

大口径光学元件表面灰尘与麻点自动判别^{*}

李 璐, 杨甬英, 曹 频, 严 路, 王世通, 陈晓钰, 沈亦兵, 刘 东

(浙江大学 现代光学仪器国家重点实验室, 杭州 310027)

摘 要: 在大口径光学元件表面疵病初检时, 灰尘和麻点由于形态类似, 不易区分。针对该问题, 提出了一种基于模式识别理论的灰尘麻点判别方法。该判别方法以既有的疵病检测系统为基础, 根据灰尘麻点的暗场成像特点, 选取了合适的特征并根据因子分析理论对特征进行变换, 最后基于贝叶斯判别原理对灰尘麻点进行区分。采用自制定标板建立了灰尘麻点训练样本库, 并进行多组实验, 选取了合适的判别函数, 最后进行了对未知样品表面灰尘麻点的区分。实验结果表明, 该判别方法的正确率可以达到95%以上。目前此判别方法已经用于惯性约束聚变系统中大口径光学元件表面灰尘与麻点自动区分。

关键词: 表面疵病; 灰尘; 麻点; 模式识别; 因子分析; 贝叶斯判别

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **doi:**10.3788/HPLPB201426.012001

在惯性约束聚变系统中, 需要采用大量高精度大口径光学元件。这些光学元件表面存在的划痕、麻点、碎边等疵病将严重影响整个系统的正常运行, 故而对表面疵病进行精密检测^[1-3]。在对大口径光学元件表面进行初检时, 元件表面的灰尘由于形态与麻点类似, 容易造成误判, 从而降低了整个疵病检测系统的可靠性。目前, 国际上区分灰尘及麻点的方法主要有阴影法和激光三维扫描法。美国密歇根大学 Liao Yi 等人采用阴影法区分机械加工面的残留污垢和凿孔, 达到了较好的效果, 但是精度限制在亚毫米量级^[4]; 激光三维扫描区分硅片表面灰尘和麻点, 精度较高, 但数据量庞大, 后续处理复杂, 不适用于大口径元件^[5]。关于灰尘和麻点的区分, 国内鲜见相关研究报道。模式识别理论目前已广泛应用于生物学、心理学、机器视觉、人工智能等科学领域^[6]。美国 LLNL 采用模式识别的方法分析国家点火装置(NIF)的终端光学检视系统(FODI)所获取的暗场疵病图像, 滤除硬件反光等非缺陷性特征, 并将继续在此系统和光学检测系统(OI)的数据分类、优化中应用模式识别技术^[7]。国内范勇等人采用模式识别的方法对疵病图像中的划痕和麻点进行区分, 达到了较好的效果^[8]。本文在已建立起的基于暗场散射成像的大口径精密光学元件表面疵病检测系统的基础上, 提出了一种基于模式识别的灰尘麻点判别方法。

1 表面疵病检测系统

1.1 系统组成

基于暗场散射成像的大口径精密光学元件表面疵病检测系统^[9-10]如图1所示, 系统硬件部分主要由光源、显微成像系统和移导系统组成。由多束高亮度、高均匀性发光二极管(LED)排布而成的环形光源可实现对被测大口径光学元件的无盲点照明。采用暗场成像方式, 接收疵病的散射光, 可以观察到普通明场看不见的物体, 突破显微镜的分辨极限^[11]。电荷耦合元件(CCD)接收得到的图像是暗背景下的疵病亮像, 对比度很好, 适合图像处理。由于被测光学元件口径较大而显微镜视场有限, 本系统通过移导系统对样品进行 xy 方向移动获取子孔径图像, 经子孔径图像拼接后得到完整的元件表面疵病信息^[12]。

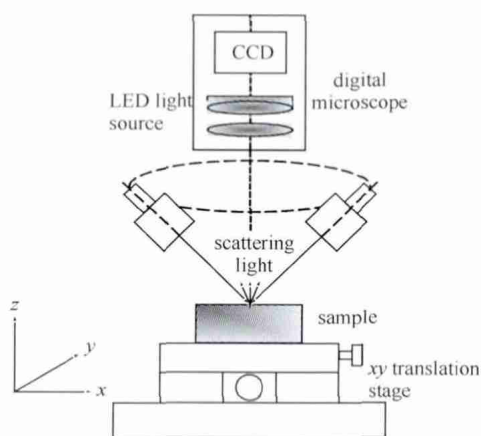


Fig. 1 Layout of surface defects evaluation system
图1 疵病检测系统图

^{*} 收稿日期:2013-04-19; 修订日期:2013-08-13

基金项目:国家科技重大专项(0205010803.18);中央高校基本科研业务费专项资金项目(2013QNA5006)

作者简介:李 璐(1990—),女,硕士研究生,从事光学精密检测研究;lilu_sunny@163.com。

通信作者:杨甬英(1954—),女,教授,博导,主要从事光学精密检测、纳米测试方面的研究;chuyyy@hznc.com。

1.2 灰尘麻点区分的必要性

在对大口径光学元件进行初检时,被检元件表面往往不可避免地会粘有灰尘。即使采用净化台等装置,体积较小的灰尘(如直径小于 $30\ \mu\text{m}$)仍附着在元件表面,不易去除。由于灰尘尺寸过小并且暗场成像背景灰度值几乎为零,无法采用如前所述的阴影法加以区分。

虽然灰尘和麻点在形态、材质方面有非常多的不同,但在采用已有的疵病检测系统时,如图 2 所示,元件表面的麻点(图 2(a))和灰尘(图 2(b))在环形光源的照明下,均会激发出散射光,并在 CCD 上成像。由于灰尘和麻点均为点状,暗场成像所得灰度图像很类似,所以,需要根据所得图像对其中的灰尘和麻点进行区分,以避免误判,提高疵病检测系统的可靠性。在实际的区分过程中,主要根据灰尘和麻点的灰度特征与形态学特征的不同进行判别:在灰度特征上,麻点为凹穴,灰尘为突起,平行光照射在麻点和灰尘上时,如图 2 所示,由于没有遮挡,灰尘的散射光强于麻点;在形态学特征上,麻点一般是研磨后残留的沙痕,由于精密加工时研磨颗粒为圆滑的球形,麻点形状大多较为规则,而灰尘由于形成原因复杂,形状更加多变。



Fig. 2 Schematic of scattered lights of dig and dust

图 2 麻点灰尘散射示意图

2 自动判别方法

2.1 基本原理

本文拟采用一种基于模式识别的方法区分灰尘和麻点。比较被测样品的特征与训练样本库的特征,根据相似度的高低来判定类别。在建立模式识别模型的过程中,关键部分是训练样本库的建立和判别函数的选取。本文模式识别的模型建立框图如图 3 所示。采用二元光学制作的定标板上刻蚀不同大小、深度的麻点样本。为了得到灰尘样本,将定标板在实验条件下放置一段时间。利用已有的疵病检测系统采集定标板麻点及灰尘的图像后,对图像进行预处理并提取出点状疵病的形态学及灰度特征,建立初始的灰尘麻点训练样本库。接着对初始训练样本库进行分析,将原始特征变换成一组新特征,从而得到优化后的训练样本库。在选取判别函数时,采集已标记灰尘麻点的样品的疵病灰度图像并进行预处理,然后对点状疵病提取变换后的形态学及灰度特征,得到已标记样品的特征矩阵。将此特征矩阵和训练样本库同时输入模式分类模块中,分析得到分类结果,比较分类结果和已标记的样品上的真实分类情况,计算正确率。在模式分类部分采用不同的判别函数,选用正确率最高的作为最终的判别函数。

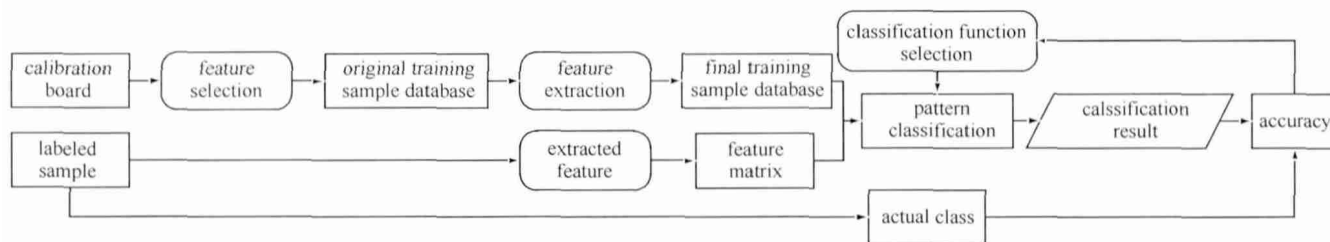


Fig. 3 Flow chart of pattern recognition model

图 3 模式识别模型原理框图

模型建立完成后,在对待测样品进行检测时,比较待测样品的特征矩阵和训练样本库,采用选取的判别函数进行模式分类,即可得到分类结果。

根据以上叙述,主要研究内容可以分为模式分类、特征提取和特征变换 3 部分。模式分类是其中最主要的内容,即将被测样品分到特定模式类别中。首先由定标板建立训练样本库,然后根据训练样本库寻找合适的判

别函数,最后可以对一个未知的新对象分析特征,判定类别。特征提取部分通过分析各个类别的对象的特点,选取合适的原始特征。为了提高计算机的运行效率并提高分类的可靠性,还需要对提取的原始特征进行变换。

2.2 贝叶斯判别

相比于一般的模式分类方法,贝叶斯判别法具有识别度高、判别结果误判率可估计等优点。贝叶斯判别先用一个先验概率来描述已知分类的样本,然后通过样本来修正先验概率,得到后验概率,最后基于后验概率进行判别。

根据概率统计中的贝叶斯定理,得到后验概率可表示为^[13]

并非朴素贝叶斯

朴素:假设各个特征之间相互独立

$$P(\omega_i | \mathbf{X}) = \frac{P(\mathbf{X} | \omega_i)P(\omega_i)}{\sum_{j=1}^2 P(\mathbf{X} | \omega_j)P(\omega_j)}, \quad i = 1, 2, \dots \quad (1)$$

式中: ω_i 表示不同的类别空间; $P(\omega_i)$ 表示不同类别的先验概率值; $\mathbf{X} = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$, 为样本的 n 维特征向量; $P(\mathbf{X} | \omega_i)$ 表示类概率密度函数。

在实际问题中,统计数据往往满足正态分布规律,故而类条件概率密度函数可以采用多维变量的正态密度函数来模拟

$$P(\mathbf{X} | \omega_i) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\mathbf{S}_i|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_i})^T \mathbf{S}_i^{-1}(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_i})\right] =$$

$$-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_i})^T \mathbf{S}_i^{-1}(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_i}) - \frac{n}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{S}_i| \quad (2)$$

式中: $\mathbf{S} = E[(\mathbf{X} - \overline{\boldsymbol{\mu}})(\mathbf{X} - \overline{\boldsymbol{\mu}})^T]$, 为 n 维协方差矩阵, $\overline{\boldsymbol{\mu}} = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$, 为 n 维均值向量, E 为随机变量的期望值; $|\mathbf{S}|$ 是 \mathbf{S} 的行列式; $\overline{\mathbf{X}}^{\omega_i}$ 为 ω_i 类的均值向量。

对于两类分类问题,决策面上有

$$P(\omega_1 | \mathbf{X}) = P(\omega_2 | \mathbf{X}) \quad (3)$$

将式(2)代入式(3),可以求得判别函数

$$h(\mathbf{X}) = P(\mathbf{X} | \omega_1)P(\omega_1) - P(\mathbf{X} | \omega_2)P(\omega_2) =$$

$$-\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_1})^T \mathbf{S}_1^{-1}(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_1}) + \frac{1}{2}(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_2})^T \mathbf{S}_2^{-1}(\mathbf{X} - \overline{\mathbf{X}}^{\omega_2}) - \frac{1}{2} \ln \frac{|\mathbf{S}_1|}{|\mathbf{S}_2|} + \ln \frac{P(\omega_1)}{P(\omega_2)} \quad (4)$$

根据式(4)中 \mathbf{S}_1 和 \mathbf{S}_2 求解方法的不同,可以分为线性判别函数和二次判别函数,再根据是否采用对角矩阵作为协方差矩阵的估计,又把线性判别函数和二次判别函数分别分为两类,故贝叶斯判别函数共包括 4 种。

选取合适的判别函数后,计算出每个样本相对于决策面的位置,即可对样本进行分类。

2.3 因子分析

由于检测效率在大口径光学元件表面疵病的评价中非常关键,所以在程序设计中,需要尽量提高程序运行速度。因子分析是采用较少个数的彼此不相关公共因子来表达原始多维变量的特征变换方法,可以合理解释原变量之间相关性并降维。因子分析具有能快速地对大量数据进行处理,并能同时处理许多因素相互影响的复杂体系等优点,因此本文采用因子分析的特征选变换方法,对灰尘麻点的特征进行降维,从而减少贝叶斯判别部分的数据量。

建立因子分析的数学模型。样本的 n 维特征向量表示 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, y_3, \dots, y_n]^T$, 均值 $\boldsymbol{\mu} = [\mu_1, \mu_2, \mu_3, \dots, \mu_n]^T$ 。

因子分析的矩阵形式为

$$\mathbf{Y} = \boldsymbol{\mu} + \mathbf{A}\mathbf{f} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (5)$$

式中: $\mathbf{f} = [f_1, f_2, f_3, \dots, f_m]^T$, 为公共因子; $\mathbf{A} = [a_{ij}]_{n \times m}$ 为因子载荷阵,表示变量 \mathbf{Y} 在 \mathbf{f} 上的载荷, $\boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \dots, \varepsilon_n]^T$ 为特殊因子。因子分析的具体模型可以表示为

$$\begin{cases} y_1 = \mu_1 + a_{11}f_1 + a_{12}f_2 + \dots + a_{1m}f_m + \varepsilon_1 \\ y_2 = \mu_2 + a_{21}f_1 + a_{22}f_2 + \dots + a_{2m}f_m + \varepsilon_2 \\ \vdots \\ y_n = \mu_n + a_{n1}f_1 + a_{n2}f_2 + \dots + a_{nm}f_m + \varepsilon_n \end{cases} \quad (6)$$

在因子分析实验中,先假定有 m 个公共因子,计算各个公共因子的贡献率,根据贡献率大小判断实际的公

共因子数 m' , 然后重新进行因子分析, 得到因子载荷阵并分析, 对特征分类。

3 实 验

3.1 训练样本库的建立和特征提取

训练样本库的建立依靠如前所述的定标板, 采用高硬度的石英玻璃作为基底材料, 上面刻蚀的最小麻点的直径为 $0.5\ \mu\text{m}$ 。将定标板擦拭干净, 在实验环境下放置一段时间, 待灰尘落上后, 用已有的疵病检测系统采集灰尘和麻点的样本图像。对采集到的灰度图像进行图像预处理, 去除背景灰度的影响, 提取出点状疵病的连通区域, 与定标板上实际情况比对, 标记每个连通区域所属类别, 并存储在类别数组中。接着提取灰尘和麻点样本的形态学和灰度特征, 结合类别数组, 建立初始训练样本库。为了提高模式分类的正确率, 需要获取尽可能多的训练样本库数据, 故而采集多块定标板, 并重复多次试验。最终建立的训练样本库包含 629 个灰尘, 700 个麻点, 共 1329 个样本。

特征提取对模式识别的成功与否有着直接影响作用, 所选用的特征需要能使同类物体分布具有紧密性, 而使不同类的物体本能的彼此分隔开。图 4 是用已有的疵病检测系统采集到的定标板上的麻点 (a) 和灰尘 (b) 样本灰度图像。通过比较可以发现, 灰尘和麻点在形态上和灰度分布上, 均存在一定差异。

灰尘和麻点特征主要分为形态学特征和灰度特征两部分。形态学特征包括六个方面: 填充度、延长

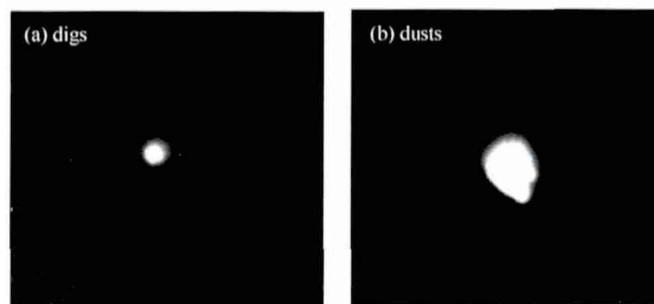


Fig. 4 Example images of digs and dusts

图 4 典型的麻点及灰尘的灰度图像

度、似圆性、最小外接椭圆长短轴之比、矩形度和离心率。其中, 填充度表示的是疵病面积与外接最小多边形的面积比, 延长度指的是外接矩形长宽比, 似圆性为周长的平方与面积之比, 矩形度是疵病面积与外接矩形的面积比, 离心率表示的是外接椭圆长宽比。形态学特征可以从二值化后的图像中获取, 灰度特征需要根据点状特征的位置坐标, 返回到原始灰度图中提取。

3.2 特征变换

提取了原始特征后, 为了提高分类器的识别效果和效率, 还需要采用因子分析的方法将原始的 10 个特征变换成一组尽量精简的、最有效的新特征。在因子分析实验中, 先假定共有 6 个公共因子, 将以上 10 个特征构成的初始训练样本库数据归一化后进行分析, 计算每个公共因子的贡献率。发现前 4 个公共因子的累计贡献率可以达到 98.06% 以上, 可以反映 10 个特征的绝大多数信息, 故而将此 4 个公共因子作为新特征, 并根据新特征重新建立训练样本库。

对 4 个公共因子计算因子载荷阵, 结果如表 1 所示。可以看到: 延长度、似圆性和离心率在公共因子 1 上载荷较大, 说明公共因子 1 反映了点状特征与圆形的类似程度; 填充度、矩形度在公共因子 2 上载荷较大, 即公共因子 2 反映了点状特征与矩形的相似程度; 最大灰度、灰度均值和灰度方差对公共因子 3 影响较大, 故而公共因子 3 主要反映点状特征的灰度特征; 同样, 公共因子 4 主要反映点状特征外接椭圆长短轴之比。4 个公共

表 1 因子载荷阵

Table 1 Factor loading matrix

name of feature	first common factor	second common factor	third common factor	fourth common factor
filling factor	0.086 3	0.953 0	0.067 8	0.128 6
elongation degree	0.906 3	0.258 5	0.205 5	0.218 3
similarity with round	0.638 6	0.687 9	0.163 1	0.161 7
axial ratio of best fit ellipse	-0.555 3	-0.228 6	-0.181 2	-0.728 4
rectangle degree	0.318 5	0.823 6	0.126 2	0.365 3
eccentricity	-0.865 9	-0.287 5	-0.206 3	-0.156 4
maximum pixel intensity	0.036 7	-0.032 1	0.505 9	-0.064 4
minimum pixel intensity	0.045 1	0.097 0	0.007 0	-0.007 4
mean intensity	0.181 7	0.351 7	0.693 4	0.203 1
standard deviation of pixel values	0.232 4	0.074 1	0.921 3	0.214 3

因子特征明确,意义清晰,共同表征了灰尘和麻点的形态学和灰度特征。

3.3 实验结果及分析

判别实验分为两部分:第一部分为判别函数选取实验,采用 3.2 节所述的训练样本库,分别用不同的判别函数对已人工标记类别的样品进行自动分类,比较计算机得出的分类结果和人工标记的情况,选取正确率最高的判别函数,并对此判别函数的分类结果进行分析;第二部分采用所选取的判别函数对未知样品进行了分类。

3.3.1 判别函数选取实验

实验第一部分采用 2.2 所述贝叶斯判别的 4 种判别函数,进行 3 次实验,分别对 3 块已标记样品进行判别,将系统检测出来的结果与实际情况进行比较,计算正确率。实验一所选用的样本包含 325 个麻点,293 个灰尘;实验二所选用的样本包含 303 个麻点,272 个灰尘;实验三所选用的样本包含 365 个麻点,328 个灰尘。每个实验都重复判别 10 次,最终的结果表示为 10 次实验结果的平均值,如表 2 所示,可以看出,当采用线性判别函数中的普通协方差矩阵估计时,3 次实验结果的总体正确率均高于其他判别函数,故而选择此判别函数。此实验结果说明,灰尘和麻点的特征协方差矩阵基本相同,即灰尘和麻点的每一个特征相对于此特征的样本平均值变化规律一致。

表 2 不同判别函数判别率实验结果

Table 2 Recognition result of different classifier

classifier	covariance	accuracy		
	matrix	first experiment	second experiment	third experiment
linear	ordinary	96.60%	95.48%	95.67%
	diagonal	94.98%	93.22%	94.65%
quadratic	ordinary	95.47%	93.91%	94.37%
	diagonal	95.31%	93.57%	94.08%

单独抽取出采用选定的判别函数得到的 3 次实验结果,如表 3 所示。可以看到,麻点误判率非常低,灰尘误判率略高。这是由于麻点形成原因较为单一,形状总体比较规则,相对容易分类;而灰尘形成原因多样,形态变化多端,分类难度较大。另外,可以看到,灰尘麻点的判别正确率均在 95% 以上,满足应用需要。

表 3 灰尘麻点判别结果

Table 3 Recognition result between digs and dusts

actual sample		recognition result		accuracy
actual digs	actual dusts	misjudged digs	misjudged dusts	
325	293	2	19	96.60%
303	272	1	25	95.48%
365	328	2	28	95.67%

3.3.2 实际样品检测实验

实验第二部分采用选定的判别函数对未知样品进行分析。样品为融石英玻璃,采集区域为 10 mm×10 mm。对融石英玻璃进行清洗后,放入疵病暗场显微成像系统,进行图像采集。采用本文所述方法判别后,判定出有 28 个灰尘,32 个麻点。通过高倍显微镜对样品进行复检,确认得到 32 个麻点疵病。虽然由于检测环境发生变化,无法确定灰尘的数目,但实验表明本文提出的灰尘麻点判别方法可以对真正的麻点疵病信息进行较好的检测和识别。

4 结 论

本文研究了一种基于模式识别的大口径光学元件表面的灰尘与麻点自动判别方法,仔细分析了贝叶斯判别和因子分析的理论,根据灰尘麻点的形态学特点及暗场成像的灰度特点提取了特征,并进行了特征优化,采集标准板建立了训练样本库,通过多组实验确立了贝叶斯判别的最佳判别函数,完成了灰尘和麻点模式识别模型的建立。将判别结果与已标记样品实际情况比对,判别正确率在 95% 以上,可以较好地地区分灰尘和麻点。

参考文献:

- [1] 邓燕,许乔,柴立群,等. 光学元件亚表面缺陷的全内反射显微检测[J]. 强激光与粒子束, 2009, 21(6): 835-840. (Deng Yan, Xu Qiao, Chai Liqun, et al. Total internal reflection microscopy: A subsurface defects identification technique in optically transparent components. High

- Power Laser and Particle Beams*, 2009, **21**(6): 835-840)
- [2] 花金荣, 祖小涛, 李莉, 等. 激光诱导光学材料后表面损伤的数值模拟[J]. 强激光与粒子束, 2009, **21**(6): 919-922. (Hua Jinrong, Zu Xiaotao, Li Li, et al. Numerical simulation of laser-induced damage on rear surface of optical material. *High Power Laser and Particle Beams*, 2009, **21**(6): 919-922)
 - [3] 柴立群, 许乔. 光学元件微缺陷处电磁场分布特性的数值计算方法[J]. 强激光与粒子束, 2004, **16**(6): 745-748. (Chai Liqun, Xu Qiao. Numerical computation method about distribution of electromagnetic field at micro-defect in optical element. *High Power Laser and Particle Beams*, 2004, **16**(6): 745-748)
 - [4] Liao Yi, Weng Xin, Swonger C W, et al. Defect detection and classification of machined surfaces under multiple illuminant directions[C]// Proc of SPIE. 2010: **77981T**.
 - [5] Bruce W, Worster K K L. Method for characterizing defects on semiconductor wafers: USA, US6288782 B1[P]. 2001-09-11.
 - [6] Jain A K, Duin R P W, Jianchang M. Statistical pattern recognition: A review[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(1): 4-37.
 - [7] Abdulla G M, Kegelmeyer L M, Liao Z M, et al. Effective and efficient optics inspection approach using machine learning algorithms[C]// Proc of SPIE. 2010: **78421D**.
 - [8] 范勇, 陈念年, 高玲玲, 等. 大口径精密表面疵病的数字化检测系统[J]. 强激光与粒子束, 2009, **21**(7): 1032-1036. (Fan Yong, Chen Nian-nian, Gao Lingling, et al. Digital detection system of surface defects for large aperture optical elements. *High Power Laser and Particle Beams*, 2009, **21**(7): 1032-1036)
 - [9] Liu Dong, Yang Yongying, Wang Lin, et al. Microscopic scattering imaging measurement and digital evaluation system of defects for fine optical surface[J]. *Optics Communications*, 2007, **278**(2): 240-246.
 - [10] 杨甬英, 陆春华, 梁蛟, 等. 光学元件表面缺陷的显微散射暗场成像及数字化评价系统[J]. 光学学报, 2007, **27**(6): 1031-1038. (Yang Yongying, Lu Chunhua, Liang Jiao, et al. Microscopic dark-field scattering imaging and digitalization evaluation system of defects on optical devices precision surface. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(6): 1031-1038)
 - [11] 王之江. 实用光学技术手册[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007: 784-786. (Wang Zhijiang. Practical optical technical manual. Beijing: China Machine Press, 2007: 784-786)
 - [12] Liu Dong, Wang Shitong, Cao Pin, et al. Dark-field microscopic image stitching method for surface defects evaluation of large fine optics [J]. *Optics Express*, 2013, **21**(5): 5974-5987.
 - [13] 管永红, 王鹏来, 景越峰. 基于贝叶斯准则的闪光照相图像重建[J]. 强激光与粒子束, 2011, **23**(9): 2495-2498. (Guan Yonghong, Wang Penglai, Jiang Yuefeng. Reconstruction of flash radiographic image based on Bayesian approach. *High Power Laser and Particle Beams*, 2011, **23**(9): 2495-2498)

Automatic discrimination between dusts and digs for large fine optics

Li Lu, Yang Yongying, Cao Pin, Yan Lu, Wang Shitong, Chen Xiaoyu, Shen Yibing, Liu Dong
(State Key Laboratory of Modern Optical Instrumentation, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: In surface defects evaluation of large fine optics, dusts and digs are very difficult to be distinguished from each other. In this paper, a pattern-recognition-based automatic discrimination method between dusts and digs is proposed to solve the problem. Based on the existing surface defects evaluation system(SDES), the process of feature selection and feature extraction is described on the basis of factor analysis. The dusts and the digs are classified according to the principle of Bayes discrimination. With the images of the calibration board, a data set that can be used for training and identifying dusts and digs is prepared. In order to obtain the suitable classifier, several comparison experiments are performed. The classifier has also been employed to the unlabeled data to verify the theory. The result shows that the accuracy is above 95%, which greatly reduces the number of false alarm that would otherwise result in remanufacturing. This method has already been applied to classifying dusts and digs for large fine optics in the inertial confinement fusion (ICF) system.

Key words: surface defect; dusts; digs; pattern recognition; factor analysis; Bayes discrimination

PACS: 68.49.Df; 42.66.Lc; 42.30.Sy