

# 基于快速视网膜关键点局部不变特征的 激光主动成像目标识别

王灿进<sup>1,2,3</sup> 孙涛<sup>1,2</sup> 陈娟<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033  
<sup>2</sup> 激光与物质相互作用国家重点实验室, 吉林 长春 130033  
<sup>3</sup> 中国科学院大学, 北京 100049

**摘要** 提出一种基于快速视网膜关键点(FREAK)局部不变特征的激光主动成像目标识别方法,在目标的矩、几何、轮廓等特征难以提取时仍然能够准确识别。提出差分加速分割检测特征(FAST-Difference)特征点检测方法,将加速分割检测特征(FAST)与高斯差分算子(DoG)相结合,快速提取出对于各种变换均具有稳健性的特征点;使用 FREAK 描述子生成特征向量,最后使用级联匹配方法完成特征向量的快速匹配。所提方法具有与人类视觉类似的特性:特征点检测阶段,FAST-Difference 方法使用 DoG 进行多尺度检测;特征向量描述阶段,FREAK 描述符的拓扑结构与人类视网膜类似;特征点匹配阶段,级联匹配方法模仿人类视觉的扫视搜索。实验证明所提方法能够对激光主动成像下的部分照亮的塔形目标进行快速有效的识别,算法满足识别系统实时性的要求。

**关键词** 图像处理; 激光主动成像; 目标识别; FAST-Difference; FREAK 描述符; 级联匹配

中图分类号 TN957.52 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL201441.0309004

## A Novel Target Recognition Method Based on Fast Retina Key Point Descriptor for Laser Active Imaging

Wang Canjin<sup>1,2,3</sup> Sun Tao<sup>1,2</sup> Chen Juan<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun, Jilin 130033, China  
<sup>2</sup> State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun, Jilin 130033, China  
<sup>3</sup> University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract** A novel target recognition method for laser active imaging based on a kind of local invariant feature named fast retina key point (FREAK) is proposed, which could be used when moment, geometry and contour features of target are difficult to extract. A feature point detection method called difference of features from accelerated segment test (FAST-Difference) is proposed. It combines features from accelerated segment test (FAST) with difference of Gaussian (DoG), which can rapidly extract feature points that are robust for a variety of transformation. FREAK descriptor is used to generate the feature vectors and cascading matching method is used to complete the fast matching for feature vectors. The proposed method has characteristics similar to those of human vision. In the feature point detection stage, the FAST-Difference method uses DoG for multi-scale detection. In the feature vector description stage, FREAK descriptor has similar topology structure with human retina. In the feature vector matching stage, cascading matching method imitates saccade search of human retina. Experimental result indicates that the proposed method can quickly and effectively recognize the partly-illuminated tower-like target in laser active imaging and satisfy the real-time requirement of the recognition system.

**Key words** image processing; laser active imaging; target recognition; FAST-Difference; FREAK descriptor; cascading matching

收稿日期: 2013-08-27; 收到修改稿日期: 2013-10-24

基金项目: 吉林省重大科技攻关专项(20120615)

作者简介: 王灿进(1987—),男,博士研究生,主要从事激光主动成像下的模式识别方面的研究。

E-mail: wcj@mail.ustc.edu.cn

导师简介: 陈娟(1961—),女,研究员,博士生导师,主要从事光电跟踪与伺服控制技术等方面的研究。

E-mail: chenjuan@mail.ccut.edu.cn(通信联系人)

## 1 引 言

在日益复杂的战场环境下,被动成像系统已无法满足目标识别的成像需求,激光主动成像技术作为一种新的探测机制具有广阔的应用前景。激光主动成像使用主动照明的方式探测目标,能够在夜晚条件下实现目标远距离、高分辨率的成像。因此激光主动成像下的自动目标识别技术对于在照明条件不足的情况下发现并识别隐藏目标、实现目标跟踪等具有重要意义。由于成像机制和成像条件的差异,激光主动成像中的目标识别相比被动成像条件具有以下难点:激光的相干性和目标表面粗糙反射造成比较明显的散斑效应,导致图像模糊;目标不同区域的照度不均匀造成目标分割和轮廓提取困难;成像距离较远时,纹理信息难以提取;提取目标的颜色信息较困难。这给激光主动成像目标识别算法提出了很大挑战。

目前国内外关于激光主动成像目标识别的文献较少,而关于激光成像雷达目标识别的研究较多。激光主动成像系统和激光成像雷达系统的工作机理基本相同,因此对应的识别方法也具有一定的借鉴意义。Holmes等<sup>[1]</sup>使用不变矩、傅里叶描述符、尺度互相关等16个特征对激光雷达距离像中的目标进行分类识别,结合了空域和频域的优点;Philomin等<sup>[2]</sup>通过两次Hough变换以提取距离像中目标外观特征,但该方法计算量较大;Soliday等<sup>[3]</sup>从距离像中提取目标的几何特征,从强度像中提取目标的反射系数特征,融合后利用模糊神经网络分类器进行识别,取得较好的效果;Perona等<sup>[4]</sup>利用MACH和DCCF滤波器对坐标变换后的目标距离像和强度像进行识别,该方法对于噪声具有较好的稳健性;Koksal等<sup>[5]</sup>利用边缘跟踪方法提取距离像的边缘特征建立统计模型,通过匹配算法实现对军用车辆目标的识别;马君国等<sup>[6]</sup>从距离像中提取Zernike矩、Hu矩和中心矩构成组合矩特征,应用径向基函数(RBF)神经网络对三种地面目标进行分类识别。Koksal等<sup>[5]</sup>和马君国等<sup>[6]</sup>提出的方法均要求具有较高的成像质量。

因为激光发散角有限,目标可能仅有部分区域被照亮,加上如果成像距离较远,则成像可能不够清晰,上述方法的识别性能将大大降低。为此本文引入一种新的局部不变特征——快速视网膜关键点(FREAK)描述符,用于激光主动成像中的目标识

别。FREAK描述符是一种人类视网膜的二进制描述子,在特征向量生成和匹配上均具有比尺度不变特征转换(SIFT)和快速稳健特征描述子(SURF)更好的速度优势。同时提出FAST-Difference特征点检测方法,在保证特征点稳健性的同时,计算时间也比SIFT的DoG、SURF的FAST-Hessian算子要快得多。使用选通增强型电荷耦合器件(ICCD)配合自制的同步控制板搭建激光主动照明系统,在夜晚条件下对远距离的塔形目标进行照射成像,结果证明所提算法能够取得较好的识别效果,适用于激光主动照明目标识别。

## 2 图像预处理和特征点检测

激光主动成像会受到各种噪声的污染,其中散斑噪声是主要的噪声。散斑是一种乘性噪声,用一般的滤波方法难以将其滤除。为此借鉴文献[7],使用同态滤波结合小波域Stein的无偏似然估计(SURE)滤波方法,该方法能够有效抑制散斑噪声,同时计算速度比传统的散斑滤波方法如Lee、Kuan、Frost等快得多。

去散斑之后,首先需要找到特征点。特征点检测是局部不变特征算法的第一步,检测算法的性能将直接影响后续的识别。SIFT算法使用的是DoG近似高斯二阶微分,SURF中的Fast-Hessian引入方框滤波器加速了计算过程,以上方法虽然能够提取出较为稳定的特征点,但计算时间过长。Rosten等<sup>[8]</sup>提出FAST角点检测方法,其计算速度是FAST-Hessian的50倍以上。Mair等<sup>[9]</sup>对其进行改进提出自适应通用加速分割检测特征(AGAST)检测算法。FAST算子本身具备旋转和光照不变性,却不具备尺度不变性。生物学家已经证明,人类视网膜是通过使用不同尺寸的DoG模板对图像进行卷积和编码以理解图像的。为此,这里将FAST与DoG结合,将FAST算子推广到尺度空间,提出一种新的FAST-Difference特征点检测方法。

首先对图像降采样建立尺度空间金字塔。尺度空间金字塔由 $n$ 个层 $c_i$ 和 $n$ 个内层 $d_i$ 组成, $i=0,1,\dots,n-1$ 。其中 $c_0$ 是原始图像, $c_i$ 由 $c_{i-1}$ 隔半采样得到。内层 $d_i$ 位于 $c_i$ 和 $c_{i+1}$ 之间, $d_0$ 由原始图像 $c_0$ 降采样 $2/3$ (利用线性插值方法,将图像尺寸缩减至原图像的 $2/3$ )得到,而 $d_i$ 由 $d_{i-1}$ 隔半采样得到。这种尺度空间的建立只需要对图像进行降采样,而省略了SIFT的

高斯核与图像卷积的过程,节省了大量的时间。

随后,在每层找到 FAST 特征点作为候选特征点。接着,对于某一个候选特征点,在当前层和相邻的两层中,计算  $3 \times 3 \times 3$  邻域的 DoG 值,记为  $f_{\text{DoG}}$ :

$$f_{\text{DoG}}(x, \sigma) = |L(x, k\sigma) - L(x, \sigma)|, \quad (1)$$

式中  $k$  是常数。若当前像素是其  $3 \times 3 \times 3$  邻域中的 DoG 极值点,则记录该点的位置和尺度信息。若不是,在当前层和相邻两层各自的邻域中将 DoG 响应值拟合二次函数,并找到其极大值点的位置。接着对这些 DoG 值沿着尺度轴拟合二次抛物线,在抛物线的极值点即可得到其 DoG 和尺度的最终估计值。

为了确定特征点的像素位置,在真实尺度附近的层上对上述极值点的坐标进行插值,即可得到最后的特征点的精确位置和真实尺度。该方法得到的特征点具有亚像素级的精度。

FAST-Difference 算子保留了 FAST 算子的旋转和光照不变性,同时具备尺度不变性。算法仅在特征点的邻域计算 DoG 值,计算十分快速。经过多次几何插值,FAST-Difference 能得到特征点亚像素级的定位精度和精确的尺度空间定位。

### 3 FREAK 特征

不同于以往的 SIFT、SURF、DAISY 等特征, FREAK 描述子是一种人类视网膜的局部不变特征描述方法。它的设计思路来自于人类视网膜的成像结构。生物学家研究表明,人类视网膜上感知光线的感受域分为四个区域:中央凹、旁中央凹、远中央凹和周边区。不同区域在目标检测和识别方面完成不同的功能:中央凹区获得高分辨率图像识别目标的细节,周边区获得低分辨率图像识别目标的轮廓。与此相对应,各个部分包含的枝状结构和神经节细胞的密度由高到低依次为:中央凹、旁中央凹、远中央凹、周边区。

受到这种结构的启发, FREAK 描述子的采样点结构如图 1 所示。采样点均匀分布在以特征点为中心的同心圆上。同心圆的半径与特征点的尺度成正比:假设特征点的尺度为  $\sigma$ ,则同心圆半径为  $M_1\sigma, M_2\sigma, \dots, M_i\sigma, i$  为采样点的层数。离中心特征点越近,采样点越密集,离中心特征点越远,采样点越稀疏。采样点层数是可选的,层数越多,特征向量的描述能力越强,相应的计算量也越大。

对于每个采样点,需要进行高斯平滑以去除噪声,采样点周围的圆代表高斯平滑的半径。不同位置的采样点高斯核也不同,这也模拟了视网膜上视

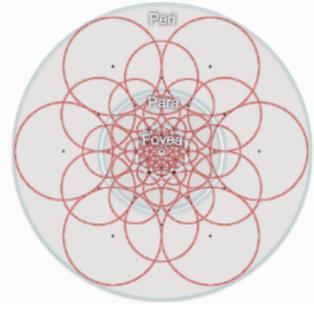


图 1 FREAK 算子的采样点结构

Fig. 1 Illustration of FREAK sampling pattern

锥细胞的作用。相邻采样点的感受域(即以采样点为中心、高斯核为半径的圆)有重叠,这种结构能得到更充分的信息。

最终生成的 FREAK 描述子由采样点对的强度比较结果级联而成,为一个二进制比特串。假设  $\mathbf{F}$  是某点的 FREAK 描述向量,则

$$\|\mathbf{F}\| = \sum_{0 \leq a \leq K} 2^a T(P_a), \quad (2)$$

$$T(P_a) = \begin{cases} 1, & \text{if } I(P_a^{r_1}) - I(P_a^{r_2}) > 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}, \quad (3)$$

式中  $P_a$  表示当前采样点位置,  $K$  是特征向量的维数,  $I(P_a^r)$  是采样点经过高斯平滑后的强度,  $\|\cdot\|$  表示计算二进制字符串的十进制值。

假设采样点数为  $N$ ,则生成的描述向量一共有  $C_N^N$  维。在目标识别中,为了保证算法的实时性,只需要保留信息量较大的维度,细节信息不会给识别结果带来重大影响。这里通过以下步骤从训练数据中筛选出高信息维度:

- 1) 建立一个矩阵  $\mathbf{D}$ ,  $\mathbf{D}$  的每行代表一个 FREAK 描述符,每一行包含  $C_N^N$  个元素;
- 2) 对  $\mathbf{D}$  的每一列计算方差。首先保留方差最大的那一列,接着计算其他列与它的协方差,并选择协方差最小的那一列加入到新组成的描述向量中;
- 3) 如果达到规定的维数上限  $N_{\max}$ ,停止,否则返回步骤 2)。

实验证明取  $N_{\max} = 512$  即可获得与  $C_N^N$  维相近的描述能力。这 512 维都是来自于周边区域的采样点对,由此可以证明: FREAK 算子周边的采样区域能够提供目标基本的信息,对应于视网膜的周边区,而 FREAK 算子中央的采样区域提供的是目标的细节信息,对应于视网膜的中央凹。

FREAK 算子自身的圆形对称采样结构使其对于旋转具有不变性,采样位置和半径随着尺度变化

使其具备尺度不变性,而由强度对比生成二进制描述子使其对光照具有不变性,对每个采样点进行高斯模糊在一定程度上能削弱噪声的影响。所以理论上 FREAK 算子对于各种变换和噪声均具有稳健性的局部不变特征描述符。

## 4 特征向量匹配

特征向量的匹配即找到对应的特征点对,是特征向量识别的重要步骤,其快速准确与否直接影响识别方法的性能。FREAK 描述符生成的是 0 和 1 组成的二进制描述符,描述符之间的关系采用汉明距离计算,即异或操作。当两个描述符之间的汉明距离小于阈值  $T$  时,认为是匹配的一对特征点。阈值  $T$  选择既不能太大也不能太小,太大容易导致误匹配点的增多,太小则会导致正确匹配点数量的下降甚至无法找到匹配关系。与 SIFT 或者 SURF 的计算欧式距离匹配相比,二进制描述符的异或操作计算速度大大提升。

另一方面,FREAK 描述符的维度越靠前,包含的信息量越多,分辨能力也越强。根据这种特性,可以设计如下的级联匹配方法:首先取 FREAK 描述符的前  $N_1$  维进行匹配,构成第一级级联分类器,如果汉明距离小于  $T_1$ ,则继续往后取  $N_2$  维比较,构成第二级级联分类器,以此类推。这种级联的比较可以进一步加速匹配过程。在人类视网膜的模型中,眼球也是利用这种由粗到精的搜索方式观察物体的,这种方式称为扫视。人眼首先利用周边区捕获基本的信息来估计感兴趣目标的位置和轮廓,随后使用旁中央凹捕捉高分辨率的信息实现目标的精确成像。这种扫视搜索可以帮助人们快速地定位视场中明显的目标。

实验证明,第一级的分类器选择  $16 \times 8 = 128$  维就可以保证剔除 90% 以上的非匹配点。而这个过程只需要 16 Byte 之间的异或操作就可以完成,运算速度非常快。



图 2 基于 FREAK 描述符的识别算法流程图

Fig. 2 Flow chart of the proposed recognition method based on FREAK descriptor

## 7 实 验

实验中搭建激光主动照明目标识别系统如下:采用波长 532 nm、发散角 5 mrad 的半导体抽运固体脉冲激光器发射脉冲宽度为 8 ns 的脉冲激光照

## 5 剔除误匹配点及标记识别目标

经过汉明距离最近邻进行粗匹配之后,不可避免地存在误匹配点,采用随机抽样一致算法(RANSAC)一致性检验进行筛选。RANSAC 是一种模型假设检验方法,使用较少的初始数据构建模型对全部数据进行正确筛选,对于噪声具有较强的稳健性。

待配准点集的仿射变换关系可以表示为

$$\begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}. \quad (4)$$

确定方程中的六个参数,至少需要三对匹配点。相应的 RANSAC 检验步骤为:

- 1) 在粗匹配点对(共  $N_{\max}$  对)中任意找出三对,计算变换参数  $(M, T)$ ;
- 2) 对于剩下的每一对变换点  $(x_i, y_i), (u_i, v_i)$ ,将  $(x_i, y_i)$  通过变换矩阵计算出  $(u'_i, v'_i)$ ,如果  $|u'_i - u_i| < \epsilon, |v'_i - v_i| < \epsilon$ ,则认为这一对点满足变换参数  $(M, T)$ ,将计数 count(记为  $C_{\text{count}}$ )加 1;
- 3) 如果  $C_{\text{count}}/N_{\max} > \eta$ ,退出循环,此时参数  $(M, T)$  为最终变换参数,否则转到步骤 1);
- 4) 计算完全部点对之后,选择 count 次数最大的参数  $(M, T)$  为最终变换参数,满足该参数的点集为正确匹配的点集。

得到变换参数  $(M, T)$  之后,选择目标模板的四个顶点  $P_1(x_1, y_1), P_2(x_2, y_2), P_3(x_3, y_3), P_4(x_4, y_4)$ ,运用(4)式计算其变换后的对应点  $Q_1(u_1, v_1), Q_2(u_2, v_2), Q_3(u_3, v_3), Q_4(u_4, v_4)$ ,这四个点就是待识别目标的四个顶点,最后目标位置用矩形框加以标示。

## 6 识别流程

综上所述,这里针对激光主动成像复杂目标的识别方法流程如图 2 所示。原始图像经过小波域 SURE 滤波之后,提取出 FAST-Difference 特征点,随后生成 FREAK 特征向量,经过特征向量的匹配和去除误匹配点,最后完成目标识别。

射目标。成像装置为 Lambert ICCD,镜头直径  $D = 110$  mm,焦距  $f = 300$  mm,帧频为 25 frame/s。自制现场可编程门阵列(FPGA)同步控制器,实现了激光器和相机之间的选通控制。同步控制器首先向

激光器发送触发信号,经过一个短的延时  $\Delta t_1$ ,激光器发射出脉冲激光,又经过  $\Delta t_2 = \frac{2s}{c}$  光脉冲返回接收装置, $s$  为目标与激光器之间的距离, $c$  为光速。因此控制器在向激光器发出触发信号之后  $\Delta t_1 + \Delta t_2$  时刻将选通门打开,就能保证抑制后向散射,采集到较为清晰的图像。实验编程环境为:i7-2600 3.40GHz CPU、2G 内存、OpenCV + VC2008 软件平台。实验中 ICCD 采集到的图像大小为 512 pixel  $\times$  512 pixel,如图 3 所示。



图 3 激光主动照明下的塔形目标

Fig. 3 Tower-like target under laser active imaging

可以看到塔形目标的形状较为复杂,并且照度不均匀,上方局部较暗的部分甚至淹没在背景中,并

且线条也不十分清晰。目标的不变矩、几何特征和轮廓特征难以提取,因此文献[1-6]中的识别方法均不适用。左方的斑点是背景杂光的干扰,并且图像中存在一定的散斑噪声,都会对识别造成影响。为此考虑用 DoG + SIFT、Fast-Hessian + SURF 和所提的 FAST-Difference + FREAK 三种局部不变特征方法进行识别实验比较。

### 7.1 验证 FAST-Difference 的性能

特征点检测算法的性能,可以使用可重复率<sup>[10]</sup>对其进行刻画。可重复率是衡量特征检测算法的重要指标。假设检测算法在两幅待匹配图像上的相同区域内分别检测出  $m_1$  和  $m_2$  个特征点,则可重复率  $r_R$  计算如下:

$$r_R = \frac{C(m_1, m_2)}{\min(m_1, m_2)}, \quad (5)$$

式中  $\min(m_1, m_2)$  是  $m_1$  和  $m_2$  的较小值, $C(m_1, m_2)$  是对应的特征点数。

使用文献[10]推荐的旋转、尺度变化、视点变化、亮度变化和加噪声五组图像以比较 DoG、Fast-Hessian、FAST-Difference 特征检测算法的性能。图 4 是三种特征检测算法的可重复率变化曲线。

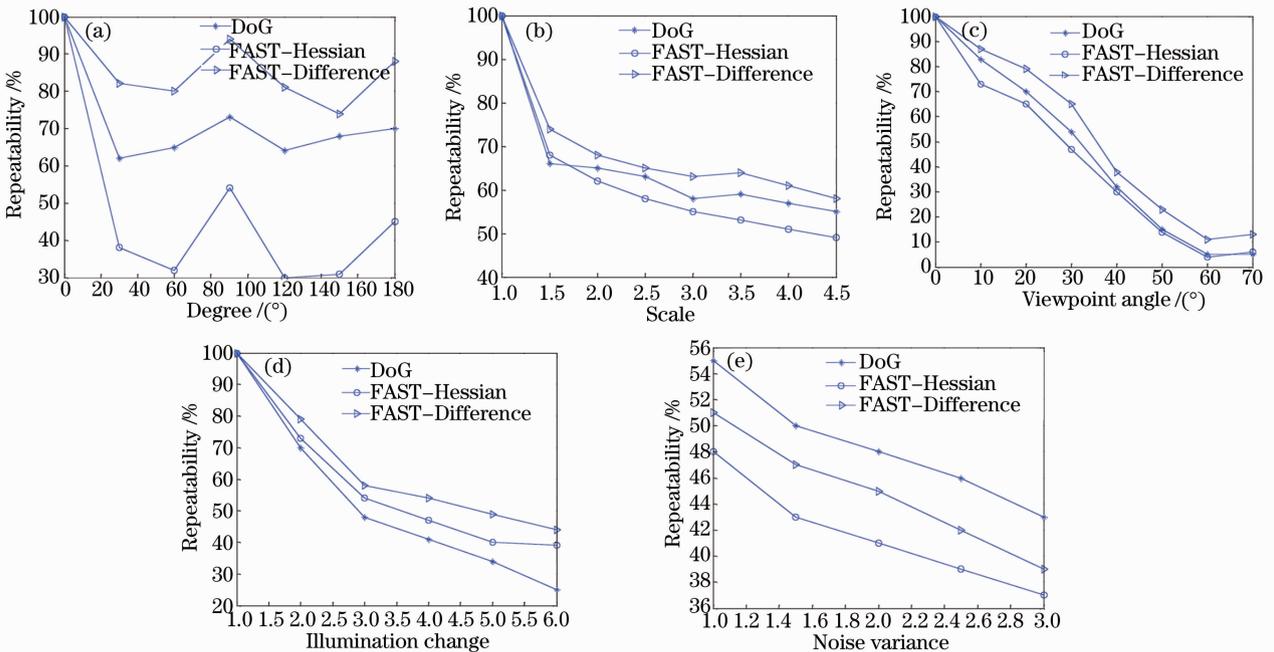


图 4 不同变换条件下的可重复率比较。(a) 旋转变换;(b) 尺度变换;(c) 视点变化;(d) 光照变化;(e) 噪声变化  
Fig. 4 Repeatability comparison under different transformations. (a) Rotation; (b) scale change; (c) view point change; (d) illumination change; (e) noise change

可以看出,除了噪声特性比 DoG 略差之外,FAST-Difference 对于其余变换的稳健性均是三种算法中最优的。之所以对于噪声比较敏感,是因为 FAST-Difference 算子中并没有集成像 DoG 那样的

高斯滤波操作。但是在所提识别方法的预处理中,已经使用小波域 SURE 方法对原始图像进行了滤波,所以不必担心噪声对特征点检测造成过大影响。实际上,完全可以将滤波方法集成在 FAST-

Difference 算子中,对尺度金字塔中的所有子图像进行滤波,但这一方面加大了算子的运算量,另一方面小波域 SURE 滤波方法只针对散斑噪声,并不适用于其他的场合。为了保持算法的通用性,将滤波过程与 FAST-Difference 特征点检测过程分离。

### 7.2 运用 FAST-Difference + FREAK 描述符进行塔形目标识别

分别使用 DoG + SIFT、Fast-Hessian + SURF 和 FAST-Difference + FREAK 在模板图像和待识别图像上提取特征点并计算向量,匹配特征向量进行目标识别。模板图像是白天使用数码相机近距离拍摄的塔形图像。调整三种算法的参数,使在模板图像上提取的特征点的数目大致相等。三种方法的识别结果分别如图 5(a)~(c)所示。

图 5 中白色线段表示互相匹配的特征点,白色矩形表示识别出的目标位置。可见 SIFT 和 SURF 均不能标示出目标位置,而所提 FREAK 方法能够识别出目标。从图 5(a)可以看出,当在模板图像上

提取出数量相当的特征点时,使用 DoG + SIFT 在两幅图之间找到的匹配点数最少,并且表示匹配点位置关系的直线有交叉,交叉则意味着误匹配。图 5(a)误匹配较为严重,导致无法找到模板与目标之间的变换矩阵。这是由于 SIFT 严重依赖于周围像素之间的梯度关系,对于光照的稳健性较差。从图 5(b)可以看出,Fast-Hessian + SURF 找到的匹配点对数比 SIFT 多,但是匹配关系仍然杂乱,甚至会受到左边杂光斑点的影响,误匹配更为严重,无法找到目标和模板之间的变换矩阵。从图 5(c)可以看出 FAST-Difference + FREAK 匹配上的特征点对最多,只存在少数的交叉点,这些交叉点能够通过 RANSAC 算法去除,从而找到目标与模板之间的对应关系,准确地找到目标。这一方面是由于 FAST-Difference 能够在塔形目标的角点上定位特征点,使特征点更具有代表性;另一方面也因为 FREAK 描述子的稳健性在此处比 SIFT 和 SURF 要好。

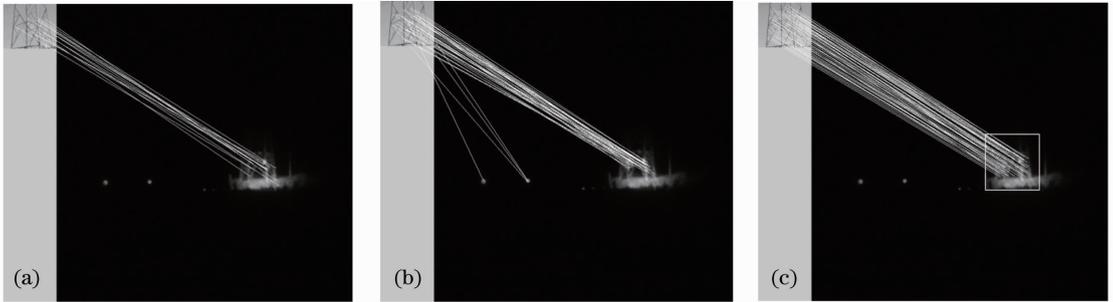


图 5 三种方法对塔形目标的识别结果。(a) DoG+SIFT; (b) FAST-Hessian+SURF; (c) FAST-Difference+FREAK  
Fig. 5 Recognition results for tower-like target by three methods. (a) DoG+SIFT; (b) FAST-Hessian+SURF; (c) FAST-Difference+FREAK

改变激光能量为 9、7、5 mJ,使用所提算法进行识别,结果如图 6 所示。

得越来越模糊,随之匹配上的特征点也越来越少。尽管如此,使用所提算法仍然可以识别出目标。这进一步证明了所提算法对成像条件变化的稳健性。

从图 6 可以看出,随着激光能量的降低,目标变

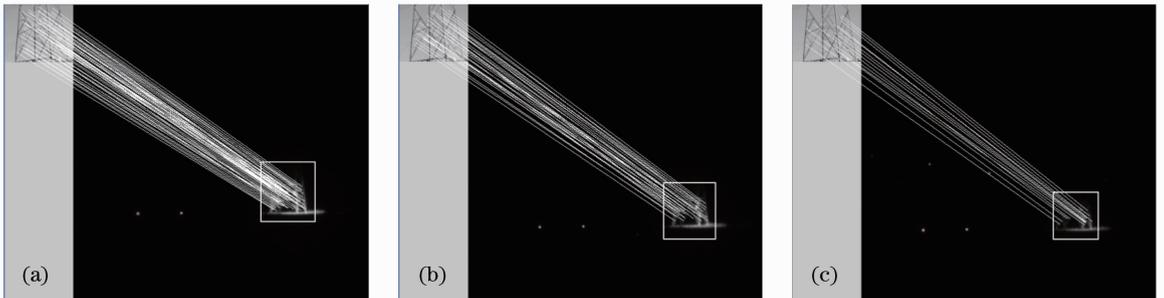


图 6 激光功率变化情况下的识别结果。(a) 9 mJ; (b) 7 mJ; (c) 5 mJ

Fig. 6 Recognition results with changes in laser energy. (a) 9 mJ; (b) 7 mJ; (c) 5 mJ

### 7.3 算法的时间性能

比较三种算法在特征点检测、特征向量生成、特

征向量匹配和 RANSAC 步骤上的耗时,结果如表 1 所示,可见所提算法在 4 个阶段均比 DoG + SIFT

算法和 FAST-Hessian+SURF 快。在前三个步骤所提算法耗时短的原因在前文已说明,在 RANSAC 上耗时较短的原因是 FAST-Difference+FREAK 的误匹配点较少,通过为数不多的迭代步骤就可以

找到正确的变换矩阵,在 RANSAC 的第三步退出循环,而其余两种算法则需要计算全部可能的点对,故耗时较长。在实验中 ICCD 帧频 25 frame/s,所提算法满足系统实时识别的要求。

表 1 算法耗时统计

Table 1 Statistics of time consumption for different methods

	Feature point detection /s	Feature vector extraction /s	Feature vector matching /s	RANSAC /s	Total time /s
DoG+SIFT	0.7299	0.3916	0.1699	0.0135	1.3049
FAST-Hessian+SURF	0.3473	0.1535	0.1112	0.1251	0.7371
FAST-Difference+FREAK	0.0025	0.0218	0.0013	0.0063	0.0319

## 8 结 论

提出 FAST-Difference+FREAK 的激光主动成像目标识别方法,将 FREAK 局部不变特征引入激光主动成像的目标识别中,同时提出 FAST-Difference 局部不变特征点检测方法。所提算法在特征点检测、特征向量生成、特征向量匹配方面均具有类人类视觉的特性。实验证明所提算法在激光主动成像中目标不变矩、几何特征和轮廓特征难以提取的情况下(实验中为部分照亮的塔形目标)仍然能够实现准确识别,并且算法满足系统实时性的需求,具有较好的应用价值。

## 参 考 文 献

- 1 Q A Holmes, X Zhang, D Zhao. Multi-resolution surface feature analysis for automatic target identification based on laser radar images[C]. Proceedings of International Conference on Image Processing, 1997, 3: 468-471.
- 2 V Philomin, D Harwood, L S Davis. Appearance-based automatic target recognition in overhead LADAR range imagery [C]. Brisbane: Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition, 1998, 2: 1320-1324.
- 3 S W Soliday, M T Perona, D G McCauley, *et al.*. Hybrid fuzzy-neural classifier for feature level data fusion in Ladar autonomous

target recognition[C]. SPIE, 2001, 4379: 66-77.

- 4 M T Perona, Abhijit Mahalanobis. Ladar automatic target recognition using correlation filters[C]. SPIE, 1999, 3718: 388-396.
- 5 A E Koksai, J H Shapiro, W M Wells. Model-based object recognition using laser radar range imagery[C]. SPIE, 1999, 3718: 256-266.
- 6 Ma Junguo, Huang Mengjun. Target recognition algorithm based on combination moments for laser imaging radar[J]. Chinese J Lasers, 2012, 39(6): 0609003.  
马君国, 黄孟俊. 基于组合矩的激光成像雷达目标识别算法[J]. 中国激光, 2012, 39(6): 0609003.
- 7 Li Xiaofeng, Xu Jun, Luo Jijun, *et al.*. Noise analyzing and denoising of intensity image for laser active imaging system[J]. Infrared and Laser Engineering, 2011, 40(2): 332-337.  
李晓峰, 徐 军, 罗积军, 等. 激光主动成像图像噪声分析与抑制[J]. 红外与激光工程, 2011, 40(2): 332-337.
- 8 E Rosten, T Drummond. Machine learning for high-speed corner detection [C]. Aleš Leonardis, Horst Bischof, Axel Pinz. Computer Vision-ECCV, Berlin: Springer, 2006, 3951: 430-443.
- 9 E Mair, G Hager, D Burschka, *et al.*. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test [C]. Kostas Daniilidis, Petros Marages, Nikos Paragies. Computer Vision-ECCV, Berlin: Springer, 2010, 6312: 183-196.
- 10 K Mikolajczyk, C Schmid. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. Int J Computer Vision, 2004, 60(1): 63-86.

栏目编辑:何卓铭