引用格式: HE Wenxuan, WANG Zhengzhou, WEI Jitong, et al. Dual Optical Target Recognition Method for Collimated Images Based on BLOB Region and Edge Feature Analysis[J]. Acta Photonica Sinica, 2024, 53(2):0210001 何文轩,王拯洲,魏际同,等. 基于BLOB 区域和边缘特征分析的准直图像双光学目标识别方法[J]. 光子学报, 2024, 53(2):0210001

# 基于BLOB区域和边缘特征分析的准直图像 双光学目标识别方法

何文轩<sup>1,2</sup>,王拯洲<sup>1</sup>,魏际同<sup>1</sup>,王力<sup>1</sup>,弋东驰<sup>1</sup>

(1中国科学院西安光学精密机械研究所,西安 710119)(2中国科学院大学,北京 100039)

摘 要:针对光路对接准直目标识别算法对双目标粘连状态无法判别的问题,提出了基于二进制大对 象(Binary Large Object, BLOB)区域和边缘特征分析的准直图像双光学目标识别方法。首先,对二值 化图像进行数字形态学处理,计算全图各BLOB区域的面积、中心、轴长、区域、有效BLOB区域个数等 信息。其次,对有效 BLOB 区域个数大于1的完全分离双目标准直图像,统计各 BLOB 区域中心分别为 位于两个面积最大的 BLOB 区域内的 BLOB 数量,数量小的候选 BLOB 区域为主激光目标,数量大的 候选 BLOB 区域为模拟光目标。然后,对于有效 BLOB 区域个数等于1的待识别图像,从左、右、上、下 4个方向分别提取模板边缘图像的有效坐标序列和待识别边缘图像坐标序列,搜索有效坐标序列和待 识别边缘图像坐标序列的最大相关系数对应的有效坐标序列。当4个方向的相关系数全部大于 0.95时,待识别图像为模拟光目标;当4个方向的相关系数都小于0.95时,待识别图像为主激光目标;否 则待识别图像为粘连图像。实验结果表明:提出的双光学目标识别算法,不仅能够识别完全分离的模 拟光目标和主激光目标,误差小于3个像素,处理时间小于1s,而且能够判别处于粘连状态的光学目标 和单个独立的光学目标,满足光路对接准直图像识别算法对于自适应性、精度和效率的要求。 关键词:光路对接准直;BLOB区域;边缘特征分析;双光学目标识别;粘连图像识别 中图分类号:TP391 文献标识码:A doi:10.3788/gzxb20245302.0210001

# 0 引言

光束控制与诊断系统是某原型装置的一个闭环调控监视系统,具备多功能和高准确度的激光参量诊断 平台<sup>[1]</sup>,该系统包含光学取样组件、探测元器件、伺服系统、监视系统和控制系统等,用于精密诊断装置输出 激光光束的能量、近场、远场和时间波形等特性。在大型激光装置中,光路自动准直系统需要完成三个准直 流程:光路自准直、模拟光准直和光路对接准直。光路对接准直的主要目的是通过启动光束收敛线程,结合 图像识别和二维电动镜架的调整,反复迭代将主激光目标调整到相对模拟光目标的相对偏差位置。

光路对接准直图像中包含两个光学目标,即模拟光目标和主激光目标。在光束初始调控阶段,两个光 学目标的位置是随机的、不确定的,存在两个光学目标粘连在一起的可能,对光束调控造成了巨大的困难。 因此,光路对接准直需要解决两种情况下的图像识别问题:1)在光束初始调控阶段,当主激光束和模拟光束 刚被导入时,需要采用粘连识别算法对两个光学目标的粘连状态进行识别,如果两个光学目标处于粘连状态,需要通过调整二维镜架BM6XY电机使得两个目标完全分开;2)在两个光学目标完全分开的情况下,需 要确定两个光学目标哪个是模拟光目标,哪个是主激光目标。

在光路对接准直流程[2-4]中,双目标粘连状态的无法判别是一个需要解决的问题。郭嘉富[5]针对大型激

基金项目:国家自然科学基金(No. 61705254),陕西省重点研发计划(No. 2020GY-005)

第一作者:何文轩, hewenxuan21@mails.ucas.ac.cn

通讯作者:王拯洲,azhou\_china@126.com

**收稿日期:**2023-06-13;录用日期:2023-08-15

光装置<sup>[6]</sup>光路自动准直中的光学目标识别问题,提出了基于圆拟合的双光学目标识别方法,但无法对两个光 学目标的粘连状态进行判别。为了应对这个问题,首先需要分析粘连图像<sup>[7]</sup>和完全分离图像的特点。对于 处于粘连状态的双光学目标准直图像<sup>[7]</sup>,可以观察到以下特点:1)准直图像可能包含1个或2个光学目标; 2)目标完全分离时,距离大于100像素;3)目标距离较近或完全重合时,会合并为一个光斑。由以上分析可知 采用适当的图像处理和分类算法来解决双目标粘连状态无法判别的问题,可成功完成光路对接准直操作。

粘连图像的识别<sup>[8-10]</sup>是指从一个待识别图像中判断是否分别包含两个单独目标的部分特征信息的过程。因此,粘连目标识别需要同时处理待识别图像和模板图像。通过观察待识别图像和模板图像的边缘轮廓特征,发现在待识别图像中包含了大部分模板图像的边缘轮廓特征<sup>[11]</sup>。基于此,将两幅图像的边缘轮廓信息作为判断待识别图像是否为粘连图像的重要特征信息。选择模拟光目标<sup>[12]</sup>作为模板图像,提取该模板图像的特征信息,记为*E*<sub>f</sub>,同时在待识别图像中提取特征信息,记为*E*<sub>g</sub>。通过比较两个图像特征信息的相似度,判断在待识别图像中是否包含模板图像的特征信息。如果*E*<sub>g</sub>中包含*E*<sub>f</sub>的特征信息大于某个阈值,则说明待识别图像中包含了模板图像,从而证明待识别图像为粘连图像。

两个完全分离的双光学目标准直<sup>[12]</sup>图像具有以下特点:1)模拟光目标为实心、目标区域连续、目标区域 中心无孔洞的光学目标,边缘轮廓较为平滑,主体目标区域形成一个完整的连通域;2)主激光目标是一个非 实心的光学目标,其目标区域不连续且包含许多孔洞,边缘区域轮廓非常曲折,整个目标区域包含多个连通 域,且连通域内存在孔洞;3)主激光目标的光束质量较差,其光斑形状多变,纹理不规则,边缘曲折不连续明 显。最明显的特征是模拟光目标仅包含一个连通域,而主激光目标则包含多个连通域。基于这个特征,通 过统计和比较两种光学目标在各自的目标区域中包含的连通域个数来区分模拟光目标和主激光目标。

为了对主激光和模拟光粘连光学目标进行分离,本文提出了一种基于二进制大对象(Binary Large Object,BLOB)区域和边缘特征分析的准直图像双光学目标识别方法。该方法通过统计经过数字图像处理 后的光学目标 BLOB 数目,建立数学模型,以实现对主激光和模拟光目标在完全分离和粘连状态下的识别。

# 1 理论背景

基于 BLOB 区域和边缘特征分析的准直图像双光学目标识别方法的目的是提出一个统一的图像识别 算法,同时完成两个功能:1)对处于粘连状态的两个光学目标的粘连状态进行判别;2)对于完全分离的准直 图像中双光学目标进行识别,并标识模拟光目标和主激光目标的识别标志。为了实现该功能,提出的基于 BLOB 区域<sup>[12-13]</sup>和边缘特征分析的准直图像双光学目标识别方法的主要步骤为:1)二值化和数字形态学处 理;2)BLOB 区域特征信息提取;3)基于 BLOB 区域数量特征统计的双光学目标识别;4)基于边缘特征分析 的粘连光学目标识别。

### 1.1 二值化和数字形态学处理

在光路对接准直流程中,通常采集到的准直图像包含主激光和模拟光两个光学目标,两个目标的分布 特征不同。为了识别两个目标中的主激光目标和模拟光目标,需要将包含不规则纹理的主激光目标合并为 一个较完整的、面积更大的连通域,对二值化图像进行膨胀运算。

假设光路对接准直图像表示为*I*(*x*,*y*),是尺寸为*n*×*m*的8位位图图像(Bitmap,BMP),*m*=600,*n*=800。为了方便统计准直图像的特征信息,使用类间最大方差法(OTSU)对*I*(*x*,*y*)进行二值化处理,二值化图像表示为*I*<sub>bm</sub>(*x*,*y*)。按照数字形态学理论,膨胀运算实质上是集合运算,A被B膨胀看作是所有结构单元原点位置组成的集合。选择尺寸为5×5的结构单元,结构单元如矩阵*B*所示,即

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

经过数字形态学膨胀运算图像 $I_{\text{morph}}(x,y)$ 为二值化图像 $I_{\text{bin}}(x,y)$ 与矩阵B的异或运算<sup>[14]</sup>。

### 1.2 BLOB区域特征信息提取

BLOB区域<sup>[15]</sup>指图像中具有相似特征且在空间上相互连通的像素集合,也称作连通域。通过BLOB特

征分析不仅可以将目标从背景中分离出来,而且可以提取目标的特征参数,如面积、周长、形心和重心位置、 水平/垂直方向轴长、边缘轮廓等。

本文目标识别方法需要对每一个BLOB区域进行裁剪,重点关注每个BOLB区域的水平/垂直方向轴 长和重心位置。一幅准直图像的目标识别函数用公式表示为

$$I_{\text{blob}}^{i}(x, y) = BR\{I_{\text{morph}}(x, y)\}$$
(1)

式中,*i*表示BLOB区域编号,BR为准直目标识别函数(Blob Recognize)。

对每个BLOB区域来说,特征信息提取的结果包括:面积 area<sub>i</sub>、XY方向中心位置 center $x_i$ 和 center $y_i$ 、XY 方向轴长 len $x_i$ 和 len $y_i$ 、裁剪区域从 region, left 到 region, bottom、粘连标志 join\_flag<sub>i</sub>、目标识别类别 mng\_flag<sub>i</sub> 等。BLOB区域编号 *i* 满足 0<=*i*<br/>blobcount, blobcount为 BLOB区域个数, *I* blob(x, y)为第 *i* 个 BLOB区域。

将一幅准直图像提取出的每个BLOB区域特征信息存储在BLOB链表中,链表长度等于BLOB区域个数blobcount,每个BLOB区域的面积、XY方向轴长、中心坐标位置、裁剪区域、目标识别类别用公式表示为

式中,endsNumber为链码表所对应的线段表个数,即一个BLOB区域所包含的行数,pPoint[k].x分别为水平 线段表的起点位置和终点位置,point\_sum 为一个BLOB区域的像素个数,即面积,mng\_flag,为目标识别类别,取值为0、1、2、3。

## 1.3 基于 BLOB 区域数量特征统计的双光学目标识别方法

在正常的光路对接准直流程中,两个光学目标处理<sup>[16]</sup>处于完全分开状态,粘连标志join\_flag<sub>i</sub>=0。为了 实现光学对接准直流程,通过移动二维电动镜架BM6XY使得主激光移动到相对模拟光的相对偏差位置,这 需要对模拟光目标和主激光目标两个光学目标进行识别。

通过分析光路对接准直两种光学目标特点,发现两种光学目标分别包含的连通域个数不同,模拟光目标只包含一个连通域,主激光目标包含多个连通域,基于此特征,通过统计和比较两种光学目标在各自目标区域中包含的连通域个数来区分模拟光目标和主激光目标。目标识别主要分为4个步骤:1)搜索面积最大的两个区域,将识别标志mng\_flag,置为3;2)搜索每个BLOB区域的矩形区域;3)统计每一个BLOB中心坐标位于两个面积最大的区域内的各BLOB个数,分别记为blobcount1和blobcount2;4)比较blobcount1和blobcount2大小,对模拟光目标和主激光目标进行目标识别。

1.3.1 搜索面积最大的两个连通域

一般地,主激光目标和模拟光目标对应的两个连通域面积都是最大的,每一个BLOB区域的详细信息,包括面积、中心位置、XY方向轴长可用式(2)获得,假设面积最大的连通域为*I<sup>P</sup>*<sub>blob</sub>(*x*,*y*),面积次大的连通域为*I<sup>P</sup>*<sub>blob</sub>(*x*,*y*),从所有的BLOB区域中搜索面积最大和次大的两个BLOB区域,作为主激光目标和模拟光目标的候选BLOB区域,用公式表示为

$$p = \max_{\substack{0 < i < blobcount, i = p \\ 0 < j < blobcount, j = q, p \neq q}} \operatorname{area}_{i}$$
(3)

式中, area, 为第*i*个BLOB区域的面积, *p*、q分别为面积最大和面积次大BLOB区域所对应的区域编号。面积最大和次大的两个连通域为候选区域,将式(4)中的mng\_flag,设置为3,其他连通域保持初始值mng\_flag,=0不变,这样就可以将候选连通域与剩余连通域区别开来。

1.3.2 搜索两个面积最大的BLOB区域对应的矩形区域

搜索两个面积最大的候选BLOB区域对应的矩形区域,是为统计每一个BLOB中心坐标位于两个面积 最大的区域内的各BLOB个数做准备。两个面积最大的BLOB区域的对应的矩形区域,表示为[region,.left region,.top][region,.right region,.bottom],分别表示BLOB区域的[左上X左上Y][右下X右下Y],用公式 表示为

$$\begin{cases} region_{i}.left = centerx_{i} - lenx_{i} \\ region_{i}.right = centerx_{i} + lenx_{i} - 1 \\ region_{i}.top = centery_{i} - leny_{i} \\ region_{i}.bottom = centery_{i} + leny_{i} - 1 \end{cases}$$
(4)

每个BLOB区域的边界必须满足左上X和左上Y大于0,且右下X小于图像水平尺寸,右下Y小于图像 尺寸的约束条件 region, left >= 0, region, right < n, region, top >= 0, region, bottom <  $m_{\circ}$ 

根据以上区域计算公式,所选择的每个BLOB区域裁剪范围是原先BLOB区域水平和垂直轴长的2倍。 对于每个BLOB区域来说,裁剪图像用公式表示为

$$I_{\text{blob}_{cut}}^{i} = \left\{ I_{\text{blob}}^{i}(x, y) | \text{center} x_{i} - \text{len} x_{i} \leqslant x < \text{center} x_{i} + \text{len} x_{i} - 1, \right.$$

$$(5)$$

$$\operatorname{center} y_i - \operatorname{len} y_i \leq y < \operatorname{center} y_i + \operatorname{len} y_i - 1$$

式中, $I_{blob}(x,y)$ 表示第i个BLOB区域,是不规则的光斑区域, $I_{blob_cut}(x,y)$ 为每个连通域对应的裁剪图像,水平尺寸为2×len $x_i$ ,垂直尺寸为2×len $y_i$ 。

1.3.3 统计每一个BLOB中心坐标位于两个面积最大区域内的各BLOB个数

模拟光目标和主激光目标的目标识别决策过程主要通过统计每一个BLOB中心坐标位于两个面积最 大的区域内的各BLOB个数来实现的。该决策算法是依据光路对接准直两种光学目标特点来决定的,对模 拟光目标来说,模拟光是一个实心的光斑,当模拟光目标的裁剪区域 region,水平和垂直方向被放大2倍后, 在模拟光目标的裁剪区域 region,内基本上不存在面积较小的连通域,如果原始图像中存在离散点的话,经过 腐蚀运算已经被消除掉了。对主激光目标来说,由于主激光目标周围存在很多的衍射条纹,当主激光目标 的裁剪区域 region,水平和垂直方向也被放大2倍后,衍射条纹相比离散点的面积大很多,通过腐蚀运算无法 将主激光目标裁剪区域 region,内的衍射条纹消除掉。两个面积最大的区域内的各 BLOB 个数用公式表 示为

 $\begin{cases} blobcount1 = count(i) \\ o_{<i < blobcount, i = p} & while(region_i.left < centerx_i < region_i.right \& region_i.top < centery_i < region_i.botoom) \\ blobcount2 = count(i) & while(region_i.left < centerx_i < region_i.right \& region_i.top < centery_i < region_i.botoom) \end{cases}$ 

(6)

式中,blobcount1表示面积最大光学目标裁剪区域内包含的连通域个数,blobcount2表示面积次大的光学目标裁剪区域内包含的连通域个数,p和q分别为面积最大和次大的BLOB区域编号,count(i)表示每个连通域中心坐标(center $x_i$ ,center $y_i$ )在面积最大的连通域region<sub>m</sub>或region<sub>m</sub>成p的个数。

1.3.4 设置两个最大 BLOB 区域的识别标志 mng\_flag<sub>i</sub>

当获得每一个BLOB中心坐标位于两个面积最大区域内的各BLOB个数blobcount1和blobcount2后, 比较blobcount1和blobcount2大小,如果blobcount1<br/><br/>blobcount2,则blobcount1对应的最大面积BLOB区域<br/>为模拟光目标,识别标志mng\_flag,置为1,blobcount2对应的最大面积BLOB区域为主激光目标,识别标志<br/>mng\_flag,置为1;反之blobcount1>blobcount2,blobcount1对应的最大面积BLOB区域为主激光目标,识别标志mng\_flag,置为2,blobcount2对应的最大面积BLOB区域为模拟光目标,识别标志mng\_flag,置为1。以<br/>上目标分类过程用公式表示为  $\operatorname{mng\_flag}_{i} = \begin{cases} 1, \operatorname{while}(\operatorname{blobcount} 1 < \operatorname{blobcount} 2\&i = p) \\ 2, \operatorname{else}) \end{cases}$ (7)

对于 blobcount1 等于 blobcount2 的情况,需要根据面积系数 area\_xs<sub>i</sub>进行判断,面积系数定义为最大或 者次大连通域面积与最大或者次大连通域裁剪区域面积的比值,公式为

$$\operatorname{area}_{xs_{i}} = \frac{S_{L}^{i}}{S_{A}^{i}} = \frac{\operatorname{area}_{i}, (i = p | i = q)}{\sum_{x = \operatorname{centerx}_{i} - \operatorname{lenx}_{i}, y = \operatorname{centery}_{i} - \operatorname{leny}_{i}} \int_{\operatorname{blob}_{cut}}^{i} (x, y)}$$
(8)

式中, area<sub>i</sub>表示第*i*个BLOB区域面积,  $I_{blob,cut}^{i}(x,y)$ 为两个面积最大连通域的裁剪图像, 水平和垂直尺寸分别为2×lenx<sub>i</sub>和2×leny<sub>i</sub>。 $I_{blob}^{i}(x,y)$ 是一个不规则的光斑区域,  $I_{blob,cut}^{i}(x,y)$ 为原始图像中的一个矩形区域,  $I_{blob}^{i}(x,y)$ 为 $I_{blob,cut}^{i}(x,y)$ 的一个子区域, 所以 area\_xs<sub>i</sub>面积系数小于等于1。对于模拟光目标来说, 周围没有干涉条纹, 只有极少的离散点, 因此面积系数接近于1, 对主激光目标来说, 周围存在干涉条纹, 面积系数远小于1。所以, 当 blobcount1等于 blobcount2时, 面积系数 area\_xs<sub>i</sub>大的为模拟光目标。将识别标志 mng\_flag<sub>i</sub>设置为1, 面积系数 area\_xs<sub>i</sub>小的为主激光目标,将识别标志 mng\_flag<sub>i</sub>设置为2。用公式表示为

$$\operatorname{mng\_flag}_{i} = \begin{cases} 1, \operatorname{while}(\operatorname{area\_}xs_{p} \geq \operatorname{area\_}xs_{q} \& i = p \& \operatorname{blobcount1} = = \operatorname{blobcount2}) \\ 2, \operatorname{else} \end{cases}$$
(9)

#### 1.4 基于边缘特征分析的粘连光学目标识别方法

对于大多数粘连图像来说,由于两个光学目标处于一个视窗中,生成粘连图像的两个光学目标的位置 大体可以分为4种布局,即左和右、上和下、右上和左下、左上和右下,根据以上布局可以预见的是,在粘连图 像中,50%以上的轮廓信息保持了原有模板图像的轮廓信息,只有在完全重叠区域才损失了原先图像的轮 廓信息。例如,在待识别图像的轮廓特征中,左边保留了模板图像轮廓特征的100%,上面和下面分别包含 了模板图像轮廓特征的50%以上。因此,从左右上下4个方向,分别对待识别图像的轮廓进行分段检测,依 次计算4个方向模板图像轮廓与待识别图像轮廓之间的相关系数,如果有一个相关系数大于0.95,说明待识 别图像为粘连图像。主要识别步骤为:1)模板图像和待识别图像轮廓特征提取;2)模板图像和待识别图像 轮廓特征匹配;3)待识别图像粘连标志判断;4)从其他方向待识别图像是否为粘连图像。

## 1.4.1 模板图像和粘连图像轮廓特征提取

模板图像和待识别图像轮廓特征提取主要是提取边缘图像坐标序列。假设边缘图像表示为f(x,y),图像尺寸为n×m,待识别边缘图像表示为g(x,y),图像尺寸为n×m。为了从左右上下方向在待识别边缘图像中检测所包含的模板图像的边缘,需要依次从左右上下4个方向分别检测模板边缘图像和待识别边缘图像所包含的边缘序列。其中左右方向对应X坐标序列,上下方向对应Y坐标序列。

检测边缘图像X坐标序列的原则是,从上到下扫描每一行,从左到右依次搜索,记录第一个灰度值等于 255的X坐标值,如果一行中所有的灰度值都等于0,则该行的X坐标记为0。m行全部搜索完毕,共获得 m个X坐标序列。将从左边检测的模板边缘图像X坐标序列记为f<sup>'</sup><sub>lef</sub>(y),从左边检测的待识别边缘图像X坐 标序列记为<sub>Slef</sub>(y),用公式分别表示为

$$\begin{cases} f'_{\text{left}}(y) = x, \text{ while}(f(x, y)) = 255\&&x = \min(x))\\ g_{\text{left}}(y) = x, \text{ while}(g(x, y)) = 255\&&x = \min(x)) \end{cases}$$
(10)

式中, $f'_{left}(y)$ 和 $g_{left}(y)$ 的坐标序列个数等于m, x取值范围为(0,n-1),y取值范围为(0,m-1)。

在使用坐标序列进行边缘特征识别时,需要剔除模板边缘图像所有灰度值全部等于0的行所对应的坐标序列,只保留灰度值等于255的坐标序列,该序列为有效坐标序列。从左边检测的模板边缘图像有效X 坐标序列记为 fleft(y),用公式表示为

 $f_{\text{left}}(y) = x, \text{ while}(f(x, y)) = 255\&\&x = \min(x)\&\&x > 0)$ (11)  $\exists + x \oplus a \equiv b(0, n-1), y \oplus a \equiv b(0, m-1).$ 

假设模板图像的有效 X坐标序列长度为  $C_1$ ,待识别图像的 X坐标序列长度为  $C_2$ ,通常情况下, $C_1 < C_2$ ,  $C_2 = m$ 。从左边检测的模板边缘图像有效 X序列  $f_{left}(y)$ 为 X序列  $f_{left}(y)$ 的子集,是灰度等于 255 最左边 X坐标序列的集合。 1.4.2 模板图像和待识别图像轮廓特征匹配

1)在待识别边缘图像坐标序列中搜索最佳匹配位置

经过以上处理,在模板边缘图像和待识别边缘图像中从左边检测到两个X坐标序列 $f_{\text{left}}(y)$ 和 $g_{\text{left}}(y)$ ,两个序列长度不同。为了对两个序列的相似度和相关性进行比较,需要将 $g_{\text{left}}(y)$ 裁剪成与 $f_{\text{left}}(y)$ 长度相同的子序列。

 $g_{\text{left}}(y)$ 裁剪后长度等于 $C_1$ 的子序列,记为 $g_{\text{left}}^i(y)$ ,将获得的 $m - C_1$ 个子序列分别与 $f_{\text{left}}(y)$ 做相关运算,得 到 $m - C_1$ 个相关系数。用公式表示为

$$r(i) = \operatorname{corr}(f_{\operatorname{left}}(x), g_{\operatorname{left}}^{i}(x))$$
(12)

式中,corr表示一维相关函数,i的取值范围为[0,m-C<sub>1</sub>-1]。

在*m*-*C*<sub>1</sub>个相关系数中,选择相关系数最大的子序列对应的起始位置作为最佳匹配点,记为*s*<sub>left</sub>,最大相关系数记为*r*<sub>left</sub>。用公式表示为

$$\begin{cases} s_{\text{left}} = i, \text{ while}(r(i) = \max(r(i))) \\ r_{\text{left}} = r(i), \text{ while}(r(i) = \max(r(i))) \end{cases}$$
(13)

2)在待识别边缘图像坐标序列中搜索最佳匹配序列

搜索最佳匹配序列是从 X 坐标序列  $g_{left}(y)$  中裁剪起点位置为  $s_{left}$ 、长度为  $C_1$ 的子序列,该序列为最佳匹配 X 序列,记为  $h_{left}(y)$ ,用公式表示为

$$h_{\text{left}}(y) = g_{\text{left}}(y), \text{ while}(s_{\text{left}} < = y < s_{\text{left}} + C_{\text{left}}^{1})$$
(14)

将最佳匹配 X 序列和对应的 Y 方向坐标组合一起,组成最佳匹配位置,记为(h<sub>left</sub>(y),y),y的取值范围为 [s<sub>left</sub>,s<sub>left</sub>+C<sub>1</sub>-1]。该最佳匹配位置是一个2维列向量,第一列表示 X 坐标,第二列表示 Y 坐标。表示在待识 别边缘图像中所找到的与模板边缘图像相匹配的位置序列。

1.4.3 待识别图像粘连标志判断

待识别图像粘连标志判断是利用待识别边缘图像的最佳匹配序列判断待识别图像是否为粘连图像。 通过以上处理,获得了从左边检测的待识别边缘图像的最佳匹配序列*h*<sub>lef</sub>(*y*),该最佳匹配序列是否与模板边 缘图像X坐标序列*f*<sub>lef</sub>(*y*)完全相似,通过相关系数*r*<sub>lef</sub>来判断。由于待识别边缘图像是由主激光目标和模拟 光目标重叠而成,两个序列之间的相关系数无法等于1,当相关系数*r*<sub>lef</sub>越接近于1,则表示两个序列越相似。 根据实验结果,选定阈值*Tr*=0.95,当*r*<sub>lef</sub>>0.95时,说明在待识别边缘图像位置序列中包含了模板边缘图像 对应的位置序列。换句话说,从左边检测结果来看,在待识别图像的边缘*g*<sub>left</sub>(*y*)中包含了模板图像的边缘 *f*<sub>left</sub>(*y*)。由此说明,待识别图像为粘连图像。用公式表示为

$$join_{left} = \begin{cases} 1, while(r_{left} > T_r) \\ 0, else \end{cases}$$
(15)

式中,T<sub>r</sub>表示图像粘连标志阈值,默认值为0.95; join<sub>left</sub>为粘连图像判断标志,取值0或者1,1表示粘连,0表示 不粘连。

1.4.4 从其他方向待识别图像是否为粘连图像

经过式(10)~(15),完成了根据从左边检测到的边缘来识别判断待识别图像是否为粘连图像。为了确 保图像粘连识别结果的可靠性,需要分别从右边、上边、下边3个方向依次来判断待识别图像是否为粘连图 像,这3个方向的检测原理与从左边检测原理相同。主要不同点是:1)从右边进行检测时,边缘图像的x下 标从n-1到0,依次减小,当f(x,y)或者g(x,y)灰度值等于255时,记录X坐标序列,分别记为 $f_{right}(y)$ 和  $g_{right}(y);2)从上边进行检测时,从模板边缘图像<math>f(x,y)$ 和待识别边缘图像g(x,y)中获得坐标序列为Y方向 坐标值,分别记为 $f_{up}(x)$ 和 $g_{up}(x),x$ 取值范围[0,n-1];3)从下边进行检测时,边缘图像的y下标从n-1到 0,依次减小,当f(x,y)或者g(x,y)灰度值等于255时,记录Y方向坐标序列,分别记为 $f_{down}(x)$ 和 $g_{down}(x);4$ ) 依次计算3个方向的最佳匹配坐标序列,分别为 $h_{right}(y)$ 、 $h_{up}(x)$ 、 $h_{down}(x)$ ,相关系数分别为 $r_{right}$ 、 $r_{up}$ 和 $r_{down}$ ,粘连 标志分别为 $join_{right},join_{up}$ 和 $join_{down}$ 。

综合4个方向的图像粘连标识,当4个方向中有1个粘连标志等于1时,判断整个待识别图像为粘连图像,整个待识别图像的粘连标志join\_flag用公式表示为

$$join_flag = \begin{cases} 1, while(join_{left} == 1 || join_{right} == 1 || join_{up} == 1 || join_{right} == 1) \\ 0, else \end{cases}$$
(16)

# 2 数据处理

在光路对接准直流程中,根据光路准直所处的阶段不同,对准直图像采用的数据处理方法不同。在起 始阶段,由于主激光束和模拟光束刚被导入,需要采用粘连识别算法对两个光学目标的粘连状态进行识别, 并通过调整二维镜架BM6XY电机使得两个目标完全分开;在准直阶段,由于主激光束和模拟光束完全被分 开,粘连标志为完全分开的状态,只需要对两个光学目标的类型识别,启动光束收敛线程,反复迭代将主激 光目标移动到目标位置。因此,本文的识别算法在不同阶段分别实现对粘连状态和两个光学目标类型的识 别。本文提出的基于BLOB特征分析的粘连类型和光束类型识别算法处理步骤为:1)二值化;2)数字形态 学处理;3)目标识别。双光学目标识别数据处理流程如图1所示。



图 1 风光学目标识别数据处理流程 Fig. 1 Dual optical target recognition data processing flow

# 2.1 双光学目标识别数据处理

## 2.1.1 二值化

光路对接准直原始图像如图2所示,包含左右两个光路目标,分别为模拟光、主激光。其中模拟光目标 特点为:实心、目标区域连续、目标区域中心无孔洞;主激光目标特点为:非实心、目标区域非连续、目标区域 包含许多孔洞。对光路对接准直原始图像进行二值化操作,如图3所示,使得两个光路目标特点更加明显。



图 2 原始图像 Fig. 2 Original image



图 3 二值化图像 Fig. 3 Binary image

2.1.2 数字形态学处理

1)腐蚀运算

对原始图像二值化处理后,需要统计二值化图像中的BLOB信息。为了消除主激光目标周围的离散 点,需要对二值化图像使用腐蚀运算进行第一次数字形态学处理,将主激光目标拆分成更多的非连通 BLOB区域,处理结果如图4所示。



(e) Main laser target erosion

(f) Comparison of results before and after laser target corrosion calculation

图 4 第一次数字形态学处理结果 Fig. 4 Results of the first digital morphological processing

整个准直图像进行腐蚀运算处理结果如图 4(a)所示。模拟光目标裁剪和腐蚀结果分别如 4(b)和(c)所示。将模拟光目标腐蚀运算前后的图像进行比较,发现模拟光目标的形态几乎没有变化,这是因为模拟光目标是实心的,边缘几乎不存在离散像素,腐蚀运算对模拟光目标的几何形态基本没有更改。

主激光目标经过腐蚀运算前后的结果如图 4(d)和(e)所示,可以发现主激光目标在形态上变化不大,但 边缘区域有明显的变化。主要表现为:1)腐蚀图像中离散的像素点消失,例如图 4(f)中的 A 和 B 点;2)腐蚀 图像中一些 BLOB 区域的面积变小,例如图 4(f)中的 C 点和 D 点。主激光目标腐蚀运算前后的明显变化是 由于主激光目标是非实心的,并且目标区域是非连续的,每个目标包含许多孔洞。这些明显特征对模拟光 目标和主激光目标的特征提取和识别提供依据。

2)大尺寸膨胀运算

通过对腐蚀运算后的图像进行第二次数字形态学处理大尺度膨胀运算,将非连通的主激光目标膨胀成 更大面积的连通区域。依据式(2)对两次数字形态学处理腐蚀和膨胀运算后各连通域的BLOB信息进行统 计,第一次和二次BLOB详细信息比较结果如表1所示,第一和第二次分别用First、Second进行标识。

	Tuble 1 This and second DECD statistics comparison of DECD details									
No.	А	rea	Ce	nter Lenx/		z/Leny		Region		
	First	Second	First	Second	First	Second*	First $X$	Second Y		
1	10 053	10 857	(140,154)	(139,155)	(132,126)	(135,129)*	(4,274)	(26,284)		
2	4 006	$5\ 964$	(424,272)	(425,274)	(95,86)	(101,89)*	(324,526)	(184,362)		
3	122	356	(454,302)	(416,215)	(19,14)	(43,20)	(373,459)	(194,234)		
4	109	170	(424,211)	(425,222)	(23,7)	(23,9)	(402, 448)	(213,231)		
5	70	106	(425,222)	(421,322)	(17,6)	(16,8)	(404,436)	(313,329)		
6	33	80	(421,321)	(449,326)	(10,5)	(15,8)	(433, 463)	(318,334)		
7	27	79	(403,221)	(484,271)	(9,7)	(10,9)	(474, 494)	(261,279)		
8	15	28	(484,270)	(365,273)	(4,6)	(8,5)	(356, 372)	(268,278)		
9	8	23	(449,325)	(395,312)	(6,3)	(6,4)	(389,401)	(307,315)		

表1 第一次和第二次统计各 BLOB 区域详细信息 Table 1 First and second BLOB statistics comparison of BLOB details

由表1数据可知经过膨胀运算,每个BLOB区域具有两个方面的变化:1)BLOB区域的面积变大,例如No.1的面积10053→10857,No.2的面积400→5964,No.3面积122→356。2)水平和垂直方向的轴长变大,例如No.1水平方向轴长132→135,垂直方向轴长126→129;No.2水平方向轴长95→101,垂直方向轴长86→89;No.3水平方向轴长19→43,垂直方向轴长14→20。

大尺寸膨胀运算,用来将每个BLOB区域进行膨胀放大。对于模拟光目标,因为模拟光目标是实心的, 运算后目标周围被等比例放大,几何形态几乎没有变化。运算后主激光目标的主要变化为:1)各BLOB区 域变为面积更大的连通区域;2)几个BLOB区域可能会合并成一个面积更大的BLOB区域;3)每个BLOB 区域内的孔洞可能变小,甚至消失。主激光目标大尺寸膨胀运算前后对比结果如图5所示。



(a) Details of each BLOB region before expansion



(b) Detailed information of each BLOB region after expansion

图5 主激光目标大尺寸膨胀运算结果 Fig.5 Large expansion calculation results of the main laser target

从图 5可以看出,经过大尺寸膨胀运算后,No.2、No.3 对应的 BLOB 连通区域面积变大;No.4 对应的 BLOB 区域消失;No.5 对应的 BLOB 区域不仅面积变大,而且 BLOB 区域内的 4 个孔洞消失,应的 BLOB 区域特征变化最大;No.6 对应的 BLOB 区域连通区域面积变大;图 5(a)中 No.7 与 No.4 对应的 BLOB 区域合并为一个更大的连通区域。即 No.8 对应的 BLOB 区域被合并入 No.5 对应的 BLOB 区域中,No.8 和 No.9 对应的 BLOB 区域连通区域面积变大了。

2.1.3 目标识别

目标识别是根据两次数字形态学处理获得的各个BLOB区域的量化特征信息进行比较分析,确定哪个 是主激光目标,哪个是模拟光目标。假设模拟光目标对应的中心坐标位于两个面积最大的区域内的各 BLOB个数为 blobcount1,主激光目标对应的中心坐标位于两个面积最大的区域内的各 BLOB个数为 blobcount2,比较 blobcount1和 blobcount2大小,如果 blobcount1<br/>
blobcount2,blobcount1对应的最大面积 BLOB 区域为 其激光目标;反之亦然。

因此,目标识别主要分为4个步骤:

1)搜索面积最大的两个BLOB区域

根据面积最大的两个BLOB区域的搜索结果,可以确定No.1和No.2对应的BLOB区域分别作为模拟 光目标和主激光目标的候选目标。将这两个BLOB区域的mng\_flag,设置为3,如表2所示。这两个面积最 大的BLOB区域的搜索结果如图6中第三列绿色目标所示。

No.	Area	Center	Lenx/Leny	$mng_{-}flag_{i}$	Region	X	Y			
1	10 857	(139,155)	(135,129)	3	(4,26) (274,284)	(4,274)	(26,284)			
2	5 964	(425,274)	(101,89)	3	(324,526)(184,362)	(324,526)	(184 362)			
3	356	(416,215)	/	0	/	/	/			
4	170	(425,222)	/	0	/	/	/			
5	106	(421,322)	/	0	/	/	/			
6	80	(449,326)	/	0	/	/	/			
7	79	(484,271)	/	0	/	/	/			
8	28	(365,273)	/	0	/	/	/			
9	23	(395,312)	/	0	/	/	/			

表 2 目标识别结果对比 Table 2 Comparison of target recognition results



图 6 面积最大的两个 BLOB 区域详细参数 Fig. 6 The detailed parameters of two BLOB regions with the largest areas

2) 搜索两个面积最大的 BLOB 区域的对应的矩形区域

该步骤是为统计每一个BLOB中心坐标位于两个面积最大矩形区域内所有的BLOB区域个数做准备。 两个面积最大的BLOB区域所对应的矩形区域,表示为[left top][right bottom],依次为BLOB区域的左上 X、左上Y、右下X、右下Y坐标位置,用公式表示为:left=中心坐标X-X方向轴长,top=中心坐标Y-Y方 向轴长,right=中心坐标X+X方向轴长,bottom=中心坐标Y+Y方向轴长。

如表3所示,No.1对应BLOB矩形区域为[426][274284],No.2对应BLOB矩形区域为[324184] [526362]。例如,No.1对应BLOB区域=[139-135155-129][139+135155+129]=[426][274284]。 No.1对应BLOB区域如图7矩形框A所选区域,其中A'为该BLOB区域未放大前的原始尺寸区域,No.2对 应BLOB区域如图7矩形框B所选区域,其中B'为该BLOB区域未进行放大前的原始尺寸区域。

3)统计每一个BLOB中心坐标位于两个面积最大的区域内的各BLOB个数

模拟光目标和主激光目标的目标识别决策过程是通过统计每个BLOB中心坐标位于两个面积最大的 区域内的所有BLOB个数来实现的。目标识别的过程如图7和表3所示。对于No.1的BLOB区域来说,在

表 3 目标识别决策过程 Table 3 Decision process of target recognition								
No.	Center	Region	Is the center in	n a region?	Blobcoun	t statistics	Recognition flag	Recognition results
			No.1	No.2	No.1	No.2		
1	(139,155)	[4 274][26 284]	Yes	No	1	0	1	Analog laser*
2	(425,274)	[324 526][184 362]	No	Yes	0	1	2	Main laser*
3	(416,215)	[374 195][460 235]	No	Yes	0	1	/	/
4	(425,222)	[403 214][246 232]	No	Yes	0	1	/	/
5	(421,322)	[405 314][338 330]	No	Yes	0	1	/	/
6	(449,326)	[434 441][464 335]	No	Yes	0	1	/	/
7	(484,271)	[483 262][494 280]	No	Yes	0	1	/	/
8	(365,273)	[357 268][373 278]	No	Yes	0	1	/	/
9	(395,312)	[389 308][318 316]	No	Yes	0	1	/	/
Total	/	/	/	/	1*	*	/	/

何文轩,等:基于BLOB区域和边缘特征分析的准直图像双光学目标识别方法



图7 目标识别过程示意图 Fig.7 Schematic diagram of target recognition process

9个BLOB区域的中心坐标中,只有No.1的中心坐标(139,155)位于矩形框A内,因此面积最大的No.1对应的中心坐标位于两个面积最大区域内的BLOB个数blobcount1等于1。对于No.2的BLOB区域来说,在9个BLOB区域的中心坐标中,有8个中心坐标位于矩形框B的范围[324 526],[184 362]之内,分别为No.2中心坐标(425,274)、No.3中心坐标(416,215)、…、No.9中心坐标(395,312)。因此,面积最大No.2对应的中心坐标位于两个面积最大区域内所有的BLOB个数blobcount2等于8,如表4最后一行所示。

表 4 4 个方向判断待识别图像是否为粘连图像 Table 4 Four directions to determine whether the image to be recognized is an adhered image

No.	Detect direction	Template edge image			Ia adhaaiya imaga		
		Start pos	Len	Start pos	Corr coefficient	$join_{left}$ join_{down}	is adhesive image
1	Left	Y = 107	129	Y = 82	0.999 0	1	Yes
2	Right	X = 107	129	X=99	0.924 6	0	
3	Up	Y = 118	134	Y = 68	0.988 5	1	
4	Down	X = 118	107	X = 68	0.991 3	1	

4)比较中心坐标位于两个最大BLOB区域的个数

当获得每个BLOB中心坐标位于两个面积最大区域内的BLOB个数blobcount1和blobcount2后,比较 blobcount1和blobcount2大小,如果blobcount1<br/><br/>blobcount1和blobcount2大面积BLOB区域为主激光目标;反之亦然。 本次实验中目标识别结果如图 8 所示。模拟光目标使用红色十字叉标识,模拟光目标中心坐标为 (139.4,155.1),识别标志mng\_flag,置为1;主激光目标使用绿色十字叉标识,主激光目标中心坐标为(425.0, 273.6),识别标志mng\_flag,置为2,目标识别决策过程和识别结果如表3 所示。



图 8 目标识别结果 Fig. 8 Target recognition results

#### 2.2 粘连光学目标识别数据处理

粘连光学目标识别可以分为5个步骤:1)预处理;2)模板图像和待识别图像轮廓特征提取;3)模板图像 和待识别图像轮廓特征匹配;4)待识别图像粘连标志判断;5)从其他方向判断待识别图像是否为粘连图像。 2.2.1 预处理

为了说明基于轮廓特征提取的粘连光学目标识别算法的处理过程,选择具有代表性的粘连图像进行说明,假设边模板原始图像表示为*f*<sub>org</sub>(*x*,*y*),图像尺寸为*n*×*m*,待识别边缘图像表示为*g*<sub>org</sub>(*x*,*y*),图像尺寸为*n*×*m*,其中*m*=600,*n*=800,模板原始图像和待识别原始图像分别如图9(a)和(b)所示。



(a) Template original image



(b) Original image to be recognized

图 9 原始图像 Fig. 9 Original images

由于待识别原始图像和模板图像基本上都处于饱和状态,无法通过图像内部的纹理信息识别。通过分 析两幅图像的边缘轮廓特征,发现在待识别图像中包含了大部分模板图像的边缘轮廓特征。所以,分别对 两幅图像进行二值化和边缘检测处理,获取两幅图像的边缘特征信息,作为判断待识别图像是否为粘连图 像。模板图像和待识别图像的二值化处理结果分别如图10(a)和(b)所示,边缘检测结果分别如图10(c)和 (d)所示。



图 10 预处理图像 Fig.10 Preprocessed images

2.2.2 模板图像和待识别图像轮廓特征提取

模板图像和待识别图像轮廓特征提取主要是提取边缘图像坐标序列,对从左边方向检测边缘X坐标序 列过程进行说明。从左边检测模板边缘图像有效X坐标序列f<sub>lef</sub>(y)坐标值分布曲线如图11(a)所示,在模板 边缘图像上的对应表示如图11(b)所示。该序列的长度为129,保存了模板边缘图像在有效区域内每一行最 左边的坐标位置,作为待识别边缘图像粘连识别的重要输入参数。





(b) Position of the effective X-coordinate sequence on the template edge image



从左边检测待识别边缘图像X坐标序列glef(y)坐标值分布曲线如图12(a)所示,该序列的长度为600,



图 12 从左边检测待识别边缘图像结果 Fig. 12 Detect the result of the edge image to be recognized from the left 保存了待识别边缘图像在有效区域内每一行最左边的坐标位置,和模板边缘图像的有效序列fief(y)相比,没 有删除X坐标为0的序列,这是为了待识别边缘图像的所有Y方向搜寻最佳匹配序列。通过观察,发现待识 别边缘图像X坐标序列坐标值一维曲线图12(a)在区间[82,210]之间与模板边缘图像有效X坐标序列坐标 值一维曲线图11(a)轮廓具有极大的相似性,该区间为最佳匹配序列的潜在搜索区域。

2.2.3 模板图像和待识别图像轮廓特征匹配

模板图像和待识别图像轮廓特征匹配的目的是在待识别边缘图像X坐标序列 $g_{left}(y)$ 中搜寻与模板边缘 图像X坐标序列 $f_{left}(y)$ 长度相同的子序列, $h_{left}(y)$ 和 $f_{left}(y)$ 的相关系数最大,该子序列为最佳匹配序列  $h_{left}(y)$ ,将该子序列的起始值 $s_{left}$ 当作最佳位置。在本次实验中,最佳匹配序列 $h_{left}(y)$ 在图13(a)使用红色曲 线进行标识,起始点和终止点分别使用字母A和B进行标识,其中长度=129,起始值 $s_{left}$ =82,最大相关系数  $r_{left}$ =0.999。



(c) The position of the best matching sequence on the edge image to be recognized

(d) The position of *X* coordinate sequence on the edge image to be recognize

图 13 在待识别边缘图像中搜索最佳匹配序列 Fig. 13 Searching for the best matching sequence in the edge image to be recognized

为了说明待识别边缘图像最佳匹配序列的检测效果,将模板边缘图像坐标序列*f*<sub>lef</sub>(*y*)和待识别图像的 最佳匹配序列*h*<sub>lef</sub>(*y*)的坐标值曲线进行比较,结果如13(b)所示。可以看出,两条曲线的轮廓相似性极大, 但坐标值不同,这是因为模板图像中的光学目标距离左边界更近,而待识别图像中的光学目标距离边界 更远。

在待识别边缘图像中最佳匹配序列对应位置如图 13(c)所示,X坐标序列在待识别边缘图像上的位置如图 13(d)所示。对比两幅图像可以看出,最佳匹配序列 h<sub>left</sub>(y)是 g<sub>left</sub>(y)子集是从左边进行检测,更加靠近图像左边界且轮廓形状与模板图像左边边缘形状最相似的子序列。在 g<sub>left</sub>(y)中被裁剪掉的子序列如图 13(d)所示,使用紫色矩形框中的绿色字体 1、2、3、4进行标识。

2.2.4 待识别图像粘连标志判断

待识别图像粘连标志判断的目的是利用待识别边缘图像的最佳匹配序列判断待识别图像是否为粘连 图像。根据式(15),当模板边缘图像X坐标序列f<sub>lef</sub>(y)与最佳匹配序列h<sub>lef</sub>(y)的相关系数r<sub>lef</sub>大于0.95时,从 左边检测待识别图像为粘连图像。在本次实验中,*r*<sub>tefi</sub>=0.999>0.95,所以join<sub>tefi</sub>=1。由此说明,从左边检测 待识别图像为粘连图像。

2.2.5 从其他方向判断待识别图像是否为粘连图像

为了确保图像粘连识别结果的可靠性,需要分别从左、右、上、下4个方向依次来判断待识别图像是否为 粘连图像,处理过程如图14所示。图14(a)为有效X/Y坐标序列( $f_{left}(y), g_{right}(y), f_{up}(x), f_{down}(x)$ )在模板边缘 图像上位置,图14(b)为X/Y坐标序列( $g_{left}(y), g_{right}(y), g_{up}(x), g_{down}(x)$ )在待识别边缘图像上的位置, 图14(c)为模板边缘图像与待识别图像的最佳匹配序列比较曲线,图14(d)为最佳匹配序列 $h_{left}(y), h_{left}(x)$ 、 $h_{left}(x)$ 在待识别边缘图像上的位置。图14(c)两条曲线的相关系数分别为 $r_{left}$ =0.999、 $r_{right}$ =0.9246、  $r_{up}$ =0.9885和 $r_{down}$ =0.9913。根据式(15),从4个方向判断待粘连标志分别为join<sub>left</sub>=1、join<sub>right</sub>=0、join<sub>up</sub>=1 和join<sub>down</sub>=1。结果如表4所示。



图 14 从 4 个方向判断待识别图像是否为粘连图像 Fig. 14 Judging whether the image to be recognized is adhesive image from four directions

经过以上处理,综合4个方向的图像粘连标识,当4个方向中有1个粘连标志=1时,判断整个待识别图像为粘连图像,因此,join\_flag=1,即待识别图像为粘连图像。粘连图像区域分割效果如图15所示,在图15(a)中,分别使用红色、绿色、蓝色曲线标识了从左、上、下3个方向检测到的最佳匹配序列 $h_{\text{left}}(y)$ 、 $h_{up}(x)$ 、 $h_{down}(x)$ 在待识别边缘图像上的位置;在图15(b)中,标识了模板图像在粘连图像中重叠区域对应位置,如绿色区域所示。



(a) Mark the template image edge in the adhesive image



(b) Mark the template image area in the adhesive image

图 15 粘连图像区域分割效果 Fig. 15 Region segmentation effect of adhesive image

# 3 实验结果分析

## 3.1 基于 BLOB 区域数量特征统计的双光学目标识别方法重复精度分析

实验环境为LENOVO Think Pad T410i,处理器 Intel(R) Core(TM) i5 CPU M 450@2.4 GHz,所用软件为 Matlab2016b,内存4G。

为了验证本文基于 BLOB 区域数量特征统计的双光学目标识别算法的可重复性,本次实验选择 5 幅不同的准直图像进行双光学目标识别处理,5 幅准直图像具有相同的特点:1)图像中包含两个光学目标,分别 是主激光目标和模拟光目标;2)模拟光目标是一个实心的、边缘轮廓连续的、形状不规则的光学目标;3)主 激光目标是一个非实心的、边缘轮廓曲折的、光斑中心存在很多孔洞的光学目标,而且光学目标外围区域的 亮斑与中心高能量区域存在非连续、非粘连的情况。

针对以上特点的准直图像,不仅需要识别出主激光目标和模拟光目标,更重要的是在识别主激光目标 时,主激光目标的外围亮斑区域与中心高能量区域必须看作同一个光学目标来处理。5幅不同的准直图像 的双光学目标识别结果如图16和表5所示。

从表5中可以看出,5幅准直图像中的主激光目标和模拟光目标被全部识别出。图像1中,No.1对应 BLOB的面积大于No.2对应BLOB的面积,连通域个数blobcount为6,在所有中心位于两个面积最大 Region内的BLOB区域中,No.1对应BLOB的blobcount1为1,No.2对应BLOB的blobcount2为5,因为 blobcount1<br/>blobcount2,所以No.1对应BLOB为模拟光目标,No.2对应BLOB为主激光目标。图像2中,<br/>blobcount1和blobcount2分别等于2和4,因为blobcount1<br/><br/>blobcount2,所以No.1对应BLOB为模拟光目标,No.2对应BLOB为模拟光目标,No.2对应BLOB为主激光目标。图像3、图像4的识别结果与图像1、图像2相同,都是No.1对应BLOB为模<br/>拟光目标,No.2对应BLOB为主激光目标。

对于图像5来说,No.1对应BLOB的面积大于No.2对应BLOB的面积,连通域个数blobcount为10;在所有中心位于两个面积最大Region内的BLOB区域中,No.1对应BLOB的blobcount1为9,No.2对应BLOB的blobcount2为1,因为blobcount2,所以No.1对应BLOB为主激光目标,No.2对应BLOB为模拟光目标。

通过以上分析说明,本文的双光学目标识别算法不仅实现了主激光目标和模拟光目标的识别,而且能 够满足识别不同准直图像时对于重复精度的要求,是光路对接准直流程中用来实现双光学目标识别和判断 的一个非常有效的方法。



图 16 对于 5 幅不同的对接准直图像光学目标识别结果 Fig. 16 Optical target recognition results for 5 different butt collimation images

	表 5	对于5幅不同的对接准直图像光学目标识别结果
Table 5	Optical t	arget recognition results for 5 different butt collimation images

No.	Two largest		Two largest Two largest BLOB		Full	Center in blo	bcount with	Recognition result	
	BLOB		centers		BLOB	two r	egions		
	No 1	$N_{2}$ 9	No 1	N. O		No.1	No.2	No 1	N- 9
	NO.1 N		10.1	NO.Z		blobcount1	blobcount2	10.1	IN0.2
1	11 234	1 690	(239,235)	(473,242)	6	1	5	Analog laser	Main laser
2	$14\ 055$	1 203	(165,305)	(378,246)	6	2	4	Analog laser	Main laser
3	10 857	5964	(139,155)	(425,274)	9	1	8	Analog laser	Main laser
4	14 304	2 012	(431,152)	(186,423)	3	1	2	Analog laser	Main laser
5	6 031	1 990	(425,274)	(195,424)	10	9	1	Main laser	Analog light

#### 3.2 基于 BLOB 区域数量统计的双光学目标识别方法处理时间性能分析

对于双光学目标识别算法,不仅要保证算法的识别准确率和精度,同时需要保证算法的处理时间满足 光路对接准直流程对于时间的要求。根据大型激光装置光路对接准直的设计指标,要求每一幅准直图像目 标识别的处理时间小于1s。一幅准直图像的目标识别过程共分为4个步骤,分别是二值化、腐蚀运算、膨胀 运算、光学目标识别。其中光学目标识别包含BLOB特征提取和光学目标分离两个步骤。对5幅光路准直 图像进行光学目标识别,各个步骤的处理时间如表6所示。

	Table 0 Frocessing time performance analysis of multi-optical target recognition algorithm (unit: s)							
No.	Image name	Binarization	Corrosion	Expansion	Feature extraction	Target separation	Time	
1	Image1.bmp	0.016	0.234	0.219	0.078	0.109	0.656	
2	Image2.bmp	0.094	0.063	0.187	0.047	0.094	0.485	
3	Image3.bmp	0.094	0.141	0.218	0.094	0.156	0.703	
4	Image4.bmp	0.016	0.063	0.187	0.047	0.031	0.344	
5	Image5.bmp	0.016	0.063	0.281	0.094	0.156	0.610	
Mean	/	0.047 2	0.112 8	0.218 4	0.070 5	0.109 2	0.559 6	

表 6 多光学目标识别算法处理时间性能分析(单位:秒) ale 6 Processing time performance analysis of multi-optical target recognition algorithm (unit · s

从表6中可以看出,图像1目标识别总时间为0.656 s,其中二值化耗时0.016 s,腐蚀运算耗时0.234 s,膨胀运算耗时0.219 s,特征提取耗时0.078 s,目标分离耗时0.109 s。耗时最长步骤为腐蚀运算和膨胀运算,二值化、特征提取和目标分离步骤耗时较少。对于其他4幅图像来说,膨胀运算耗时较长,全部大于0.15 s,最短0.187 s,最长0.281 s。由此可见降低腐蚀和膨胀运算的耗时,是提高双光学目标识别效率,降低目标识别时间的重要措施。

对于5幅准直图像来说,在所有的目标识别4个步骤中,膨胀运算所消耗的平均时间最长,为0.2184s, 二值化和BLOB特征提取的处理时间最短,都小于0.1s。5幅准直图像中目标识别所消耗的最短时间为 0.344s,最长时间为0.703s,平均时间为0.5596s。

由此看见,本文提出的双光学目标识别算法不仅能够实现主激光目标和模拟光目标的准确识别,而且 目标识别耗时全部小于1s,满足了大型激光装置光路对接准直流程中光学目标识别算法对于时间的要求。

#### 3.3 粘连目标识别方法对于粘连和单独光学目标识别结果分析

粘连目标识别是指当初始阶段主激光束和模拟光束刚被导入时,由于主激光目标和模拟光目标处于同一个视窗中,两个目标可能会处于粘连状态,根据本文的粘连目标识别算法进行判断,如果两个光学目标处 于粘连状态,需要通过调整二维镜架BM6XY电机使得两个目标完全分开。粘连光学目标识别的前提条件 是待识别图像中的有效光学目标个数为1,但是此时会有三种情况:1)待识别图像是一个粘连图像;2)待识 别图像中只有1个模拟光目标;3)待识别图像中只有1个主激光目标。

为了提高粘连目标识别算法的适应性,需要对本算法在对以上三种情况的识别能力进行分析和验证。 对于有效光学目标vblobcount等于1的待识别图像,从左、右、上、下4个方向分别提取模板边缘图像的有效 坐标序列*E*<sub>i</sub>和待识别边缘图像的坐标序列*E*<sub>g</sub>,搜素*E*<sub>i</sub>和*E*<sub>g</sub>的最大相关系数r对应的有效坐标序列*E*<sub>h</sub>。以上 三种情况的判断条件是:1)当4个方向的相关系数中至少2个大于0.95且1个小于0.95时,待识别图像为粘 连图像;2)当4个方向的相关系数r全部大于0.95时,待识别图像为模拟光目标;3)当4个方向的相关系数r 都小于0.95时,待识别图像为主激光目标。

实验选择三幅最有代表性的图像来说明本文方法在对有效目标个数等于1的粘连目标、单个模拟光目标、单个主激光目标图像的识别结果。单个有效目标的识别过程如图17所示。从图17(d)可以看出,粘连图像在左、上、下三个方向上满足相关系数大于0.95,分别使用红色、绿色、蓝色曲线标识,红色和绿色有大量的重叠,红色曲线的大部分被绿色曲线所覆盖,而在右边方向上没有满足相关系数大于0.95的边缘;模拟光图像在左、右、上、下四个方向上都满足相关系数大于0.95,分别使用红色、黄色、绿色、蓝色曲线标识;主激光图像在左、右、上、下四个方向上都不满足相关系数大于0.95,没有标识曲线。

表7中,根据式(15),粘连图像在四个方向的粘连标志join\_flag分别为1、0、1、1,模拟光图像在四个方向



图 17 单个有效目标的识别过程和结果 Fig. 17 Identification process and results of a single valid target

表 7 单个有效目标识别过程参数 Table 7 Single valid target recognition process parameters

	Correlation coefficient	join_flags in 4 directions	join flag	single flag	Recognize result	
	$r_{\rm left} = 0.9990$	join <sub>left</sub> =1				
A dhesion image	$r_{\rm right} = 0.924.6$	join <sub>right</sub> =0	1	1	Single adhesion image	
Adhesion image	$r_{up} = 0.988.5$	join <sub>up</sub> =1	1			
	$r_{\rm down} = 0.991.3$	$join_{down} = 1$				
	$r_{\text{left}} = 0.999 \ 3$	join <sub>left</sub> =1				
Analog lasor imago	$r_{\rm right} = 0.999~0$	$join_{right} = 1$	0	9	Single main light target	
Analog laser inlage	$r_{up}$ =0.9997	$join_{up} = 1$	0	2		
	$r_{\rm down}$ =0.9952	$join_{down} = 1$				
	$r_{\text{left}} = 0.566 \ 2$	join <sub>left</sub> =0				
Masterlasorimage	$r_{\text{right}} = 0.8189$ join <sub>right</sub> = 0		0	0	C'aula anala a la carta ant	
waster laser inlage	$r_{up}$ =0.789 2	join <sub>up</sub> =0	0	J	Single analog laser target	
	$r_{\rm down}$ =0.8877	join <sub>down</sub> =0				

上的粘连标志全部为1,主激光图像在四个方向上的粘连标志全部为0。根据式(16),粘连图像的最终粘连标志join\_flag=1,模拟光图像和主激光图像的最终粘连标识为join\_flag=0。粘连图像、模拟光目标、主激光目标的单目标类型single flag分别为1、2、3。

## 3.4 基于边缘特征分析的粘连光学目标识别方法重复精度分析

为了说明基于边缘特征分析的粘连光学目标识别方法对于不同粘连图像的识别重复精度,选择5幅具 有代表性的图像进行比较说明。不同粘连图像的识别过程如图18所示。图18(a)~(e)分别为原始图像、二 值化图像、边缘图像、模板图像边缘在粘连图像中对应边缘的标记结果、模板图像区域在粘连图像中对应重 叠区域。识别结果如表8所示,包含每幅图像分别为左、右、上、下四个方向上的相关系数,每幅图像分别在 四个方向所获得的粘连标志,以及每幅粘连图像的最终识别结果。识别结果全部为Yes,表示每幅图像都被 识别为粘连图像。



图 18 不同粘连图像的识别过程和结果 Fig. 18 Identification process and results of different adhesive images

该5幅图像与论文数据处理部分,如图9(b)中的原始图像,不是同一幅图。5幅图可以分为三类:1)主激光目标和模拟光目标沿水平方向偏移后粘连,如Image1和Image2;2)主激光目标和模拟光目标处于高度重叠状态,如Image3;3)主激光目标和模拟光目标沿垂直方向偏移后粘连,如Image4和Image5。对于第一类图像来说,以Image1为例,粘连图像在左、右、上、下4个方向上的相关系数分别为0.9993、0.9039、0.8551、0.9946,相关系数的均值为0.9382,均方差为0.0707。其中左、下两个方向上满足相关系数大于0.95,分别使用红色、蓝色曲线标识,左、下两个方向相关系数均值为0.9970,均方差为0.0033。由于第一类粘连图像为主激光目标和模拟光目标沿水平方向偏移后形成的粘连图像,因此重叠区域主要位于粘连图像的左半区域,如图18(e)第一行所示。对于第三类图像,以Image4为例,粘连图像在左、右、上、下4个方向上的相关系数分别为0.9671、0.9900、0.9997、0.9224,相关系数的均值为0.9698,均方差为0.0344。其中左、右、上三个方向上满足相关系数大于0.95,分别使用红色、绿色、黄色曲线标识,左、右、上三个方向相关系数均值为0.9856,均方差为0.0167。由于第三类粘连图像为主激光目标和模拟光目标沿垂直方向偏移后形成的粘连图像,因此重叠区域主要位于粘连图像的上半区域,如图18(e)第四行所示。

本文粘连识别方法能够对处于不同粘连和重叠程度的粘连光学目标进行识别,说明该方法具有极大的 适用性和鲁棒性,满足识别不同粘连图像时对于重复精度的要求,可解决光路对接准直目标识别算法对双 目标粘连状态准确判别的问题。

	Table 8         Recognition process par	ameters of different adhesive imag	ges
	Correlation coefficient	join_flags in 4 directions	Is adhesive image
	$r_{\rm left} = 0.999.3$	join <sub>left</sub> =1	
Im one 1 hours	$r_{\rm right} = 0.903.9$	join <sub>right</sub> =0	Vee
Image1.bmp	$r_{up}$ =0.855 1	join <sub>up</sub> =0	res
	<i>r</i> <sub>down</sub> =0.994 6	$join_{down} = 1$	
	$r_{\rm left} = 0.9995$	join <sub>left</sub> =1	
I	$r_{ m right} = 0.926\ 2$	join <sub>right</sub> =0	Х7
Image2.bmp	$r_{up}$ =0.990 2	$join_{up} = 1$	Yes
	$r_{\rm down}$ =0.963 9	join <sub>down</sub> =1	
	$r_{\rm left}$ =0.999 8	join <sub>left</sub> =1	
I	$r_{\rm right} = 0.922 \ 1$	join <sub>right</sub> =0	Х7
Image3.bmp	$r_{up}$ =0.910 4	join <sub>up</sub> =0	res
	$r_{\rm down}$ =0.930 9	join <sub>down</sub> =0	
	$r_{\rm left}$ =0.967 1	join <sub>left</sub> =1	
In one ( here	$r_{\rm right} = 0.990~0$	join <sub>right</sub> =1	Vee
image4.bmp	$r_{up}$ =0.999 7	$join_{up} = 1$	res
	$r_{\rm down} = 0.922.4$	join <sub>down</sub> =0	
	$r_{\rm left} = 0.966 \ 4$	join <sub>left</sub> =1	
In one E have	$r_{ m right} = 0.989.4$	join <sub>right</sub> =1	Vee
mage5.bmp	$r_{up}$ =0.999 7	join <sub>up</sub> =1	res
	$r_{\rm down}$ =0.919 5	join <sub>down</sub> =0	

表8 不同粘连图像的识别过程参数

# 4 结论

本文提出了一种基于BLOB区域和边缘特征分析的准直图像双光学目标识别方法。通过建立数学模型与仿真实验,实现了对主激光和模拟光目标在完全分离和粘连状态下的识别。在实验过程中,计算全图各BLOB区域的面积Area、中心*C<sub>xy</sub>、*轴长 len<sub>xy</sub>、区域 Regin<sub>xy</sub>、有效 BLOB区域个数 vblobcount 等信息;对 vblobcount大于1的完全分离双目标准直图像,统计各 BLOB区域中心分别为位于两个面积最大的 BLOB区域 Region内的 BLOB数量,数量小的候选 BLOB区域为主激光目标,数量大的候选 BLOB区域为有效坐标序列*E*<sub>t</sub>和待识别边缘图像的坐标序列*E*<sub>s</sub>,搜素*E*<sub>t</sub>和*E*<sub>g</sub>的最大相关系数*r*对应的有效坐标序列*E*<sub>b</sub>,当4个方向的相关系数*r*全部大于 0.95时,待识别图像为模拟光目标;当4个方向的相关系数*r*都小于 0.95时,待识别图像为 基激光光目标;否则待识别图像为粘连图像。所提方法不仅能够实现对完全分离的模拟光目标和主激光目标的识别,误差小于 3个像素,处理时间小于 1 s,而且能够实现对处于粘连状态的光学目标和单个独立的光学目标的判别,满足光路对接准直图像识别算法对于自适应性、精度和效率的要求。

## 参考文献

 LIU Daizhong, XU Renfang, FAN Dianyuan. Evolution of beam automatic alignment system in laser-fusion facility [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2004, (2):1-5.

刘代中,徐仁芳,范滇元.激光聚变装置光束自动准直系统的研究进展[J].激光与光电子学进展,2004,(2):1-5.

- [2] YING J, HE Y, ZHOU Z. High speed gradient Hough transform algorithm for laser spot location[C]. SPIE, 2008, 6625: 152-157.
- [3] RAMTEKE R, MONALI K Y. Automatic medical image classification and abnormality detection using k-nearest neighbour[J]. International Journal of Advanced Computer Research, 2012, 2(4): 190.
- [4] SHI Y, CHENG X. Laser spot center detection based on the geometric feature[C]. 2010 Third International Symposium on Information Science and Engineering, IEEE, 2010: 322–325.
- [5] GUO Jiafu, WANG Zhengzhou, DUAN Yaxuan, et al. An optical path automatic alignment method based on dual-target recognition and improved alignment mathematical model[J]. Acta Photonica Sinica, 2022, 51(11):1114006.

郭嘉富,王拯洲,段亚轩,等.基于双目标识别和准直数学模型改进的光路自动准直方法[J].光子学报,2022,51(11): 1114006.

- [6] JIANG G, ATTIYA S, OCVIRK G, et al. Red diode laser induced fluorescence detection with a confocal microscope on a microchip for capillary electrophoresis[J]. Biosensors and Bioelectronics, 2000, 14(10-11): 861-869.
- [7] SCHRAMM N U, EBEL G, ENGELAND U, et al. High-resolution SPECT using multipinhole collimation [J]. IEEE Transactions on Nuclear Science, 2003, 50(3): 315-320.
- [8] BOERSCH I, FÜSSEL U, GRESCH C, et al. Data mining in resistance spot welding: a non-destructive method to predict the welding spot diameter by monitoring process parameters [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99: 1085-1099.
- [9] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2014: 8–13.
- [10] BROMAGE J, BAHK S W, IRWIN D, et al. A focal-spot diagnostic for on-shot characterization of high-energy petawatt lasers[J]. Optics Express, 2008, 16(21): 16561-16572.
- [11] TIAN Haonan, LI Sumei. Objective evaluation method for image quality based on edge structure similarity [J]. Acta Photonica Sinica, 2013,42(1):110-114.
- 田浩南,李素梅.基于边缘的SSIM图像质量客观评价方法[J].光子学报,2013,42(1):110-114.
- [12] WANG Zhengzhou, WANG Wei, HU Bingliang, et al. Design and implementation of integrated diagnostic beam fast automatic alignment system[J]. Acta Photonica Sinica, 2014, 43(5): 0512005.
   王拯洲,王维,胡炳樑,等.综合诊断快速自动准直系统设计与实现[J].光子学报, 2014, 43(5): 0512005.
- [13] DA Zhengshang, LI Dongjian, ZHOU Wei, et al. Mathematical model for beam automatic fast alignment [J]. Acta Photonica Sinica, 2008, 37(12): 2534-2538.
- 达争尚,李东坚,周维,等.光路自动准直快速调整数学模型研究[J].光子学报,2008,37(12):2534-2538.
- [14] ZHANG Yujin. Image project, image analysis[M]. Tsinghua University Press, Beijing, 2005, 222-223.
   章毓晋. 图像工程图像分析[M]. 北京:清华大学出版社, 2005, 222-223.
- [15] JAIN A K. Fundamentals of digital image processing [M]. Prentice-Hall, Inc., 1989.
- [16] WANG Zhengzhou, GUO Jiafu, WANG Li, et al. A multiple optical target recognition method based on blob region quantitative feature statistics[P]. China: CN202210917908.3, 2022-8-1.
  王拯洲,郭嘉富,王力,等.一种基于 BLOB 区域数量特征统计的多光学目标识别方法[P].中国: CN202210917908.3, 2022-8-1.

# Dual Optical Target Recognition Method for Collimated Images Based on BLOB Region and Edge Feature Analysis

HE Wenxuan<sup>1,2</sup>, WANG Zhengzhou<sup>1</sup>, WEI Jitong<sup>1</sup>, WANG Li<sup>1</sup>, YI Dongchi<sup>1</sup>

(1 Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710119, China) (2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that the collimated target recognition algorithm of optical path docking cannot distinguish the adhesive state of double targets, a new method of collimated image dual optical target recognition based on Binary Large Object (BLOB) region feature analysis is proposed. There are two optical targets in the optical alignment image, that is, the simulated optical target and the main laser target. In the initial beam control stage, the positions of the two optical targets are random and uncertain, and there is a possibility of the two optical targets sticking together, which causes great difficulties in beam control. Therefore, optical path alignment needs to solve the image recognition problem in two cases: 1) In the initial beam control stage, when the main laser beam and the analog beam are just introduced, the adhesion recognition algorithm needs to be used to identify the adhesion state of the two optical targets. If the two optical targets are in the adhesion state, the two targets need to be completely separated by adjusting the 2D frame BM6XY motor; 2) In the case of two optical targets in the two optical targets. Firstly, the binary image is processed by digital morphology to calculate the area, center  $C_{xy}$ , axis length len<sub>xy</sub> and region Regin<sub>xy</sub>, of each BLOB region in the whole image. Secondly, the number of valid BLOB regions vblobcount is counted, and the distance between the two maximum connected

domains dir is calculated. When vblobcount>1 and dir>100, the collimation image is the completely separated double target image, otherwise it is the adhered image. Then, for the completely separated dualtarget image, the number of BLOBs located in the two largest BLOB regions with the center of each BLOB region is counted. The small number of candidate BLOB regions is the main laser target, and the large number of candidate BLOB regions is the analog light target. Finally, for the adhered image, when dir <100, the two optical targets are in a close adhered state. The axis length coefficient len\_xs is calculated. When len  $xs \ge 1.2$ , the two targets are in a very close adhesion state, otherwise it is a single main excitation target or simulated light target. Moreover, the repetition accuracy analysis of the adhesive optical target recognition method based on edge feature analysis showed that the correlation coefficients of the adhesive image in the left, right, up and down directions are 0.967 1, 0.990 0, 0.999 7 and 0.922 4, respectively. The mean value of the correlation coefficients is 0.969 8 and the mean square error was 0.034 4. Among them, the correlation coefficients in the left, right and upper directions are greater than 0.95, which are marked by red, green and yellow curves respectively. The mean value of the correlation coefficients in the left, right and upper directions is 0.985 6, and the mean square error is 0.016 7. Since the third type of adhesive image is mainly the adhesive image formed after the laser target and the simulated optical target are migrated in the vertical direction, the overlap area is mainly located in the upper half of the adhesive image. The experimental results show that the proposed dual optical target recognition algorithm can not only realize the recognition of completely separated analog light targets and main laser targets with the error less than 3 pixels and the processing time less than 1 s, but also realize the identification of optical targets in the state of adhesion and a single independent optical target. It meets the requirements of self-adaptability, accuracy and efficiency of the optical alignment image recognition algorithm and the repetition accuracy of the recognition of different adhesive images, and can solve the problem of the optical alignment target recognition algorithm to accurately identify the adhesion state of two targets

**Key words**: Optical path docking collimation; BLOB region; Edge feature analysis; Dual optical target recognition; Adhesion image recognition

OCIS Codes: 100.5010; 100.4999; 120.1680

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (No. 61705254), the Key Research and Development Program of Shaanxi Province of China (No. 2020GY-005)