

## 图像融合在空间目标三维重建中的应用

杨洪飞<sup>1,2,3</sup>, 夏 晖<sup>1,3</sup>, 陈 忻<sup>1,3</sup>, 孙胜利<sup>1,3</sup>, 饶 鹏<sup>1,3</sup>

(1. 中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;  
3. 中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083)

**摘 要:** 图像融合可以获取目标更加丰富的层次和细节信息, 有利于对探测目标信息的有效获取, 在包括空间目标的三维重建等应用中有着重要意义。针对空间目标的宽动态范围提出了一种多次曝光的图像融合方法, 利用信息熵的非线性压缩判定图像融合权重, 并引入双边滤波残差加强弱纹理的分配权重, 有效地增加了图像的特征信息, 提高了三维重建点云的数量。利用提出的融合方法开展了空间目标模拟成像试验, 采用融合的图像对目标三维重建, 并与多种不同曝光程度以及采用其他融合图像的方法进行了对比, 提出的方法得到的重建点云数量相对恰当曝光状态提高了 35%, 重建结果优于其他方法。结果表明: 将图像融合引入到三维重建中, 能有效地加强了重建图像信息, 避免了光照条件对目标三维重建的不利影响, 获得较高质量的重建效果, 该方法可以很好地应用到基于图像序列的空间目标三维重建应用中。

**关键词:** 图像融合; 三维重建; 动态范围

中图分类号: TP391 文献标志码: A DOI: 10.3788/IRLA201847.0926002

## Application of image fusion in 3D reconstruction of space target

Yang Hongfei<sup>1,2,3</sup>, Xia Hui<sup>1,3</sup>, Chen Xin<sup>1,3</sup>, Sun Shengli<sup>1,3</sup>, Rao Peng<sup>1,3</sup>

(1. Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;  
2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;  
3. Key Laboratory of Infrared Detection and Imaging, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China)

**Abstract:** Image fusion can obtain the richer level and detail information, which is beneficial to the effective acquisition of the detection target information. It is of great significance in applications including 3D reconstruction of space targets. A multi-exposure image fusion method that the non-linear compression of information entropy was used to determine the image fusion weight and the bilateral filter residual was introduced to enhance the weight of the weak texture for the wide dynamic range of space objects proposed. It effectively increased the feature information of the image and the number of 3D reconstruction cloud points. The space object imaging experiment was carried out by using the fusion method. The number of reconstructed point clouds obtained was improved by 35% compared with well-

收稿日期: 2018-04-05; 修订日期: 2018-05-03

基金项目: 国家 863 计划(Y4X02073N3X)

作者简介: 杨洪飞(1988-), 男, 博士生, 主要从事空间遥感图像信息处理方面的研究。Email: 410055346@qq.com

导师简介: 孙胜利(1970-), 男, 研究员, 博士生导师, 博士, 主要从事空间遥感方面的研究。Email: palm\_sun@163.com

饶鹏(1977-), 男, 研究员, 硕士生导师, 博士, 主要从事空间遥感方面的研究。Email: peng\_rao@mail.sitp.ac.cn

exposure and the reconstruction results were better than other methods. The results show that 3D reconstruction algorithm based on image sequence combined with image fusion could effectively enhance the reconstructed image information and avoid the adverse effects of illumination conditions on the three-dimensional reconstruction of the target, resulting in high quality reconstruction effect, the method can be well applied to the three-dimensional reconstruction of space targets based on image sequences.

**Key words:** image fusion; 3D reconstruction; dynamic range

## 0 引言

利用可见光成像的图像序列可以对空间目标进行三维重建,恢复空间目标的三维信息,对空间安全的信息维护和态势感知具有重要的意义<sup>[1]</sup>。相对于激光扫描等主动式三维重建方法,图像序列的三维重建通过图像作为输入信息,借助于相机的灵活性和广泛的布局,可以完成对空间目标的信息获取,但是图像序列的三维重建易受到外界光照环境和目标自身特性的影响,重建效果依赖于采集图像的质量,信息获取以及处理对重建结果的影响至关重要。对空间目标拍摄的成像过程中,信息获取的场景动态范围高亮时对应着大气层外太阳直射的照明条件,晦暗时对应着深空的冷背景条件,常规的成像系统的动态范围有限,难以有效获取空间目标的所有可见光信息。国内外研究针对空间目标的可见光特性展开了一系列的仿真和成像实验,结果表明空间目标在成像时呈现一定的方向性,容易导致空间目标在某一方向呈现有镜面反射的特性,对相机的成像动态范围和信息处理技术提出了一定的要求。

采用多曝光融合的方式是提高成像对应动态范围的有效方法之一,文中提出一种不经过相机响应曲线拟合,直接对不同曝光序列图像进行融合的方法,针对图像融合通常伴有细节信息损失的情况,文中以双边滤波图像与原图像的残差增强图像的细节,以信息熵的非线性压缩作为图像拟合的权重参考,对不同曝光状态下的图像进行了融合,得到的融合图像包含了目标场景的多次曝光下的有效信息,增加了图像的特征信息。在三维重建的流程中图像特征信息的增强能够有效提高图像特征像素点的匹配,国内外关于空间目标三维重建的研究多在于相机标定以及重建算法的优化,对于信息获取处理技术对三维重建影响的研究少有报道,文中对空间目

标的可见光特性进行了分析总结,提出图像融合在空间目标三维重建中的应用需求,利用典型数据库的多曝光图像对融合算法的效果进行了对比和分析,并针对空间目标开展了地面模拟成像试验,并对融合后的图像采用稀疏和稠密的三维重建步骤,获得了目标的三维模型,探讨了图像融合在空间目标三维重建中对重建模型的影响。

## 1 空间目标的图像融合

### 1.1 空间目标的可见光散射特性

空间目标包括卫星、空间站等,具有一定的凹面,但整体可以近似为一定参数的凸面物体进行研究,对于可见光谱段,空间目标的可见光特性主要来源于对太阳的反射,在成像系统对空间目标的监测过程中,太阳、成像系统和空间目标三者存在着复杂变化的相对运动,在入瞳处接收到的目标辐亮度会随着起伏变化,其影响因素包括:

(1) 空间目标、成像系统、太阳的相对位置,其中还要包含空间目标自身的相对姿态;

(2) 空间目标表面的材料特性引起的反射特性差异,不同材料、姿态都会引起空间目标的反射率的变化。

空间目标的反射特性需要使用双向反射分布函数来描述,其表达式为:

$$f(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \frac{dL_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r, \lambda)}{dE_i(\theta_i, \varphi_i, \lambda)} \quad (1)$$

式中: $(\theta_i, \varphi_i)$ 和 $(\theta_r, \varphi_r)$ 为入射光和反射光的方向; $dE_i(\theta_i, \varphi_i, \lambda)$ 为面元的入射辐照度; $dL_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r, \lambda)$ 为面元的反射辐亮度。

以空间卫星为例,Sun 等<sup>[2]</sup>利用 Davies 模型的双向反射分布函数对环境-1 号卫星进行了成像仿真,如图 1 所示,由于空间的高太阳辐射强度、目标表面材料差异和相对位姿引起目标成像局部易造成过饱

和以及过暗的情况，而重建流程是以图像的特征点作为重建初始点展开计算的，后续重建算法都是基于这些初始点进行扩展优化，这些都要求图像信息具有一定程度的特征量，过饱和的平坦区域以及灰度过低的暗区，重建过程中图像匹配算法无法从这些平坦区域和暗区提取出需要的特征匹配点，因而在三维重建中会形成图像对应模型区域的空洞，引起重建质量下降甚至无法重建。这表明了针对空间目标的三维重建成像，要避免目标区域产生过曝和暗区，增加图像的层次，突出特征信息，使得在三维重建中能够匹配到尽量多的特征点，提高重建质量。

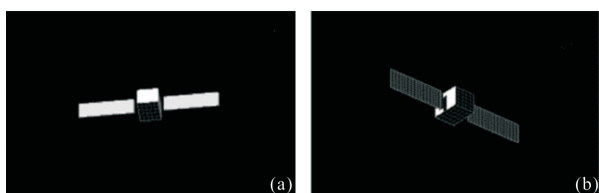


图 1 环境-1 号不同位姿仿真成像

Fig.1 Images of Huanjing-1 satellite with different poses

## 1.2 图像融合方法

图像融合是扩展成像动态范围和增加图像层次信息的有效方式之一，图像融合通过将一系列不同状态下的图像合成获得，常见的是多曝光图像的融合，根据是否加入曝光参数可以分为两类：一类需要加入相应相机拍摄时的曝光参数，通过曝光参数拟合从场景亮度到相机图像灰度的响应曲线，根据响应曲线映射融合图像的像素灰度；另一类则跳过响应曲线的拟合过程，通过图像已有的信息制定融合规则，根据融合规则直接将多幅不同曝光的低动态范围图像融合成一幅适合于显示或处理的图像。两类图像融合的方法都是对场景动态的范围的扩展，包含了各个曝光时间图像的信息和细节。

### 1.2.1 双边滤波和信息熵联合法

双边滤波是由 Tomasi 和 Manduchi 提出的一种非线性的滤波方法，效果是对图像保边去噪，在仅去掉一些精细纹理的情况下保留图像有用的边缘信息。双边滤波器由空域高斯核和强度值域核和构成，整个滤波表达式为：

$$f^{BF}(x, y) = \frac{\sum_{y'} \sum_{x'} [f(x', y') G_{\sigma_s}(x-x', y-y') G_{\sigma_r}(f(x, y) - f(x', y'))]}{\sum_{y'} \sum_{x'} [G_{\sigma_s}(x-x', y-y') G_{\sigma_r}(f(x, y) - f(x', y'))]} \quad (2)$$

式中： $(x', y')$ 表示 $(x, y)$ 的邻域； $G_{\sigma_s}$ 和  $G_{\sigma_r}$ 分别表示空域高斯核与强度值域核。则：

$$G_{\sigma_s}(x, y) = \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma_s^2}\right) \quad (3)$$

$$G_{\sigma_r}(a) = \exp\left(-\frac{a^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (4)$$

式中： $\sigma_s$ 为空域核延展的范围； $\sigma_r$ 为边缘定义的最小幅度。

图像融合期望获得输入图像序列的锐化细节，这样在最后合成的图像中能够保留期望得到的图像特征。通过双边滤波图像保留了对比度较强的边缘而丧失了一部分微弱的边缘和纹理信息，通过将双边滤波图像与原图像作差，得到的那部分滤除的微弱的图像信息，这对期望的特征保留十分有益。

信息熵是对信息不确定性的统计平均值，图像的局部信息熵表示了对应像素在局部的信息量，通

过信息量的大小可以确定融合权重的系数<sup>[3]</sup>，文中结合双边滤波优化边缘得到融合权重系数，进行最后图像的融合。

对于给定的序列图像 $\{I_k\}$ ， $k$ 表示不同曝光时间的编号， $I_k(i, j)$ 表示 $k$ 曝光下图像位置 $(i, j)$ 的像素灰度值， $I_k^{entrop}$ 表示局部信息熵分布图， $I_k^{BF}$ 表示经过双边滤波后图像的像素灰度值，首先经过对数变换有：

$$\log\_tran(I_k(i, j)) = \log(1 + I_k^{entrop}(i, j) + a \times \text{abs}(I_k(i, j) - I_k^{BF}(i, j))) \quad (5)$$

式中： $a$ 为双边滤波残差的影响因子。

将对数变换后的权重系数归一化：

$$N_k(i, j) = \frac{\log\_tran(I_k(i, j))}{\sum_k \log\_tran(I_k(i, j))} \quad (6)$$

将权重系数进行指数非线性拉伸, 然后再次归一化:

$$\exp_{-N_k(i,j)} = e^{bN_k(i,j)} \quad (7)$$

$$E_k(i,j) = \frac{\exp_{-N_k(i,j)}}{\sum_k \exp_{-N_k(i,j)}} \quad (8)$$

式中:  $b$  表示将权重系数指数拉伸的程度。

最后, 将融合系数与原图像进行对应相乘得到最后的融合灰度值, 并归一化。

$$I'(i,j) = \sum_k (1+I_k(i,j))^{E_k(i,j)} \quad (9)$$

$$I''(i,j) = \frac{I'(i,j)}{\max(I'(i,j))} \quad (10)$$

式中:  $I''(i,j)$  为最后融合后图像的灰度值, 其中有两个可变的因子  $a, b$ , 分别可以调整融合图像的边缘锐化程度和整体灰度拉伸程度。

### 1.2.2 图像融合的结果和评价

通过文中的算法多曝光图像序列进行处理, 如图 2 所示, 并与一些经典的融合算法作比较, 其中 Mertens 法<sup>[4]</sup>和 Raman 法<sup>[5]</sup>采用的是与文中一样仅基于图像进行融合, Erik 法<sup>[6]</sup>采用的是先输入图像序列和相机的曝光设置参数对相应曲线进行拟合映射, 再通过色度映射的方法得到最后的融合图像, 得到的各种算法融合图像对比如图 3 所示。

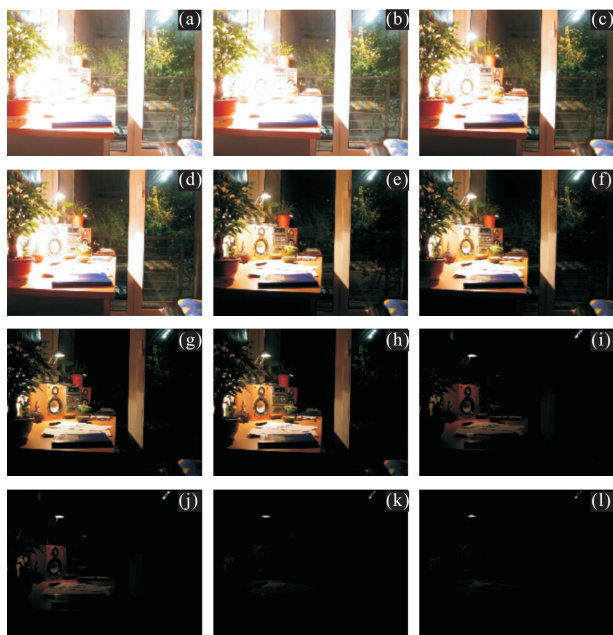


图 2 不同曝光时间的图像序列

Fig.2 Image sequence of different exposure time

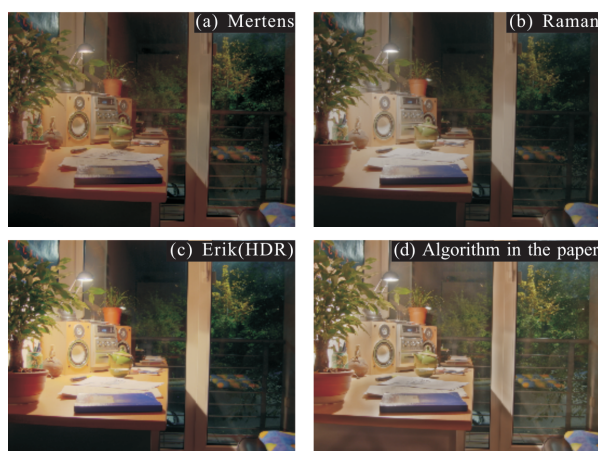


图 3 与其他方法的图像融合结果比较

Fig.3 Image fusion result compared with other methods

通过融合图像对比发现, Mertens 法采用拉普拉斯金字塔重建法, 在图像局部细节的过渡上比较平滑, 不易出现边缘不连续的情况。Raman 法采用了细节纹理加强的权重法, 细节纹理信息较为突出, 但会出现边缘信息跳跃, 反差过大的情况。Erik 法加入了相机的曝光参数, 能够较好地融入各个曝光下的图像信息, 相比 Mertens 法和 Raman 法有一定的优势, 缺点是必须输入曝光设置参数进行相应曲线的拟合, 对先验条件有一定要求。文中的方法在不输入相机曝光参数的条件下, 利用双边滤波使细腻纹理细节得到加强, 同时指数拉伸也平滑了边缘不连续的信息, 并且通过双边滤波的残差影响因子和指数拉伸系数还能够调整边缘的锐度以及图像局部过暗的亮度信息。

如图 4 所示, 取  $(a=1, b=100)$  和  $(a=2, b=100)$  对比发现,  $a$  参数的加强使得融合图像的边缘信息得到加强, 边缘与内部的对比反差变大, 但  $a$  参数调整过大会使得边缘和边缘内部的灰度值逐渐变大, 内

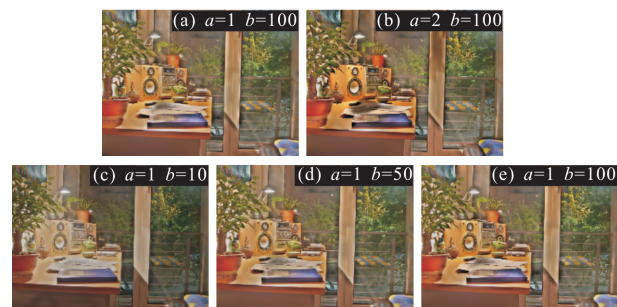


图 4 不同  $a, b$  值融合图像对比

Fig.4 Image fusion comparison with different  $a, b$

部容易变为灰度较暗的黑区,所以要根据具体图像调整参数的大小,取得合适的锐化程度。取( $a=1, b=10$ ), ( $a=1, b=50$ ), ( $a=1, b=100$ )对比发现, $b$ 参数的增大会使图像暗区变亮,但同时使得边缘与边缘内部的反差对比变小,若 $b$ 参数过大,虽然增加了暗区的图像信息,但使得图像某些部分过于平滑,丢失了对比度。

为了对融合算法进行评价,分别从平均值、标准差、信息熵、平均梯度和处理时间五个方面来量化评价融合后的图像。平均值是整幅图像平均亮度的代表;图像标准差是图像各个像素点灰度值相对均值的离散程度,图像灰度离散分布越大,说明含有信息量越大;信息熵是图像中所包含信息量丰富程度的表达,图像信息熵越大,图像的细节表现能力越强;平均梯度反映了图像中微小细节以及纹理变化特征,平均梯度越大,图像表现的层次感与边缘信息越分明;处理时间取决于计算资源和算法的复杂度,文中的处理算法是以 matlab 编程实现,计算机平台为 I7 处理器,主频 2.7 GHz。通过以上三种算法与文中算法得到的五个参数比较如表 1 所示,从处理时间上,文中算法的算法复杂度较高,图像双边滤波以及信息熵的计算耗时较多,因此整个处理时间比其他算法略长,但是在图像特征信息量的表达上,通过对比其他各项评价参数,可以看出文中算法在信息熵和平均梯度参数上达到最优,标准差低于需要曝光参数的 Erik 法,整个图像的信息表示处于一个较好的层次。

表 1 测试效果对照表

Tab.1 Test results comparison

	Mean value	Standard deviation	Entropy of information	Average gradient	Handling time/s
Mertens	48.665 0	36.683 2	23.079 4	45.456 8	3.913
Raman	53.470 8	41.256 1	23.057 7	45.652 9	3.485
Erik (HDR)	69.568 0	58.101 4	23.047 0	60.356 2	3.715
Algorithm in the paper	76.884 5	41.396 4	23.170 3	89.452 7	4.126

## 2 三维重建

### 2.1 稀疏重建

稀疏重建通过每幅图像计算相机的位姿,并通

过位姿参数以及像素位置计算图像中有特征的三维点云。相机的位姿参数通过相机标定获得,而作为图像特征的像素对位置通过特征提取算法来描述匹配(例如 SURF 或者 KAZE),当前稀疏重建的方法包括 Bundler、Visual Odometry systems<sup>[7]</sup>、SFM revisited<sup>[8]</sup>、SFM from objects<sup>[9]</sup>等,文中采用图像序列递增的方法来添加图像。

递增方法采取的策略是逐步加入的图像。首先要对图像序列的特征对搜索匹配,以基础矩阵来作为几何一致判定的标准,提取出满足几何一致性的特征对,利用单应性矩阵的估计来选择初始对,以使初始对在保持较大基线的条件下具有足够多的特征对,然后以图像的特征对作为输入,计算并生成三维点的空间坐标。以初始化两幅图像的特征点作为整个场景的种子,并逐步计算新图像相机位姿和特征点三维位置,迭代地加入新的图像并生成新的点云,在逐步递增的过程中,会逐步产生位姿和特征三维位置累积误差,所以在迭代过程中要采用光束平差和莱文贝格-马夸特方法来最小化累积误差。其过程如下所示:

过程算法

- (1)输入:图像集;
- (2)要求:成对的匹配对应点是满足几何一致性的;
  - 1)找出预设的匹配:对每幅图像特征提取并构建特征的描述子;
  - 2)匹配特征的描述子(最近邻法);
  - 3)对匹配做几何一致双滤波:估计基础矩阵  $F$ 。
- (3)加入:相机内参(通过几何标定得到);
- (4)计算:相机位姿参数;
  - 1)计算匹配对的空间迹迹点;
  - 2)对图像穷极配对,并通过两两配对图像的特征匹配数量进行排序;
  - 3)选择一对匹配数量多,并且基线距离足够大的图像对作为初始对;
  - 4)对初始对的本质矩阵进行鲁棒估计;
  - 5)三角计算,得到初始化的重建锥形。
- (5)循环:从穷极配对中挑选新的图像,满足新图像特征点与重建锥形有最大交集;
  - 1)估计新加图像位姿;
  - 2)计算新的空间坐标点;
  - 3)光束平差优化参数;

4) 添加新的图像,直到图像添加完毕。

(6) 输出:3D 点云。

## 2.2 稠密重建

得到的稀疏点云要进行稠密化,首先要建立空间点的面片模型<sup>[10]</sup>,面片是近似于物体表面的局部正切平面,包括中心  $c(p)$ ,法向量  $n(p)$ ,参考图像  $R(p)$ ,每个面片有  $\mu \times \mu$  的格网。整个稠密化的过程分为面片模型的建立、膨胀以及滤波。面片模型的建立是以特征描述匹配为基础,以某一特征点为参考,与匹配点作三角计算得到空间位置,然后以空间坐标与参考图像的中心得到法向量,当面片模型的可视图像集满足一定阈值,则生成成功。面片膨胀是以图像集中的邻域为扩散出发点,对已有的面片图像投影位置的邻域生成新的面片,满足几何优化的条件接收新扩散出来的面片。由于在扩散过程中可能会生成错误面片,所以膨胀得到的面片要进行滤波,滤波的条件是满足在空间位置中的邻域关系,满足可视图像数量关系及邻域数量关系。膨胀和滤波的过程可以多次迭代,得到最后的稠密点云,其过程算法如下所示:

过程算法

(1) 输入:稀疏点云及图像集;

(2) 要求:成对的匹配对应点是满足几何一致性的;

(3) 初始化面片模型:以空间点的坐标与图像建立面片中心,面片法向量,图像对应区域;

(4) 膨胀:对每个面片扩散;

1) 找出对应面片的邻域图像块集,对每个邻域尝试生成面片模型;

2) 判定面片接收条件,满足则接收,并将邻域图像块从集合中去除;

(5) 滤波:去除不满足可视图像数量关系及邻域数量关系的面片;

(6) 输出:稠密 3D 点云。

## 3 试验与分析

基于文中提出的算法对空间目标模型进行了图像融合及三维重建验证试验。相机采用的是中国科学院上海技术物理研究所自行研制的高分辨率可见光相机,如图 5 所示,光学系统的焦距为 90 mm,焦平面阵列采用的是 ON-SEMI 公司的 NO1V1SN025KA,工作波段为  $0.4 \sim 1 \mu\text{m}$ ,像元数为  $5 \text{ k} \times 5 \text{ k}$ ,像元尺寸

为  $4.5 \mu\text{m} \times 4.5 \mu\text{m}$ ,通过调节曝光时间,得到不同曝光度的图像,并通过文中的图像融合算法对多次曝光的图像进行融合,得到的部分图像序列如图 6 所示。

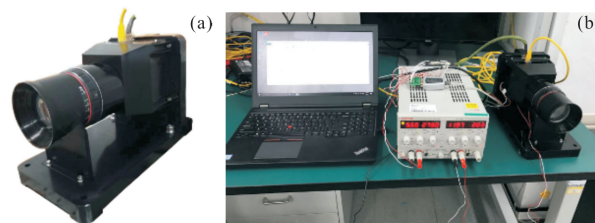


图 5 高分辨率可见光相机(a)和图像数据采集平台(b)

Fig.5 High resolution visible camera (a) and image data acquisition platform (b)

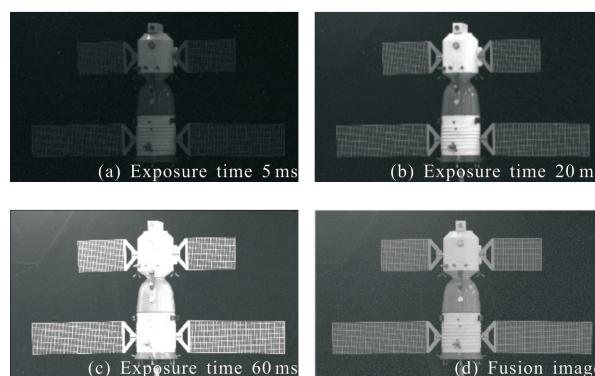


图 6 融合图像与不同曝光时间图像的对比

Fig.6 Image fusion compared with different exposure time images

通过融合图像与不同曝光时间图像对比,可以看出,相对 5 ms 曝光时间的欠曝图像和 60 ms 曝光时间的过曝图像,融合图像在边缘轮廓、目标细节上都具有更加清晰的表现,相对于 20 ms 曝光时间的适当曝光图像,融合图像信息也更具层次感,局部亮度过渡圆润,不会出现部分区域过亮或者过暗的情况。

针对不同曝光程度的图像和融合图像采用三维重建算法对目标进行模型重建,得到的模型稀疏点云和稠密点云分别如图 7、8 所示。从视觉效果上看,曝光时间 5 ms 的图像序列重建只能得到极少的空间点云数量,无法对获得重建目标的三维模型结构。曝光时间 60 ms 的图像序列重建点云出现了重叠双太阳能帆板的情况,这是由于过曝情况下目标图像误匹配所引起的相机位姿计算错误。曝光时间 20 ms 图像与融合图像相比,在部分目标细节点云上出现一定缺失。

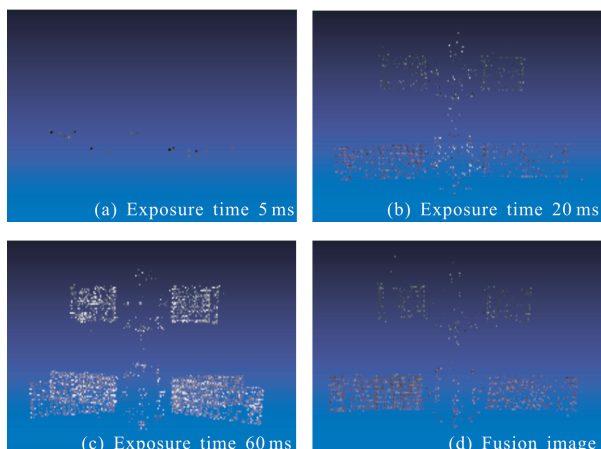


图 7 不同曝光时间图像重建与融合图像重建的目标稀疏点云对比

Fig.7 Comparison between fusion images reconstruction sparse cloud points and different exposure time images reconstruction results

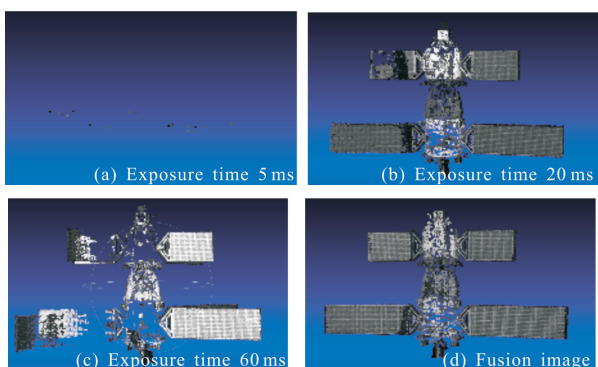


图 8 不同曝光时间图像重建与融合图像重建的目标稠密点云对比

Fig.8 Comparison between fusion images reconstruction dense cloud points and different exposure time image reconstruction results

表 2 给出了目标模型的稀疏点云和稠密点云的定量描述, 除由于在 60 ms 过曝引起误匹配的情况下, 融合图像重建结果在空间点云数量相较各种曝

表 2 不同曝光及融合后稀疏点云和稠密点云数量

Tab.2 Sparse and dense cloud points after different exposure time and fusion

Image	5 ms exposure	20 ms exposure	60 ms exposure	After fusion
Number of sparse point cloud	23	12 190	23 010	17 496
Number of dense point cloud	-	234 203	235 317	317 840

光程度点云数量都具有较大的增长, 是目标模型的更好表达。

图 9 和表 3 给出了对各种融合算法图像序列的三维重建结果, Raman 和 Mertens 重建结果在太阳能帆板的部分位置都出现了空洞情况, 点云数量也较少, Mertens 虽然在局部重建细节优胜于其它结果, 但从整体上看, 重建结果以 Erik 和文中算法为佳。Erik 和文中算法在重建点云的数量上相差不大, 重建视觉效果上也相当, 但文中算法的优势是对相机曝光参数不要求。

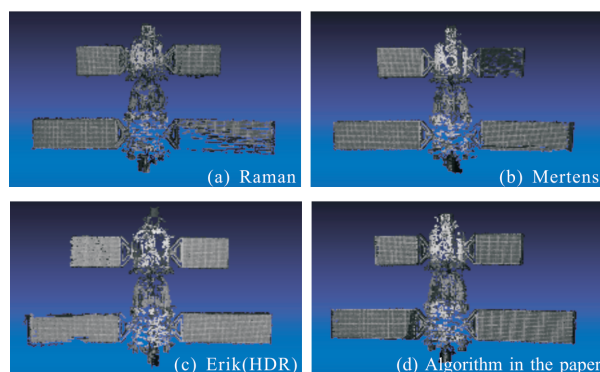


图 9 不同融合图像方法的目标稠密点云

Fig.9 Object dense cloud points results with different image fusion methods

表 3 不同融合算法重建稀疏点云和稠密点云数量

Tab.3 Reconstruction of sparse and dense cloud points with different fusion algorithms

Image	Raman	Mertens	Erik(HDR)	Algorithm in the paper
Number of sparse point cloud	13 368	16 542	17 566	17 496
Number of dense point cloud	268 424	306 548	317 349	317 840

## 4 结 论

在基于图像序列的空间目标三维重建中, 成像质量是影响三维重建结果的重要因素, 文中针对空间成像系统和空间目标所处场景动态范围不匹配的问题, 提出一种多曝光图像融合的方法, 采用图像双边滤波和原图像的残差增强图像的细微纹理特征, 使用图像局部信息熵的非线性化判定融合像素的权

重,通过参数的组合变化对图像进行合理调节,融合后图像提高了成像对应动态范围,有效地增加了图像的特征信息。结合空间地面模拟试验对提出的融合信息空间目标三维重建进行了验证,与单一曝光和其他融合方法相比,该方法显著提升了三维重建结果的质量,并且在融合过程中不需要加入与成像系统相关的曝光参数,兼具有效性和灵活性,能够很好地应用到空间目标的三维重建中。

#### 参考文献:

- [1] Zhang Haopeng, Wei Quanmao, Zhang Wei, et al. Sequential-image-based space object 3D reconstruction [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2016, 42(2): 273–279. (in Chinese)  
张浩鹏, 魏全茂, 张威, 等. 基于序列图像的空间目标三维重建[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(2): 273–279.
- [2] Sun C M, Yuan Y, Zhou Z. Modeling for space-based visible imaging characteristics of space object [C]//SPIE Optical Engineering Applications, 2015, 9598: 959807.
- [3] Bruce N D B. ExpoBlend: Information preserving exposure blending based on normalized log-domain entropy [J]. *Computers & Graphics*, 2014, 39(2): 12–23.
- [4] Mertens T, Kautz J, Reeth F V. Exposure fusion [C]//Conference on IEEE Computer Graphics and Applications, 2007: 382–390.
- [5] Jiang W F, Zhang F, Chen Z B. Image filtering based on structural information: US, US8965141[P]. 2015.
- [6] Reinhard E, Devlin K. Dynamic range reduction inspired by photoreceptor physiology [C]//IEEE Educational Activities Department, 2005.
- [7] Fraundorfer F, Scaramuzza D. Visual odometry: Part II – matching, robustness, and application [C]//IEEE, 2012, 19(2): 78–90.
- [8] Schönberger J L, Frahm J M. Structure-from-Motion revisited [C]//CVPR, 2016: 445.
- [9] Crocco M, Rubino C, Bue A D. Structure from Motion with objects [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 4141–4149.
- [10] Furukawa Y, Ponce J. Accurate, dense, and robust multi-view stereopsis [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1–8.