

基于被动水声信号的淡水鱼种类识别

李路¹ 涂群资¹ 黄汉英¹ 赵思明² 熊善柏² 马章宇¹

(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: 针对淡水鱼种类自动识别问题, 采用被动水声信号作为数据源, 运用维纳滤波和采样降噪法对水声信号进行预处理, 通过4层小波包分解算法提取频段能量, 结合信号的短时平均能量和短时平均过零率构建特征向量, 使用概率神经网络分类器实现了淡水鱼种类的快速识别, 研究了不同平滑因子取值对识别效果的影响。结果表明, 当平滑因子为9~19时识别效果最佳, 其中草鱼、鳊鱼、鲫鱼的识别正确率均为100%, 无鱼状态的识别正确率为77.3%, 总正确率为94.3%。

关键词: 淡水鱼; 被动水声信号; 种类识别; 概率神经网络

中图分类号: S24; TB56 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2017)08-0166-06

Freshwater Fish Identification Based on Passive Underwater Acoustic Signals

LI Lu¹ TU Qunzi¹ HUANG Hanying¹ ZHAO Siming² XIONG Shanbo² MA Zhangyu¹

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

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

Abstract: Aiming to identify freshwater fish species automatically, passive acoustic signal samples of common freshwater fish were collected by the HTI-96-MIN standard hydrophone. A Wiener filter and a sampling noise reduction method were used to preprocess the samples. Then frequency band energy of the samples was extracted by using wavelet packet decomposition algorithm. The layer number of the algorithm was four. The characteristic vectors of the samples were comprised of short-time average energy, short-time average zero-crossing rate, frequency band energy, and difference among the characteristic vectors of the four classes samples. Furthermore, a probabilistic neural network was used to identify freshwater fish species rapidly. As different values of the smoothing factor σ , the identification effect was studied. The results indicated that the identification accuracy was the highest when the smooth factor was between 9 and 19. The identification accuracies of *Ctenopharyngodon idellus*, *Megalobrama amblycephala* and crucian carp were all 100%. The identification accuracy of passive acoustic signals with zero fish was 77.3%. And the total accuracy was 94.3%. The proposed freshwater fish identification method using passive underwater acoustic signals had higher accuracy and less calculation. It provided a new way for identifying freshwater fish species quickly.

Key words: freshwater fish; passive underwater acoustic signal; variety identification; probabilistic neural network

引言

鱼类识别是水生生态监测和渔业资源评估的重要内容^[1]。近些年, 国内外研究者利用水声信号处理技术, 通过对鱼类发声特点和声学特性的研究, 构建了部分鱼类的自动监测和识别方法, 该方法适用

范围广、不受能见度影响, 是目前研究的一大热点^[2-4]。基于被动水声信息的鱼类监测研究主要集中在两方面: ①开展海洋渔业资源调查, 采集不同水域、不同种类鱼的发声信号, 从而获得鱼类的时空分布以及行为特征, 为渔业生产提供相关信息^[5-6]。②研究鱼类在某种特定行为下的发声特性^[7-13]及

收稿日期: 2017-05-02 修回日期: 2017-06-05

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项(2662015QC020、2662015PY078)和国家现代农业产业技术体系建设专项(CARS-46-23)

作者简介: 李路(1979—), 男, 讲师, 博士, 主要从事农产品检测与加工装备研究, E-mail: taiyangfeng@126.com

通信作者: 黄汉英(1964—), 女, 副教授, 主要从事农产品检测与加工装备研究, E-mail: hhywmx@mail.hzau.edu.cn

发声机理^[14-16]。上述研究都是针对海鱼的,而常见淡水鱼大多没有显著的鸣叫声,其信号特征不显著。利用低信噪比的被动水声信号对淡水鱼的种类进行识别,具有较大难度,目前还没有较好的解决方法,相关的研究也鲜见报道。

本文针对淡水鱼种类自动识别问题,以水听器为信号采集设备,采用小波包分解算法进行频段能量计算,然后利用概率神经网络(Probabilistic neural networks, PNN)分类器对淡水鱼进行自动分类,在保证较高正确率的前提下尽量减小计算量,以期快速识别淡水鱼种类提供一种手段。

1 材料与方 法

1.1 材料与仪器

选取草鱼、鳊鱼和鲫鱼为试验材料。所有试验用鱼均在市场随机采购,草鱼质量 0.75 ~ 1.50 kg,鳊鱼质量 0.35 ~ 1.00 kg,鲫鱼质量 0.15 ~ 0.50 kg。

试验仪器为 High Tech 公司生产的 HTI-96-MIN 型标准水听器和 Song Meter 系列中的 SM2+ 型声学记录仪。为了减小噪声干扰,以上述仪器为核心,设计了淡水鱼水声信号采集系统,如图 1 所示。该系统包括 2 个同样大小的消声水箱,其中试验水箱用来采集鱼类水声信号,对照水箱用来同步采集背景环境噪声,用作后期数据处理时的背景环境噪声消除。

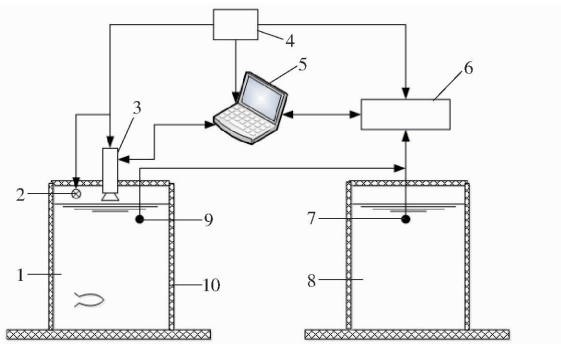


图 1 淡水鱼水声信号采集系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of acoustic signal acquisition system

1. 试验水箱 2. 照明灯 3. 摄像机 4. 电源 5. 数据处理计算机 6. 声学记录仪 7. 2 号水听器 8. 对照水箱 9. 1 号水听器 10. 隔音海绵

1.2 方 法

1.2.1 信号采集

在两水箱中各注入 500 L 的水,水温为 10 ~ 15℃,溶氧量为 7 ~ 8 mg/L, pH 值为 7.2 ~ 7.5。水听器布置在水面以下 20 cm 处。将每尾淡水鱼依次单独放入试验水箱中,静置 5 min,待其状态稳定后,进行水声信号采集。

声学记录仪参数设置如下:采集时长 60 s;采样频率 4 000 Hz。

共采集草鱼、鳊鱼和鲫鱼水声信号样本各 44 组。作为对照,另采集无鱼声音信号样本 44 组。总体试验样本 176 组。

1.2.2 信号预处理

上述水声信号样本,除含有鱼类本身辐射的信号外,还含有外界环境噪声,如果直接运用原始信号进行种类识别,会大大降低准确性。因此在提取水声信号特征之前,需要对其进行归一化、滤波和背景环境噪声消除等预处理。

(1) 滤波

运用维纳滤波对水声信号进行滤波消噪。维纳滤波器是基于最小均方误差准则下的最优化线性滤波器,它使输出的估计信号与期望的输出信号之间的均方误差为最小,从而有效抑制白噪声,提高信号的质量^[17]。

(2) 背景环境噪声消除

根据对照水箱中采集的噪声信息,使用采样降噪方法对样本进行背景环境噪声消除。采样降噪是目前较为科学、应用较为广泛的一种消除背景噪声的方式,它利用环境噪声的频率特性,在原始音频信号中去除符合该频率特性的噪声,从而达到降噪的目的^[18]。

1.2.3 样本集划分

所采集的 176 组水声信号全部经过滤波降噪处理后,作为概率神经网络分类器的数据样本,采用随机挑选的方法,进行训练集和验证集的划分,划分比例为 1:1。

1.2.4 信号特征参数提取

(1) 短时平均能量

对声音信号能量的描述能够反映声音的特性。因此,在对鱼声信号进行分析时,选择信号的短时平均能量作为特征值之一可以描述信号的变化情况。短时平均能量是在短时能量的基础上得到的,鱼声信号的短时能量的计算公式为

$$E_v = \sum_{m=1}^N x_v^2(m) \quad (1)$$

式中 E_v ——第 v 帧的短时能量

$x_v(m)$ ——第 v 帧水声信号中第 m 个采样点的幅值

N ——帧长

鱼声信号经加窗分帧处理后的帧数为 V ,其短时平均能量为 E ,其计算公式为

$$E = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V E_v \quad (2)$$

(2) 短时平均过零率

短时过零率是指声音振动方向持续变化的信号在一个短时帧长内通过横坐标轴的次数^[19]。文献[10]表明,鱼类声音信号的短时过零率,能反映

目标的频率。本研究不需要针对信号内某几个突变信号进行识别,而是得到信号总体的一个参数作为特征,因此选择信号的短时平均过零率作为特征值之一。

短时过零率计算公式为

$$Z_v = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^N |\text{sgn}[x_v(m)] - \text{sgn}[x_v(m-1)]| \quad (3)$$

式中 Z_v ——第 v 帧的短时过零率
 $\text{sgn}[\cdot]$ 是符号函数,其形式为

$$\text{sgn}[x(n)] = \begin{cases} 1 & (x(n) \geq 0) \\ -1 & (x(n) < 0) \end{cases} \quad (4)$$

式中 $x(n)$ ——离散采样后的水声信号

短时平均过零率是在短时过零率的基础上得到的,其计算公式为

$$Z = \frac{1}{V} \sum_{v=1}^V Z_v \quad (5)$$

式中 Z ——短时平均过零率

(3) 基于小波包分解的频段能量

小波包算法是将信号频带进行多层次的划分,同时对低频和低频成分进行分解^[3]。具体算法如下:

设 U_j^n 为小波子空间,则小波包 $g_j^n(t) \in U_j^n$ 可以表示为

$$g_j^n(t) = \sum_l d_l^{j,n} u_n(2^j t - l) \quad (6)$$

小波包分解是由 $d_l^{j,n}$ 求 $d_k^{j+1,2n}$ 和 $d_k^{j+1,2n+1}$,小波包系数递推公式为

$$\begin{cases} d_k^{j+1,2n} = \sum_l h_{0(2l-k)} d_l^{j,n} \\ d_k^{j+1,2n+1} = \sum_l h_{1(2l-k)} d_l^{j,n} \end{cases} \quad (7)$$

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

$h_{0(2l-k)}$ ——小波包分解低通滤波器组

$h_{1(2l-k)}$ ——小波包分解高通滤波器组

首先采用 4 层小波包分解对鱼声信号进行特征参数提取,选取 db1 小波作为小波包基函数。其小波包分解树如图 2 所示。图中,每个节点都代表了一定的特征,节点(0,0)代表原始鱼声信号 S ,节点 (a, b) 代表第 a 层小波包分解第 b 个节点的系数,其中 $a = 1, 2, 3, 4, b = 0, 1, 2, \dots, 15$ 。

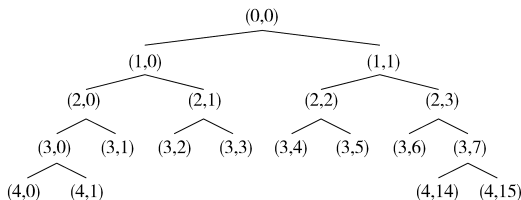


图 2 小波包分解树

Fig. 2 Wavelet packet decomposition tree

此时对原始信号 S 进行表示时,高低频信号分量可以任意组合,但要满足 2 个条件:信号的完备性和高低频信号分量不能有交叠性。

然后,利用分解的节点系数对分解尺度上的信号进行单尺度重构,得到各频段内的小波包重构信号 S_{ab} , S_{ab} 表示节点 (a, b) 的小波重构信号。小波包重构算法是由 $d_k^{j+1,2n}$ 和 $d_k^{j+1,2n+1}$ 求 $d_l^{j,n}$,即

$$d_l^{j,n} = \sum_k (h_{0(l-2k)} d_k^{j+1,2n} + h_{1(l-2k)} d_k^{j+1,2n+1}) = \sum_k (g_{0(l-2k)} d_k^{j+1,2n}) + \sum_k (g_{1(l-2k)} d_k^{j+1,2n+1}) \quad (8)$$

式中 $g_{0(l-2k)}$ ——小波包重构低通滤波器组

$g_{1(l-2k)}$ ——小波包重构高通滤波器组

最后,计算各频段内重构信号的能量 E_{4b} 作为分类识别的特征参数,计算公式为

$$E_{4b} = \sum_{i=1}^M S_{4b}(i)^2 \quad (9)$$

式中 M ——重构信号 S_{4b} 的离散采样点数

$S_{4b}(i)$ ——重构信号 S_{4b} 的第 i 个采样值

1.2.5 淡水鱼品种分类器设计

基于被动水声信号的淡水鱼种类识别其实就是一个对淡水鱼声音信号进行分类的过程。本文采用概率神经网络分类算法实现淡水鱼种类识别。概率神经网络是基于贝叶斯决策理论和密度函数估计而建立的一种前馈神经网络^[20]。概率神经网络由输入层、模式层、累加层和输出层组成。输入层用来接收来自训练集样本的特征向量。本文提取信号的短时平均能量、短时平均过零率、4 层小波包分解的各频段能量构成 n 维度特征向量 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 。模式层将特征向量进行加权处理,即 $\mathbf{Z} = \mathbf{X}\mathbf{W}$,其中 \mathbf{W} 为权值矩阵。 \mathbf{Z} 经过一个激活函数处理后,传给累加层。本文采用的激活函数为

$$g(\mathbf{Z}) = \exp \frac{\mathbf{Z} - 1}{\delta^2} \quad (10)$$

式中 δ^2 ——样本方差

在累加层中,依据 Parzen 方法求和来估计样本类别的概率为

$$P(\mathbf{X}|C_i) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n N_x} \sum_{i=1}^{N_x} \exp \left(-\frac{(\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)^T (\mathbf{X} - \mathbf{X}_i)}{2\sigma^2} \right) \quad (11)$$

式中 C_i ——目标类别

N_x ——训练样本数

\mathbf{X}_i ——训练样本特征向量

σ ——平滑因子

σ 决定了模式样本点之间的影响程度,其通过影响 PNN 中的概率密度分布函数变化,直接决定着

最终的分类效果。当取值过大时,虽然概率密度估计比较平滑但细节丢失严重;而当取值过小时,密度估计又会呈现较多的尖峰突起。 σ 的取值需要在反复试验对比中来确定,本文 σ 取 2~40。

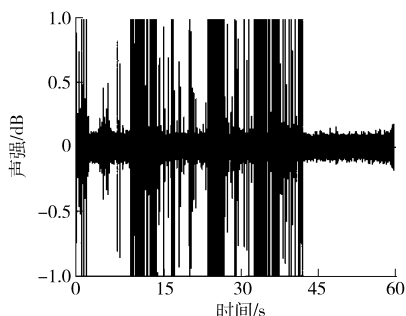
输出层的神经元个数与待分类目标的类别数相同。根据各类对输入向量概率的估计,采用贝叶斯决策理论选择具有最小“风险”的类别,即具有最大后验概率的类别,其决策方法为

$$P(X|C_i)P(C_i) > P(X|C_j)P(C_j) (i \neq j) \quad (12)$$

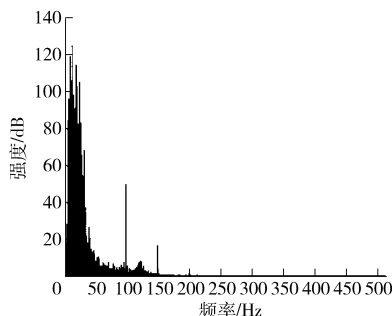
式中 $P(C_j)$ ——样本的概率估计

1.2.6 算法效率分析

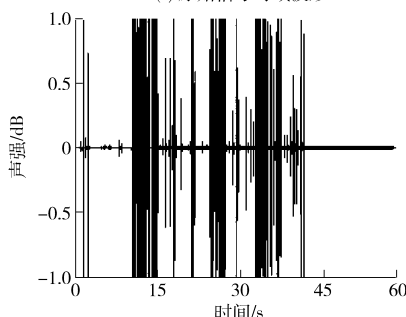
算法效率是衡量算法实用性的重要指标。本文



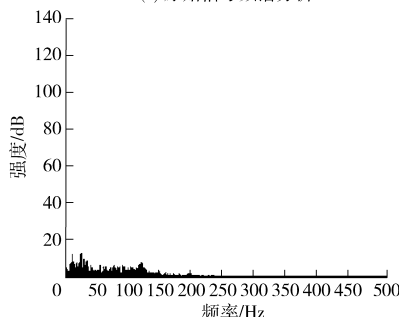
(a) 原始信号时域波形



(b) 原始信号频谱分析



(c) 消噪后信号时域波形



(d) 消噪后信号频谱分析

图 3 鱼声信号消噪前后对比

Fig. 3 Comparison of acoustic signals before and after de-noising

(1) 滤波消噪去掉了大量的随机干扰,使时域信号的特点和波形结构更加清晰。

(2) 信号频谱中的低频成分被大量滤除。其原因在于,隔音层对高频噪声效果显著,但对低频噪声的屏蔽效果差,导致所采集的水声信号中低频环境噪声较多,随着噪声的消除,低频部分的能量便显著降低。

采用运行时间(即从信号预处理至完成分类识别所用的时长)作为描述算法效率的参数。使用上述分类识别算法对 176 组样本进行处理,将每一组样本的算法运行时间进行统计分析,从统计意义上说明算法的运行效率。算法运行环境为 CPU Intel Core i3-2100;内存 DDR3 1 333 MHz 8 GB;OS Windows 7 64 位;软件平台为 Matlab 2014a。

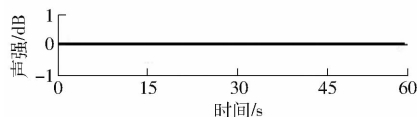
2 结果与分析

图 3 为草鱼水声信号经归一化处理、维纳滤波以及背景环境噪声消除处理前后对比结果。由图 3 可知:

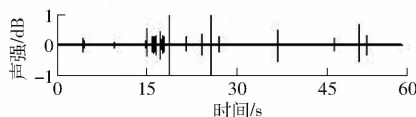
无鱼、鲫鱼、鳊鱼声音信号消噪后的时域波形图及频谱分析如图 4 所示。综合图 3 和图 4 可知,不同种类淡水鱼的被动水声信号在时域和频域上都有显著特征。

(1) 无鱼时,水声信号时域波形波动最小,其频谱特征与白噪声的相近。

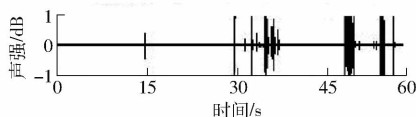
(2) 草鱼水声信号时域波形波动最剧烈,其频



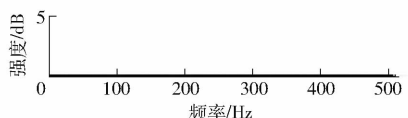
(a) 无鱼水声信号时域波形



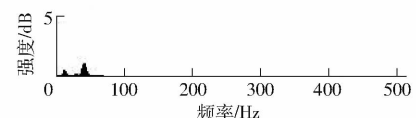
(b) 鲫鱼水声信号时域波形



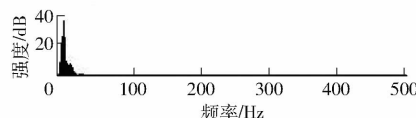
(c) 鳊鱼水声信号时域波形



(d) 无鱼水声信号频谱分析



(e) 鲫鱼水声信号频谱分析



(f) 鳊鱼水声信号频谱分析

图 4 不同样本水声信号时域波形图和频谱分析图

Fig. 4 Time domain waveform and spectrum analysis of different samples

谱分布最宽,约为0~250 Hz,频谱能量较均匀。

(3) 鲫鱼水声信号时域波形波动较小,其频谱中高频成分相对较多。

(4) 鳊鱼水声信号时域波形波动较大,其频谱中低频成分相对较多。

图5为4类水声信号特征参数提取结果的比

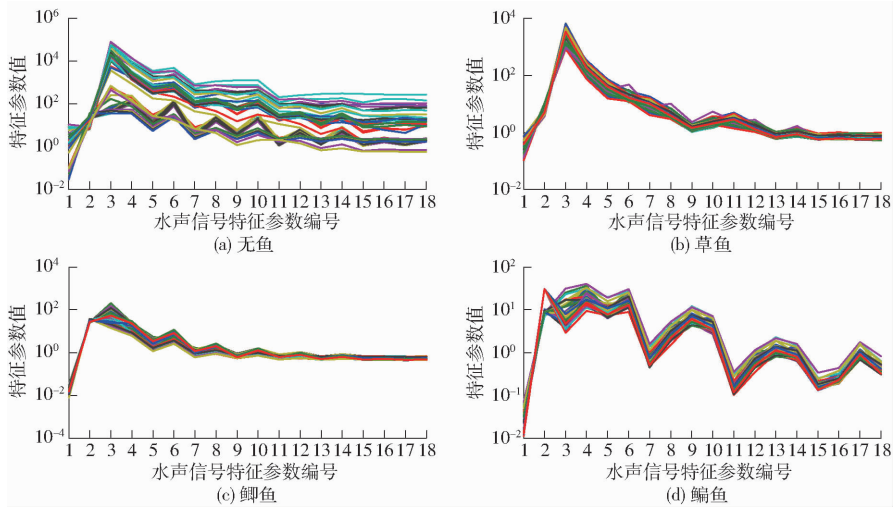


图5 4类水声信号样本的特征参数

Fig.5 Characteristics of four classes underwater acoustic signals

由图5可知,3种鱼类水声信号的特征参数值的分布较为集中,信号特征较易分辨。无鱼时,特征参数值分布范围较广,变化规律较复杂,信号特征不显著,原因在于无鱼状态所采集的水声信号基本为背景噪声,信号的随机性较大,区分难度高。草鱼和鲫鱼的特征参数值大小不同,但变化趋势相近。鳊鱼的特征参数变化趋势与另两种鱼有显著差异,原因在于鳊鱼体型较特殊,其运动产生的水声信号迥异于其他三者。

图6为 σ 不同取值的分类识别结果。 σ 取值较小时,由于分类器中密度分布函数波动剧烈,导致除鳊鱼外的其他信号的识别正确率都不高。随着 σ 取值增大,草鱼和鲫鱼的识别正确率显著提高,鳊鱼和无鱼状态的识别正确率不变。 σ 大于9时,各类样本的识别正确率达到最高。当 σ 大于19时,分类器中密度分布函数细节丢失严重,导致对无鱼状态和鳊鱼的识别正确率开始下降。

从不同样本种类的识别正确率来看,鳊鱼信号特征非常显著、极易辨认,故在各种 σ 值情况下的识别正确率都很高,为95%以上。无鱼时,信号特征不显著、极难分辨,故其识别正确率在各种 σ 值情况下均较低,处于80%以下。由于草鱼和鲫鱼的信号特征变化趋势相近,故识别正确率随 σ 的变化规律比较一致。

图7为176个样本的算法运行时间,其均值为1.78 s,标准差为0.15 s。绝大部分样本的算法运行时间为1.6~2.0 s,而146号样本的运行时间最长,

较。将每个样本的18个特征参数绘制成一条折线,为突出每一类水声信号样本的特点,176条折线按照样本类别分4幅图画出。图中特征参数编号为1~18,其中1号特征参数为短时平均能量,2号特征参数为短时平均过零率,3~18号特征参数为小波包分解频段能量。

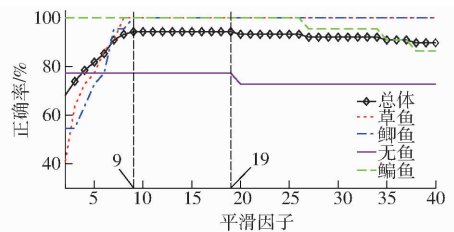


图6 PNN神经网络分类效果图

Fig.6 Classification accuracy of PNN neural network

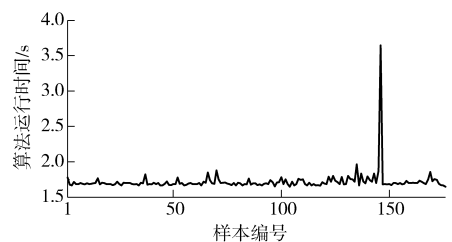


图7 算法运行时间

Fig.7 Run time of identification algorithm

为3.65 s,这可能是由于其他应用程序突然占用了部分硬件资源造成的。相对于每个样本60 s的采集时长来说,目前的算法运行时间能够满足需要。但若要保证程序运行的实时性,还需要通过将算法固化到高性能嵌入式系统中才能实现。

总之,当 σ 取值为9~19时,3种鱼类水声信号样本的识别正确率都为100%,只有无鱼样本的识别正确率为77.3%。此时,总体分类正确率最高,为94.3%。结果说明采用短时平均能量、短时平均过零率和4层小波包分解的频段能量构建特征向量,数据量少,计算量小,模型运行速度快,具有较好

的分类识别能力。

3 结束语

研究了 4 类被动水声信号和特征参数,使用概率神经网络分类器实现了 3 种常见淡水鱼种类的快速识别,探讨了不同平滑因子取值对识别正确率的

影响。结果表明,当平滑因子取值为 9~19 时,淡水鱼种类识别效果达到最佳,总正确率为 94.3%,其中无鱼状态的识别正确率为 77.3%,草鱼、鳊鱼、鲫鱼的识别正确率均为 100%。该识别方法速度快、精度高,能自动、无损地实现淡水鱼的种类识别,为鱼类状态监测提供了一种有效的手段。

参 考 文 献

- 1 SATTAR F, CULLIS-SUZUKI S, JIN F. Acoustic analysis of big ocean data to monitor fish sounds[J]. *Ecological Informatics*, 2016, 34: 102–107.
- 2 KHAN J A, WELSH J Q, BELLWOOD D R. Using passive acoustic telemetry to infer mortality events in adult herbivorous coral reef fishes[J]. *Coral Reefs*, 2016, 35(2): 411–420.
- 3 杜伟东, 李海森, 魏玉阔, 等. 基于 SVM 的多方位声散射数据协作融合鱼分类与识别[J/OL]. *农业机械学报*, 2015, 46(3): 268–275. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20150339&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.039.
- 4 DU Weidong, LI Haisen, WEI Yukuo, et al. Multi-azimuth acoustic scattering data cooperative fusion using SVM for fish classification and identification[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(3): 268–275. (in Chinese)
- 5 GODLEWSKA M, DLUGOSZEWSKI B, DOROSZCZYK L, et al. The relationship between sampling intensity and sampling error—empirical results from acoustic surveys in Polish vendace lakes[J]. *Fisheries Research*, 2009, 96(1): 17–22.
- 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: 103–116.
- 7 THOMAS G L, HAHN T R, THORNE R E. Integrating passive and active acoustics for the assessment of fish stocks[C]//*Oceans 2007 MTS/IEEE Conference*, 2007:4449243.
- 8 LINDSTROM K, LUGLI M. A quantitative analysis of the courtship acoustic behaviour and sound patterning in male sand goby, *Pomatoschistus minutus*[J]. *Environmental Biology of Fishes*, 2000, 58(4): 411–424.
- 9 SPRAGUE M W, LUCZKOVICH J J, PULLINGER R C, et al. Using spectral analysis to identify drumming sounds of some North Carolina fishes in the family sciaenidae [J]. *The Journal of the Elisha Mitchell Scientific Society*, 2000, 116(2): 124–145.
- 10 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.
- 11 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.
- 12 魏翀, 张宇, 张赛, 等. 网箱养殖大黄鱼合成声信号特性研究[J]. *声学学报*, 2013, 38(3):300–305.
- 13 WEI Chong, ZHANG Yu, ZHANG Sai, et al. Synthesized acoustic signal characteristics of net-cage-cultured Large Yellow Croaker, *Pseudosciaena crocea* [J]. *ACTA Acustica*, 2013, 38(3): 300–305. (in Chinese)
- 14 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.
- 15 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)
- 16 陈功, 朱锡芳, 许清泉. 仿声技术在海洋鱼类被动声信号特征提取中的应用[J]. *海洋技术学报*, 2013, 32(3): 50–54.
- 17 CHEN Gong, ZHU Xifang, XU Qingquan. Application of imitated voice technology on feature extraction from marine passive fish acoustic target[J]. *Journal of Ocean Technology*, 2013, 32(3): 50–54. (in Chinese)
- 18 WOOD M, CASARETTO L, HORGAN G, et al. Discriminating between fish sounds a wavelet approach [J]. *Bioacoustics*, 2002, 12: 337–339.
- 19 SPRAGUE M W. The single sonic muscle twitch model for the sound-production mechanism in the weakfish, *Cynoscion regalis* [J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2000, 108(5): 2430–2437.
- 20 CONNAUGHTON M A, TAYOR M H, FINE M L. Effects of fish size and temperature on weakfish disturbance calls; implications for the mechanism of sound generation[J]. *The Journal of Experimental Biology*, 2000, 203(9): 1503–1512.
- 21 王景芳. 含噪语音实时迭代维纳滤波[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(19): 132–135.
- 22 WANG Jingfang. Iterative Wiener filtering-based real-time voice in noises[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(19): 132–135. (in Chinese)
- 23 温建科. 基于 Cool Edit Pro 软件的数字音频处理技术[J]. *实验科学与技术*, 2013, 11(6): 38–40.
- 24 WEN Jianke. Processing technology of digital audio based on Cool Edit Pro software[J]. *Experiment Science and Technology*, 2013, 11(6): 38–40. (in Chinese)
- 25 赵力. 语音信号处理[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- 26 孙俊, 路心资, 张晓东, 等. 基于高光谱图像的红豆品种 GA-PNN 神经网络鉴别[J/OL]. *农业机械学报*, 2016, 47(6): 215–221. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160628&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.06.028.
- 27 SUN Jun, LU Xinzi, ZHANG Xiaodong, et al. Identification of red bean variety with probabilistic GA-PNN based on hyperspectral imaging[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(6): 215–221. (in Chinese)