

引用格式: 王宸, 陶毅, 吴剑明. 中华白海豚回声定位信号自动识别[J]. 声学技术, 2020, 39(4): 425-429. [WANG Chen, TAO Yi, WU Jianming. Automatic recognition of Sousechinensis echolocation signal[J]. Technical Acoustics, 39(4): 425-429.] DOI: 10.16300/j.cnki.1000-3630.2020.04.007

中华白海豚回声定位信号自动识别

王宸^{1,2}, 陶毅^{1,2}, 吴剑明^{1,2}

(1. 厦门大学海洋与地球学院, 福建省厦门市 361102; 2. 厦门大学水声通信与海洋信息技术教育部重点实验室, 福建厦门 361102)

摘要: 中华白海豚是我国一级保护动物, 以往研究表明不同海域中华白海豚的回声定位(click)信号存在差异。文章以回声定位信号为识别标准, 使用三种机器学习方法(K近邻法, 决策树-分类回归树法和朴素贝叶斯法)识别中华白海豚。首先使用 Teager-Kaiser 能量算子(Teager-Kaiser Energy Operator, TKEO)方法和 Gabor 滤波器进行中华白海豚 click 信号的自动检测, 然后通过倒谱的方法提取 click 信号的特征, 最后利用 3 种机器学习方法识别中华白海豚。实验数据采自于雷州湾的中华白海豚以及厦门湾的中华白海豚和宽吻海豚的发声信号。实验中将厦门湾中华白海豚和雷州湾中华白海豚设为第一组, 进行同种海豚识别; 将厦门海域中华白海豚和宽吻海豚设为第二组, 进行不同种海豚识别, 实验结果表明这两组实验的平均识别准确率分别可以达到 98%和 96%。

关键词: 中华白海豚; 回声定位信号; 机器学习; 种类识别

中图分类号: Q62

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2020)-04-0425-05

Automatic recognition of Sousechinensis echolocation signal

WANG Chen^{1,2}, TAO Yi^{1,2}, WU Jianming^{1,2}

(1. College of Ocean and Earth Sciences, Xiamen University, Xiamen 361102, Fujian, China; 2. Key Laboratory of Underwater Acoustic Communication and Marine Information Technology, Xiamen University, Ministry of Education, Xiamen 361102, Fujian, China)

Abstract: Sousechinensis is the country grade one protected animal in China, previous researches have proved that there are differences in the echolocation (click) signals of sousa chinensis in different sea areas. In this paper, three machine learning methods (K-Nearest Neighbor, Decision Trees-Classification and Regression Tree, Navie Bays) are used to identify Sousechinensis on the basis of echolocation signals. Firstly, the Teager-Kaiser Energy Operator (TKEO) method and Gabor filter are used to automatically detect the click signal of Sousechinensis, then the cepstrum operation is applied to the echolocation signal (click) for a better feature representation before using the three machine learning methods. Experimental researches are conducted on the signals collected from the Sousechinensis in Leizhou Bay and the Sousechinensis and bottlenose dolphins in Xiamen sea area. In the experiment, the Sousechinensis in Xiamen sea area and the the Sousechinensis in Leizhou bay are set as the first group to indentify the same species of dolphin; and the the Sousechinensis and the bottlenose dolphin in Xiamen sea area are set as the second group to identify different species of dolphins. The results show that the average recognition accuracy of these two groups of experiments can reach 98% and 96%, respectively.

Key words: Sousechinensis; echolocation signal (click); machine learning; species identification

0 引言

海豚的发声信号可以分为: 通讯信号(whistle)、回声定位信号(click), 和应急突发信号(burst pulse)。海豚的 click 信号是一种宽频的脉冲信号, 利用 click 信号可以进行海豚种类自动识别, 这种方法对海豚的保护和研究具有重要作用。

现阶段已经有一些方法可以根据海豚的 click

信号来识别海豚种类。Jarvis 等^[1]提出了一种分类器, 它由多个二进制支持向量机(Support Vector Machine, SVM)组成, 称为特定类支持向量机(Class Specific Support Vector Machine, CS-SVM), 利用这种模型对四种类型的 click 进行分类; Roch 等^[2]通过提取 click 信号的倒谱特征, 比较了高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMMs)和支持向量机模型(SVM)在鲸豚类识别中的性能, 发现 GMM 分类器的错误率略低于 SVM 分类器, 其中 GMM 模型和 SVM 模型的平均识别准确率分别为 93.5%和 92.9%左右。

近年来, 关于机器学习方法的研究日益繁盛, 机器学习可以利用大量数据或者经验, 通过电脑编

收稿日期: 2019-05-04; 修回日期: 2019-06-18

基金项目: 国家自然科学基金(41676024、41276039)资助项目。

作者简介: 王宸(1995-), 男, 福建泉州人, 硕士研究生, 研究方向为机器学习、海洋生物声学。

通讯作者: 陶毅, E-mail: taoyi@xmu.edu.cn

程来优化某个性能评价指标, 从而对事物进行分类和预测。随着硬件的快速发展, 计算机的计算能力得到了极大的提高, 将机器学习方法运用于识别海豚的 click 信号当中能极大提升工作的效率。因此, 本文将以 click 信号为分类标准, 使用 3 种机器学习方法(K 近邻法, 决策树法和朴素贝叶斯法)识别中华白海豚, 并比较同种海豚识别和不同种海豚识别的差异性。

1 方法及原理

1.1 方法流程图

该实验中首先用时频滤波器定位 click 信号大致的开始时间和结束时间, 然后用 Teager-Kaiser 能源算子(Teager-Kaiser Energy Operator, TKEO)方法和 Gabor 滤波器进行 click 信号的自动检测, 接着通过倒谱法提取 click 信号的特征, 最后通过机器学习方法识别中华白海豚, 流程图如图 1 所示。

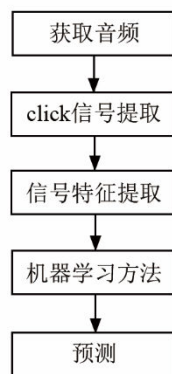


图 1 中华白海豚识别方法流程图

Fig.1 Flow chart of recognition method for Sousachinensis

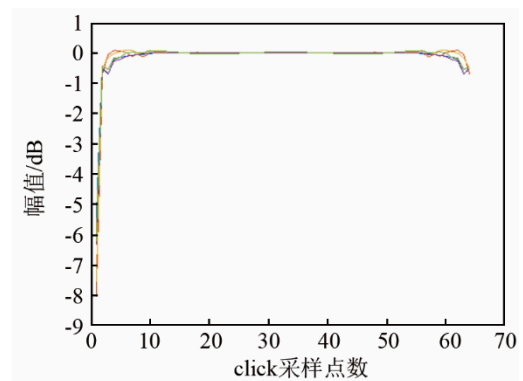
1.2 信号提取

首先采用时频滤波器定位 click 信号的大致开始时间和结束时间, 然后用 Teager-Kaiser 能源算子(TKEO)和 Gabor 滤波器用于精确定位 click 信号起始点和结束点, 这极大地提高了提取中华白海豚 click 信号的效率^[3]。

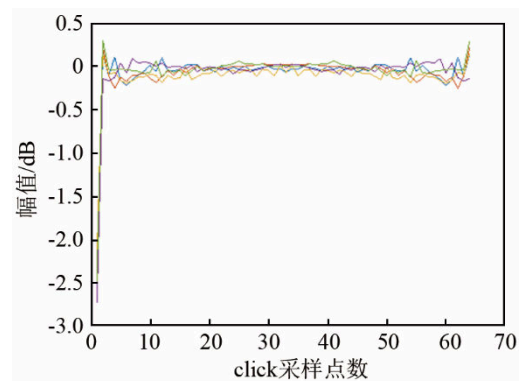
1.3 特征提取

利用倒谱的方法可以对海豚 click 信号进行特征提取。倒谱的原理如下: 先将 click 信号经过傅里叶变换及对数运算, 再经过傅里叶反变换得到特征提取后的信号。

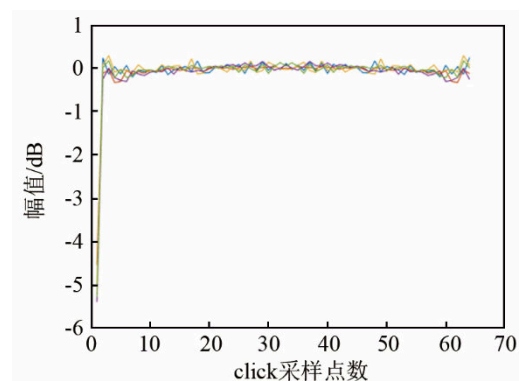
从 3 种海豚中, 各随机抽取 5 个 click 信号, 画出经过倒谱方法进行特征提取后的 click 信号, 从而验证 3 种海豚经过特征提取后信号存在显著差异。特征提取后的 click 信号如图 2 所示。



(a) 雷州湾海域中华白海豚



(b) 厦门湾海域中华白海豚



(c) 厦门海域宽吻海豚

图 2 特征提取后的 click 信号

Fig.2 Click signal after feature extraction

由图 2 可以看出, 雷州湾海域中华白海豚的信号幅值在 $-8 \sim 0$ 之间(见图 2(a)); 厦门海域中华白海豚幅值在 $-2.8 \sim 0.3$ 之间(见图 2(b)); 厦门海域宽吻海豚幅值在 $-5.3 \sim 0.2$ 之间(见图 2(c)). 3 种海豚经过特征提取后的 click 信号存在显著性差异, 可以用于后续模型的训练。

1.4 机器学习方法

利用 3 种机器学习方法识别中华白海豚。以下为三种机器学习算法的原理:

1.4.1 K 近邻

K 近邻(K-Nearest Neighbor, KNN)算法是机器学

习中一种常见的分类方法。该算法由3个条件组成，即 K 值的大小、距离长度和分类决策规则。在输入新的数据前，需要确定这3个条件，从而可以确定数据的类别。原理如下：

(1) 输入：训练集

$$T = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N)\} \quad (1)$$

其中： $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X} \in \mathbf{R}^N$ 为数据的特征向量， $y_i \in \mathbf{Y} = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 为数据的类别， $i=1, 2, \dots, N$ 。

(2) 输出：数据 \mathbf{x} 所属的类 y

通过计算距离长度，找到训练集 T 中最接近 \mathbf{x} 的 K 个点，覆盖 K 个点的 \mathbf{x} 的区域表示为 $N_k(\mathbf{x})$ 。

在 $N_k(\mathbf{x})$ 中根据分类决策规则(如多数表决)决定 \mathbf{x} 的类别 y ：

$$y = \operatorname{argmax}_{c_j} \sum_{\mathbf{x}_i \in N_k(\mathbf{x})} I(y_i = c_j), \quad i=1 \dots, N; j=1 \dots, k \quad (2)$$

其中： I 为指示函数，即当 $y_i = c_j$ 时， I 为 1，否则为 0。

1.4.2 决策树-分类回归树

决策树-分类回归树(Classification and Regression Tree, CRAT)是一种重要机器学习分类算法，可以用于分类和回归^[4]。

设训练样本集为

$$L = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_N \ \mathbf{Y}] \quad (3)$$

其中： $\mathbf{x}_i = (1, 2, \dots, n)$ 称为属性向量； \mathbf{Y} 称为标签向量或类别向量。

当创建回归树时， \mathbf{Y} 为连续值；当创建分类树时， \mathbf{Y} 为离散值。通过算法将样本集分成两个子样本集，使生成的决策树的每个非叶结点仅具有两个分枝。在每个节点处，找到最优分裂变量和对应的分裂值，其可以使下一代子节点数据集中的非纯度下降最大^[4]。在这里非纯度指标用基尼指数来衡量，其定义为

$$i(t) = \sum_{i \neq j} p(i/t)p(j/t) = 1 - \sum_j [p(i/j)]^2 \quad (4)$$

其中： $i(t)$ 是节点 t 的基尼指数， $p(i/t)$ 表示在节点 t 中属 i 类的样本比例， $p(j/t)$ 是节点 t 中属于 j 类的样本比例。用该分裂变量和分裂阈值把根节点 t_1 分裂成 t_2 和 t_3 ，如果在某个节点 t_1 处，不可能再进一步显著降低非纯度，则该点称为叶结点，否则继续寻找它的最优分裂变量和对应的分裂值进行分裂^[4]。

1.4.3 朴素贝叶斯

朴素贝叶斯(Naive Bays, NB)分类是以贝叶斯定理为基础，是贝叶斯分类中常见的一种分类方法。

假设训练集为 m 个样本， n 个维度，如下：

$$(\mathbf{x}_1^{(0)}, \mathbf{x}_2^{(0)}, \dots, \mathbf{x}_n^{(0)}, y_0), (\mathbf{x}_1^{(1)}, \mathbf{x}_2^{(1)}, \dots, \mathbf{x}_n^{(1)}, y_1), \dots, (\mathbf{x}_1^{(m)}, \mathbf{x}_2^{(m)}, \dots, \mathbf{x}_n^{(m)}, y_m)$$

$\dots, \mathbf{x}_n^{(m)}, y_m)$ 共有 K 个特征输出类别，分别为 C_1, C_2, \dots, C_k ，每个特征输出类别的样本个数为 m_1, m_2, \dots, m_k ，输出为实例 $\mathbf{X}^{(\text{test})}$ 的分类^[6]。

算法流程如下：

(1) 如果没有 \mathbf{Y} 的先验概率，则计算 \mathbf{Y} 的 K 个先验概率：

$$p(\mathbf{Y} = C_k) = (m_k + \lambda) / (m + k\lambda) \quad (5)$$

否则 $p(\mathbf{Y} = C_k)$ 为输入的先验概率^[5]。

(2) 计算第 k 个类别的、第 j 维特征的、第 i 个条件概率：

$$P(\mathbf{X}_j = x_{ji} | \mathbf{Y} = C_k) \quad (6)$$

(3) 对于实例 $\mathbf{X}^{(\text{test})}$ ，计算：

$$P(\mathbf{Y} = C_k) \prod_{j=1}^n P(\mathbf{X}_j = x_j^{(\text{test})} | \mathbf{Y} = C_k) \quad (7)$$

(4) 确定实例 $\mathbf{X}^{(\text{test})}$ 的分类 C_{result} ：

$$C_{\text{result}} = \operatorname{argmax} \left[P(\mathbf{Y} = C_k) \prod_{j=1}^n p(x_j = x_j^{(\text{test})} | \mathbf{Y} = C_k) \right] \quad (8)$$

2 实验

2.1 数据准备

雷州湾中华白海豚的发声数据集来自中国广东雷州湾海域的中华白海豚。实验过程中，调查船与中华白海豚之间需要保持一定的距离，等到中华白海豚活动状态相对稳定时，关闭调查船的发动机，并迅速安排实验仪器记录中华白海豚的发声数据^[6]。整个记录过程中，在研究区域中没有发现其他鲸豚物种。实验仪器采用丹麦 B&K 公司生产的 8105 水听器(电压灵敏度为 $56 \mu\text{V}/\text{Pa}$)作为前端输入，利用 B&K2692NEXUS 适配放大器对信号进行放大，然后通过 NIDAQ6062E 高速数据采集卡进行中华白海豚声信号的数据采集，最后把数据储存在电脑中，用于终端信号存储与处理^[7]。

厦门湾中华白海豚的发声数据集来自中国福建厦门海域的中华白海豚。在厦门浯屿岛海域中记录到 1 段中华白海豚群体的发声信号。这个群体一共包括 4 只中华白海豚。在下午 13:00~15:00 这段时间，每隔 30 s 记录一段数据，共记录了 16 段中华白海豚发声的数据^[7]。整个记录过程中，在研究区域中没有发现其他鲸豚物种。实验仪器由 Reson 公司的全方向性水听器 TC 4014(含前置放大，频率响应为 15~480 kHz)，高通滤波放大器 VP1000(放大增益 0~32 dB)，NI 公司的高频采集卡 USB6351 和 Lenovo 公司的 PC 机 T61 组成^[7]。

厦门湾宽吻海豚的发声数据集来自中国福建

省厦门海域的宽吻海豚。在厦门五缘湾海域中,共记录了 19 段宽吻海豚的发声数据,时长总计 37 min 39 s。整个记录过程中,在研究区域中未发现其他鲸豚物种出现。实验中采用丹麦 B&K 公司生产的 8105 水听器和 NIDAQ9216 数据采集卡。

2.2 实验设置

2.2.1 信号处理

利用倒谱的方法对自动识别出的海豚回声定位信号进行特征提取。

2.2.2 数据集准备

经过处理后的 3 组各 1 200 个 click 信号,通过交叉验证分为训练集和测试集,其中训练数据的 click 信号数量为 1 080 个,测试集的 click 信号数量为 120 个,如表 1 所示。

表 1 3 类海豚的训练数据和测试数据
Table 1 Training data and test data of three species of dolphins

种类	训练数据/个	测试数据/个
雷州湾中华白海豚	1 080	120
厦门湾中华白海豚	1 080	120
厦门湾宽吻海豚	1 080	120

将厦门湾中华白海豚和雷州湾中华白海豚设为第一组,进行同种海豚识别。将厦门湾中华白海豚和宽吻海豚设为第二组,进行不同种海豚识别。

2.2.3 测试过程

用测试集中的测试数据对训练后的模型进行测试,共测试 10 次,测试集结果如表 2、3 所示。将不同模型的预测准确率以箱线图的形式进行画图,结果如图 3、4 所示。

2.2.4 实验结果

第一组实验结果可以看出厦门湾中华白海豚

表 2 第一组实验的准确率和方差
Table 2 The accuracy and variance of the first group of experiments

方法	平均准确率	方差
KNN	0.992	0.005
CART	0.991	0.006
NB	0.982	0.012

表 3 第二组实验的准确率和方差
Table 3 The Accuracy and variance of the second group of experiments

方法	平均准确率	方差
KNN	0.980	0.007
CART	0.949	0.010
NB	0.960	0.017

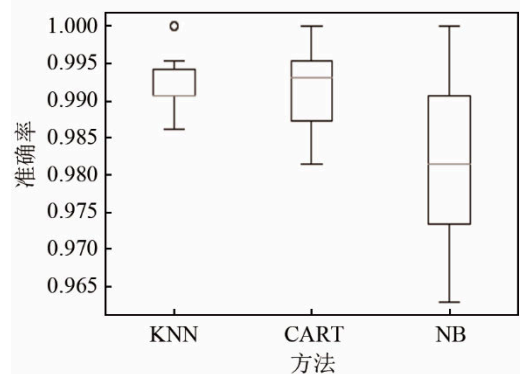


图 3 第一组实验的准确率

Fig.3 The accuracy of the first group of experiments

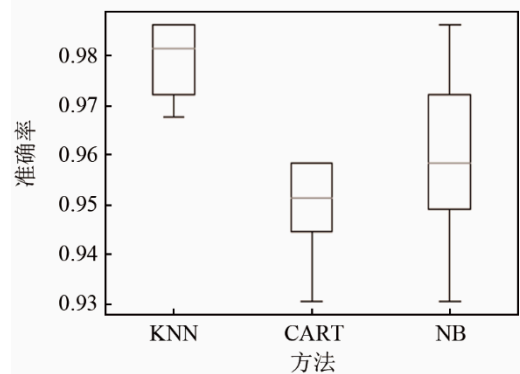


图 4 第二组实验的准确率

Fig.4 The accuracy of the second group of experiments

和雷州湾中华白海豚的识别准确率,平均值均在 98%以上,其中 K 近邻模型和决策回归树模型平均识别准确率分别为 0.992 和 0.991,方差分别为 0.005 和 0.006,朴素贝叶斯模型的平均识别准确率较低为 0.982,方差为 0.012。

由第二组实验结果可以看出厦门湾海域中华白海豚和宽吻海豚的识别准确率,平均值均在 94%以上,其中 K 近邻模型平均识别准确率最高为 0.980,方差为 0.007, CART 模型和朴素贝叶斯的平均识别准确率较低分别为 0.949 和 0.960,且方差较大,分别为 0.010 和 0.017。

3 结论

本文中分别利用 3 种常见的机器学习算法对厦门海域和雷州湾的中华白海豚以及厦门海域的中华白海豚和宽吻海豚进行识别,平均识别准确率分别达到 98%和 94%以上。其中 K 近邻算法具有最高的平均识别准确率。在两组实验结果中,朴素贝叶斯算法具有相对较低的准确率和较大的方差,这是因为朴素贝叶斯模型中总体的概率分布和各类概率分布函数常常是未知的,获取这一数值需要足够大的样本量。另外,第二组的平均识别准确率相对

于第一组下降了2%，这与采集数据的质量有一定的关系，其中决策树模型的平均识别准确率降低了4%，这与设置的决策树参数有关。

由于采集到的海豚发声信号数据集有限，未来工作需要更多的数据进行验证，提高对厦门海域的中华白海豚和宽吻海豚的识别准确率。

参 考 文 献

- [1] JARVIS S, DIMARZIO N, MORRISSEY R, et al. A novel multi-class support vector machine classifier for automated classification of beaked whales and other small odontocetes[J]. *Canadian Acoustics*, 2008, **36**(1): 34-40.
- [2] ROCH M A, SOLDEVILLA M S, HOENIGMAN R, et al. Comparison of machine learning techniques for the classification of echolocation clicks from three species of odontocetes[J]. *Canadian Acoustics*, 2008, **36**(1): 41-47.
- [3] MADHUSUDHANA S, GAVRILOV A, ERBE C. Automatic detection of echolocation clicks based on a Gabor model of their waveform[J]. *J. Acoust. Soc. Am.*, 2015, **137**(6): 3077-3086.
- [4] 陈凯, 朱钰. 机器学习及其相关算法综述[J]. *统计与信息论坛*, 2007, **22**(5): 105-112.
CHEN Kai, ZHU Jue. A summary of machine learning and related algorithms[J]. *Statistics & Information Forum*, 2007, **22**(5): 105-112.
- [5] 佚名. 朴素贝叶斯算法, 贝叶斯分类算法, 贝叶斯定理原理 [EB/OL]. <https://www.cnblogs.com/zdz8207/p/ai-psbys.html>, 2018-04-23.
- [6] 汪启铭, 许肖梅, 苏冠龙, 等. 厦门和雷州湾海域中华白海豚 click 信号的分析与比较[J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2014, **53**(1): 104-109.
WANG Qiming, XU Xiaomei, SU Guanlong, et al. The analysis and comparison of the clicks of *Sousa chinensis* in Xiamen Sea and Leizhou Bay[J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2014, **53**(1): 104-109.
- [7] 牛富强, 杨燕明, 许肖梅, 等. 厦门海域中华白海豚定位 click 信号特性[J]. *厦门大学学报(自然科学版)*, 2012, **51**(5): 951-954.
NIU Fuqiang, YANG Yanming, XU Xiaomei, et al. Study on the characteristics of echolocation clicks from indo-pacific humpback dolphins (*chinensis*) in Xiamen[J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2012, **51**(5): 951-954.