

杨咏文, 黄汉英, 冯婉娴, 等. 基于被动水声信号的淡水鱼混合数量预测[J]. 华中农业大学学报, 2020, 39(5): 147-152.

DOI: 10.13300/j.cnki.hnlkxb.2020.05.020

基于被动水声信号的淡水鱼混合数量预测

杨咏文¹, 黄汉英¹, 冯婉娴¹, 李路¹, 熊善柏², 赵思明²

1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 华中农业大学食品科学技术学院, 武汉 430070

摘要 针对淡水鱼数量评估问题, 通过水听器 and 声学记录仪采集鳊(*Parabramis pekinensis*) 和鲫(*Carassius auratus*) 在相同比例、不同混合数量下的水声信号, 提取 54 个特征参数, 进行相关性分析, 挑选与淡水鱼混合数量显著相关的特征参数, 采用 Rank-RS 法进行样本划分, 建立多元线性回归模型, 并与偏最小二乘回归模型的预测效果进行比较。结果显示, 平均 Mel 频率倒谱系数与淡水鱼混合数量的相关性整体最显著, 多元线性回归模型的拟合效果较好, 预测模型 R^2 为 0.950, RPD 为 4.492, 说明所建立的模型适用于淡水鱼混合数量预测, 将被动水声技术应用于淡水鱼数量研究具有一定的可行性。

关键词 被动水声信号; 渔业资源评估; 混合数量预测; 淡水鱼; 多元线性回归; 预测模型; 鳊; 鲫

中图分类号 S 932; TB 56 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2020)05-0147-06

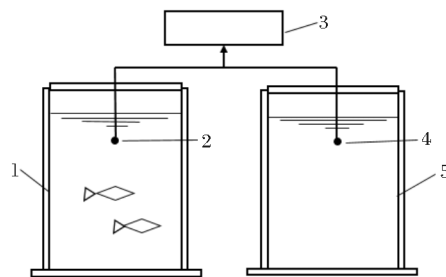
数量预测是渔业资源评估和水产养殖的重要内容, 随着水产养殖规模的不断扩大, 淡水鱼数量预测的研究具有重要的现实意义^[1]。渔业资源调查中常用大型渔具试捕^[2-3]、主动声学探测^[4-5]、被动声学监测^[6-7]等方法评估渔业资源种类组成和数量分布, 建立渔业资源评估模型和方法。渔具试捕对鱼类存在一定程度的损伤, 主动声学探测成本较高, 被动声学监测研究目前主要应用于海洋资源调查, 该方法成本较低、无损、不受能见度的影响, 将被动水声技术引入淡水鱼养殖领域具有极大的优势。

本研究在前期单品种淡水鱼种类识别和数量估计的基础上^[8-9], 进一步采用被动水声技术实现淡水鱼混合数量预测。以鳊(*Parabramis pekinensis*) 和鲫(*Carassius auratus*) 为研究对象, 采集了在数量比 1:1 混合比例下, 15 种混合数量的鳊和鲫的被动水声信号, 提取平均 Mel 频率倒谱系数、一阶平均 Mel 频率倒谱系数、二阶平均 Mel 频率倒谱系数、基于功率谱的主峰频率和主峰值、小波包分解频段能量等特征参数, 采用多元线性回归 (multiple linear regression, MLR) 建立淡水鱼混合数量预测模型, 旨在为渔业资源调查和水产养殖中的数量监测提供新的手段。

1 材料与方法

1.1 材料和仪器

选取鳊 (*Parabramis pekinensis*) 和鲫 (*Carassius auratus*) 作为试验材料, 在华中农业大学农贸市场购买鳊和鲫各 30 尾。鳊每尾 600~700 g, 鲫每尾 300~350 g。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 型水听器和隔音鱼箱, 其中 HTI-96-MIN



1. 试验鱼箱 Test fish box; 2.1 号水听器 Hydrophone No. 1; 3. 声学记录仪 Acoustic recorder; 4.2 号水听器 Hydrophone No. 2; 5. 对照鱼箱 Control fish box.

图 1 淡水鱼被动水声信号采集装置

Fig.1 Freshwater fish passive acoustic signal acquisition device

收稿日期: 2019-12-13

基金项目: 国家重点研发计划重点专项子项目(2018YFC1604001); 国家现代农业产业技术体系建设专项(CARS-45-27)

杨咏文, 硕士研究生. 研究方向: 智能化检测与控制技术. E-mail: 2265494002@qq.com

通信作者: 黄汉英, 副教授. 研究方向: 智能化检测与控制技术. E-mail: hhywmx@mail.hzau.edu.cn

型的频率响应范围为 2~30 000 Hz, 动态响应范围为 78~165 dB·SPL。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, 其中试验鱼箱用于采集鱼声信号, 对照鱼箱用于采集环境噪声, 用于后续信号预处理。

1.2 试验方法

1) 信号采集。利用淡水鱼被动水声信号采集装置进行混养鳊和鲫的声音信号采集。首先往水箱中注入约 180 L 左右的水, 将水听器置于水面以下 10 cm 处, 测量试验环境参数, 其中水温为 10~15 °C, pH 值为 7.2~7.5, 溶氧量为 7~8 mg/L, 设置声学记录仪的采集时长为 1 min, 采样频率为 4 000 Hz, 静置 10 min 后开始信号采集。采集鳊和鲫在数量比为 1:1 混合条件下, 总数量依次从 2、4、6 条递增至 30 条情况下的声音信号, 依次称之为数量梯度 1、梯度 2、梯度 3、...、梯度 15, 每种数量梯度采集 60 个样本, 共采集 900 个水声信号样本。

2) 信号预处理。受外界环境因素的干扰, 上述采集的淡水鱼水声信号样本中含有噪声。若直接运用采集的原始信号进行比例识别, 准确性会极大地降低。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。本研究运用 Cool Edit Pro 数字音频编辑器对鱼声信号进行背景环境噪音消除, 并采用 butter 函数进行滤波。考虑到常见淡水鱼的鱼声信号频率在 1 000 Hz 以内^[10], 因此设置低通滤波器截止频率为 1 000 Hz, 阶数取为 4。

3) 特征参数提取。声信号被动识别的关键是从采集的声音信号中提取有效的识别特征, 找到有效的特征提取技术。Mel 频率^[11]是根据人耳听觉特性提出来的, 能够有效提取用于目标分类识别的特征。功率谱^[12]表示了信号随能量的变化关系, 反映了随机信号中隐藏的周期性规律。小波包分解^[13]可以依据鱼声信号特性和分析要求自适应地获取相匹配的时频局部特征, 直观地反映鱼声信号的特征规律。因此, 本研究提取了 12 维平均 Mel 频率倒谱系数、12 维一阶平均 Mel 频率倒谱系数、12 维二阶平均 Mel 频率倒谱系数、基于功率谱的主峰频率和主峰值、4 层小波包分解频段能量作为鱼声信号的特征参数。将上述所提取的特征参数进行归一化^[14-15], 并建立鱼声信号特征向量 $X = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{54}]$, 其中 $x_1 \sim x_{16}$ 为小波包分解频段能量, $x_{17} \sim x_{28}$ 为平均 Mel 频率倒谱系数, $x_{29} \sim x_{40}$ 为一阶平均

Mel 频率倒谱系数, $x_{41} \sim x_{52}$ 为二阶平均 Mel 频率倒谱系数, x_{53} 为功率谱主峰频率, x_{54} 为功率谱主峰值。

4) 相关性分析。利用 SPSS 23.0 软件对所提取的 54 个特征参数和数量梯度进行相关分析, 使用皮尔逊(Pearson)双侧检验法分析其显著性, 挑选出与淡水鱼混合数量极显著相关的特征来进行建模。

5) 样本集划分。将经过上述数据处理后的 900 个水声信号样本运用 Rank-RS 法进行样本集划分, 其基本过程为先将所有样本按因变量升序排列并均匀划分为若干份, 在每份中按训练集与测试集数量比为 4:1 的比例随机挑选。将 900 个样本均分为 15 组, 每组中随机挑出 48 个样本作为训练集, 剩下的 12 个样本作为测试集, 最终训练集样本数为 720 个, 测试集样本数为 180 个。

6) 模型的建立。主要采用多元线性回归^[16-18]来建立模型, 并将其与偏最小二乘法(partial least squares regression, PLSR)的模型预测效果进行比较, 以寻求一种较好的鳊和鲫混合数量预测方法。多元线性回归用于揭示被解释变量与多个解释变量之间的线性关系, 其数学模型为:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_i x_i + \epsilon \quad (1)$$

式(1)中, y 为鳊和鲫的混合数量梯度, i 为特征序号($i=1, 2, \dots, 54$), x_i 为鱼声信号样本特征值, β_0 为回归常数, β_i 为偏回归系数, ϵ 为随机误差, 且满足如下条件:

$$\begin{cases} E(\epsilon) = 0 \\ \text{var}(\epsilon) = \sigma^2 \end{cases} \quad (2)$$

估计回归常数和偏回归系数是多元线性回归分析最关键的 task, 常用的估计方法是普通最小二乘法, 其基本思想是使每个样本点与回归直线上对应的点在垂直方向上的偏差距离的平方和最小, 即:

$$\min \sum_{j=1}^N \epsilon_j^2 = \min \sum_{j=1}^N (y_j - \beta_0 - \beta_1 x_{j1} - \beta_2 x_{j2} - \dots - \beta_i x_{ji})^2 \quad (3)$$

式(3)中, j 为训练鱼声信号样本序号, N 为训练集鱼声信号样本数, $N=720$ 。解出 $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_i$ 的估计值记为 $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_i$, 由此得到估计的多元线性回归方程为:

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \hat{\beta}_2 x_2 + \hat{\beta}_i x_i \quad (4)$$

7) 模型评价标准。选用决定系数 R^2 、调整的决定系数 \bar{R}^2 、定标均方误差 RMSEC、验证均方误

差 RMSEP 和相对分析误差 RPD 来评价模型性能，其表达式依次为：

$$R^2 = \frac{\sum_{j=1}^N (\hat{y}_j - \bar{y})^2}{\sum_{j=1}^N (y_j - \bar{y})^2} \quad (5)$$

$$\bar{R}^2 = 1 - (1 - R^2) \frac{N-1}{N-n} \quad (6)$$

$$RMSEC = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (\hat{y}_j - y_j)^2}{N}} \quad (7)$$

$$RMSEP = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^M (\hat{y}_j - y_j)^2}{M}} \quad (8)$$

$$RPD = \sqrt{\frac{M}{M-1} \cdot \frac{\sum_{j=1}^M (\bar{y} - y_j)^2}{\sum_{j=1}^M (\hat{y}_j - y_j)^2}} \quad (9)$$

式(5)~(9)中, M 为测试集鱼声信号样本数, n 为变量个数, \bar{y} 为鳊鱼和鲫鱼数量梯度均值, \hat{y}_j 为数量梯度估计值, y_j 为数量梯度实际值, 本研究中 $M=180$ 。

2 结果与分析

2.1 混合数量与特征参数相关分析

鳊和鲫混合数量与提取的 54 个水声信号特征参数之间的相关分析结果见表 1。由表 1 可知, 所提取的特征中有 28 个特征与鳊、鲫混合数量的相关系数较大, 显著性值低于 0.05。因此, 这些特征与鳊、鲫混合数量显著相关 ($P < 0.05$), 可以通过这些特征来建立线性模型, 估算鳊和鲫的混合数量。同时由表 1 可知, 一阶平均 Mel 频率倒谱系数与鳊、鲫混合数量相关性均不显著, 二阶平均 Mel 频率倒谱系数中只有 x_{43} 、 x_{44} 、 x_{46} 与鳊、鲫混合数量存在显著相关性, 平均 Mel 频率倒谱系数与鳊、鲫混合数量的相关系数整体上较大, 相关性最显著。

2.2 混合数量预测模型的建立

将上述相关分析得到的 28 个特征作为自变量, 采用多元线性回归分析建立鳊和鲫混合数量预测模型, 并利用 t 检验来判断各特征值对数量梯度影响

表 1 鳊和鲫混合数量与水声信号特征的相关分析

Table 1 Correlation analysis between the mixed quantities of bream and crucian carp and the characteristics of underwater acoustic signals

x_i	相关系数 R Correlation coefficient	显著性 (P) Significance	x_i	相关系数 Correlation coefficient	显著性 (P) Significance
x_1	0.217	0.000	x_{28}	0.870	0.000
x_2	0.023	0.544	x_{29}	-0.059	0.114
x_3	-0.002	0.956	x_{30}	-0.017	0.647
x_4	0.297	0.000	x_{31}	-0.045	0.230
x_5	-0.010	0.782	x_{32}	0.041	0.277
x_6	0.261	0.000	x_{33}	0.005	0.897
x_7	0.403	0.000	x_{34}	0.053	0.155
x_8	0.677	0.000	x_{35}	-0.007	0.850
x_9	-0.022	0.519	x_{36}	0.016	0.675
x_{10}	0.232	0.000	x_{37}	-0.038	0.305
x_{11}	0.352	0.000	x_{38}	-0.033	0.370
x_{12}	0.680	0.000	x_{39}	0.013	0.732
x_{13}	0.480	0.000	x_{40}	-0.008	0.822
x_{14}	0.596	0.000	x_{41}	0.030	0.423
x_{15}	0.502	0.000	x_{42}	-0.004	0.912
x_{16}	0.554	0.000	x_{43}	0.088	0.019
x_{17}	0.525	0.000	x_{44}	-0.107	0.004
x_{18}	0.034	0.364	x_{45}	0.017	0.646
x_{19}	-0.752	0.000	x_{46}	-0.075	0.044
x_{20}	-0.688	0.000	x_{47}	0.015	0.678
x_{21}	-0.778	0.000	x_{48}	-0.002	0.958
x_{22}	-0.621	0.000	x_{49}	-0.023	0.532
x_{23}	-0.449	0.000	x_{50}	0.064	0.087
x_{24}	0.271	0.000	x_{51}	0.049	0.189
x_{25}	0.708	0.000	x_{52}	0.031	0.401
x_{26}	0.718	0.000	x_{53}	-0.087	0.020
x_{27}	0.891	0.000	x_{54}	0.609	0.000

的显著性。同时由于不同自变量的单位和数量级不一致,引入了标准化偏回归系数,依据其绝对值大小来判断某个自变量对数量梯度 y 的重要性,所建数量预测模型参数如表 2 所示。由表 2 可知,建立的回归模型中有 15 个特征对数量梯度 y 有显著影响 ($P < 0.05$),其中 x_{22} 、 x_{23} 、 x_{20} 这 3 个特征的标准化偏回归系数和 t 值的绝对值较大, P 值均为零,说明其对数量梯度 y 影响较显著,依次代表了第 6、7 和 3 个平均 Mel 频率倒谱系数,从一定程度上说明平均 Mel 频率倒谱系数对混合淡水鱼数量预测有重要作用,与上述相关分析的结果相符合。

表 2 鳊和鲫混合数量预测模型参数

x_i	偏回归系数 Partial regression coefficient	标准化偏回归系数 Standardized partial regression coefficient	t	P
x_{22}	15.857	0.872	16.078	0.000
x_{23}	-11.746	-0.640	-16.875	0.000
x_{20}	-9.953	-0.581	-10.984	0.000
x_4	-7.254	-0.415	-5.254	0.000
x_{25}	7.224	0.410	8.287	0.000
x_{19}	-6.599	-0.405	-9.935	0.000
x_1	5.132	0.335	6.865	0.000
x_{27}	4.024	0.218	5.509	0.000
x_{12}	-8.930	-0.208	-3.803	0.000
x_{17}	4.034	0.199	8.220	0.000
x_{11}	7.375	0.167	2.969	0.003
x_{24}	-3.262	-0.158	-3.009	0.003
x_{13}	4.727	0.111	2.540	0.000
x_{54}	1.106	0.057	4.504	0.011
x_{53}	-0.933	-0.041	-2.230	0.026
常量 Constant	7.691		10.326	0.000

2.3 模型评价

将鳊和鲫水声信号的 180 个测试样本特征参数代入所建立的回归方程,得到对应数量梯度的预测值 \hat{y} ,考虑到回归方程计算得到的预测值不是整数,利用 Matlab 中自带的 round 函数对预测值进行四舍五入处理,测试样本的实测梯度与预测梯度关系如图 2 所示。由图 2 可知,测试样本的实测梯度与预测梯度构成的散点均匀分布在直线 $y=x$ 上下两侧,说明所建模型预测效果较好。

不同模型结果比较如表 3 所示。从表 3 可知,MLR 和 PLSR 模型的 \bar{R}^2 均比对应的 R^2 小,这是由于当多元线性回归方程的样本数增多,或者加入

了对数量梯度有显著影响的特征时, R^2 增大,无限趋近于 1, \bar{R}^2 同时考虑了建立回归方程的样本量和自变量的个数产生的影响,更能够准确地反映回归方程对样本数据的拟合程度。因此,本研究选用 \bar{R}^2 对模型的预测效果进行评价。同时由表 3 可得,MLR 模型的训练集和测试集 \bar{R}^2 分别为 0.953 和 0.950, RMSEC 和 RMSEP 分别为 0.921 和 0.965,PLSR 模型的训练集和测试集 \bar{R}^2 分别为 0.895 和 0.837, RMSEC 和 RMSEP 分别为 1.478 和 1.692,因此,MLR 模型的拟合效果较好,且模型的预测能力和泛化能力较强,同时该模型的相对分析误差 RPD 为 4.492,较 PLSR 模型偏大,说明该模型较为可靠,适用于淡水鱼混合数量预测。

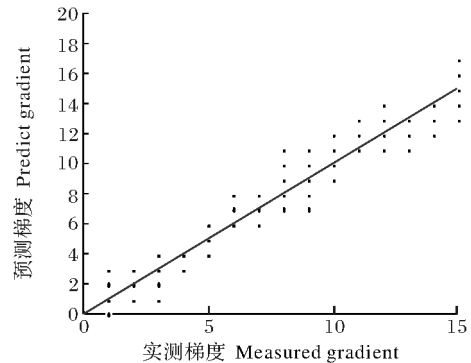


图 2 实测梯度与预测梯度回归分析

Fig.2 Regression analysis of measured gradient and predictive gradient

表 3 不同建模方法比较

模型 Model	训练集 Train			测试集 Test		
	R^2	\bar{R}^2	RMSEC	R^2	RMSEP	RPD
MLR	0.954	0.953	0.921	0.950	0.965	4.492
PLSR	0.899	0.895	1.478	0.837	1.692	2.561

3 讨论

本研究考察了鳊和鲫在数量比为 1 : 1 混合条件下,不同数量的水声信号样本,提取了平均 Mel 频率倒谱系数、一阶平均 Mel 频率倒谱系数、二阶平均 Mel 频率倒谱系数、基于功率谱的主峰频率和主峰值、小波包分解频段能量等 54 个特征参数,建立鳊、鲫混合数量预测模型。对提取的特征参数进行相关性分析,结果表明,所提取的特征参数中有 28 个特征参数与淡水鱼混合数量梯度存在相关性,其中平均 Mel 频率倒谱系数与淡水鱼混合数量的相关性整体最显著,而二阶平均 Mel 频率倒谱系

数均不显著。分别建立 MLR 和 PLSR 预测模型,结果表明 MLR 法建立的模型性能较好,鳊和鲫混合数量预测模型 \bar{R}^2 为 0.950, RMSEP 为 0.965, RPD 为 4.492。

实际生产中,鱼的声音信号非常微弱,且养殖池的大小及形状、养殖池中的水量变化、水温变化及水的成分变化、室外环境噪音等因素会影响淡水鱼的声音特征,后续将进一步研究鱼声信号与环境噪声的关系以及环境因素对采集声音信号特征的影响,提高该研究方法的适用性。

参考文献 References

- [1] 巩沐歌,孟菲良,黄一心,等.中国智能水产养殖发展现状与对策研究[J].渔业现代化,2018,45(6):60-66. GONG M G, MENG F L, HUANG Y X, et al. Research on the status quo and countermeasures of intelligent aquaculture development in China[J]. Fishery modernization, 2018, 45(6):60-66 (in Chinese with English abstract).
- [2] 于鑫,单秀娟,李忠义,等.渤海底拖网主要渔业生物类别时空分布的初步研究[J].南方水产科学,2017,13(2):9-17. YU X, SHAN X J, LI Z Y, et al. Preliminary study on the spatial and temporal distribution of major fishery species in the bottom of the trawling network[J]. South China fisheries science, 2017, 13(2):9-17 (in Chinese with English abstract).
- [3] 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.
- [4] 王欢欢,毕福祥,曹敏,等.獐子岛海洋牧场秋季渔业资源声学调查与评估[J].大连海洋大学学报,2018,33(6):802-807. WANG H H, BI F Y, CAO M, et al. Acoustic survey and evaluation of fishery resources in the marine pastures of Zhangzidao [J]. Journal of Dalian Ocean University, 2018, 33(6):802-807 (in Chinese with English abstract).
- [5] BOLLINGER M A, KLINE R J. Validating sidescan sonar as a fish survey tool over artificial reefs[J]. Journal of coastal research, 2017, 33(6):1397-1407.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] 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].农业机械学报,2017,48(8):166-171. LI L, TU Q Z, HUANG H Y, et al. Freshwater fish identification based on passive underwater acoustic signals [J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2017, 48(8):166-171 (in Chinese with English abstract).
- [9] 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].农业机械学报,2018,49(3):328-333. LI L, HUANG H Y, TU Q Z, et al. Passive acoustic estimation of the number of freshwater live fish in single varieties [J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2018, 49(3):328-333 (in Chinese with English abstract).
- [10] 任新敏,高大治,姚玉玲,等.大黄鱼的发声及信号特性研究[J].大连水产学院学报,2007,22(2):123-128. REN X M, GAO D Z, YAO Y L, et al. Sound and signal characteristics of big yellow croaker [J]. Journal of Dalian Fisheries University, 2007, 22(2):123-128 (in Chinese with English abstract).
- [11] 陈振锋,吴蔚澜,刘加,等.基于 Mel 倒谱特征顺序统计滤波的语音端点检测算法[J].中国科学院大学学报,2014,31(4):524-529. CHEN Z F, WU W L, LIU J, et al. Speech endpoint detection algorithm based on Mel cepstrum feature sequential statistical filtering [J]. Journal of the Chinese Academy of Sciences, 2014, 31(4):524-529 (in Chinese with English abstract).
- [12] 曹晏飞,陈红茜,滕光辉,等.基于功率谱密度的蛋鸡声音检测方法[J].农业机械学报,2015,46(2):276-280. CAO Y F, CHEN H Q, TENG G H, et al. Detection of laying hens vocalization based on power spectral density [J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2015, 46(2):276-280 (in Chinese with English abstract).
- [13] 张耀平,曹平,高赛红.爆破振动信号的小波包分解及各频段的能量分布特征[J].金属矿山,2007(11):42-47. ZHANG Y P, CAO P, GAO S H. Wavelet packet decomposition of blasting vibration signal and energy distribution characteristics of each frequency band [J]. Metal mine, 2007(11):42-47 (in Chinese with English abstract).
- [14] 刘舒,姜琦刚,马玥,等.基于多目标遗传随机森林特征选择的面向对象湿地分类[J].农业机械学报,2017,48(1):119-127. LIU S, JIANG Q G, MA Y, et al. Object-oriented wetland classification based on hybrid feature selection method combining with relief, multi-objective genetic algorithm and random forest [J]. Transactions of the Chinese society for agricultural machinery, 2017, 48(1):119-127 (in Chinese with English abstract).
- [15] 李培,谭鹤群,张伟健,等.基于传感器阵列多特征优化融合的鱼粉品质检测[J].华中农业大学学报,2019,38(6):163-170. LI P, TAN H Q, ZHANG W J, et al. Detecting fishmeal quality based on multi-feature optimization fusion of sensor array [J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2019, 38(6):163-170 (in Chinese with English abstract).
- [16] 王胜鹏,郑鹏程,龚自明,等.基于近红外光谱技术的茶鲜叶海拔高度判别模型建立[J].华中农业大学学报,2018,37(1):89-94. WANG S P, ZHENG P C, GONG Z M, et al. Establishment of discrimination model for different elevation fresh tea leaves based on near infrared spectroscopy [J]. Journal of Huazhong

- Agricultural University, 2018, 37(1): 89-94 (in Chinese with English abstract).
- [17] 仇瑞承, 苗艳龙, 张漫, 等. 基于线性回归的玉米生物量预测模型及验证[J]. 农业工程学报, 2018, 34(10): 131-137. QIU R C, MIAO Y L, ZHANG M, et al. Modeling and verification of maize biomass based on linear regression[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2018, 34(10): 131-137 (in Chinese with English abstract).
- [18] 段丽君, 张海涛, 郭龙, 等. 典型柑橘种植区土壤有机质空间分布与含量预测[J]. 华中农业大学学报, 2019, 38(1): 73-81. DUAN L J, ZHANG H T, GUO L, et al. Spatial distribution and content prediction of soil organic matter in typical citrus growing areas[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2019, 38(1): 73-81 (in Chinese with English abstract).

Mixed quantities prediction of freshwater fish based on passive underwater acoustic signals

YANG Yongwen¹, HUANG Hanying¹, FENG Wanxian¹, LI Lu¹, XIONG Shanbai², ZHAO Siming²

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 quantities prediction is an important part of fishery resource assessment and aquaculture. Traditional active sonar and large-scale fishing gear trials and other methods have certain defects. For the quantitative assessment of freshwater fish, the hydroacoustic signals of bream and crucian carp in the same proportion and different mixed quantities were collected by hydrophone and acoustic recorder. 54 characteristic parameters were extracted and used for correlation analysis. The characteristic parameters significantly correlated with the mixed quantities of freshwater fish were selected. The Rank-RS method was used to divide the samples. The multiple linear regression model was established and compared with the prediction effect of the partial least squares regression model. The results showed that the correlation between the average Mel frequency cepstrum coefficient and mixed quantity of freshwater fish was the most significant on the whole. The fitting effect of the multiple linear regression model was better. The prediction model \bar{R}^2 and the RPD was 0.950 and 4.492, indicating that the established model was suitable for predicting the mixed numbers of freshwater fish. It is feasible to apply passive underwater acoustic technology in studying quantities of freshwater fish.

Keywords passive underwater acoustic signal; fishery resource assessment; quantities prediction; freshwater fish; multiple linear regression; *Parabramis pekinensis*; *Carassius auratus*

(责任编辑: 陆文昌)