

引用格式: SUN He, ZHAO Wen-zhen, ZHAO Wen-hui, *et al.* Classification of Edge Distortion of Tooth Profile Image Based on Improved Twin Support Vector Machine[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(10):1015002

孙禾, 赵文珍, 赵文辉, 等. 基于改进孪生支持向量机的齿廓图像边缘失真分类研究[J]. 光子学报, 2020, 49(10):1015002

基于改进孪生支持向量机的齿廓图像边缘失真分类研究

孙禾^{1,2}, 赵文珍¹, 赵文辉¹, 段振云¹

(1 沈阳工业大学 机械工程学院, 沈阳 110870)

(2 辽宁科技学院 电气与信息工程学院, 辽宁 本溪 117004)

摘要:提出了一种基于最优分类特征的偏二叉树孪生支持向量机多分类算法(OCF-PBT-TWSVM),以实现针对齿廓图像边缘失真的非平稳瞬态随机信号进行有效分类,满足齿轮视觉测量实时性和失真补偿精度的要求.选择边缘动态分量信号最大值 v_m 、边缘失真信号位置 q_u 、边缘失真率 r_v 构成特征向量,组成训练样本集和测试样本集;以失真补偿需求为目标定义变权值特征向量测度 γ ,按照 γ 递减原则自顶向下完成OCF-PBT-TWSVM算法构建;采用粒子群优化方法进行算法参数优化,使 c_1, c_2, g 参数的性能达到最优.试验结果表明:在小样本数据情况下,提出的OCF-PBT-TWSVM多分类算法的最终分类准确率达96.96%,与PBT-SVM多分类算法相比具有更好的分类效果、训练速度也更快,能够满足后续失真补偿测量精度和齿轮视觉测量实时性的需求.

关键词:图像边缘失真;偏二叉树;孪生支持向量机;粒子群优化;多分类

中图分类号: TH161; TP391

文献标识码: A

doi:10.3788/gzxb20204910.1015002

Classification of Edge Distortion of Tooth Profile Image Based on Improved Twin Support Vector Machine

SUN He^{1,2}, ZHAO Wen-zhen¹, ZHAO Wen-hui¹, DUAN Zhen-yun¹

(1 School of Mechanical Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

(2 School of Electrical and Information Engineering, Liaoning Institute of Science and Technology, Benxi, Liaoning 117004, China)

Abstract: Proposed a partial binary tree twin support vector machine multi-classification algorithm based on optimal classification features (OCF-PBT-TWSVM) to achieve effective classification of non-stationary transient random signals with edge distortion of tooth profile images, and to meet the requirements of real-time gear vision measurement and distortion compensation accuracy Claim. Selected the maximum value v_m of the edge dynamic component signal, the position of the edge distortion signal q_u , and the edge distortion rate r_v to formed the feature vector, which constituted the training sample set and the test sample set at the same time; defined the variable weight feature vector measure γ with the target of distortion compensation, and completed the construction of the OCF-PBT-TWSVM algorithm according to γ decreasing; used the particle swarm optimization method to optimize the algorithm parameters to optimize the performance of the c_1, c_2 , and g parameters. The test results show that, the final classification

基金项目:“十二五”国家科技支撑计划(No.2014BAF08B01),辽宁省自然科学基金指导计划(No.20170540474),特殊环境机器人技术四川省重点实验室开放基金(No.19kftk03)

第一作者:孙禾(1973—),男,副教授,博士研究生,主要研究方向为视觉测量、模式识别与智能系统. Email: sunhe0616@163.com

导师(通讯作者):赵文珍(1956—),男,教授,博士,主要研究方向为视觉测量、复杂曲面加工与测量. Email: zhaowz1031@sina.com

收稿日期:2020-08-10;录用日期:2020-09-17

<http://www.photon.ac.cn>

accuracy of the OCF-PBT-TWSVM multi-classification algorithm proposed in this paper is 96.96% in the case of small sample data, which has better classification effect and training speed than the PBT-SVM multi-classification algorithm. It is faster and can satisfy the requirements of subsequent distortion compensation measurement accuracy and real-time gear vision measurement.

Key words: Distortion of image edges; Twin support vector machine; Partial binary tree; Particle swarm optimization; Multi-classification

OCIS Codes: 150.3045; 150.1135; 330.5000; 110.4280; 150.1835

0 引言

齿轮视觉测量是以光学影像法为基础的一种实时齿轮并行测量技术,与测量仪器精密化、集成化、智能化的发展趋势相适应^[1].边缘定位是决定齿轮视觉测量系统测量精度的关键因素之一.在满足齿轮视觉测量工艺的前提下,待测齿轮齿廓表面偶然受到灰尘、油污等杂质污染将造成非接触视觉测量方式所获取的待测齿轮齿廓边缘位置发生改变、产生粗大误差,影响齿轮视觉测量精度^[2].如何对原始测量信息进行数据处理,更好地排除外部干扰对信息的影响,提高测量手段耐环境性和测量真实性是机械制造领域测量技术领域亟待解决的问题之一^[3].齿廓图像边缘失真现象直接影响光学影像法在齿轮视觉测量方面的工程应用推广,具有较大的理论与实际应用价值.

在存在环境污染造成齿廓图像边缘光学失真的前提下,齿廓视觉测量图像边缘失真补偿是保证齿轮视觉测量精度的重要基础性工作.为尽可能减小失真补偿对齿轮视觉测量实时性的影响,实行“按需补偿”,可根据齿轮视觉测量中误差检测项目需求与失真补偿精度要求进行齿廓图像边缘失真分类研究,解决进行失真补偿的必要性与可行性问题.

齿廓图像边缘失真区域非平稳瞬态失真信号的高维、小样本和不可分特性,与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)分类算法相适应.支持向量分类机(Support Vector Classification, SVC)算法针对二分类问题,通过核函数将输入特征向量映射到高维 Hilbert 空间、转化为高维 Hilbert 空间内求解凸二次型优化问题的全局最优解实现非线性分类.SVC 算法基于结构风险最小化原则(Structure Risk Minimization, SRM)降低了非线性分类的过拟合风险,且算法测试运算量小、实时性好.SVC 的分类准确性取决于 SVC 参数选择,SVC 训练集不同、其最优参数亦不同,需在 SVC 参数寻优基础上进行 SVC 算法应用^[4-6].SVC 算法已在手写数字识别、语音识别、文本分类、信号处理、图像分类与识别等领域取得较好的效果^[7-10],但这涉及到多分类问题,SVC 算法解决多分类问题是本领域的重要研究内容.

将多类分类问题分解成多个二分类子问题、再用二分类 SVC 算法重新组合解决多分类问题的“分解-重组”方法,将多类分类问题作为一个整体求解的“直接求解”方法是目前基于 SVC 算法解决多分类问题的两类方法.由于“直接求解”策略算法复杂度较高,研究人员更倾向于采用“分解-重组”策略解决多分类问题.一对一 SVC 多类分类法、一对多 SVC 多类分类法、有向无环图 SVC 多类分类法和二叉树 SVC 多类分类法是采用“分解-重组”策略解决多分类问题的主要方法.偏二叉树支持向量机(Partial Binary Tree Support Vector Machine, PBT-SVM)多分类算法是一种典型的二叉树 SVC 多类分类算法.该算法从根结点开始、包含多类别的每个结点的分类器只将一个类别与其他类别区分开来,构造 $k-1$ 个 SVM 分类器即可实现 k 分类.这种多分类方法不存在不可分区域,其支持向量数逐层减少、有较高的分类效率;但是该方法没有解决样本不平衡问题,通常所采用距离法、超球体或超长方体、球结构、MST 等固定特征集生成的二叉树结构使算法存在误差累积,分类精度受到一定限制.合理确定二叉树结构是 PBT-SVM 多分类的一个热点研究问题^[11-12].

孪生支持向量机(Twin Support Vector Machine, TWSVM)是在传统 SVM 基础上发展起来的一种机器学习算法.TWSVM 改进了传统 SVM 二次凸规划求解过程,将 SVM 的大规模二次凸规划求解分解成两个小规模二次凸规划、以获取两个非平行超平面,使得每个超平面接近一类样本点而远离另一类,能够保持训练样本平衡.TWSVM 中每个二次凸规划问题的约束条件数目变为传统 SVM 算法的 $1/2$,使训练时间缩减到 SVM 的 $1/4$,提高了 TWSVM 分类算法的运行速度.合理构建二叉树结构,减小累积误差仍然是基于二叉树的多分类孪生支持向量机算法亟待解决的问题^[13-15].

本文定义变权值特征向量测度 γ , 提出一种最优分类特征偏二叉树孪生支持向量机 (Optimal Classification Feature Partial Binary Tree Twin Support Vector Machine, OCF-PBT-TWSVM) 多分类算法, 实现齿廓图像边缘失真多分类、满足失真补偿精度和齿轮视觉测量实时性的要求。

1 特征向量构建与规范化处理

1.1 边缘最大动态分量 v_m

如图1所示, 根据渐开线直齿圆柱齿轮的渐开线特性, 以边缘过渡带内的像素点 P_k 所对应的齿轮基圆及一条从齿轮基圆发生的渐开线 L_k 为纽带, 通过坐标变换及像素点信息处理得到过渡带内任意像素点 P_k 的极径 r_k 、初始相位角 ϕ_k 等参数。理论上齿廓图像边缘过渡带的平均初始相位角视为齿廓边缘的初始相位角, 与极径的乘积即法向偏距均值, 法向偏距 δ_k 反应了齿廓边缘的变化情况^[2]。采用基于 Bertrand 灰度曲面模型的齿廓边缘检测算法提取亚像素边缘信号 μ_k ^[16], 通过迭代逼近法分离出该齿廓的平均迹线 ϵ_k 、可得齿廓边缘信号动态分量 v_k ^[2], 即

$$v_k = \mu_k - \epsilon_k \quad (1)$$

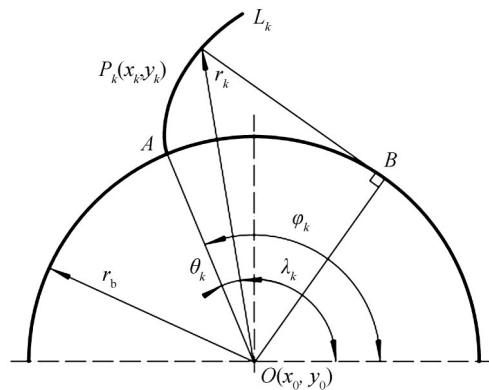


图1 渐开线上点的几何关系

Fig.1 Geometric relationship of points on the involute

实际齿廓由于受齿廓形状误差和齿廓倾角偏差随机性的影响, 齿廓边缘信号动态分量 v_k 表现为叠加在齿廓平均迹线 ϵ_k 上的波动信号, 其波动幅值一般小于被测齿轮给定的齿廓总偏差值 F_a 。因此, 齿廓边缘信号最大动态分量 v_{km} 可作为齿廓图像边缘失真分类判别特征向量之一。

1.2 边缘失真位置 q_u

齿廓测量区域如图2所示, 对于模数为 m 的待测齿轮, 国家标准规定齿廓工作区域范围约为 $2.2m$ 。为分析齿廓图像失真对齿距、齿厚测量的影响, 以分度圆为基准, 将朝向齿顶方向、宽度约为 $1.0m$ 的齿廓测量区域依次分割成宽度分别为 $0.3m$ 、 $0.4m$ 、 $0.3m$ 的三部分区域; 朝向齿根方向、宽度约为 $1.2m$ 的齿廓测量区域依次分割成宽度分别为 $0.3m$ 、 $0.4m$ 、 $0.5m$ 的三部分区域。在此基础上, 按照极径 r_k 递增顺序, 将齿廓测量区域定义为齿根区域 I、偏齿根区域 II、分度圆区域 III、偏齿顶区域 IV、齿顶区域 V 五种类型。其中: 分度圆两端各 $0.3m$ 的区域统称为分度圆区域 III; 朝向齿顶方向, 宽度为 $0.4m$ 、 $0.3m$ 的两部分区域分别称为偏齿顶区域 IV、齿顶区域 V; 朝向根方向, 宽度为 $0.4m$ 、 $0.5m$ 的两部分区域分别称为偏齿根区域 II、齿根区域 I。

齿廓边缘图像出现非线性失真时, 可通过齿廓图像边缘过渡带内像素点 P_k 的极径 r_k 与齿廓边缘信号动态分量 v_k 的映射确定非平稳瞬态失真信号与齿廓测量分区的对应关系, 称为边缘失真位置 q_u 。若 $\sum_i (r_{kib} - r_{kia})$ 表示待测齿廓全部失真信号所对应的极径变化范围, I、II、III、IV、V 分别表示齿廓测量区域的齿根部分、偏齿根部分、分度圆部分、偏齿顶部分、齿顶部分, 则失真位置变量 q_u 可用离散数值函数表示为

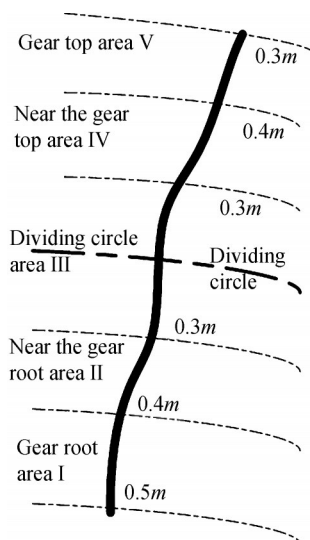


图2 齿廓测量区域的分割

Fig.2 Segmentation of the tooth profile measurement area

$$q_u = \begin{cases} 0 & \sum_i (r_{kib} - r_{kia}) \in \emptyset \\ 1 & \sum_i (r_{kib} - r_{kia}) \in \text{I} \\ 2 & \sum_i (r_{kib} - r_{kia}) \in \text{II, III, IV} \\ 3 & \sum_i (r_{kib} - r_{kia}) \in \text{V} \end{cases} \quad (2)$$

在齿轮视觉测量过程中,可通过基于分度圆附近的信息可完成齿距或齿厚的测量.仅当分度圆区域III出现齿廓图像边缘失真或偏齿顶区域IV、偏齿根区域II同时出现齿廓图像边缘失真时,需要通过补偿提高测量精度.因此,边缘失真所在区域 q_u 成为齿廓图像边缘失真分类判别特征向量之一.

1.3 边缘失真率 r_{iv}

依据临近度判别算法可自动判别图像边缘失真的起止位置,如图3(b)、(c)所示.据图3中齿廓边缘图像 $r_k - \mu_k$ 的映射关系可定义齿廓图像边缘失真信号所对应的极径变化范围与齿廓图像边缘信号对应的极径变化范围之比的百分数为齿廓视觉测量图像的边缘失真率 r_{iv} ,即

$$r_{iv} = \frac{\sum_i (r_{kib} - r_{kia})}{r_{kb} - r_{ka}} \times 100\% \quad (3)$$

式中, $r_{kib} - r_{kia}$ 表示每一段失真信号对应的极径变化范围, $\sum_i (r_{kib} - r_{kia})$ 表示待测齿廓全部失真信号所对应的极径变化范围, $r_{kb} - r_{ka}$ 为齿廓工作区域所对应的起、止极径范围.

齿廓图像边缘失真率代表了具有失真特征的齿廓图像边缘信号的失真程度,其百分比越大,表示齿廓图像边缘信号的失真情况越严重.

1.4 特征向量的构成及归一化预处理

选定待测齿廓图像的每条齿廓的边缘信号最大动态分量列向量 v_m 、失真位置变量列向量 q_u 、边缘失真率列向量 r_{iv} 组成最优分类特征偏二叉树孪生支持向量机多分类算法的特征向量 X ,即

$$X = [v_m, q_u, r_{iv}] \quad (4)$$

鉴于输入特征向量 X 的各分量取值范围不同,为提高输入数据的稳定性,降低分类误差,对于齿廓边缘失真特征向量 X 的训练集和测试集进行归一化预处理,将样本数据归一化到 $[0, 1]$ 区间、或 $[-1, 1]$ 区间.

若采用归一化映射为

$$f: x_i \rightarrow \hat{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (5)$$

式中, $x_i, \hat{x}_i \in R^n; x_{\min} = \min(x_i); x_{\max} = \max(x_i)$. 则归一化后原始数据被规整到 $[0, 1]$ 的范围内, 即 $\hat{x}_i \in [0, 1], i = 1, 2, \dots, l, \dots, n$.

若归一化时采用的映射为

$$f: x_i \rightarrow \hat{x}_i = 2 \times \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} + (-1) \quad (6)$$

式中, $x_i, \hat{x}_i \in R^n; x_{\min} = \min(x_i); x_{\max} = \max(x_i)$. 则归一化后原始数据被规整到 $[-1, 1]$ 的范围内, 即 $\hat{x}_i \in [-1, 1], i = 1, 2, \dots, l, \dots, n$.

2 齿廓边缘图像失真类型与变权值特征向量测度的定义

齿轮视觉测量是以平均初始相位角 φ_0 的获取为基础的一种相对法测量方式^[17]. 根据齿轮视觉测量的相对法测量原理, 齿廓边缘图像失真信号的随机性使得不同位置、大小的齿廓边缘图像失真信号对齿轮视觉测量精度和实效性产生不同的影响. 将齿廓图像边缘失真分类, 并依据确定决策二叉树结构的需要定义对应的变权值特征向量测度 γ , 形成最优分类特征是解决累积误差问题的关键, 在 OCF-PBT-TWSVM 多分类算法实现面向失真补偿的齿廓图像边缘失真多分类中占有重要位置.

2.1 齿廓图像边缘失真类型

根据齿轮视觉测量进行失真补偿的需要, 齿廓图像边缘失真可分为正常型 y_1 、忽略型 y_2 、报警型 y_3 、剔除型 y_4 、补偿型 y_5 五种类型.

正常型齿廓边缘信号为叠加在齿廓平均迹线 ϵ_k 上、波动幅值小于被测齿轮给定的齿廓总偏差值 F_a 的动态信号 μ_k , 如图 3(a) 所示. 可利用正常型边缘信号求得齿廓偏差、齿距等参数. 忽略型齿廓边缘失真信号出现在齿廓的齿根区域 I 或齿顶区域 V, 与相对法实现齿距、齿厚参数测量所需信号无关, 如图 3(b) 所示. 报警型、剔除型、补偿型齿廓边缘失真信号均出现在齿廓的分度圆附近偏齿根区域 II、分度圆区域 III、偏齿顶区域 IV, 上述区域的边缘信号是相对法实现齿距、齿厚参数测量所需信号. 报警型失真信号的边缘失真率 r_{iv} 达到阈值上限 T_{h1} 、失真区域补偿精度不能满足齿轮视觉测量精度的要求, 属于操作异常出现坏值, 报警后需重新测量; 剔除型失真信号的边缘失真率 r_{iv} 未达到阈值下限 T_{h2} , 直接去掉失真信号对齿轮视觉测量的相对法测量精度影响在误差允许范围之内; 补偿型失真信号的边缘失真率 r_{iv} 处于阈值下限 T_{h1} 与阈值上限 T_{h2} 之间, 失真区域补偿精度能够满足齿轮视觉测量的精度要求, 可通过失真补偿解决齿廓边缘图像失真对视觉测量精度与实时性的影响. 如图 3(c) 所示, 仅区域 d_1 出现边缘失真时, 失真信号属于剔除型; 区域 d_1 、 d_2 同时出现边缘失真时, 失真信号被称为补偿型; 区域 d_1 、 d_2 、 d_3 都出现边缘失真时, 失真信号则变为报警型.

2.2 变权值特征向量测度 γ 的定义

实现齿廓图像边缘失真 k 分类的 OCF-PBT-TWSVM 多分类算法结构由 k 种失真类型的叶子结点和

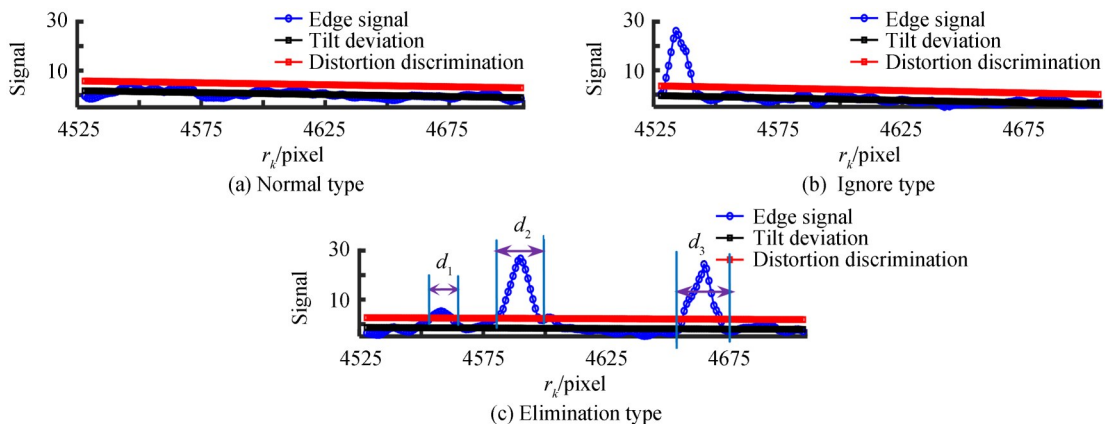


图3 边缘失真区域及类型判别
Fig.3 Discrimination of edge distortion area & type

($k-1$)个子二分类SVM非叶子结点组成.为避免累积误差、满足后续失真补偿对齿廓视觉测量精度与实时性的功能需求,其算法结构应具有子二分类SVM优先产生与失真补偿相关性强的失真类型的最优分类特征.

定义变权值特征向量测度 γ 与对应的子二分类SVM的优先级 i 相对应,其权值随着二分类SVM的优先级递减.变权值特征向量测度 γ 的定义式为

$$\gamma_i = \frac{1}{2^{i-1}} \quad (7)$$

根据失真补偿需要,本文设定失真存在判别SVM₁、失真区域判别SVM₂、失真报警判别SVM₃、失真剔除判别SVM₄的4级子二分类SVM,据式(7),相应的变权值特征向量测度依次为: $\gamma_1=1$ 、 $\gamma_2=0.5$ 、 $\gamma_3=0.25$ 、 $\gamma_4=0.125$,以满足基于OCF-PBT-TWSVM的齿廓边缘失真多分类的算法结构要求.

3 最优分类特征偏二叉树孪生支持向量机多分类算法分析

3.1 OCF-PBT-TWSVM算法描述

根据齿廓边缘图像失真类型与变权值特征向量测度的定义,最优分类特征偏二叉树孪生支持向量机多分类算法的基本结构如图4所示.

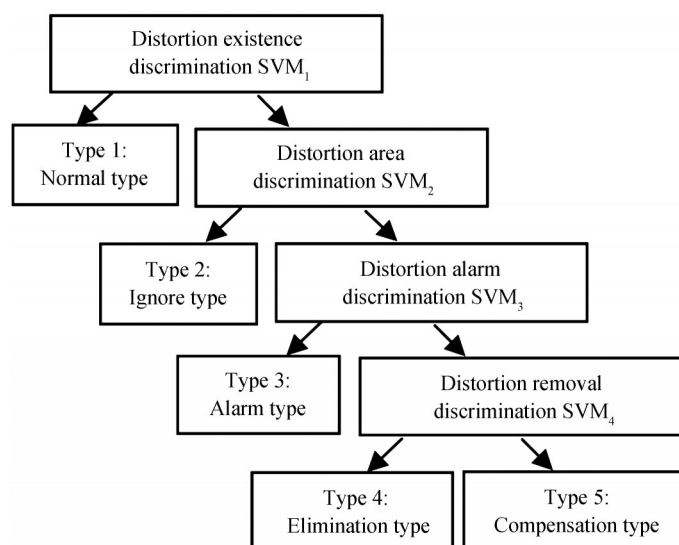


图4 边缘失真类型判别示意图

Fig.4 Schematic diagram of edge distortion type discrimination

通过最优分类特征偏二叉树孪生支持向量机多分类算法进行齿廓图像边缘失真分类包括学习和测试两个阶段,其本质是能够在有限特征信息的情况下,最大限度地发掘数据中隐含的分类知识.在训练阶段,特征数据所隐含的各种边缘失真特征知识是隐式地表达在样本中有限数目的支持向量及其相应的拉格朗日系数上即仅由支持向量即可决定多分类器性能.因此本文的OCFPBT-TWSVM多分类算法具有良好外推能力,对面向失真补偿的齿廓图像失真分类有较大实际意义,具体实现步骤^[18]为

首先,定义 K 分类问题的学习、测试样本为 $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)$,其中 $x_j \in R^n, j=1, 2, \dots, l, y_j \in \{1, 2, \dots, k\}$.

其次,通过 $\langle Y, \gamma, SVM, SC \rangle$ 四元组结构完成OCFPBT-TWSVM多分类算法,实现图4所示的齿廓图像边缘失真类型判别.

算法中的四元组结构分别定义为

$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 为偏二叉树叶子结点集合,由待识别分类系统 k 个可能的分类模式组成的集合所构成.

$\gamma = \{\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_k\}$ 是与各子二分类SVM相对应的变权值特征向量测度 γ_i, γ ,随着各子二分类SVM的优先级递减而递减, γ 决定了OCF-PBT-TWSVM多分类算法中多个子SVM的结构方式.

$SVM = \{SVM_1, SVM_2, \dots, SVM_{k-1}\}$ 为 $k-1$ 个子 SVM 组成的 OCF-PBT-TWSVM 的全部非终点结点集合. 对于 K 分类问题, 需构造 $k-1$ 个子 SVM, 其中 SVM_i 的分类优先级由对应的变权值特征向量测度 γ_i 决定. 根据 K 分类样本类型的不相关性, 为提高训练学习速度和泛化能力、保持样本平衡, 本文的 OCF-PBT-TWSVM 多分类改进算法采用 TWSVM 构成全部非终点结点集合.

$SC = \{SC_1, SC_2, \dots, SC_k\}$ 称为 k 类失真类型的学习、训练样本集合. 其中第 i 类样本组成 SC_i 为 $SC_i = \{(x_i^1, y_i), \dots, (x_i^j, y_i), \dots, (x_i^l, y_i)\}$. 这里 $x_i^j \in R^n, y_i \in \{1, 2, \dots, k\}, \sum_{SC} l_i = l$ 构成全部学习训练样本.

第 i 级支持向量 SVM_i 的学习训练样本 S_{γ_i} 的确定原则为

$$\begin{cases} S_{\gamma_1} = l \\ S_{\gamma_i} = \overline{SC_{\sum_{j=1}^{i-1}}} = \overline{SC_{\sum_{j=1}^i}} \oplus SC_i \quad i = 1, 2, \dots, k-1 \end{cases} \quad (8)$$

由式(8)可知: 随着变权值特征向量测度 γ_i 的逐级递减, 学习、测试样本逐渐减少.

TWSVM _{i} 可归结为求解两个二次规划问题, 即

$$\min_{\omega^{(i)}, b^{(i)}, \xi^{(i+1)}} \frac{1}{2} \|A\omega^{(i)} + e_i b^{(i)}\|^2 + c_i e_{i+1}^T \xi^{(i+1)} \quad (9)$$

$$\text{s.t. } -(B\omega^{(i)} + e_{i+1} b^{(i)}) \geq e_{i+1} - \xi^{(i+1)}, \xi^{(i+1)} \geq 0$$

$$\min_{\omega^{(i+1)}, b^{(i+1)}, \xi^{(i)}} \frac{1}{2} \|B\omega^{(i+1)} + e_{i+1} b^{(i+1)}\|^2 + c_{i+1} e_i^T \xi^{(i)} \quad (10)$$

$$\text{s.t. } -(A\omega^{(i+1)} + e_i b^{(i+1)}) \geq e_i - \xi^{(i)}, \xi^{(i)} \geq 0$$

式中, c_i, c_{i+1} 是两个惩罚参数, 以降低训练错误数目, e_i, e_{i+1} 是两个完全由 1 组成的列向量, A, B 为样本集. $\omega^{(i)}, \omega^{(i+1)}$ 是两个二次规划问题所得超平面的法向量, $b^{(i)}, b^{(i+1)}$ 是两个二次规划问题所得超平面的偏移量, $\xi^{(i)}, \xi^{(i+1)}$ 是松弛变量.

式(9)、(10)可知: 目标函数的度量方式是通过平方距离的方式实现, 通过最小化第 i 类目标函数能够保证第 i 个超平面离本类样本尽可能近、约束条件同时保证离其他类样本尽可能远, 经过 $\frac{k-1}{2}$ 次分类即可得到 $k-1$ 个决策函数

$$\begin{cases} \mathbf{x}^T \boldsymbol{\omega}_1 + b_1 = 0 \\ \mathbf{x}^T \boldsymbol{\omega}_2 + b_2 = 0 \\ \dots\dots \\ \mathbf{x}^T \boldsymbol{\omega}_{k-1} + b_{k-1} = 0 \end{cases} \quad (11)$$

对每一级 TWSVM _{i} 训练后找出对应该级的两个支持向量, 建立对应的最优分类超平面、其+1类对应的样本即为获取的分类样本, 这样 TWSVM _{i} 可同时获取第 $i, i+1$ 两类分类. 由于 $k-1$ 个 SVM 是按照各子二分类 SVM 相对应的变权值特征向量测度 γ_i 由大到小递减变化, 产生新模式时、按照二叉树由高到低进行搜索即可实现齿廓边缘图像失真的 k 分类.

3.2 基于粒子群的 OCF-PBT-TWSVM 参数优化

OCF-PBT-TWSVM 算法的惩罚参数 c_1, c_2 , 核函数中的参数 g 对该算法最终的分类精度有较大影响, 而 OCF-PBT-TWSVM 算法本身只能依据交叉验证(Cross Validation, CV)方法在样本训练集中达到最高分类准确率参数, 无法确保在样本测试集中也达到最高分类准确率问题. 粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)算法在多维空间函数寻优、动态目标寻优等方面具有收敛速度快、求解质量高、鲁棒性好等优点, 本文采用粒子群优化对 OCF-PBT-TWSVM 算法的 c_1, c_2, g 参数进行优化, 使齿廓边缘失真分类性在样本训练集和测试集中均达到最优^[15].

基于粒子群优化的 OCF-PBT-TWSVM 参数优化就是在待优化的三维目标搜索空间中, 得到由 n 个粒子组成的群体. 群体中第 i 个粒子的位置用一个三维向量 A_i 表示

$$A_i = (a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}) \quad (12)$$

式中, a_{i1}, a_{i2} 代表 OCF-PBT-TWSVM 算法惩罚参数 c_1, c_2 ; a_{i3} 则表示高斯核函数中的参数 g .

同理第 i 个粒子的飞行速度用一个三维向量 \boldsymbol{v}_i 表示

$$\boldsymbol{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}) \quad (13)$$

第 i 个粒子的历史最优位置被定义为个体极值 \boldsymbol{p}_i , 记为

$$\boldsymbol{p}_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}) \quad (14)$$

整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置定义为全局极值 $\boldsymbol{h}_{\text{best}}$, 记为

$$\boldsymbol{h}_{\text{best}} = (p_{h1}, p_{h2}, p_{h3}) \quad (15)$$

据式(14)、(15)所确定的最优值,更新粒子的速度和位置

$$\begin{cases} v_{id} = \omega v_{id} + b_1 r_1 (p_{id} - a_{id}) + b_2 r_2 (p_{hd} - a_{id}) \\ a_{id} = v_{id} + a_{id} \end{cases} \quad (16)$$

这里 v_{id} 是第 i 个粒子 d 分量的速度, a_{id} 是第 i 个粒子 d 分量的位置, p_{id} 是第 i 个粒子 d 分量的个体极值, p_{hd} 是第 h 个粒子 d 分量的全局极值; ω 是保持粒子惯性的参数、本文设为 0.8, r_1, r_2 是均匀分布在 (0, 1) 之间的随机数, b_1, b_2 表示每个粒子分量飞向 p_{id} 和 p_{hd} 位置的随机加速权重, 本文设定 $b_1 = 1.5, b_2 = 1.7$.

在初始化基础上, 根据式(16)迭代寻优, 找到最优解, 即完成基于粒子群优化的 OCF-PBT-TWSVM 参数优化.

3.3 基于粒子群优化的 OCF-PBT-TWSVM 算法步骤分析

结合前面的定义分析, 本文针对齿廓边缘失真特征分类的基于粒子群优化的 OCF-PBT-TWSVM 算法步骤为:

- 1) 基于失真补偿的需要, 构成特征向量 \boldsymbol{X} , 并进行 [0, 1] 归一化.
- 2) 依据相对法齿轮视觉测量原理, 确定待分类模式向量 \boldsymbol{Y} , 各子二分类 SVM 向量 \boldsymbol{SVM} , 变权值特征测度向量 $\boldsymbol{\gamma}$. k 类失真数据按照训练样本集合 70%, 测试样本集合 30% 的比例进行随机分配.
- 3) 训练样本集合开始进行训练, 设置粒子群的种群规模 N 和最大迭代次数 K , 初始化粒子群并代入 OCF-PBT-TWSVM, 根据训练数据的分类结果得出每个粒子的初始适应度.
- 4) 迭代寻优, 据式(16)更新粒子的速度与位置, 并计算粒子适应度, 若大于当前最好位置的适应度就更换极值; 当所有粒子最好位置的适应度高于当前全局最好位置适应度时, 则进行全局极值更新.
- 5) 进行最大迭代次数判别, 达到则停止迭代, 否则记录个体极值、全局极值, 迭代次数加 1 后返回步骤 4)、继续迭代寻优.
- 6) 全局极值 $\boldsymbol{h}_{\text{best}} = (p_{h1}, p_{h2}, p_{h3})$ 作为最优参数代入 OCF-PBT-TWSVM 算法, 确定训练模型.
- 7) 利用最终 OCF-PBT-TWSVM 模型对测试样本进行分类测试, 得出测试分类精度.

4 试验结果与分析

4.1 试验装置与样本数据分析

采用课题组研发的中小模数直齿圆柱齿轮视觉测量仪, 采用齿数 $Z=90$ 、模数 $m=2$ 、螺旋角 $\beta=0$ 、变位系数 $\zeta=0$ 、齿廓总偏差允许值 $F_a=7\mu\text{m}$ 的 5 级精度渐开线直齿圆柱齿轮进行视觉测量试验, 以验证 OCF-PBT-TWSVM 改进算法进行齿廓图像边缘失真分类的准确率. 试验装置如图 5 所示, 其视觉测量图像获取过程如图 6 所示.

根据失真补偿的需要, 在 MATLAB R2018b 平台完成 OCF-PBT-TWSVM 算法软件开发, 并嵌入齿轮视觉测量系统软件后进行编译, 构成包含齿廓图像边缘失真判别、分类、补偿的齿轮视觉测量软件. 整个采用逐齿间歇测量方法, 视觉图像的采样周期设定为 0.6 s, 在采样的同时进行实时图像预处理、齿廓图像边缘失真判别、分类、补偿和齿距偏差测量计算, 之后再行齿廓偏差测量计算. 根据齿廓图像边缘信息进行相对法的齿轮视觉测量时, 每次需同时读取 3 条同名左、右齿廓的测量数据以满足测量精度的要求, 90 齿的待测齿轮进行一次完整的视觉测量过程需经过 90 次数据读取产生 540 组齿廓边缘图像信息数据. 经过多次重复性测量后, 本文选取其中包含齿廓图像边缘失真分类所需各种类型典型值的 150 组数据作为学习、测试数据样本集进行 OCF-PBT-TWSVM 算法试验.



图5 齿轮视觉测量装置结构
Fig. 5 Structure of gear vision measuring device

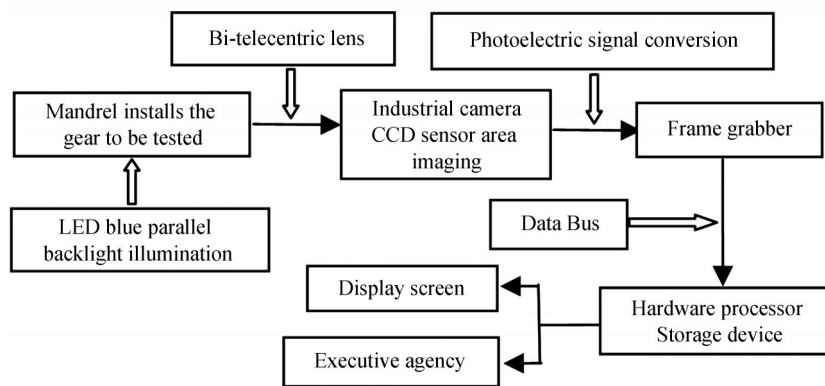


图6 齿轮视觉图像采集工作过程
Fig.6 The working process of gear vision image acquisition

150组学习、测试样本数据主要由特征向量 X 是实现待分类模式向量 Y 的主要依据. 为满足后续失真分类、补偿的需要, 做出150组样本数据边缘信号最大动态分量列向量 v_m 、边缘失真率列向量 r_v 的盒图, 以便于直观识别样本数据中的离群点, 并通过观察盒子长度、上下隔间形状、以及胡须长度判断样本数据集的数据离散程度和偏向, 其形式如图7(a)所示; 同时根据训练、测试的需要做出失真位置变量列向量 q_v 的样本分布图, 如图7(b)所示.

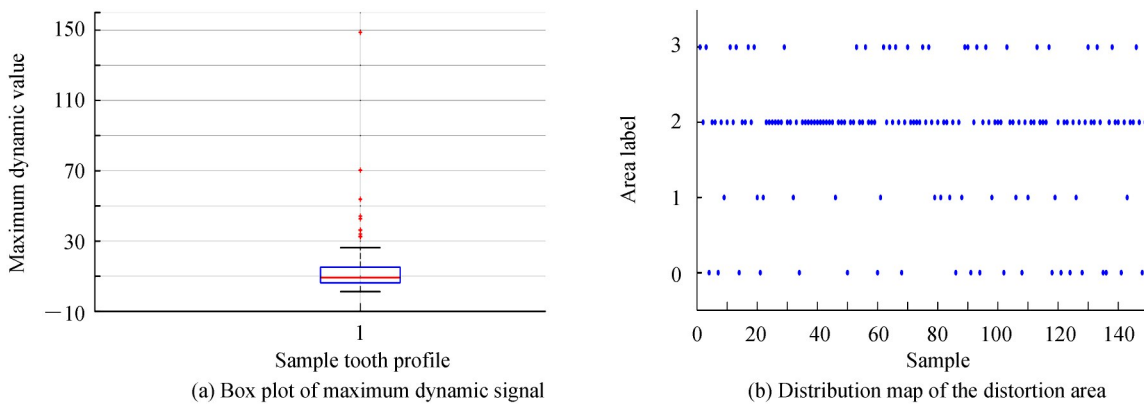


图7 特征向量分析
Fig.7 Eigenvector analysis

4.2 不同条件下齿廓图像边缘失真分类准确率试验

与传统 SVM 分类方法相似, OCF-PBT-TWSVM 算法在解决具有小样本、高维、不可分特性样本数据的多分类问题时, 与训练数据归一化及核函数选择的关系比较密切. 本文首先进行是否进行归一化预处理以及采用不同归一化方式的对比试验, 依据测试集预测分类准确率的比较结果验证归一化方式对于 OCF-PBT-TWSVM 算法进行齿廓图像边缘失真分类的影响, 测试结果如表 1 所示.

表 1 不同归一化方式的对比
Table 1 Comparison of different normalization methods

| Normalization method | Test accuracy | Optimal parameter selection of OCF-PBT-TWSVM |
|-------------------------|---------------|--|
| No normalization | 78% (39/50) | Population size $N=20$; Maximum number of iterations $K=200$; Best $c_1=46.52$; $c_2=48.97$; $g=0.084$ |
| $[-1, 1]$ Normalization | 96% (48/50) | Population size $N=20$; Maximum number of iterations $K=200$; Best $c_1=6.544$; $c_2=6.998$; $g=4.634$ |
| $[0, 1]$ Normalization | 96% (48/50) | Population size $N=20$; Maximum number of iterations $K=200$; Best $c_1=6.875$; $c_2=6.529$; $g=16.004$ |

从表 1 的试验结果可知, 齿廓图像边缘失真信号分类的样本数据需要先进行归一化预处理, 这样才能提高最后分类的准确率; 对于不同的归一化方式, 在相同种群规模和最大迭代次数的前提下, 可通过粒子群优化算法调整惩罚参数 c_1, c_2 , 核函数中的参数 g , 使得分类准确率达到一个相对理想的稳定值.

齿廓图像边缘失真信息样本数据在统一采用 $[0, 1]$ 归一化的基础上, 分别采用线性函数、多项式函数、径向基函数和 Sigmoid 函数, 设置 4 种核函数试验; 选取不同核函数时, 通过样本测试集分类准确率对比完成 OCF-PBT-TWSVM 算法关于核函数选择, 测试结果如表 2 所示.

表 2 不同核函数的对比
Table 2 Comparison of different kernel functions

| Choice of kernel function | Test accuracy | Optimal parameter selection of OCF-PBT-TWSVM |
|---------------------------|---------------|---|
| Linear | 54% (27/50) | Population size $N=20$; Maximum number of iterations $K=200$; Best $c_1=9.93$; $c_2=10.46$; $g=11.795$ |
| Polynomial | 92% (46/50) | Population size $N=20$; Maximum number of iterations $K=200$; Best $c_1=7.59$; $c_2=8.92$; $g=14.234$ |
| Radial basis function | 96% (48/50) | Population size $N=20$; Maximum number of iterations $K=200$; Best $c_1=6.89$; $c_2=7.42$; $g=13.931$ |
| Sigmoid | 42% (21/50) | Population size $N=20$; Maximum number of iterations $K=200$; Best $c_1=6.58$; $c_2=7.39$; $g=17.242$ |

表 2 的测试结果可知, 选择径向基核函数作为 OCF-PBT-TWSVM 多分类算法的核函数较合适, 在齿廓图像边缘失真分类过程中基于 OFC 完成最佳参数选择, 并获得较高的准确度.

为得到更好地进行对比试验, 在样本集中随机选取 47 组数据作为测试样本集、其余样本数据作为训练样本集, 用于采用相同核函数的 OCF-PBT-TWSVM 多分类算法与 PBT-SVM 多分类算法进行齿廓图像边缘失真分类的对比验证试验. OCF-PBT-TWSVM 多分类算法基于 OFC 获取的最佳参数选择结果、测试样本集的分类准确率测试结果分别如图 8(a)、(b) 所示; PBT-SVM 多分类算法通过交叉验证 (Cross Validation, CV) 方法获取的最佳参数 c, g 选择结果的 3D 视图、测试样本集的分类准确率测试结果分别如图 9(a)、(b) 所示. 继续随机将 30% 左右的样本数据作为测试样本、其余作为训练样本, 分别采用本文改进的 OCF-PBT-TWSVM 多分类算法和通用的 PBT-SVM 多分类算法进行齿廓图像边缘失真多分类重复性对比试验, 取平均值作为最终准确率, 测试结果如表 3 所示.

通过表 3 可知, 进行齿廓图像边缘失真多分类重复性试验时, 本文提出的改进 OCF-PBT-TWSVM 多分类算法与通用 PBT-SVM 多分类算法相比, 在减少训练时间、确保实时性的基础上, 提高了样本测试集的分类准确率, 为后续进行失真补偿工作奠定良好的基础.

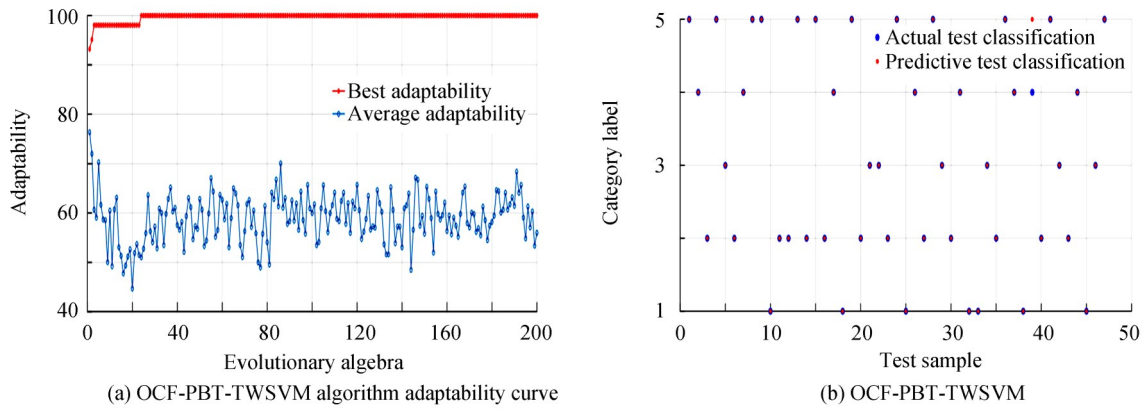


图8 OCF-PBT-TWSVM算法的测试结果
Fig.8 Test results on OCF-PBT-TWSVM algorithm

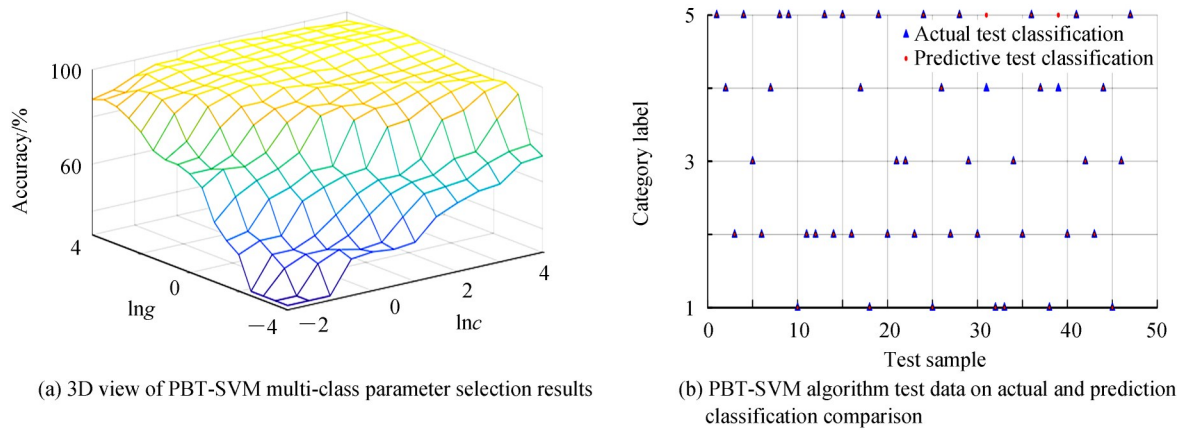


图9 PBT-SVM算法的测试结果
Fig.9 Test results on PBT-SVM algorithm

表3 不同算法的测试结果对比

Table3 Comparison of test results of different algorithms

| Algorithm | Test accuracy | Optimal parameter selection | Average test accuracy |
|---------------|----------------|---|-----------------------|
| OCF-PBT-TWSVM | 97.87% (46/47) | $N=20; K=200; \text{Best } c_1=15.38; c_2=16.92; g=4.18$ | 96.96% |
| | 97.22% (35/36) | $N=20; K=200; \text{Best } c_1=20.85; c_2=22.02; g=20.69$ | |
| | 96% (48/50) | $N=20; K=200; \text{Best } c_1=6.89; c_2=7.42; g=13.931$ | |
| PBT-SVM | 95.75% (45/47) | $\text{Best } c=5.66; g=4$ | 94.06% |
| | 94.44% (34/36) | $\text{Best } c=11.6; g=8$ | |
| | 92% (46/50) | $\text{Best } c=8; g=16$ | |

4.3 齿廓图像边缘失真分类对齿轮视觉测量实时性影响的试验

齿廓图像边缘失真分类对齿轮视觉测量实时性影响与齿廓图像边缘失真判别、分类、补偿的整体过程密切相关.齿廓偏差参数的绝对法测量方式采用“只选不补”策略、选择2~4对正常齿廓信号进行测量就能满足齿轮视觉测量精度与实时性的要求.齿距参数的相对法测量方式采用“按需补偿”策略,补偿型失真信号影响精度、通过失真补偿可提高齿轮测量精度^[19].支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)方法可实现误差信号建模与实时补偿^[20],本文接续的基于局部SVR的齿廓图像边缘失真补偿算法试验表明,耗时0.65 s可完成单个齿廓的失真区域补偿,与单个齿距误差的测量时间相当.失真补偿的数量会对齿轮视觉测量实时性产生影响.

经过严格清洗的条件下连续进行齿廓图像边缘失真判别与分类试验,测试结果如表4所示.除正常齿廓

边缘信号外,受测量环境、操作技术等因素的影响,还出现少量忽略型、剔除型、补偿型边缘失真信号.

表4 齿廓边缘视觉测量结果实时统计
Table 4 Real-time statistics of visual measurement results of tooth profile edges

| Normal edge signal | Ignore type of distorted signal | Eliminate type of distorted signal | Compensation type of distorted signal |
|--------------------|---------------------------------|------------------------------------|---------------------------------------|
| 160 | 6 | 4 | 10 |
| 158 | 7 | 3 | 12 |
| 162 | 6 | 4 | 8 |
| 156 | 8 | 4 | 12 |
| 164 | 4 | 4 | 8 |
| 153 | 9 | 5 | 13 |

表4的试验结果可知,补偿型边缘失真信号仅占失真信号的50%左右,齿廓图像边缘失真分类能显著提高齿轮视觉测量的实时性要求.

5 结论

本文根据齿廓图像边缘失真信号分类的需要,在四方面进行支持向量机多分类算法改进,提出一种OCF-PBT-TWSVM多分类算法.首先,根据分类要求选择边缘动态分量信号最大值 v_m 、边缘失真信号位置 q_n 、边缘失真率 r_n 构成特征向量,并进行 $[0,1]$ 规范化处理,形成训练样本集和测试样本集;其次,以失真补偿需求为目标定义变权值特征向量测度 γ ,按照 γ 递减原则自顶向下完成偏二叉树构建,避免SVM多分类存在不可分区域和误差累积现象;再次,依据 γ 的变化规律形成最优分离特征的孪生支持向量机分类算法,以提高传统SVM多分类算法的训练速度,减小训练时间,保持训练样本平衡;最后,采用粒子群优化方法进行OCF-PBT-TWSVM算法的参数优化,使得本算法的 c_1, c_2, g 参数性能达到最优,实现获得最优分类准确率的多分类目标.本文提出的OCF-PBT-TWSVM多分类算法能够实现齿廓图像边缘失真多分类,并且比采用传统SVM分类模式的PBT-SVM多分类算法具有更好的分类效果,训练速度也更快;在小样本数据情况下,测试样本集的最终分类准确率达96.96%,能够满足后续失真补偿的测量精度要求和齿轮视觉测量实时性的要求.

参考文献

- [1] ZHOU Liang, WANG Zhen-huan, SUN Dong-chen, *et al.* Present situation and development of modern precision measurement technology [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2017, **38**(8):1869-1878.
周亮,王振环,孙东辰等.现代精密测量技术现状及发展[J].仪器仪表学报,2017, **38**(8):1869-1878.
- [2] SUN He, ZHAO Wen-zhen, ZHAO Wen-hui, *et al.* An algorithm for detecting image edge distortion of toothed gear using visual measurement [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, **48**(4):0412003.
孙禾,赵文珍,赵文辉等.基于视觉测量的齿廓图像边缘失真判别算法[J].光子学报,2019, **48**(4):0412003.
- [3] QIU Zu-rong, SHI Zhao-yao, LI Yan. Research on the development of measurement technology mechanical manufacture [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, **46**(14):1-11.
裘祖荣,石照耀,李岩.机械制造领域测量技术的发展研究[J].机械工程学报,2010, **46**(14):1-11.
- [4] WU Qing. Research on extended support vector machine algorithm [M]. Beijing: Science Press, 2015: 2-7.
吴青.拓展支持向量机算法研究[M].北京:科学出版社,2015:2-7.
- [5] CAI Chun. Support vector machine data disturbance analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2019: 33-45.
蔡春.支持向量机数据扰动分析[M].北京:清华大学出版社,2019:33-45.
- [6] DING Shi-fei, QI Bing-juan, TAN Hong-yan. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2011, **40**(1):1-10.
丁世飞,齐丙娟,谭红艳.支持向量机理论与算法研究综述[J].电子科技大学学报,2011, **40**(1):1-10.
- [7] RICHHARIYA B, TANVEER M. A reduced universum twin support vector machine for class imbalance learning [J]. *Pattern Recognition*, 2020, **102**, 107150.
- [8] CERVANTES J, GARCIA-LAMONT F, RODRÍGUEZ-MAZAHUA L, *et al.* A comprehensive survey on support vector machine classification: applications, challenges and trends [J]. *Neurocomputing*, 2020, **408**:189-215.
- [9] ZENG Ke. BO Lin. Nonlinear characteristic measure of gearbox faults and their category identification with TWSVM [J].

- Journal of Vibration and Shock*, 2018, **37**(15): 179-184,198.
- 曾柯,柏林. 齿轮箱故障非线性特征测度及状态TWSVIVI辨识研究[J]. 振动与冲击, 2018, **37**(15): 179-184,198.
- [10] LI Kan, HUANU Wen-xiong, HUANU Zhong-hua. Multi-sensor detected object classification method based on support vector machine [J]. *Journal of Zhejiang University(Engineering Science)*, 2013, **47**(1):15-22.
李侃,黄文雄,黄忠华. 基于支持向量机的多传感器探测目标分类方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2013, **47**(1): 15-22.
- [11] TANG Fa-ming, WANG Zhong-dong, CHEN Mian-yun. On multiclass classification methods for support vector machines[J]. *Control and Decision*, 2005, **20**(7): 746-749,754.
唐发明,王仲东,陈绵云. 支持向量机多类分类算法研究[J]. 控制与决策, 2005, **20**(7): 746-749,754.
- [12] HAN Shun-jie, ZHAO Ding-xuan. Application to shift decision for construction vehicle based on SVM binary tree multi-class classification algorithm[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2007, **20**(5):122-126.
韩顺杰,赵丁选. 基于SVM的二叉树多类分类算法在工程车辆挡位决策中的应用[J]. 中国公路学报, 2007, **20**(5): 122-126.
- [13] DING Shi-fei, ZHANG Jian, ZHANG Xie-kai, et al. Survey on multi class twin support vector machines[J]. *Journal of Software*, 2018, **29**(1):89-108.
丁世飞,张健,张谢锴,等. 多分类孪生支持向量机研究进展[J]. 软件学报, 2018, **29**(1):89-108.
- [14] LI Jing-can, DING Shi-fei. Twin support vector machine based on artificial fish swarm algorithm [J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2019, **14**(6):1121-1126.
李景灿,丁世飞. 基于人工鱼群算法的孪生支持向量机[J]. 智能系统学报, 2019, **14**(6):1121-1126.
- [15] DING Shi-fei. Twin support vector machine: theory, algorithm and extension [M]. Beijing: Science Press, 2017: 16-40.
丁世飞. 孪生支持向量机:理论、算法与拓展[M]. 北京: 科学出版社, 2017: 16-40.
- [16] WANG Ning, DUAN Zhen-yun, ZHAO Wen-hui. Algorithm of edge detection based on bertrand surface model [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, **46**(10):1012003.
王宁,段振云,赵文辉. 基于Bertrand曲面模型的边缘检测算法[J]. 光子学报, 2017, **46**(10): 1012003.
- [17] ZHI Shan, ZHAO Wen-zhen, ZHAO Wen-hui, et al. The visual measurement method of pitch machine based on the part of gear image [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, **39**(2): 225-231.
支珊,赵文珍,赵文辉,等. 基于齿轮局部图像的齿距机器视觉测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, **39**(2): 225-231.
- [18] MA Xiao-xiao, HUANG XI-yue, CHAI Yi. 2PTMC classification algorithm based on support vector machines and its application to fault diagnosis [J]. *Control and Decision*, 2003, **18**(3): 272-276.
马笑潇,黄席樾,柴毅. 基于SVM的二叉树多类分类算法及其在故障诊断中的应用[J]. 控制与决策, 2003, **18**(3): 272-276.
- [19] ZHI Shan. Research on visual measurement method of medium and small module gears and tooth pitch measurement technology [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2019: 87-89.
支珊. 中小模数齿轮视觉测量方法与齿距测量技术研究[D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2019: 87-89.
- [20] HUANG Chun-fu, LI An, QIN Fang-jun, et al. Temperature error modeling and real-time compensation of fiber optic gyroscope based on PSC-SVR[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, **48**(12):1206002
黄春福,李安,覃方君,等. 基于PSO-SVR的光纤陀螺温度误差建模与实时补偿[J]. 光子学报, 2019, **48**(12):1206002