nandi A K, Azzouz E E. Automatic analogue modulation recognition [J]. Signal Processing, 1995, 46(2): 211 - 222.

[4] Nandi A K, Azzouz E E. Algorithms for automatic modulation recognition of communication signals [J]. IEEE Transactions on Communications, 1998, 46(4): 431 - 436.

[5] Swami A, Sadler B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulates [J]. IEEE Transactions on Communications, 2000, 48(3): 416 - 429.

[6] Gardner W A, Spooner C M. Cyclic-spectral analysis for signal detection and modulation recognition [C]//1988 Military Communications Conference. San Diego, CA: IEEE, 1988: 419 - 424.

[7] 范海波, 杨志俊, 曹志刚. 卫星通信常用调制方式的自动识别 [J]. 通信学报, 2004, 25(1): 140 - 149.
FAN Hai-bo, YANG Zhi-jun, CAO Zhi-gang. Automatic recognition for com2mon used modulations in satellite communication [J]. Journal of China Institute of Communications, 2004, 25(1): 140 - 149. (in Chinese)

[8] 刘明骞, 李兵兵, 赵雷. 数字调制信号识别的特征参数优化

- 方法[J]. 计算机科学, 2011, 38(11): 79-82.
- LIU Ming-qian, LI Bing-bing, ZHAO Lei. Feature optimization for digital modulation signals recognition [J]. Computer Science, 2011, 38(11): 79-82. (in Chinese)
- [9] 董建超, 杨铁军, 李新辉, 等. 主分量分析在激励源识别中的应用研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(24): 157-163.
- DONG Jian-chao, YANG Tie-jun, LI Xin-hui, et al. Applications of principal component analysis in excitation source identification [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(24): 157-163. (in Chinese)
- [10] Tong F, Tso S K, Hung M Y Y. Impact-acoustics-based health monitoring of tile-wall bonding integrity using principal component analysis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 294(S1/S2): 329-340.
- [11] Liu H, Yu L. Toward integrating feature selection algorithms for classification and clustering [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005, 17(3): 491-502.
- [12] Soares-Filho W, de Seixas J M, Caloba L P. Principal component analysis for classifying passive sonar signals [C]//The 2001 IEEE International Symposium on Circuits and System. Sydney, NSW: IEEE, 2001: 592-595.
- [13] 魏鑫, 李钢虎, 王志强. 基于小波包与 PCA 方法对水下目标识别研究[J]. 计算机仿真, 2011, 28(8): 8-11.
- WEI Xin, LI Gang-hu, WANG Zhi-qiang. Underwater target recognition based on wavelet packet and principal component analysis [J]. Computer Simulation, 2011, 28(8): 8-11. (in Chinese)
- [14] 洪先成, 张国毅, 李冬梅, 等. 多特征融合的雷达信号脉内调制识别[J]. 信息与电子工程, 2011, 9(5): 551-555.
- HONG Xian-cheng, ZHANG Guo-yi, LI Dong-mei, et al. Fusion of characters for intra-pulse modulation recognition of radar signal [J]. Information and Electronic Engineering, 2011, 9(5): 551-555. (in Chinese)
- [15] 常威威, 郭雷, 刘坤, 等. 基于主分量分析的高光谱遥感数据噪声消除方法[J]. 计算机测量与控, 2009, 17(6): 1070-1072.
- CHANG Wei-wei, GUO Lei, LIU Kun, et al. Denoising of hyperspectral data based on wavelet transform and principal component analysis [J]. Computer Measurement & Control, 2009, 17(6): 1070-1072. (in Chinese)
- [16] Haykin S O. Neural networks and learning machine [M]. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2008.
- [17] Ripley B D. Pattern recognition and neural networks [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2008.
- [18] 梁传建, 杨国来, 王晓锋. 基于神经网络和遗传算法的火炮结构动力学优化[J]. 兵工学报, 2015, 36(5): 789-794.
- LIANG Chuan-jian, YANG Guo-lai, WANG Xiao-feng. Structural dynamics optimization of gun based on neural networks and genetic algorithms [J]. Acta Armamentarii, 2015, 36(5): 789-794. (in Chinese)
- [19] Chan Y T, Gadboi L G. Identification of the modulation type of a signal [J]. Signal Processing, 1989, 16(2): 149-154.
- [20] 江伟华, 曹秀岭, 童峰. 采用支持向量机的水声通信信号调制识别方法[J]. 厦门大学学报: 自然科学版, 2015, 54(4): 534-539.
- JIANG Wei-hua, CAO Xiu-ling, TONG Feng. Modulation recognition method of underwater acoustic communication signals using SVM [J]. Journal of Xiamen University: Natural Science, 2015, 54(4): 534-539. (in Chinese)
- [21] 黄如容. 数字信号调制方式识别方法的设计与实现 [D]. 成都: 西南交通大学, 2012: 8-10.
- HUANG Ru-rong. Design and realization of a method of automatic modulation recognition of digital signals [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012: 8-10. (in Chinese)
- [22] 刘芳. 基带通信信号参数估计-调制识别及解调 [D]. 济南: 山东大学, 2007: 40.
- LIU Fang. Parameter estimation, modulation recognition and demodulation of communication signals on baseband [D]. Jinan: Shandong University, 2007: 40. (in Chinese)
- [23] 童峰, 陆信人, 方世良. 水声目标识别中一种轴频提取方法[J]. 声学学报, 2004, 29(5): 398-402.
- TONG Feng, LU Ji-ren, FANG Shi-liang. A method to estimate the propeller shaft rate in underwater acoustic vessel classification [J]. Acta Acustica, 2004, 29(5): 398-402. (in Chinese)
- [24] 卢言利, 穆景阳. 基于遗传 BP 神经网络的隐身涂层老化性能评价模型[J]. 兵工学报, 2015, 36(8): 1580-1586.
- LU Yan-li, MU Jing-yang. Evaluation model of aging properties of stealth coatings based on genetic BP neural network [J]. Acta Armamentarii, 2015, 36(8): 1580-1586. (in Chinese)
- [25] 王波雷, 马孝义, 郝晶晶. 基于 L-M 优化算法的喷头射程神经网络预测模型[J]. 农业机械学报, 2008, 39(5): 35-40.
- WANG Bo-lei, MA Xiao-yi, HAO Jing-jing. Prediction of sprinker nozzle range based on L-M optimized algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2008, 39(5): 35-40. (in Chinese)