

混沌优化的仓储害虫声音信号识别研究

韩 萍^{1,2}, 张慧档², 孙福艳², 潘 昊¹

(1 武汉理工大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430070;

2 河南工业大学 信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 为了提高仓储害虫声音信号的自动识别率, 寻找支持向量机模型参数 C 和核宽度参数 σ 的最优组合, 提出了基于混沌优化的支持向量机模型参数自动选择算法. 基于径向基核函数(Radial Basis Function, RBF)的支持向量机模型参数 C 和核宽度参数 σ 对其泛化能力有很大的影响, 首先产生 Logistic 映射和圆映射的混沌混沌数值序列, 而后以通过载波形式将混沌变量的值域“放大”至参数 (C, σ) 的取值空间, 寻找优化变量 (C, σ) 的最优组合. 与网格法的比较实验结果表明, 该方法不但可以提高分类识别率, 而且显著减少了支持向量机的训练个数, 并使支持向量机具有更好的推广能力.

关键词: 支持向量机; 仓储害虫; Logistic 映射; 圆映射

中图分类号: TP391.42

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)02-0036-04

Storedproducted Insects's Voice Signals Classification Based on the Chaos Optimization

HAN Ping^{1,2}, ZHANG Hui-dang², SUN Fu-yan², PAN Hao¹

(1 College of Computer, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

2 College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to improve the automatic recognition rate of voice signals with respect to stored product insects, this paper proposed support vector machine model parameters automatic selection algorithm based on chaotic data series to search for the optimal combination of support vector machine model parameters C and RBF kernel width parameters σ . The parameters (C, σ) have a great impact on the generalization ability. Based on the chaotic sequence generated by Logistic Map and Circle Map, respectively, the chaotic variables are zoomed to the parameter (C, σ) value space to search for the optimal combination. Compared with the grid method, experimental results show that this method can improve the classification rate, and significantly reduce the number of training support vector machines, so the support vector machine has better generalization ability.

Key words: support vector machine; stored product insects; logistic Map; circle map

1 引言

仓储害虫(简称仓虫)是经济昆虫研究的主要对象,其侵害对象涉及到人类生活所需的各种物资,为了及时了解仓虫的类别,以便于采取相应的灭虫措施,基于仓虫咬食时发出的声音,本文探讨支持向量机识别仓储害虫的分类方法.

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是为了解决有限样本机器学习问题在统计学习理论和结构风险最小原理基础上提出的一种新型机器学习方法,具有良好的学习能力和推广能力^[1]. 在 SVM 模型中,惩罚因子 C 在样本的误差与结构风险之间作调整,其结果会直接影响 SVM 分类结果. 所以 SVM 的参数选择是需解决的迫切问题,而此问题是

收稿日期: 2011-05-08; 修回日期: 2011-07-11

基金项目: 国家自然科学基金(61001099);河南省科技攻关(07210210019);河南省教育厅自然科学基金(2008B520006)

一个求解组合优化的过程,其目标是选择最优参数使分类器得到较高的识别率^[2]. 本文结合仓储害虫分类识别问题,将交叉验证获得的平均最高识别率作为目标函数,基于不同的混沌动力系统搜索最优参数组合,将不同的参数选择方案进行比较实验,验证了所提混沌优化方法的有效性.

2 混沌数据序列及其特性分析

本节对本文中用到的两个混沌动力系统 Logistic 映射^[3]和圆映射(Circle map)^[4]的非线性特性进行了分析.

(1) Logistic 映射

Logistic 映射又称为人口方程,该模型看似简单而确定,但是事实上该模型具有极复杂的动力学行为,其表达式为

$$x_{t+1} = \mu x_t (1 - x_t) \quad t = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

式中,初值 $x_0 \notin (0.0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0)$,混沌控制参数 $\mu \in [3.57, 4]$ 时,系统是混沌的,产生的迭代序列即没有周期也不收敛. 不同迭代初始值之间无论多么的接近,最终迭代出的轨迹都是不相关的. 若混沌参数 μ 的衰减规则如下,可产生倒分叉的运动轨迹.

$$\mu_{t+1} = \mu_t (1 - \beta) + \beta a_0 \quad (2)$$

(2) 圆映射(Circle map)

该模型的表达式为

$$\theta_{t+1} = f(\theta) = \theta_t + \Omega - \frac{k}{2\pi} \sin(2\pi\theta) \pmod{1} \quad (3)$$

Ω 是在二维环面上当第二振子转动一周时,第一振子转动的圈数. 式中 $\pmod{1}$ 表示模(modulus), $(k/2\pi) \sin(2\pi\theta) \pmod{1}$ 表示是以 1 为周期的. k 表示两振子的非线性耦合强度,分母中的 2π 使 θ_t 和 θ_{t+1} 在 $[0, 1]$ 内. 当 $\Omega \in [0, 1]$, $k > 1$ 系统出现混沌. 参数 k 的衰减规则如式(4),其中 β 是衰减因子,该模型也可以具有倒分叉的运动轨迹.

$$k_{t+1} = k_t (1 - \beta) \quad (4)$$

3 分类支持向量机

本文中的支持向量机分类器核函数采用径向基(Radial Basis Function, RBF)核函数,而核函数的参数选择直接影响支持向量机分类器性能的优劣. 通过定义满足 Mercer 条件的核函数,支持向量机分类器将原样本空间的非线性问题转换为另一个空间中的线性问题.

为了获取最佳分类面,需解决的问题是让式(5)

中的目标函数 $\Phi(w, \xi)$ 最小化,并满足式(6)约束^[1]

$$\Phi(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (5)$$

$$\text{s. t. } y_i [(w^T \cdot z_i) + b] \geq 1 - \xi_i,$$

$$\xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \quad (6)$$

式中, (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, l$, $x_i \in R^n$, $y_i \in \{1, -1\}^l$ 为一组训练样本,函数 $z_i = \varphi(x_i)$ 将 x_i 映射至高维空间, $w \in R^n$ 属超平面系数向量, ξ_i 是松弛变量, $b \in R$ 是阈值, $C > 0$ 是对样本分类错误的惩罚因子,参数 C 是在结构风险和样本误差之间做出折衷.

若寻找上述问题的最大化目标函数,可利用多项式 Lagrange 把最优分类面问题转化成为其对偶问题,

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \quad (7)$$

Lagrange 乘子 $\{\alpha_i\}_{i=1}^l$, 满足约束条件

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l \quad (8)$$

于是相应的分类决策函数为

$$f(x) = \text{sign} \left\{ \sum_{i=1}^m \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* \right\} \quad (9)$$

其中对应 $\alpha_i \neq 0$ 的向量 α_i^* , 被称之为支持向量; m ($m < l$) 是支持向量的数目; b^* 是和 α_i^* 的对应阈值; $K(x_i, x_j) = \phi(x_i) \cdot \phi(x_j)$ 为满足 Mercer 条件的核函数,文中采用 RBF 核函数 $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / \sigma^2)$, σ 为核函数参数.

本文以分类的识别率 E_ξ 来估计 SVM 分类器的性能,则优化算法的目标函数可用如下数学公式描述:

$$\max_M E_\xi(M)$$

$$\text{s. t. } M = \{C, \sigma\}, a_1 \leq C \leq b_1, a_2 \leq \sigma \leq b_2 \quad (10)$$

式中, C 是惩罚因子,设定义域为 $[a_1, b_1]$, 参数 C 的取值与可容忍的误差呈反比. 核宽度 σ 是 RBF 核函数的宽度参数,设定义域分别为 $[a_2, b_2]$, 与学习样本的输入空间范围呈正比.

设混沌序列由 Logistic 映射产生,即 $z(k+1) = uz(k)(1-z(k))$, 当 $u=3.9$ 时,该系统处于混沌状态^[2]. 将 C 和 σ 设为变量 t_1, t_2 , 并据经验选取设计其取值范围. 将混沌序列应用于搜索 (C, σ) 的最优组合,即通过某种特定的迭代来生成混沌序列;并将混沌变量的值域用载波的形式“放大”至优化变量空间,具体算法描述见文献[5].

4 基于 SVM 的仓储害虫声音信号识别

4.1 仓储害虫声音信号特征提取

本文利用声音传感器采集仓储物害虫咬食声音信号,采样频率为 22.05 kHz. 对采样得到的信号进行降噪、归一化处理,就可以进行样本分割,即幅值在 $[-0.03, 0.03]$ 范围的信号设为静音,将两段静音之间的数据设定为一个样本. 如图 1 所示,该采样数据经过降噪、归一处理后,它将被分为 5 个样本来处理.

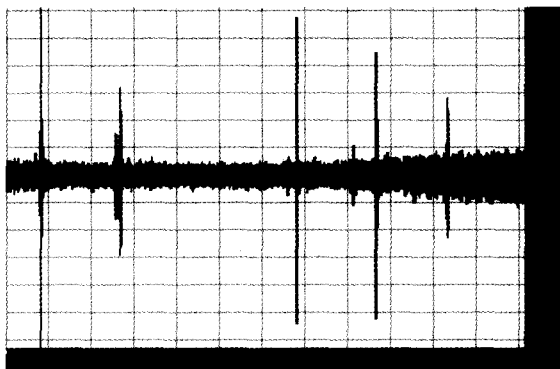


图 1 声音采样

依据经验可知虫子一次咬食的声音大约持续 10~15 ms,若采样频率为 22.05 kHz,则本文采样得到的样本长度大约为 256 个数据,即对应 256 个离散数据点. 对分割得到的声音样本,利用快速傅里叶变换将其转换成频域信号,如图 2 所示. 然后对频域信号按大小进行排序,选取频谱值较大的前 40 个点的频率组成特征向量.

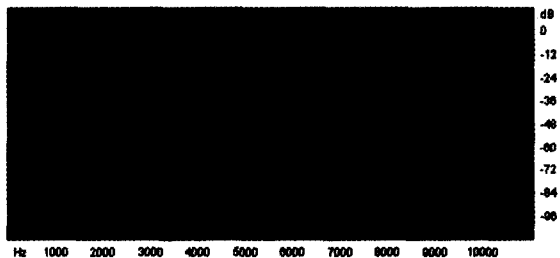


图 2 频谱样本

4.2 仓储害虫声音信号分类识别的 SVM 算法实现

在我国主要的仓储物害虫有几十种,每种仓虫咬食声音有所不同,则基于声音信号的仓储物害虫分类是多分类问题. 本文采用 One-Against-ALL 算法,它由多个二分类器组成的:如有 N 类仓储物害虫,就构造 N 个二分类器,每个分类器对应一种仓储物害虫,该分类器把该类仓储物害虫的声音信号

置为正 1,而将其它类样本均置为负 1. 仓储物害虫的识别一般会根据地域、及仓储环境将仓虫种类限定在一定范围内,本文可建立等同仓虫种类数量的 SVM 二分类器.

算法步骤如下:

① 计算 C 和 σ ,然后输入训练样本至优化函数式(3);

② 求解最优 a_i^* 向量和非零值对应的支持向量,用某训练样本值计算阈值 b ;

③ 将求出参数带入式(5),得到判别函数 $f(x)$.

这样将所有仓虫声音样本的判别函数分别求出,识别时将输入信号送至每个分类器,然后循环检查所有输出,以输出值“1”确定仓虫种类.

5 实验及结果分析

5.1 选择训练样本

本文对常见的米象、玉米象和谷蠹 3 种仓虫的咬食声音信号进行种类识别,每种虫采集 50 个样本,共计 150 个. 每种仓虫声音样本中随机选取 20 个作训练集,测试集为所有样本. 提取仓虫声音频域值较大的前 40 个频率点组成特征向量. 构造一 SVM 分类器:用每种仓虫声音训练样本作正样本,而其它仓虫的声音样本作负样本,共计 3 个 SVM 子分类器.

5.2 参数优化过程

SVM 分类器的好坏,主要看它的泛化能力,即对未知数据测试的准确性. 结合混沌优化算法能够搜索函数极大值的特点^[6],选取对测试样本数据集的正确诊断率作为 SVM 参数优化问题的目标函数. 确定误差惩罚参数 C 和核参数 σ 的优化区间分别为 $[0, 15]$ 和 $[0, 5]$.

若混沌数据序列由 Logistic 映射产生,当衰减率和偏差为 $\beta=0.005$, $a_0=2.5$,初值为 $\mu_0=3.9$,随着参数 μ_i 的衰减, x_i 的迭代轨迹如图 3 所示,为观察参数优化过程,本文基于 Logistic 映射混沌序列在搜索空间上求出性能曲面. 选择两个不同的初始参数值进行测试,参数优化过程如图 4 所示,若混沌数据序列由圆映射产生,参数 k, β 的初值为 $k_0=5.0$, $\beta=0.003$,图 5 中显示 θ_i 随着参数 k 衰减的迭代轨迹.

本文基于圆映射混沌序列在搜索空间上求出性能曲面. 选择两个不同的初始参数值进行测试,参数优化过程见图 6.

本文将基于混沌序列的搜索算法得到的 (C, σ)

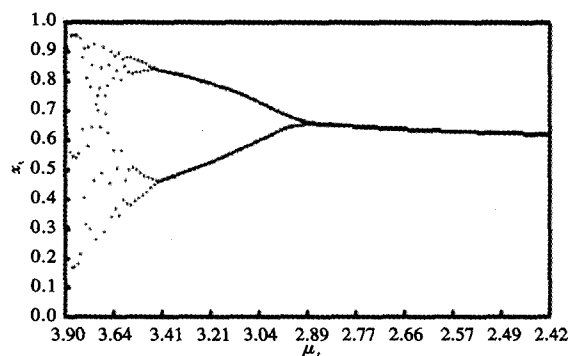


图3 Logistic映射的迭代轨迹

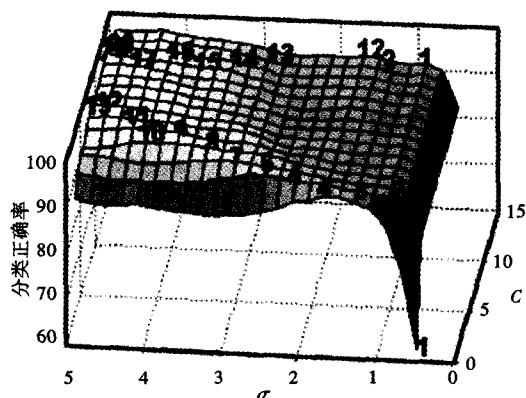


图4 米象咬食声音信号 SVC 参数优化过程

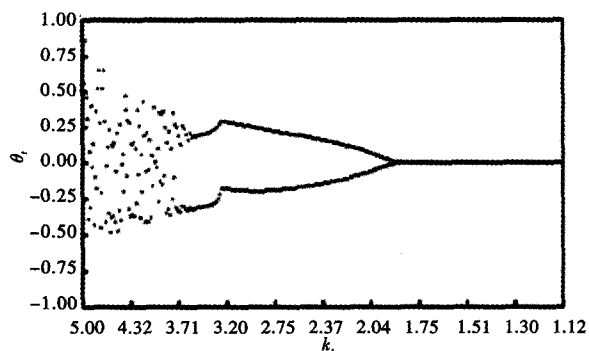


图5 圆映射的迭代轨迹

与目前常用的网格法进行了对比实验. 而网格法是用 $M \times N$ 个 (C, σ) 的组合, 分别训练不同的 SVM, 再估计推广识别率 ϵ , 从而在 $M \times N$ 个 (C, σ) 的组合中得到 ϵ 最高的一组作最优参数. 本文在比较实验中设 $M=N=10$, C 取值分别为 $[2^{-2}, 2^{-1}, \dots, 2^6, 2^7]$, σ 取值分别为 $[2^{-3}, 2^{-2}, \dots, 2^5, 2^6]$, 共 100 个 (C, σ) 组合.

表 1 所示为分别用 Logistic 映射、圆映射和网格法所得到的实验对比结果. 为了进一步说明网格法的不确定性, 试验中网格法采用了两种参数组合.

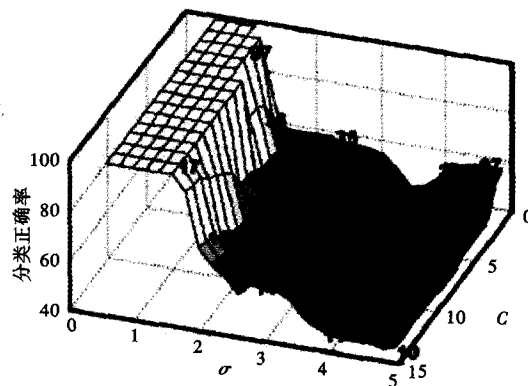


图6 米象咬食声音信号 SVC 参数优化过程

表1 不同 SVM 的识别性能对比

方法	模型参数 (C, σ)	支持 向量数	识别率/ %	训练的 SVM 个数
Logistic 映射	(4, 2)	32	84.23	50
圆映射	(4, 2)	42	85.6	60
网格法	(4, 0.5)	61	83.20	100
	(2, 1)	61	84.50	100

由此表明, 基于混沌优化的 SVM 中支持向量数较少, 且混沌优化在减少了训练 SVM 个数的情况下, 依然可达到与网格法相当的识别率, 所以证明本 SVM 模型参数的最优性.

6 结束语

本文提出了基于混沌优化的支持向量机模型参数的自动选择算法. 实验表明该方法保持了 SVM 的最优化性能, 并且训练数量也有所降低. 对比网格法, 该方法在支持向量数、识别率上都体现了一定的优越性. 本方法实现了支持向量机模型参数的自动选择, 为快速设计出实用的高性能 SVM 奠定了基础, 实验结果也证明了该方法的有效性, 进而为采取相应的灭虫措施提供了定性的参考信息.

参考文献:

- [1] Chapelle O, Vapnik V. Choosing multiple parameters for support vector machines [J]. Machine Learning, 2002(46):131-159.
- [2] 李晓斌. 基于遗传算法优化支持向量机的交通流量预测[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(10):186-188.
- [3] 王兴元. 复杂非线性系统中的混沌[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.

(下转第 43 页)

高了证据的有效性。

参考文献:

- [1] Judd, Robbins. An explanation of computer forensics [EB/OL]. [2010-07-10]. <http://www.computerforensics.net/forensics.htm>.
- [2] 殷联甫. 计算机取证技术[M]. 北京:科学出版社, 2008.
- [3] 鄢喜爱,杨金民,常卫东. 基于蜜罐技术的计算机动态取证系统研究[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(1): 135-137.
- [4] 王素芳,高美真,苏继斌. 基于涉密网的计算机取证模型研究[J]. 微电子学与计算机, 2010, 27(5): 202-205.
- [5] 陈龙,麦永浩,黄传河. 计算机取证技术[M]. 武汉:武

汉大学出版社, 2007.

- [6] Catalin Grigoras. Applications of ENF criterion in forensic audio, video, computer and telecommunication analysis [J]. Forensic Science International, 2007 (167):136-145.
- [7] Claire LaVelle, Almudena Konrad. FriendlyRoboCopy: a GUI to robocopy for computer forensic investigators [J]. Digitalinvestigation, 2007(4):16-23.
- [8] Farmer D, Venema W. Computer forensics analysis class handouts [EB/OL]. [2010-07-05]. <http://www.fish2.com/forensics/class.html>.

作者简介:

周敏 女, (1971—), 硕士. 研究方向为信息安全.

(上接第 39 页)

- [4] Zheng WeiMou. Kneading plane of the circle map[M]. Chaos, Solitons & Fractals, 1994, 4(7):1221-1233.
- [5] 张慧档,贺昱曜. 基于混沌序列的 SVM 参数选择及其在笔迹鉴别中的应用[J]. 计算机应用, 2007, 27(7): 1961-1963.
- [6] 袁冬根,刘晓东. 基于混沌蚁群算法的 BP 神经网络训练研究[J]. 微电子学与计算机, 2009, 26(4): 11-14.

作者简介:

韩萍 女, (1973—), 教授, 硕士生导师. 研究方向为模式识别及智能方法.

张慧档 女, (1971—), 博士研究生, 副教授. 研究方向为智能优化.

孙福艳 女, (1979—), 博士研究生. 研究方向为混沌系统.

潘昊 男, (1964—), 教授, 博士生导师. 研究方向为智能方法及智能系统.