

# 组合核函数支持向量机在水中目标识别中的应用

陆 阳, 王海燕, 田 娜

(西北工业大学航海学院, 西安 710072)

**摘要:** 论文研究了支持向量机核函数构成条件以及不同核函数的特性, 结合水中目标识别技术特点, 提出了一种组合核函数支持向量机的方法。提取了基于小波变换的舰船辐射噪声奇异性、尺度-过零、尺度-能量特征, 对水中目标进行了 SVM 分类识别。研究表明, 基于组合核函数的支持向量机分类识别效果优于单独核函数的支持向量机识别效果。

**关键词:** 支持向量机; 核函数; 目标识别

中图分类号: TN911.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630-(2005)03-0144-04

## a support vector machine with a hybrid kernel and its application in underwater target recognition

LU Yang, WANG Hai-yan, TIAN Na

(College of Marine Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** The formation conditions and the characteristics of different kernel functions are studied. Based on the research of underwater target recognition, a method for training support vector machine with a hybrid kernel is proposed. After extracting characteristics of an underwater target such as Lipschitz singularity, scale zero-cross density and scale energy factor by using wavelet transformation, the hybrid kernel function SVM is used to recognize different targets. Experimental results indicate that using the hybrid kernel can give better performance compared to a single common kernel.

**Key words:** support vector machine; kernel function; target recognition

## 1 引 言

水中目标识别技术因其在水下装备中重要的应用价值, 一直是国内外的研究热点。传统水中目标识别的方法如神经网络等都是建立在样本数目趋于无穷大时的渐进理论基础。但在实际问题中样本的数目往往有限, 因而在实际应用中都难以取得理想的效果。由 V. Vapnik<sup>[1,2]</sup>等人提出并发展起来的统计学习理论<sup>[3,4]</sup>是一种小样本情况下机器学习的理论, 它为了解决有限样本学习问题提出了一个统一的框架, 基于这一理论基础发展了一种新的通用学习

方法——支持向量机(SVM), 该方法已经在手写识别等领域取得了较好的应用成果。而在目标识别, 特别是水中目标识别方面的应用研究报道较少。

目前, 如何根据样本数据构造出新的核函数来提高支持向量机的识别性能是支持向量机技术发展的一个重要研究方向。最近利用组合核函数的方法构造新的核函数受到广泛关注。本文通过对常用的核函数进行特性分析, 研究组合核函数支持向量机对水中目标的识别问题。

## 2 组合核函数支持向量机

### 2.1 支持向量机

支持向量机的分类原理可以归结为通过某种非线性映射  $\phi$ , 将输入空间的样本  $x$  映射到一个高维

特征空间中,使得两类输入样本在这个高维特征空间中可以被一个最优超平面

$$(w \cdot \phi(x)) + b = 0 \quad (1)$$

分开。其中  $x \in R^N$ ,  $\phi(x)$  为特征空间向量。这里最优的含义是指超平面不但能将样本以最小的错误率分开,并且离超平面最近的两类样本与超平面之间的间隔最大。可以证明超平面的分类间隔等于  $2 / \|w\|$ 。使分类间隔最大也就是使  $\frac{1}{2} \|w\|^2$  最小。利用 Lagrange 优化方法将最优化分类面问题转化为其对偶问题,即在约束条件

$$\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i = 0, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i=1, \dots, n \quad (2)$$

下对  $\alpha_i$  求解下列函数最大值

$$W(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) \quad (3)$$

此时支持向量机分类决策函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (\phi(x_i) \cdot \phi(x_j)) + b^* \right) \quad (4)$$

式中  $x_i$  为训练样本,  $y_i = \pm 1$  代表样本类别,  $b^*$  为分类阈值。式中的求和实际上只对支持向量<sup>[4]</sup>进行。由于特征空间不可预知性,存在如何处理特征空间的问题。实际在特征空间中构造出的分类决策函数中只是涉及到特征空间向量的内积运算。因此,支持向量机利用核函数的方法在输入向量和特征空间向量之间建立一种映射关系,使得支持向量机最终实现。此时,支持向量机的分类决策函数可以表示为

$$f(x) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x, x_i) + b^* \right) \quad (5)$$

其中  $K(x, x_i)$  为核函数,意义可以表述为特征空间向量的内积即

$$(\phi(x_i) \cdot \phi(x)) = K(x, x_i) \quad (6)$$

## 2.2 核函数

根据 Hilbert-Schmidt 理论,  $K(x, x_i)$  可以是满足 Mercer 条件<sup>[2]</sup>的任意对称函数。目前常用的核函数有三类:一是多项式核函数  $K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q$ ,  $q$  为阶数,多项式核函数有着良好的全局性质,具有很强的外推能力,而且阶数越低,外推能力越强;二是径向基核函数(RBF)  $K(x, x_i) = \exp(-\frac{|x-x_i|^2}{\sigma^2})$ ,这类核函数是局部性很强的核函数,其内推能力随着参数  $\sigma$  的增大而减弱;三是采用 Sigmoid 函数作为核函数,即  $K(x, x_i) = \tanh(v(x \cdot x_i) + c)$ ,这时 SVM 实现

的是包含一个隐层的多层感知器。

## 2.3 组合核函数支持向量机

支持向量机分类性能的好坏,核函数的选择起着关键作用。根据 Mercer 条件,不难证明对于不同的核函数,其非负线性组合仍然满足 Mercer 条件,可以作为一种新的核函数来实现支持向量机算法。组合核函数<sup>[3]</sup>的优点在于:不同核函数它的内推和外推能力不同,因而学习能力和推广能力各有优劣,可以将不同核函数进行组合使得新的核函数既具有良好的学习能力又具有较好的推广能力。

综合考虑多项式核函数具有良好的推广能力以及径向基核函数较强的学习能力,本文定义两个非负值  $d_1, d_2$ , 对多项式核函数和径向基核函数进行非负线性组合形成新的核函数。新的组合核函数可以表示为:

$$K'(u, v) = d_1 K_{poly}(u, v) + d_2 K_{RBF}(u, v) \quad (7)$$

其中  $K_{poly}$  为多项式核函数,  $K_{RBF}(u, v)$  为径向基核函数。通过优化选择参数,可以实现组合核函数支持向量机既具有良好的学习能力,又具有较强的推广能力。

## 3 基于小波变换的舰船辐射噪声特征提取

### 3.1 舰船辐射噪声奇异性特征研究

许多情况下,信号发生突变的地方携带着目标特征的重要信息。信号的奇异性是信号的突变部分的一种数学表述,用李氏指数(Lipschitz Exponent)可以较为细致的刻画信号的奇异性。由于舰船辐射噪声的功率谱较好地将特征信号从噪声中分离出来,且在不同频段存在很大的差异,因此可以将信号分析带宽  $B$  分成  $M$  个子带,研究不同子带舰船辐射噪声谱的李氏指数,即将舰船辐射噪声功率谱进行二进小波变换,对应  $M$  个子带(带宽  $\Delta F = B/M$ )的样本,分别研究辐射噪声谱的奇异性,估计李氏指数。图 1 给出了  $M=10$ ,  $\Delta F=120\text{Hz}$  两类水中目标辐射噪声功率谱的李氏指数分布曲线。由图 1 可以看出对于不同类舰船,李氏指数具有良好的分类性能。因而在这里构建了信号奇异性的特征矢量  $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_{10})$ 。

### 3.2 舰船辐射噪声尺度-过零特征的研究

文献[5]中介绍了一种舰船辐射噪声平均尺度-过零密度的改进算法,并且证明了用改进算法得到的平均尺度-过零密度具有较好的聚类特性。改进的

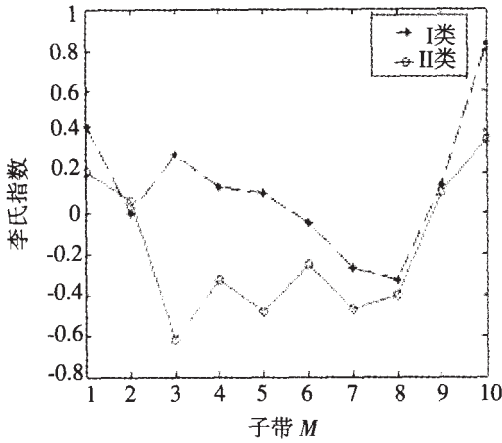


图1 两类舰船目标的李氏指数分布曲线  
Fig.1 Lipschitz exponent distributing curves of two classes of ship targets

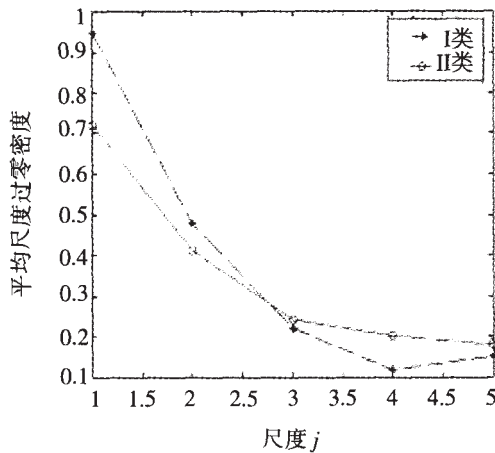


图2 [0,0.33]区间平均尺度-过零密度分布曲线  
Fig.2 Distributing curves of average scale zero-cross density in [0,0.33]

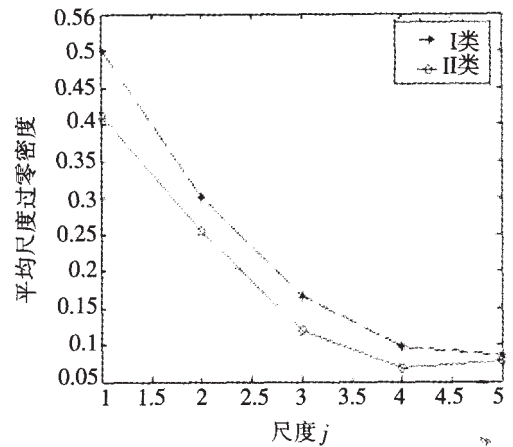


图3 [0.33,0.66]区间平均尺度-过零密度分布曲线  
Fig.3 Distributing curves of average scale zero-cross density in [0.33,0.66]

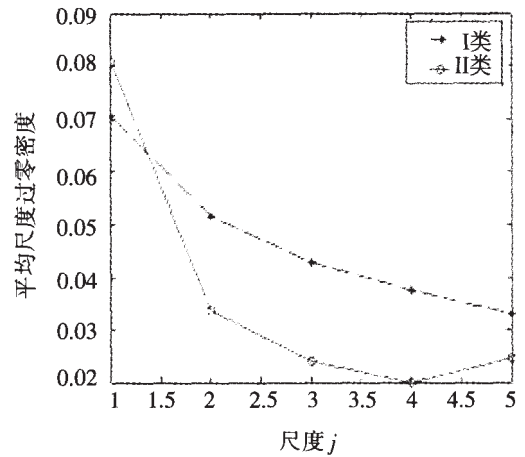


图4 [0.66,1]区间平均尺度-过零密度分布曲线  
Fig.4 Distributing curves of average scale zero-cross density in [0.66,1]

平均尺度-过零密度算法表达式为:

$$Z_{\rho ji} = \frac{Z_{ji}}{Z_x} = \frac{1}{2Z_x} \sum_{m=1}^{N-1} |\text{sgn}(Z_{x_m}(2^j, t)) - \text{sgn}(Z_{x_{m-1}}(2^j, t))| \quad (8)$$

其中,  $Z_{ji}$  为舰船辐射噪声信号的二进小波变换,  $Z_x$  为舰船辐射噪声信号的过零点总数。提取尺度-过零密度的方法为: 对辐射噪声信号作最大尺度为  $j$  的小波分解, 将每个尺度上的分量幅度单位化, 把区间  $[0, 1]$  划分为 3 个子区间  $[0, 0.33]$ 、 $[0.33, 0.66]$ 、 $[0.66, 1]$ , 以子区间的下界作为阈值统计相应的尺度-过零密度, 在尺度  $j$  上得到  $Z_{j0}, Z_{j1}, Z_{j2}$  三个值。本文利用改进算法获得两类舰船目标辐射噪声 5 级小波分解尺度-过零密度特征, 得到 15 维的特征矢量  $(Z_{\rho 10}, Z_{\rho 11}, Z_{\rho 12}, Z_{\rho 20}, \dots, Z_{\rho 50}, Z_{\rho 51}, Z_{\rho 52})$ , 如图 2、3、4 所示。

### 3.3 舰船辐射噪声尺度-能量特征研究

应用二进小波变换, 对两类舰船辐射噪声信号

进行五级小波分解, 发现随着尺度的增大, 小波变换信号的频率移向低频, 对应的功率谱亦移向低频, 能量发生较大的变化。根据舰船辐射噪声信号的特点, 引入信号尺度-能量衰减因子  $D_j$ :

$$D_j = P_j / P \quad (9)$$

其中  $P$  为小波变换前信号功率谱能量,  $P_j$  为第  $j$  级小波变换信号的功率谱能量。  $D_j$  反映了目标辐射噪声信号功率谱能量与各级小波变换信号功率谱能量之间的变化关系。根据式(9)计算两类舰船辐射噪声 5 级的尺度-能量衰减因子  $D_j$  如表 1 所示。

表 1 两类舰船辐射噪声的尺度-能量衰减因子  $D_j$  估计值  
Table 1 Estimated values of scale energy attenuation factor for two classes of ship radiated noises

| $D_j$ | 尺 度    |        |        |        |        |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|
|       | $j=1$  | $j=2$  | $j=3$  | $j=4$  | $j=5$  |
| I 类   | 1.0779 | 1.4422 | 2.3946 | 6.0349 | 2.6964 |
| II 类  | 1.3067 | 1.1575 | 2.0973 | 1.8635 | 0.4453 |

据此构建舰船目标特征矢量:  $(D_1, \dots, D_5)$ 。

根据以上三类特征的分析,本文构建 30 维的舰船辐射噪声小波变换域特征矢量  $(Z_1, Z_2, \dots, Z_{30})$ 。

## 4 实验分析

实验应用基于三种核函数下的支持向量机算法对两类舰船目标进行分类识别。其中两类目标的训练样本各为 15 个,测试样本各为 50 个。实验选取的参数都为实验中获取最优结果时的参数,实验结果如下:

表 2 支持向量机对水中目标的实验结果

Table 2 Experimental results of the underwater target classification by using SVM with different kernels

| 核函数  | 参数  | 训练集识别率 |      | 测试集识别率 |      |
|------|---|--------|------|--------|------|
|      |   | I 类    | II 类 | I 类    | II 类 |
| 多项式核 | $q=2$   | 100%   | 100% | 90%    | 82%  |
| 径向基核 | $\sigma=0.4$  | 100%   | 100% | 90%    | 84%  |
| 组合核  | $q=1 \quad \sigma=0.4$<br>$d_1=0.007 \quad d_2=0.9$ | 100%   | 100% | 92%    | 90%  |

实验结果显示由单独核函数构成的支持向量机对 I 类舰船目标识别较好,对于 II 类目标径向基核函数支持向量机的识别率要好于多项式核函数构成的支持向量机。组合核函数支持向量机对于 I、II 类目标的识别效果要好于由单独核函数构成的支持向量机。由实验结果可以证明组合核函数可以提高支持向量机对舰船目标的识别效果。

## 5 结 论

本文通过对两种常用的核函数进行学习和推广

能力的分析,提出了一种基于组合核函数的方法来提高支持向量机的分类识别性能,并实际运用于水中目标识别中。由于不同核函数的学习和推广能力各有优劣,通过组合可以使得由组合核函数构成支持向量机兼具良好的学习能力和推广能力。实验结果也显示,基于组合核函数的支持向量机的识别性能要优于使用单独核的情况。未来的研究方向是对不同数据分布,构造新的核函数以期获得更好的效果。可以相信,支持向量机作为一种新兴的模式识别方法,在水中目标识别问题上必将会有广阔的发展前景。

## 参 考 文 献

- [1] Vapnik V. The nature of statistical learning theory [M]. New York:Springer-Verlag,1995.
- [2] Vapnik V. An overview of statistical learning theory [J]. IEEE Transaction on Neural Networks,1999,10(5):998-998.
- [3] TAN Ying, WANG Jun. A support vector machine with a hybrid kernel and minimal vapunik-chervonenkis dimension [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2004,14(4):385-395.
- [4] 张学工.关于统计学习理论与支持向量机[J].自动化学报,2000,26(1):32-42.  
ZHANG Xue gong. Introduction to statistical learning theory and support vector machines [J]. Acta Automatica Sinica,2000,26(1):32-42.
- [5] 王海燕.基于信息融合与数据挖掘技术的目标识别分类研究[D].西北工业大学博士论文,2004. 49-52.  
WANG Hai yan. Research on recognition and classification of underwater target based on information fusing and data mining[D]. The doctor's dissertation of North-western Polytechnical University,2004. 49-52.

(上接第 139 页)

- [2] 梅文华,杨义先.跳频通信地址编码理论[M].北京:国防工业出版社,1996.  
MEI Wenhua, YANG Yixian. Theory on address coding of frequency-hopping communication[M]. Beijing:National Defence Industry Press,1996
- [3] 陈奉苏.混沌学及其应用[M].中国电力出版社,1998.  
CHEN Fengsu. Chaos and Applications [M]. Chinese Electric Power Press. 1998.

- [4] LING Cong, SUN Songgeng. Chaotic frequency hopping sequences [J]. IEEE Transactions on Communications, 1998, 46(11):1433-1437.
- [5] 甘良才,吴燕翔.基于混沌的宽间隔跳频序列[J].通信学报, 1999, 20(4):72-76.  
GAN Liangcai,WU Yanxiang. FH sequences with given minimum gap based on chaos [J]. Journal on Communications, 1998,46(11):1433-1437.