引文格式:刘明岳,祝会忠,徐辛超,等.用于行星车在轨标定的亮度加权分区间直线提取方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(1):120-132.DOI:10.13203/j.whugis20220475

Citation: LIU Mingyue, ZHU Huizhong, XU Xinchao, et al. Line Extraction Method with Brightness-Weighted Partitions for Planetary Rover In-Orbit Calibration[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(1): 120-132. DOI: 10.13203/j.whugis20220475

用于行星车在轨标定的亮度加权分区间直线提取方法

刘明岳[1] 祝会忠[1] 徐辛超[1,2] 乔浩磊[1] 付晓天[1] 赵晗光[1]

1 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院,辽宁 阜新,123000

2 中国科学院空天信息创新研究院,北京,100094

摘 要:针对在轨标定时强光照条件造成直线提取效果较差的问题,提出了一种用于行星车在轨标定的亮度加权分区间直线提取方法。首先,对梯度幅值和梯度方向进行统计,获得梯度方向分布模型并根据高斯分布的标准差进行自适应区间划分;然后,以像素的亮度作为权重依据,确定各区间的梯度阈值并进行初始的边缘链提取;接着,根据梯度方向直方图确定各边缘链的种子点,通过动态跟踪完成直线的初步检测;最后,结合端点距离、重心一致性约束进行直线连接,利用亥姆赫兹准则完成直线验证。采用嫦娥三号的立体太阳能板导航影像开展了直线提取、匹配及直线约束下的在轨标定实验,并与经典的线段检测器(line segment detector,LSD)和边缘绘制线段检测(edge drawing lines,EDLines)方法进行了对比。结果表明,所提方法较LSD和EDLines方法正确直线提取分别最大提升了62.35%和43.21%,平均提升了37.96%和27.76%;采用直线约束开展立体视觉系统标定的精度提升了6.45%,较另外两种直线提取结果约束下的精度分别提升了4.38%和2.30%,表明所提的直线提取方法更优,可以辅助实现更高精度的行星车立体视觉系统的在轨标定。

关键词:太阳能板导航影像;亮度加权分区;区间梯度阈值;直线提取;在轨标定

中图分类号:P237 **文献标识码**:A **收稿日期**:2023-02-14

DOI:10.13203/j.whugis20220475 **文章编号**:1671-8860(2025)01-0120-13

Line Extraction Method with Brightness-Weighted Partitions for Planetary Rover In-Orbit Calibration

LIU Mingyue[1] *ZHU Huizhong*[1] *XU Xinchao*[1,2] *QIAO Haolei*[1]
FU Xiaotian[1] *ZHAO Hanguang*[1]

1 School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China

2 Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

Abstract: **Objectives**: Aiming at the problem that the straight line extraction effect is poor due to the strong illumination condition during the in-orbit calibration, so a brightness weighted inter-partition straight line extraction method for in-orbit calibration of planetary rover is proposed. **Methods**: A line extraction method with brightness-weighted partitions for planetary rover in-orbit calibration is proposed. First, the gradient magnitude and direction are counted, the gradient direction distribution model is obtained, and the adaptive interval division is carried out according to the standard deviation of Gaussian distribution. Then, taking the brightness of pixels as the weight basis, the gradient threshold of each interval is determined and the initial edge chain is extracted. The seed points of each edge chain are determined according to the histogram of gradient direction, and the initial detection of straight lines are completed by dynamic

基金项目:国家自然科学基金(42071447);地球观测与时空信息科学重点实验室项目(201901);辽宁省自然科学基金(20180550849);辽宁省教育厅基础研究项目(LJ2019JL021)。

第一作者:刘明岳,博士生,现从事近景影像三维重建方向研究。lmy971109@163.com

tracking. Combining with the constraint of the final end point distance and the consistency of the center of gravity, the straight lines are connected, and the Helmholtz criterion is used to complete the straight lines verification. The solar panel navigation images of Chang'e-3 are used to carry out the experiments of line extraction, matching and in-orbit calibration under the constraint of lines compared with the classic line segment detector and edge drawing lines methods. **Results**: Through several line extraction methods, the line extraction results of navigation images show that the correct straight line extraction of this method is improved by 62.35% and 43.21% at the maximum and 37.96% and 27.76% on average, and the accuracy of stereo vision system calibration with line constraint is improved by 6.45%, which is 4.38% and 2.30% higher than that with other two line extraction results. **Conclusions**: The line extraction method with brightness-weighted partitions can assist in the in-orbit calibration of planetary rover stereo vision system with higher accuracy.

Key words: solar panel navigation images; brightness-weighted partitions; interval gradient threshold; line extrac-tion; in-orbit calibration

在深空探测领域,精准的相机参数是行星车高精度导航定位的关键因素。由于在轨环境下高精度控制点数量较少,各类影像中太阳能板区域直线信息可作为在轨标定模型的重要约束条件之一,可为行星车高精度定位提供重要基准[1-2]。因此,实现深空探测影像中直线的自动提取具有重要意义。

关于月球导航影像的直线提取方法尚较欠缺,本文对国内外学者提出的近景影像直线提取方法进行了总结。研究表明,目前主流的直线提取方法有依托空间架构策略确定直线、构建梯度信息增长区域拟合直线和基于深度学习网络模型检测直线等3大类方法。

依托空间架构策略方法中最具代表性的是霍夫直线检测方法和基于链码跟踪的直线提取方法[3-4]。前者是在边缘提取结果的基础上,统计所有可能经过边缘点的直线极坐标参数并绘制直线参数分布曲线,通过累计投票确定直线参数,得到最终直线。其提取效果依靠边缘提取结果,且存在直线遗漏和重复检测情况,计算过程复杂。国内外学者相继提出了基于边缘编组、增强累加器的霍夫直线提取方法,在直线检测精度上具有了一定改善,但是引入参数的不确定性提升了算法的复杂度[5-7]。链码跟踪采用一定的约束法则进行8邻域或8邻域外边缘跟踪,结合边缘跟踪结果采取最小二乘、合并与分裂等算法完成直线拟合。此方法计算量小且实时性好,由于采用局部跟踪方式进行直线拟合,导致受局部噪声和约束规则影响较大,因此,学者们提出了结合相位和链码跟踪的直线检测方法,严密的约束条件提高了跟踪的鲁棒性[8-9]。此外,文献[10]提出了边缘绘制线段检测(edge drawing lines, EDLines)直线提取方法,该方法通过梯度信息选取锚点进行智能跟踪,形成高精度边缘链,并利用最小二乘拟合获取最终直线。然而其锚点选取的基准是固定梯度值,不具有自适应性且针对月球导航影像存在局部像素梯度一致的特点,无法有效地获取准确锚点,会导致部分直线无法提取。

依托梯度信息,构建梯度增长区域完成直线拟合的主要方法为线段检测器(line segment detector,LSD),首先根据梯度信息确定种子点并进行区域生长法建立线支持域,然后结合最小外接矩形准则及亥姆霍兹定理进行直线拟合和精度验证。该方法可较准确地识别出亚像素精度的直线,其提取效果受种子点精度影响较大[11]。国内外学者对此方法也进行了不同层面的改进,文献[12]提出结合优化的Canny边缘提取方法,在边缘图像的基础上利用LSD进行直线提取,该方法提高了提取速度,但是对于一些微弱边缘中的直线信息提取效果一般[12]。文献[13]提出直线优化方法,即统计各直线的斜率及角度,利用投票方式去除背景直线,并通过直线长度约束及直线间的空间距离对直线进行合并更新,以获取最终的直线。但是此类方法中的种子点是根据梯度排序确定的,对于月球导航影像中亮度差异较大的图像无法准确获取种子点,导致出现直线漏检的情况[14-15]。

随着深度学习技术的不断成熟,国内外学者将该技术引入到直线检测中,提出了基于多任务学习的卷积神经网络语义直线检测器[16]、PPGNet直线检测器[17]、结合卷积神经网络和整体嵌套边缘检测完成直线检测[18]和深度霍夫变换算法直线检测框架等多种直线检测方法[19]。此类

方法通过构建大量数据集进行训练学习，在车道线检测、海岸线检测等方面取得了良好效果。但是此类方法均针对的是分辨率较高、对比度较好的地面影像，当前对于月面影像的直线检测框架研究较为欠缺。针对月面导航影像受光照不均，且月面无大气导致影像无明显色彩信息、梯度信息存在局部一致的特点，上述方法均不适用于在轨环境下的直线提取。因此，综合上述特征，结合像素自身分布信息，本文提出了一种用于行星车导航相机在轨标定的亮度加权分区间直线提取方法。

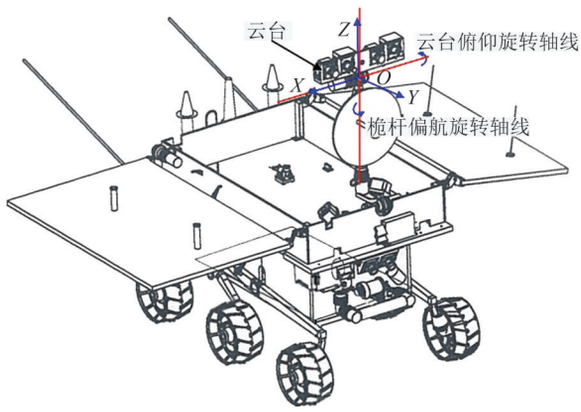


图1　“玉兔号”行星车及立体视觉系统

Fig. 1　“Yutu” Moon Rover and Stereo Vision System

1　方法原理

在深空探测任务中，行星车是科学任务顺利开展的关键平台，其组成结构主要有立体视觉系统、太阳能板和车轮[20]。行星车利用立体视觉系统进行自主导航定位是关键技术之一，以中国的嫦娥三号为例，其立体视觉系统包括一对全景相机、一对导航相机、一对避障相机、桅杆系统以及惯性测量单元，其结构如图1所示。其中，3对相机的影像特征各异、相互补充，都对行星车导航定位起到一定的作用，导航相机主要用于行星车导航定位，且其数据视角更贴近地面拍摄视角，因此本文选择其数据作为研究对象。

1.1　亮度加权的自适应分区间边缘提取

1.1.1　基于梯度方向的自适应区间划分

高精度的边缘提取结果是直线提取的重要基础。因此，本文首先对导航影像进行了边缘提取。为了尽可能提取出更多可靠的直线，根据梯度方向分布规律进行分布模型拟合，通过自适应区间划分，为获取各梯度方向区间内对比度差异较大的微弱边缘信息提供基础。根据统计的梯度相关信息，为减少梯度噪声的影响，采用3×3邻域像素梯度方向均值替代像素原始梯度方向，并统计行星车在不同摄站拍摄的所有包含太阳能板的影像梯度方向直方图分布，其中部分影像统计结果如图2所示。

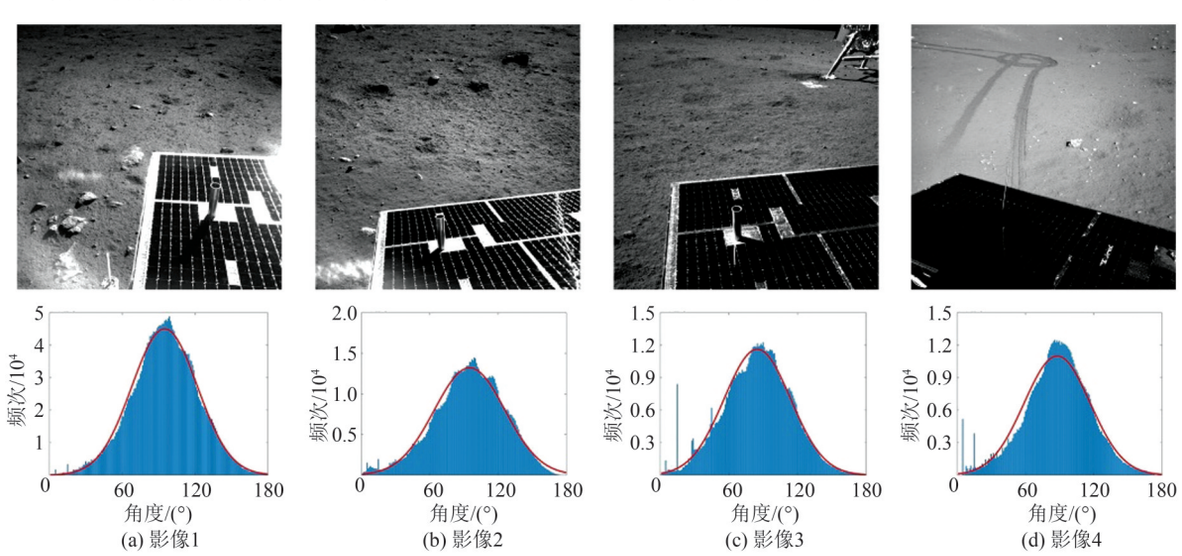


图2　不同影像梯度方向拟合曲线

Fig. 2　Fitting Curves of Different Image Gradient Directions

由各组太阳能板导航影像的梯度方向拟合结果可知，各影像的梯度方向分布呈现近似高斯分布的特征，为更科学地验证梯度方向分布规律，引入拟合系数R^2进行高斯分布拟合精度检验。该指标的值域为[0,1]，该数值越接近1，表明拟合效果越好[21]。通过计算所有包括太阳能板导航影像的梯度方向的R^2系数，得到拟合系数统计图如图3所示。

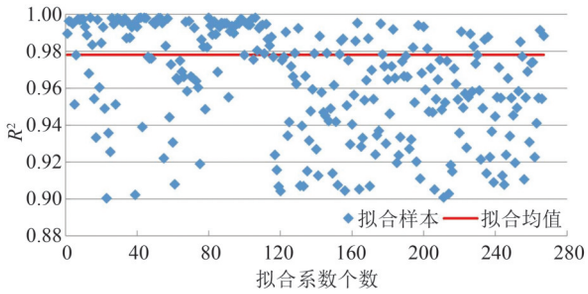


图 3　不同图像的拟合系数分布统计

Fig. 3　Distribution Statistics of Fitting Coefficients of Different Images

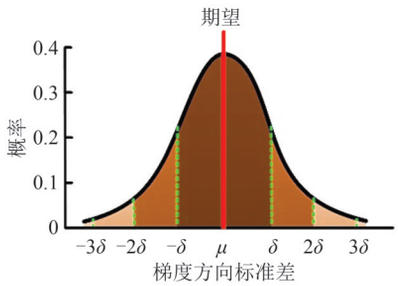


图 4　高斯分布与划分的子区间

Fig. 4　Gaussian Distribution and Partitioned Sub Interval

由统计结果得到所有太阳能板导航影像的拟合系数平均值为 0.978,最小值为 0.900 4,充分说明本文统计的太阳能板导航影像梯度方向分布规律非常接近高斯分布。结合高斯分布置信区间性质[22-23],分别统计图像梯度方向的期望 μ 及标准差 δ,并利用置信区间的显著性水平参数 α 进行区间设定。

为减少伪边缘的检测,提取出更加可靠的边缘,将置信区间的显著性水平参数 α 设为经验值 0.003,置信度为 $1-\alpha$。由高斯分布性质进行置信区间统计:

$$\int_{\mu-3\delta}^{\mu+3\delta} p_i'(\theta)\mathrm{d}\theta=\frac{1}{\delta\sqrt{2\pi}}\int_{\mu-3\delta}^{\mu+3\delta}\mathrm{e}^{-\frac{(\theta-\mu)^2}{2\delta^2}}\mathrm{d}\theta=0.997 \tag{1}$$

式中,p_i' 为第 i 种梯度方向出现的概率;θ 表示梯度方向角;μ 和 δ 分别表示梯度方向期望和标准差。

根据图像梯度方向统计规律及高斯分布性质可知,像素的梯度方向有 99.7% 的概率出现在梯度方向期望左右 3δ 范围内,根据不同的标准偏差范围建立梯度子区间,并布设子区间的跨度为 δ,区间数量由梯度方向出现的范围确定。当图像像素梯度方向绝对值大于 3δ 时,即可将图像划分为 $\leqslant-3\delta$、$(-3\delta,-2\delta]$、$(-2\delta,-\delta]$、$(-\delta,\mu]$、$(\mu,\delta]$、$(\delta,2\delta]$、$(2\delta,3\delta]$、$\geqslant3\delta$ 等 8 个子区间,如图 4 所示,其中红色竖直线为整幅图像梯度方向期望值。

因此,可根据梯度方向分布规律对各区间不同方向的像素进行集中处理,可为梯度阈值的确定提供可靠的依据。

1.1.2　结合亮度加权的边缘提取阈值确定

图像亮度差异与边缘特征的梯度有直接关系,亮度较高处边缘特征的梯度值相对较大,亮度较低处的边缘特征虽然比周围像素的梯度值略大,但是与亮度较高区域处像素的梯度差异很大。因此,在确定子区间的梯度阈值时,将像素的亮度信息作为权重依据,首先,对目标像素的梯度方向建立 3×3 的邻域窗口,并根据当前像素梯度方向,将窗口旋转为以边缘、走向为轴线的 8 邻域窗口;然后,利用双线性插值获取 8 邻域窗口中新像素的亮度,并将 8 邻域亮度均值作为当前像素的最终亮度;最后,遍历整幅图像,确定各像素更贴合实际特征的亮度信息,为确定区间梯度阈值提供参考数据。

在进行初始边缘提取时,需要确定各区间边缘提取的高、低梯度双阈值。由于弱边缘像素的梯度值较小且亮度相对较暗,为避免漏检,将像素的亮度作为权重依据,其计算公式为:

$$\begin{cases} P_i=1-L(x,y) \\ T_{hm}=\dfrac{\sum_{i=1}^{n}(T_iP_i)}{\sum_{i=1}^{n}P_i} \end{cases} \tag{2}$$

式中,$L(x,y)$ 为像素 (x,y) 处亮度;P_i 为 (x,y) 处的权重;T_{hm} 为第 m 个区间的高阈值;n 为各区间内的像素总数;T_i 为对应像素亮度值。

各区间像素经阈值筛选后进行边缘连接,并建立有序边缘链,为后续直线提取提供基础。

1.2　直线提取与连接

在边缘提取结果基础上进行初始直线提取。首先,在边缘链上通过选取种子点进行逐像素动态跟踪检测;然后,结合最小二乘拟合及角度、距离及重心一致性约束进行直线连接;最后,通过亥姆赫兹原理完成直线验证,保证获取正确可靠的直线[24]。

1.2.1　直线初始检测

根据边缘提取构建的有序边缘链,通过构建边缘链元素梯度方向直方图确定种子点,并采用逐像素跟踪的方法进行初始直线检测,过程如下:

1)统计边缘链包含像素的梯度方向并建立梯度方向直方图,如图5所示,横轴表示像素的梯度方向值,纵轴表示各梯度方向出现频次。设置梯度方向直方图峰值对应像素为该边缘链的种子点,如图6(a)所示。

2)从种子点出发依次对其两侧像素进行追踪,若追踪像素与种子点间梯度方向差值小于经验阈值22.5°[11],则将该像素归类到候选直线元素中,作为下一个跟踪像素的判断条件,直到检测完该条边缘链,并建立对应的直线索引。

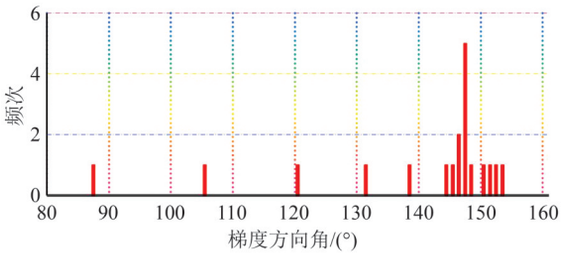


图5 边缘链梯度方向直方图

Fig. 5 Edge Chain Gradient Direction Histogram

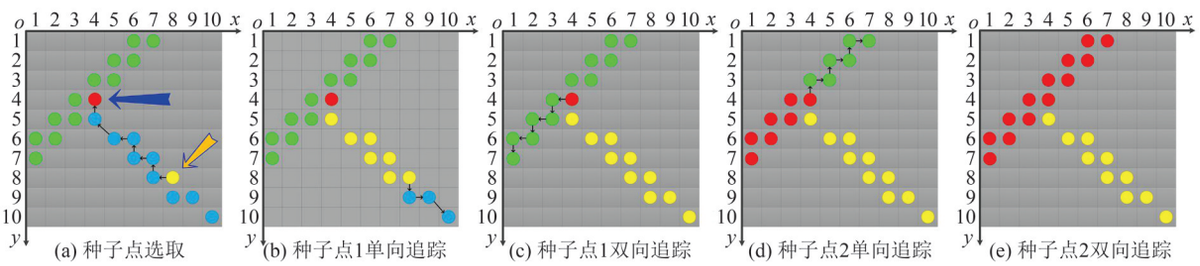


图6 初始直线检测过程

Fig. 6 Initial Line Detection Process

3)遍历图像中所有的边缘链,完成直线提取。直线生长过程如图6(b)~6(e)所示,其中横轴表示像素列数x,纵轴表示像素行数y。

1.2.2 直线拟合与连接

为了获取连续的直线,需对初始检测后的直线进行拟合、连接等处理。首先根据最小二乘原理进行初始直线拟合,计算出初始检测直线的斜率$\hat{k}$,计算公式为:

$$\hat{k}=\frac{\sum_{i=1}^{n_p}(x_i-\bar{x})(y_i-\bar{y})}{\sum_{i=1}^{n_p}(x_i-\bar{x})^2}=\frac{\sum_{i=1}^{n_p}x_iy_i-n_p\bar{x}\bar{y}}{\sum_{i=1}^{n_p}x_i^2-n_p\bar{x}^2} \tag{3}$$

其中,n_p表示直线包含的元素个数;(x_i,y_i)为像素坐标;$(\bar{x},\bar{y})$表示该条直线的重心坐标。根据$\hat{k}$反算直线对应的方向角,为重心一致性约束提供参考[25]。

为提高直线连接效率,首先利用重心一致性原则作为直线连接的先验条件。如图7所示,若基准直线链为绿色元素构成的集合,待连接直线链为蓝色元素构成的集合,连接两直线的重心红色圆构造为重心线,当两条直线链上所有像素到重心线的距离均小于1个像素时,则认为两条直线可以合并。此外,利用角度约束对两直线链之间的空白像素进行判断,当空白区域像素的梯度方向与直线方向均值偏差均小于经验阈值22.5°时,认为两者属于同一条直线,将待连接直线链和两者间的空白像素合并至基准直线链中。遍历所有初始直线链,直到全部直线完成连接检测。

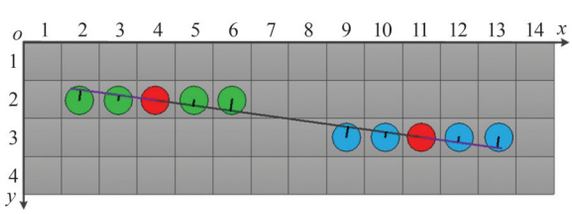


图7 重心一致性约束图

Fig. 7 Center of Gravity Consistency Constraint Diagram

在重心一致性原则连接结果的基础上,利用直线间端点相对关系、距离约束等条件进行再次连接,以获取更加连续可靠的直线,避免短直线的漏检。

1.2.3 直线筛选和精度验证

根据亥姆霍兹定理,引入误报次数(number of false alarms,NFA)作为直线最终判断依据。设A是长度为l的一条直线,在尺寸为$N\times N$的图像中,至少有k个像素位于该直线上,则定义A的NFA函数为:

$$F=N^4\sum_{i=k}^{l}p^i(1-p)^{l-i} \tag{4}$$

式中,N^4为所有可能的直线总数;p为直线方向的精度,由于采用的角度阈值为22.5°,则转换概率$p=0.125$。

当$F(l,k)\leqslant 1$时,认为属于前景目标的概率较大,当直线长度最短时,k必须等于l,即

$F(l,l)=N^4p^l\leqslant 1$,则有:

$$l\geqslant\frac{-4\lg N}{\lg p} \tag{5}$$

通过式(5)可得到直线的最短长度$l_{\min}$。若初始直线的长度大于$l_{\min}$,保留该直线;否则,放弃该条直线。所有直线均完成长度检验后,即可得到最终的直线提取结果。

1.3　自检校光束法相机标定模型

当着陆器着陆后,行星车搭载的导航相机需要进行在轨检校,可利用光束法平差模型(bundle adjustment,BA)进行相机标定[26]。该模型是摄影测量领域中经典的高精度平差模型,由立体导航影像中各项参数可构建经典的共线方程为:

$$\begin{cases} x+x_0+\Delta x=-f\cdot\dfrac{a_1(X-X_S)+b_1(Y-Y_S)+c_1(Z-Z_S)}{a_3(X-X_S)+b_3(Y-Y_S)+c_3(Z-Z_S)} \\ y+y_0+\Delta y=-f\cdot\dfrac{a_2(X-X_S)+b_2(Y-Y_S)+c_2(Z-Z_S)}{a_3(X-X_S)+b_3(Y-Y_S)+c_3(Z-Z_S)} \end{cases} \tag{6}$$

式中,(x,y)为像点在影像中的像平面直角坐标;(X,Y,Z)为地面摄影测量坐标系下对应坐标;X_S、Y_S、Z_S为外方位元素中的3个平移量;a_1、a_2、a_3、b_1、b_2、b_3、c_1、c_2、c_3为旋转矩阵$\boldsymbol{R}$的元素;(x_0,y_0)为相机的内方位元素;$(\Delta x,\Delta y)$为左右影像中像点坐标的畸变改正量。

将式(6)进行泰勒级数展开,可构建双目相机的线性化光束法基本误差模型为:

$$\boldsymbol{V}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{t}_1+\boldsymbol{B}\boldsymbol{t}_2+\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_1+\boldsymbol{D}\boldsymbol{X}_2+\boldsymbol{F}\boldsymbol{X}_3-\boldsymbol{L} \tag{7}$$

式中,$\boldsymbol{V}=[v_x\ v_y]^{\mathrm{T}}$为像点残差的改正数;$\boldsymbol{t}_1=[\Delta X_S^l\ \Delta Y_S^l\ \Delta Z_S^l\ \Delta\varphi^l\ \Delta\omega^l\ \Delta\kappa^l]^{\mathrm{T}}$、$\boldsymbol{t}_2=[\Delta X_S^r\ \Delta Y_S^r\ \Delta Z_S^r\ \Delta\varphi^r\ \Delta\omega^r\ \Delta\kappa^r]^{\mathrm{T}}$分别为左、右影像外方位元素的改正数;$\boldsymbol{X}_1=[\Delta x_0^l\ \Delta y_0^l\ \Delta f^l]^{\mathrm{T}}$、$\boldsymbol{X}_2=[\Delta x_0^r\ \Delta y_0^r\ \Delta f^r]^{\mathrm{T}}$分别为左、右影像内方位元素的改正数;$\boldsymbol{X}_3=[\Delta X\ \Delta Y\ \Delta Z]^{\mathrm{T}}$为摄影测量坐标改正数;$\boldsymbol{L}=[l_x\ l_y]^{\mathrm{T}}$为像点坐标向量;$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$为系数矩阵。

为了提高相机标定精度,在光束法平差模型的基础上,可结合直线提取和匹配结果,利用线上特征点共线特征作为约束条件参与平差,以提高标定精度。设点$N_i(X_i,Y_i,Z_i)$与点$N_1(X_1,Y_1,Z_1)$、$N_2(X_2,Y_2,Z_2)$在同一直线上,则3点地面坐标满足其中任意两点连线的斜率相等,则可列等式:

$$\frac{X_i-X_1}{X_2-X_1}=\frac{Y_i-Y_1}{Y_2-Y_1}=\frac{Z_i-Z_1}{Z_2-Z_1} \tag{8}$$

根据式(8)构建共线约束误差模型为:

$$\boldsymbol{G}_1\boldsymbol{X}_3-\boldsymbol{L}_1=0 \tag{9}$$

式中,$\boldsymbol{X}_3$为摄影测量坐标系下点坐标的改正数;$\boldsymbol{G}_1$为对应的系数矩阵;$\boldsymbol{L}_1$为残差矩阵。

因此,可构建最终附加共线约束的光束法平差基本相机标定模型为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{V}_1=\boldsymbol{A}\boldsymbol{t}_1+\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}_1+\boldsymbol{F}_l\boldsymbol{X}_3-\boldsymbol{L}_l \\ \boldsymbol{V}_2=\boldsymbol{B}\boldsymbol{t}_2+\boldsymbol{D}\boldsymbol{X}_2+\boldsymbol{F}_r\boldsymbol{X}_3-\boldsymbol{L}_r \\ \boldsymbol{V}_3=\boldsymbol{F}_3\boldsymbol{X}_3-\boldsymbol{L}_3 \\ \boldsymbol{G}_1\boldsymbol{X}_3-\boldsymbol{L}_1=0 \end{cases},\quad \boldsymbol{P} \tag{10}$$

式中,$\boldsymbol{V}_1$、$\boldsymbol{V}_2$及$\boldsymbol{V}_3$分别为左、右像点坐标及对应世界坐标的改正数;$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$、$\boldsymbol{C}$、$\boldsymbol{D}$、$\boldsymbol{F}_l$、$\boldsymbol{F}_r$、$\boldsymbol{F}_3$为标定参数系数矩阵;$\boldsymbol{P}$为权矩阵。

利用最小二乘原理求解出单位权中误差作为标定精度参考,其计算公式为:

$$\sigma_0=\sqrt{\frac{\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{V}}{n_v-r+s}} \tag{11}$$

其中,σ_0为单位权中误差;n_v为观测值个数;r为未知数个数;s为约束条件个数。

2　自适应直线提取与相机标定

为验证本文直线提取方法的实际效果,对嫦娥三号导航相机在不同摄站拍摄的太阳能板导航影像开展实验。因为月面环境没有大气,不存在太阳光的漫反射,且不同摄站的观测时间和温差条件等观测环境变化较大,所以影像的太阳能板区域亮度差异较大,其主要特征如图8所示,该影像共同特点为竖直方向的直线亮度差异较大且对比度和清晰度较高,而水平方向直线亮度差异较小,人工目视判读存在一定的难度,具体细节如图9中局部放大图所示。

2.1　初始边缘提取实验与分析

首先,为验证本文提出的边缘提取方法的有效性,分别采用自适应Canny[27]、ED drawing[28]与本文提出的边缘提取方法对太阳能板导航影像进行边缘提取实验。图10(a)所示为“玉兔号”搭载导航相机拍摄的太阳能板局部影像,图10(b)、10(c)、10(d)分别为自适应Canny、ED drawing及本文方法边缘提取结果及局部放大展示。图11为划分子区间后各区间确定的梯度双阈值及自适应Canny获取的梯度双阈值,其中T_h代表梯度高阈值,T_l为梯度低阈值。

图10中A、B、C、D分别为不同亮度下的太阳能板信息,A和B亮度差异较小,C和D亮度差异较大。根据提取结果可知,自适应Canny对于4

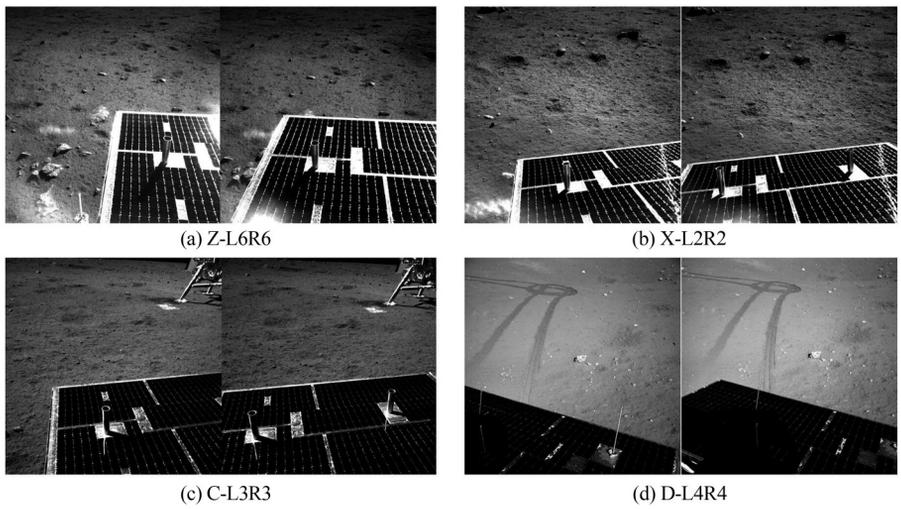


图8 不同摄站太阳能板导航图像

Fig. 8 Navigation Images of Solar Panels at Different Camera Stations

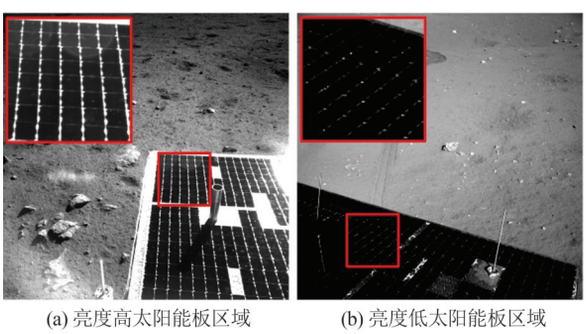


图9 太阳能板导航影像局部特征展示

Fig. 9 Display of Local Features of Solar Panel Navigation Images

个区域可以提取出较亮的部分边缘,但是对于接近-45°的边缘仅可在*C*区域中提取出很小的部分。ED drawing方法可提取出部分边缘,但是比较凌乱,不易区分。而本文边缘提取方法在4个区域中不仅可以提取出自适应Canny方法所有的边缘,而且可提取出更丰富的边缘细节,特别是对于亮度差异较大区域也可提取出接近-45°的边缘信息。

为量化评价不同方法的边缘提取效果,引入均方误差(mean square error,MSE)和峰值信噪比(peak signal to noise ratio,PSNR)进行分析评

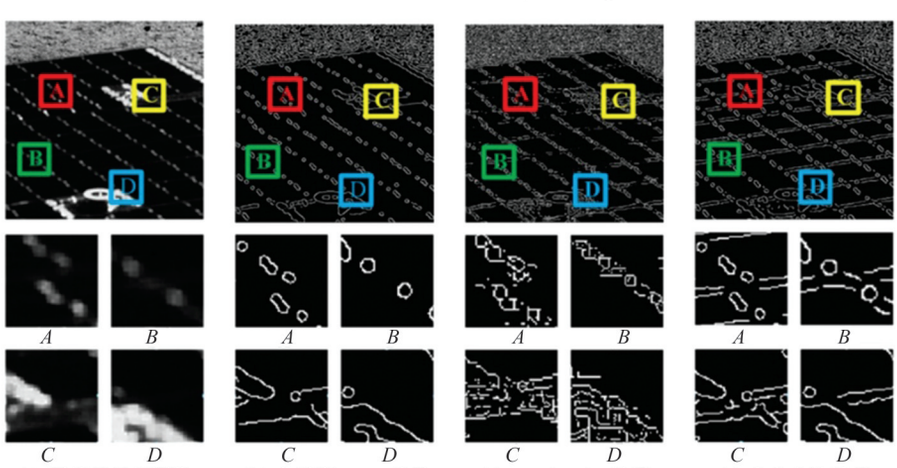


图10 “玉兔号”太阳能板影像整体和局部边缘提取结果

Fig. 10 Results of Global and Local Edge Extraction of Solar Panel Image of “Yutu”

价[29]。MSE用来描述输出图像与原始图像之间的相似程度,PSNR为MSE的对数。MSE越小、PSNR越大,图像与原图像越相似,计算公式为:

$$V_{\mathrm{MSE}}=\frac{1}{cr}\sum_{x=1}^{c}\sum_{y=1}^{r}\left(T(x,y)-g(x,y)\right)^{2} \tag{12}$$

$$V_{\mathrm{PSNR}}=10\times\lg\frac{cr\times T_{\max}^{2}}{\sum_{x=1}^{c-1}\sum_{y=1}^{r-1}\left(T(x,y)-g(x,y)\right)^{2}} \tag{13}$$

式中,V_{MSE}、V_{PSNR}分别表示MSE、PSNR的值;c、r分别为图像的行、列数;T为梯度参考图像;

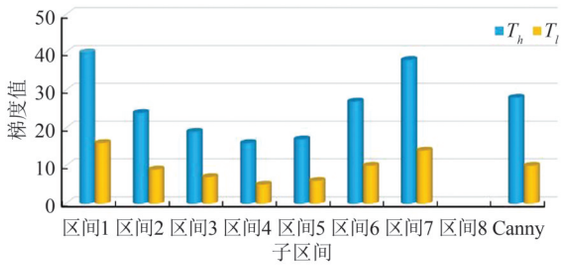


图 11　划分区间及自适应 Canny 梯度阈值 L

$g(x,y)$为像素梯度值;T_{max}为最大梯度值。

根据以上理论,分别对各组影像二值化边缘结果的 MSE 和 PSNR 进行统计,统计结果见表 1、表 2,其中降低比率 1、2 分别表示本文方法相对于 Canny 以及 ED drawing 方法的降低比率。

表 1　本文方法与自适应 Canny 及 ED drawing 方法 MSE 计算结果

Table 1　MSE Calculation Results of the Proposed Method and Adaptive Canny and ED drawing Methods

图像	MSE/dB			降低比率 1/%	降低比率 2/%
	Canny	ED drawing	本文方法		
Z-L6	0.999	0.844	0.784	21.55	7.13
Z-R6	0.893	0.760	0.702	21.43	7.65
X-L2	0.972	0.813	0.751	22.71	7.58
X-R2	0.862	0.714	0.658	23.63	7.83
C-L3	0.722	0.601	0.548	24.14	8.90
C-R3	0.578	0.52	0.48	16.30	7.10
D-L4	0.688	0.630	0.589	14.48	6.56
D-R4	0.753	0.696	0.649	13.74	6.67

表 2　本文方法与自适应 Canny 及 ED drawing 方法 PSNR 计算结果

Table 2　PSNR Calculation Results of the Proposed Method and Adaptive Canny and ED drawing Methods

图像	PSNR/dB			提升比率 1/%	提升比率 2/%
	Canny	ED drawing	本文方法		
Z-L6	48.136	48.869	49.190	0.66	2.19
Z-R6	48.623	49.324	49.670	2.15	0.70
X-L2	48.254	49.030	49.372	2.32	0.70
X-R2	48.775	49.592	49.946	2.34	0.71
C-L3	49.544	50.339	50.744	2.36	0.80
C-R3	50.509	50.961	51.281	1.51	0.62
D-L4	49.753	50.138	50.432	1.37	0.59
D-R4	49.364	49.706	50.006	1.30	0.60

通过 MSE 及 PSNR 统计结果可得出:本文方法较自适应 Canny 方法结果的 MSE 平均降低了 19.75%,PSNR 平均提高了 1.94%;较 ED drawing 方法结果的 MSE 平均降低了 7.43%,PSNR 平均提高了 0.67%。整体 MSE 更小,PSNR 更高,表明本文方法具有较高的信噪比,边缘提取结果更可靠。

2.2　直线提取实验与分析

根据不同摄站中太阳能板导航影像的边缘提取结果,进一步完成直线提取,并与经典的 LSD、EDLines 等方法做对比实验分析。如图 12 所示,绿色标记直线依次为 LSD、EDLines 和本文方法的直线提取结果。选择局部图像来分析不同方法的提取精度及差异,其中红色矩形区域为选择的样本,图像的左上方蓝色区域为样本图块的放大展示图。

通过以上不同摄站图像的直线提取结果可看出,本文直线提取效果优于 LSD 和 EDLines 方法的直线提取结果。对于 D-L4R4 立体影像的直线提取,由于图像竖直部分亮度和梯度相对较大,太阳能板水平区域的亮度和梯度相对较小,导致 LSD 方法检测水平方向直线的种子点缺失,无法通过区域增长获取直线支持域,所以无法检测出水平直线。EDLines 方法利用梯度直方图等统计特征确定锚点进行边缘跟踪,并结合最小二乘拟合可提取出部分直线,但是其通过全局像素梯度信息确定的锚点易受噪声影响,会存在锚点检测缺失现象,导致部分边缘漏检而无法提取部分直线。

为获取准确的直线提取结果,在亥姆赫兹原则下,对不同摄站立体像对提取的直线进行筛选。并设定小于一个棋盘格长度为短直线,大于一个棋盘格长度为长直线,分别对 4 组影像应用不同方法提取出的长直线、短直线进行统计,统计结果如图 13 所示,横轴为立体像对编号,纵轴为各图像长直线提取数量。

根据以上不同类型直线提取结果可知,本文方法对各组立体影像的长直线、短直线提取数量均多于其他两种方法。以影像亮度差异较小的 Z 站左导航影像为例,本文方法的长、短直线分别提取出 246 条和 308 条,其中长直线较 LSD 和 EDLines 分别多提取出 78 条和 53 条,提升率达到 31.71% 和 21.54%,短直线分别多提取了 26 条和 14 条,提升率提升了 8.44% 和 4.55%。而对于太阳能板区域亮度较暗的 D 摄站左影像,本文方法中长、短直线分别提取出 85 条和 81 条,其中长直线较 LSD 和 EDLines 多提取出 53 条和 32 条,提升率分别为 62.35% 和 37.65%,短直线多提取出

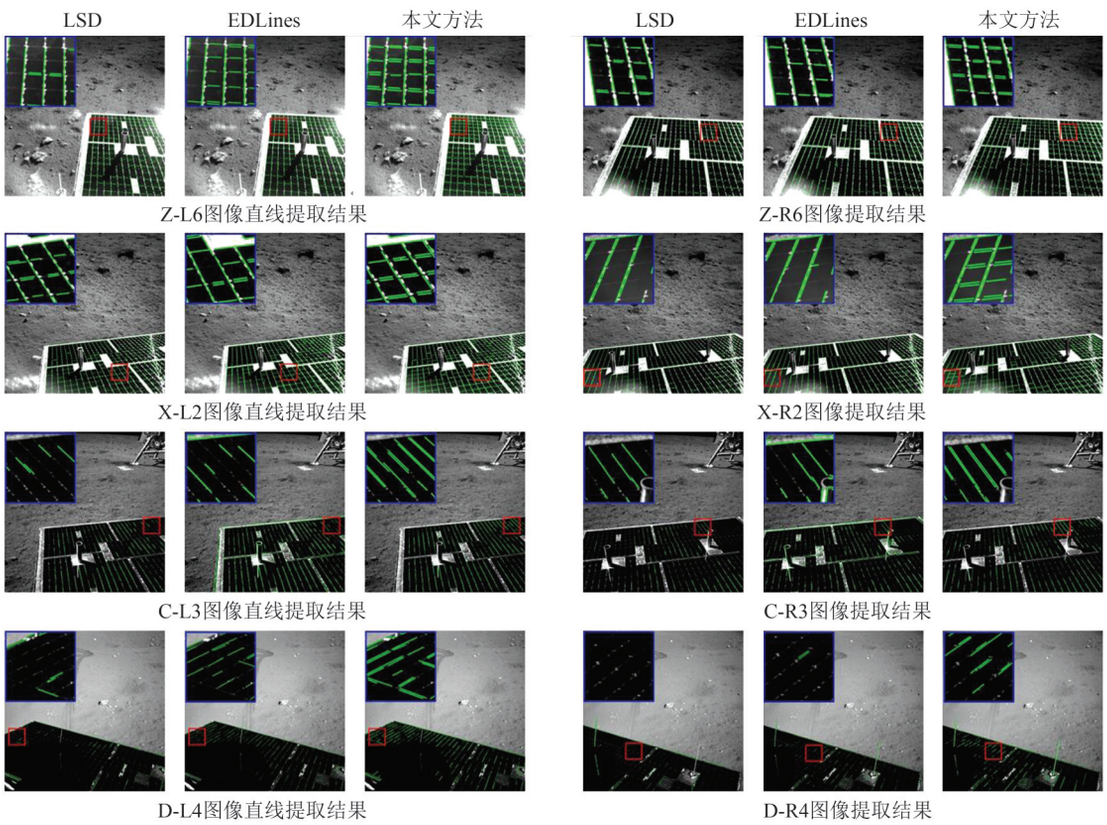
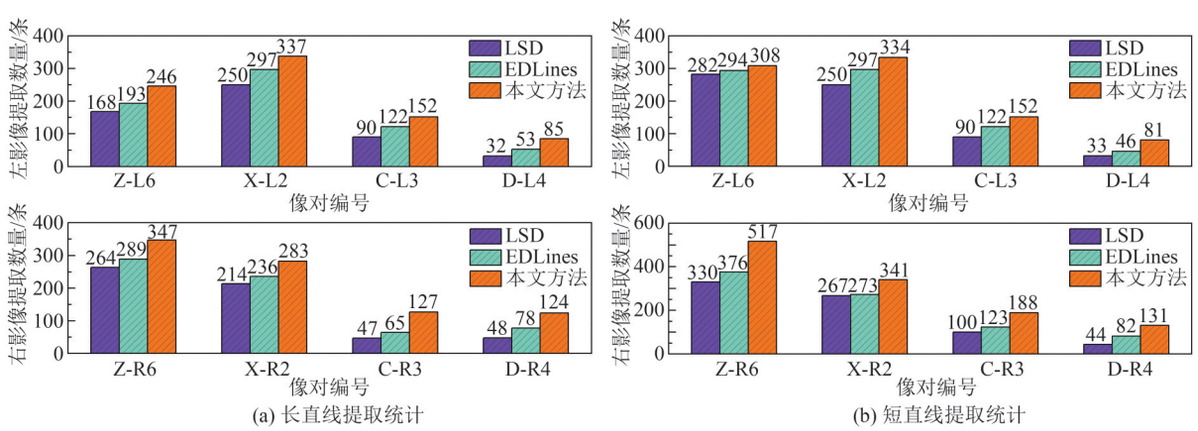


图12 不同直线提取方法的直线提取结果

Fig. 12 Line Detection Results of Different Line Extraction Methods



(a) 长直线提取统计 (b) 短直线提取统计

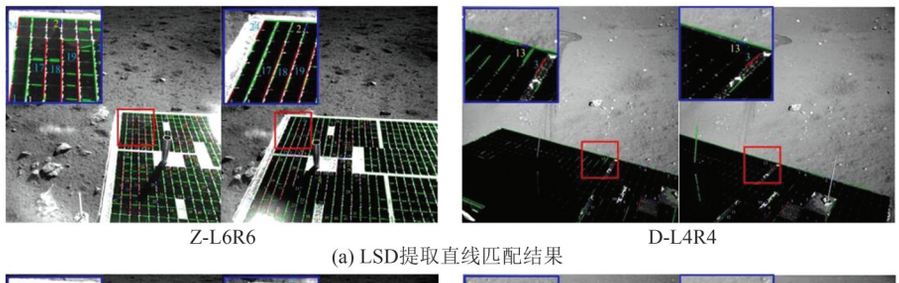
图13 各组立体影像不同类型直线统计图

Fig. 13 Statistics of Different Types of Straight Line Segments in Each Group of Stereo Images

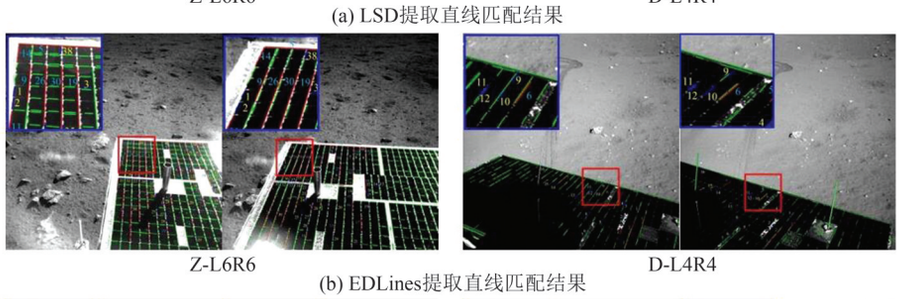
48条和35条,提升率分别为59.26%和43.21%,提取效果非常明显。主要原因是该影像整体亮度较暗,特征可视化程度低,LSD无法获取可靠的种子点进行区域增长,EDLines方法也无法获取高精度的锚点进行线追踪,本文通过自适应分区间可获取丰富的边缘提取结果作为直线检测基础,通过建立动态种子点跟踪进行直线初始检测,并结合多重约束保证了可靠直线特征的准确提取。

2.3 直线匹配与相机标定

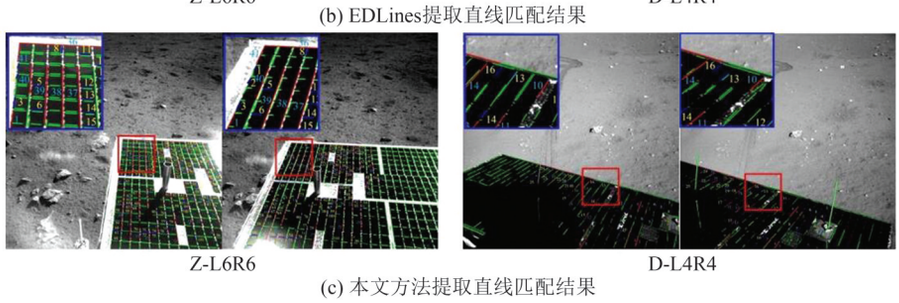
为验证本文直线提取方法的可靠性和有效性,利用基于线段组的直线匹配方法[30],对§2.2中太阳能板区域亮度差异较大的Z站和D站影像在3种方法下的直线提取结果进行直线匹配实验。不同类型的直线匹配结果如图14所示,其中红色直线和深蓝色直线分别为正确匹配的长直线和短直线,并依次用蓝色数字和黄色数字进行编号。根据匹配结果,分别统计长、短直线的正确匹配对数,统计结果如图15所示,横轴表示线匹



(a) LSD提取直线匹配结果



(b) EDLines提取直线匹配结果



(c) 本文方法提取直线匹配结果

图 14　不同摄站立体像对匹配结果

Fig. 14　Matching Results of Stereo Pairs at Different Photographing Stations

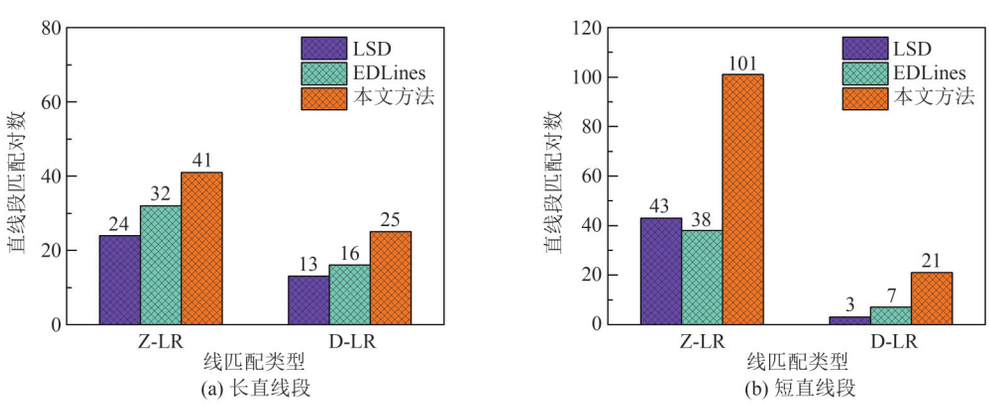


图 15　不同类型直线匹配统计

Fig. 15　Matching Statistics of Different Types of Straight Line Segments

配类型,纵轴为直线正确匹配对数。

由以上两组立体影像对正确直线匹配数可知,对于Z站图像直线匹配结果,根据本文直线提取结果可获取41对正确的长直线匹配对,较EDLines、LSD提取结果分别多匹配了9对和17对,提升率达41.46%和21.95%。对于短直线匹配,本文方法分别较二者多匹配了63对和58对,匹配提升率达57.43%和62.38%。由太阳能板区域整体亮度较暗的D站直线匹配结果可得,对于长直线和短直线的正确匹配总对数,本文方法分别较EDLines、LSD多匹配了23对和30对,匹配提升率为65.22%和50%。综合两对立体影像3种方法的直线提取和匹配结果可知,对于亮度差异较大、对比度较低的微弱直线,本文方法均可进行较好的自适应提取,较LSD和EDLines具有一定的优越性。

准确的直线信息可为导航相机标定模型提供可靠的长度基准,进而为导航相机在轨标定技术提供参考。根据直线提取和匹配结果,统计正确匹配直线端点、中点坐标和长度等几何信息,结合光束法模型构建附加约束的自检校光束法平差相机标定模型,并利用最小二乘平差求解出

单位权中误差作为标定精度参考[31]。结合§1.3中原理,依托不同方法的直线提取结果进行导航相机标定实验,并计算出像点重投影单位权中误差进行标定精度分析,通过增加直线约束使得误差方程的数量得到了保障,且根据单幅影像的直线提取结果也可完成相机标定。此外,均匀的直线特征使得原来缺乏匹配点区域也具有观测量,进而实现观测点整体分布更加均匀,平差模型的整体结构更加稳定,有利于提升求解结果的精度和稳定性,基于光束法和附加直线约束模型得到的标定单位权中误差结果如表3所示。

表3 不同直线分布下相机标定中误差

Table 3 Mean Square Error of Camera Calibration Under Different Linear Distributions

标定方法	中误差σ_0/像素			
	Z-L6R6	X-L2R2	C-L3R3	D-L4R4
BA	1.635	1.641	1.648	1.766
BA+LSD分布	1.620	1.635	1.604	1.683
BA+EDLines分布	1.586	1.611	1.562	1.644
BA+本文方法分布	1.552	1.560	1.541	1.602

由以上方法的标定中误差结果可以得出,直线的分布对于标定结果存在一定的影响,且利用本文方法的直线结果作为约束进行相机标定结果整体上优于其他两种方法:相对于LSD直线结果,标定精度分别提升了约4.20%、4.59%、3.93%和4.81%,标定精度平均提高了4.38%;相对于EDLines直线结果标定精度分别提升了约2.14%、3.17%、1.34%和2.55%,标定精度平均提高了2.30%。由于本文方法具有更好的直线提取结果,使得标定时线分布可以更合理,而LSD由于缺少线,使得其分布受到一定限制,EDLines分布不均导致精度较本文方法略差一些,表明直线分布更合理的情况下标定结果更好,同时经过大量实验也可得出EDLines直线提取方法较LSD方法提取效果更优。

同时,为验证相机标定模型的有效性,依据月球车实验场利用室内高精度定位设备(iGPS)测量的各摄站真值,分别利用BA、BA+LSD、BA+EDLines、灭点法[32]及BA+本文方法标定结果对"玉兔号"月球车进行视觉导航定位。与月球车实验场中A、B、C、D摄站的导航定位真值进行对比,并统计各方法定位偏差ΔL及相对误差,得出结果如表4所示。

由4个摄站的导航定位偏差结果可知,采用本文提出的标定方法进行视觉导航定位结果与真值偏差及相对误差均为最小。与BA、BA+LSD、BA+EDLines、灭点法这4种方法的相对定位结果比较,本文方法的定位精度分别提高了0.47%、0.37%、0.17%、0.46%,表明本文方法可以一定程度上提升行星车的在轨定位精度,可为后续科学考察任务提供更好的定位基础。由于本文方法需要事先进行直线检测,导致时间复杂度存在冗余,这也是笔者计划进一步优化之处。

表4 不同标定模型下月球车视觉定位与实验场坐标真值偏差统计

Table 4 Statistics of True Value Deviation of Lunar Rover Visual Positioning and Experimental Field Coordinates Under Different Calibration Models

标定方法	ΔL/mm				相对误差
	摄站A	摄站B	摄站C	摄站D	均值/%
BA	122.69	215.8	255.4	314.6	3.61
BA+LSD	118.90	207.5	253.7	304.8	3.51
BA+EDLines	111.52	197.4	241.0	283.7	3.31
灭点法	129.24	213.9	251.9	299.5	3.60
BA+本文方法	104.17	189.0	229.1	270.6	3.14

3 结 语

为提高行星车导航相机在轨标定精度,引入太阳能板导航影像中的直线特征作为约束条件构建高精度标定模型,并提出了亮度加权分区间直线提取方法用于优化直线提取结果。通过对各类实验结果进行对比分析,得出以下结论:

1)对梯度方向自适应分区间完成的边缘提取结果与自适应Canny和ED drawing方法进行了对比,MSE分别降低了19.75%和7.43%,PSNR平均提高了1.94%和0.67%。避免了因局部像素点梯度方向数据量较小引起的边缘特征点漏检的情况,可获取信噪比更好的边缘提取结果。

2)本文的直线提取方法较LSD和EDLines方法相比,直线的正确提取率平均提升了37.96%和27.76%。

3)月球车地面场标定实验结果表明,采用直线特征作为附加约束开展立体视觉系统标定的精度较BA提升了6.45%,且BA+本文方法的标定中误差较LSD和EDLines方法直线分布标定精度分别平均提升了4.38%和2.30%。与BA等其他4种方法相对定位结果比较,BA+本文方法的视觉定位精度分别提高了0.47%、0.37%、0.17%、0.46%,表明本文提出的直线提取方法可

为导航相机在轨检校提供更好的约束。

参 考 文 献

[1] 任天鹏,路伟涛,孔静,等."嫦娥五号"深空干涉测量性能分析[J]. 深空探测学报(中英文),2021,8(6):572-581.
REN Tianpeng, LU Weitao, KONG Jing, et al. Perfermance Analysis of Deep-Space Interferometry in Chang'E-5 Mission[J]. *Journal of Deep Space Exploration*, 2021, 8(6): 572-581.

[2] 吴伟仁,周建亮,王保丰,等. 嫦娥三号"玉兔号"巡视器遥操作中的关键技术[J]. 中国科学:信息科学,2014,44(4):425-440.
WU Weiren, ZHOU Jianliang, WANG Baofeng, et al. Key Technologies in the Teleoperation of Chang'E-3 "Jade Rabbit" Rover[J]. *Scientia Sinica* (*Informationis*), 2014, 44(4): 425-440.

[3] ILLINGWORTH J, KITTLER J. A Survey of the Hough Transform[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1988, 44(1): 87-116.

[4] FREEMAN H. Boundary Encoding and Processing [J]. *Picture Processing & Psychopictorics*, 1970 (1): 241-263.

[5] 王琦,宋伟东,王竞雪. 基于Hough变换的直线提取方法及改进[J]. 测绘与空间地理信息,2019,42(6):214-217.
WANG Qi, SONG Weidong, WANG Jingxue. The Line Extraction Method and Improvement Based on Hough Transform[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*,2019,42(6):214-217.

[6] IQBAL B, IQBAL W, KHAN N, et al. Canny Edge Detection and Hough Transform for High Resolution Video Streams Using Hadoop and Spark [J]. *Cluster Computing*, 2020, 23(1): 397-408.

[7] JI J H, CHEN G D, SUN L N. A Novel Hough Transform Method for Line Detection by Enhancing Accumulator Array [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(11): 1503-1510.

[8] 戴激光,张力,李晋威,等. 一种链码跟踪与相位验证相结合的直线提取方法[J]. 测绘学报,2017,46(2):218-227.
DAI Jiguang, ZHANG Li, LI Jinwei, et al. A Line Extraction Method for Chain Code Tracking with Phase Verification[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(2): 218-227.

[9] 魏小峰,苗双喜,濮国梁,等. 应用于六边形网格的链码方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2019,44(11):1700-1707.
WEI Xiaofeng, MIAO Shuangxi, PU Guoliang, et al. Chain Code Methods for Hexagonal Grids[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(11): 1700-1707.

[10] AKINLAR C, TOPAL C. EDLines: A Real-Time Line Segment Detector with a False Detection Control[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32 (13): 1633-1642.

[11] GROMPONE VON GIOI R, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, et al. LSD: A Line Segment Detector[J]. *Image Processing on Line*, 2012, 2: 35-55.

[12] 曹义亲,何恬,刘龙标. 基于改进LSD直线检测算法的钢轨表面边界提取[J]. 华东交通大学学报,2021,38(3):95-101.
CAO Yiqin, HE Tian, LIU Longbiao. Rail Surface Boundary Extraction Based on Improved LSD Line Detection Algorithm[J]. *Journal of East China Jiaotong University*, 2021, 38(3): 95-101.

[13] 窦利军,王涛,张艳,等. SAR影像的城市街区边缘直线特征提取算法研究[J]. 测绘科学技术学报,2019,36(6):599-603.
DOU Lijun, WANG Tao, ZHANG Yan, et al. Research on the SAR Image Edge Line Features Extraction Algorithm for Urban Blocks[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2019, 36(6): 599-603.

[14] YAMMINE G, WIGE E, SIMMET F, et al. Novel Similarity-Invariant Line Descriptor and Matching Algorithm for Global Motion Estimation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2014, 24(8): 1323-1335.

[15] LIU Y, XIE Z W, LIU H. LB-LSD: A Length-Based Line Segment Detector for Real-Time Applications [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2019, 128: 247-254.

[16] LEE J T, KIM H U, LEE C, et al. Semantic Line Detection and Its Applications[C]// IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy, 2017.

[17] ZHANG Z H, LI Z X, BI N, et al. PPGNet: Learning Point-Pair Graph for Line Segment Detection[C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, CA, USA,2019.

[18] LIU Y, CHENG M M, HU X W, et al. Richer Convolutional Features for Edge Detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(8): 1939-1946.

[19] LIN Y C, PINTEA S L, VAN GEMERT J C. Deep Hough-Transform Line Priors[M]//Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing, 2020: 323-340.

[20] ZHANG S, JIA Y, PENG S, et al. Self-calibration of the Stereo Vision System of the Chang'E-4 Lunar Rover Based on the Points and Lines Combined Adjustment[J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2020, 86(3): 169-176.

[21] LIU X M, XIE N M. Grey-Based Approach for Estimating Software Reliability Under Nonhomogeneous Poisson Process[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2022, 33(2): 360-369.

[22] 邢承滨, 邓兴升, 李易馨. 基于置信区间估计理论的PTD算法种子点最优选择方法[J]. 测绘工程, 2020, 29(5): 27-32.
XING Chengbin, DENG Xingsheng, LI Yixin. Seed Point Optimal Selection Method of PTD Algorithm Based on Confidence Interval Estimation Theory [J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2020, 29(5): 27-32.

[23] 杨军, 周菊玲. 还原数学细节: 高斯推导正态分布概率密度函数的过程[J]. 统计与信息论坛, 2019, 34(6): 17-21.
YANG Jun, ZHOU Juling. Restore of Mathematical Detail: The Process of Gauss Deriving the Probability Density Function of Normal Distribution [J]. *Statistics & Information Forum*, 2019, 34 (6): 17-21.

[24] 张瑞峰, 李锵. 亥姆霍兹定理重要性分析[J]. 电气电子教学学报, 2019, 41(1): 61-64.
ZHANG Ruifeng, LI Qiang. The Analysis on the Importance of Helmholtz Theorem [J]. *Journal of Electrical & Electronic Education*, 2019, 41 (1): 61-64.

[25] 张军, 刘百祥, 吴燕清, 等. 基于最小二乘多项式分段拟合的全区时间域电磁视电阻率直接计算[J]. 煤炭学报, 2019, 44(S1): 214-219.
ZHANG Jun, LIU Baixiang, WU Yanqing, et al. Direct Calculation of Electromagnetic Apparent Resistivity in Whole Time Domain Based on Piecewise Fitting of Least Squares Polynomials[J]. *Journal of China Coal Society*, 2019, 44(S1): 214-219.

[26] ZHANG S, LIU S C, MA Y Q, et al. Self Calibration of the Stereo Vision System of the Chang'E-3 Lunar Rover Based on the Bundle Block Adjustment [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 128: 287-297.

[27] CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, PAMI-8 (6): 679-698.

[28] TOPAL C, AKINLAR C. Edge Drawing: A Combined Real-Time Edge and Segment Detector[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2012, 23(6): 862-872.

[29] 吴瀚霖, 李宛谕, 张立保. 跨尺度耦合的连续比例因子图像超分辨率[J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(5): 1604-1615.
WU Hanlin, LI Wanyu, ZHANG Libao. Cross-Scale Coupling Network for Continuous-Scale Image Super-Resolution[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2022, 27(5): 1604-1615.

[30] 何腕营, 王竞雪. 基于直线间几何属性特征相似性约束的组直线匹配算法[J]. 地球信息科学学报, 2020, 22(9): 1766-1778.
HE Wanying, WANG Jingxue. Pair-Wise Line Matching Algorithm Based on Feature Similarity Constraints of Geometric Attributes Between the Lines [J]. *Journal of Geo-information Science*, 2020, 22(9): 1766-1778.

[31] XU X C, LIU M Y, PENG S, et al. An In-Orbit Stereo Navigation Camera Self-calibration Method for Planetary Rovers with Multiple Constraints[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(2): 402.

[32] CAPRILE B, TORRE V. Using Vanishing Points for Camera Calibration[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1990, 4(2): 127-139.