

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.10.024

# 基于被动水声信号的淡水鱼混合比例识别

黄汉英<sup>1</sup> 杨咏文<sup>1</sup> 李 路<sup>1</sup> 赵思明<sup>2</sup> 熊善柏<sup>2</sup> 涂群资<sup>1</sup>

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学食品科技学院, 武汉 430070)

**摘要:** 针对淡水鱼混合比例识别问题,以鳊鱼和鲫鱼为研究对象,通过水听器采集不同混合比例下的淡水鱼被动水声信号,利用 butter 函数进行信号预处理,分别提取短时平均能量、短时平均过零率、4 层小波包分解频段能量、平均 Mel 频率倒谱系数、基于功率谱的主峰频率和主峰值等特征,构建特征向量,建立了基于主成分分析的支持向量机混合比例识别模型。分析了不同混合比例的淡水鱼水声信号之间的显著性差异,研究了主成分个数对模型识别率的影响。结果表明,平均 Mel 频率倒谱系数对淡水鱼混合比例识别效果最优,主成分个数为 19 时,平均识别正确率为 96.43%,Kappa 系数为 0.96。

**关键词:** 淡水鱼; 被动水声信号; 比例识别; 主成分分析; 支持向量机

**中图分类号:** S24; S965.1      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2019)10-0215-07

## Mixed Proportion Identification of Freshwater Fish Based on Passive Underwater Acoustic Signals

HUANG Hanying<sup>1</sup> YANG Yongwen<sup>1</sup> LI Lu<sup>1</sup> ZHAO Siming<sup>2</sup> XIONG Shanbai<sup>2</sup> TU Qunzi<sup>1</sup>

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. College of Food Science and Technology, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China)

**Abstract:** The rational polyculture and close cultivation of multi-species freshwater fish have great practical significance in aquaculture. Aiming to identify the mixed proportions of freshwater fish, bream fish and crucian carp were taken as the research object. The passive acoustic signals of different proportions of freshwater fish were collected by hydrophone. The butter function was used for signal preprocessing. Then short-time average energy, short-time average zero-crossing rate, four layer wavelet packet decomposition frequency band energy, average Mel cepstrum coefficient, main peak frequency and principal peaks based on power spectrum were extracted to construct eigenvectors. The support vector machine model based on principal component analysis was used to realize the mixed proportion identification. The significant differences among the acoustic signals of freshwater fish with different mixed proportions were analyzed, and the influences of the number of principal component on the recognition rate of the model were studied. The results showed that the average Mel cepstrum coefficient had the most significant effect on the mixed proportions recognition of freshwater fish, and the effect of proportional recognition was the best by selecting the first 19 principal components. The average accuracy rate was 96.43% and Kappa coefficient was 0.96.

**Key words:** freshwater fish; passive underwater acoustic signal; proportions recognition; principal component analysis; support vector machine

### 0 引言

我国是淡水鱼养殖大国,在鱼类养殖过程中,采用多品种合理混养与密养是实现高产的有效措施,因此鱼类混合比例和数量识别在渔业资源调查和养

殖监测中具有重要意义。被动水声技术是鱼类监测中常用的方法,其研究主要集中在海洋鱼类的发声特点<sup>[1-4]</sup>、鱼类资源调查<sup>[5-9]</sup>、行为特征<sup>[10-13]</sup>等方面。然而,淡水鱼和海水鱼的发声机理及生活习性不同,鱼声信号也不相同,目前针对淡水鱼的研究较

收稿日期: 2019-03-26 修回日期: 2019-05-16  
**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2018YFC1604000)和国家现代农业产业技术体系建设专项资金项目(CARS-45-27)  
**作者简介:** 黄汉英(1964—),女,副教授,主要从事农业电气化与自动化研究,E-mail: hhywmx@mail.hzau.edu.cn

少。文献[14]主要研究了淡水鱼水声信号特征参数的提取方法,使用概率神经网络分类器建立了淡水鱼品种识别模型;文献[15]利用多元线性回归算法建立了淡水鱼数量估计模型;文献[16]分析了鱼的种类和数量与频段能量、平均 Mel 频率倒谱系数等特征之间的关系。这些研究仅仅涉及到单品种淡水鱼的种类和数量,针对淡水鱼混合比例和数量识别的研究鲜见报道。

针对上述问题,本文研究不同混合比例的淡水鱼水声信号,提取其特征参数,运用基于主成分分析(Principal component analysis, PCA)的支持向量机(Support vector machine, SVM)模型进行淡水鱼混合比例识别。

1 材料与方法

1.1 材料和仪器

选取鳊鱼、鲫鱼作为试验材料,在华中农业大学市场购买鳊鱼、鲫鱼各 4 尾。其中鳊鱼每尾 0.4 ~ 0.7 kg,鲫鱼每尾 0.3 ~ 0.6 kg。

淡水鱼被动水声信号采集装置如图 1 所示,其主要包括 SM2+ 型声学记录仪、HTI-96-MIN 型水听器器和隔音鱼箱。鱼箱高为 73 cm,直径为 60 cm,壁厚为 0.5 cm,容积约为 200 L。鱼箱外表面覆盖隔音海绵,以减弱外界噪声对试验的干扰,其中试验鱼箱采集鱼声信号,对照鱼箱采集环境背景噪声,用于后续信号预处理。

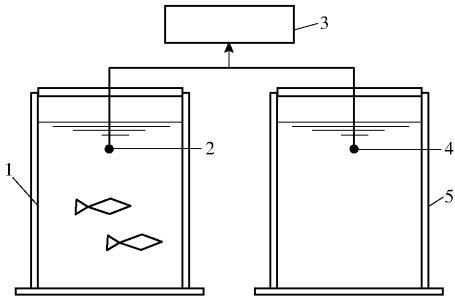


图 1 淡水鱼被动水声信号采集装置示意图  
Fig. 1 Sketch of freshwater fish passive acoustic signal acquisition device

1. 试验鱼箱 2.1 号水听器 3. 声学记录仪 4.2 号水听器 5. 隔音海绵

1.2 方法

1.2.1 信号采集

利用淡水鱼被动水声信号采集装置采集混养鳊鱼和鲫鱼的声音信号。首先往水箱中注入约 160 L 水,将水听器置于水面以下 25 cm 处,测量试验环境参数,其中水温为 15 ~ 20℃,pH 值为 7.5 ~ 8.0,溶氧量为 7 ~ 8 mg/L。将鳊鱼和鲫鱼分别按 4:1、3:1、2:1、1:1、1:2、1:3、1:4(分别用 1 ~ 7 作为分类标

签)的比例放入水箱中,其中每种比例中的“1”代表鱼的数量为 1 尾,静置 10 min 后开始信号采集。设置声学记录仪的采集时长为 1 min,采样频率为 4 000 Hz,每种混合比例各采集 120 个样本,共采集 840 个鳊鱼和鲫鱼混合比例的水声信号样本。

1.2.2 信号预处理

采集的淡水鱼水声信号样本中含有噪声,因此在提取水声信号特征之前需要进行滤波、消噪等预处理。运用 Cool Edit Pro 数字音频编辑器消除鱼声信号背景环境噪声,并在 Matlab 2014a 软件下采用 butter 函数进行滤波,其中滤波器的阶数为 4,截止频率为 1 000 Hz。

1.2.3 样本集划分

将采集的 840 个鳊鱼和鲫鱼混合比例的水声信号样本进行信号预处理后,运用 SPXY (Sample set partitioning based on joint X - Y distance) 法<sup>[17]</sup>划分样本。为了使训练的样本数据覆盖更均匀和广泛,以保证每一种比例的识别率,首先将数据按照比例分组,然后在每组内分别使用 SPXY 法按 4:1 的比例将数据划分为训练集和测试集,即训练样本共 672 个,测试样本共 168 个。

1.2.4 特征参数提取

鱼声信号与语音信号在声学特征方面具有相似性,而在很多语音信号处理中,都会涉及到短时平均能量、短时平均过零率等,因此利用文献[18]中的计算公式提取了短时平均能量和短时平均过零率,并通过功率谱分析提取了主峰频率和主峰值。

Mel 频率是基于人耳听觉特性提出来的,Mel 频率倒谱系数是利用其与频率的非线性对应关系计算得到的频谱特征,在语音识别领域应用广泛。本文将预加重后的鱼声信号进行分帧处理,并选用 Hamming 窗作为窗函数,通过三角 Mel 带通滤波器进行滤波,提取了 12 维平均 Mel 频率倒谱系数。

由于鱼声信号具有明显的时变特性,单独的时域特征或者频域特征都无法客观地反映鱼声信号的全部特征。而小波包分解是一种可以获取信号时频局部特征的方法,适用于鱼声信号的提取。因此本文采用 4 层小波包分解,选取正交小波作为小波包基函数,再结合重构算法得到各频段重构信号的能量,提取了 16 维频段能量特征。

将上述所提取的特征采用 Z - score<sup>[19]</sup>进行标准化,建立鱼声信号特征向量  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \cdots, \mathbf{x}_{32})$ ,其中  $\mathbf{x}_1$  为短时平均能量, $\mathbf{x}_2$  为短时平均过零率, $\mathbf{x}_3 \sim \mathbf{x}_{18}$  为小波包分解频段能量, $\mathbf{x}_{19} \sim \mathbf{x}_{30}$  为平均 Mel 频率倒谱系数, $\mathbf{x}_{31}$  为功率谱主峰频率, $\mathbf{x}_{32}$  为功率谱主峰值。

1.2.5 主成分分析原理

所提取的水声信号特征间可能存在较强的相关性,而主成分分析<sup>[20]</sup>运用降维的思想能将原本具有一定相关性的指标经过正交变换重组为互不相关的综合指标,因此进行主成分分析可以进一步降低噪声对分类结果的影响,提高识别正确率。主成分分析的数学模型为

$$\begin{cases} z_{i1} = u_{11}x_{i1} + u_{12}x_{i2} + \cdots + u_{1p}x_{ip} \\ z_{i2} = u_{21}x_{i1} + u_{22}x_{i2} + \cdots + u_{2p}x_{ip} \\ \vdots \\ z_{ij} = u_{j1}x_{i1} + u_{j2}x_{i2} + \cdots + u_{jp}x_{ip} \end{cases} \quad (1)$$

式中  $u_{jp}$ ——标准化系数  
 $x_{ip}$ ——第  $i$  个水声信号样本的第  $p$  个标准化特征  
 $z_{ij}$ ——第  $i$  个水声信号样本的第  $j$  个主成分变量

经过主成分分析后鱼声信号特征向量为  $Z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \cdots, z_{ij})$ ,用于淡水鱼混合比例识别。

1.2.6 分类器设计

基于被动水声信号的淡水鱼混合比例识别本质是对淡水鱼水声信号进行分类。本文采用基于 PCA 的支持向量机分类算法实现淡水鱼的混合比例识别,并与支持向量机、概率神经网络、Fisher 线性分类器模型的识别效果进行比较。

支持向量机是一种基于结构风险最小原则的模式识别方法<sup>[21]</sup>。其主要思想是将样本空间的数据映射到高维空间,并在高维空间中寻找一个超平面,使得超平面与不同样本集间的距离最大,以保证最小的分类错误率。本文构造软边距最优超平面,引入非负松弛变量  $\xi_i$ ,为使训练样本  $(Z_i, Y_i)$  尽可能被正确分类,则需满足

$$Y_i(\omega Z_i + b) \geq 1 - \xi_i \quad (2)$$

式中  $\omega$ ——超平面的法向量  
 $b$ ——超平面截距  
 $Y_i$ ——第  $i$  个水声信号样本对应的分类标签  
在约束条件式(2)下,分类超平面的最优问题为

$$\min \Phi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (3)$$

式中  $C$ ——惩罚系数  $N$ ——训练样本数  
其对偶问题为

$$\max Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,m=1}^N \alpha_i \alpha_m Y_i Y_m K(Z_i, Z_m) \quad (4)$$

式中  $\alpha$ ——Lagrange 系数  
 $K(Z_i, Z_m)$ ——核函数

$\alpha_i$ ——第  $i$  个样本对应的 Lagrange 系数  
 $\alpha_m$ ——第  $m$  个样本对应的 Lagrange 系数  
 $Y_m$ ——第  $m$  个水声信号样本对应的分类标签,  $m \neq i$

相应的分类决策函数为

$$f_t(Z) = \text{sgn} \left( \sum_{i=1}^N \alpha_i Y_i K(Z_i, Z) + b \right) \quad (5)$$

式中  $Z$ ——待分类样本  $\text{sgn}(\cdot)$ ——符号函数  
 $f_t(Z)$ ——第  $t$  类标签对应的决策函数  
将  $Z$  代入决策函数  $f_t(Z)$ ,若  $f_t(Z) > 0$ ,且  $f_q(Z) < 0 (t, q = 1, 2, \cdots, 7, t \neq q)$ ,则将其归为第  $t$  类,反之归为第  $q$  类。

选用径向基函数(Radial basis function, RBF)作为支持向量机的核函数,其公式为

$$K(Z_i, Z) = \exp(-\gamma \|Z - Z_i\|^2) \quad (6)$$

惩罚系数  $C$ 、核函数参数  $\gamma$  的选取会影响支持向量机算法的识别效果。而粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)<sup>[22]</sup>是一种群体智能优化算法,可以在较大范围内快速地寻找  $C$  和  $\gamma$  最优值,提高搜索效率和识别正确率。

1.2.7 模型评价标准

选用 Kappa 系数<sup>[23]</sup>和平均识别正确率来评价分类器模型的性能。Kappa 系数是一种衡量多分类问题分类精度的指标,能够计算样本数据的整体一致性和分类一致性。Kappa 系数在实际应用中通常取  $[0, 1]$ ,越大表示模型分类精度越高。计算公式为

$$k = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (7)$$

其中  $P_o = \frac{\sum a_t}{n} \quad (8)$

$$P_e = \frac{\sum (b_t c_t)}{n^2} \quad (9)$$

式中  $P_o$ ——平均识别正确率  
 $a_t$ ——第  $t$  类样本被识别正确的个数  
 $n$ ——总样本个数  
 $b_t$ ——第  $t$  类样本的个数  
 $c_t$ ——预测结果中第  $t$  类样本的个数  
 $P_o$  直观反映了分类器的性能,平均识别正确率越高,分类器越好。

2 结果与分析

2.1 鱼声信号

图 2 分别为 2 种不同混合比例的鳊鱼、鲫鱼水声信号样本滤波前后的时域波形。由图 2 可知,采取 butter 函数的滤波方法可以有效地减弱噪声干扰,鳊鱼和鲫鱼 1:2 与 2:1 混合比例的水声信号时域

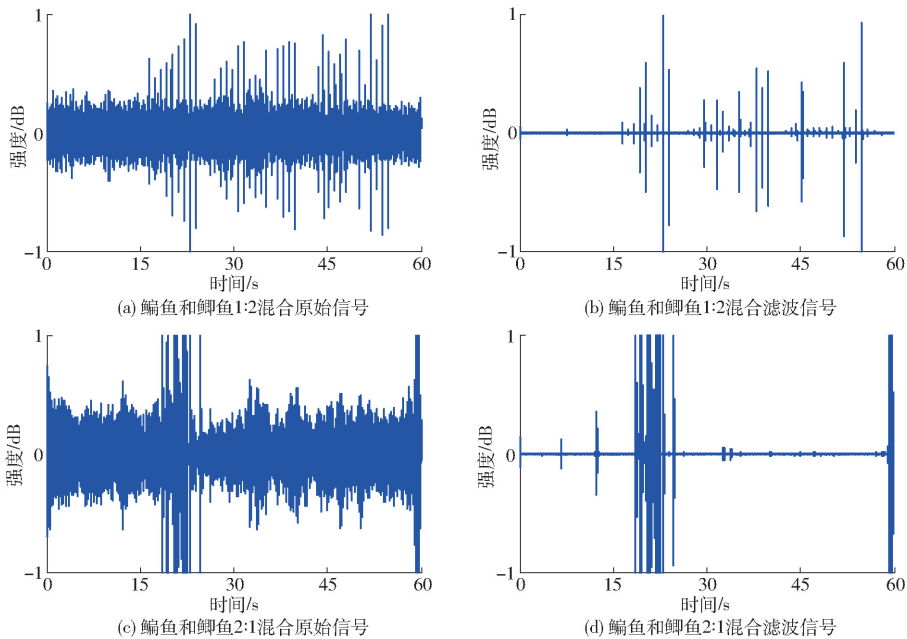


图2 不同样本水声信号消噪前后时域波形

Fig.2 Diagrams of time domain waveform before and after denoising of different samples

波形存在差异。

每种比例 120 个样本的特征参数平均值计算公式为

$$x_p=\frac{1}{120}\sum_{i=1}^{120}x_{ip}\tag{10}$$

为突出每一种比例的水声信号特征,将每种比例的 32 个特征参数平均值绘制成折线,结果如图 3 所示。由图 3 可知,不同混合比例的水声信号样本特征参数平均值存在一定的差异,虽然短时平均能量( $p=1$ )、短时平均过零率( $p=2$ )以及主峰频率( $p=31$ )和主峰值( $p=32$ )的曲线存在近似重合的情况,无法将不同混合比例的水声信号完全区分,但不同混合比例的水声信号样本的小波包分解频段能量( $p=3,4,\cdots,18$ )和平均 Mel 频率倒谱系数( $p=19,20,\cdots,30$ )的曲线波动较明显。

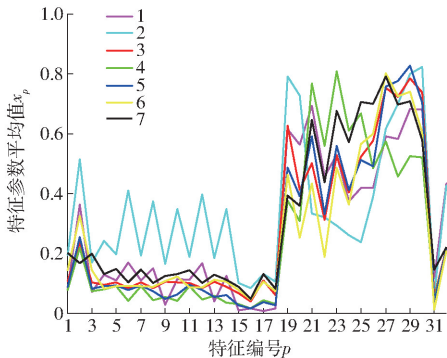


图3 7 种混合比例水声信号样本特征参数平均值

Fig.3 Average value of characteristics of seven classes acoustic signal samples

2.2 鱼声信号特征参数显著性分析

7 种混合比例的水声信号样本特征参数显著性

分析结果如表 1 所示。由表 1 可知,在提取的 32 个水声信号特征中,只有平均 Mel 频率倒谱系数( $p=19,20,\cdots,30$ ,且  $p\neq 26$ )能将第 4 类和第 5 类混合比例的水声信号显著区分,不同混合比例水声信号样本的特征之间可能存在一定差异,主峰值( $p=32$ )的差异最小,平均 Mel 频率倒谱系数的差异最大。由此可知,本文提取的 32 个特征可以用于淡水鱼混合比例识别,且平均 Mel 频率倒谱系数对于淡水鱼混合比例识别效果最优。

2.3 基于 PCA 的支持向量机分类模型

2.3.1 主成分分析

对提取的 32 个特征进行主成分分析,其贡献率分布如图 4 所示。由图 4 可知,主成分贡献率急剧下降,特征值大于 1 的前 4 个主成分贡献率分别为 43.57%、26.17%、11.81%、6.04%,累计贡献率达到 87.59%,代表了原始数据的大部分信息,说明所提取的 32 个特征之间具有较强的相关性,在实际应用中,可根据识别精度的要求通过主成分分析适当地对特征进行压缩,从而提高识别效率。

2.3.2 主成分个数对模型识别率的影响

以主成分分析得到的特征  $Z_i$  建立支持向量机模型,得到 7 种混合比例的平均识别正确率与主成分个数的关系如图 5 所示。由图 5 可知,前 4 个主成分的测试集平均识别正确率为 84.52%,前 19 个主成分的测试集平均识别正确率达到 96.43%,随着选用主成分个数的增加,模型的平均识别正确率急剧提高,当主成分个数少于 10 时,受测试样本数和样本集划分的影响,存在训练集平均识别正确率

表 1 7 种混合比例的水声信号样本特征参数显著性分析

| 特征编号 | 分类标签                  |                        |                       |                       |                       |                       |                       |
|------|-----------------------|------------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|-----------------------|
|      | 1                     | 2                      | 3                     | 4                     | 5                     | 6                     | 7                     |
| 1    | 0.40 <sup>C</sup>     | 0.82 <sup>A</sup>      | 0.50 <sup>C</sup>     | 0.38 <sup>C</sup>     | 0.42 <sup>C</sup>     | 0.63 <sup>B</sup>     | 0.85 <sup>A</sup>     |
| 2    | 4.05 <sup>B</sup>     | 4.87 <sup>A</sup>      | 3.36 <sup>C</sup>     | 3.26 <sup>C</sup>     | 3.46 <sup>C</sup>     | 3.84 <sup>B</sup>     | 2.99 <sup>D</sup>     |
| 3    | 1 496.97 <sup>C</sup> | 3 136.68 <sup>AB</sup> | 2 036.60 <sup>C</sup> | 1 551.89 <sup>C</sup> | 1 683.34 <sup>C</sup> | 2 717.24 <sup>B</sup> | 3 624.56 <sup>A</sup> |
| 4    | 291.33 <sup>B</sup>   | 512.85 <sup>A</sup>    | 227.59 <sup>C</sup>   | 196.58 <sup>C</sup>   | 218.86 <sup>C</sup>   | 203.19 <sup>C</sup>   | 295.85 <sup>B</sup>   |
| 5    | 52.80 <sup>C</sup>    | 87.07 <sup>A</sup>     | 50.52 <sup>C</sup>    | 45.03 <sup>C</sup>    | 46.41 <sup>C</sup>    | 44.89 <sup>C</sup>    | 67.99 <sup>B</sup>    |
| 6    | 53.12 <sup>B</sup>    | 124.11 <sup>A</sup>    | 28.29 <sup>C</sup>    | 15.50 <sup>D</sup>    | 25.97 <sup>CD</sup>   | 29.55 <sup>C</sup>    | 33.71 <sup>C</sup>    |
| 7    | 12.83 <sup>C</sup>    | 20.67 <sup>A</sup>     | 12.24 <sup>C</sup>    | 11.05 <sup>C</sup>    | 11.35 <sup>C</sup>    | 10.97 <sup>C</sup>    | 16.38 <sup>B</sup>    |
| 8    | 11.31 <sup>B</sup>    | 26.64 <sup>A</sup>     | 6.69 <sup>C</sup>     | 4.00 <sup>D</sup>     | 5.97 <sup>CD</sup>    | 7.07 <sup>C</sup>     | 7.95 <sup>C</sup>     |
| 9    | 1.63 <sup>C</sup>     | 6.78 <sup>A</sup>      | 4.52 <sup>B</sup>     | 2.60 <sup>C</sup>     | 2.37 <sup>C</sup>     | 4.60 <sup>B</sup>     | 5.22 <sup>B</sup>     |
| 10   | 5.13 <sup>B</sup>     | 14.54 <sup>A</sup>     | 4.63 <sup>BC</sup>    | 2.17 <sup>CD</sup>    | 3.02 <sup>C</sup>     | 5.43 <sup>B</sup>     | 5.80 <sup>B</sup>     |
| 11   | 3.12 <sup>C</sup>     | 4.90 <sup>A</sup>      | 2.88 <sup>C</sup>     | 2.64 <sup>C</sup>     | 2.72 <sup>C</sup>     | 2.53 <sup>C</sup>     | 3.86 <sup>B</sup>     |
| 12   | 2.66 <sup>B</sup>     | 6.09 <sup>A</sup>      | 1.43 <sup>C</sup>     | 0.86 <sup>D</sup>     | 1.34 <sup>CD</sup>    | 1.46 <sup>C</sup>     | 1.67 <sup>C</sup>     |
| 13   | 0.35 <sup>C</sup>     | 1.29 <sup>A</sup>      | 0.79 <sup>B</sup>     | 0.47 <sup>C</sup>     | 0.44 <sup>C</sup>     | 0.82 <sup>B</sup>     | 0.94 <sup>B</sup>     |
| 14   | 1.17 <sup>B</sup>     | 3.15 <sup>A</sup>      | 0.86 <sup>BC</sup>    | 0.38 <sup>CD</sup>    | 0.61 <sup>C</sup>     | 1.01 <sup>B</sup>     | 1.06 <sup>B</sup>     |
| 15   | 0.27 <sup>C</sup>     | 0.88 <sup>A</sup>      | 0.65 <sup>B</sup>     | 0.41 <sup>C</sup>     | 0.39 <sup>C</sup>     | 0.72 <sup>AB</sup>    | 0.79 <sup>A</sup>     |
| 16   | 0.39 <sup>C</sup>     | 1.39 <sup>A</sup>      | 0.74 <sup>B</sup>     | 0.40 <sup>C</sup>     | 0.40 <sup>C</sup>     | 0.83 <sup>B</sup>     | 0.87 <sup>B</sup>     |
| 17   | 0.14 <sup>B</sup>     | 0.92 <sup>A</sup>      | 0.78 <sup>A</sup>     | 0.37 <sup>B</sup>     | 0.33 <sup>B</sup>     | 0.75 <sup>A</sup>     | 0.91 <sup>A</sup>     |
| 18   | 0.27 <sup>C</sup>     | 1.14 <sup>A</sup>      | 0.70 <sup>B</sup>     | 0.41 <sup>C</sup>     | 0.37 <sup>C</sup>     | 0.82 <sup>AB</sup>    | 0.91 <sup>A</sup>     |
| 19   | 15.34 <sup>B</sup>    | 16.40 <sup>A</sup>     | 15.42 <sup>B</sup>    | 13.91 <sup>D</sup>    | 14.58 <sup>C</sup>    | 14.44 <sup>C</sup>    | 14.02 <sup>D</sup>    |
| 20   | -9.67 <sup>E</sup>    | -8.13 <sup>F</sup>     | -11.08 <sup>D</sup>   | -12.05 <sup>B</sup>   | -11.27 <sup>CD</sup>  | -12.57 <sup>A</sup>   | -11.57 <sup>C</sup>   |
| 21   | 21.23 <sup>B</sup>    | 18.47 <sup>F</sup>     | 19.77 <sup>D</sup>    | 21.81 <sup>A</sup>    | 20.45 <sup>C</sup>    | 19.24 <sup>E</sup>    | 20.88 <sup>B</sup>    |
| 22   | -2.59 <sup>C</sup>    | -4.29 <sup>B</sup>     | -4.39 <sup>B</sup>    | -1.32 <sup>D</sup>    | -4.16 <sup>B</sup>    | -5.92 <sup>A</sup>    | -2.84 <sup>C</sup>    |
| 23   | 3.68 <sup>CD</sup>    | -0.35 <sup>E</sup>     | 3.64 <sup>CD</sup>    | 8.40 <sup>A</sup>     | 4.19 <sup>C</sup>     | 2.94 <sup>D</sup>     | 6.15 <sup>B</sup>     |
| 24   | -2.54 <sup>B</sup>    | -4.18 <sup>A</sup>     | -2.12 <sup>B</sup>    | 0.91 <sup>C</sup>     | -1.99 <sup>B</sup>    | -2.68 <sup>B</sup>    | 0.35 <sup>C</sup>     |
| 25   | -1.21 <sup>C</sup>    | -3.40 <sup>A</sup>     | 0.07 <sup>DE</sup>    | 1.83 <sup>B</sup>     | -0.07 <sup>E</sup>    | 0.60 <sup>D</sup>     | 2.29 <sup>B</sup>     |
| 26   | 0.31 <sup>D</sup>     | 0.12 <sup>D</sup>      | 1.29 <sup>B</sup>     | 0.73 <sup>C</sup>     | 0.77 <sup>C</sup>     | 1.44 <sup>B</sup>     | 2.07 <sup>A</sup>     |
| 27   | 1.00 <sup>C</sup>     | 1.18 <sup>CD</sup>     | 2.18 <sup>B</sup>     | 0.87 <sup>D</sup>     | 2.21 <sup>B</sup>     | 2.52 <sup>A</sup>     | 2.45 <sup>A</sup>     |
| 28   | 1.18 <sup>C</sup>     | 1.87 <sup>B</sup>      | 2.02 <sup>B</sup>     | 0.44 <sup>D</sup>     | 2.34 <sup>A</sup>     | 2.03 <sup>B</sup>     | 1.87 <sup>B</sup>     |
| 29   | 0.44 <sup>C</sup>     | 0.88 <sup>A</sup>      | 0.82 <sup>A</sup>     | -0.14 <sup>D</sup>    | 0.98 <sup>A</sup>     | 0.65 <sup>B</sup>     | 0.53 <sup>B</sup>     |
| 30   | 0.28 <sup>C</sup>     | 0.49 <sup>A</sup>      | 0.37 <sup>B</sup>     | 0.05 <sup>E</sup>     | 0.32 <sup>B</sup>     | 0.17 <sup>D</sup>     | 0.14 <sup>D</sup>     |
| 31   | 184.21 <sup>B</sup>   | 100.31 <sup>C</sup>    | 88.22 <sup>C</sup>    | 81.43 <sup>C</sup>    | 65.20 <sup>CD</sup>   | 23.67 <sup>D</sup>    | 230.92 <sup>A</sup>   |
| 32   | 89.74 <sup>A</sup>    | 88.57 <sup>A</sup>     | 48.69 <sup>B</sup>    | 48.16 <sup>B</sup>    | 48.87 <sup>B</sup>    | 47.45 <sup>B</sup>    | 49.75 <sup>B</sup>    |

注：A、B、C 表示组间数据在 0.01 水平上差异显著，字母不同表示差异极显著。

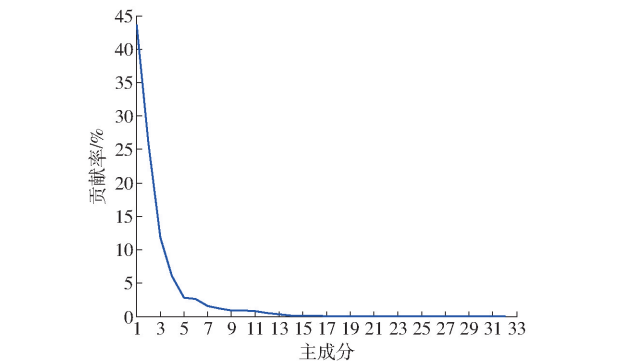


图 4 主成分贡献率分布  
Fig. 4 Distribution of principal component contribution rate

低于测试集平均识别正确率的情况,当主成分个数达到 19 时,训练集和测试集的平均识别正确率均达到最大值且保持不变。因此,本文选用前 19 个主成分作为特征进行淡水鱼混合比例识别。

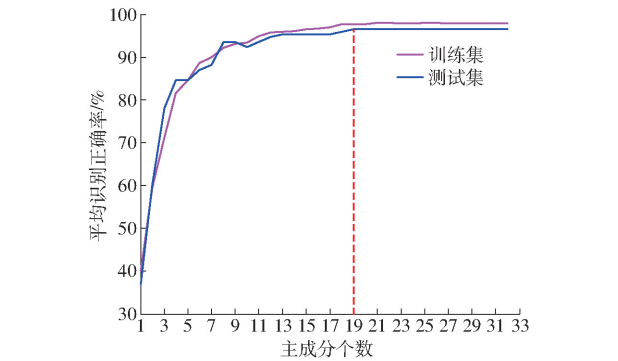


图 5 主成分个数与平均识别正确率的关系  
Fig.5 Relationship between number of principal components and average recognition rate

2.3.3 模型评价

不同模型识别效果比较如表 2 所示。由表 2 可知,Fisher 线性分类器模型的训练集和测试集平均

表 2 不同模型识别效果比较

Tab.2 Recognition effects comparison of different models

| 模型           | 训练集   |       | 测试集   |       |
|--------------|-------|-------|-------|-------|
|              | 平均识别  | Kappa | 平均识别  | Kappa |
|              | 正确率/% | 系数    | 正确率/% | 系数    |
| SVM          | 82.74 | 0.80  | 87.50 | 0.85  |
| PCA-SVM      | 97.77 | 0.97  | 96.43 | 0.96  |
| 概率神经网络       | 100   | 1     | 87.50 | 0.85  |
| Fisher 线性分类器 | 51.49 | 0.43  | 61.91 | 0.56  |

识别正确率均最低,Kappa 系数最小,概率神经网络模型的训练集平均识别正确率较高,但测试集平均识别正确率低于 PCA-SVM 模型,模型泛化能力较差,PCA-SVM 模型的训练集和测试集平均识别率均高于 SVM 模型,测试集 Kappa 系数最大,因此模型泛化能力较强,分类精度较高。结果表明,PCA 可以提高模型的识别率,PCA-SVM 模型具有良好

的分类识别能力,适用于淡水鱼混合比例识别。

3 结束语

研究了 7 种混合比例的鳊鱼和鲫鱼被动水声信号,分别提取了短时平均能量、短时平均过零率、4 层小波包分解频段能量、12 维平均 Mel 频率倒谱系数、基于功率谱的主峰频率和主峰值等共 32 个特征,分析了不同混合比例水声信号特征的显著性差异,建立基于 PCA 的支持向量机分类模型,探讨了主成分个数与平均识别正确率的关系,比较了不同模型的识别效果。结果表明,平均 Mel 频率倒谱系数对于淡水鱼混合比例识别效果最优,基于 PCA 的支持向量机模型的平均识别正确率较高,选用 19 个主成分进行比例识别时平均识别正确率达 96.43%,Kappa 系数为 0.96,适用于淡水鱼混合比例识别。

参 考 文 献

[1] PARSONS M J G, KENT C P S, RECALDE-SALAS A, et al. Fish choruses off Port Hedland, Western Australia[J]. Bioacoustics, 2017, 26(2):18.

[2] TELLECHEA J S, FINE M L, NORBIS W. Passive acoustic monitoring, development of disturbance calls and differentiation of disturbance and advertisement calls in the Argentine croaker *Umbrina canosai* (Sciaenidae)[J]. Journal of Fish Biology, 2017, 90(4):1631-1643.

[3] 陈功,王平波,常睿,等. 稀疏特征在微弱被动鱼声检测中的应用[J]. 热带海洋学报,2015,34(4):48-53.  
CHEN Gong, WANG Pingbo, CHANG Rui, et al. Research on detection of weak passive fish acoustic by sparse decomposition feature[J]. Journal of Tropical Oceanography, 2015, 34(4):48-53. (in Chinese)

[4] 张丝雨,张琳玲,黄洪辉,等. 黄唇鱼声谱特征的初步分析[J]. 南方水产科学, 2018(6):34-42.  
ZHANG Siyu, ZHANG Linling, HUANG Honghui, et al. Preliminary analysis of the spectral characteristics of yellow-lipped fish[J]. South China Fisheries Science, 2018(6): 34-42. (in Chinese)

[5] KOTWICKI S, RESSLER P H, IANELLI J N, et al. Combining data from bottom-trawl and acoustic-trawl surveys to estimate an index of abundance for semipelagic species[J]. Canadian Journal of Fisheries and Aquatic Sciences, 2018, 75(1): 60-71.

[6] JAMES V L, MICHAEL L B. A passive acoustic survey of fish sound production at Riley's Hump within Tortugas South Ecological Reserve: implications regarding spawning and habitat use[J]. Fishery Bulletin, 2016,114(1):103-116.

[7] PICCIULIN M, BOLGAN M, CORO A B, et al. Sound production by the Shi drum *Umbrina cirrosa* and comparison with the brown meagre *Sciaena umbra*: a passive acoustic monitoring perspective[J]. Journal of Fish Biology, 2016, 88(4):1655-1660.

[8] 段辛斌,谢意军,郭杰,等. 长江中游洪湖至宜昌江段鱼类空间分布特征的水声学研究[J]. 长江流域资源与环境, 2016(12):1842-1849.  
DUAN Xinbin, XIE Yijun, GUO Jie, et al. Hydroacoustic study on spatial distribution characteristics of fish from Honghu to Yichang section in the middle reaches of the Yangtze River[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2016(12): 1842-1849. (in Chinese)

[9] 李斌,陈国宝,郭禹,等. 南海中部海域渔业资源时空分布和资源量的水声学评估[J]. 南方水产科学,2016,12(4):28-37.  
LI Bin, CHEN Guobao, GUO Yu, et al. Hydro-acoustic assessment of spatial and temporal distribution and resources of fishery resources in the central South China Sea[J]. South China Fisheries Science,2016,12(4):28-37. (in Chinese)

[10] 殷雷明,黄洪亮,张旭光,等. 网箱养殖大黄鱼水下声音与行为反应[J]. 海洋渔业,2017,39(1):92-99.  
YIN Leiming, HUANG Hongliang, ZHANG Xuguang, et al. Underwater sound and behavioral responses of cage cultured large yellow croaker[J]. Marine Fisheries,2017,39(1):92-99. (in Chinese)

[11] MICHELLE T S, NEMETH M I, ROWELL T J, et al. Sounds associated with the reproductive behavior of the black grouper (*Mycteroperca bonaci*)[J]. Marine Biology, 2014, 161(1):141-147.

[12] MONTIE E W, HOOVER M, KEHRER C, et al. Acoustic monitoring indicates a correlation between calling and spawning in captive spotted seatrout (*Cynoscion nebulosus*)[J]. Peerj, 2017, 5(2):e2944.

[13] BOLGAN M, OBRIEN J, CHORAZYCZEWSKA E, et al. The soundscape of Arctic Charr spawning grounds in lotic and lentic

- environments; can passive acoustic monitoring be used to detect spawning activities? [J]. *Bioacoustics—the International Journal of Animal Sound and Its Recording*, 2018, 27(1): 57–85.
- [14] 李路,涂群资,黄汉英,等. 基于被动水声信号的淡水鱼种类识别[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(8): 166–171.  
LI Lu, TU Qunzi, HUANG Hanying, et al. Freshwater fish identification based on passive underwater acoustic signals [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(8): 166–171. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20170818&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170818&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.08.018. (in Chinese)
- [15] 李路,黄汉英,涂群资,等. 单品种淡水活鱼数量的被动声学估计[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(3): 328–333.  
LI Lu, HUANG Hanying, TU Qunzi, et al. Passive acoustic estimation of the number of freshwater live fish in single varieties [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(3): 328–333. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20180340&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180340&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.040. (in Chinese)
- [16] TU Q Z, HUANG H Y, LI L, et al. Feature extraction and analysis of passive underwater acoustic signals for different species and quantities of freshwater fish[J]. *Transactions of the ASABE*, 2018, 61(5): 1505–1513.
- [17] 毛博慧,孙红,刘豪杰,等. 基于正交变换与 SPXY 样本划分的冬小麦叶绿素诊断[J/OL]. *农业机械学报*, 2017, 48(增刊): 160–165.  
MAO Bohui, SUN Hong, LIU Haojie, et al. Diagnosis of winter wheat chlorophyll based on orthogonal transformation and SPXY sample partitioning[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(Supp.): 160–165. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2017s026&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2017s026&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.S0.026. (in Chinese)
- [18] 雷鸣,乔柯. 低空目标被动声识别关键技术研究[J]. *计算机与数字工程*, 2017, 45(4): 645–649.  
LEI Ming, QIAO Ke. Research on key technologies of passive acoustic recognition for low altitude targets[J]. *Computer and Digital Engineering*, 2017, 45(4): 645–649. (in Chinese)
- [19] 吴利敏. 近红外光谱法快速检测某些中药及中成药品质的应用研究[D]. 重庆:西南大学, 2013.  
WU Limin. Application of near infrared spectroscopy to rapidly detect the quality of some traditional Chinese medicines and Chinese traditional medicines[D]. Chongqing: Southwest University, 2013. (in Chinese)
- [20] 吴澎,贾朝爽,范苏仪,等. 樱桃品种果实品质因子主成分分析及模糊综合评价[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(17): 291–300.  
WU Peng, JIA Chaoshuang, FAN Suyi, et al. Principal component analysis and fuzzy comprehensive evaluation of fruit quality factors in cherry cultivars[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(17): 291–300. (in Chinese)
- [21] 马文强,张漫,李忠新. 基于近红外光谱的核桃仁品种快速分类方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(增刊): 128–133.  
MA Wenqiang, ZHANG Man, LI Zhongxin. A rapid classification method of walnut varieties based on near infrared spectroscopy[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(Supp.): 128–133. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=2015S022&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2015S022&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.S0.022. (in Chinese)
- [22] 孟庆宽,仇瑞承,张漫,等. 基于改进粒子群优化模糊控制的农业车辆导航系统[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(3): 29–36, 58.  
MENG Qingkuan, QIU Ruicheng, ZHANG Man, et al. Agricultural vehicle navigation system based on improved particle swarm optimization fuzzy control[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(3): 29–36, 58. [http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?flag=1&file\\_no=20150305&journal\\_id=jcsam](http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150305&journal_id=jcsam). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.005. (in Chinese)
- [23] 徐树良,王俊红. 基于 Kappa 系数的数据流分类算法[J]. *计算机科学*, 2016, 43(12): 173–178.  
XU Shuliang, WANG Junhong. Data stream classification algorithm based on Kappa coefficient[J]. *Computer Science*, 2016, 43(12): 173–178. (in Chinese)