

基于方向约束的改进 SIFT 匹配算法

齐乃新¹ 曹立佳¹ 杨小冈² 李 冰³

(第二炮兵工程大学 304 室 西安 710025)¹ (第二炮兵工程大学 303 室 西安 710025)²

(第二炮兵驻第四研究院军事代表室 西安 710025)³

摘 要 SIFT 算法对图像的旋转、尺度变换、亮度变化等情况具有较好的不变性,广泛应用于图像匹配中,但 SIFT 特征向量生成过程复杂,导致算法实时性不理想,同时匹配结果还存在一定的误匹配点,影响了算法的精确性。为此,对 SIFT 算法进行改进,提出采用栅格形式选取种子点简化特征向量的生成过程,并利用关键点方向约束性进一步剔除具有方向差异的误匹配点,从而简化计算量,提高匹配率。实验结果表明,改进后的算法能在保持原有 SIFT 算法稳定性的基础上提高近一倍的特征向量描述速度,初匹配结果经方向约束后能够有效地剔除具有方向差异的误匹配点,提高匹配率,大大增强了算法的精确性。

关键词 SIFT, 特征向量, 图像匹配, 方向约束, 匹配率

中图法分类号 TP391.41 文献标识码 A

Improved SIFT Matching Algorithm Based on Orientation Constraint

QI Nai-xin¹ CAO Li-jia¹ YANG Xiao-gang² LI bing³

(The 304 Room of the Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)¹

(The 303 Room of the Second Artillery Engineering University, Xi'an 710025, China)²

(The Second Artillery in the Fourth Institute Military Agent's Room, Xi'an 710025, China)³

Abstract SIFT algorithm has good invariance in rotation, scaling the image, brightness change, etc., and is widely used in image matching. But the generation process of SIFT feature vector is complicated, and results in that the real-time of the algorithms is not ideal. In the same time, there are still some matching mistakes in the matching result, affecting the accuracy of the algorithm. Therefore, we improved the SIFT algorithm, and proposed to use the grid in the selection of seed points to simplify the feature vector generation process, and used the orientation constraint of the key points to reject matching points with directional differences, thus simplifying computation and improving the matching rate. Experimental results show that the improved algorithm can maintain the basic stability of the original SIFT algorithm and improves the speed of feature vectors described nearly doubled. Through orientation constraint of the key points, the false match point with direction differences is rejected, and the matching rate is improved, greatly enhancing the accuracy of the algorithm.

Keywords SIFT, Feature vector, Image matching, Orientation constraint, Matching rate

视觉导航是一种新兴的自主导航方法,广泛应用于智能车、飞行器和现代医学领域。图像匹配能把同一场景的两幅或者多幅图像在空间上进行对准,在视觉导航中发挥着至关重要的作用。目前,常用的图像匹配技术有基于区域灰度的图像匹配、基于变换域的图像匹配以及基于局部特征的匹配等。其中,基于局部特征(点特征、线特征、面特征)的图像匹配方法是现阶段研究的热点。图像的局部特征中最常见的就是不变特征点,主要有边缘点、拐点、角点以及局部灰度的极值点等。因此,基于特征点检测的图像匹配方法是目前的主流。较为经典的特征点检测方法有 Moravec 角点检测^[1]、Harris 角点检测^[2]、SUSAN 角点检测^[3]等方法。

为了寻找更加稳定的特征点,考虑到载体运动对成像目

标可能造成的旋转、尺度、光照变化的影响,以及运动视角带来的图像透视变换、仿射变换等,Lowe 等人总结了前人有关局部不变特征的相关算法,于 1999 年里程碑地提出了关于尺度不变的特征点检测方法^[4],并于 2004 年,形成了较为完整的尺度不变特征算法(SIFT, Scale Invariant Feature Transform)^[5]。SIFT 算法在图像的多尺度空间中选取局部特征点,相比 Harris、SUSAN 等角点检测算法,不仅具有更好的独特性,信息量丰富,而且对图像的旋转、尺度变换、亮度变换等情况具有较好的不变性,对视角变化、仿射变换、噪声也具有一定的稳定性。然而,SIFT 算法也存在一些不足之处,主要体现在算法计算量大,存在一定误匹配点等^[6]。

在 SIFT 算法中,Lowe^[5]采用 4×4 共 16 个种子点来描

本文受自然科学基金项目:飞行器前视红外视觉导航基准图制备的理论与方法研究(61203189)资助。

齐乃新(1989-),男,硕士,主要研究方向为视觉导航,E-mail:744520073@qq.com;曹立佳(1982-),男,博士,讲师,主要研究方向为精确制导;杨小冈(1978-),男,博士,副教授,主要研究方向为图像识别与精确制导技术;李 冰(1981-),男,工程师。

述关键点,每个种子点有8个方向的信息,最终形成了128维的特征向量。这128维的特征向量包含了丰富的信息,但同时也极大地增加了算法的复杂度,尤其是对特征点比较多的图像来说,计算量非常大,运算耗时较长,严重影响了算法的实时性,显示了很大的弊端。对此,许多学者进行了研究,试图改进特征向量描述方式,提高算法的实时性。如管学伟、刘先志等人^[7]采用72维的特征向量对特征点进行描述,降低了特征向量的维数,提高了运算速度;张羽^[8]等人选择建立DoM(Difference of Mean)尺度空间,并采用积分图像和积分直方图检测特征点,生成特征描述符,减少了运算步骤;高健在文献^[9]中通过改变金字塔尺度空间的结构,即删除每一组的顶层图,实现对SIFT特征点提取过程的简化,增强了算法的实时性;赵启兵在文献^[10]中采用8个同心圆环共64维的特征向量对关键点进行描述,简化了计算步骤。

关键点的特征向量生成后,要进行图像间的匹配工作。现阶段,匹配算法比较多,其中基于欧式距离的相似性判定度量方法是应用最广泛的。同时,也有像文献^[11]中用到的马氏距离、文献^[12]中用到的街区距离、文献^[13]中用到的夹角余弦法以及文献^[14]中用到的双向匹配等匹配算法。然而,这些算法都是利用关键点的特征向量信息实现图像间的匹配,没有考虑关键点的方向信息,存在一定的误匹配点。

本文提出了一种基于方向约束的改进SIFT算法,一方面采用栅格形式选取种子点,对SIFT特征向量的生成过程进行简化,以减少计算量,提高算法的实时性;另一方面充分利用关键点的主方向信息对初匹配结果中的误匹配点进行剔除,以提高匹配率,增强算法的精确性。改进后的算法能够较好地应用于视觉导航中,实现对无人运动载体的定位定姿。

1 SIFT特征匹配算法原理

SIFT是建立在尺度空间上的一种局部特征匹配方法,具有很强的匹配能力,可以提取图像的稳定特征,能较好地处理发生平移、旋转、仿射变换、视角变换和光照变换等情况下的两幅图像之间的匹配问题,在某种程度上甚至对任意角度拍摄的图像也有较为稳定的匹配能力,实现较大差异的两幅图像间的特征匹配。SIFT算法具体包括以下4个主要步骤:

1. 尺度空间极值点检测

尺度空间理论的目的是模拟图像数据的多尺度特征^[5]。高斯卷积核是实现尺度变换的唯一核,一幅二维图像的尺度空间定义如下:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

式中, $L(x, y, \sigma)$ 表示图像的尺度空间, $G(x, y, \sigma)$ 为高斯核函数, (x, y) 为图像点的像素坐标, $I(x, y)$ 为输入的二维图像, σ 称为尺度空间因子。

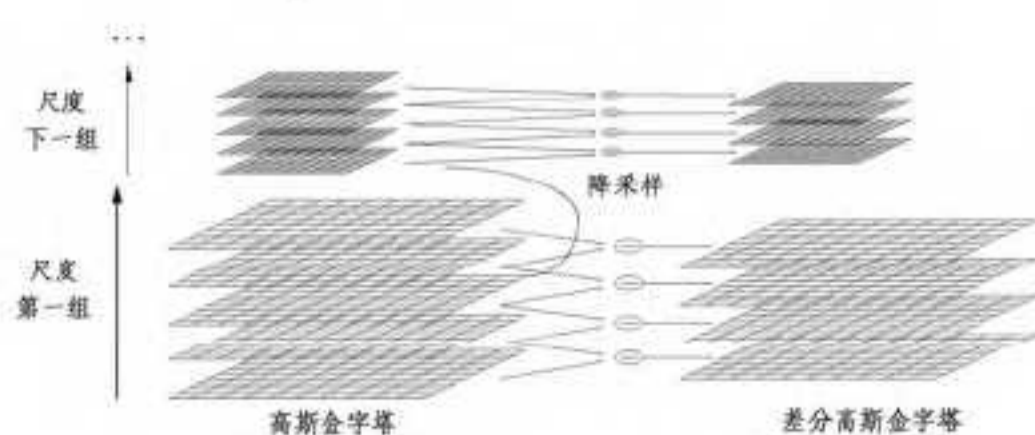


图1 高斯图像金字塔与DoG金字塔

为高效检测出稳定的特征点,Lowe在SIFT算法中采用DoG(Difference of Gaussian)函数来取代尺度归一化的LoG(Laplace of Gaussian)函数。如图1所示,通过相邻尺度空间的高斯金字塔相减,即可得高斯差分尺度空间(DoG Scale-space),其函数式用 $D(x, y, \sigma)$ 来表示,表达式为:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

为了检测局部极值,上面建立的DoG尺度空间金字塔的中间层(底层和顶层除外)的每个像素需要跟同一层的相邻8个像素及其上一层和下一层的 $9 \times 2 = 18$ 个像素总共26个相邻像素进行比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都可以检测到局部极值,如图2所示。

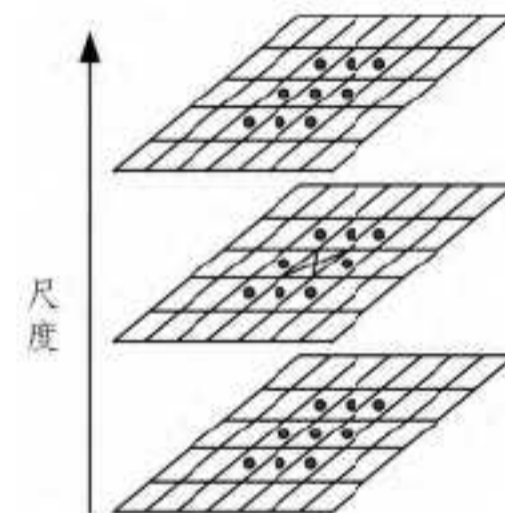


图2 局部极值点检测示意图

当标记为 \times 号的被检测点的DoG值比相邻26个像素的DoG值都大或都小时,将该点判断为一个局部极值点,记下它的相应位置 and 对应尺度。如果不是,则将该点剔除。

2. 确定关键点位置及尺度

上一步在尺度空间中确定了极值点,接着采用拟合三维二次函数的方法精确确定关键点的位置和尺度,同时通过阈值设置和Hessian矩阵剔除对比度低的关键点以及不稳定的边缘响应点,以提高算法的抗噪声能力,增强匹配的稳定性。

3. 关键点方向确定

对于每一个采样点 $L(x, y)$,其梯度模值 $m(x, y)$ 和方向 $\theta(x, y)$ 的计算公式如式(4)和式(5)所示。

$$m(x, y) = \sqrt{(L(x+1, y) - L(x-1, y))^2 + (L(x, y+1) - L(x, y-1))^2} \quad (4)$$

$$\theta(x, y) = \tan^{-1} \left(\frac{L(x, y+1) - L(x, y-1)}{L(x+1, y) - L(x-1, y)} \right) \quad (5)$$

式中, $L(x, y)$ 的所有尺度均为关键点所在的尺度。

在以每一个关键点为中心的邻域窗口内采样,用直方图统计邻域像素的梯度分布。直方图的峰值就代表了关键点邻域梯度的主方向。为了增强匹配的鲁棒性,当存在一个大于或等于主峰值80%能量的峰值时,添加一个与当前关键点坐标、尺度相同,但方向由此峰值确定的新关键点。至此,特征点检测完毕,每个关键点包含坐标、尺度和方向3个信息。

4. 特征向量生成

为了确保特征向量的旋转不变性,首先将坐标轴旋转为关键点的方向,然后以关键点为中心取如图3(a)所示 8×8 的窗口,中央黑点为关键点的位置,每个小格代表关键点邻域所在尺度空间的一个像素。该像素的梯度方向用箭头方向表示,梯度模值用箭头长度表示,高斯加权的范围由图中的圆代表。这样,越靠近关键点的像素的梯度方向,信息的权值越大。接下来在每 4×4 的小块上计算8个方向的梯度方向直方图,得到每个梯度方向的累加值,即形成一个种子点,如图3(b)所示。此图中每个关键点的特征向量由 2×2 共4个种

子点来生成,每个种子点有 8 个方向的向量信息。

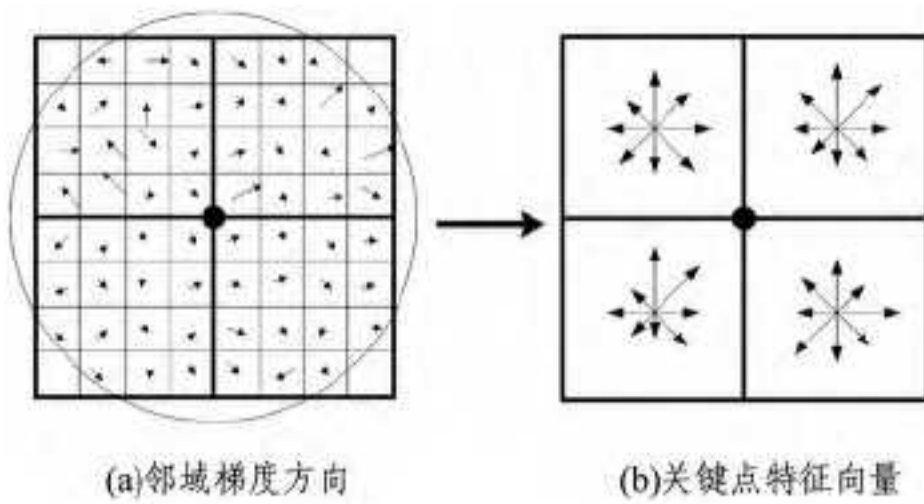


图 3 特征点的特征向量构造

在实际应用过程中,为增强匹配的稳健性,对每一个关键点使用 4×4 共 16 个种子点总共 128 维的特征向量来描述。此 SIFT 特征向量去除了尺度变化、旋转等几何变形因素的影响,进一步,将其长度做归一化处理,则可以去除光照变化的影响。

2 SIFT 算法改进

2.1 特征向量生成过程的简化

在原始的 SIFT 算法中采用 4×4 共 16 个种子点来描述关键点,生成特征向量,由于相邻种子点具有相似的特征,使得生成的特征向量具有一定的冗余信息,增加了计算的复杂度,占用了部分运算时间,同时冗余信息还会融合关键点的一些特征,导致算法的匹配能力下降。为此,本文采用栅格的形式在关键点的邻域内选取种子点,如图 4 所示。

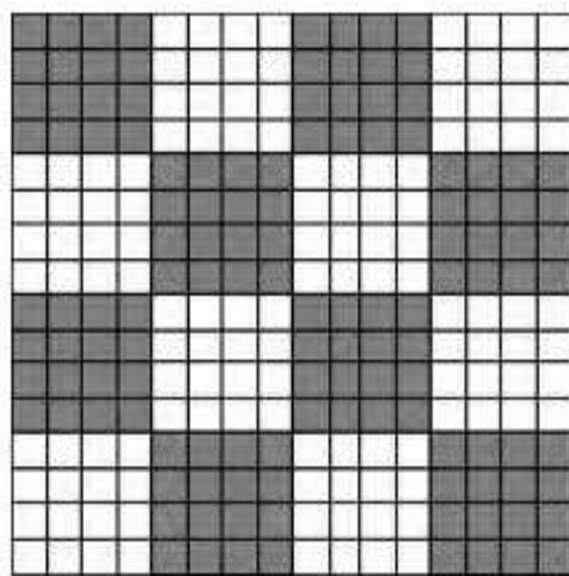


图 4 种子点选取方式

关键点的领域大小不变,依然是由 16×16 共 256 个像素点组成,接下来在此区域内分出 16 个 4×4 的小区域,在这 16 个小区域中选取彼此不相邻的 8 个作为本文算法的种子点,即图中阴影部分。每个种子点有 8 个方向的向量信息,这样就生成了一个 64 维的特征向量,维数是原算法特征向量的一半。直观上讲,在生成特征向量时使用的种子点减少了一半,算法运行时间也就相应地缩短一半,达到了提速的目的。

2.2 关键点匹配方法的改进

SIFT 算法中的第三步为检测到的每个关键点确定了主方向,而在现有的匹配过程中并没有充分利用,造成一些具有方向性差异的误匹配点存在。本文将利用关键点的这些主方向信息对匹配过程进行约束,进而剔除具有方向性差异的误匹配点。匹配点方向约束后,利用 RANSAC 算法进一步剔除匹配点对中的误匹配点,得到最后的匹配结果,以提高匹配的精度。

实际应用中,目标图像和模板图像之间存在一定的旋转、尺度缩放、亮度改变等变化,但是无论怎样改变,它们之间都存在一定的对应关系,因此,匹配点对的主方向之间必定存在约束关系。本文就是利用这种约束关系对初匹配后的误匹配点进行剔除,具体步骤如下:首先,计算每一个匹配点对之间

的主方向差方值,如下式所示:

$$D(i) = |O_1(i) - O_2(i)|^2, i=1, 2, \dots, k \quad (6)$$

式中, $D(i)$ 表示匹配点对的主方向差方值, $O_1(i)$ 为目标图像中关键点的主方向, $O_2(i)$ 为模板图像中关键点的主方向, k 是初匹配后匹配点对的个数;其次,对匹配点对的主方向差方值 $D(i)$ 求均值,作为误匹配点的剔除阈值 T ,其计算式为:

$$T = \frac{\sum_{i=1}^k D(i)}{k} \quad (7)$$

最后,将每一个匹配点对的主方向差方值 $D(i)$ 与 T 进行比较,如式(8)所示,剔除误匹配点。

$$\begin{cases} D(i) \leq T, & \text{保留} \\ D(i) > T, & \text{剔除} \end{cases} \quad (8)$$

为了进一步剔除误匹配点,使用 RANSAC 算法对方向约束后的匹配点对进行进一步处理,处理结果作为最终的匹配结果。

3 实验结果与分析

为了验证改进算法的可行性和有效性,本文设计了两组实验分别进行仿真验证。两组实验在同一台电脑上完成,参数为 CPU 为 Intel Pentium Dual、2GHz、2G 内存、512M 显存,以 Matlab7.10 编程实现。

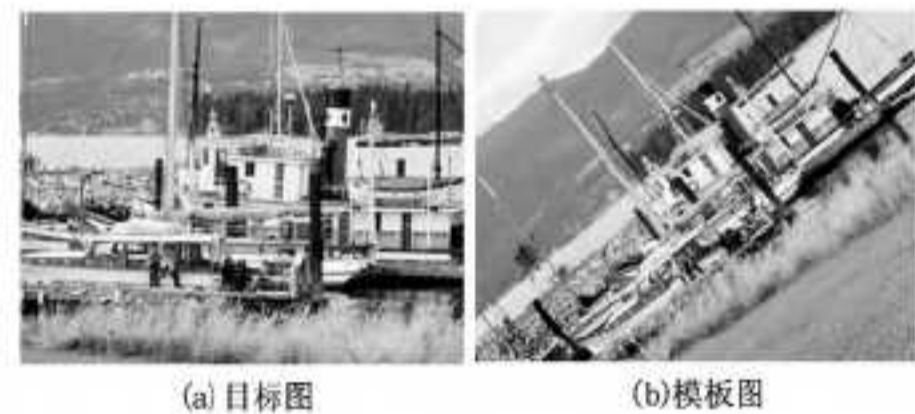


图 5 第一组实验目标图像和模板图像

第一组采用标准图库中的 'boat' 图作为实验的目标图和模板图,如图 5 所示,模板图和目标图之间存在 40° 的旋转角度。实验结果如图 6—图 9 所示。



图 6 原 SIFT 算法匹配结果



图 7 原 SIFT 算法剔除误匹配点后的结果



图 8 本文改进算法匹配结果

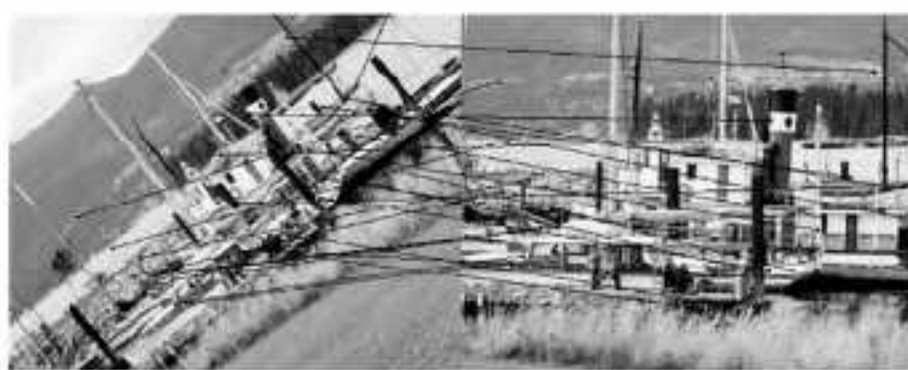


图 9 本文改进算法剔除误匹配点后的结果



(a) 目标图 (b) 模板图

图 10 第二组实验目标图和模板图

图 10 为第二组实验所用的目标图和模板图,目标图为 259×194 的近距离可见光图像,模板图为同一台相机视角逆时针旋转 10° 后拍摄的可见光图像。实验结果如图 11—图 14 所示。

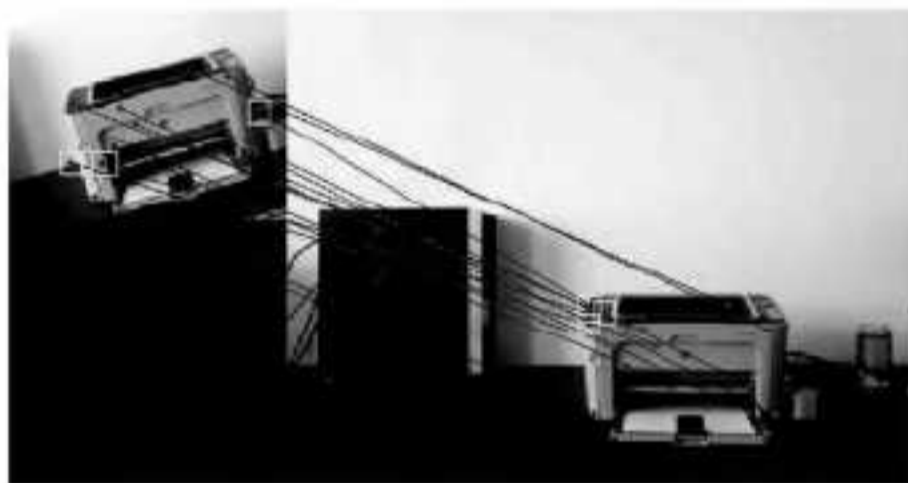


图 11 原 SIFT 算法匹配结果

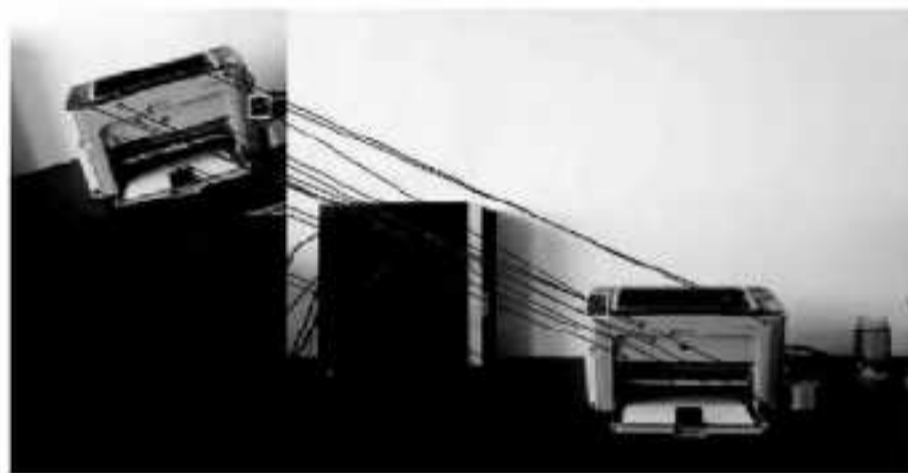


图 12 原 SIFT 算法剔除误匹配点后的结果

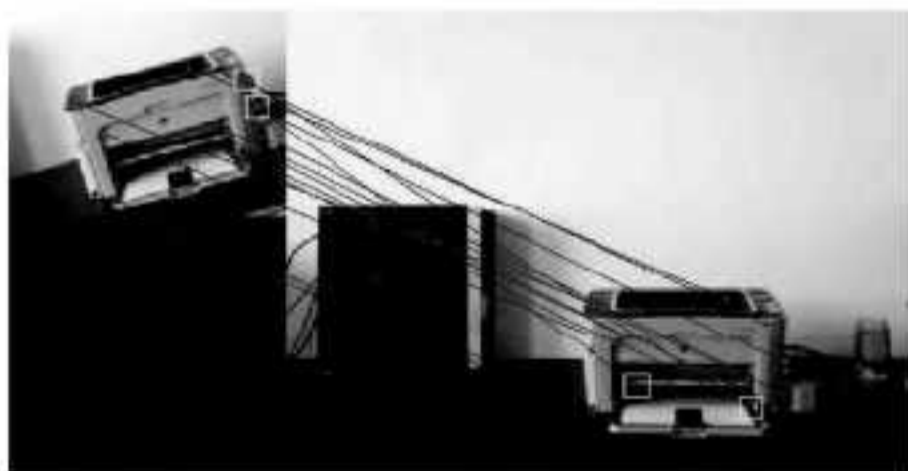


图 13 本文改进算法匹配结果

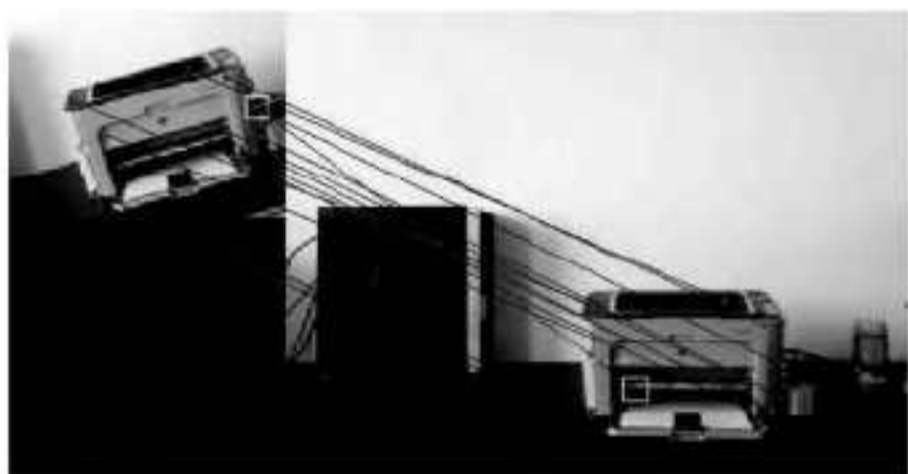


图 14 本文改进算法剔除误匹配点后的结果

为了更加直观地对比实验结果,在第二组实验结果图中

用白色方框标记出了误匹配点,对比图 6 和图 8、图 7 和图 9、图 11 和图 13 以及图 12 和图 14 可知,改进后的特征向量描述方法保持了原算法的稳定性和匹配的有效性。对比图 6 和图 7、图 8 和图 9、图 11 和图 12 以及图 13 和图 14 可知,对初匹配结果主方向约束后,有效地剔除了具有方向性差异的错误匹配点,提高了算法的匹配精度。

表 1 列出了两组实验的具体实验数据,分析可知,改进后的算法缩短了近一半的特征向量描述时间,同时一定程度上提高了匹配率。误匹配点剔除后,第一组实验平均提高了 20% 的匹配率,第二组实验平均提高了 10% 的匹配率,从而说明本文算法提高了图像匹配精度。

表 1 两组实验结果数据对比表

		原 SIFT 算法		本文改进算法		
		第一组	第二组	第一组	第二组	
特征向量描述时间(S)		133.88	16.86	69.76	8.55	
匹配时间(S)		229.05	3.08	235.7	3.06	
初始匹配结果	匹配点对个数	114	15	111	14	
	误匹配点对数	39	3	34	2	
		匹配率(%)	65.8	80	69.4	85.7
方向约束后的匹配结果	匹配点对个数	43	13	30	13	
	误匹配点对数	6	1	4	1	
		匹配率(%)	86.1	92.3	86.7	92.3

分析实验表明,改进后的算法在实时性和精确性两个方面都得到了很大的提高,能够较好地应用于户外无人车辆的视觉导航中。

结束语 本文改进了关键点特征向量生成过程中种子点的选取方式,充分利用匹配点的主方向信息对初匹配结果进行约束以剔除误匹配点。实验表明,改进后的特征向量生成方式不但能够在保持原算法稳定性的基础上提高计算速度,而且在一定程度上能够提高算法的匹配率,匹配结果经主方向约束后,有效地剔除了误匹配点,在很大程度上提高了算法的精确性。在下一步的工作中,将对匹配过程中的搜索策略进行改进,进一步增强算法的实时性,使其能更好地应用于无人车辆的视觉导航中。

参考文献

- [1] Moravec H P. Towards automatic visual obstacle avoidance [C] // Proceedings of International Joint Conference on Artificial Intelligence, Cambridge, MA, USA, 1977; 5842
- [2] Harris C, Stephens M. A Combined Corner and Edge Detector [C] // Manchester: Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, 1988; 147-151
- [3] Smith S M, Brady J M. SUSAN: A New Approach to Low Level Image Processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78
- [4] David G. Object Recognition from Local Scale invariant Features [J]. International Conference on Computer Vision, 1999, 9(2): 1150-1157
- [5] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points [J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110
- [6] 吴建, 马跃. 一种改进的 SIFT 算法 [J]. 计算机科学, 2013, 40(7): 270-272
- [7] 管学伟, 刘先志, 杜天军. 一种基于 SIFT 算法的目标匹配方法 [C] // 第十四届全国图象图形学学术会议, 2008

(下转第 163 页)

[9]中的 Mean Shift 方法对 Man 图像处理的对比实验结果。可以发现,MSRCR 方法增强后的图像被蒙上一层白雾,造成视觉效果不佳;文献[9]中 Mean Shift 的方法整体较暗,局部颜色饱和度不足,如人脸皮肤以及桌面竖立的调色板等;Meylan 方法与本文方法增强结果较为接近,增强后的图像色彩饱和度较好。同时从信息熵和对比度两个评价指标对上述各算法进行对比,如表 1 所列,Meylan 方法与本文方法在信息熵的提高和对比度的增强方面具有明显优势。

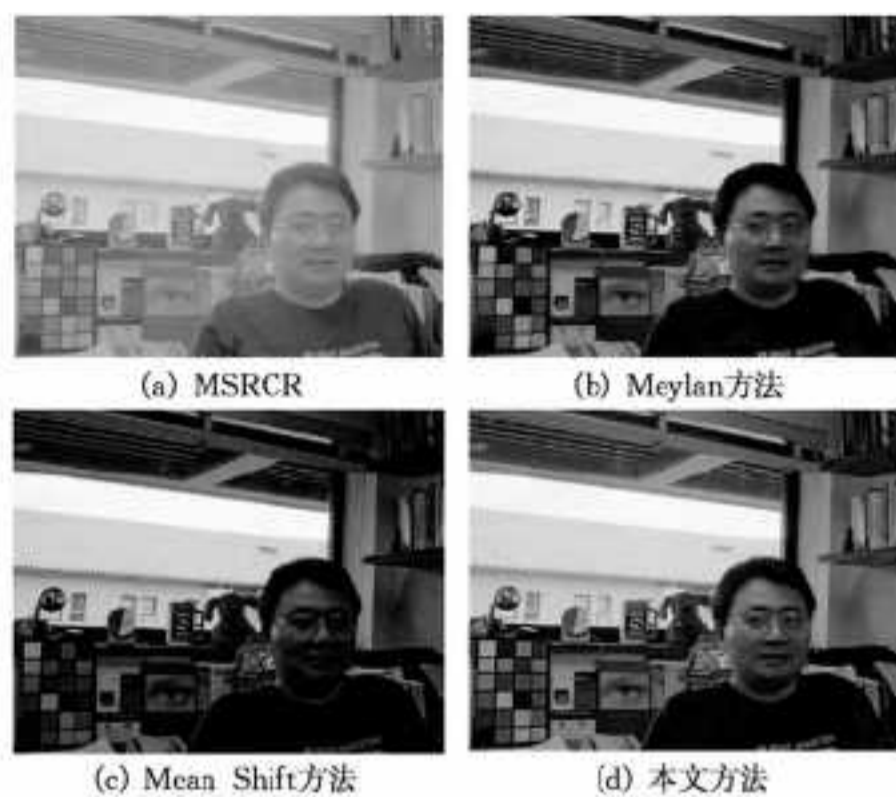


图 6 Man 图像几种增强结果对比

表 1 Man 图像几种增强结果评价指标

评价指标	原图	MSRCR	Meylan	Mean Shift	本文方法
信息熵	6.2248	6.9492	7.5485	7.4301	7.5495
对比度	62.5870	59.9689	169.8400	160.8574	176.2316

两种方法的关键都在于采用自适应平滑滤波方法对光照图像进行估计,但是 Meylan 方法采用逐点计算,且计算复杂度较高,处理时间较慢,表 2 显示了 4 种算法的运行速度,所有方法均使用 Intel Core2 2.00GHz,2GB 内存的 PC,在 Windows XP 操作系统下用 Matlab 7.1 编程实现,不难看出,本文算法相对 Meylan 方法运行时间显著提高。

表 2 3 种方法运行时间对比(单位:s)

图像(500×400)	MSRCR	Meylan	Mean Shift	本文方法
Girl	0.62	218.23	45.00	16.13
Man	0.77	273.87	46.96	11.38
Bike	0.70	251.28	47.31	10.41
Build	0.76	250.22	48.12	10.56

结束语 针对现有图像增强算法的不足,本文提出一种基于改进 Mean Shift 的 Retinex 理论的彩色图像增强方法,即采用主元分析法将 RGB 空间分解为亮度和色彩两独立部分,亮度通道利用改进的 Mean Shift 滤波平滑图像用于光照补偿,同时对色彩分量进行恢复。实验证明,本文方法在对图

像细节增强及色彩恢复方面显示了较好的效果,同时与现有自适应增强算法相比,处理速度显著增强。

参考文献

- [1] Land E H, Meccann J. Lightness and Retinex theory [J]. J Opt Soc Amer, 1971, 61(1): 1-11
- [2] Land E H. An alternative technique for the computation of the designator in the Retinex theory of color vision [J]. Proceedings of the National Academy of Science of the United States of America, 1986, 83(10): 3078-3080
- [3] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex [J]. IEEE Tran. on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462
- [4] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A Multiscale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scences [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1997, 6(7): 965-976
- [5] Elad M. Retinex by two bilateral filters [C]//5th International Conference on Scale-Sace and PDE Methods in Computer Vision. Hofgeismar; Springer, 2005: 217-229
- [6] Meylan L, Susstrunk S. High dynamic range image rendering with a retinex-based adaptive filter [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(9): 2820-2830
- [7] Li Wu-jing, Gu Bo, Huang Jiang-tao, et al. Novel Retinex algorithm by interpolation and adaptive noise suppression [J]. J. Cent. South Univ., 2012, 19: 2541-2547
- [8] 许欣, 陈强, 王平安, 等. 消除光晕现象的快速 Retinex 图像增强 [J]. 计算机辅助设计与图学学报, 2008, 20(10): 1325-1331
- [9] 许欣, 陈强, 王平安, 等. 快速 Retinex 彩色图像增强 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(5): 4-6
- [10] 赵蓝飞, 席志红. 基于 Mean Shift 的光晕抑制算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2013, 35(7): 1558-1563
- [11] Han H, Sohn K. Automatic Illumination and Color Compensation Using Mean Shift and Sigma Filter [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2009, 55(3): 978-986
- [12] Sobol R. Improving the Retinex algorithm for rendering wide dynamic range photographs [J]. Electron. Imag., 2004, 13(1): 65-74
- [13] 秦旭佳, 王慧玲, 杜轶诚, 等. HSV 色彩空间的 Retinex 结构光图像增强算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(4): 488-493
- [14] Buchsbaum G, Gottschalk A. Trichromacy, opponent colours coding and optimum colour information transmission in the retina [J]. Roy. Soc. Lond. B, Biol. Sci., 1983, 220: 89-113
- [12] 杨幸芳, 等. 一种提高 SIFT 特征匹配效率的方法 [J]. 中国机械工程, 2012, 23(11): 1297-1301
- [13] 石钊铭, 耿伯英, 董银文. 基于改进 SIFT 的航拍图像快速匹配方法 [J]. 指挥控制与仿真, 2013, 35(1): 106-110
- [14] 刘立, 等. 采用简化 SIFT 算法实现快速图像匹配 [J]. 红外与激光工程, 2008, 37(1): 181-184
- [15] 孙韬, 方俊永, 刘学, 等. 基于 SIFT 特征匹配的全自动辐射归一化算法 [J]. 红外与毫米波报, 2012, 31(4): 355-359

(上接第 128 页)

- [8] 张羽, 丹朱, 王玉良. 一种改进的快速 SIFT 特征匹配算法 [J]. 微计算机信息, 2008, 24(11): 220-222
- [9] 高健, 等. 一种简化的 SIFT 图像特征点提取算法 [J]. 计算机应用研究, 2008, 25(7): 2213-2215, 2222
- [10] 赵启兵, 王养柱, 胡永浩. 基于改进 SIFT 算法的无人机遥感影像匹配 [J]. 电光与控制, 2012, 19(3): 36-39, 55
- [11] 祁燕, 王琰, 王明宇. 改进的 SIFT 特征图像配准算法 [J]. 沈阳理工大学学报, 2012, 34(4): 6-10