【引用格式】殷高翔，方涛，王彪，等. 联合特征提取水声通信信号调制识别方法[J]. 数字海洋与水下攻防，2025，8（5）：547-558.

联合特征提取水声通信信号调制识别方法

殷高翔，方　涛*，王　彪，刘　彪
（江苏科技大学 海洋学院，江苏 镇江 212000）

摘　要　为提高复杂水声信道环境下非合作数字通信信号的调制识别准确率，针对水声通信中常见的 MPSK（M=2，4，8），2FSK，4FSK 和 OOK 等典型信号开展调制识别研究。提出一种联合特征提取方法，通过结合连续小波变换与频域分析提取多种时频域特征；针对水声通信中 MPSK 类内识别难题，创新性地提出基于 K-means 的似然类内识别方法，有效克服了水声环境下星座图未知带来的识别障碍。实验结果表明：在典型水声信道条件下，信噪比高于–5 dB 时，MPSK，2FSK，4FSK 及 OOK 信号的总体识别率达到 93.2%；信噪比高于 5 dB 时，MPSK 信号的类内识别率可达 96.5%。所提出的识别框架针对水声通信环境特点进行了优化，在低信噪比条件下展现出优异的鲁棒性和识别性能，为复杂水声非合作通信场景中的调制识别提供了有效解决方案。

关键词　调制识别；特征提取；星座图；最大似然；水声通信
中图分类号　TN97　　**文献标识码**　A　　**文章编号**　2096-5753(2025)05-0547-12
DOI　10.19838/j.issn.2096-5753.2025.05.004

A Joint Feature Extraction Method for Modulation Recognition in Underwater Acoustic Communication Signals

YIN Gaoxiang，FANG Tao*，WANG Biao，LIU Biao
（Ocean College，Jiangsu University of Science and Technology，Zhenjiang 212000，China）

Abstract　To enhance the modulation recognition accuracy of non-cooperative digital communication signals in complex underwater acoustic channels，this study focuses on the modulation recognition of typical signals commonly encountered in underwater acoustic communication，including MPSK（M=2，4，8），2FSK，4FSK，and OOK. A joint feature extraction method is proposed，which combines continuous wavelet transform with frequency domain analysis to extract multiple time-frequency domain features. Addressing the challenge of intra-class recognition for MPSK in underwater acoustic communication，an innovative likelihood-based intra-class recognition method utilizing K-means clustering is introduced，effectively overcoming the recognition obstacles caused by unknown constellation diagrams in underwater environments. The experimental results demonstrate that under typical underwater acoustic channel conditions，the overall recognition rate of MPSK，2FSK，4FSK，and OOK signals reaches 93.2% when the signal-to-noise ratio exceeds –5 dB. Furthermore，the intra-class recognition rate of MPSK signals achieves 96.5% when the signal-to-noise ratio surpasses 5 dB. The proposed recognition framework is

收稿日期：2025-07-17
作者简介：殷高翔（2000-），男，硕士生，主要从事水声通信研究。
*通信作者：方涛（1992-），男，博士，讲师，主要从事水声信号感知研究。
基金项目：国家自然科学基金“多域智能水声抗干扰通信技术研究”（62571219）；江苏省基础研究计划自然科学基金——青年基金项目“多海洋环境要素影响下的非合作水声通信信号识别特征增强机理研究”（BK20241014）。

optimized for the characteristics of underwater acoustic communication environments, exhibiting excellent robustness and recognition performance under low SNR conditions, thereby providing an effective solution for modulation recognition in complex non-cooperative underwater acoustic communication scenarios.

Key words modulation identification; feature extraction; constellation diagrams; maximum likelihood; underwater acoustic communication

0 引言

随着通信技术的不断发展，对水声通信信号的调制识别引起了研究人员的重视，调制识别在民用以及军事上都发挥着重要的作用，在民用领域可用于频谱管理，在军事领域可用于信号监视等。调制识别是信号参数估计、盲解调以及信号加扰的重要基础，在未来电子战中可以发挥重要作用。尤其在水声通信领域，由于信道存在多径干扰、频率扩展和严重的信噪比波动，使得准确识别调制方式成为保障可靠通信的关键技术之一。

近年来，国内外研究学者已经发表许多调制识别方面的文章。这些文章的研究思路一般从以下 2 个方面展开，一方面是水声通信信号的特征提取技术，另一方面是调制识别的分类器技术。

在特征提取上，最早由 NANDI 和 AZZOUZ 提出基于信号瞬时特征[1-3]的调制识别方法，但是该类方法提取特征时可能会需要载频等先验信息。信号的连续小波变换（Continuous Wavelet Transform，CWT）也是用得较多的水声通信信号特征提取方法，HONG 和 HO 等人[4]推导了 MFSK、MPSK 以及 QAM 等通信信号的 CWT 结果，成功实现了 MPSK 信号的调制识别。HASSAN 等人[5]在此基础上继续推导了 MASK 的 CWT，得出的结果与 QAM 相似。基于 CWT 的调制识别方法尽管在类间识别上性能较好，但是在 MPSK 以及 MFSK 的类内识别上效果一般。然而，CWT 方法在面对水声信道中常见的多径干扰、频率漂移和非平稳噪声背景时，表现出明显的特征模糊和时频泄漏现象，导致其对星座扰动和高阶调制信号的识别准确率下降，尤其在低信噪比条件下易出现误判。通过研究信号的高阶统计（Higher Order Statistics，HOS）特性来提取矩和累积量作为特征从而实现水声通信信号调制识别是目前应用较多的方法。SWAMI 和 SADLER 等人[6]基于四阶的高阶累积量的特征完成了 MPSK、QAM 等通信信号的识别，结果表明基于高阶累积量的方法能够在较低信噪比下完成 MPSK 等通信信号的类内识别，并且验证了在存在载波相位和频率偏移的情况下依然具有较强的鲁棒性，但是高阶累积量的计算同样需要先验信息。水声通信信道的非高斯性和非平稳性特征也使得选择稳定可靠的特征尤为关键，因此提升特征的抗噪声能力和信道适应性已成为研究重点。此外，HOS 方法虽然具有一定的抗噪声能力，但在实际环境中由于信号非平稳性强、样本窗口限制等因素，其特征估计误差较大，鲁棒性和可重复性在不同信道条件下不易保持，且计算复杂度高、对样本数量敏感，难以部署于实时识别系统。

近年来，也有学者研究利用 GAN、深度残差神经网络等新兴方法提取信号特征以提高识别精度，例如刘高辉等人[7]提出 DRSN-GAN 方法显著提升了识别鲁棒性，高谷九祥[8]和柳彦伊[9]则分别从深度学习与多模态融合角度给出了新的特征学习策略。这些方法在部分水声仿真场景中也初步展现了强鲁棒性与良好的泛化能力。

在水声通信信号的分类器技术上，大致可以分为基于决策树的分类器、基于似然的分类器以及基于机器学习的分类器。在文献[2]-[3]中，高于 10 dB 信噪比环境下利用提取的多个特征建立决策树达到了 90%以上的识别率。在文献[4]中，高于 5 dB 信噪比时，建立的决策树最终达到了 97%的识别率，采用决策树完成调制识别的还有很多文献，但是该分类器在实现多个水声通信信号分类识别时比较复杂，需要手动设置多个阈值参数，另外还涉及到对这些阈值参数进行门限优化，复杂度较高。1995 年，HANG 和 POLYDOROS 等人[10]在高斯白噪声信道下提出基于似然函数的 MPSK 调制

识别方法，通过理论分析和实验验证该方法表现出了良好的性能。2000 年，WEI 等人[11]应用似然分类器实现数字正交调制信号的分类识别。2013 年，RAMEZANI-KEBRYA 等人[12]将似然的分类器应用到了多天线接收的情况。尽管这些方法取得了较好的性能，但是未考虑到原始通信信号星座未知的情况。而在水声通信中，星座图易受信道扰动破坏，因此传统似然法面临识别准确率下降的问题。

此外，在基于机器学习的分类器上，ZHU 等人[13]利用 K 最近邻（K-Nearest Neighbor，KNN）实现分类，该方法可用于多类别分类，但随着特征数增加，复杂度会不断增加，实际应用时会受到限制。ZHAO 等人[14]结合 SVM 与希尔伯特–黄变换（HHT）在 20 dB 信噪比环境下实现了 BFSK、BPSK 以及 16QAM 等 3 类信号的分类，识别率为 88%，但 SVM 分类器最佳的应用场景仍然是二选一，用于多个种类进行分类时则效果不佳。传统机器学习分类器如 KNN 和 SVM 在水声通信场景下存在训练样本依赖强、对高维复杂特征表达力有限、难以适应非线性信道扰动等问题，缺乏对复杂背景条件下调制识别的泛化能力，难以满足当前水下信息对抗和多任务识别的要求。

HSUE 和 SOLIMAN 等人早期也提出利用统计特征实现数字调制自动识别[15]，CHENG 等人[16]则针对水声信道下的 MPSK 调制展开专门研究。此外，国内学者金圣钦[17]、崔良中等[18]等人分别从传统特征工程和增量学习角度对调制识别提出了系统化方案。胡宏昌等[19]对极大似然估计理论进行了补充，为基于似然的识别策略奠定了数学基础。

本文利用 CWT、信号频域分析等方法对{MPSK、2FSK、4FSK、OOK}等水声通信信号分别提取 1 种或 2 种抗噪声强的特征，在此基础上利用随机森林分类器实现识别，在 MPSK（M=2、4、8）的类内识别上，考虑到原始星座未知的问题，进一步提出 K-means 修正星座的方法，结合水声信道特性设计的分类器结构，保证了基于似然分类器对 MPSK 的有效识别。

1　数字水声通信信号的特征提取

1.1　连续小波变换特征

接收信号的 CWT 定义为待识别信号 $r(t)$ 与小波函数 $\psi_{\mathrm{a},\tau}(t)$ 的共轭转置在时间上的积分，如下式所示：

$$\mathrm{CWT}(\mathrm{a},\tau)=\int_{-\infty}^{\infty} r(t)\psi_{\mathrm{a},\tau}^{*}(t)\mathrm{d}t \tag{1}$$

式中：小波基函数 $\psi_{\mathrm{a},\tau}(t)=\dfrac{1}{\sqrt{\mathrm{a}}}\psi\left(\dfrac{t-\tau}{\mathrm{a}}\right)$；常数 a 和 τ 分别称为尺度参数和平移参数。文献[5]推导了 ASK 的 CWT 变换，表达式如下：

$$\left|\mathrm{CWT}_{\mathrm{ASK}}(\mathrm{a},\tau)\right|=\frac{4\left|A_n\right|}{w_c\sqrt{\mathrm{a}}}\sin^2\left[w_{\mathrm{c}}\frac{\mathrm{a}T_{\mathrm{s}}}{4}\right] \tag{2}$$

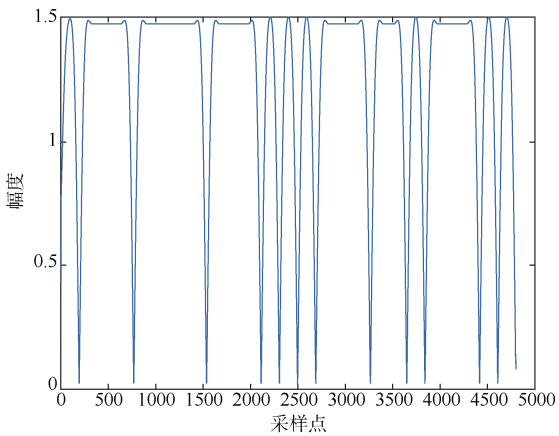
式中：A_n 为第 n 个码元的幅度取值；w_{c} 为载频；T_{s} 为码元持续时间。FSK 以及 PSK 的 CWT 由文献[4]给出，表达式如下：

$$\left|\mathrm{CWT}_{\mathrm{PSK}}(\mathrm{a},\tau)\right|=\frac{4\sqrt{S}}{\sqrt{\mathrm{a}}w_{\mathrm{c}}}\sin^2\left(\frac{w_{\mathrm{c}}\mathrm{a}}{4}\right) \tag{3}$$

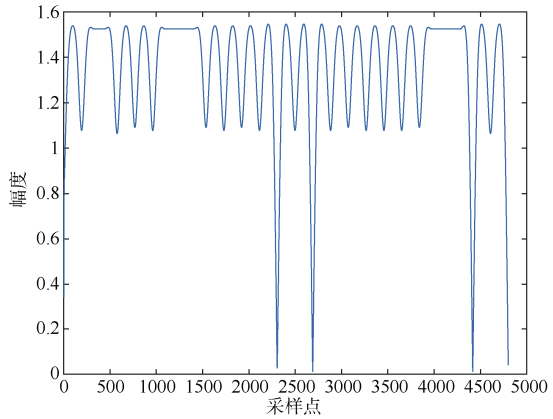
$$\left|\mathrm{CWT}_{\mathrm{FSK}}(\mathrm{a},\tau)\right|=\frac{4\sqrt{S}}{\sqrt{\mathrm{a}}(w_{\mathrm{c}}+w_i)}\sin^2\left(\frac{(w_{\mathrm{c}}+w_i)\mathrm{a}}{4}\right) \tag{4}$$

式中：$\sqrt{S}$ 为平均信号功率；$w_i\in\{w_1,w_2,\ldots w_M\}$；$M$ 为 FSK 调制的阶数。

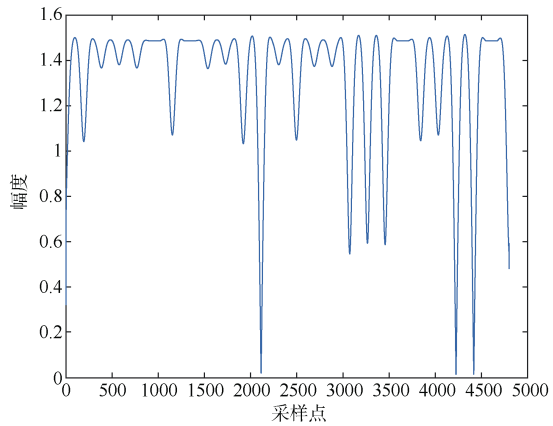
通过以上的分析可以看出，FSK 信号与 ASK 信号的 CWT 结果都存在阶梯状，而 PSK 不存在这种情况，其结果是一个常量，仅在相位突变处存在冲激。我们利用中值滤波器将这些冲激滤除，然后对滤波后信号求得的方差作为 MPSK 的识别特征 1，如图 1 所示。



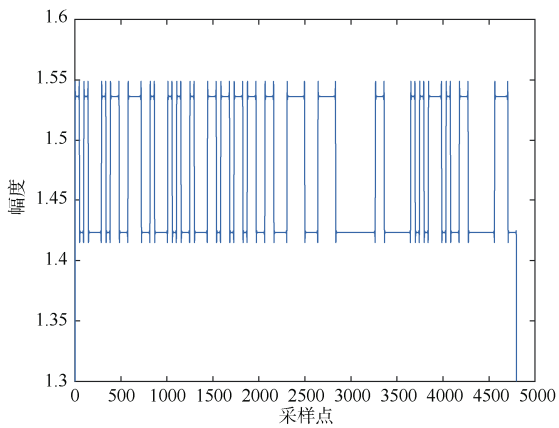
(a) BPSK的CWT结果



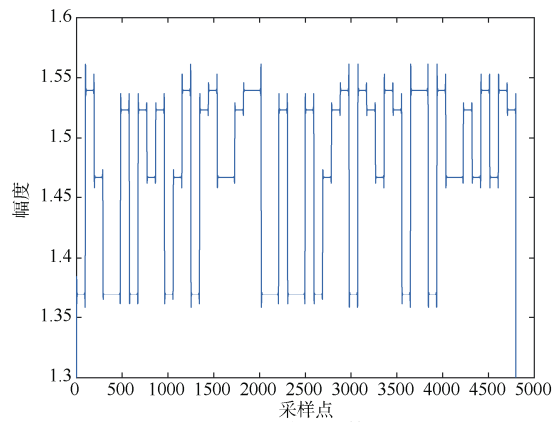
(b) QPSK的CWT结果



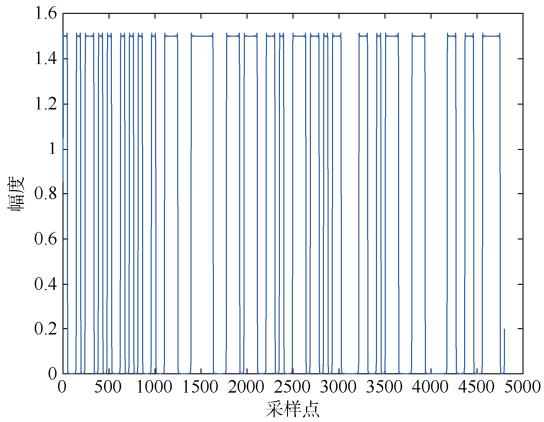
(c) 8PSK的CWT结果



(d) 2FSK的CWT结果



(e) 4FSK的CWT结果



(f) OOK的CWT结果

图 1　基于连续小波变换的特征提取

Fig. 1　Feature extraction based on continuous wavelet transform

1.2　信号频域特征

不同的水声通信信号在变换域中也存在明显的特征差异，针对本文中考虑的这几种水声通信信号在频域中共提出 3 种特征实现分类。提取的第一种特征主要用于 2FSK 信号的识别，2FSK 信号的频谱如图 2 所示，谱图中有 2 个明显的冲激，我们利用该特征进行识别，如图 3 所示，具体的识别策略如下：

1）对待识别信号做傅里叶变换，找到第 1 个最大值点，记该点位置为 row_p，值为 max_p；

2）以 row_p 为中心设定范围，将该最大值点以及范围内的值置零，目的是消除这个谱峰，然后寻找第 2 个最大值点，记该点位置为 row_p_1，值为 max_p_1；

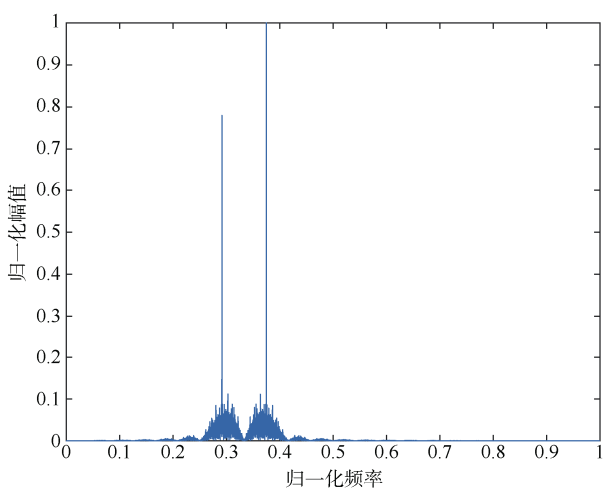
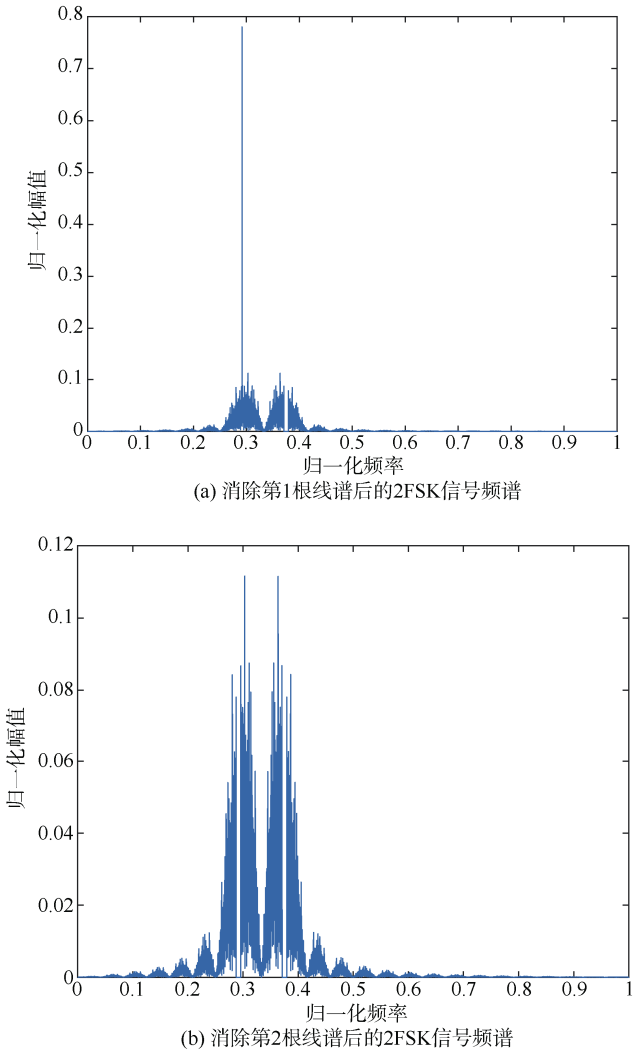


图 2　原始 2FSK 信号的频谱

Fig. 2　Spectrum of original 2FSK signal



(a) 消除第1根线谱后的2FSK信号频谱

(b) 消除第2根线谱后的2FSK信号频谱

图 3　2FSK 信号的特征提取

Fig. 3　Feature extraction of 2FSK signal

3）以 row_p_1 为中心设定范围重复步骤 2，找到第 3 个最大值点，记该点的值为 max_p_2；

4）计算 β=max_p_1/max_p_2，并将其作为特征 2。

对 4FSK 信号我们采取和 2FSK 相同的策略，按照该策略依次提取 5 个最大值点，最后以第 4 个最大值点与第 5 个最大值点的比值作为特征 3。为了保证 4FSK 识别的性能，我们提取第 2 个 4FSK 识别的特征，该特征的提取需要对频谱进行平滑，以 4FSK 为例，如图 4 所示，具体策略如下：

1）根据经验值设置幅度值，如图 4 中幅度值为 0.2 的横线所示，寻找该经验值与待识别信号平滑功率谱的交点；

2）计算各交点之间间隔的频率范围，求这里面最大的频率间隔以及第 1 个交点与最后 1 个交点的频率间隔，分别记为 Δ_fsk 和 Δ_fsk_max；

3）计算 $\varepsilon = \Delta_fsk / \Delta_fsk_max$，并将其作为特征 4。

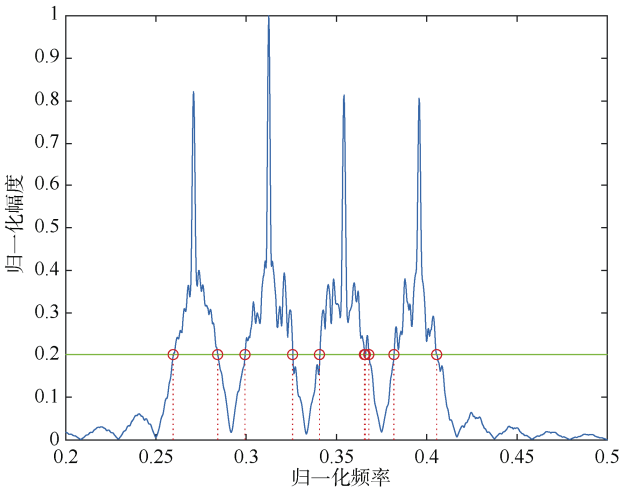


图 4　4FSK 信号的特征提取

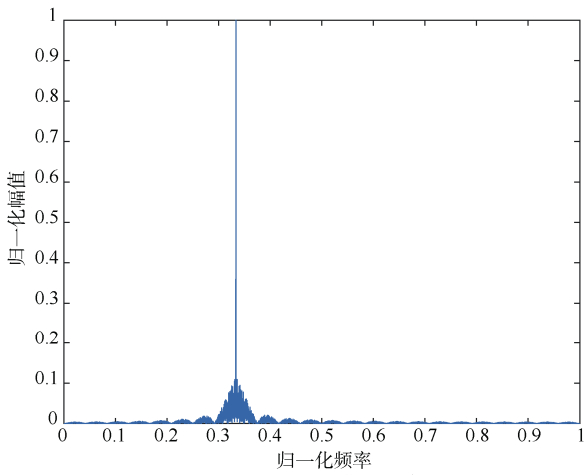
Fig. 4　Feature extraction of 4FSK signal

提取的第 5 个特征用于 OOK 信号的识别，OOK 信号的表达式如下：

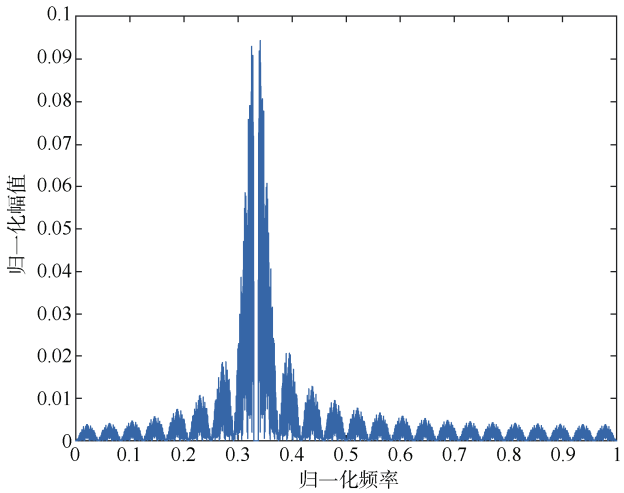
$$e_{\mathrm{OOK}}(t) = s(t)\cos \mathrm{w}_{\mathrm{c}} t \tag{5}$$

式中，$s(t) = \sum_n a_n g(t - \mathrm{n}T_{\mathrm{s}})$，其中 $g(t)$ 是基带脉冲，因为 a_n 一般取值为 0 或 1，所以在频谱上 OOK 会有一个明显的冲激分量，如图 5 所示。

1）对待识别信号做傅里叶变换，找到第 1 个最大值点，记该点位置为 row_p，值为 max_p；



(a) 原始OOK信号频谱



(b) 消除第1根线谱后的OOK信号频谱

图 5　OOK 信号的特征提取

Fig. 5　Feature extraction of OOK signal

2）以 row_p 为中心设定范围，将该最大值点以及范围内的值置零，目的是消除这个谱峰，然后寻找第 2 个最大值点，记该点值为 max_p_1；

3）计算 $\phi = \max_p / \max_p_1$，并将其作为特征 5。

2　用于调制识别的分类器

本文的总体识别流程如图 6 所示，当传入一个待识别信号时，首先提取本文中提取的 5 个特征，对这 5 个特征值利用随机森林分类器进行识别，若输出结果是 MPSK，则进一步利用 K-means 联合最大似然的分类器实现类内识别，若输出结果不是 MPSK，则直接输出信号。下面分别介绍随机森林的分类器以及 K-means 联合最大似然的分类器。

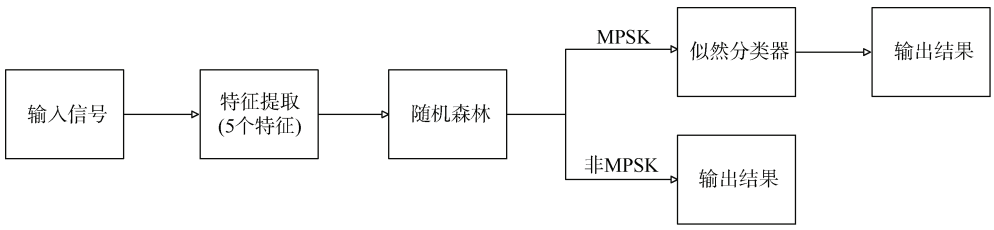


图 6　联合特征提取的识别流程

Fig. 6　Identification process of joint feature extraction

2.1　随机森林分类器

随机森林是以 CART 决策树为基础的一种集成学习方法，与 SVM、KNN 等传统机器学习分类器相比复杂度较低，非常适用于在实际中应用，与 ID3 和 C4.5 决策树不同的是，CART 决策树使用“基尼指数”（Gini index）来选择节点的划分特征，基尼值的定义如下：

$$\mathrm{Gini}(D) = \sum_{l=1}^{|\gamma|} \sum_{l' \neq l} p_l p_{l'} = 1 - \sum_{l=1}^{|\gamma|} p_l p_l \qquad (6)$$

式中，p_l（$k = 1,2,\ldots,|\gamma|$）表示的是数据集 D 中第 l 类样本所占的比例，$\mathrm{Gini}(D)$ 可以用来表示数据集 D 的纯度，如果 $\mathrm{Gini}(D)$ 的值越小，数据集的纯度越高。我们在选择节点特征进行划分时，假设该节点特征集为 b，其可能取值为 $\{b^1, b^2, \ldots, b^v, \ldots, b^V\}$，则 b 的“基尼指数”定义为

$$\mathrm{Gini_index}(D,b) = \sum_{v=1}^{V} \frac{|D^v|}{|D|} \mathrm{Gini}\left(D^v\right) \qquad (7)$$

式中，D^v 是选择第 V 个特征进行划分时，包含了 D 中所有满足特征 b^v 的样本个数，最终选择使 $\mathrm{Gini_index}(D,b)$ 值最小的特征值进行划分。

随机森林的训练过程如图 7 所示，它首先通过自助采样法从样本数据 D 中有放回地随机选取 Q 个训练数据子集 $D_1 - D_Q$，然后针对每个训练数据子集进行训练，最终形成多个训练好的 CART 决策树参与最后的判决过程。

假设样数据集共包含 U 个特征，每个决策树的训练过程如下：

1）从 U 个特征中随机选取 V 个特征；

2）分别计算这 V 个特征的 $\mathrm{Gini_index}(D,b)$；

3）选择使 $\mathrm{Gini_index}(D,b)$ 最小的特征作为节点特征进行划分；

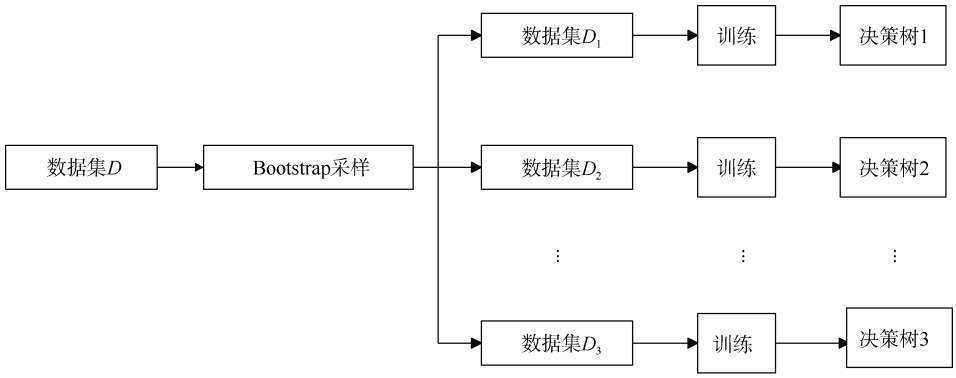


图 7　随机森林的训练过程

Fig. 7　Training process of random forest

4）按此规则继续进行下一节点划分，直到满足要求。

本文利用这些水声通信信号提取的特征，分别将提取的特征 1、特征 2、特征 3、特征 4 和特征 5 进行汇总作为样本信号的特征集输入给随机森林分类器进行训练和识别，经过训练好的随机森林由多个 CART 决策树组成，当传入一个具体的待识别信号时，每个决策树都会生成一个识别结果，最后将所有的决策树的结果进行汇总并进行投票，票数多的为最终的识别结果。

2.2　K-means 联合最大似然的分类器

经过信号的特征提取以及随机森林分类器，若调制模式识别结果为 MPSK，则进一步实现 MPSK（M=2, 4, 8）的类内识别。本文提出在原始星座未知下的 K-means 联合最大似然的调制识别方法，假设我们已经恢复了 MPSK 星座，所有信号样本的似然分类器表达式如下所示：

$$f_{\mathrm{ML}}^{i}=\prod_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M_i}\frac{1}{M_i}\frac{1}{\pi\sigma}\exp\left\{-\left|r_k-s_m^i\right|^2/\sigma\right\} \tag{8}$$

式中：r_k 为恢复星座后的样本；s_m 为原始星座样本；K 为恢复的星座样本的总个数；$i=1, 2, 3$；$M_1=2$，$M_2=4$，$M_3=8$；σ 为复噪声功率；实际应用时噪声功率 σ 可由多种方法进行估计。最终，可根据下式进行调制模式识别：

$$\hat{i}=\arg\max_{i}\ln\left\{f_{\mathrm{ML}}^{i}\right\} \tag{9}$$

虽然基于最大似然的 MPSK 调制识别方法在多篇文献中都有提到，但是很少考虑到在非合作下原始星座映射是未知的情况，本文提出一种基于 K-means 的星座恢复方法，假设 h 是使星座恢复的复数因子，K-means 代价函数为

$$J=\sum_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\left|r_k-hs_m\right|^2 \tag{10}$$

式中，$z_{k,m}$ 是定义的隐变量，如下式所示：

$$z_{k,m'}=\begin{cases}1, & \text{if } k'=\arg\min\limits_{k}\left|r_k-hs_m\right|^2\\ 0, & \text{other}\end{cases} \tag{11}$$

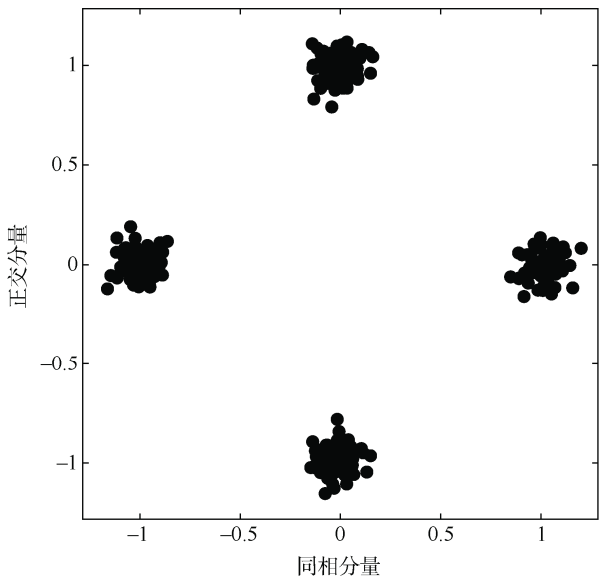
分别对代价函数 J 的 $\mathrm{Re}\{h\}$ 和 $\mathrm{Im}\{h\}$ 求偏导，并令其结果为 0，我们可以得到 $\mathrm{Re}\{h\}$ 和 $\mathrm{Im}\{h\}$ 的估计结果，如下式所示：

$$\mathrm{Re}\left\{\hat{h}\right\}=\frac{\sum\limits_{k=1}^{K}\sum\limits_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\mathrm{Re}\{r_k\}\mathrm{Re}\{s_m\}}{\sum\limits_{k=1}^{K}\sum\limits_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\left|s_m\right|^2}+\frac{\sum\limits_{k=1}^{K}\sum\limits_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\mathrm{Im}\{r_k\}\mathrm{Im}\{s_m\}}{\sum\limits_{k=1}^{K}\sum\limits_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\left|s_m\right|^2} \tag{12}$$

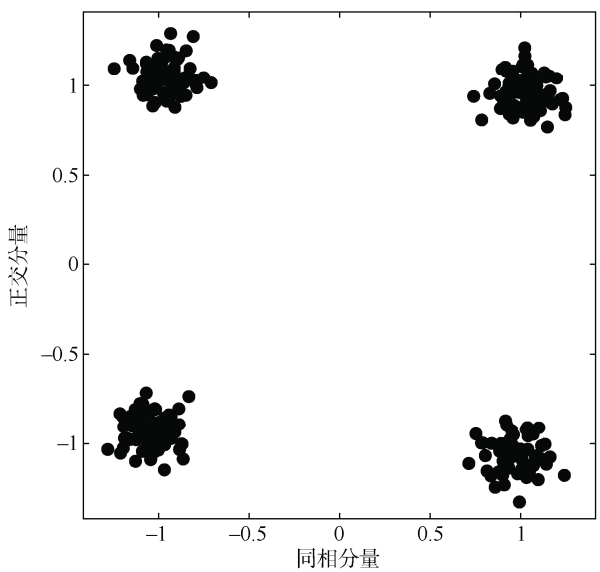
$$\mathrm{Im}\left\{\hat{h}\right\}=\frac{\sum\limits_{k=1}^{K}\sum\limits_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\mathrm{Im}\{r_k\}\mathrm{Re}\{s_m\}}{\sum\limits_{k=1}^{K}\sum\limits_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\left|s_m\right|^2}+\frac{\sum\limits_{k=1}^{K}\sum\limits_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\mathrm{Re}\{r_k\}\mathrm{Im}\{s_m\}}{\sum\limits_{k=1}^{K}\sum\limits_{m=1}^{M_i}z_{k,m}\left|s_m\right|^2} \tag{13}$$

随着 K-means 迭代次数的不断增加，h 将会逐渐收敛，通常需要 2~3 次迭代过程。以发送信

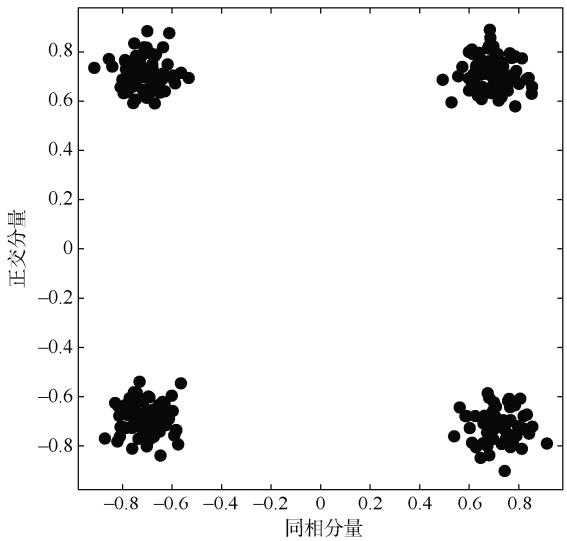
号 MPSK（M=4）为例，假设原始星座的映射为{1, 1j, −1, −1j}，在识别时我们无法知道原始映射，此时似然方法无法直接使用，提出的 K-means 方法需要我们在 MPSK（M=2, 4, 8）下各预设一个星座映射，假设 QPSK 预设星座映射为{0.707+0.707j，−0.707+0.707j，−0.707−0.707j，0.707−0.707j}，BPSK 和 8PSK 同样需要预设。从图 8 中我们可以发现接收样本的星座映射在 K-means 估计的复数因子 h 影响下会收敛到预设的映射下如图 8（c）所示，从而保证了最大似然分类器的有效使用。



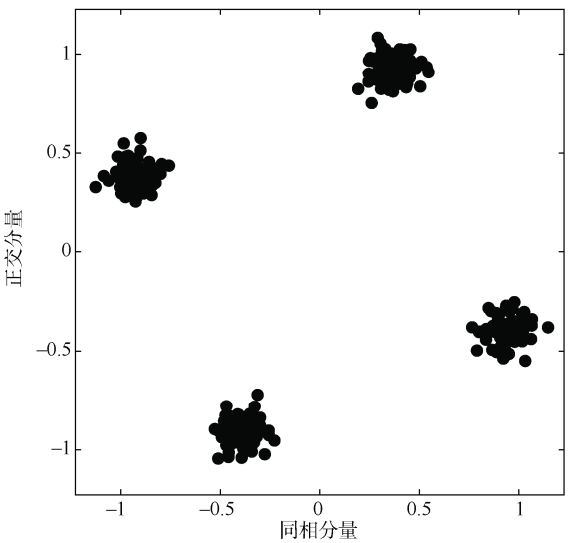
(a) 接收样本的星座映射



(b) BPSK下基于K-means恢复的星座



(c) QPSK下基于K-means恢复的星座



(d) 8PSK下基于K-means恢复的星座

图 8　基于 K-means 的星座恢复

Fig. 8　Constellation restoration based on K-means

所以引入星座图恢复因子 h 的似然函数分类器可以表示为

$$f_{\mathrm{ML}}^{i}=\prod_{k=1}^{K}\sum_{m=1}^{M_i}\frac{1}{M_i}\frac{1}{\pi\sigma}\exp\left\{-\left|r_k-hs_m^i\right|^2/\sigma\right\} \quad (14)$$

3　仿真验证

针对图 6 中的识别流程，对文中提出的特征提取方法以及分类器方法进行验证，仿真中使用的信道为加性高斯信道，首先我们验证{MPSK, 2FSK, 4FSK, OOK}的识别情况，对于 MPSK 的类内识别后面单独进行验证，具体生成的训练样本数据信息如表 1 所示。

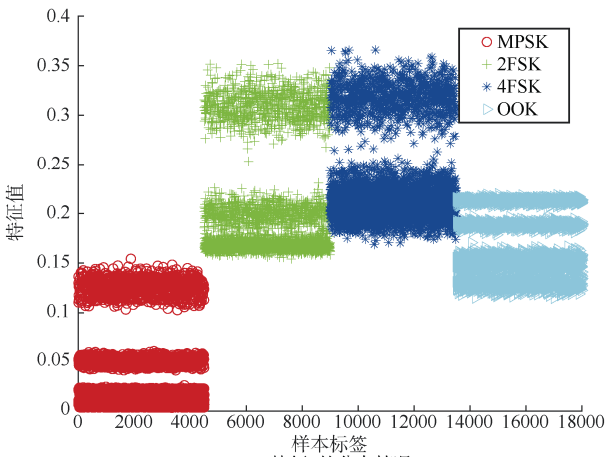
表 1　训练样本数据信息

Table 1　Information of training sample data

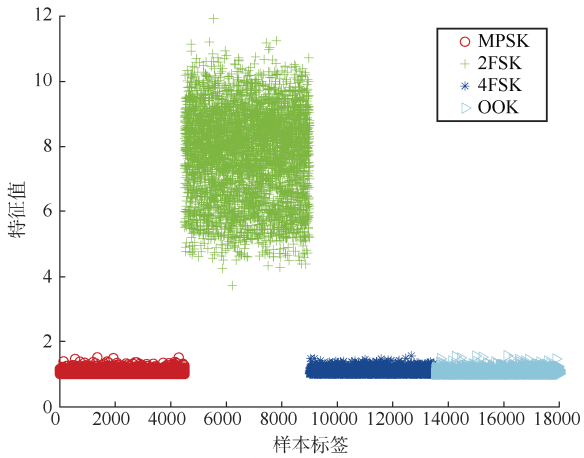
调制模式	信噪比	说明
MPSK	带内 0~20 dB，5 dB 递增	在每种信噪比下，MPSK 共 900 个，其中 BPSK，QPSK，8PSK 各 300 条
2FSK	带内 0~20 dB，5 dB 递增	在每种信噪比下，2FSK 信号共 900 条
4FSK	带内 0~20 dB，5 dB 递增	在每种信噪比下，4FSK 信号共 900 条
OOK	带内 0~20 dB，5 dB 递增	在每种信噪比下，OOK 信号共 900 条

3.1　特征提取的性能分析

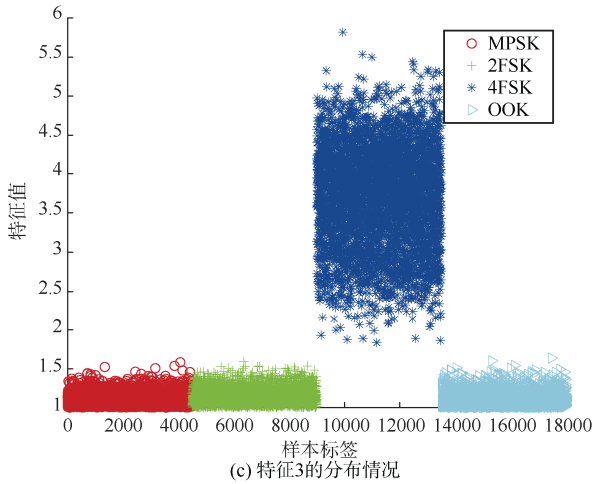
对这 5 种水声通信信号共 18 000 个训练样本数据利用前面提出的特征提取方法提取它们的特征，然后对这些特征信息进行汇总得到的结果如图 9 所示，从图中我们可以看出，本文提取的 5 个特征均具有明显的差异性。通过大量数据的验证表明，本文提取的这些特征较高的鲁棒性，能够实现数字水声通信信号的有效识别。



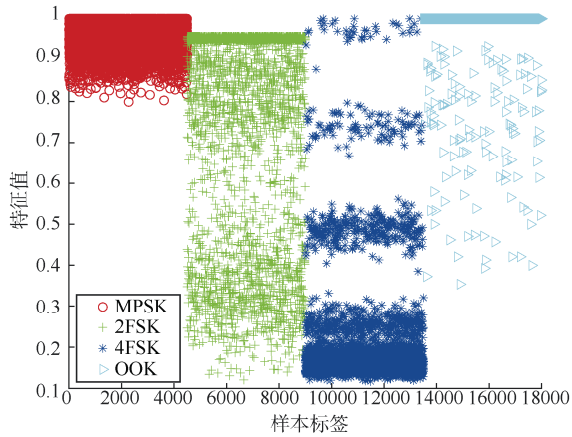
(a) 特征1的分布情况



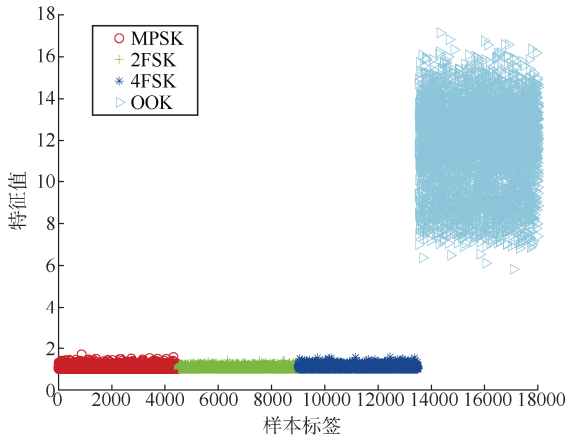
(b) 特征2的分布情况



(c) 特征3的分布情况



(d) 特征4的分布情况



(e) 特征5的分布情况

图 9　样本集的特征分布情况

Fig. 9　Distribution of feature characteristics of sample set

3.2　随机森林分类器性能分析

将提取的表 1 中的数据样本信息特征传入随机森林分类器进行训练，得到训练好的随机森林分类器。我们首先分析随机森林分类器不同决策树个

数对性能的影响，生成的验证样本集如表 2 所示，仿真中我们设置决策树个数为 1~50，在每种决策树下重复仿真 50 次，最后得到平均的结果，仿真结果如图 10 所示。我们从图中可以发现当决策树的个数大于 6 时，可以达到 93%以上的识别率，当决策树个数大于 20 时，识别率稳定在 93.5%以上。

表 2　验证样本数据信息

Table 2　Information of validation sample data

调制模式	信噪比	说明
MPSK	带内-10~20 dB，1 dB 递增	在每种信噪比下，MPSK 共 900 个，其中 BPSK，QPSK，8PSK 各 300 条
2FSK	带内-10~20 dB，1 dB 递增	在每种信噪比下，2FSK 信号共 900 条
4FSK	带内-10~20 dB，1 dB 递增	在每种信噪比下，4FSK 信号共 900 条
OOK	带内-10~20 dB，1 dB 递增	在每种信噪比下，OOK 信号共 900 条

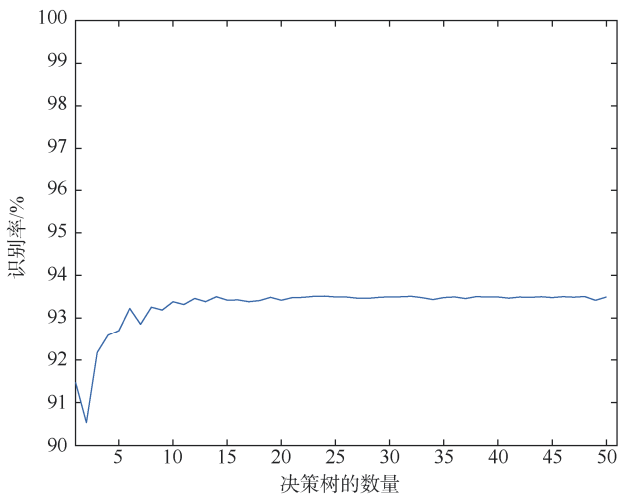
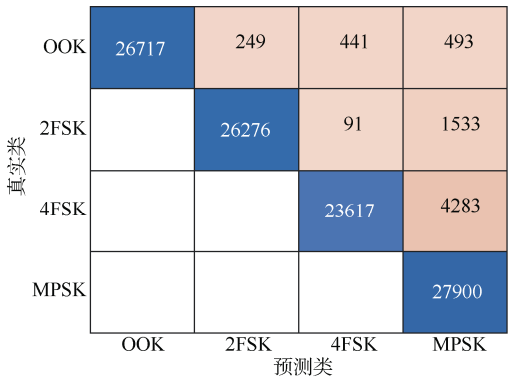


图 10　决策树个数对随机森林性能的影响

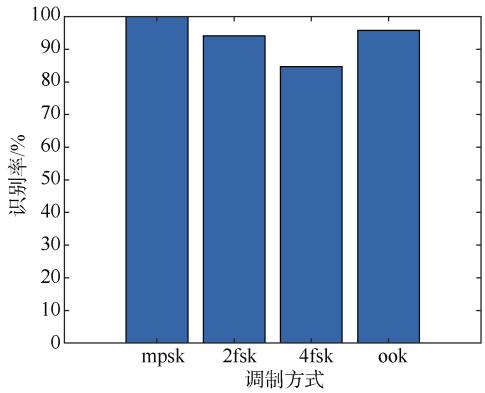
Fig. 10　Impact of number of decision trees on performance of random forest

3.3　{MPSK，2FSK，4FSK，OOK}识别性能分析

根据 3.2 节的分析，我们设置随机森林分类器的决策树个数为 20，验证样本集为表 2 中生成的数据，识别的结果如图 11 和 12 所示，图 11（a）为随机森林分类器识别结果的混淆矩阵，11（b）为各调制方式的识别率对比，图 12（a）为在不同信噪比下各调制模式的总体识别率曲线，12（b）为不同信噪比下各调制模式的识别率对比。从图 11 中我们可以发现，MPSK 的识别率最高，为 100%，4FSK 的识别率最低，为 84.9%，从图 12（a）中我们可以发现当信噪比高于-5 dB 以上时，可以达到 93%以上的识别率，从 12（b）中我们可以发现当信噪比高于-2 dB 时各调制模式的识别率均为 100%，当信噪比高于-5 dB 时，仅 4FSK 的识别率为 74%，其它调制模式识别率均为 100%。



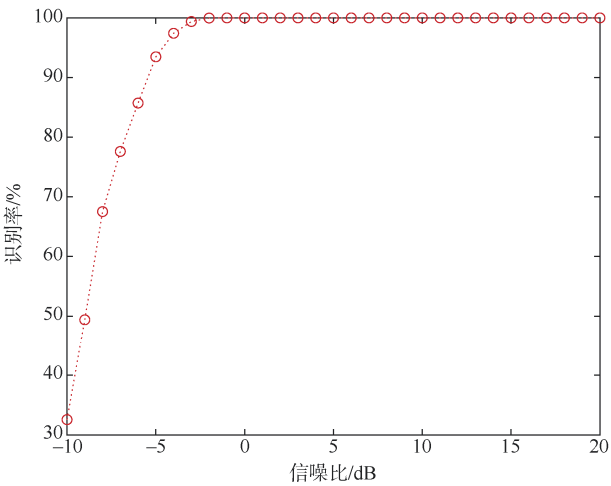
(a) 混淆矩阵



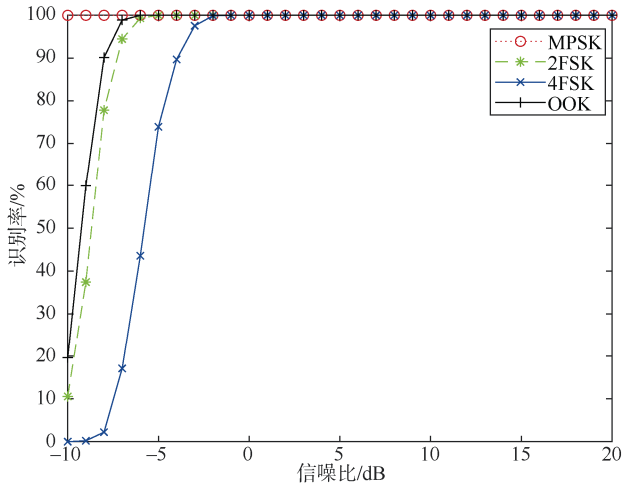
(b) 各调制模式识别率对比

图 11　随机森林对验证样本识别结果

Fig. 11　Identification results of validation samples by random forest



(a) 不同信噪比下总体识别率



(b) 不同信噪比下各调制模式识别率对比

图 12　不同信噪比下{MPSK，2FSK，4FSK，OOK}识别率情况

Fig. 12　Recognition rate of {MPSK, 2FSK, 4FSK, OOK} under different signal-to-noise ratios

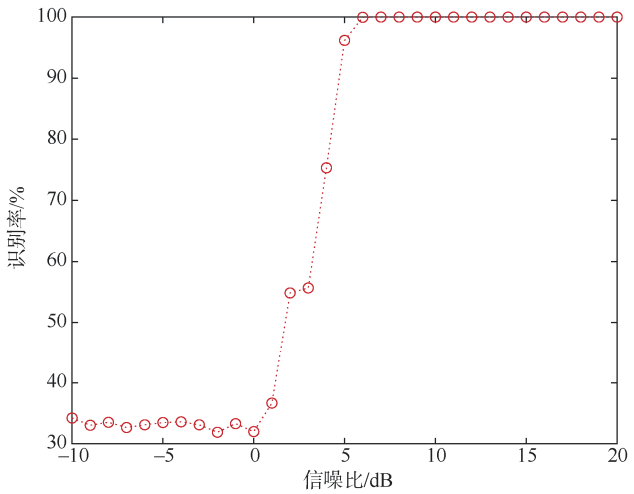
3.4　MPSK（*M*=2, 4, 8）类内识别性能分析

3.1，3.2 和 3.3 节实现了{MPSK, 2FSK, 4FSK, OOK}等水声通信信号的识别，本节对 MPSK（*M*=2, 4, 8）的类内识别性能进行分析。为了验证提出的基于 K-means 的最大似然识别方法，我们在仿真中假设 BPSK 的原始映射为[1*j*，−1*j*]，QPSK 原始星座为[1，1*j*，−1，−1*j*]，8PSK 原始星座为[1，0.707+0.707*j*，1*j*，−0.707+0.707*j*，−1，−0.707−0.707*j*，−1*j*，0.707−0.707*j*]。利用最大似然进行识别时，需要对这 3 种调制方式预设星座，从而能够利用预设星座与接收信号的星座求似然值。我们分别将原始 BPSK 信号星座图相位旋转 π/2，QPSK 信号星座图相位旋转 π/4，8PSK 信号星座图相位旋转 π/8 作为预设的星座。MPSK 类内识别的样本数据信息如表 3 所示，得到的识别率曲线如图 13 所示。其中图 13（a）是在不同信噪比下总的识别率曲线，我们可以发现当信噪比高于 5 dB 时，总的识别率在 96%以上，图 13（b）是 BPSK，QPSK 以及 8PSK 各自的识别率曲线，我们可以发现，BPSK 在高于 3 dB 时能达到 100%识别率，QPSK 在高于 5 dB 时能达到 100%识别率，而 8PSK 则是在 6 dB 以上时能达到 100%识别率。

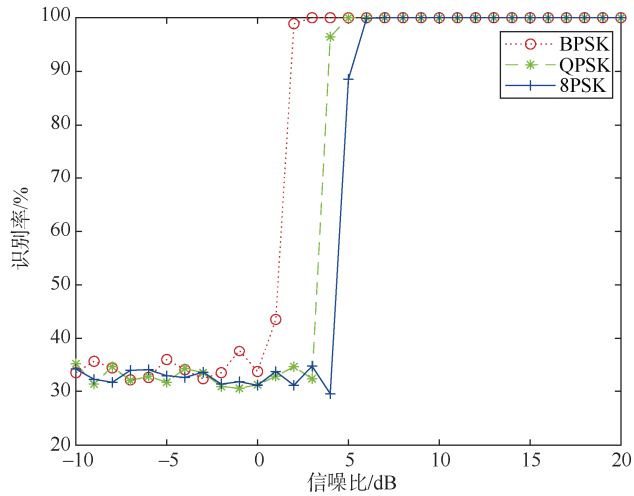
表 3　MPSK 类内识别的样本数据信息

Table 3　Sample data information for intra-class recognition of MPSK

调制模式	信噪比	说明
BPSK	−10~20 dB，1 dB 递增	在每种信噪比下，BPSK 共 900 条
QPSK	−10~20 dB，1 dB 递增	在每种信噪比下，QPSK 共 900 条
8PSK	−10~20 dB，1 dB 递增	在每种信噪比下，8PSK 共 900 条



(a) 不同信噪比下总体识别率



(b) 不同信噪比下各调制模式识别率对比

图 13　不同信噪比下 MPSK（*M*=2, 4, 8）识别率情况

Fig. 13　Recognition rate of MPSK（*M* = 2, 4, 8）under different signal-to-noise ratios

4　结束语

受信道噪声、多径传播、频率扩展等因素的影响，水声通信环境下的非合作数字通信信号调制识别技

术面临更加严峻的挑战。本文以抗噪性能优良的特征提取方法和分类性能优良的分类器技术 2 个目标作为出发点，提出了一种面向水声通信环境的联合特征提取调制识别方法。该方法针对常见的水声通信信号，提取多种具有鲁棒性的时频和频域特征，并进行融合，增强了特征对复杂水声信道扰动的适应能力。随后利用性能稳定、抗过拟合能力强的随机森林分类器完成信号识别任务。在 MPSK 的类内识别中，针对似然分类器在非合作通信中因星座未知而无法直接应用的问题，进一步引入 K-means 算法对星座图进行修正，实现了有效识别。最后，本文在多种典型水声信道条件下进行了仿真实验，结果表明所提出的联合特征提取方法在识别性能和鲁棒性方面均优于现有方法，显示出良好的工程适应性与应用推广前景。该方法可广泛应用于军事电子侦察系统中，实现对潜在威胁信号的自动监测与调制方式识别，提升目标态势感知与干扰策略制定能力；同时也适用于民用水下通信系统中，如海洋观测网络、水下机器人通信及智能浮标平台等场景，在低信噪比和复杂水下环境中依然具备稳定的识别效果。未来可结合实测数据进一步验证其部署适应性，为非合作水声通信系统提供可行的智能识别解决方案。

参考文献

[1] AZZOUZ E，NANDI A. Automatic Modulation Recognition of Communication Signals[M]. Berlin：Springer Science & Business Media，1996.

[2] AZZOUZ E，NANDI A. Automatic identification of digital modulation types[J]. Signal Processing，1995，47（1）：55-69.

[3] AZZOUZ E，NANDI A. Procedure for automatic recognition of analogue and digital modulations[J]. IEEE Proceedings-Communications，1996，143（5）：259-266.

[4] HONG L，HO K C. Identification of digital modulation types using the wavelet transform[C]// IEEE MILCOM 1999-Military Communications Conference. Atlantic City：IEEE，1999.

[5] HASSAN K，DAYOUB I，HAMOUDA W，et al. Automatic modulation recognition using wavelet transform and neural network[C]// 9th International Conference on Intelligent Transport Systems Telecommunications. Lille：IEEE，2009.

[6] SWAMI A，SADLER B M. Hierarchical digital modulation classification using cumulants[J]. IEEE Transactions on Communications，2000，48（3）：416-429.

[7] 刘高辉，顾家华. 一种基于 DRSN-GAN 的通信信号调制识别方法[J]. 网络安全与数据治理，2025，44（5）：35-41.

[8] 高谷九祥. 基于深度学习的通信信号自动调制分类算法研究[D]. 北京：北京邮电大学，2024.

[9] 柳彦伊. 基于多模态特征融合的自动调制分类算法研究[D]. 西安：西安电子科技大学，2023.

[10] HUAN C Y，POLYDOROS A. Likelihood methods for MPSK modulation classification[J]. IEEE Transactions on Communications，1995，43（2/3/4）：1493-1504.

[11] WEI W，MENDEL J M. Maximum-likelihood classification for digital amplitude-phase modulations[J]. IEEE Transactions on Communications，2000，48（2）：189-193.

[12] RAMEZANI-KEBRYA A，KIM I M，KIM D I. Likelihood-based modulation classification for multiple-antenna receiver[J]. IEEE Transactions on Communications，2013，61（9）：3816-3829.

[13] ZHU Z C，ASLAM M W，NANDI A K. Augmented genetic programming for automatic digital modulation classification[C]// 2010 IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing. Kittilä：IEEE，2010.

[14] ZHAO Z J，HU W G，GUO D W. Digital modulation classification by support vector machines and Hilbert-Huang transformation[J]. Proceedings of the 9th WSEAS International Conference on Communications，2005，21：1-5.

[15] HSUE S Z，SOLIMAN S S. Automatic modulation recognition of digitally modulated signals [C]// IEEE MILCOM 1989-Military Communications Conference. Boston：IEEE，1989.

[16] CHENG E，YAN J Q，SUN H X，et al. Research on MPSK modulation classification of underwater acoustic communication signals[C]// 2016 IEEE/OES China Ocean Acoustics（COA）. Harbin：IEEE，2016.

[17] 金圣钦. 通信信号的特征提取及调制样式识别方法研究[D]. 成都：电子科技大学，2024.

[18] 崔良中，孙佳杰，牛雅萌. 基于类别增量学习的自动调制识别方法[J/OL]. 海军工程大学学报，2025：1-9. [2025-10-24]. https://link.cnki.net/urlid/42.1106.e.20241210.1811.004.

[19] 胡宏昌，董浩. 二维正态分布的极大似然估计[J]. 湖北师范大学学报（自然科学版），2025，45（2）：1-6.

（责任编辑：曹晓霖）