

文章编号:1004-9037(2014)01-0146-06

模糊支持向量机在路面识别中的应用

李忠国¹ 侯杰¹ 王凯¹ 刘庆华²

(1. 江苏科技大学机械工程学院,镇江,212003; 2. 江苏科技大学计算机科学与工程学院,镇江,212003)

摘要:利用模糊支持向量机进行路面不平度识别。针对支持向量机对样本中的噪声点和野值点特别敏感的缺点,采用将样本到类中心的距离作为样本的模糊隶属度,并结合改进的粒子群算法对模糊支持向量机的参数进行优化。通过对实验数据的训练和测试,该方法的最高平均识别率提高到了77.5%,高于一般支持向量机的72.5%的识别率。数据处理表明模糊隶属度的引入强化了有效样本对分类的影响,减弱了噪声点和野值点对分类的影响,提高了路面不平度识别率。

关键词:模糊隶属度;垂直载荷;路面不平度;粒子群优化

中图分类号:TP18

文献标识码:A

Application of Fuzzy Support Vector Machine on Road Type Recognition

Li Zhongguo¹, Hou Jie¹, Wang Kai¹, Liu Qinghua²

(1. School of Mechanical Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang, 212003, China;
2. School of Computer Science and Engineering, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang, 212003, China)

Abstract: Fuzzy support vector machine (FSVM) is used on road roughness recognition. The general SVM is particularly sensitive to the noise points and outliers in the samples, so a method is proposed, in which the distance from sample to the center of class is taken as the fuzzy membership of the sample and the parameters of FSVM are optimized by improved particle swarm optimization (PSO) algorithm. After training and testing the experimental data, the highest average recognition rate increases to 77.5%, which is higher than 72.5% that of the method with the general support vector machine. Data processing indicates that FSVM strengthens the influence of effective samples on classification and weakens influence of noise points and outliers. Furthermore, the recognition rate of road roughness has been improved.

Key words: fuzzy membership; vertical load; road roughness; particle swarm optimization (PSO)

引 言

路面不平度通常用来描述路面的起伏程度,是汽车行驶过程中的主要激励,影响车辆行驶的平顺性、乘坐舒适性、操纵稳定性、零部件疲劳寿命、运输效率、油耗等各方面^[1]。因此,对路面不平度的研究对汽车工业有重大意义,不仅能提高汽车产业的质量、利润,也使消费者在价格、舒适性、安全性等方面受益。进行路面不平度的研究需要通过试

验来采集必要的的数据,通过数据了解路面特性进行深层次的研究。对公路来讲,其功能是行车,所以路面不平度客观的评价依据应是车辆在路面上行驶时的响应——车轮力^[2]。本文采用汽车行驶在不同类型路面时由车轮力传感器采集的垂直载荷数据进行路面不平度识别。

由台湾学者 Chun-Fu Liu 和 Sheng-De Wang 在 2002 年提出的模糊支持向量机(Fuzzy support vector machine, FSVM)是对训练样本施加模糊隶属度,使得不同的训练样本对决策面的学习产生

基金项目:国家自然科学基金(51008143)资助项目;江苏省汽车工程重点实验室开放基金(QC201005)和江苏政府留学奖学金资助项目。

收稿日期:2012-12-30;**修订日期:**2013-03-10

不同的影响^[3]。模糊支持向量机自诞生至今,衍生出了很多种的类型,使模糊支持向量机的性能不断提高。安金龙等人提出了一种基于密度法的模糊支持向量机^[4],在设计隶属度时不仅考虑了样本与类中心之间的关系,也考虑了样本之间的关系,一方面大大减弱了孤立点和噪音点对最优分类面的影响,另一方面,不影响支持向量对最优分类面的决定作用。杜喆等人使用类内超平面代替类中心,提出了基于样本到超平面距离的新隶属度函数^[5],该函数降低了隶属度函数对样本集几何形状的依赖。B. Lakshmanan 等人针对正负类样本不平衡的情况在设计模糊隶属度时将正负类的样本数目考虑到隶属度中^[6],既解决了噪声点和野值点问题,又解决了两类样本的数目不平衡产生的不利影响。在现在实际工程应用中,模糊支持向量机得到了广泛应用,如变压器故障诊断^[7]、产品设计时间预测^[8]、剪接位点识别^[9]、信用风险估计^[10]等。

本文采用改进的粒子群算法与模糊支持向量机相结合,对支持向量机中的惩罚参数 C 和核函数的宽度 σ 进行参数寻优,并首次应用到路面识别中,在进行模糊支持向量机的设计时,采用基于样本到类中心的距离设计模糊隶属度,充分获取样本自身信息,在本文样本数据少,样本之间无严格界限的不利条件下,使样本分类正确率有所提高,扩展了模糊支持向量机的应用。

1 模糊支持向量机

1.1 模糊支持向量机

支持向量机是由 Vapnik 提出的,它是建立在统计学习理论上,根据结构风险最小化原则 (Structural risk minimization, SRM) 设计,针对有限样本情况下的一种学习算法,在很大程度上解决了模型复杂性与推广性问题,维数灾难问题以及局部最优等问题^[11]。支持向量机分类时只与支持向量个数有关,而与特征的维数无关,这是支持向量机优于一般神经网络的地方^[12]。支持向量机被广泛应用于许多分类和回归领域^[13]。但是在支持向量机方法中,最优分类面主要由支持向量决定,支持向量位于类边缘,而野值或含噪声的样本常常也位于类边缘附近,如果在确定样本隶属度时,将有效样本与野值或含噪声样本同等看待,则求出的分类面不是真正地最优分类面^[14]。

台湾学者 Chun-Fu Liu 和 Sheng-De Wang 在 2002 年提出的模糊支持向量机^[3]。它是将模糊技

术应用于 SVM 中,对不同的样本采用不同的惩罚权重系数,对含有噪声和野值的样本赋予较小的权值,从而减弱了噪声和野值对分类正确率的不利影响。

设训练样本集 $(x_1, y_1, \mu_1), (x_2, y_2, \mu_2), \dots, (x_n, y_n, \mu_n)$, 即训练样本 x_i 被赋予标签 $y_i \in \{-1, 1\}$ 以及相应的隶属度 $\mu_i, \epsilon \leq \mu_i \leq 1$, 其中 ϵ 足够小并且 $\epsilon > 0$ 。模糊隶属度函数 μ_i 是训练样本 x_i 在分类中属于某一类的程度,参数 ξ_i 是测量错分程度的度量, $\mu_i \xi_i$ 表示衡量对于重要性不同的变量错分程度的度量^[15]。求解最优分类面的优化问题为

$$\begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \omega \cdot \omega + C \sum_{i=1}^n \mu_i \xi_i \quad (1) \\ \text{s. t.} \quad & y_i (\omega \cdot x_i + b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

式中: ω 是将求分类面系数, b 是分类间隔, C 是惩罚参数,用于对错分样本进行惩罚, C 值越大表示对误差的惩罚越大,它实质是实现错分样本的比例与算法复杂度之间的折衷。

利用 Lagrange 优化方法把上述最优分类面问题进行转化然后解之可得

$$\bar{\alpha} = \arg \min_{\alpha} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0, \\ & 0 \leq \alpha_i \leq \mu_i C, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

如果 $\alpha_i > 0$, 相应的样本 x_i 是支持向量。其中满足 $0 < \alpha_i < \mu_i C$ 的支持向量位于分类面附近, 满足 $\alpha_i = \mu_i C$ 的支持向量是错误分类的样本。

求解该优化问题, 判别函数为

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^{N_{sv}} \alpha_i^* y_i k(x_i \cdot x) + b^* \right) \quad (3)$$

式中 $k(x_i \cdot x)$ 是核函数。根据 Mercer 条件, 在高维特征空间计算中, 采用合适的核函数 $k(x_i, y_i) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(y_i)$, 就可以使得线性不可分转化为线性可分的情况, 大大减小了计算复杂度。常用的核函数有:

(1) 多项式核函数

$$K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + 1)^q, q = 1, 2, \dots \quad (4)$$

(2) 径向基核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp \left\{ -\frac{|x_i - x_j|^2}{2\sigma^2} \right\} \quad (5)$$

(3) Sigmoid 核函数

$$K(x_i, x_j) = \tanh(v \cdot (x_i \cdot x_j) + c) \quad (6)$$

经比较,径向基核函数性能较好,本文选择径向基核函数。其径向基宽度参数 σ 和惩罚参数 C 的取值对结果支持向量机的训练和测试有较大的影响,需要进行优化选择。

1.2 模糊隶属度函数

在模糊支持向量机中,选择合适的隶属度函数是非常重要的,目前隶属度函数的构造方法还没有一个可遵循的一般性准则。基于样本到类中心的距离的隶属度函数^[3]是最常用的一种隶属度函数,它是将样本的隶属度看作是样本到所在类中心之间距离的线性函数。文献[14]中采用的 S 型隶属度函数是针对样本到所在类中心之间不是简单的线性关系的。文献[16]中采用了高斯型隶属度函数,根据高斯函数对训练样本设计隶属度。本文分别采用这 3 种隶属度函数进行模糊隶属度的设计,通过对比数据处理结果表明基于样本到类中心的距离的隶属度函数在路面不平度识别中表现出了较好的性能。

基于距离的模糊隶属度函数的确定步骤如下:

(1) 计算两类样本的类中心

$$\bar{x}_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} x_{1i} \quad (7)$$

$$\bar{x}_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} x_{2i} \quad (8)$$

(2) 计算两类样本的类半径

$$r_1 = \max x_{1i} - \bar{x}_1, i = 1, 2, \dots, n_1 \quad (9)$$

$$r_2 = \max x_{2i} - \bar{x}_2, i = 1, 2, \dots, n_2 \quad (10)$$

(3) 计算各样本的隶属度

$$\mu_{1i} = 1 - \frac{x_{1i} - \bar{x}_1}{r_1} + \epsilon, i = 1, 2, \dots, n_1 \quad (11)$$

$$\mu_{2i} = 1 - \frac{x_{2i} - \bar{x}_2}{r_2} + \epsilon, i = 1, 2, \dots, n_2 \quad (12)$$

在上述步骤中, x_{1i} 表示正类的训练样本, x_{2i} 表示负类的训练样本, n_1 表示正类样本个数, n_2 表示负类样本个数, \bar{x}_1 是正类的类中心, \bar{x}_2 是负类的类中心, r_1 是正类的类半径, r_2 是负类的类半径, μ_{1i} 是正类样本的隶属度, μ_{2i} 是负类样本的隶属度, ϵ 是一个很小的正数,避免出现隶属度为零的情况。

基于距离的模糊隶属度函数是根据样本到所在类中心的距离赋予样本隶属度的,样本距类中心的距离越小表明样本越重要,对样本的分类作用越大,因此样本的隶属度相对较大,反之,样本距类中心的距离越大则样本的隶属度越小。对于距离类

中心较远的噪声点和野值点,隶属度很小,因此有效地解决了支持向量机不能解决的噪声点和野值点问题。在变压器故障诊断^[17]、地层岩性识别^[18]等应用中都取得了较好的效果。

2 改进的粒子群算法

粒子群优化算法^[19](Particle swarm optimization, PSO)是 J. Kennedy 和 R. C. Eberhart 在 1995 年提出的一种基于群体智能原理的优化算法,源于对鸟群觅食过程中的迁徙和聚集的模拟。粒子群算法具有鲁棒性强,收敛速度快的优点^[20],在支持向量机的参数寻优方面有很大优势,但是,标准的粒子群算法容易陷入局部最优,搜索精度不高。改进的粒子群算法通过对惯性权重 ω 作动态的调整来控制全局和局部寻优能力,通过对加速常数 c_1 和 c_2 作动态的调整来提高寻优的精度,从而弥补了标准粒子群算法的缺陷。

假设在一个 D 维的目标搜索空间中,有 m 个粒子组成一个群体,第 i 个粒子的位置为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, m$, 其速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。PSO 初始化为一群随机粒子,然后通过迭代找到最优解。在每次迭代中,粒子通过跟踪两个极值来更新自己,第一个是粒子本身到当前时刻为止找到的最优解,第 i 个粒子迄今为止搜索到的最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 。另一个极值就是整个种群到当前时刻找到的最优解,整个粒子群搜索到的最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。为了更好的控制算法的探测和开发能力,Shi 和 Eberhart 于 1998 年首次提出了在 PSO 算法的速度项引入了惯性权重 ω 。粒子更新公式为

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (13)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (14)$$

当 $v_{id} > V_{\max}$ 时,取 $v_{id} = V_{\max}$; 当 $v_{id} < -V_{\max}$ 时,取 $v_{id} = -V_{\max}$ 。式中, $i = 1, 2, \dots, m$, $d = 1, 2, \dots, D$, 加速常数 c_1 和 c_2 为非负常数; r_1 和 r_2 服从 $[0, 1]$ 上的均匀分布随机数。惯性权重 ω 线性递减公式为

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{T_{\max}} t \quad (15)$$

式中: ω_{\max} , ω_{\min} 分别是 ω 的最大最小值; t , T_{\max} 分别是当前迭代步数和最大迭代步数。带惯性权重的 PSO 为标准粒子群优化算法(Inertia weight particle swarm optimization, WPSO)。改进的粒子群优化算法是实现 c_1 和 c_2 随进化代数线性的改变,即

$$c_1 = R_1 + \frac{R_2 \times t}{T_{\max}} \quad (16)$$

$$c_2 = R_3 - \frac{R_4 \times t}{T_{\max}} \quad (17)$$

式中 R_1, R_2, R_3, R_4 是初始设定的定值。该方法称为动态加速常数协同惯性权重的粒子群算法,简称改进的粒子群算法(Inertia weight with dynamic acceleration constant particle swarm optimization, WCPSO)^[21]。

本文采用改进粒子群算法对支持向量机的参数进行优化的程序流程图如图 1 所示。

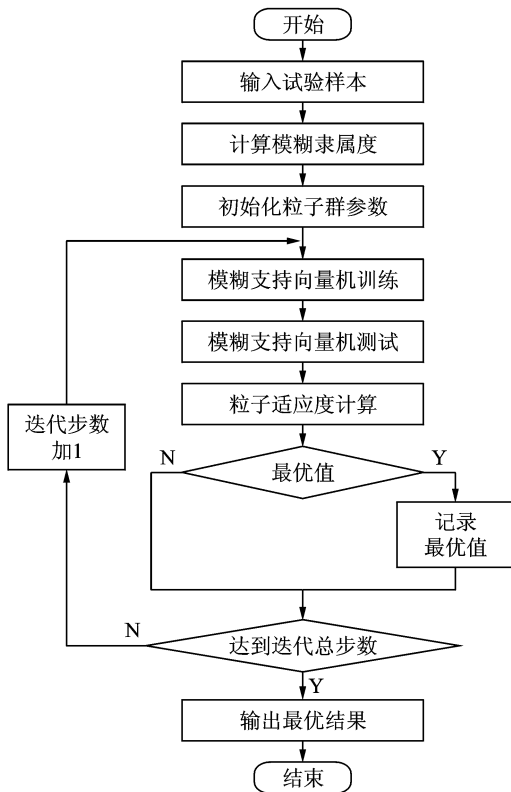


图 1 改进粒子群算法的程序流程图

Fig. 1 The program flow chart of WCPSO algorithm

3 试验与数据处理

3.1 特征参数提取以及参数设置

使用车轮传感器对汽车在不同路面上行驶时的垂直载荷进行采集,再将采集到的数据进行小波变换处理得到实验数据^[22]。采用静态小波变换去除随机信号带来的噪声,并用谱减法去除发动机振动产生的周期性信号。最后采用 bior1.5 小波,做 3 层小波分解,以 3 层细节系数和第 3 层近似系数求幅值均值和方差,归一化后作为识别路面不平度的特征参数^[23]。实验数据共有 17 个样本,包含 5 种不同的路面类型,分别是搓板路、石块路、碎石

路、鱼鳞路 and 水泥路。

模糊支持向量机的核函数选择径向基函数,径向基函数的宽度 σ 和支持向量机的惩罚参数 C 采用改进的粒子群算法进行寻优。改进的粒子群优化中,选取粒子数 $m=20$,粒子搜索维数 $D=2$,权重因子最大值 $\omega_{\max}=1.2$,最小值 $\omega_{\min}=0.4$,最大迭代次数 $t=50$,取 $R_1=1, R_2=0.5, R_3=6, R_4=2$ 。训练测试过程进行 5 次,每一次选取 9 个样本作为训练样本,剩下的 8 个样本作为测试样本。在 5 次样本轮换中,训练样本和测试样本的选取要尽量使每次选取尽量不同,以消除人为选取样本的偶然性。最后取 5 次结果的平均值作为实验结果。

3.2 实验结果及分析

本文采用支持向量机和模糊支持向量机两种方法对样本进行训练,模糊隶属度函数分别采用 S 型隶属度函数、高斯型隶属度函数和基于样本到类中心的距离的隶属度函数。

图 2 显示的是粒子群算法中 5 次实验的平均识别率作为函数适应值随着进化代数的变化曲线图。由图中可以看出,由于粒子群算法在设定速度和位置的初始值时是随机初始化的,设定的参数值不是最优值,平均识别率只达到了 0.65。但是随着进化代数的增加,改进的粒子群算法不断调整步长,选取粒子的最佳落脚点,不断记录最优值,最后在第 29 次进化时,平均识别率达到了最大值 0.775,并稳定下来。

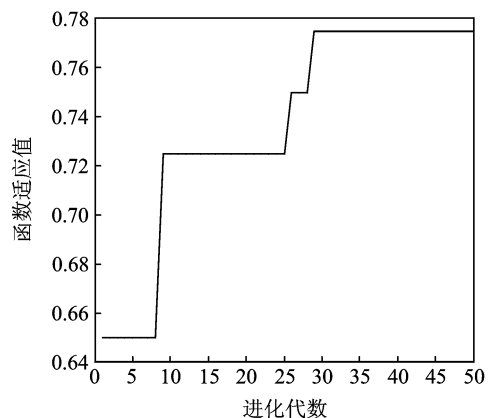


图 2 FSVM 平均识别率随进化代数的变化曲线图

Fig. 2 Average recognition rate curve with the evolution algebra by FSVM

表 1 的第一行数据是采用一般支持向量机进行数据处理的结果,第二行到第四行数据是分别采用 S 型隶属度,高斯型隶属度和基于样本到类中心距离的隶属度的模糊支持向量机进行数据处理的

表 1 四种分类器数据处理结果比较

Table 1 Data processing results comparison between four kinds of classifiers %

算法	轮换实验识别率					平均识别率
	第 1 次	第 2 次	第 3 次	第 4 次	第 5 次	
SVM	62.5	62.5	87.5	75	75	72.5
S 型隶属度 FSVM	62.5	62.5	87.5	75	75	72.5
高斯型隶属度 FSVM	75	62.5	87.5	75	62.5	72.5
基于样本到类中心距离的隶属度 FSVM	75	62.5	87.5	75	87.5	77.5

结果。

根据表 1 显示的实验结果对比可以看出,模糊支持向量机比支持向量机有一定的优越性,具有更好的识别能力。在支持向量机方法中所有样本都同等看待,因此求出的分类面不是真正的最优分类面。模糊支持向量机在标准支持向量机的基础上对样本赋予模糊隶属度,赋予对正确分类贡献较大的样本以较大的隶属度,增强了这些样本对分类的作用,而赋予对分类不利的噪声和野值样本以较小的隶属度,减弱这些样本的不利影响。然而基于样本到类中心的模糊隶属度函数相比于 S 型隶属度函数和高斯型隶属度函数对分类产生的影响较大,因为基于样本到类中心的隶属度在确定分类面时考虑了样本中心的影响,而样本中心是全部样本确定的结果,消除了单个样本的偶然性影响,增加了分类面的稳定性和准确性。

4 结束语

路面识别是支持向量机在多分类问题的一种应用。本文对模糊支持向量机在路面类型识别中的应用进行了探索,使用改进的粒子群算法对模糊支持向量机的参数寻优,最高平均识别率为 77.5%。模糊支持向量机方法中,采用样本到类中心的距离作为模糊隶属度,每个样本被赋予不同的隶属度,强化了对分类有利的样本的作用。支持向量机和模糊支持向量机对数据处理的比较表明模糊支持向量机方法具有较高的分类精度。

参考文献:

- [1] 段虎明,石峰,谢飞,等.路面不平度研究综述[J].振动与冲击,2009,28(9):95-101.
Duan Huming, Shi Fei, Xie Fei, et al. A survey of road roughness study[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(9): 95-101.
- [2] 李忠国,张为公,刘庆华,等.基于车轮垂直动载的路面不平度识别研究[J].仪器仪表报,2006,27(6):2132-2133.
Li Zhongguo, Zhang Weigong, Liu Qinghua, et al. Study on road roughness recognition based on analysis of wheel vertical dynamic load[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(6): 2132-2133.
- [3] Lin Chunfu, Wang Shengde. Fuzzy support vector machines[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(2): 464-471.
- [4] 安金龙,王正欧,马振平.基于密度法的模糊支持向量机[J].天津大学学报,2004,37(6):544-548.
An Jinlong, Wang Zhengou, Ma Zhenping. Fuzzy support vector machine based on density[J]. Journal of Tianjin University, 2004, 37(6): 544-548.
- [5] 杜喆,刘三阳,齐小刚.一种新隶属度函数的模糊支持向量机[J].系统仿真学报,2009,21(7):1901-1903.
Du Zhe, Liu Sanyang, Qi Xiaogang. Fuzzy support vector machine with new membership function[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(7): 1901-1903.
- [6] Lakshmanan B, Jeril Priscilla A, Ponni S, et al. Evaluation of imbalanced datasets using fuzzy support vector machine-class imbalance learning (FSVM-CLL)[C]//IEEE International Conference on Recent Trends in Information Technology. Chennai: Anna University, 2011: 1131-1136.
- [7] 肖燕彩,张清.基于模糊支持向量机的变压器故障诊断[J].北京交通大学学报,2012,36(1):117-121.
Xiao Yancai, Zhang Qing. Research of transformer fault diagnosis based on fuzzy support vector machines[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2012, 36(1): 117-121.
- [8] 商志根,严洪森.基于模糊支持向量机的产品设计时间预测[J].控制与决策,2012,27(4):531-541.
Shang Zhigen, Yan Hongsen. Forecasting product design time based on fuzzy support vector machine [J]. Control and Decision, 2012, 27(4): 531-541.
- [9] 孙波,李小霞,李毓果.基于模糊支持向量机的剪接位

- 点识别[J]. 计算机应用, 2011, 31(4): 1117-1120.
- Sun Bo, Li Xiaoxia, Li Chengguo. Recognition of splice sites based on fuzzy support vector machine [J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(4): 1117-1120.
- [10] Wang Yongqiao, Wang Shouyang, Lai K K. A new fuzzy support vector machine to evaluate credit risk [J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(6): 820-831.
- [11] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32-42.
- Zhang Xuegong. Introduction to statistical learning theory and support vector machine [J]. Acta Automatica Sinica, 2000, 26(1): 32-42.
- [12] 崔建国, 李一波, 李忠海, 等. 基于小波包与支持向量机的复杂信号模式识别[J]. 数据采集与处理, 2008, 23(2): 163-167.
- Cui Jianguo, Li Yibo, Li Zhonghai, et al. Complicated signal pattern recognition based on wavelet packet and support vector machine [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2008, 23(2): 163-167.
- [13] Kamruzzaman J, Begg R K. Support vector machines and other pattern recognition approaches to the diagnosis of cerebral palsy gait [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53(12): 2479-2490.
- [14] 张翔, 肖小玲, 徐光祐. 模糊支持向量机中隶属度的确定与分析[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(8): 1188-1192.
- Zhang Xiang, Xiao Xiaoling, Xu Guangyou. Determination and analysis of fuzzy membership for SVM [J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(8): 1188-1192.
- [15] 张秋余, 竭洋, 李凯. 模糊支持向量机中隶属度确定的新方法[J]. 兰州理工大学学报, 2009, 35(4): 89-93.
- Zhang Qiuyu, Jie Yang, Li Kai. Method of membership determination for fuzzy support vector machine [J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2009, 35(4): 89-93.
- [16] 许磊, 李朝峰, 杨蒙召. SVM 结合模糊方法在遥感图像分类中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2005, 36: 79-82.
- Xu Lei, Li Chaofeng, Yang Mengzhao. Application of support vector machines and fuzzy method for remote sensing image classification [J]. Computer Engineering and Applications, 2005, 36: 79-82.
- [17] 刘同杰, 刘志刚, 韩志伟. 自适应模糊支持向量机近邻增量算法在变压器故障诊断中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(17): 47-52.
- Liu Tongjie, Liu Zhigang, Han Zhiwei. Application of adaptive fuzzy support vector machine with adjacent incremental algorithm of transformer fault diagnosis [J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(17): 47-52.
- [18] 张翔, 肖小玲, 严良俊, 等. 基于模糊支持向量机方法的岩性识别[J]. 石油天然气学报(江汉石油学院学报), 2009, 31(6): 115-118.
- Zhang Xiang, Xiao Xiaoling, Yan Liangjun, et al. Lithologic identification based on fuzzy support vector machines [J]. Journal of Oil and Gas Technology, 2009, 31(6): 115-118.
- [19] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C] // IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia: [s. n.], 1995: 1942-1948.
- [20] 余华, 黄程韦, 金赞, 等. 基于粒子群优化神经网络的语音情感识别[J]. 数据采集与处理, 2011, 26(1): 57-62.
- Yu Hua, Huang Chengwei, Jin Yun, et al. Speech emotion recognition based on particle swarm [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(1): 57-62.
- [21] Li Zhongguo, Hou Jie, Wang Qi, et al. Road type recognition based on SOM and SVM [C] // 2011 International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks. Xianning, China: [s. n.], 2011: 2570-2573.
- [22] 李忠国. 基于垂直动载的路面不平度识别研究[D]. 南京: 东南大学, 2007: 16-17.
- Li Zhongguo. Research on road roughness recognition based on wheel vertical dynamic load [D]. Nanjing: Southeast University, 2007: 16-17.
- [23] 李忠国, 张为公, 刘庆华, 等. 静态小波变换在汽车道路模拟试验中的应用[J]. 数据采集与处理, 2007, 22(2): 238-241.
- Li Zhongguo, Zhang Weigong, Liu Qinghua, et al. Application of stationary wavelet transform in Vehicle Road Simulation Test [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2007, 22(2): 238-241.

作者简介: 李忠国(1975-), 男, 副教授, 研究方向: 汽车测试分析, 机械故障诊断, E-mail: lzg1975@163.com; 侯杰(1987-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 支持向量机理论和应用; 王凯(1985-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 数字图像处理; 刘庆华(1977-), 男, 副教授, 研究方向: 汽车电子与智能交通。