

改进的 SURF 算法在彩色车载影像匹配中的应用

林 怡^{1,2}, 应 旻^{1,2,3}, 杨 业⁴, 叶 勤^{1,2}

(1. 同济大学 测绘与地理信息学院, 上海 200092; 2. 同济大学 遥感与空间信息技术研究中心, 上海 200092;
3. 73011 部队, 浙江 湖州 313006; 4. 61175 部队, 江苏 南京 210049)

摘要: 在分析了具有尺度不变特征的鲁棒特征加速算法(SURF 算法)的基础上, 提出了一种基于高斯颜色模型的增强彩色 SURF 算法。该算法将 RGB 颜色模型转换到高斯颜色模型, 使用 SURF 算法(增加了 48 维颜色特征描述向量)进行匹配, 再使用核线约束剔除误匹配。结果表明: 尽管相对于原有的 SURF 算法略微增加了计算量, 但是在匹配点对数、匹配正确率、匹配点分布均匀性上都具有明显的优势。

关键词: 移动测量系统; 彩色 SURF; 高斯颜色模型; 立体匹配; 核线约束

中图分类号: TP751.1; TP79

文献标志码: A

Vehicle-based Images Matching by Improved SURF Algorithm

LIN Yi^{1,2}, YING Min^{1,2,3}, YANG Ye⁴, YE Qin^{1,2}

(1. College of Surveying and Geo-informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China; 2. Research Center of Remote Sensing and Spatial Information Technology, Tongji University, Shanghai 200092, China; 3. 73011 Troops, Huzhou 313006, China; 4. 61175 Troops, Nanjing 210049, China)

Abstract: Aimed at the matching problem for color images obtained by vehicle-based mobile mapping system, an improved algorithm is proposed based on speeded-up robust features(SURF) algorithm, which is robust in rotation and resizing. A dimension-incremented color SURF algorithm based on Gaussian color model is proposed. RGB color model is transformed to Gaussian color model firstly, then the new SURF method is employed for matching experiment, which is improved by additional 48 dimensional colour features vectors. At last, the epipolar constraint is applied to the elimination of false matches. The experimental results show that the proposed algorithm performs favorably on matching points numbers, matching accuracy, and distribution uniformity of matching points, although a slightly more calculation is needed in comparison with the original SURF algorithm. It

can meet the matching demand of mobile mapping system (MMS).

Key words: mobile mapping system (MMS); color speeded-up robust features (SURF); Gaussian color model; stereo image matching; epipolar constraint

车载移动测量系统(vehicle-based mobile mapping system)是最近发展起来的一种近景摄影测量技术,其特点是利用汽车上装配的全球定位系统(GPS)、视频系统(CCD)、惯性导航系统或航位推算系统(INS/DR)等先进设备快速采集和处理道路两旁地物的地理空间位置数据及属性数据,短时间内形成各种有用的专题数据。它在测绘成图、交通安全、事故处理、国防军事侦察等领域必将有广泛的应用,因此成为当今测绘领域的研究热点之一。

然而,由于车载摄影测量系统获得的立体影像的比例尺较大,而且是在不同位置、不同状态下得到的,因此立体匹配过程受辐射偏差和几何畸变(主要是旋转和缩放)影响更大。另外移动测量系统对匹配的时效性要求很高,所以车载摄影测量的影像自动匹配问题现在仍是一个难点^[1]。目前的影像匹配方法一般分为基于影像灰度和基于影像特征两种,比较流行的算法主要有快速傅立叶变换(fast Fourier transformation, FFT)相关算法、随机样本一致性算法(random sample consensus, RANSAC)、遗传算法^[2]以及基于小波变换^[3-4]、Harris 特征提取^[5]的匹配方法等。但是这些方法主要适用于影像间畸变较小的卫星影像和航空影像的匹配,对于变形较大的车载影像效果不佳。当前车载影像的匹配方法主要有基于核线约束的影像相关算法^[6-7],该方法将二维搜索转化为一维搜索,具有匹配速度快的优点,但是

收稿日期: 2013-01-14

基金项目: 上海市国际科技合作基金(11230705700)

第一作者: 林 怡(1970—),女,副研究员,工学博士,主要研究方向为数字摄影测量与遥感技术应用。E-mail: linyi@tongji.edu.cn

通讯作者: 叶 勤(1970—),女,副教授,工学博士,主要研究方向为数字摄影测量与遥感技术应用。E-mail: yeqin@tongji.edu.cn

这种基于灰度的匹配方法对辐射畸变较大的影像效果不佳. 尺度不变特征转换算法^[8] (scale-invariant feature transform, SIFT) 是现今公认的鲁棒性最强的特征匹配算法之一, 它对旋转、缩放和光照变化都具有一定的稳定性. 然而在利用 SIFT 算法对车载影像进行匹配的过程中也存在两个问题: 第一, 该算法特征点数量庞大, 且需生成高斯差分金字塔及 128 维特征向量, 导致计算量增加, 匹配时间过长; 第二, 误匹配较多, 匹配的正确率不够高. 针对以上问题, Bay 等^[9] 提出快速鲁棒特征算法 (speeded-up robust feature, SURF) 以克服这些问题. 文献^[10] 比较了 SIFT 算法和 SURF 算法的优缺点, 指出 SURF 算法能够减少计算时间、降低误匹配. 文献^[11] 提出了一种基于最邻近节点算法的 SURF 匹配方法, 能够在一定程度上提高匹配正确率. 但是这些 SURF 算法未利用颜色信息, 导致在部分光线较暗的车载影像上, 特征点不够、匹配正确率不高, 无法很好地解决车载影像匹配问题.

本文提出了一种改进的 SURF 算法即基于高斯颜色模型的增维彩色 SURF 算法. 该算法将影像由 RGB 颜色模型转换到高斯颜色模型, 使转换后的影像能更好地反映光照变化和颜色变化信息, 以提高特征点的数量及其分布均匀性, 之后在原来 64 维特征描述向量的基础上增加了 48 维颜色特征描述向量以提高匹配正确率, 最后使用核线约束剔除误匹配. 对车载移动测量系统拍摄的实际立体像对进行实验, 并将本文算法和 SIFT 算法、SURF 算法实验结果进行比较.

1 原理与算法

SURF 算法是在 SIFT 算法基础上提出的一种快速鲁棒性特征匹配算法, 本文提出的基于高斯颜色模型的增维彩色 SURF 算法有以下三个特点: ①特征点提取. 将原始影像转换到高斯颜色模型, 并以此构建积分图, 这样提取的特征点具有更加均匀的分布特性, 特征点数量也较 SURF 算法有较大提高. ②特征描述向量. 不同于 SURF 算法的 64 维特征描述向量, 本文算法增加了 48 维颜色特征描述向量, 提高了算法对颜色信息的分辨能力. ③特征点匹配. 本文在匹配过程中使用欧式距离作为相似性测定, 并加入了双向判断标准, 即候选特征点互为相似性最高的点才能作为匹配点, 最后利用核线约束剔除误匹配, 大幅提高了匹配正确率. 本文算法的流程

图见图 1. 具体算法步骤如下:

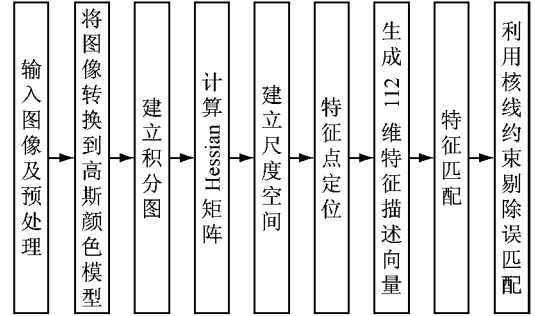


图 1 基于高斯颜色模型的增维彩色 SURF 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of a dimension-incremented color SURF algorithm based on Gaussian color model

(1) 将影像转换到高斯颜色模型

在彩色 SURF 算法的匹配实验中, 发现 RGB 颜色模型对于颜色的变化不够敏感, 在光线较暗区域很难找到特征点, 因此为了增加光线较暗图像的特征点数量, 提高匹配点的分布均匀性, 使用兼顾光照强弱和颜色变化信息的高斯颜色模型. 高斯颜色模型的计算方法在文献^[12-13]中已有论述, 先将光谱能量分布函数 E 在中心波长 λ_0 处泰勒展开, 得

$$E = E^{(\lambda_0)} + \lambda E_{\lambda}^{(\lambda_0)} + \frac{1}{2} \lambda^2 E_{\lambda\lambda}^{(\lambda_0)} + \dots \quad (1)$$

式中: E 为光谱能量分布函数, λ 为光的波长, $E_{\lambda}^{(\lambda_0)}$ 和 $E_{\lambda\lambda}^{(\lambda_0)}$ 分别为光谱能量分布函数 E 在中心波长 $\lambda_0 = 520 \text{ nm}$ 处关于 λ 的一阶和二阶导数. 将光谱能量分布函数 E 分别和高斯窗口函数及其导数进行卷积, 得到高斯加权能量分布函数的近似表达式为

$$\hat{E}^{(\sigma_{\lambda})} = \hat{E}^{(\lambda_0, \sigma_{\lambda})} + \lambda \hat{E}_{\lambda}^{(\lambda_0, \sigma_{\lambda})} + \frac{1}{2} \lambda^2 \hat{E}_{\lambda\lambda}^{(\lambda_0, \sigma_{\lambda})} + \dots \quad (2)$$

其中,

$$\hat{E}^{(\lambda_0, \sigma_{\lambda})} = \int E(\lambda) G(\lambda; \lambda_0, \sigma_{\lambda}) d\lambda \quad (3)$$

$$\hat{E}_{\lambda}^{(\lambda_0, \sigma_{\lambda})} = \int E(\lambda) G_{\lambda}(\lambda; \lambda_0, \sigma_{\lambda}) d\lambda \quad (4)$$

$$\hat{E}_{\lambda\lambda}^{(\lambda_0, \sigma_{\lambda})} = \int E(\lambda) G_{\lambda\lambda}(\lambda; \lambda_0, \sigma_{\lambda}) d\lambda \quad (5)$$

式中: $G, G_{\lambda}, G_{\lambda\lambda}$ 分别为高斯函数在中心波长 $\lambda_0 = 520 \text{ nm}$ 和尺度 $\sigma_{\lambda} = 55 \text{ nm}$ 处关于 λ 的零阶、一阶和二阶导数, 这种表示就称为高斯颜色模型. 车载移动车辆系统的影像是通过 RGB 相机获得的, 因此需要建立 RGB 颜色模型与高斯颜色模型之间的映射. Geusebroek^[13] 已经导出了 RGB 模型与高斯颜色模型的转换方法, 通过两次线性变换可以得到 $\hat{E}, \hat{E}_{\lambda}, \hat{E}_{\lambda\lambda}$ 与 RGB 彩色图像的近似转换公式为

$$\begin{bmatrix} \hat{E} \\ \hat{E}_\lambda \\ \hat{E}_\alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.3 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.6 & 0.17 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ Q \\ B \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: R, Q, B 分别为 RGB 彩色图像中红、绿、蓝三个颜色通道的值. 根据式(6), 可以用 $\hat{E}, \hat{E}_\lambda, \hat{E}_\alpha$ 替换 E, E_λ, E_α , 代替 RGB 三个颜色通道的值, 这样便完成了 RGB 模型到高斯颜色模型的转换. 但是这样得到的高斯颜色模型中存在负值, 需要归一化到 0~255 之间才能得到高斯颜色模型图 I_G .

(2) 建立积分图

SURF 算法在计算时间上优于 SIFT 算法主要是归功于积分图(integral image)的建立, 它主要用于加速图像卷积. 将高斯颜色模型图 $I_G(x, y)$ 作为输入图像, 其中 x, y 为像平面坐标, 则积分图像

$$I_I(x, y) = \sum_{a=0}^x \sum_{b=0}^y I_G(a, b) \quad (7)$$

(3) 快速 Hessian 矩阵

匹配特征点的提取是基于 Hessian 矩阵, 设 $X=(x, y)$ 为图像 I_G 中的一个点, Hessian 矩阵

$$\mathbf{H}_e(x, y) = \begin{bmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{xy} & L_{yy} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: L_{xx} 为以点 x 为中心一定大小窗口内的图像与可变尺度高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 二阶偏导数 $\frac{\partial^2}{\partial x^2} G(\sigma)$ 的卷积, L_{xy} 与 L_{yy} 与此类似. 但是在实际应用中, 一般用箱式滤波代替二阶高斯滤波, 它在计算卷积时的计算量与滤波器大小无关, 可以提高算法速度. 其原理为: 采用箱式滤波模板和输入图像的卷积 D_{xx}, D_{yy}, D_{xy} 来代替式(8)中的 L_{xx}, L_{yy}, L_{xy} , 将 9×9 的箱式滤波器代替尺度 $\sigma=1.2$ 的二阶高斯导数^[7], D_{xx}, D_{yy} 与 L_{xx}, L_{xy} 的关系为

$$\omega = \frac{\|L_{xy}(1, 2)\|_F \|D_{xx}(9)\|_F}{\|L_{xx}(1, 2)\|_F \|D_{xy}(9)\|_F} \approx 0.9 \quad (9)$$

式中: $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数; ω 为权重系数, 在应用中将其值近似取为 0.9. Hessian 矩阵的行列式可近似表示为

$$\det(\mathbf{H}'_e(x, y)) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (10)$$

式中: $\mathbf{H}'_e(x, y)$ 为 Hessian 矩阵 $\mathbf{H}_e(x, y)$ 的近似值, 0.9 为上式中的 ω 值.

(4) 建立尺度空间

SIFT 算法在构建高斯差分尺度空间时需要要对图像金字塔中的相邻两层图像做插值, 而在 SURF 算法中, 由于滤波器大小可以改变, 所以可直接使用

原始影像得到尺度空间, 这样就能大大地提高计算速度. 尺度空间的构造从大小 $N=9$ 的滤波器(9×9)开始, 而后是 $15 \times 15, 21 \times 21, 27 \times 27$ 大小的滤波器与图像进行卷积构成图像金字塔的第一层. 第二层滤波器的大小分别为 $15 \times 15, 27 \times 27, 39 \times 39, 51 \times 51$, 滤波器大小的增量加倍, 其他层依次类推. 根据滤波器大小的变化, σ 值也相应变化, 其公式为

$$\sigma = 1.2N/9 \quad (11)$$

(5) 特征点定位

在不同尺度空间用 Hessian 矩阵求得极值点后, 使用非极大值抑制法在 $3 \times 3 \times 3$ 立体邻域检测极值点, 只有比上下两层各九个点以及本层周围八个点都大或者都小的极值点作为候选特征点.

(6) 生成特征点描述向量

为使 SURF 算法对图像的旋转具有鲁棒性, 首先要确定特征点的主方向. 以每一个候选特征点为圆心, 计算半径为 6σ (σ 为上面所计算出的特征点所在尺度空间的尺度值) 的邻域内候选点在 x, y 方向的 Haar 小波响应, 并用特征点为中心的高斯函数对响应值进行加权; 将 $\pi/3$ 范围内的响应相加形成新的矢量, 遍历整个圆形区域, 选择最长向量的方向为特征点主方向.

选定特征点主方向后, 以特征点为中心, 如图 2 所示, 首先将坐标轴旋转到主方向, 按主方向选取边长为 20σ 的正方形区域, 并将该区域分成 $4\sigma \times 4\sigma$ 共 16 个子区域, 对每个子区域按 $5\sigma \times 5\sigma$ 的大小取样, 分别计算相对于主方向的 Haar 小波响应及高斯权值. 将每个子区域内的响应以及响应的绝对值相加得到一个四维向量

$$\mathbf{v} = (\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|) \quad (12)$$

式中: dx, dy 的几何意义如图 2 所示. 因此, 对每一特征点, 有 $4 \times (4 \times 4) = 64$ 维的特征描述向量.

但是, 在光线较暗的区域, 这 64 维的特征描述向量的效果并不明显, 为此本文对已有 SURF 算法进行了改进, 加入基于颜色的特征描述向量. 如图 2 所示, 在前面提到的 $4\sigma \times 4\sigma$ 共 16 个子区域中, 以特征点为中心、标准差为 0.5 的标准高斯函数给区域内的每一个像素点分配高斯权重系数 k . 然后在 16 个子区域内分别计算图像 RGB 三个分量的加权和 $\sum kr, \sum kg, \sum kb$. 因此每个 $5\sigma \times 5\sigma$ 的小区域就有一个三维的颜色特征描述向量

$$\mathbf{C} = (\sum kr, \sum kg, \sum kb) \quad (13)$$

这样每个特征点就总共有 16 个七维向量 \mathbf{v}_e , 特征描述向量为 $7 \times 16 = 112$ 维, 作为后续匹配的依据.

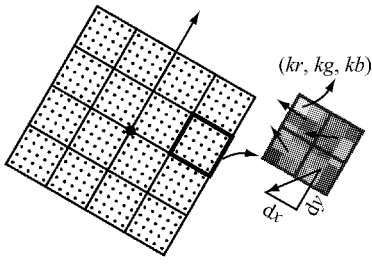


图2 七维特征描述向量

Fig.2 7-dimension features descriptor vectors

$$\mathbf{v}_e = (\sum dx, \sum dy, \sum |dx|, \sum |dy|, \sum kr, \sum kg, \sum kb) \quad (14)$$

(7) 特征匹配

在计算出两张影像的特征点后,就可以根据特征点间的相似程度进行特征点匹配.在 SURF 算法中,一般选用欧式距离 O 作为两幅影像中特征点的相似性测度函数,表达式如下:

$$O = \left[\sum_{i=1}^{112} (F_1^{(i)} - F_2^{(i)})^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (15)$$

式中: $F_1^{(i)}, F_2^{(i)}$ ($i=1, 2, \dots, 112$) 分别表示左右像片中特征点根据步骤(6)得到的 112 维特征描述向量第 i 分量.下标 1 和 2 分别表示左右像片.首先,在左片中取一个特征点 i ,并找出右片中与该特征点欧式距离最近的特征点 j ,如果特征点 i 也是左片中与特征点 j 欧式距离最近的点,则接受这一对匹配点.反之,则放弃这对匹配点.

(8) 利用核线约束剔除误匹配

核线方程在计算机视觉中也被称为极线,它在三维信息提取中可以构成约束条件,能够有效提高匹配的效率和可靠性^[14].确定核线的方法主要有基于相对定向直接解的核线方程法和基于共面条件的核线方程法两种,本文采用基于共面条件的方法解算立体像对的核线.核线的几何关系见图 3.

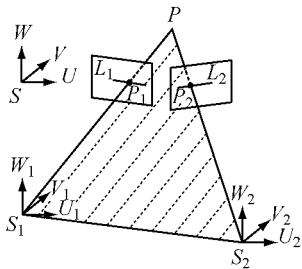


图3 核线几何关系

Fig.3 Epipolar geometric relation

根据核线理论,某一地物 P 在左右影像上的像点 P_1 和 P_2 与相机中心点 S_1 和 S_2 的连线 P_1S_1 和

P_2S_2 及摄影基线 S_1S_2 在同一平面内,这样就能列出共面条件方程.根据共面条件方程及每张像片的内外方位元素就能够根据左片的匹配点计算出它在右片上的同名核线 L_1 和 L_2 ,那么右片的匹配点必在此同名核线上.由于核线确定存在一定的误差,将核线及其上下各两个像素的区域定为接纳区,如图 4 所示.如果右片上的匹配点在接纳区内,则保留这对匹配点,反之剔除这对匹配点.

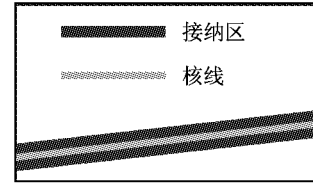


图4 核线约束

Fig.4 Epipolar constraint

2 实验分析

实验计算机平台的处理器为 Intel Core i5-2410M,内存为 2 GB,以 Matlab 为编程语言实现匹配算法.实验数据为随机选择的同济大学车载移动测量系统拍摄的五组立体像对及其内外方位元素,影像大小为 $1\ 624 \times 1\ 234$.为验证本文算法的性能,将 SIFT 匹配算法、SURF 匹配算法与本文算法进行比较(在比较过程中三种算法均未使用核线约束,将核线约束作为判断正确率的标准).根据以下四种指标进行分析:①匹配点对数;②匹配正确率;③匹配点分布均匀性;④匹配时间.第一组影像转化为高斯颜色模型的效果如图 5 所示.第一组立体像对用三种方法的匹配结果如图 6~8 和表 1 所示.

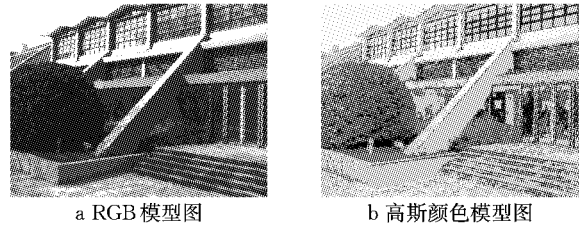


图5 RGB 模型转换为高斯颜色模型

Fig.5 RGB color model and Gaussian color model

根据五组立体像对匹配实验结果,可以得出以下结论:

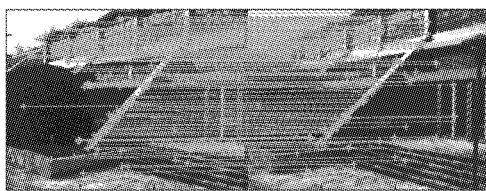
(1) 匹配点对数比较.图 9 反映了三种算法在五组立体像对上匹配点对数情况.可以看出,SURF 算法的匹配点对数比 SIFT 算法要少将近一半,且这两种算法的匹配点对数受影像质量的影响较大,影像



a 左片 b 右片

图 6 SIFT 匹配算法

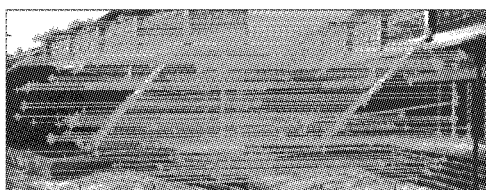
Fig.6 Matching result by SIFT



a 左片 b 右片

图 7 SURF 匹配算法

Fig.7 Matching result by SURF



a 左片 b 右片

图 8 本文匹配算法

Fig.8 Matching result by the proposed algorithm

表 1 三种匹配算法比较

Tab.1 Comparison of the proposed algorithm with SIFT and SURF

算法	匹配点对数	正确匹配点对数	匹配正确率/%	耗时/s
SIFT	516	431	85	20.5
SURF	232	202	88	4.8
本文	399	368	93	6.6

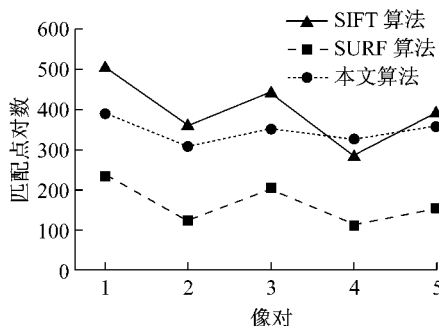


图 9 三种算法在五组立体像对上匹配点对数

Fig.9 Numbers of the matched points for 5 groups of stereo images by three algorithms

曝光时间不足或在阴影区域时,匹配点对数大幅下降.这一点可以从像对 4 的匹配结果中看出,由于像对 4 阴影较多,影像整体较暗,基于灰度的 SIFT 算

法寻找特征点困难,因此匹配点对数大幅下降.而本文算法使用的高斯颜色模型和 48 维的颜色特征描述向量能够较好地解决阴影的影响,所以匹配点对数超过了 SIFT 算法.从整体来看,本文算法的匹配点对数平均值为 351 对,比 SURF 算法平均 203 对匹配点高出 72%,并且受影像质量的影响较小.

(2) 匹配正确率比较.先根据每组立体像对的内外方位元素计算出核线方程,再利用核线方程对每对匹配点进行验证,如果匹配点不在接纳区内则判定其为误匹配.三种匹配算法的正确率如图 10 所示,SIFT 算法的平均正确率为 85.1%,SURF 算法的平均正确率为 87.8%,而本文算法由于增加了 48 维的颜色特征描述向量,平均正确率达到 95.3%,具有明显的优势,利用核线约束后,匹配正确率接近 100%,其效果如图 11 所示.

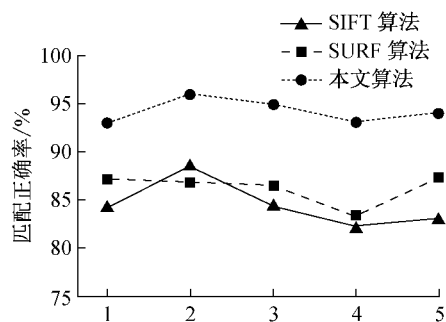


图 10 三种算法在五组立体像对上匹配正确率

Fig.10 Accuracy of the matched points for 5 groups of stereo images by three algorithms



a 左片 b 右片

图 11 核线约束剔除误匹配后效果

Fig.11 Matching result with epipolar constrain

(3) 匹配点分布均匀性比较.由图 12 中可以看出,在影像中光线较暗处,本文算法也能较好地进行匹配.另外,也可以定量分析匹配点分布的均匀性,

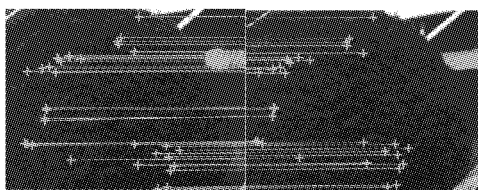


图 12 本文算法在光线较暗处的匹配

Fig.12 Matching result under poor light condition

首先将每组影像的左片分成大小相等的 25 小块,然后分别计算每小块中的匹配点对数,最后计算出匹配点分布的方差,方差计算公式如下:

$$\Delta^2 = \sum_{i=1}^{25} [(每块含匹配点对数 - 每块含匹配点对数的均值) \times \theta]^2 \quad (16)$$

其中系数 $\theta=100/\text{影像中匹配点对数}$,这样能消除匹配点总数对方差的影响. 方差越大则分布越不均匀,方差小则分布均匀性较好. 经计算 SIFT 算法的方差为 184, SURF 算法的方差为 201, 本文算法的方差为 116, 因此本文算法的匹配点分布较均匀.

(4) 匹配时间比较. 五组影像用这三种算法进行匹配的平均耗时分别为: SIFT 算法 19.7 s, SURF 算法 4.6 s, 本文算法 6.3 s. 由表 2 可以看出三种方法各个步骤的耗时情况, SIFT 算法由于需要建立高斯差分金字塔而且特征点对数多, 因此算法的时间复杂度较高. 而 SURF 算法和本文算法使用了积分图和快速 Hessian 矩阵, 有效地降低了时间复杂度, 所以在时效性方面有明显的优势.

表 2 三种匹配方法耗时情况(像对 1)

Tab.2 Time consumption for three algorithms

步骤	SIFT 算法	SURF 算法	本文算法
生成高斯颜色模型图	0	0	0.6
建立尺度空间	13.4	2.1	2.1
特征点定位	2.8	1.2	1.2
生成特征点描述向量	3.2	1.1	1.9
特征点匹配	1.1	0.5	0.8
总耗时	20.5	4.9	6.6

3 结语

本文通过分析车载移动测量系统立体像对匹配的特点和难度, 从实际应用出发对已有 SURF 算法进行改进, 提出了基于高斯颜色模型的增维彩色 SURF 特征匹配算法. 虽然该算法增加了特征描述向量的维数, 相对于原有的 SURF 算法增加了一定的计算量, 但是实验结果表明该算法能够较好地解决由于相机曝光不足、阴影区域影响以及地物结构相似等因素造成的误匹配和匹配点不足等问题, 它在匹配点数量、匹配正确率和匹配点分布均匀性上都具有明显的优势, 经过核线约束剔除误匹配后正确率进一步提升, 能够满足移动测量系统对影像匹配的要求. 在匹配时间方面, 本文算法距车载移动测量系统要求的实时匹配还有一定差距, 算法的时效性是下步研究的重点方向.

参考文献:

- [1] 冯文灏. 近景摄影测量: 物体外形与运动状态的摄影法测定 [M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2002.
FENG Wenhao. Close-range photogrammetry: determination of object shape and motion state by photography method [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2002.
- [2] Han K P, Song K W, Chung E Y, et al. Stereo matching using genetic algorithm with adaptive chromosomes [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(9): 1729.
- [3] LI Jinjun, ZHAO Hong, ZHOU Xiang, et al. Robust stereo image matching using a two-dimensional monogenic wavelet transform [J]. Optics Letters, 2009, 34: 3514.
- [4] 陈鹰, 林怡. 基于提升小波的影像变换与匹配 [J]. 测绘学报, 2006, 35(9): 19.
CHEN Ying, LIN Yi. Image matching and translation based on lifting scheme wavelet [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2006, 35(9): 19.
- [5] Bentoutou Y, Taleb N, Kalma K, et al. An automatic registration for applications in remote sensing [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(9): 2127.
- [6] 康志忠, 郑顺义, 张祖勋, 等. 车载纵向摄影影像的核线影像生成与同名点匹配 [J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2006, 31(7): 582.
KANG Zhizhong, ZHENG Shunyi, ZHANG Zuxun, et al. Epipolar image generation and corresponding point matching based on vehicle-based images along optical axis [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(7): 582.
- [7] ZHANG Ka, SHENG Yehua, YE Chun. Stereo image matching for vehicle-borne mobile mapping system based on digital parallax model [J]. International Journal of Vehicular Technology, Doi: 10.1155/2011/326865
- [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60: 91.
- [9] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: speeded up robust features [C] // European Conference on Computer Vision. Graz: TUG & University of Ljubljana, 2006: 404-417.
- [10] Goh K M, Mokji M M, Abu-Bakar S A R. Improved rotational matching of SIFT and SURF [C] // Fourth International Conference on Digital Image Processing. Kuala Lumpur: SPIE, Doi: 10.1117/12.953950.
- [11] JIANG Zetao, WANG Qiang, CUI Yanru. A fast method for feature matching based on SURF [J]. Intelligent Science and Intelligent Data Engineering, 2012, 7202: 374.
- [12] Geusebroek J M, vail den Boomgaard R, SmeuldeB A W M, et al. Color Invariance [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(12): 1338.
- [13] Geusebroek J M. Early cognitive computer vision [M]. Amsterdam: Elsevier Science, 2005.
- [14] 陈鹰. 遥感影像的数字摄影测量 [M]. 上海: 同济大学出版社, 2003.
CHEN Ying. Digital photogrammetry for remote sensing image [M]. Shanghai: Tongji University Press, 2003.