

# ICF 准直系统的非正常图像分类检测

谢 阅, 王晓东

(中国工程物理研究院 计算机应用研究所, 621900 四川 绵阳, xiey@caep.ac.cn)

**摘 要:** 为克服由于非正常图像的存在, 导致准直循环次数增加, 降低了准直的效率这一困难, 对非正常图像的特点进行了分析, 设计了贝叶斯分类器实现对图像的分类, 并通过对光斑图像形状因子的判定实现对畸变图像的检测. 实验结果表明: 通过设定合理的分类条件及形状判定标准, 可以有效地实现对非正常图像的分类、检测过滤, 减少基于非正常图像的准直循环次数, 降低因非正常图像导致准直失败的概率, 有效改善自动准直系统的工作效率; 同时对非正常图像的产生原因进行初步分类, 为故障的快速定位提供支持.

**关键词:** 自动准直; 贝叶斯分类; 特征提取

中图分类号: TP274+.5

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2011)07-0140-04

## Study on classification and detection method for off-normal images in ICF automatic alignment system

XIE Yue, WANG Xiao-dong

(Institute of Computer Application, China Academy of Engineering Physics, 621900 Mianyang, Sichuan, China, xiey@caep.ac.cn)

**Abstract:** Due to off-normal images, the number of alignment iterations will be increased and the collimation efficiency will be decreased. To overcome this difficulty, by analyzing the characteristics of off-normal images, a Bayesian classifier is designed to achieve image classification, and the distortion images are detected by the shape factor of beam image. Experimental results show that: by setting reasonable class condition and shape determination standard, the off-normal image classification and examination filtration can be effectively realized. As a consequence, the collimation cycle-index and alignment defeat's probability due to the off-normal images is decreased, i. e. the total alignment efficiency is dramatically increased. In addition, the preliminary reason causing the off-normal images is analyzed, which supports the breakdown fast localization.

**Key words:** automatic alignment; Bayesian classification; feature generation

现阶段同类装置中, 大多采用科学级相机采集光束的光斑图像, 并对图像进行处理和分析, 得到光斑的中心点, 再将结果与基准数据进行比较得到需要调整的位移. 由此可见, 光束中心点检测结果的精度将直接影响到定位的精度, 中心点检测的效率也将直接影响准直系统的效率.

在图像采集过程中, 由于采集设备故障、光学器件的粘性、步进电机的定位不准确、2次高斯脉冲干扰等原因, 都会造成与正常图像相差较大的非正常图像, 依据由非正常图像得到的计算结果进行光路调整, 将增加准直流程的循环次数, 甚至导致

准直任务无法在规定的时间内完成. 为克服这一困难, 本文提出了一种新的解决方法, 在图像分析计算之前增加图像分类检测功能, 完成对光斑图像的快速分类筛选. 并对非正常图像的产生原因进行初步分类, 为故障的快速定位提供数据支持.

### 1 图像分类器的构造

分类是数据挖掘和机器学习中的一个重要研究课题<sup>[1-2]</sup>. 其目标是构造1个分类器, 即设计一种映射函数将实例空间的实例映射到类别空间的某个或某些类标签<sup>[3]</sup>. 通过分类器的映射, 完成面向特定需求的数据分类, 为数据的后期处理提供基础.

在本文的具体应用中, 针对特殊的畸变光斑图像检测, 引入光斑图像形状因子作为光斑图像形状的判定参数, 实现对畸变图像的检测过滤.

收稿日期: 2010-12-09.

基金项目: 国家高新技术研究发展计划资助项目(2006AA0965, 2007AA1236).

作者简介: 谢 阅(1971—), 男, 硕士, 高级工程师.

要完成图像分类器的构造,首先需要根据二维图像数据的特点,选择分类器模型,建立图像数据与分类条件表之间的映射关系,并进行分类推理,创建分类条件概率表(CPTs),从而完成分类器模型的构造。

### 1.1 分类器模型

当前有许多分类方法和技术可以用于分类器的构造和设计,如决策树、神经网络、支持向量机、贝叶斯网络、K-最近邻等<sup>[4-6]</sup>。由于贝叶斯分类方法具备坚实的数学理论基础、综合先验信息和数据样本信息的能力以及丰富的解释表现能力,尤其适合于数据挖掘、故障诊断等领域,并得到广泛应用<sup>[7]</sup>,因此选择贝叶斯分类器作为非正常图像分类检测工具。

贝叶斯分类模型是由 Pearl<sup>[8]</sup>提出的,是一种结合了概率论和图论的模型。它主要反映了各变量间的概率关系。其分类工作原理是通过某对象的先验概率,利用贝叶斯公式计算出其后验概率,即该对象属于某一类的概率,选择具有最大后验概率的类作为该对象所属的类<sup>[9]</sup>。

### 1.2 分类器构造

根据不同类型光斑图像灰度分布不同的特点,选择图像灰度值作为二维图像的特征值,灰度值分布范围情况作为分类条件,采用累计概率密度函数作为映射函数完成图像的分类。

采用灰度累计概率密度函数作为映射函数的优势在于将二维图像数据的灰度累计概率密度映射成一维的图像特征值,在简化判定条件的同时,还降低了检测功能占用的系统资源。

首先将图像灰度直方图化,并根据直方图数据得到概率密度、累计概率密度函数的值。其定义为:

设:图像共包括  $L$  级灰度,图像中像素点的总数  $N_T$ ,像素灰度值为  $a_n$  的个数表示为  $N(a_n)$ ,令灰度概率密度函数为  $p(a_n)$ 。

$$p(a_n) = N(a_n)/N_T, n = 0, \dots, L - 1.$$

令累计概率密度函数为  $Pr(a_n)$ ,表示从灰度值  $0 \sim a_n$  的像素点的累积概率密度。公式为

$$Pr(a_n) = \sum_{i=0}^n p(a_i).$$

灰度值在  $(a_m, a_n)$  的累积概率密度函数为

$$Pr(a_m, a_n) = \sum_{i=m}^n p(a_i), m < n.$$

式中:  $m, n = 0, 1, \dots, L - 1$ 。

其实际意义表示图像中灰度值在  $(a_m, a_n)$  区间内像素点占总像素的比率。

设一维向量  $f$  用于存放图像的特征值,且  $f \in$

$R_{N_f \times 1}$ ,  $N_f$  表示图像类别数。特征向量  $f$  实际上就是图像的特征值的集合。

### 1.3 分类推理

分类推理,即计算类结点的条件概率,对分类数据进行分类。根据实际经验将图像分为 5 类:坏黑图像、良黑图像、白图像、噪声图像和可用图像。设向量  $f$  的元素分别为  $f_k, 1 \leq k \leq 5$ ,灰度级  $L$  为 256。

根据特征值计算公式,对典型的 5 类图像进行计算,建立分类器判定表如表 1 所示。按照贝叶斯分类原理,图像所属类别由特征向量  $f$  中数值最大的分量元素  $f_k$  决定。

表 1 图像分类条件概率表

特征值( $f_k$ )	特征值描述	图像类别	类别表述
$f_1 = Pr(0, 9)$	$0 \leq a_n \leq 9$	坏黑图像	CCD 存在潜在故障
$f_2 = Pr(17, 26)$	$17 \leq a_n \leq 26$	良黑图像	通常黑色
$f_3 = Pr(225, 255)$	$225 \leq a_n \leq 255$	白图像	白色图像
$f_4 = Pr(1, 255)$	$1 \leq a_n \leq 255$	噪声图像	$< 0.2$
$f_5 = 1 - \sum_{k=1}^4 f_k$	$0 \leq a_n \leq 255$	可用图像	可用图像

这里需要特别指出的是第 4 类图像——含有噪声的图像对分类结果的影响较大,需要在图像预处理中通过各种滤波算法<sup>[10]</sup>、变换域法<sup>[11-12]</sup>、概率统计法<sup>[13-14]</sup>和偏微分方程法等技术将噪声尽可能去除。

图 1 是对几种典型图像的计算结果。

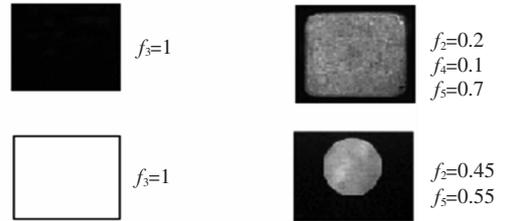


图 1 4 种典型图像及其对应的特征值

## 2 形变检测

通过分类器的筛选,已经将大部分的非正常图像去除。但在“可用图像”中,仍存在被干扰影响的畸变图像。依据畸变图像得到的位置估计必定会影响准直控制循环,因此需要进行形变检测剔除这类畸变图像。

形变检测基于二维图像数据至一维图像特征转换的思想,计算获得图像的一维特征——形状因子  $E$ ,通过对形状因子所处区间进行判定,检测光斑图像中是否存在畸变。具体思路是对所有图像点的灰度值进行垂直投影,灰度累积情况即为形状波形函数,形状波形的脉宽即为形状因子。形状因子与光斑图像直径的理论值或经验值  $\hat{E}$  进行比较,若偏差在允许范围  $\Delta e$  内即  $|E - \hat{E}| \leq \Delta e$ ,

则认为结果合格, 否则, 判定存在变形, 图像不可用. 原理如图 2 所示.

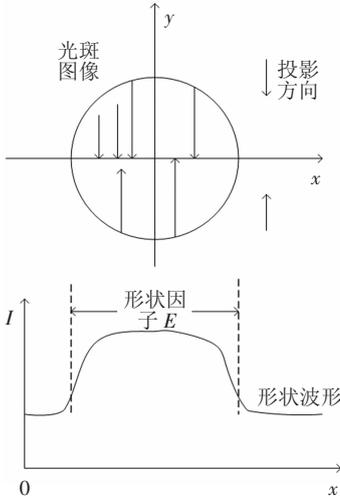


图 2 变形检测原理

二维图像数据转化为一维形状波形的计算公式为(以沿 x 轴的形状波形函数为例)

$$\bar{I}(x) = \frac{1}{S} \sum_{k=1}^{N_y} I(x_j, y_k), j = 1, \dots, N_x.$$

式中: S 为比例因子, 其取值决定幅值和形状波形上升沿、下降沿的斜率;  $I(x_j, y_k)$  为坐标为  $(x_j, y_k)$  的像素点的灰度值.

根据图像的畸变特点, 选择增加 45°、90° 和 135° 方向的形状检测, 即得到其在  $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$  4 个方向的形状波形, 其中 0° 方向即为 x 轴方向. 4 个检测方向如图 3 所示.

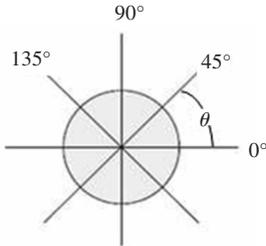


图 3 生成形状波形过程中的 4 个检测方向

各方向形状波形函数可通过坐标系变换的方法获得, 令新坐标为  $(x', y')$ , 将  $\theta$  所对应的新坐标带入 x 轴的形状波形函数即可获得当前角度  $\theta$  时的形状波形.

坐标变换公式为

$$\begin{cases} x' = x \cos \theta + y \sin \theta, \\ y' = -x \sin \theta + y \cos \theta'. \end{cases}$$

采用此方法对良好图像和剪切类畸变图像进行检测试验, 结果如图 4 所示.

由结果可以看出, 良好图像 4 个检测方向的脉宽宽度与理论光斑直径偏差的绝对值较小. 畸变图像 1 在 135° 方向的偏差较大, 畸变图像 2 在

90°、135° 方向上偏差较大.

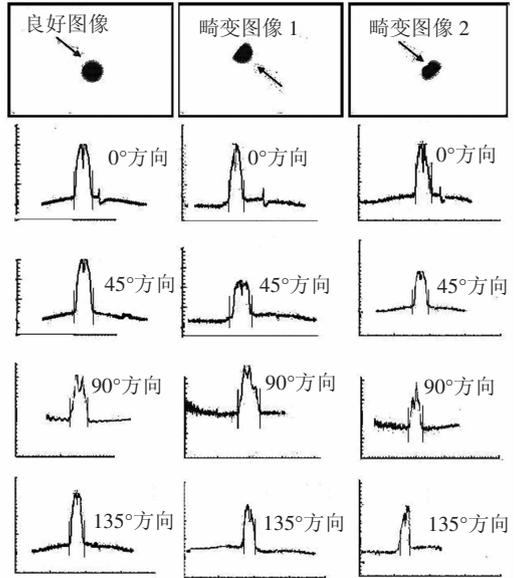


图 4 图像变形检测

### 3 结果及分析

实验过程在下述硬件平台上进行: 图像处理计算机采用 Intel Core2 Quad CPU、4 G DDRII 内存的硬件配置. 图像采集设备采用自制 CCD 相机 (分辨率 1 280 × 1 024, 1 000 M 以太网接口, 帧频 20 fps,) 及 600 nm 波长的激光光源.

分类检测软件采用 VC++ 2003、LabVIEW 8.5 混合编程, 运行环境为 WindowsXP + SP3.

分类检测流程如图 5 所示.

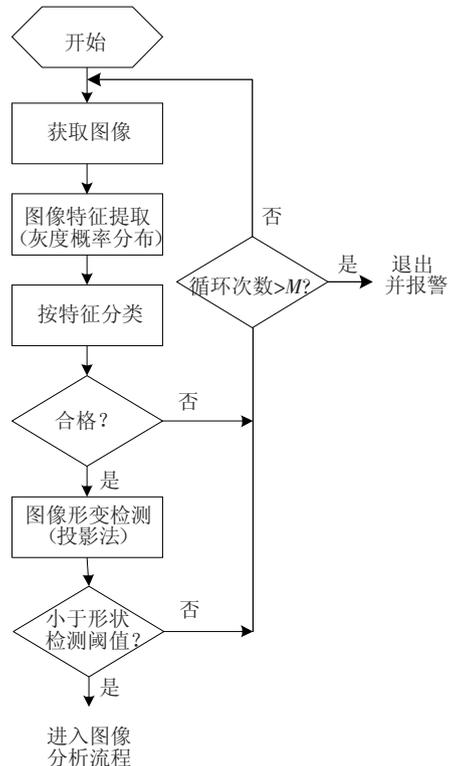


图 5 图像分类检测流程

设定循环次数  $M = 3$ , 形状检测阈值  $\hat{E} = 70$ , 允许偏差  $\Delta e = 6$ , 比例因子  $S = 2$ .

在实验室模拟状态下, 对各种运行状态的光斑图像进行采集获得相关实验数据.

各类采集样本总数 550 个, 实验次数为 10 组, 每组实验从各类别中随机选取 1/5 数量的图像, 并混合作为 1 次实验数据. 如表 2 所示.

表 2 测试样本类别及数目

图像类别	样本总数	每组实验样本数
坏黑图像	50	10
良黑图像	100	20
白图像	100	20
噪声图像	10	2
可用图像(变形)	200	20
可用图像(合格)	100	20

检测能力采用识别率来衡量.

$$\text{识别率} = \frac{\text{正确识别样本}}{\text{总样本数}}$$

经实验, 完成了对图像检测识别能力进行验证, 表 3 中记录了对各类图像的分类率.

表 3 识别率统计 %

图像类别	平均识别率
坏黑图像	100.0
良黑图像	100.0
白图像	100.0
噪声图像	100.0
可用图像(变形)	95.2
可用图像(合格)	90.3
总平均识别率	97.6

实验结果表明: 贝叶斯分类器对五类光斑图像的分类判定成功率  $> 95\%$ ; 采用形状因子对畸变图像检测成功率  $> 90\%$ ; 对非正常图像的平均检测成功率  $> 97\%$ .

通过统计可以看出对于由 CCD 故障、光路影响造成的非正常图像(坏黑、良黑、白、噪声图像), 具备比较满意的检测能力; 对于畸变图像也具有较强的检测能力.

增加非正常图像的分类检测功能后, 准直循环不再对非正常图像进行中心点计算及运动驱动, 避免了非正常图像对准直过程的干扰, 使得准直过程中准直大循环的次数大幅减少. 同时能够根据非正常图像的特征准确的判定故障原因.

## 4 结 论

1) 经过实验测试, 使用累计概率密度函数能够较好的完成对图像特征的提取, 构建的贝叶斯分类器能灵活地完成图像分类.

2) 通过形状因子的判定能够较好的实现对畸变图像的检测, 通过对图像的分类筛选, 为图像

后处理提供合格的图像数据, 有效减少了准直循环次数, 极大提高了准直效率.

3) 通过对不合格图像的分析、判断, 为故障定位、排除提供了数据支持, 有效降低了发生事故的的概率.

## 参考文献:

- [1] XI X, KEOGH E, SHELTON C L, *et al.* Fast time series classification using numerosity reduction[C]//Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning. New York, NY: ACM, 2006. 1033 - 1040.
- [2] HAN Jiawei, KAMBER M. 数据挖掘 - 概念与技术[M]. 第2版. 范明, 孟小峰译. 北京: 机械工业出版社, 2006: 70 - 75.
- [3] 范敏, 石为人. 层次朴素贝叶斯分类器构造算法及应用研究[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(4): 20.
- [4] HAN J, KAMBER M. Data Mining: Concepts and Techniques [M]. Beijing: China Higher Education Press, 2001: 51 - 56.
- [5] EGMONT-PETERSEN M, FEELDERS A, BAESENS B. Confidence intervals for probabilistic network classifiers [J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2005, 49(4): 998 - 1019.
- [6] 张海笑, 徐小明. 数据挖掘中分类方法研究[M]. 太原: 山西出版社, 2005: 8 - 16.
- [7] HECKERMAN D. Bayesian networks for data mining [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1997, 1(1): 79 - 119.
- [8] BHARAMANI Z. An introduction to hidden markov models and Bayesian networks [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2001, 15(1): 9 - 42.
- [9] 江敏, 陈一民. 贝叶斯优化算法的发展综述[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(14): 3254 - 3259.
- [10] ZHANG Ming, GUNTURK B K. Multiresolution bilateral filtering for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 2324 - 2333.
- [11] PORTILLA J, STRELA V, WAINWRIGHT M J, *et al.* Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1338 - 1351.
- [12] ZHANG Bo, FADILI J M, STARCK J. Wavelets, ridgelets, and curvelets for Poisson noise removal [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(7): 1093 - 1108.
- [13] MALFAIT M, ROOSE D. Wavelet-based image denoising using a Markov random field a priori mode [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(4): 549 - 565.
- [14] GOOSSENS B, PIZURICA A, PHILIOS W. Image denoising using mixtures of projected Gaussian scale mixtures [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(8): 1689 - 1702. (编辑 张红)