

文章编号 1004-924X(2011)10-2478-07

基于聚类分析与支持向量机模型的缸盖座圈图像判别

张仁杰^{1*}, 庄松林¹, 臧道青²

(1. 上海理工大学, 上海 200093; 2. 上海通用汽车有限公司, 上海 201206)

摘要:为在生产现场及时检测出发动机缸盖气门座圈未被压装到位的情况,采用蚁群聚类算法对状态各异的缸盖气门座圈缝隙图像进行合理归类,并在聚类基础上推演相关支持向量机(SVM)模型实现检测的早期分流,从而提高现场运行速度与检测判别性能。首先,分析缸盖座圈缝隙图像差异,确定体现检测图像宏观特征的观测点,采用聚类数目未知时的蚁群聚类算法确定基本分类估计。然后,对不同来源的缸盖所表现出的差别变异,通过聚类数目已知时的蚁群聚类算法推演例外的新类,借此自动覆盖所有可能出现的多种情况,以便在测试快速判别检测样本的归属。另外,借助聚类结果提示选取区分度高的样本,确定相关的 SVM 模型,将明确属于合格的多数缸盖从待检测队列中分流出去,从而显著提高整体检测的速度。实际测试表明,采用本方法所构成的检测装置错判率误差小于 0.5%,不可容忍错判率为零,可满足工业生产现场检测的需要。该方法对状态各异以及多变图像的处理具有参考价值。

关键词:发动机缸盖;图像处理;蚁群算法;聚类分析;支持向量机

中图分类号:TP391;TM32 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111910.2478

Estimation of gap width of cylinder socket sleeve based on clustering analysis and SVM

ZHANG Ren-jie^{1*}, ZHUANG Song-lin¹, ZANG Dao-qing²

(1. *University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;*

2. *Shanghai General Motors Corporation Limited, Shanghai 201206, China*)

** Corresponding author, E-mail: zhangrj@usst.edu.cn*

Abstract: To detect if the alloy steel socket sleeve is built in a correct location, an incorporated method for image clustering via the ant colony optimization algorithm and the character differentiation model based on the Support Vector Machine(SVM) was proposed to improve the detection speed and estimation reliability. Firstly, the observation stamps about all of the images were determined according to the differential analysis between each type of the gap images. Then, the first turn of ant colony algorithm for the clustering number unknown was conducted to ascertain the number of basic sorts, and the second turn of ant colony algorithm for the clustering number known was performed to conclude the exceptional sort for the gap images from the another source. Therefore, the every possible states could be covered with the developed differential program. Furthermore, an advanced distributary method based on SVM model was adopted to increase the estimation speed *etc.* The experiment results

收稿日期:2010-12-27;修订日期:2011-02-12.

基金项目:上海市教育委员会重点学科建设资助项目(No. J50505)

in production line indicate that the mis-estimated error ratio is less than 0.5% and the irretrievable error is near zero. The instrumentation equipped with above technique can meet the need of industry application well.

Key words: engine cylinder cover; image processing; ant colony algorithm; clustering analysis; Support Vector Machine(SVM)

1 引言

为减轻汽车的整体重量,发动机的主体与缸盖多采用铝合金铸成。但铝合金的硬度与耐磨性能较差,为此,需要在关键工作部位嵌入硬度与耐磨性能好的合金钢件。发动机缸盖进排气门孔处嵌套的合金钢座圈就是典型的范例。

嵌入的合金钢座圈与发动机缸盖上的气门孔设计为较大过盈配合,工序中采用气门座圈压装机将合金钢座圈压入缸盖的气门孔,然后再对合金钢座圈进行车削研磨等加工。

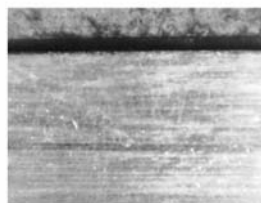
发动机缸盖气门孔座圈在压装工序中,有时会产生未被压装到位情况。表现为座圈与缸盖孔肩端面的缝隙过大、座圈与缸盖孔肩端面之间有金属屑填充、座圈在缸盖孔中倾斜等。这些缺陷易导致发动机产生质量问题。

一般情况下,采用工作班次首件目视检查的方式确认压装机工作是否正常,比较严格时采用手持 $5\ \mu\text{m}$ 塞尺折片,绕缝隙处塞划一周,若发现有塞尺片可挤入的缝隙,即为压装不到位情况。由于发动机缸盖气门座圈压装的生产节拍较快,而且又处于气门内孔之中,由检验人员直接目视观察判断难度较大;而用塞尺折片又易因操作不当致塞尺折片错过缝隙而产生漏检。因此,本文研究开发了探入式光电检测装置,通过获取座圈缝隙的图像实施检测,从而及时将缝隙宽度超差等有缺陷的缸盖从生产流水线上剔除。

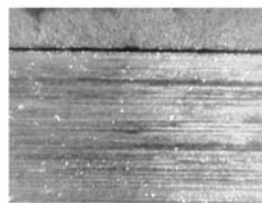
2 检测图像差异引入的困难

状态各异的缸盖座圈缝隙图像如图1所示。

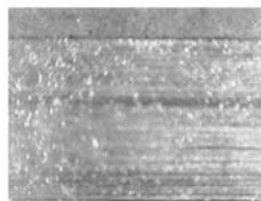
当缸盖与座圈材料、加工纹理、缝隙位置与光照方向等条件在一定规范内时,座圈与缸盖间的缝隙较易辨别,但也经常出现类似缝隙的阴影条



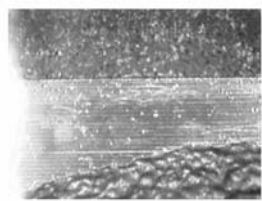
(a) 宽缝隙
(a) Oversize gap



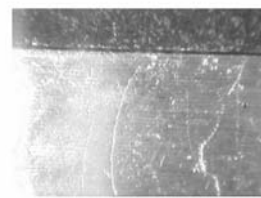
(b) 窄缝隙
(b) Narrow gap



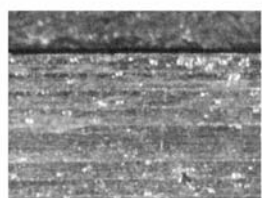
(c) 近零缝隙
(c) Near zero gap



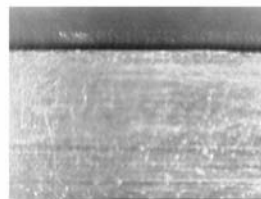
(d) 纹理复杂
(d) Complicated veins



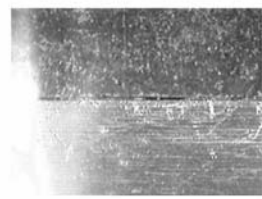
(e) 座圈暗
(e) Tenebrous sleeve



(f) 缸盖与座圈均暗
(f) Tenebrous sleeve and seat



(g) 座圈缺失
(g) No sleeve



(h) 缝隙有屑
(h) Scraps in gap

图1 状态各异的缸盖座圈缝隙图像
Fig.1 Part of various modalities of images

影响辨识与检测。

图 1 中(a)、(b)、(c)分别为宽缝隙、窄缝隙、近零缝隙的典型情况。当缸盖与座圈材料、加工纹理、缝隙位置与光照方向等条件随实际情况变动时,座圈与缸盖间的缝隙,相对周围的背景关系比较复杂。

图 1 中(d)、(e)、(f)分别为缸盖表面纹理复杂、单纯座圈反光差、缸盖与座圈反光均差的情况。图 1 中(g)、(h)则分别为座圈缺失、座圈缝隙有金属屑填充的情况,这极易与(a)、(e)的情况混淆。

由于工业生产现场各种因素的影响,实际获取的座圈与缸盖图像的各种情况,远较图 1 所示状况的种类繁多。

学术界曾努力采用同一个辨识算法,对状况各异的座圈缝隙图像实施检测,误判率高达 3.3%。特别是当被检测的缸盖批次不同时,误判率更为显著。

实验研究表明,针对各种状况的图像,须采用不同的辨识算法处理之。而采用不同的辨识算法的基本前提,则是对样本图像的合理分类。

3 采用蚁群算法对检测图像聚类

蚁群算法^[1-3]本质上是一种模拟进化算法,结合了分布式计算、正反馈机制和贪婪式搜索算法的优点,在搜索过程中不易陷入局部最优。即使在所定义的适应函数不连续、非规则或有噪声的情况下,也能以较大的概率发现最优解。同时贪婪式搜索有利于快速找出可行解^[4-6]。针对本课题检测图像样本形态繁多的困难,实施合理分类比较可行。

3.1 聚类数目未知时的蚁群算法

对前期研究存档的 $N=176$ 个代表性座圈缝隙图像样本,若以目视直观判别,部分样本的归类特征比较明显,粗看可归结为 10 个左右的类别;而另一部分样本特征差异离散,较难归入这一类还是那一类,细审起来总体 30 个类别也难概括全部。为提高辨识算法的针对性,须确定性地将各种样本归到有限的 M 个类。 M 终为何值,可根据辨识软件内在联系机理需要所确定的表现特征,经过不断收敛的聚类递推过程确定。

本课题聚类分析的首要工作是确定样本的表

现特征^[7-8]。为此,在目视观察的基础上,结合辨识软件的针对性对策等,将每个样本图像按长与宽均匀分割为 $n=4 \times 3=12$ 个网格,并以每个网格的灰度双域质心距与纹理结构比为聚类表现特征。

因此,本课题所获取的代表性训练样本集 $\{X\}$,包含的样本数 $N=176$ 个,即有样本集 $\{X_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 。每个样本特征数 $n=12$ 个。则包含样本特征描述的样本矢量集为 $X = \{X_i | X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})\}, (i=1, 2, \dots, N)$ 。其中 x_{i1} 为第 i 个样本的第 1 个特征描述,依此类推。将每个样本视为具有不同属性的蚂蚁,将聚类中心视为蚂蚁要寻找的期望目标。如此,聚类按下述过程实现。

(1)初始分配 N 个样本(蚂蚁)各自为一类 $(\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N)$ 。此时的聚类个数 $M=N$ 。随着迭代过程推进中 N 个样本(蚂蚁)间的不断会聚,聚类数目将从初始的 $M=N$ 个不断减少,每个聚类 ω_i 中的样本(蚂蚁)数目也将从初始的 1 个逐步增加到 N_i 个。

(2)计算聚类中心。第 i 个聚类 ω_i 中心向量

$$\overline{\mathbf{X}}^{\omega_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} \mathbf{X}_k \quad (\mathbf{X}_k \in \omega_i),$$

第 i 个聚类 ω_i 到第 j 个聚类 ω_j 之间的欧式距离

$$d_{ij} = \|\overline{\mathbf{X}}^{\omega_i} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_j}\| = \sqrt{\sum_{s \in S} (\mathbf{X}^{\omega_i} - \mathbf{X}^{\omega_j})^2}.$$

(3)计算 t 时刻第 i 个聚类 ω_i 归并到第 j 个聚类 ω_j 的信息素

$$\tau_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & d_{ij} \leq r \\ 0, & d_{ij} > r \end{cases},$$

其中 $r = A + d_{\min} + (d_{\max} - d_{\min})B$ 为聚类半径, $d_{\min} = \min(d_{ij}), d_{\max} = \max(d_{ij}), A, B$ 为与研究对象有关的常数参量。

(4)计算第 i 个聚类 ω_i 归并到第 j 个聚类 ω_j 的概率

$$p_{ij}(t) = \frac{\tau_{ij}^{\alpha}(t) \eta_{ij}^{\beta}(t)}{\sum_{s \in S} \tau_{is}^{\alpha}(t) \eta_{is}^{\beta}(t)} \quad (j = 1, \dots, M),$$

其中 $S = \{s | d_{sj} \leq r, s = 1, 2, \dots, j-1, j+1, \dots, M\}, s$ 为某聚类 ω_s 的标号, S 为到第 j 个聚类 ω_j 距离小于等于 r 的所有聚类标号的集合, M 为当前的总聚类个数, η_{is} 为相关权重参数。

(5)判别归并。设 p_0 为转移界定概率值,判

断若 $p_j(t) \geq p_0$, 则 ω_i 归并到 ω_j 的邻域之中, 总聚类个数 M 减 1。

(6) 得出结果。判断若有归并, 从款(2)开始继续迭代; 若无归并, 则聚类递进完成, 停止循环。

经对 $N=176$ 个样本的聚类归并, 形成 $M=6$ 种缸盖座圈缝隙图像样本类。上述聚类迭代的收敛, 一方面获得了合理的分类结果, 另一方面也间接证明了对本课题样本图像特征点提取的有效性。

通过分析这 6 类样本的特点, 可对应编制 6 种缝隙辨识与检测软件。

3.2 聚类数目已知时的蚁群算法

上述的 6 种缝隙辨识与检测软件, 对 176 个代表性训练样本可较准确地实施测试。但在实际生产现场, 由于各种因素引起的样本随机性, 常常会遇到 176 个典型样本之外的情况。这些新出现的样本, 有的可以归结到 6 个已确定类别中处理, 有的不论归结到 6 个类中的哪一个, 都不能实现较准确的检测。对此, 还须解决的问题是: 新产生样本中的哪些应归到 6 类中的哪一类, 哪些不能归到 6 类中的任何一类, 而必须归结到 1 个或多个新的类。这种情况, 在遇到来自不同加工单位、以及采用不同材料的缸盖时, 问题尤其突出。为解决此问题, 尝试采用聚类数目已知的蚁群算法对新累积的样本实施二次聚类^[9-11]。

经实验获取的新产生样本集 $\{X\}$, 包含的样本数 $N=161$ 个, 即有样本集 $\{X_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 。给定已知模式分类数 $M=6$ 个, 即有模式分类集 $\{S_j, j=1, 2, \dots, M\}$ 。每个样本特征数 $n=12$ 个。取蚁群的蚂蚁数 $m=200$ 个, 每只蚂蚁的解集对应一种将 $N=161$ 个样本分归为 $M=6$ 个聚类的方案。二次聚类按下述过程实现。

(1) 初始设定每只蚂蚁的解集为随机状态; 初始化信息素矩阵为一较小数值 $\tau_0=0.01$ 。设定信息素蒸发参数 $\rho=0.1$, 则 $1-\rho=0.9$ 为信息素轨迹的衰减系数; 设定根据产生的随机数转换分界值 $q=0.5$; 根据产生的随机数实施局部搜索调整阈值 $p_{ls}=0.05$ 。

(2) 计算每个蚂蚁的 M 个模式分类(聚类)中的样本, 到各聚类中心的距离之和

$$J_k(\omega, c) = \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{N_j} \sum_{p=1}^n \omega_{ij} \|x_{ip} - c_{jp}\|^2 \quad (k=1, \dots, m),$$

其中 j 为模式分类(聚类)序号, $j=1, 2, \dots, M$,

M 为模式分类(聚类)总数; i 为第 j 个模式分类(聚类)中的样本序号, $i=1, 2, \dots, N_j, N_j$ 为第 j 个模式分类(聚类)中的样本总数; p 为每个样本的特征序号, $p=1, 2, \dots, n, n$ 为每个样本的特征总数; x_{ip} 为第 i 个样本的第 p 个特征(属性)。而 c_{jp} 为第 j 个模式分类(聚类)中心的第 p 个属性且

$$c_{jp} = \frac{\sum_{i=1}^{N_j} \omega_{ij} x_{ip}}{\sum_{i=1}^{N_j} \omega_{ij}} \quad (j=1, \dots, M; p=1, \dots, n),$$

其中

$$\omega_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若样本 } i \text{ 属于 } j \text{ 类} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$(j=1, \dots, M; i=1, \dots, N_j)$

(3) 根据信息矩阵调整所有 $m=200$ 只蚂蚁的解集, 实施蚁群更新迭代。

迭代中首先一次性获取 m 只蚂蚁 $\times N$ 个样本 $= 200 \times 12$ 个数值为 $0 \sim 1$ 的随机数的矩阵 $r(k, i)$ 。然后将第 k 只蚂蚁对应 $r(k, i) < q=0.5$ 的样本 i , 按照信息素矩阵第 i 个样本对应的 M 个信息素值 τ_{ij} , 拣最大的 τ_{ij} 所对应的模式分类(聚类), 将该样本归于这一类中。

若 M 个信息素值 τ_{ij} 为等值, 可进一步获取随机数按款前述方式决定归属方向。

将第 k 只蚂蚁对应 $r(k, i) \geq q=0.5$ 的样本 i , 按照递增转换概率归类。首先求样本 i 转换到第 j 类的相对概率

$$p_{ij} = \frac{\tau_{ij}}{\sum_{l=1}^M \tau_{il}} \quad (j=1, \dots, M) \quad \sum_{j=1}^M p_{ij} = 1,$$

递增转换概率为

$$P_{ij} = \sum_{l=1}^j p_{il} \quad (j=1, \dots, M),$$

然后获取一数值为 $0 \sim 1$ 的随机数 r_p , 将 r_p 依次与 $P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iM}$ 比较, 把样本 i 归属到第一个满足 $P_{ij} > r_p$ 所对应的类。如此, 得出 200 只蚂蚁的新解集。

随后, 重新计算目标函数值 $J_k(\omega, c)$, 即每个蚂蚁的 M 个模式分类(聚类)中的样本, 到各聚类中心的距离之和。

(4) 根据目标函数排序实施局部搜索迭代。

将全部 $m=200$ 只蚂蚁的目标函数值 $J_k(\omega,$

c)按升序排列,对具有较小目标函数值的前 $L=3$ 只蚂蚁的解集进行局部搜索。对前 $L=3$ 个蚂蚁的每个解集,一次性获取样本数 $N=161$ 个数值为 $0\sim 1$ 的随机数的矩阵 $r(i)$ 。若某个 $r(i) < p_s = 0.05$,则该序号为 i 的样本应被重新归属到其它类。可选择与该样本距离最短的模式分类(聚类),为该样本的新归属类。重新计算该蚂蚁的 M 个模式分类(聚类)中的样本,到各聚类中心的距离之和。若比原解集的目标函数值小,保留之;否则,恢复原状。

(5)更新信息素矩阵。

执行完局部搜索迭代后,利用前 $L=3$ 只蚂蚁的解集,对信息素矩阵表实施更新。信息素更新表达式为

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k=1}^L \Delta\tau_{ij}^k, \\ (i=1, \dots, N; j=1, \dots, M)$$

其中, $\rho(0 < \rho < 1)$ 为信息素蒸发参数,前已设定 $\rho = 0.1$; $\tau_{ij}(t)$ 为样品 i 与类 j 在 t 时刻(即第 t 轮迭代时)的信息素浓度。设 $J_k(\omega, c)$ 为第 k 只蚂蚁解集的目标函数值,若第 k 只蚂蚁解集中的第 i 个样本属于 j 类,则 $\Delta\tau_{ij}^k = Q/J_k(\omega, c)$, 否则 $\Delta\tau_{ij}^k = 0$ 。这里 Q 可为根据命题范畴设定的常量参数^[12]。

(6)判定结果。若已完成预定迭代次数,或最近 3 次迭代已经不能进一步减小目标函数值时,停止迭代循环。将目标函数值最小的解作为最优结果。否则,返回到款(2),进行下一轮迭代运算。

二次聚类分析,一般在实际运行中积累了相当多偏差样本后实施,以便确定哪些样本应考虑归结到新设定的第 $M+1$ 个聚类中去。也即对哪些样本应增设新的辨别检测软件。

3.3 蚁群算法聚类效果实例

根据二次聚类分析确定的基本结果,集中开发的 6 种有针对性的辨识检测算法,可对实际检测中遇到的样本分别进行分析,得出缸盖气门座圈缝隙是否超差的判别结论。

表 1 为对前述 $N=176$ 的存档样本集采用蚁群算法聚类,与按直观判别实施分类的比较。其中自适应样本为按所归类处理能得出清晰结果的;错归类样本为按所归类难以处理,而按另外类处理反能得出清晰结果的;判别正确为对缝隙超差与否的最终判定。由此可见蚁群算法聚类效

果显著。

表 1 蚁群算法与直观分类效果比较

Tab. 1 Comparison between ant colony algorithm and intuition differentiate

表征项目	直观判别	蚁群算法
分类数 M	6	6
自适应样本数 N_a	137	176
错归类样本数 N_u	21	3
判别正确率 P	87.5%	98.3%

4 分类判别前的初检分流

为提高生产线上的判别检测速度,考虑到正常工艺条件下,大多数被测缸盖气门座圈缝隙属于接近零的正常情况,可事先将缝隙宽度明显为零或接近零的工件直接分流到不需对其宽度进行分类检测的合格群中。为保证分到合格群中工件的缝隙宽度肯定近零,可允许弃真错判(将座圈缝隙宽度正常判为超差),但决不允许取伪错判(将座圈缝隙宽度超差判为正常)。因前者可在后续缝隙宽度具体检测中纠正,而后者混进合格群中则再无机会剔除。

由此,采用支持向量机(SVM)判别模型^[13-15],运用聚类后的各类中心向量的提示,推演 SVM 所需的支持向量,构建 SVM 判别函数。实现对缝隙宽度接近零的工件的及早分流。

选择 $d=8$ 的典型图像样本集 $X = \{X_i | X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in},)\}, (i=1, 2, \dots, d)$ 。其中 x_{i1} 为第 i 个样本的第 1 个特征描述,依此类推。这 8 个样本中,4 个取自于间隙严格近零的工件,其群值期望设为 $y=1$;另 4 个取自于间隙明显超差的工件,其群值期望设为 $y=-1$ 。

如此选定的样本集,在 n 维空间是线性可分的。因此,可以不做非线性映射,也不必考虑核函数选择。需要解决的只是 n 维空间的最优分类超平面的权系数向量 ω^* 和分类(群)域值 b^* 。为保证正确的分类和必要的分类间隔,应满足

$$\left. \begin{aligned} x_r^T \cdot \omega + b &\geq 1, y=1 \quad (r=1, \dots, d) \\ x_r^T \cdot \omega + b &\leq -1, y=-1 \quad (r=1, \dots, d) \end{aligned} \right\} \text{或}$$

$$y_r(x_r^T \cdot \omega + b) - 1 \geq 0 \quad (r=1, \dots, d)$$

此时最大化分类间隔等价于在上式约束下的最小

化函数

$$\Phi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \frac{1}{2} \langle \omega, \omega \rangle$$

或为求解相关的 Lagrange 函数的最小值。即

$$L = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 - \sum_{r=1}^d \alpha_r y_r (\mathbf{x}_r^T \cdot \omega + b) + \sum_{r=1}^d \alpha_r,$$

其中, $\alpha_r > 0$ 为 Lagrange 系数。该问题亦即求解在给定约束下关于 α_r 的最大值问题

$$\begin{cases} \sum_{r=1}^d y_r \alpha_r = 0, \alpha_r \geq 0, (r = 1, \dots, d) \\ W(\alpha) = \sum_{r=1}^d \alpha_r - \frac{1}{2} \sum_{r,s=1}^d \alpha_r \alpha_s y_r y_s \langle \mathbf{x}_r, \mathbf{x}_s \rangle \end{cases}$$

解得最优 α_r^* 后,则有

$$\omega^* = \sum_{r=1}^d \alpha_r^* y_r \mathbf{x}_r, b^* = \frac{1}{y_i} - \langle \omega^*, \mathbf{x}_i \rangle,$$

其中 \mathbf{x}_i 为特定的支持向量。根据 KKT 条件,该优化问题必须满足

$$\alpha_r \{ [\mathbf{x}_r^T \cdot \omega + b] y_r - 1 \} = 0, (r = 1, \dots, d).$$

故有最优 SVM 分类(群)决策函数

$$f(x) = \text{sgn} \left\{ \sum_{r=1}^d y_r \alpha_r^* \cdot \langle \mathbf{x}_r, \mathbf{x}_s \rangle + b^* \right\}.$$

参考文献:

- [1] MARTENS D, BACKER M D, HAESSEN R, et al.. Classification with ant colony optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2007, 11(5): 651-665.
- [2] MOHD M M. Articulated robots motion planning using foraging ant strategy[J]. *Journal of Information Technology*, 2008, 20(4): 163-181.
- [3] BLEM C. Beam-ACO hybridizing ant colony optimization with beam search[R]. Technical Report TR/IRIDIA/2003-17, 2003.
- [4] PICARD D, CORD M, REVEL A. Image retrieval over networks: Active learning using ant algorithm [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2008, 10(7): 1356-1365.
- [5] RUSEL R A, CHIANG W C. Scatter search for the vehicle routing problem with time windows [J]. *European Journal for Operations Research*, 2006, 169(2): 606-622.
- [6] NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S, RASHEDI

根据上述结果构成的检测算法,经实验室对 176+161=337 幅典型代表样本图像试用,初检分流差错率为 1.9%,若不计弃真错判则差错率为 0。

5 结 论

本文提出了基于聚类分析和 SVM 模型的图像判别方法,将采用该判断方法的自适应检测装置在生产线上试用,连续 11 个工作日共检测缸盖 6 973 件,检出座圈缝隙宽度超差 163 件。其中经线下手工复检认定确为超差的 141 件;经线下手工复检判为正常仍返还正品序列的 21 件。将超差件误判为正常件的情况没有发生。由此得总体判断正确率为 99.7%;弃真错判率为 0.3%;取伪错判率为 0。所采用的有关方法可满足工业现场检测的要求。上述有关研究内容,可为对状态各异以及多变图像的处理提供有针对性的借鉴或参考。

E. Edge detection using ant algorithms [J]. *Soft Computing*, 2006, 10(7): 623-628.

- [7] 陈华,叶东,陈刚,等. 遗传算法的数字图像相关搜索法[J]. *光学精密工程*, 2007, 15(10): 1633-1637.
- CHEN H, YE D, CHEN G, et al.. Digital image correlation search method based on genetic algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(10): 1633-1637. (in Chinese)
- [8] 杨晓敏,吴炜,卿粼波,等. 图像特征点提取及匹配技术[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(9): 2276-2282.
- YANG X M, WU W, QING L B, et al.. Image feature extraction and matching technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(9): 2276-2282. (in Chinese)
- [9] PARPINELLI R S, LOPES H S, FREITAS A A. Data mining with an ant colony optimization algorithm [J]. *IEEE Transaction on Evolutionary Computation*, 2002, 6(4): 321-332.
- [10] AKASHI M. A comparison of support vector machine and different artificial neural networks [J]. *Energy Conversion & Management*, 2009, 50(1):

236-239.

- [11] DONATI A V, MONTEMANNI R, CASAGRANDE N, *et al.*. Time dependent vehicle routing problem with a multi ant colony system[J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 185(3): 1174-1191.
- [12] DORIGO M, BIRATTARI M, STÜTZLE T. Ant colony optimization: Artificial ants as a computational intelligence technique[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, 1(4):28-39.
- [13] 姚富光, 钟先信, 唐向阳. 异物在线识别中一类支持向量机机理及实现[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(4):937-942.
- YAO F G, ZHONG X X, TANG X Y. Mechanism and implementation of one class support vector machines in fast foreign real-time recognition [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(4):937-942.
- (in Chinese)
- [14] 张晓平, 刘桂雄, 周松斌. 利用最小二乘支持向量机实现无线传感器网络的目标定位[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(11):2407-2412.
- ZHANG X P, LIU G X, ZHOU S B. Target localization based on LSSVR in wireless sensor networks[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(11): 2407-2412. (in Chinese)
- [15] 黄吉东, 王龙山, 李国发, 等. 基于最小二乘支持向量机的外圆磨削表面粗糙度预测系统[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(9):2060-2068.
- HUANG J D, WANG L SH, LI G F, *et al.*. Prediction system of surface roughness based on LS-SVM in cylindrical longitudinal grinding[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(9):2060-2068. (in Chinese)

作者简介:



张仁杰(1956—),男,山东青岛人,教授,1982年、1989年于上海机械学院分别获学士、硕士学位,主要从事测试技术与仪器、信号与信息处理等方面的研究。E-mail: zhangrj@usst.edu.cn



庄松林(1940—),男,江苏无锡人,教授,院士,1962年于复旦大学获硕士学位,1982年于美国宾夕法尼亚州立大学获博士学位,主要从事应用光学、光学工程和光电子技术等方面的研究。E-mail: zhuangsl@usst.edu.cn



臧道青(1960—),男,上海人,高级工程师,1982年于上海机械学院获学士学位,主要从事汽车测试技术与仪器、汽车生产在线检测技术等方面的研究。E-mail: daoqing_zang@shanghaigm.com