

# 基于 BPSO-KNN 算法的被动声呐目标 分类识别技术研究

朱宗斌, 陶剑锋, 葛辉良, 郑佳

(中国船舶重工集团公司第七一五研究所, 浙江杭州 310023)

**摘要:** 以提取得到的被动声呐目标功率谱特征为基础, 采用二进制粒子群(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO) 优化算法和 k 最近邻(k-Nearest Neighbor, KNN)分类算法相结合的 BPSO-KNN 算法进行特征选择和参数优化, 分别用 KNN 分类算法和 BPSO-KNN 分类算法对实际得到的四类海上被动声呐目标进行分类识别。结果表明, BPSO-KNN 算法可对提取的功率谱特征进行特征优化选择, 并对 KNN 分类器进行参数优化, 提高了对四类目标的分类精度。该算法在被动声呐目标分类识别方面有参考价值。

**关键词:** 功率谱特征; 被动声呐目标分类识别; 特征选择; 二进制粒子群最近邻算法

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2019)-02-0219-05

DOI 编码: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2019.02.018

## Passive sonar target classification and recognition technique based on BPSO-KNN algorithm

ZHU Zong-bin, TAO Jian-feng, GE Hui-liang, ZHENG Jia

(715th Institute of CSIC, Hangzhou 310023, Zhejiang, China)

**Abstract:** Based on the obtained power spectrum characteristics of passive sonar target, the BPSO-KNN algorithm combining binary particle swarm optimization (BPSO) algorithm and k-nearest neighbor (KNN) classification algorithm is used to carry out feature selection and parameter optimization. The comparative study is made for four types of passive sonar target recognition by using the KNN classification algorithm and the BPSO-KNN algorithm. Experimental results show that the BPSO-KNN is an effective method for both power spectrum characteristics reduction and KNN algorithm parameter optimization. And the classification accuracy of the four types of targets is improved, which shows that the algorithm has reference value in passive sonar target classification and recognition.

**Key words:** power spectrum characteristics; passive sonar target classification and recognition; feature selection; BPSO-KNN algorithm

## 0 引言

声呐是海军进行水下作战的重要装备, 而声呐目标分类识别技术则是声呐装备的关键技术之一。目前较常用的目标分类识别算法主要有反向传播(Back Propagation, BP)神经网络、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、k 最近邻(k-Nearest Neighbor, KNN)分类等<sup>[1-2]</sup>。其中, 最近邻分类算法由于算法简单、容易理解和实现且分类效果较好, 因此广泛应用于目标分类识别中<sup>[3]</sup>。被动声呐主要依据探测到的目标辐射噪声进行海上目标分类识

别, 然而由于海洋环境复杂和水声信道特殊, 如何在舰船辐射噪声中提取有效的特征一直是声呐目标识别的研究重点和难点。目前使用较多的特征提取方法有: 时域特征提取、线谱特征提取、双谱特征提取等<sup>[4-7]</sup>。在舰船辐射噪声中螺旋桨节拍对舰船的辐射噪声存在明显的振幅调制, 这种幅度调制信号携带着舰船的重要特征信息, 这些特征信息能够用来进行目标的分类识别。对舰船辐射噪声求功率谱即可得到目标功率谱特征, 功率谱特征包括线谱特征和连续谱特征, 这两种特征广泛应用于声呐目标的分类和识别中<sup>[4, 6-9]</sup>。

鉴于水中舰艇目标低频特征丰富, 本研究基于提取得到的低频功率谱谱线特征直接用于被动声呐目标识别, 但是由于直接提取得到的特征量维度过高, 导致特征间相关性较大, 不利于分类器的识别。特征选择是一种基于对建模数据分类时提供最强预

收稿日期: 2018-01-09; 修回日期: 2018-02-28

基金项目: 海军预研基金项目(30202)

作者简介: 朱宗斌(1990—), 男, 河南鹿邑人, 硕士, 研究方向为声呐信号处理技术研究。

通讯作者: 朱宗斌, E-mail: zhuzongbin90@163.com

测能力特征子集的方法,有效的特征选择方法可以降低特征空间的维度,提高对样本集的正确识别率和识别效率。基于对自然界鸟群捕食行为的模拟,KENNEDY 等<sup>[10]</sup>在 1995 年提出了粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)搜索算法,在 PSO 中,每个粒子都有一个候选解,候选解的好坏由粒子所在位置对应的适应度值(fitness value)表示,粒子通过在空间中不断运动,利用粒子的适应度函数值逐渐搜索到最优位置,即找到较优的候选解。本文基于二进制粒子群优化(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO)算法结合 KNN 算法实现对功率谱特征的优化选择和 k 最近邻(k-Nearest Neighbor, KNN)算法中 k 参数的优化处理,并将算法优化后的特征向量和参数输入至 KNN 分类器中,实现对被动声呐目标的分类识别。利用本文算法对 4 类实际海上目标进行分类,验证了该算法具有较好的特征优化选择能力和被动声呐目标分类识别能力。

## 1 BPSO 算法原理

PSO 提出之初,较多应用于解决连续空间优化问题<sup>[11]</sup>。它首先随机初始化一群独立粒子,粒子群中每个粒子的属性由其具有的速度和位置两个特征表示,速度特征即该粒子在迭代过程中需要移动的位移,位置特征表示粒子候选解的值,粒子在迭代过程中使得初始粒子的速度和位置不断变化,粒子位置的优劣程度由适应度函数衡量。根据计算的适应度函数,粒子通过寻找个体极值最优解  $P_{ibest}$  和全局极值最优解  $P_{gbest}$  不断更新位置。设在  $D$  维空间中有  $N$  个粒子构成的粒子群,第  $i$  个粒子在  $D$  维解空间的速度和位置分别表示为  $\mathbf{v}_{id}=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ,  $\mathbf{x}_{id}=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ , 其中,  $i=1, 2, \dots, N$ , 其搜索的个体最优位置和全局最优位置记为  $\mathbf{p}_{id}=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ,  $\mathbf{p}_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ , 则粒子群算法的速度和位置更新公式可表达为

$$\mathbf{v}_{id}(t+1)=w\mathbf{v}_{id}(t)+c_1r_1\times(\mathbf{P}_{id}-\mathbf{x}_{id}(t))+c_2r_2\times(\mathbf{P}_g-\mathbf{x}_{id}(t)) \quad (1)$$

$$\mathbf{x}_{id}(t+1)=\mathbf{x}_{id}(t)+\mathbf{v}_{id}(t) \quad (2)$$

式(1)中:  $w$  为惯性系数,表示前次经历速度对当前速度的影响程度;  $c_1$  和  $c_2$  是学习因子,均为非负常数,可以反映粒子群间的信息共享和交互;  $r_1$  和  $r_2$  为分布在  $[0,1]$  区间的随机值。

由于 PSO 算法主要应用于连续空间的优化,1997 年 Kennedy 等<sup>[12]</sup>提出了针对离散问题的二进制粒子群优化(BPSO)算法。在 BPSO 中,粒子的速

度和位置均是从概率的角度来定义的,粒子群中每一个粒子的位置都被限定为 0 或 1,0 或 1 位置的选择由粒子速度来决定,粒子速度的变化大小决定了粒子位置的翻转概率,粒子速度一般利用 sigmoid 函数限定在  $[0,1]$  区间内,则 BPSO 位置更新公式为

$$x_{id}(t+1)=\begin{cases} 1, & \text{若 } r < \text{sigmod}(v_{id}(t)) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$\text{sigmod}(v_{id}(t))=\frac{1}{1+\exp(-v_{id}(t))} \quad (4)$$

式(3)中,  $r$  为范围在  $[0,1]$  区间的随机数。

在 BPSO 算法求解中,  $c_1$  和  $c_2$  两个学习因子影响着个体粒子和整个粒子群之间的信息交互。若  $c_1$  比较大,粒子对个体信息较为重视,粒子在更新时会更多地向个体极值最优解  $P_{ibest}$  学习,粒子的全局搜索能力较强;若  $c_2$  值比较大,粒子的更新更容易受到全局极值最优解  $P_{gbest}$  影响,粒子局部搜索能力增强,因而容易较早陷入局部收敛。针对此种情况,RATNAWEERA 等<sup>[13]</sup>提出一种学习因子改进调整方法,即  $c_1$  在算法过程中,由初始的较大值逐渐调整为较小值,而  $c_2$  则由初始的较小值调整为后期的较大值。 $c_1$ 、 $c_2$  在整个迭代过程中的变化可表示为

$$c_1=c_{1e}-c_{1b}\frac{i}{M}+c_{1b} \quad (5)$$

$$c_2=c_{2e}-c_{2b}\frac{i}{M}+c_{2b} \quad (6)$$

式中,  $c_{1b}$  和  $c_{1e}$  分别表示  $c_1$  的初始值和最终值,  $c_{2b}$  和  $c_{2e}$  分别表示  $c_2$  的初始值和最终值,  $i$  和  $M$  分别表示当前迭代次数和最大迭代次数。

## 2 BPSO-KNN 算法设计

### 2.1 粒子设计

本文算法中,每个粒子的结构由参数  $k$  和特征掩码两部分构成,其中参数  $k$  即 KNN 算法中的  $k$  参数,即该样本通过距离其最近的  $k$  个样本数据来对其属性进行判断,特征掩码是一组二进制组合,表示该特征选中与否。粒子设计形式如表 1 所示。

表 1 BPSO-KNN 算法粒子设计  
Table 1 Swarm design of BPSO-KNN algorithm

$x_k^1$	$\dots x_k^i \dots$	$x_k^k$	$x_k^1$	$\dots x_k^i \dots$	$x_k^k$
---------	---------------------	---------	---------	---------------------	---------

表 1 中,前面  $n_k$  位代表参数  $k$ ,其十进制值的表达可利用下式进行转换:

$$k=d_{\min}+\frac{d_{\max}-d_{\min}}{2^p-1}\times d \quad (7)$$

式中,  $d_{\min}$  表示  $k$  参数的最小值,  $d_{\max}$  表示  $k$  参数

的最大值,  $p$  和  $d$  分别表示二进制位组合的长度以及该组合代表的十进制值, 根据需要可对参数的精度和范围进行设定。余下  $n_F$  位表示特征掩码, 1 和 0 分别代表该特征被选择和未被选择, 因此, 不同的特征组合即对应不同的二进制组合。

## 2.2 适应度函数设计

适应度函数是衡量粒子构成优劣的重要标准, 本文中适应度函数值的大小由两部分内容决定, 即 KNN 分类算法的正确分类率和被选中特征的数量, 一般来说, 一个粒子较低的特征维度和较高的分类正确率所对应的适应度函数值较为理想, 因此, 本文 BPSO-KNN 算法中的适应度函数值可表达为

$$f = w_F \times \left[ 1 - \frac{\left( \sum_{i=1}^{n_F} F_i \right)}{n_F} \right] + w_c \times c \quad (8)$$

式中,  $w_F$  和  $w_c$  分别表示所用特征个数的权重和 KNN 对测试样本集分类正确率的权重,  $F_i$  代表特征位串对应的值, 即 0 或者 1。

## 2.3 算法流程

BPSO-KNN 算法流程图如图 1 所示, 算法步骤如下:

(1) 粒子群初始化, 包括确定粒子群个数、算法迭代次数、粒子速度范围、粒子群各参数等。

(2) 根据粒子结构将每个粒子的二进制表达表征为 BPSO-KNN 的参数  $k$  和特征子集。

(3) 对样本集目标进行 KNN 分类, 计算粒子群中各粒子适应度值, 选出并更新粒子个体极值最优值  $P_{ibest}$  和全局极值最优值  $P_{gbest}$ 。

(4) 判断算法结束条件, 本文即判断是否达到最大迭代次数, 如果达到最大迭代次数则输出结果并结束, 则此时全局最优位置即参数  $k$  和特征组合最优状态, 输出内容主要包括参数  $k$ 、最优特征组合和测试样本集正确分类率。若未达到最大迭代次数, 则继续进行步骤(5)迭代计算。

(5) 继续迭代计算, 根据公式(1)、(3)更新粒子的速度和位置, 同时根据公式(5)、(6)调整学习因子  $c_1$  和  $c_2$ 。并返回步骤(2)继续算法过程。

## 3 实验分析

### 3.1 目标辐射噪声功率谱特征提取

舰船辐射噪声由线谱和连续谱组成, 若舰船噪声随机过程用  $\{S(t)\}$  表示, 则船舶噪声周期性局部平稳过程模型<sup>[14]</sup>可表示为

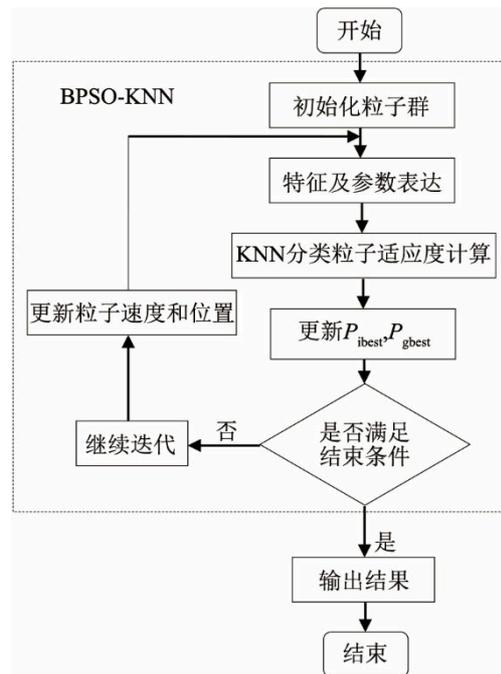


图 1 算法流程图

Fig.1 Flowchart of the BPSO-KNN algorithm

$$\{S(t)\} = [1 + m(t)] \{x(t)\} \quad (9)$$

式中,  $x(t)$  表示窄带平稳白色高斯随机过程,  $m(t)$  表示调制函数, 是慢变化周期信号,  $S(t)$  为周期性局部平稳高斯随机过程。

舰船辐射噪声功率谱可用下式表达为

$$S(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E \left[ |S_{M,T}|^2 \right] \quad (10)$$

式中,  $T$  是傅里叶变换时每段截取的信号长度,  $M$  为该信号段对应编号,  $E$  是集合求平均。式(10)是舰船辐射噪声谱在数学模型下较为严格的定义, 该过程需要截取无穷多个信号段, 并且每段截取的信号长度都趋于无穷。在实际应用中, 往往只能作有限长信号的集合平均。在利用目标的功率谱谱线特征进行目标识别时, 较高的频率分辨率有利于目标识别, 但是考虑到实际的物理特征和应用需求, 本文目标的时域单波束数据采样率  $F_s = 5000$  Hz, 傅里叶变换点数取 4096, 即频率分辨率  $\Delta f \approx 1.22$  Hz。选取被动声呐目标功率谱特征区间为 [5, 90] Hz, 由于本文直接将区间内的功率谱作为特征向量, 因此共得到 70 维特征向量。

由于直接求得的功率谱特征各目标的可比性较差, 因此首先对样本集各维功率谱特征进行预处理。预处理包括特征归一化和野值去除两个步骤。

本文均是提取得到的功率谱特征, 特征量纲相同, 考虑到后续继续加入其它量纲不一致并且差别较大的特征, 若对每个样本进行所有特征归一化, 就会导致较大数值的特征掩盖掉较小数值特征的

变化,此时进行分类,较小特征的变化可能被忽略掉,不利于分类器的识别,因而本文采取对各维功率谱特征分别进行归一化预处理。

本文采取的预处理公式为

$$x^* = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (11)$$

$$x_{\text{new}} = \begin{cases} m - 2\sigma, & \text{若 } x^* < m - 2\sigma \\ m + 2\sigma, & \text{若 } x^* > m + 2\sigma \\ x^*, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $x$  表示直接求得的功率谱特征量,  $x^*$  表示归一化后的特征量,  $\min(x)$  表示该特征量的最小值,  $\max(x)$  表示该特征量的最大值。  $m$  和  $\sigma$  分别表示对式(11)归一化后的特征量  $x^*$  求均值和求均方差处理,  $x_{\text{new}}$  表示预处理后的特征量。

### 3.2 实验

随机选取 4 类海上被动声呐目标共 7 776 个样本数据,其中目标 1 为水下目标,其它 3 类为水面舰船目标,每类目标各 1 944 个样本,对于目标时域单波束数据,选取 0.819 2 s 时间长度信号作为单个样本原始数据,对选取的时间长度数据求取功率谱特征,对每个样本目标提取得到的功率谱特征都首先利用式(11)、(12)进行特征预处理。随机选取 5 832 个样本作为 KNN 分类器的训练数据,余下 1 944 个样本作为分类器的测试数据用来验证本文算法的有效性。4 类目标在训练数据和测试数据中所占个数如表 2 中所示。

对训练样本集和测试样本集进行 70 维特征处理,得到的均值和均方差值如图 2 所示。

图 2 中,分别给出了训练样本集和测试样本集的均值和均方差值,其中横坐标表示频率维度,纵坐标表示数值幅度。

随机挑选 4 个不同种类的目标样本,按照式(11)、(12)特征预处理后的 70 维功率谱特征谱线如图 3 所示。

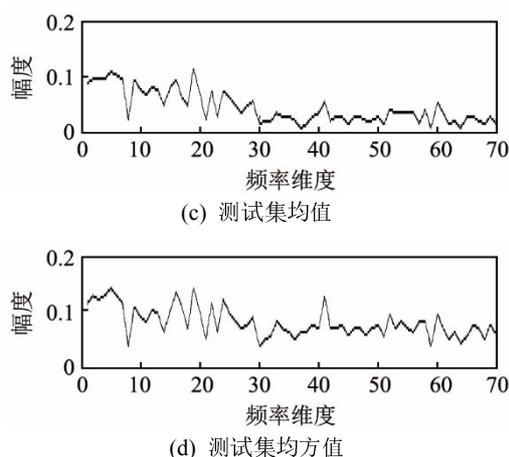
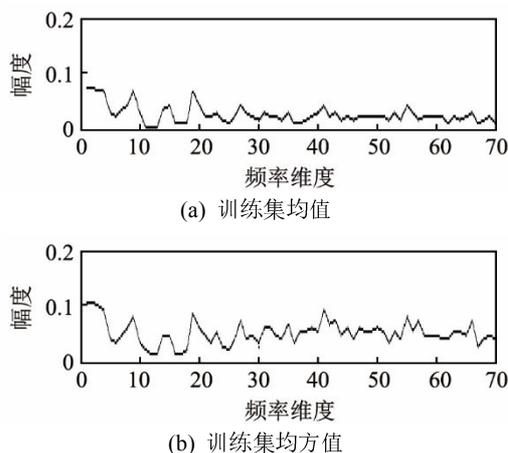


图 2 样本集均值和均方差值

Fig.2 Mean value and standard deviation value of sample set

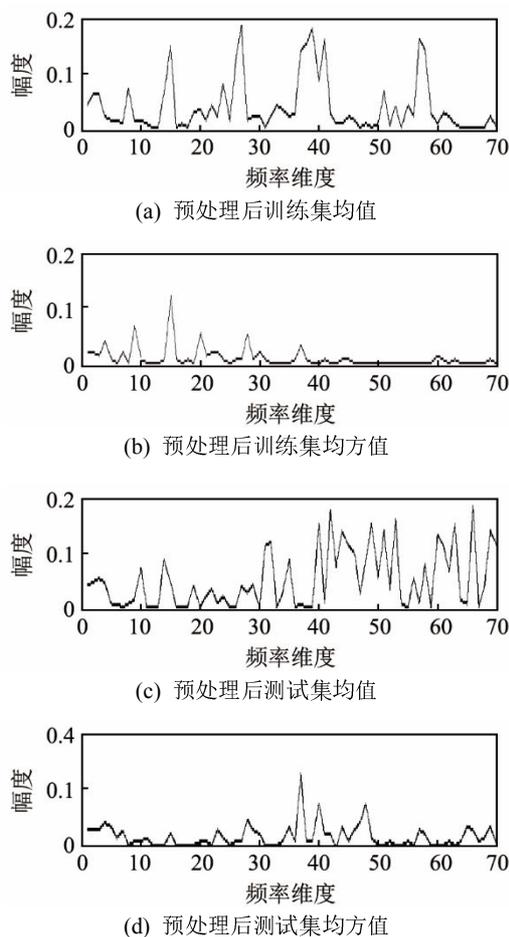


图 3 预处理后的功率谱特征谱线

Fig.3 Power spectral characteristics after preprocessing

结合多次实验结果, BPSO-KNN 算法中各参数设置如下: 粒子群个数取 30, 算法最大迭代次数  $M=20$ , 参数  $k$  的位串个数  $n_k=20$ , 特征量位串个数  $n_f=70$ , 即算法解空间维数  $D=90$ , 粒子速度初始范围取  $[-5,5]$ , 惯性权值  $w=1$ , 若  $c_1$ 、 $c_2$  均取固定值, 则算法容易陷入局部收敛导致分类器的正确识别率降低, 故式(5)、(6)中的  $c_{1b}=2.75$ ,  $c_{1e}=1.25$ ,  $c_{2b}$

$=0.5$ ,  $c_{2e}=2.25$ , 通过对  $c_1$ 、 $c_2$  的调整进而实现对粒子速度的调节, 防止算法陷入局部收敛, 式(8)中权值  $w_F=0.2$ ,  $w_c=0.8$ , KNN 分类算法中  $k \in [1, 100]$ 。最近邻分类器采用欧氏距离(Euclidean distance)作为距离衡量, 分类器的正确识别率由式(13)表示:

$$r = \frac{n}{N} \quad (13)$$

式中,  $n$  表示对该类别目标正确分类的个数,  $N$  表示该类别目标的总个数。

直接利用 KNN 分类算法和本文算法分类的结果对比如表 2 所示。

表 2 中, KNN 算法识别所用特征个数为原始功率谱特征 70 个, 参数  $k$  取推荐值 1, BPSO-KNN 算法中经过特征选择后所用特征个数为 24 个, 算法优化后参数值  $k=21$ 。由表 2 结果可以看出, 在大幅优化特征维度的情况下, 本文算法对 4 类声呐目标的正确识别率分别较 KNN 算法提高了 23.51%, 9.72%, 3.02%, 1.14%; 对 4 个目标的总正确识别率 BPSO-KNN 算法较 KNN 算法提高了 8.60%。并且不难看出, 直接利用 KNN 算法进行分类识别时, 对 4 个不同目标的识别能力差别较大; 而本文所提算法对各个目标的识别能力相当。因此, BPSO-KNN 不仅大幅优化了特征向量, 提高了目标分类识别效率, 而且增加了对各个目标的正确识别率, 验证了本文算法在被动声呐目标识别上的有效性。

表 2 KNN 算法与 BPSO-KNN 算法分类结果对比  
Table 2 Comparison of recognition results between KNN and BPSO-KNN algorithm

目标类别	训练样本个数	测试样本个数	目标正确识别率/%		总正确识别率/%	
			KNN	BPSO-KNN	KNN	BPSO-KNN
目标 1	1 482	462	78.14	96.54		
目标 2	1 442	502	84.06	92.23	86.78	94.24
目标 3	1 455	489	95.09	97.96		
目标 4	1 453	491	89.41	90.43		

## 4 结论

本文提出一种基于二进制粒子群优化(BPSO)算法和最近邻(KNN)分类算法相结合的 BPSO-KNN 算法, 实现对被动声呐目标功率谱特征的降维优化处理。该算法将分类器参数和特征量粒子化, 通过粒子群的不断变化来对 KNN 参数进行优化和搜寻较优的特征组合。实验表明, BPSO-KNN 算法可对 KNN 进行参数优化和对功率谱特征进行降维优化处理, 提高对目标的分类识别率。该

算法对被动声呐目标的自动识别分类有参考价值。

## 参 考 文 献

- [1] THEODORIDIS S, KOUTROUMBAS K. Pattern recognition[M]. Salt Lake City: Academic Press, 2008: 6-7.
- [2] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [3] ALKHATEEB J H, KHELIFI F. A new approach for off-line handwritten Arabic word recognition using KNN classifier[C]//2009 IEEE International Conference on Signal Processing Applications. 2010: 191-194.
- [4] 张亚军. 优化的线谱特征在水下目标识别中的应用[J]. 计算机仿真, 2006, 23(12): 1-3.  
ZHANG Yajun. Application of optimized line-spectrum feature to underwater target recognition[J]. Computer Simulation, 2006, 23(12): 1-3.
- [5] 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): 276-281.  
LIU Geming, SUN Chao, YANG Yixin. Feature extraction of passive sonar target based on two cepstrums[J]. Journal of North-western Polytechnical University, 2008, 26(3): 276-281.
- [6] 张晓勇, 罗来源. 被动声呐信号检测技术发展[J]. 声学技术, 2014, 33(6): 559-563.  
ZHANG Xiaoyong, LUO Laiyuan. Recent development of passive sonar signal detection[J]. Technical Acoustics, 2014, 33(6): 559-563.
- [7] 唐建生, 皇甫立. 噪声干扰对被动声呐系统的影响及仿真分析[J]. 声学技术, 2015, 34(5): 395-398.  
TANG Jiansheng, HUANGFU Li. Effect of noise interference on passive sonar system and simulation analysis[J]. Technical Acoustics, 2015, 34(5): 395-398.
- [8] 戴文舒. 基于目标辐射噪声特征的信号检测和后置处理新方法研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2015.  
DAI Wenshu. A new method of signal detection and post processing based on target radiated noise characteristics[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2015.
- [9] 曾庆军, 王菲, 黄建国, 等. 基于调制连续谱特征提取的被动声呐目标识别技术[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(3): 382-386.  
ZENG Qingjun, WANG Fei, HUANG Jianguo, et al. Technique of passive sonar target recognition based on continuous spectrum feature extraction[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2002, 36(3): 382-386.
- [10] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//ICNN95-International Conference on Neural Networks. 1995: 760-766.
- [11] 朱宗斌, 赵朝方, 曾侃, 等. 二进制粒子群支持向量机算法在 SAR 图像海面溢油特征选择的应用[J]. 海洋湖沼通报, 2015, (3): 177-184.  
ZHU Zongbin, ZHAO Chaofang, ZENG Kai, et al. Oil spill feature selection in marine SAR images based on BPSO-SVM algorithm[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2015(3): 177-184.
- [12] KENNEDY J, EBERHART R C. A discrete particle binary version of the particle swarm algorithm[C]//IEEE International Conference. 1997: 4104-4108.
- [13] RATNAWEERA A, HALGAMUGE S. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients[J]. Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255.
- [14] 吴国清, 王美刚, 陈耀明. 水声波导中包络线谱强度数值预报[J]. 声学学报, 2012, 37(4): 432-439.  
WU Guoqing, WANG Meigang, CHEN Yaoming. Numerical prediction of envelope line spectrum intensity in underwater acoustic waveguide[J]. Acta Acustica, 2012, 37(4): 432-439.