

基于 SVM 的多方位声散射数据协作融合鱼分类与识别*

杜伟东^{1,2} 李海森^{1,2} 魏玉阔^{1,2} 徐超^{1,2}

(1. 哈尔滨工程大学水声技术重点实验室, 哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨工程大学水声工程学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 为解决基于声散射数据的鱼分类与识别问题,提出了一种基于 SVM 的多方位声散射数据协作融合鱼分类方法。首先,提取多方位声散射数据的小波包系数奇异值、时域质心及离散余弦变换系数特征,并进行特征融合;然后,采用支持向量机(SVM)分类器对每个方位提取的特征做出决策,并将决策结果表示成后验概率的形式,同时利用每个方位的决策概率对其他方位的决策进行加权;最后输出分类结果。采用 3 类鱼作为研究对象,得到不同方位数量条件下基于协作融合方法的分类正确率最终达到 92% 以上。试验数据处理结果表明,随着方位数量的增加,总体分类正确率呈升高的趋势,基于 SVM 的协作融合方法可以有效提高分类正确率。

关键词: 鱼分类 声散射 支持向量机 小波包变换 离散余弦变换

中图分类号: S932.4;P745 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)03-0268-08

Multi-azimuth Acoustic Scattering Data Cooperative Fusion Using SVM for Fish Classification and Identification

Du Weidong^{1,2} Li Haisen^{1,2} Wei Yukuo^{1,2} Xu Chao^{1,2}

(1. Acoustic Science and Technology Laboratory, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China

2. College of Underwater Acoustic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: In order to solve fish classification and identification problems based on acoustic scattering data, a data fusion method based on SVM posterior probability was deduced, and a multi-azimuth acoustic scattering data cooperative fusion fish classification method based on support vector machine (SVM) was proposed. Firstly, the wavelet packets coefficients singular value feature, temporal centroid feature and discrete cosine transform coefficients feature using multi-azimuth acoustic scattering data were extracted, which reflected acoustic scattering characteristics of fish from different aspects. Secondly, the SVM classifiers made the decisions for features of each azimuth and the results were expressed in the form of posterior probability, each azimuth decision probability was used to weight the decisions of other azimuth simultaneously. Finally, the classification results were the ultimate output. Three kinds of fish were selected as the research objects and the classification accuracy (more than 92%) was presented based on the cooperative fusion method under the conditions of different numbers of azimuth. The processing results of experimental data indicated that the overall classification accuracy showed an increasing trend with the increase of number of azimuth. To examine the performance of classification further, large carp samples and small carp samples were used as training and testing samples mutually. The classification accuracy showed a increasing trend with the increase of number of azimuth in both cases, which reached more than 90% ultimately. The multi-azimuth acoustic scattering data cooperative fusion method based on SVM can improve the correct classification ratios effectively.

Key words: Fish classification Acoustic scattering Support vector machine Wavelet packets transform Discrete cosine transform

收稿日期: 2014-10-15 修回日期: 2014-11-20

* 国家自然科学基金资助项目(41306038)

作者简介: 杜伟东, 博士生, 主要从事渔业资源声学调查和海底底质分类研究, E-mail: dwd361@163.com

通讯作者: 李海森, 教授, 博士生导师, 主要从事海底声学特性一体化探测研究, E-mail: hsenli@126.com

引言

鱼分类与识别技术是渔业资源评估的重要手段之一,虽然已有多种方法来进行鱼类识别^[1-4],然而鱼是一个复杂的声散射体,提取能反映鱼本质声散射特性的特征对鱼分类与识别尤为重要。对于有鳔鱼种,鱼鳔是散射信号的主要贡献体,不同种类鱼的鱼鳔大小、形状不同,导致鱼在不同声散射方位上具有不同的散射特性^[5-6],因此单一方位探测势必会丢失鱼的散射信息。而且鱼在水中是自由游动的,探测时不能预见鱼在波束内的具体方位,因此鱼在单一散射方位的声散射特性具有一定的随机性,造成鱼分类过程中存在由于鱼的方位不同引起的分类精度低、甚至不能正确分类的问题。

多方位声散射数据协作融合方法同时利用了鱼在多个方位的声散射特性,这种方法在水下目标识别领域有一定应用^[7-8],并取得了较好的分类效果,其主要依据是表面不规则散射体在不同方位上表现出的散射特性是存在差异的,然而多方位信息能否提高分类精度主要取决于两方面的因素:同一类目标在不同方位上表现的类别是相关的;不同类目标在单方位上表现的类别是不相关的。以上两点成立的条件是待分类目标表面不规则,形状、大小、内部结构不同,而由于鱼具有复杂的组成,恰能满足这一条件。基于支持向量机(SVM)的多方位声散射数据协作融合鱼分类方法能同时利用多个方位的声散射信息进行鱼的分类识别,有效解决了在鱼分类过程中只利用单方位声散射信息存在的问题,进而提高分类正确率。

本文结合对鱼声散射特性的研究,从多方位声散射数据协作融合角度出发,提取鱼声散射信号的小波包系数奇异值特征、时域质心特征和离散余弦变换系数特征,并通过 SVM 对提取的特征做出决策,最后通过协作融合方法得到最终分类结果。

1 鱼声散射信号特征提取

基于鱼的声散射信号进行特征提取,得到不同种类鱼在频域、时域、形状上所表现的不同特性。特征提取流程如图 1 所示,主要包括提取、融合、降维等步骤。

1.1 特征提取

利用 Hilbert 变换得到鱼声散射信号包络,并基于包络信息提取小波包系数奇异值、时域质心、离散余弦变换系数等特征值。

小波包变换是一种时频分析方法,是获取信号局部频域特征的良好工具^[9]。对鱼声散射信号进

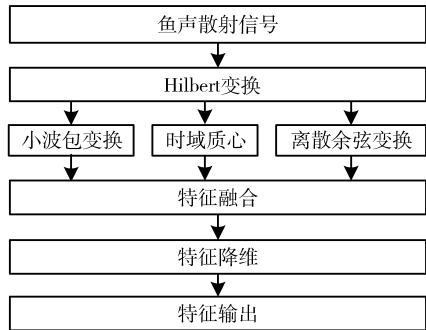


图 1 特征提取方法流程图

Fig. 1 Flow chart of features extraction method

行小波包分解得到小波包系数,并对小波包系数进行重构,得到鱼的声散射信号在各个频带内的时域信号。

小波包变换包括小波包分解与小波包重构。小波包的分解是由 $d_l^{j,n}$ 求 $d_k^{j+1,2n}$ 和 $d_k^{j+1,2n+1}$,即

$$\begin{cases} d_k^{j+1,2n} = \sum_l h_{0(2l-k)} d_l^{j,n} \\ d_k^{j+1,2n+1} = \sum_l h_{1(2l-k)} d_l^{j,n} \end{cases} \quad (1)$$

式中 $d_l^{j,n}$ ——上一级小波包分解系数

$d_k^{j+1,2n}$ 、 $d_k^{j+1,2n+1}$ ——下一级小波包分解系数

$h_{0(2l-k)}$ 、 $h_{1(2l-k)}$ ——小波包分解的低通、高通滤波器组

小波包系数的重构是由 $d_k^{j+1,2n}$ 和 $d_k^{j+1,2n+1}$ 求 $d_l^{j,n}$,则

$$\begin{aligned} d_l^{j,n} = & \sum_k (h_{0(l-2k)} d_k^{j+1,2n} + h_{1(l-2k)} d_k^{j+1,2n+1}) = \\ & \sum_k g_{0(l-2k)} d_k^{j+1,2n} + \sum_k g_{1(l-2k)} d_k^{j+1,2n+1} \end{aligned} \quad (2)$$

式中 $g_{0(l-2k)}$ ——小波包重构的低通滤波器组

$g_{1(l-2k)}$ ——小波包重构的高通滤波器组

矩阵奇异值具有 2 个特点:具有非常好的稳定性,当矩阵中元素发生微小变化时,奇异值变化很小;矩阵的固有特征,可充分反映矩阵包含的信息。小波包系数矩阵可反映信号的本质和特征,而矩阵奇异值又表征矩阵特征,所以小波包系数矩阵奇异值可用于表征鱼声散射信号特性。

设矩阵 $A \in C_r^{m \times n}$, λ_i 是 $A^H A (A A^H)$ 的非零特征值,则称 $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$ 为矩阵 A 的奇异值,其中 $i = 1, 2, \dots, r$ 。

对于鱼的声散射信号而言,小波包系数矩阵奇异值反映了鱼的声散射信号在不同频带内的分布特性。

时域质心是信号能量在时间轴上的重心,它是在一定时间范围内通过对能量加权平均得到的时间,反映了信号主要能量集中的区域。时域质心的计算公式可表示为^[10]

$$T_c = \frac{\sum_0^{N-1} nx^2(n)}{\sum_0^{N-1} x^2(n)} \tag{3}$$

式中 N ——声散射信号长度

$x(n)$ ——信号在第 n 点的幅度

为对声散射信号更为细致的分析,可以将信号分为多个子带,本文采用一种新的动态分段方法^[11]。它以时域质心为依据对信号进行划分,在划分的各个子段内计算时域质心,并将其作为下一层子带划分的依据。这种方法对信号能量集中区域的划分更为精细,有利于区分能量分布的细微差异。具体方法如下:

(1) 计算声散射信号时域质心 T_{c11} ,得到第 1 层的 2 个子带 $[0, T_{c11}]$ 和 $[T_{c11}, T]$ 。

(2) 在第 1 层分段的基础上分别计算各个子带的时域质心,分别为 T_{c21} 和 T_{c22} ,得到第 2 层的 3 个子带 $[0, T_{c21}]$ 、 $[T_{c21}, T_{c22}]$ 、 $[T_{c22}, T]$ 。

(3) 以此类推,在第 k 层各个子带内计算时域质心,并将其作为下一层划分的依据。

对于鱼的声散射信号而言,各个时间段内的时域质心特征反映了声散射信号时域上的能量分布特性。

离散余弦变换是一种实数域变换,其变换核为实余弦函数,具有算法速度快的特点,且变换后的系数分布比较集中,利用很少的系数集中了信号大部分的能量^[12]。

对于给定的序列 $x(n) (n = 0, 1, \cdots, N - 1)$,其离散余弦变换定义为

$$X(l) = \sqrt{\frac{2}{N}}c(k) \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \cos \frac{\pi l(2k+1)}{2N} \tag{4}$$

其中 $c(k) = \begin{cases} 1/\sqrt{2} & (k, l = 0) \\ 1 & (k, l \neq 0) \end{cases}$

式中 $X(l)$ ——特征量

l ——特征量个数,取 $0, 1, \cdots, L$

对于鱼的声散射信号而言,离散余弦变换系数特征主要用来表征鱼体及鱼鳔在不同形状上表现的声散射特性。

1.2 特征降维

上述特征提取方法得到的特征维数较高,高维的特征对鱼分类具有不同贡献。有些特征对于分类的贡献较大且稳定性较好,有些特征则不是。因此,对高维特征进行降维处理,保留对分类有贡献的特征,对提高分类正确率、降低分类复杂度、保证分类结果稳定性具有十分重要的意义。

为得到对分类贡献较大的特征向量,可以通过

Fisher 判别函数^[13]判断每个类之间对应特征的距离,得到类间差异度和类间一致度的比值,比值越大代表每个类之间对应特征对于类别的区分度更高,从而得到每个特征对分类的贡献能力,Fisher 判别函数表示为

$$D_r = \frac{|\mu_i - \mu_j|^2}{\sigma_i^2 + \sigma_j^2} \tag{5}$$

式中 D_r ——判别比 i, j ——类别

$\mu_i, \mu_j, \sigma_i^2, \sigma_j^2$ ——类 i, j 特征量的均值与方差

对于一类条件下的特征,其方差越小代表该特征的离散性越小,类内的一致性越高,因此式(5)中的分母项称为类间一致度;而分子项表示了该特征在两类条件下的数据整体意义上的差异,因此称为类间差异度。文献[14]指出当 $D_r > 3.84$ 时,该特征对这 2 种类型目标的误分概率可小于 2.5%。经过 Fisher 判别函数进行特征降维,贡献能力大的特征被保留下来组成新的特征向量。

2 分类器与多方位声散射数据协作融合

在水下目标识别领域,SVM 因具有较低的分类误差,被认为是一种性能较佳的分类器^[15],下面推导一种基于 SVM 后验概率的多方位声散射数据协作融合方法。

对于非线性可分的训练特征集 T_j ,存在一个非线性映射 ϕ ,将原空间向量映射到 Hilbert 空间,而在该特征空间的超平面利用求解如下二次规划问题得到。

$$\min_{w, b, \xi_i} \frac{\|w\|^2}{2} + C \sum_{i=1}^F \xi_i \tag{6}$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i(w\phi(x_i) + b) \geq 1 & (i = 1, 2, \cdots, F) \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \tag{7}$$

式中 w ——权向量 C ——代价系数

y_i ——第 i 类的类标号

ξ_i ——松弛变量 b ——偏倚量

$\|\cdot\|$ ——欧几里得范数

F ——类数量

式(7)中等号成立的样本称为支持向量。引入对偶拉格朗日函数来求解上述问题的等效解,即

$$\min_{\lambda} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^j \sum_{j=1}^F \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_j \lambda_j \tag{8}$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^F y_i \lambda_i = 0 \\ 0 \leq \lambda_i \leq C \end{cases} \tag{9}$$

其中 $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$

式中 $K(x_i, x_j)$ ——核函数

λ_i ——Lagrange 乘子

构造决策函数为

$$f(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l y_i \lambda_i^* K(x_i, x_j) \right) + b$$

$$\text{其中 } b = y_j - \sum_{i=1}^F y_i \lambda_i^* K(x_i, x_j) \quad (10)$$

由上面分析可知,SVM设计的关键是核函数及其参数选取。

图2为协作融合算法结构,每个方位声散射数据对应一个决策单元,主要包括特征提取、分类器、概率加权等对声散射数据的处理过程。对于方位 j ,首先对声散射数据进行提取特征,并且通过SVM分类器将决策结果表示成后验概率,同时利用方位 j 的决策概率对其余每个方位的决策概率进行加权,所有决策单元相互协作,完成未知鱼种的预测。

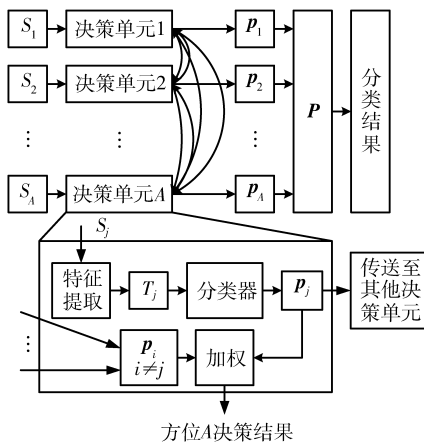


图2 协作融合算法结构

Fig.2 Structure of cooperative fusion algorithm

这种结构的优点是方位数量可以是随机的,且对鱼的声散射特性描述更为精细、全面,并进行多次协作融合,融合程度高且紧密,进而能有效提高分类正确率。

对于非线性可分SVM,存在一个决策边界,使SVM的输出为 $f_j(\mathbf{x}) = \text{sign}(\mathbf{w}\phi(\mathbf{x}) + b)$,如果不考虑其中符号运算,则SVM输出了样本与最大边缘超平面之间的距离,但是SVM并不能直接输出后验概率^[16]。

SVM实际上是一个2分类器,在 C_l 类情况下,可以采用“一对一”或“一对多”方式,在“一对多”方法中,对于 k 类则需要 k 个分类器,得出 k 个超平面,样本离第 i 个超平面越远,分类正确的可能性越大,即属于第 i 类。因此,可以将输出的距离表示为概率估计,即

$$p(c|\mathbf{x}) = \frac{\exp(\mathbf{w}_c\phi(\mathbf{x}) + b)}{\sum_{c=1}^{C_l} \exp(\mathbf{w}_c\phi(\mathbf{x}) + b)} \quad (11)$$

则每个方位输出的后验概率向量为

$$\mathbf{p}_j = (p(c=1|T_j), \dots, p(c=C_l|T_j)) \quad (12)$$

方位 j 输出的概率向量 $\mathbf{p}_j$ 传送至其他决策单元,同时接收其他决策单元输出的概率向量 $\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_{j-1}, \mathbf{p}_{j+1}, \dots, \mathbf{p}_M$,假设这些概率是独立分布的,则方位 j 的加权概率为

$$\mathbf{p}_w(c=k|T_j) = \prod_{i \neq j}^A \mathbf{p}_i(c=k|T_i) \quad (13)$$

得到决策概率向量与加权概率向量后,为避免再引入新的分类器,采用文献[17]的方法进行组合,定义斜率 K_{SL} ,表示为

$$K_{SL} = \frac{p(c_1|T) - p(c_2|T)}{p(c_1|T)} \quad (14)$$

$$\text{其中 } p(c_1|T) \geq p(c_2|T) \geq \dots \geq p(c_{C_l}|T) \quad (15)$$

则决策概率向量与加权概率向量权重分别为

$$\begin{cases} W_i = \frac{K_{SL}^i}{K_{SL}^i + K_{SL}^w} \\ W_w = \frac{K_{SL}^w}{K_{SL}^i + K_{SL}^w} \end{cases} \quad (16)$$

根据所占权重,计算得到每个方位的最终决策概率为

$$\mathbf{p}_j^f(c|T) = \mathbf{p}_j(c|T_j) W_i + \mathbf{p}_w(c|T_j) W_w \quad (17)$$

则对于每个类的最终分类结果为

$$P(c|T) = \prod_{j=1}^M \mathbf{p}_j^f(c|T) \quad (18)$$

3 试验与数据处理

3.1 多方位声散射数据获取

选取3种鱼作为分类对象,即鲫鱼、金鳊鱼、鲤鱼,其中鲤鱼选取大小不同的2条,定义为小鲤鱼、大鲤鱼,鱼体照片如图3所示,实测鲫鱼、金鳊、小鲤鱼、大鲤鱼叉长分别为26、35、33、41 cm。



图3 鱼体照片

Fig.3 Photos of fish body

图4为多方位声散射数据获取方法示意图。基于现有条件,利用单只标准水听器代替接收换能器,相邻换能器之间距离为30 cm,在不同方位采集鱼的声散射信号,实际应用中,可以利用多个接收换能器组成如图4所示的结构,同时获取鱼在不同方位

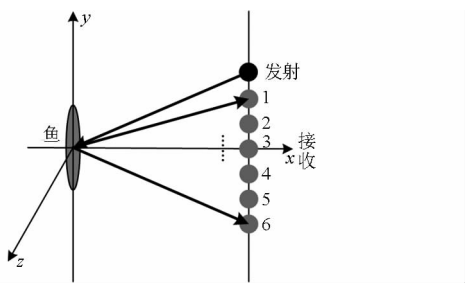
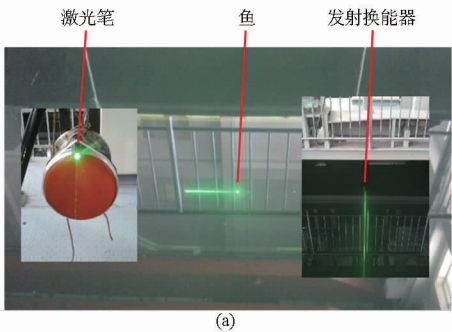


图 4 数据获取方法示意图

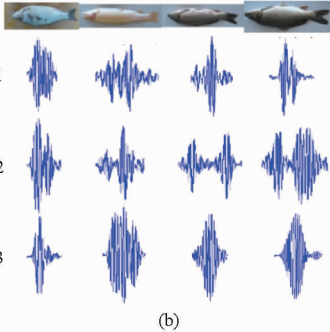
Fig.4 Schematic of data acquisition method

上的声散射信号。

针对上述鱼种进行了水池试验,地点为哈尔滨工程大学水声技术重点实验室消声水池,主要设备为发射换能器、标准水听器、采集器和激光笔等。试验现场如图 5 所示,发射换能器朝向鱼背脊发射声脉冲信号,声脉冲遇到鱼体后产生散射信号,水听器对其进行接收,并由采集器进行采集。发射换能器可以通过行车移动、旋转,以确保不同鱼种在照射波束内位置一致,提高数据可靠性,对准鱼后,其位置固定。水听器安装在自制三角架上,可水平移动。为保证试验效果,利用防水激光笔发射的绿色细光束强光确保发射波束正对鱼中心。



(a)



(b)

图 6 试验现场照片及部分采集数据

Fig.6 Photos of experiment site and parts of collected data

保持鱼为活体,同时应避免鱼发生大规模的摆动,为此,使用 0.325 mm 直径渔线编织大小合适的渔网,用 MS-222 麻醉剂将鱼麻醉后固定于渔网内,木架与渔网之间采用同样渔线固定,固定鱼的装置声学尺度较小,对声散射信号质量几乎没有影响。

3.2 鱼声散射数据特征提取及分类性能测试

由于声散射信号的包络表征了鱼的声散射特性,所以通过 Hilbert 变换求解鱼声散射信号包络,并基于包络信息提取得到 3 种特征。

对包络信号进行 M 层小波包变换,得到的每个子带频宽为

$$B_s = \frac{0.5f_s}{2^M}$$

(19)

式中 f_s ——系统采样率,取 1 MHz

M ——小波包分解层数,取 6

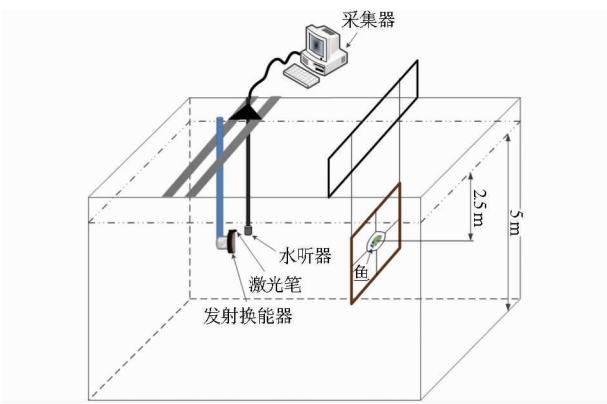


图 5 试验现场示意图

Fig.5 Schematic of experiment site

发射换能器中心频率 150 kHz,带宽 40 kHz,波束宽度 3.8°。沿轴线方向发射 CW 脉冲,为极大限度利用换能器带宽,发射信号脉宽 0.025 ms。换能器与鱼之间距离 4 m,满足远场条件。为更好地保持鱼的方位,设计了边长 2 m 的方木架,在固定鱼的同时,确保波束不会照射到木架上,以免影响试验效果。图 6a 为试验现场照片,图 6b 为 3 种鱼在部分散射方位上的声散射数据。

为获得更真实、可靠声散射数据,试验过程中应

共产生 64 个子带,每个子带频宽约 7.8 kHz。图 7 为 3 种鱼声散射信号频谱,可以看出,频域响应波动集中在 50 kHz 内,而 6.4 个子带能覆盖 50 kHz 的频宽,综合考虑,取 6 个子带。

小波包变换中,如果某个子带是经过偶数个高通滤波器得到的,则对该子带进行划分时,得到的两个子带按低频到高频的顺序排列,否则相反,故按照格雷码的编码方式对频段进行重新排列,取排列后的前 6 个子带。

将上述 6 个子带的重构信号组成系数矩阵,并计算矩阵的奇异值,得到小波包系数奇异值序列 $S^i_X, X = 1, 2, \dots, 6$,则构成的特征向量为

$$\mathbf{F}_{sv,j} = (S^1_j, S^2_j, \dots, S^6_j)$$

(20)

式中 j ——方位数,取 1, 2, ..., 6

图 8 为提取得到的第 1 个方位下声散射信号的

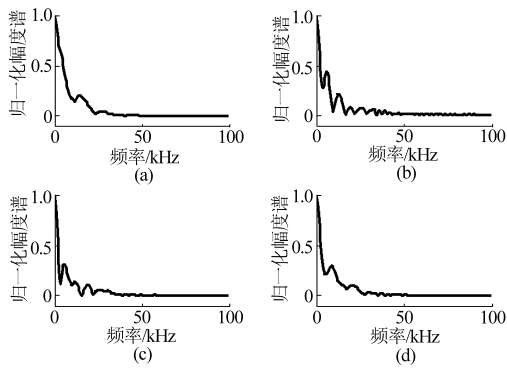


图 7 鱼声散射信号频谱

Fig. 7 Acoustic scattering signal spectrum of fish

(a) 鲫鱼 (b) 金鲳 (c) 小鲤鱼 (d) 大鲤鱼

小波包系数奇异值, 由于 3 种鱼的鱼体及鱼鳔形状不同, 导致回波结构不同, 进而 3 种鱼的小波包系数奇异值特征表现出不同的分布特性, 相对而言, 小鲤鱼和大鲤鱼有较为相近的分布特性。

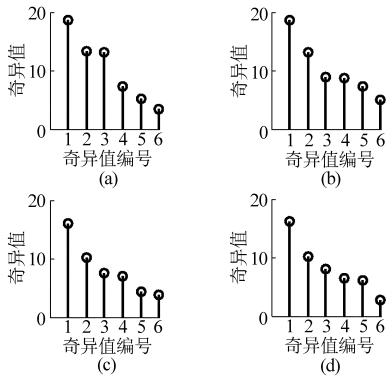


图 8 小波包系数奇异值

Fig. 8 Wavelet packets coefficient singular value

(a) 鲫鱼 (b) 金鲳 (c) 小鲤鱼 (d) 大鲤鱼

对鱼声散射信号包络计算时域质心时, 若划分的子带数量过少, 可能会造成特征差异不明显; 数量太大, 容易造成特征差异不稳定, 同时会增加冗余量。一般选取 3~6 层为宜, 本文中划分到第 6 层, 对于时域质心序列 $T_Y^j, Y=1, 2, \dots, 6$, 则构成的特征向量为

$$\mathbf{F}_{tc,j} = (T_1^j, T_2^j, \dots, T_6^j) \quad (21)$$

图 9 为提取得到的第 1 个方位下时域质心特征, 由于 3 种鱼的鱼体及鱼鳔形状不同, 导致回波结构不同, 进而 3 种鱼的时域质心特征表现出不同的分布特性, 相对而言, 小鲤鱼和大鲤鱼有较为相近的分布特性。

对鱼声散射信号包络做离散余弦变换, 系数波动主要集中在前 30 个, 故取前 30 个系数作为特征量, 对于离散余弦变换系数序列 $D_Z^j, Z=1, 2, \dots, 30$, 则构成的特征向量为

$$\mathbf{F}_{dc,j} = (D_1^j, D_2^j, \dots, D_{30}^j) \quad (22)$$

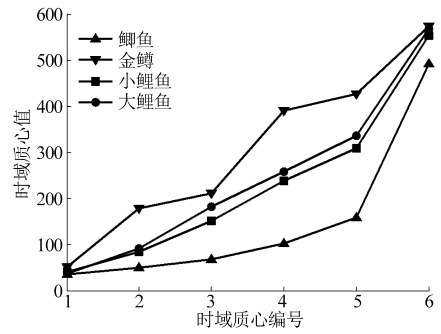


图 9 时域质心

Fig. 9 Temporal centroids

图 10 为提取得到的第 1 个方位下离散余弦变换系数特征, 由于 3 种鱼的鱼体及鱼鳔形状不同, 导致回波结构不同, 3 种鱼的离散余弦变换系数特征表现出不同的分布特性, 相对而言, 大鲤鱼和小鲤鱼有较为相近的分布特性。

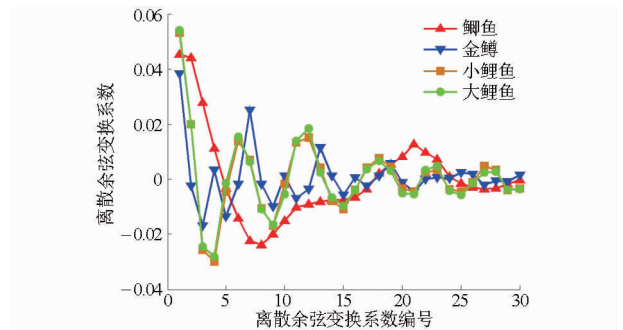


图 10 离散余弦变换系数

Fig. 10 Discrete cosine transformation coefficients

将小波包系数奇异值特征、时域质心特征、离散余弦变换系数特征进行融合, 共得到 42 个特征值, 特征向量为

$$\mathbf{F}_j = (\mathbf{F}_{sv,j}, \mathbf{F}_{tc,j}, \mathbf{F}_{dc,j}) \quad (23)$$

为得到对分类贡献较大的特征向量, 对特征向量进行 Fisher 判别, 小鲤鱼、大鲤鱼的特征向量各取一部分样本组成鲤鱼特征向量样本, 鲤鱼、金鲳、鲫鱼特征向量样本数相等。

图 11 分别为 2 类鱼样本特征判别比、3 类鱼样本特征判别比, 可以看出, 金鲳、鲫鱼之间特征判别距离整体上略小于二者分别与鲤鱼之间的判决距离。判别门限设置为 3.84 时分类效果最佳, 此时保留的特征量总个数为 32 个, 包括 4 个小波包系数奇异值特征、4 个时域质心特征和 24 个离散余弦变换系数特征, 通过 Fisher 判别函数有效降低了特征维数。

在每个方位的相同位置连续采集 1 000 组数据, 其中 500 组作为分类器训练样本, 其余 500 组作为分类器测试样本, 通过随机抽取的方式构建训练集与测试集。选取高斯径向基函数为 SVM 分类器核函数

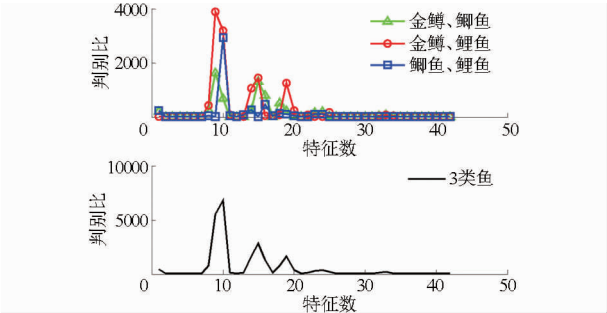


图 11 Fisher 判别比

Fig. 11 Fisher discrimination ratios

$$K(x,y)=\exp\left(-\frac{\|x-y\|^2}{\sigma^2}\right)\tag{24}$$

代价系数 C 和高斯滤波器宽度 σ 采用交叉验证的方法寻找最优值。

每个方位特征分别通过 Fisher 判别进行降维，将降维后的特征作为特征向量对 3 种鱼进行分类识别，在不同方位数量情况下分类正确率如图 12 所示。

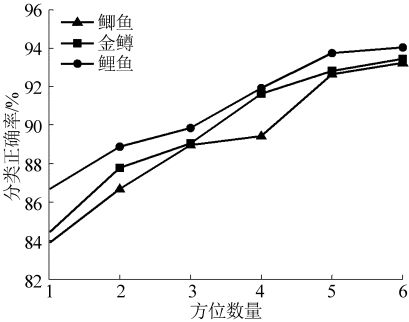


图 12 不同方位数量下的分类正确率

Fig. 12 Classification accuracy under different numbers of azimuth

从图 12 可以看出，随着方位数量的增加，分类正确率呈升高趋势，其中鲤鱼正确率总体高于鲫鱼、金鳊正确率，鲫鱼、金鳊正确率变化趋势相似，与 Fisher 判别函数对特征的判别结果相对应，这也相反验证了 Fisher 判别方法的可靠性。分类正确率最终达到 90% 以上，说明基于 SVM 的协作融合方法具有更优的分类性能。

为进一步检验分类性能，采用鲤鱼交叉验证的

方式，即大鲤鱼样本、小鲤鱼样本分别作训练样本、测试样本进行验证，分类结果如图 13 所示，可以看出，两种情况都具有很高的分类正确率，而且随着方位数量的增加呈升高趋势，进一步验证了方法的有效性。

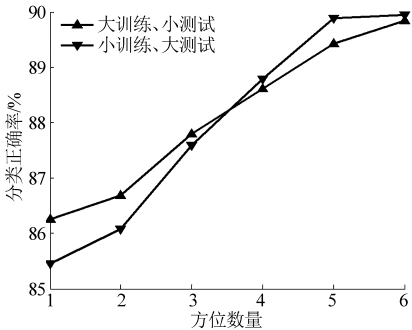


图 13 鲤鱼交叉验证分类正确率

Fig. 13 Classification accuracy of carps under cross validations

4 结论

针对基于声散射数据的鱼分类与识别问题，提出了一种基于 SVM 的多方位声散射数据协作融合鱼分类方法，并推导了一种基于 SVM 后验概率的数据融合方法，得出如下结论：

(1) 提取得到的的小波包系数奇异值、时域质心、离散余弦变换系数从不同角度描述了不同鱼种声散射特性上的差异性，这些特征之间可以有效互补，增强了不同鱼种特征之间的区分度，并提高了特征的稳定性。

(2) 将分类结果通过 SVM 的输出表示成后验概率的形式，并进行多方位决策概率协作融合，通过这种方法，3 类鱼的整体分类正确率呈升高趋势，效果明显，且该方法不依赖于特定的方位及方位数量，数据获取装置结构简单，对于表面不规则，形状、结构不同的水下目标分类与识别具有通用性，有利于工程实用化。

(3) 能有效将同种类、大小不同的鱼分为一类，且正确率较高，进一步验证了方法的可靠性。

参 考 文 献

1 Robotham H, Bosch P, Gutierrez-Estrada J C, et al. Acoustic identification of small pelagic fish species in Chile using support vector machines and neural networks[J]. Fisheries Research, 2010,102(1-2): 115-122.

2 Lundgren B, Nielsen J R. A method for the possible species discrimination of juvenile gadoids by broad-bandwidth backscattering spectra vs. angle of incidence[J]. ICES Journal of Marine Science, 2008, 65(4):581-593.

3 Islas-Cital A, Atkins P R, Foo K Y. Broadband amplitude and phase sonar calibration using LFM pulses for high-resolution study of hard and soft acoustic targets[C]//OCEANS 2011. IEEE-Spain,2011:1-8.

4 Taboada L, Sánchez A, Velasco A, et al. Identification of Atlantic cod (*Gadus morhua*), ling (*Molva molva*), and Alaska pollock (*Gadus chalcogrammus*) by PCR-ELISA using duplex PCR[J]. Journal of Agricultural and Food Chemistry, 2014, 62(24): 5699-5706.

5 Simmonds J, Maclellan D. Fisheries acoustics: theory and practice [M]. 2nd ed. Oxford, UK: Blackwell Science Ltd., 2005:

- 229.
- 6 杜伟东,李海森,陈宝伟,等. 一种基于声散射特性的有鳔鱼特征获取方法[J]. 应用声学, 2014, 33(6): 10 – 16.
Du Weidong, Li Haisen, Chen Baowei, et al. Features acquisition of fish with swim bladder baesd on acoustic scattering characteristics[J]. Journal of Applied Acoustics, 2014, 33(6): 10 – 16. (in Chinese)
 - 7 Azimi-Sadjadi M R, Yao D, Huang Q, et al. Underwater target classification using wavelet packets and neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(3): 784 – 794.
 - 8 Cartmill J, Wachowski N, Azimi-Sadjadi M R. Buried underwater object classification using a collaborative multi-aspect classifier [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2009, 34(1): 32 – 44.
 - 9 韩永华,汪亚明,康锋,等. 基于小波多分辨率分解的农田障碍物检测[J]. 农业机械学报, 2013, 44(6): 215 – 221.
Han Yonghua, Wang Yaming, Kang Feng, et al. Detection of obstacles in farmland based on wavelet multi-resolution transform [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(6): 215 – 221. (in Chinese)
 - 10 杨立学,陈克安,张冰瑞,等. 基于不相似度评价的水下声目标分类与听觉特征辨识[J]. 物理学报, 2014, 63(13): 134304-1 – 134304-10.
Yang Lixue, Chen Kean, Zhang Bingrui, et al. Underwater acoustic target classification and auditory feature identification based on dissimilarity evaluation[J]. Acta Physica Sinica, 2014, 63(13): 134304-1 – 134304-10. (in Chinese)
 - 11 刘寅,许枫,张乔,等. 自适应分段时域质心特征在鱼类识别中的应用[J]. 应用声学, 2012, 63(3): 215 – 219.
Liu Yin, Xu Feng, Zhang Qiao, et al. Applications of adaptive segmentation temporal centroid features in fish identifications[J]. Journal of Applied Acoustics, 2012, 63(3): 215 – 219. (in Chinese)
 - 12 林森,苑玮琦,吴微,等. 基于离散余弦变换和主线分块能量的模糊掌纹识别[J]. 光电子·激光, 2012, 23(11): 2200 – 2206.
Lin Sen, Yuan Weiqi, Wu Wei, et al. Blurred palmprint recognition based on DCT and block energy of principal lines [J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2012, 23(11): 2200 – 2206. (in Chinese)
 - 13 Azimi-Sadjadi M R, Yao D, Tamshidi A, et al. Underwater target classification in changing environments using an adaptive feature mapping[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(5): 1099 – 1111.
 - 14 Theodoridis S, Koutroumbas K. Pattern pecognition[M]. 2nd ed. San Diego: Academic Press, 2003: 198 – 201.
 - 15 Donghui L, Azimi-Sadjadi M R, Robinson M. Comparison of different classification algorithms for underwater target discrimination [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2004, 15(1): 189 – 194.
 - 16 许菡,孙永华,李小娟. 遥感影像混合像元的分解——基于加权后验概率的支持向量机分类算法[J]. 地球信息科学学报, 2013, 15(2): 249 – 254.
Xu Han, Sun Yonghua, Li Xiaojuan. Unmixing of remote sensing images based on weighted posterior probability support vector machines[J]. Journal of Geo-Information Science, 2013, 15(2): 249 – 254. (in Chinese)
 - 17 Morris B, Trivedi M. Learning, modeling, and classification of vehicle track patterns from live video[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(3): 425 – 437.