

文章编号: 1006-4710(2015)04-0379-06

基于画面的印刷机输纸及传纸故障检测识别方法

徐倩倩¹, 刘凯¹, 侯和平², 徐卓飞²

(1. 西安理工大学 机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048;

2. 西安理工大学 印刷包装与数字媒体学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 为有效处理印刷图像的高维非线性数据, 实现基于印品图像的纸张输送和传递故障检测与模式识别, 结合 Hotelling T^2 控制图对设备运行正常/异常状态检测的能力, 提出 Hotelling T^2 控制图与 PCA-SVM 算法的融合, 并将其应用于印刷机输纸、传纸精度检测中。首先绘制套印误差的 Hotelling T^2 控制图判断设备运行状态; 然后应用主元分析对异常状态数据降维, 去除冗余信息; 最后利用支持向量机对故障类型进行识别并分类。经实验验证, 本方法高效地完成了印刷机的输纸和传纸故障的分类识别, 有效实现了印刷机的自动化故障诊断。

关键词: 图像信息; 故障诊断; 主元分析法; 支持向量机; Hotelling T^2 控制图

中图分类号: TS803. 6 文献标志码: A

Research on fault diagnosis and pattern recognition method of printing machine paper feeding and transfer registers

XU Qianqian¹, LIU Kai¹, HOU Heping², XU Zhuofei²

(1. Faculty of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology,
Xi'an 710048, China; 2. Faculty of Printing, Packaging Engineering and Digital Media Technology,
Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: For the effective processing of the multidimensional non-linear data of printing images to realize the fault diagnosis and pattern recognition of paper feeding and transfer, the fusion of Hotelling T^2 control chart with PCA-SVM algorithm is suggested in this paper, which is used in the detection of printing machine paper feeding and transfer register. Hotelling T^2 control chart is first drawn to identify the normal/abnormal state of printing machine operation, and then, principal component analysis is used to reduce the abnormal state data dimension so as to eliminate the redundant information; and at last, support vector machine is used to classify the recognition of fault types. The experiment results indicate that the method in this paper can effectively complete the classification recognition of printing machine paper feeding and paper transfer fault, whereby realizing the fault automatic diagnosis of printing machine.

Key words: image information; fault diagnosis; PCA; SVM; Hotelling T^2 control chart

在印刷过程中, 纸张的准确输送与传递是确保印刷质量的关键因素。由于此过程中涉及输纸系统、印刷系统以及传送系统的协同联动, 同一故障的产生原因复杂多样, 因此检测识别纸张输送故障难度很大。印刷图像作为印刷机运行的最终产品, 包含有大量的设备运行状态信息, 是印刷机故障检测

的重要信息来源^[1]。然而现有基于图像的印刷机故障诊断技术^[2-4]多利用印刷过程中单一指标的控制图判断印刷过程是否处于稳态状态, 因此无法全面分析高维非线性的纸张输送数据信息。

PCA-SVM 故障诊断技术已被广泛地应用于机械故障诊断中, 刘永斌等人^[5-9]已将 PCA-SVM 技术

收稿日期: 2015-01-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51305340, 51275406); 陕西省自然科学基础研究计划资助项目(2013JM7009); 陕西省教育厅科学研究计划资助项目(2013JK1030)。

作者简介: 徐倩倩, 女, 博士生, 主要研究方向为印刷机状态监测及故障诊断。E-mail: 18700197780 @163. com。

通讯作者: 刘凯, 男, 教授, 博导, 主要研究方向为现代传动技术、无极变速传动系统与车辆系统人机工程。E-mail: kliu@mail.xaut.edu.cn。

应用到内燃机、模拟伺服阀、传感器、汽轮机凝汽器及连续搅拌釜式反应器的故障诊断中,取得了良好的分类效果。由于直接应用主元分析方法对图像故障数据进行处理时,PCA 对所有的数据都进行了数据的预处理和降维处理,使得在实际生产过程中增大了数据处理的工作量,浪费了对正常数据处理所需要的时间,导致故障诊断效率降低。因此,本文提出多元 Hotelling T^2 控制图与现有 PCA-SVM 的机械故障诊断技术在印刷机故障诊断中的融合应用,利用多元 Hotelling T^2 控制图的状态检测能力对印刷过程进行异常检测,并对异常状态图像数据进行 PCA 降维,将提取的图像异常特征作为支持向量机的输入变量,利用 SVM 对小样本分类优势对故障类型进行模式识别,最终实现基于图像的多变量印刷机故障诊断,提高印刷机故障诊断效率。

1 多元统计分析

多元统计过程控制是在单一变量统计过程控制的基础上发展而来。相比于传统过程质量控制(Statistical Process Control, SPC),多元统计方法能够有效处理大量相关数据,在短时间内提供大量的过程诊断信息,从而对多变量关联的生产过程进行有效的监测和诊断。

1.1 PCA-SVM 故障诊断技术

基于 PCA-SVM 的故障诊断技术结合了 PCA 的数据处理能力^[10] 和 SVM 的小样本分类能力^[11-16],主要分为两个步骤:一是应用主元分析的数据降维方法将数据进行简化提炼,得到新的主元;二是将主元作为支持向量机的输入,通过对 SVM 训练,对故障样本进行故障类型识别。

假设 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 、 \mathbf{X}_s 是生产稳定状况下的运行数据及其标准化数据,按式(1)对 \mathbf{X}_s 进行谱分解,文中选取累积方差贡献率(Cumulative Percent Variance, CPV)来确定主元个数,将协方差矩阵的特征值从大到小排列,根据式(4)计算前 k 个特征值所占的累积比例,若达到阈值要求(一般为 85%),则主元数取 k ,并由式(3)计算新的主元 y_i 。

$$\mathbf{X}_s = t_1 \mathbf{p}_1^T + t_2 \mathbf{p}_2^T + \cdots + t_m \mathbf{p}_m^T \quad (1)$$

$$CPV = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i \geq 85\% \quad (2)$$

$$y_i = t_{1i}x_1 + t_{2i}x_2 + \cdots + t_{ki}x_k \quad (3)$$

式中, \mathbf{p}_i 为特征向量, t_i 为谱分解系数, λ_i 为特征向量对应的特征值, t_{ki} 为主元得分系数, $i = 1, 2, \dots, k$ 。得到的主元 \mathbf{Y} 相互独立,且数据维数由 n 维降低到 k 维,降低了数据的复杂程度。

将计算得到的信号主元作为支持向量机的输入,此时最优超平面和最优判别函数变为:

$$f(x, \partial^*, b^*) = \sum_{i=1}^n \partial_i^* z_i K(x_i \cdot x) + b^* \quad (4)$$

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{z_i \in SV} \partial_i^* z_i K(x_i \cdot x) + b^* \right\} \quad (5)$$

式中 ∂_i 为各个样本对应的拉格朗日系数, n 表示子样本大小, ∂^* 、 b^* 为求解出的最优参数, z_i 为样本类别, $K(x_i \cdot x)$ 为选取的核函数。

1.2 多元统计控制图的融合应用

在多元统计中,常用的监控生产多质量指标的多元控制图主要有 Hotelling T^2 、MCUSUM 以及 MEWMA 控制图。黄云云等^[17]对这三种多元控制图进行了比较分析,发现 MEWMA 控制图适用于变量非相关或自相关过程,MCUSUM 控制图适用于监测过程均值小偏移,Hotelling T^2 控制图适用于监测过程均值大偏移。可以根据测量数据的特征进行选择应用。

多元统计控制图与 PCA-SVM 在印刷机故障诊断中的应用算法流程如图 1 所示。多元统计控制图的应用对设备运行状态进行预检测,因此 PCA-SVM 算法不需要对全部图像数据进行复杂降维处理,这就有效使得印刷机的检测故障的复杂度降低,从而提高效率,降低印刷机维护成本。

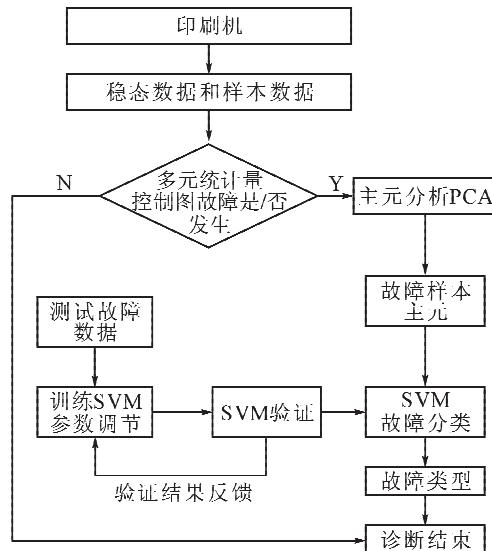


图 1 基于多元控制图与 PCA-SVM 的印刷机故障诊断方法流程

Fig. 1 The flow of printing process fault diagnosis based on the improved PCA-SVM

2 印刷机纸路故障诊断

由于输纸和传纸时,纸张处于待印或印刷状态,

所以必须在完全控制下传送。输纸和传纸系统的运动精度直接影响印刷精度,尤其是套印精度,所以纸张的递送和传输必须要确保准确、稳定。实验在山东某印刷设备制造有限公司进行,印刷时要求印刷线宽范围是 $25\sim35\text{ }\mu\text{m}$ 。

通过实验获得输纸稳态样张、4种故障样张以及3种传纸故障样张。

1) 四种输纸故障样张: A_1 (侧规部分有了周向的摆动,抬起时间晚了); A_2 (由于系统误差较大导致两次走纸时纸张到达前规时距离前规的中心线的距离不相同); A_3 (拉规驱动轴内调整垫松动,使其产生轴向串动量); A_4 (拉规螺丝松动,抬起落下的时间周期不准)。

2) 三种传纸故障样张: B_1 (咬牙上的橡皮与纸张的接触面太小,叼不住纸张,却还不至于失控); B_2 (摆动递纸牙与压印滚筒的叼纸牙的交接时间过短); B_3 (色组间纸张交接时,咬牙之间有空档,纸张失控)。

数据采集对象:HG58-4四色胶印机,用铜版纸幅面为 $580\text{ mm}\times410\text{ mm}$ 。

数据测量工具:GATF 测量仪。

精度检测标识:为尽量避免实验过程中纸张伸缩变形产生的实验误差,检测纸张咬口部位两端标识。图 2(a),在输纸精度检测过程中采取的是黑墨机组两次走纸获得的黑色套印标识;图 2(b),在传纸精度检测过程中采取的是彩色套印标识,图中不同颜色的检测标识表示不同的色组,分别是青、品、黄三色油墨印刷的传纸检测标识,用来对不同色组进行检测。检测标识中,距离 A 表示轴向跳动,距离 B 表示周向跳动。

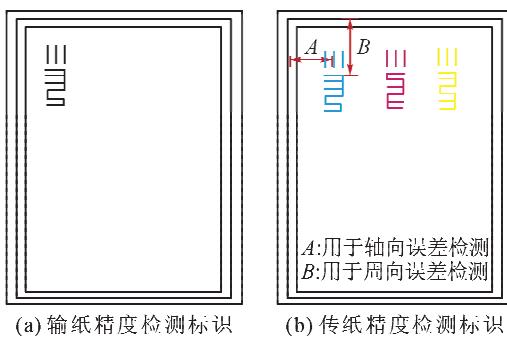


图 2 印刷检测标识

Fig. 2 Printing inspection mark

2.1 输纸及传纸故障 Hotelling T^2 控制图

以输纸精度故障检测中的一组稳态数据为例,对稳态数据分别进行多元 T^2 控制图绘制和 PCA 降维数据处理,并进行模式识别。在保证模式识别效果不变的情况下,得到稳态数据的多元 T^2 控制图,

绘制耗时为 $t_1=0.239\text{ s}$,PCA 数据降维处理耗时为 $t_2=0.433\text{ s}$ 。对比 t_1 与 t_2 可知多元 T^2 控制图的应用减少了稳态数据的处理时间,同时多元控制图的应用亦降低了后续 SVM 支持向量机模式分类的数据类型个数。因此,本文利用多元统计控制图对检测数据首先进行正常/异常状态检测。

1) 输纸故障数据处理

针对 4 种输纸故障,在连续 500 张印品中随即选取 100 张印品,应用 GATF 测量仪测量印品咬口两端印刷标识的周向和轴向套印误差。由于印刷精度属于计量值数据,为了体现出印品套印误差的变化趋势,将 200 组数据按照时间顺序也就是印刷顺序分成 40 组,计算子样本每个变量的均值及变量总均值,得到故障样本周向输纸误差均值的极差为 $20.286\text{ }\mu\text{m}$,相比于公司应用的 GB/T 3264-2005 标准规定(输纸误差标准 $30\text{ }\mu\text{m}$)可以看出均值发生较大偏移,符合 Hotelling T^2 控制图的选取要求。

2) 传纸故障数据处理

针对传纸故障,同样在连续 500 张印品中随即选取 100 张印品,应用 GATF 测量仪测量 1/2 色组、1/3 色组、1/4 色组、2/3 色组、3/4 色组间的周向和轴向传纸误差,得到 200×10 的数据矩阵。为了确保 T^2 统计量的控制上限 $UCL>0$,选取子样本大小 $n=20$,则样本数据分为了 10 组。计算子样本每个变量的均值及变量总均值,得到传纸误差均值的极差为 $16.6505\text{ }\mu\text{m}$,相比于 GB/T 3264-2005 标准规定(传纸精密度误差范围 $28\text{ }\mu\text{m}$)为大偏移,亦符合 Hotelling T^2 控制图的选取要求。

假设检测数据 X 的协方差为 S ,观测值的均值为 $\bar{X}=[\bar{x}_1,\bar{x}_2,\cdots,\bar{x}_p]^T$, \bar{X} 是观测值的总平均值向量,则有 T^2 统计量及统计量控制限计算公式:

$$T^2=n(\bar{X}-\bar{\bar{X}})^T(S)^{-1}(\bar{X}-\bar{\bar{X}}) \quad (6)$$

$$UCL=T_s^2=[p(n-1)/(n-p)]F_{\alpha}(p,n-p) \quad (7)$$

由公式(6)、(7)分别计算子样本数据的 Hotelling T^2 值以及输纸故障数据 T^2 统计量的控制上限 $UCL_1=14.566$;传纸故障数据的 T^2 统计量的控制上限 $UCL_2=44.129$ 。图 3 为输纸、传纸故障的多元 T^2 统计量控制图。从图可看出,输纸稳态数据处于统计量控制线内,故障 A_1 的第 36 组样本、 A_2 的第 6 组样本、 A_3 的第 37 组样本、 A_4 的第 21 组样本,故障 B_1 的第 7、9、10 组样本、故障 B_2 的第 5、10 组样本以及故障 B_3 的第 4 组样本超出控制上限,称为故障异常点。根据点出界就判异的准则,多元 T^2 正确检测出了输纸和传纸故障。

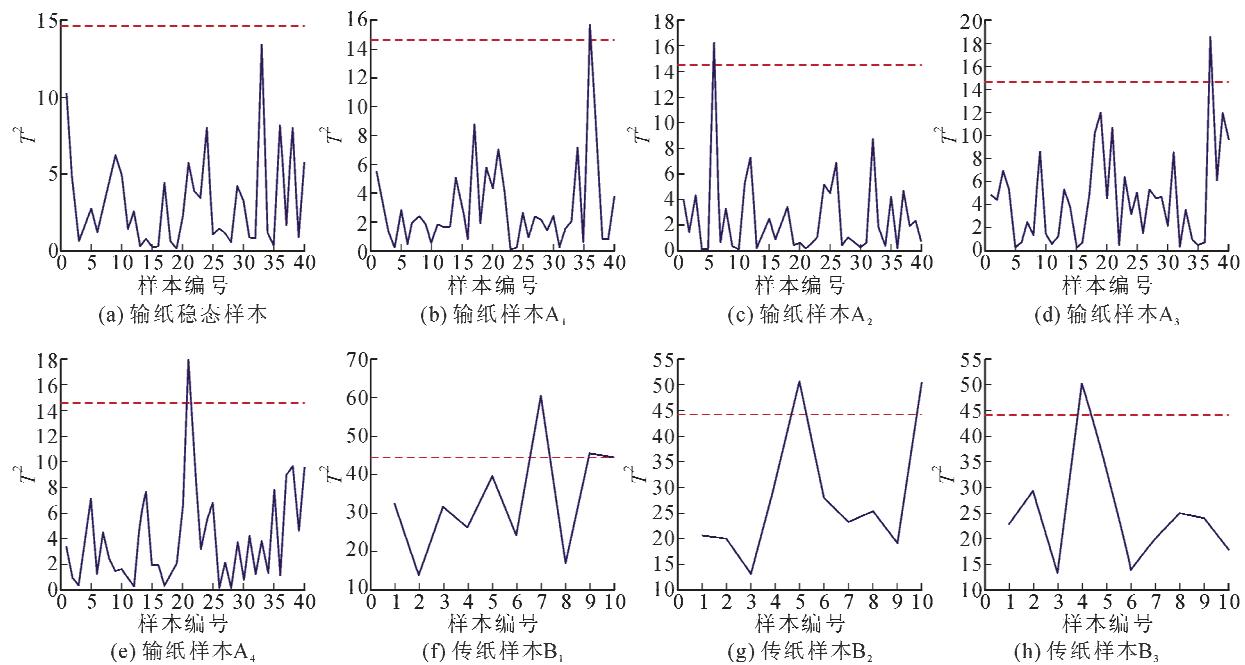
图3 多元 T^2 控制图

Fig. 3 Multivariate statistical control graph

2.2 输纸及传纸故障主元特征提取

分别对输纸、传纸故障数据的每一个子矩阵求其协方差矩阵，并计算取得表征协方差矩阵特征的最大特征值、矩阵的迹、矩阵的最大奇异值、矩阵的行和范数、矩阵的列和范数特征值，得到的新的数据矩阵 X 及标准化矩阵 \bar{X} 。根据公式(2)分别计算

输纸 $CPV_h (h = 1, 2, 3, 4)$ 和传纸 $CPV_l (l = 1, 2, 3)$ ，由 $CPV \geq 85\%$ 判断主元数 $k = 3$ 。计算出主元系数 $t_{ki} (i = 1, 2, \dots, k)$ 见表 1 及表 2，获得主元特征矩阵 Y 。图 4 为主元降维得到 4 种输纸故障的主元以及 3 种传纸故障主元规律曲线。

表1 输纸样本主元系数矩阵($k=3$)
Tab. 1 Coefficient matrix of feeding samples ($k=3$)

样本 A_1			样本 A_2			样本 A_3			样本 A_4			
主元系数矩阵	0.60	0.19	-0.09	0.63	0.03	-0.02	0.62	-0.03	-0.01	0.60	0.21	-0.27
	0.27	0.15	0.86	0.19	-0.60	0.73	0.00	0.72	-0.70	-0.06	0.70	0.61
	0.43	-0.35	-0.41	0.42	0.23	-0.24	0.46	-0.13	-0.18	0.45	-0.07	0.54
	-0.15	0.88	-0.28	-0.03	0.76	0.65	0.13	0.68	0.70	-0.28	0.64	-0.43
	0.60	0.20	-0.08	0.63	0.03	-0.01	0.62	-0.02	-0.01	0.60	0.21	-0.27
CPV / %	89.77			86.42			87.68			90.08		

表2 传纸样本主元系数矩阵($k=3$)
Tab. 2 Coefficient matrix of transfer samples($k=3$)

样本 B_1			样本 B_2			样本 B_3			
主元系数矩阵	0.57	0.08	-0.12	0.57	-0.10	-0.33	0.55	-0.17	-0.28
	0.43	-0.39	-0.44	-0.06	0.80	-0.54	-0.47	0.36	-0.45
	0.24	0.82	0.22	0.50	-0.06	0.28	0.30	0.54	0.69
	0.33	-0.39	0.85	0.32	0.58	0.65	0.26	0.73	-0.41
	0.56	0.09	-0.14	0.57	-0.09	-0.32	0.56	-0.16	-0.28
CPV / %	93.31			91.87			98.82		

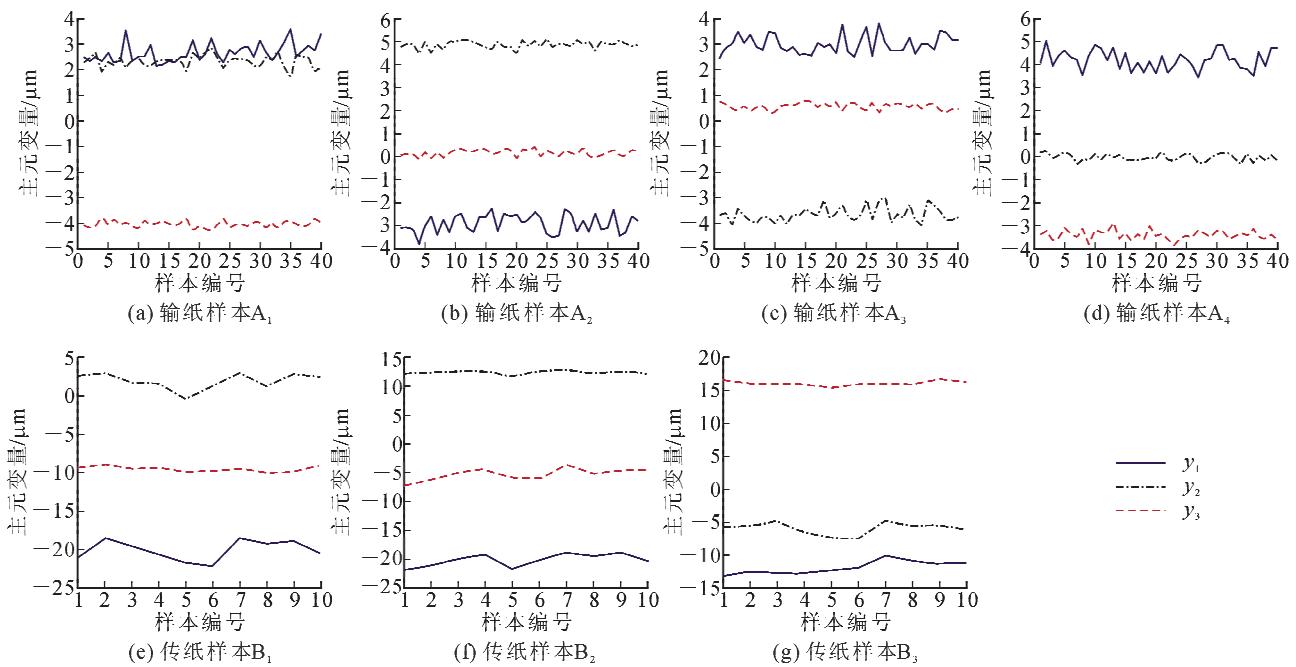


图 4 输纸及传纸故障主元规律曲线

Fig. 4 Principal components graph of feeding and transfer samples

2.3 输纸及传纸故障分类识别

针对 4 类输纸故障,从每个故障主元 3×40 数据集中选取第 1~28 组作为训练样本集,共构成大小为 3×112 的训练数据矩阵。选择径向基核函数为核函数,经过模型训练,网格搜索法确定径向基核函数的参数 $c = 1.62450$, 惩罚因子 $g = 0.61557$,

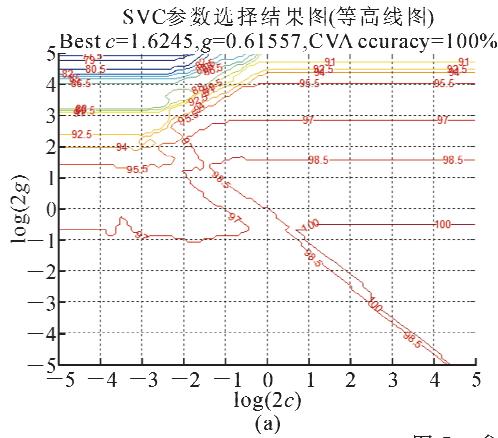


图 5 参数选择结果

Fig. 5 The selection results of parameters

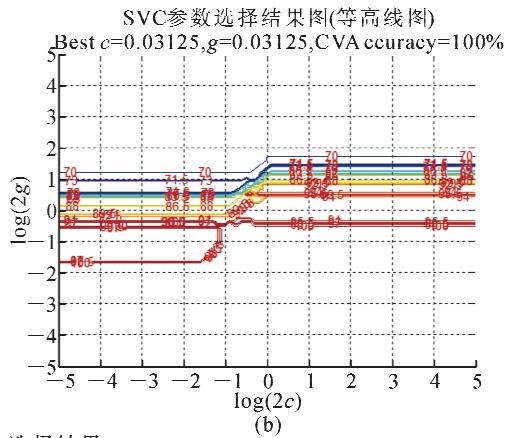
应用 MATLAB 软件编程计算输纸和传纸故障的分类正确率 percent 均为 1,说明支持向量机经过训练完成参数 c 和 g 的选择后,对验证样本进行了零错误分类。可见本文提出的方法对于 PCA 方法的改进及在印刷机故障中的应用具有一定的可靠性。

3 结 论

针对印刷图像中纸张输送信息的多变量、非线性

参数选择结果见图 5(a)。

针对三类传纸故障,建立 SVM 模型,每类故障取前 8 组主元共 24 组主元作为支持向量机模型的训练数据集,利用交叉验证法得到最优参数: $c = 0.03125$, $g = 0.03125$, 参数选择结果见图 5(b)。



特征,本文提出了多元 T^2 控制图与 PCA-SVM 的融合应用方法,首先利用多元 T^2 控制图对印刷机输纸及传纸状态进行异常检测;然后应用 PCA 对故障样本进行数据降维处理,去除冗余数据;最后利用 SVM 对小样本数据分类优势对故障样本类型进行分类识别。

本方法的优势在于:① 相比于印刷机现有单变量故障识别方法,本方法充分考虑了多变量数据信息中包含的故障状态信息;② 多元 T^2 控制图的应

用简化了PCA与SVM的数据处理量,通过对比两者对稳态数据处理的耗时,发现在达到相同的模式识别效果基础上,多元 T^2 控制图耗时明显低于数据降维耗时,提高了故障诊断效率。

印刷机的输纸及传纸精度检测实验表明,多元 T^2 控制图与PCA-SVM的融合应用实现了基于图像的多变量印刷机故障诊断,并取得了良好的模式识别效果,为印刷机故障诊断提供了一种新的有效方法。

参考文献:

- [1] 任玲辉,刘凯,张海燕.基于图像处理技术的机械故障诊断研究进展[J].机械设计与研究,2011,27(5):21-24.
Ren Linghui, Liu Kai, Zhang Haiyan. Progress on mechanical fault diagnosis based on image processing[J]. Machine Design and Research, 2011, 27(5):21-24.
- [2] 赵艳东.统计过程控制(SPC)方法在印刷质量管理中的应用研究[D].武汉:武汉大学,2005.
Zhao Yandong. Study of statistical process control (SPC) application in printing quality[D]. Wuhan: Wuhan University, 2005.
- [3] 任玲辉,刘凯,张海燕.灰度投影积分极值法的矩形检测[J].计算机工程,2012,38(8):159-161.
Ren Linghui, Liu Kai, Zhang Haiyan. Rectangle detection of gray projection integral extreme value method [J]. Computer Engineering, 2012, 38(8):159-161.
- [4] 徐卓飞,张海燕,任玲辉.基于GLCM与SVM的印刷机收纸故障诊断方法[J].计算机工程与应用,2013,49(10):18-21.
Xu Zhuofei, Zhang Haiyan, Ren Linghui. Automatic fault diagnosis method for receiving paper unit in printing press based on GLCM and SVM[J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(10): 18-21.
- [5] 刘永斌,何清波,孔凡让.基于PCA和SVM的内燃机故障诊断[J].振动、测试与诊断,2012,32(2):250-255.
Liu Yongbin, He Qingbo, Kong Fanrang. Internal-combustion engine fault diagnosis bascd on PCA and SVM [J]. Journal of Vibration Measurement & Diagnosis, 2012, 32(2): 250-255.
- [6] 王磊,屈卫东.应用PCA-SVM对伺服阀进行故障诊断[J].自动化仪表,2013,34(1):21-24,27.
Wang Lei, Qu Weidong. Conducting fault diagnosis of servo valve by using PCA-SVM[J]. Process Automation Instrumentation, 2013, 34(1): 21-24, 27.
- [7] 彭红星,陈祥光,徐巍.PCA特征抽取与SVM多类分类在传感器故障诊断中的应用[J].数据采集与处理,2010,25(1):111-116.
Peng Hongxing, Chen Xiangguang, Xu Wei. Application of PCA feature extraction and SVM multi-classification on sensor fault diagnosis[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2010, 25(1):111-116.
- [8] 张曦,阎威武,刘振亚.基于核主元分析和邻近支持向量机的汽轮机凝汽器过程监控和故障诊断[J].中国电机工程学报,2007,27(14):56-61.
Zhang Xi, Yan Weiwu, Liu Zhcnya. Process monitoring and fault diagnosis of condenser using KPCA and PSVM [J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2007, 27(14):56-61.
- [9] 刘爱伦,袁小艳,俞金寿.基于KPCA-SVC的复杂过程故障诊断[J].仪器仪表学报,2007,28(5):870-874.
Liu Ailun, Yuan Xiaoyan, Yu Jinshou. Fault diagnosis of complex chemical process based on KPCA-SVC[J]. Chinesc Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(5):870-874.
- [10] 李荣雨.基于PCA的统计过程监控研究[D].杭州:浙江大学,2007.
Li Rongyu. Rescarch on statistical proccss monitoring based on PCA[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2007.
- [11] 王凯,张永祥,李军.基于支持向量机的齿轮故障诊断方法研究[J].振动与冲击,2006,25(6):97-99.
Wang Kai, Zhang Yongxiang, Li Jun. Study on diagnosis method of gear fault based on support vector machine[J]. Journal of Vibration and Shock, 2006, 25(6): 97-99.
- [12] 肖健华,樊可清,吴今培.应用于故障诊断的SVM理论研究[J].振动、测试与诊断,2001,21(4):258-262.
Xiao Jianhua, Fan Keqing, Wu Jinpei. A Study on SVM for fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2001, 21(4):258-262.
- [13] 胡寿松,王源.基于支持向量机的非线性系统故障诊断[J].控制与决策,2001,16(5):617-620.
Hu Shousong, Wang Yuan. Support vector machinc based fault diagnosis for nonlinear dynamics systems [J]. Control and Decidion, 2001, 16(5):617-620.
- [14] 李凌均,张周锁,何正嘉.支持向量机在机械故障诊断中的应用研究[J].计算机工程与应用,2002,38(19):19-21.
Li Lingjun, Zhang Zhousoo, He Zhengjia. Application research on support vector machines in mechanical fault dagnosis[J]. Computer Engineering and Applications, 2002, 38(19):19-21.
- [15] 任大林,隋修武,杜玉红.基于SVM的电火花加工参数优化研究[J].机械科学与技术,2014,33(8):1167-1171.
Ren Dalin, Sui Xiwu, Du Yuhong. Study on the optimum proccsing parameter of EDM based on the SVM [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2014, 33(8):1167-1171.
- [16] 胡良谋,曹克强,苏新兵.基于加权LS-SVM的非线性系统内模控制研究[J].机械科学与技术,2012,31(1):101-106.
Hu Liangmou, Cao Keqiang, Su Xinbing. Research on internal model control for nonlinear system bascd on weighted LS-SVM[J]. Mechanical Science and Technology, 2012, 31(1):101-106.
- [17] 黄云云,杨晓翔,黄剑平.MCUSUM、MEWMA及Hotelling T^2 控制图的比较分析[J].现代制造技术与设备,2010,(3):64-65,68.
Huang Yunyun, Yang Xiaoxiang, Huang Jianping. Comparisons of MCUSUM, MEWMA and Hotelling T^2 control charts[J]. Modern Manufacturing Tchnology and Equipment, 2010,(3):64-65, 68.

(责任编辑 王卫勋)