

结合局部描述和拓扑约束的直线段匹配算法*

张跃强, 苏昂, 朱遵尚, 刘海波, 尚洋

(国防科技大学 航天科学与工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要:针对弱纹理目标匹配问题,提出了一种基于直线局部邻域梯度信息和全局结构信息的直线匹配算法:对均值标准差直线描述符进行改进用于初始匹配;利用直线间的全局拓扑结构滤除误匹配;利用迭代拓扑滤波寻找更多的匹配,同时引入全局角度约束提高算法效率并进一步滤除错误匹配。实验表明,在光照变化、图像旋转、图像模糊、尺度变换、视点变化等条件下,该方法都具有很强的鲁棒性,并在匹配效率和准确度上优于现有的两种比较流行的方法。

关键词:直线检测;直线描述;直线匹配;拓扑约束

中图分类号:TP394.1;TH691.9 **文献标志码:**A **文章编号:**1001-2486(2014)06-025-06

A line matching algorithm combining local description with topological constraint

ZHANG Yueqiang, SU Ang, ZHU Zunshang, LIU Haibo, SHANG Yang

(College of Aerospace Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In view of the matching problem of low texture objects, a line matching algorithm based on local neighboring gradient information and global structural information was proposed. The mean standard deviation line descriptor was redesigned to get the initial matching; the global topological structure between lines was used to get rid of wrong matches; more matches were achieved by utilizing the iterative topological filter. Moreover, global angle constraints were implemented to make the algorithm more efficient and to further remove wrong matches. Experiments show that the proposed algorithm is highly robust under various image changes including heavy illumination change, image rotation, image blur, scale change as well as viewpoint change and is much better than the other two popular methods in terms of matching accuracy and efficiency.

Key words: line detection; line descriptor; line matching; topological constraint

特征匹配的目的在于建立不同视图特征集合的对应关系,是机器视觉、模式识别以及图像测量等领域的基本研究问题之一。对于大多数人造目标场景,由于缺少纹理信息,大大降低了比较流行的点特征匹配算法^[1-4]的性能。然而,尽管人造目标场景缺少纹理信息,却具有很多能够很好反映目标几何信息的直线段。相对于点特征,直线特征的提取可靠性更高,属性信息更丰富。因此,基于直线匹配方法建立不同视图或测试图同模型图的对应关系成为目标识别、目标跟踪、目标三维重建、目标位姿估计等的重要组成部分和实现手段。

目前有关自动直线匹配的方法较少。Hartley^[5]利用三角张量进行直线匹配,但需要确定3视图间的对极几何关系。Schmid等^[6-7]利用直线上点灰度相关性进行短基线直线的匹配,利用平面单应进行图像失真较大的宽基线匹配,该方法需

要已知对极几何信息。Lourakis等^[8]使用共面的2条直线和2个点确定的射影不变量进行直线匹配,该方法只适应单平面场景。Bay等^[9]利用直线两侧的颜色直方图构建描述符,并进行初始匹配(简称Bay方法),利用边界限制滤除误匹配并迭代得到更多匹配,但是该方法易受非均匀光照和图像色差的影响,且计算代价较大。Wang等^[10]根据直线段邻域信息构建了一尺度不变特征变换(Scale-Invariant Feature Transformation, SIFT)直线描述符(简称Wang方法),该描述符对光照变换、图像模糊、视点变化等图像变化具有很强的鲁棒性,但是由于描述符基于直线段邻域特性,因此对于缺少纹理以及纹理混叠的场景(目标),该算法性能将大大降低,另外该方法对尺度变换很敏感。Wang等^[11]根据直线段的角度、长度比等对直线对进行描述,通过计算直线对间的相似性得到直线组间

* 收稿日期:2014-05-27

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973计划)资助项目(2013CB733100)

作者简介:张跃强(1987—),男,河南洛阳人,博士研究生,E-mail:zyoungnudt@yahoo.com;

刘海波(通信作者),男,讲师,博士,E-mail:liuhaibo@nudt.edu.cn

的相似性,从而进行直线匹配,该方法对于图像变化有很强的鲁棒性,但是算法对直线端点定位精度和直线的连续性、一致性要求较高,同时计算复杂度较大。Fan 等^[12]构建射影不变量进行直线匹配,但是由于该方法基于的直线段局部邻域存在至少两个与其共面的特征点,因此当图像由于噪声的影响而出现大量孤立直线段时,算法的匹配精度将大大降低,同时由于算法需要迭代进行点匹配以确定直线段间的相似度量,因而计算代价较大。

利用局部纹理信息进行直线匹配的优点是实时性好,但是对于纹理简单的人造目标,将获得大量的错误匹配。利用全局结构信息进行直线匹配的优点是对于各种图像变换具有不变性,但是算法复杂性较大,且计算代价同初值密切相关。直线的局部纹理信息和全局结构信息在本质上是互补的,利用局部纹理信息可以快速进行直线匹配并为后续匹配提供初值,全局结构信息又可以有效滤除错误匹配。综合利用直线段的局部纹理信息和全局结构信息可以在保证算法匹配性能的基础上提高实时性。

1 快速直线描述符构建

直线法方向 d_{\perp} 由直线暗区域指向直线亮区域,直线方向 d_L 为 d_{\perp} 顺时针垂直方向。

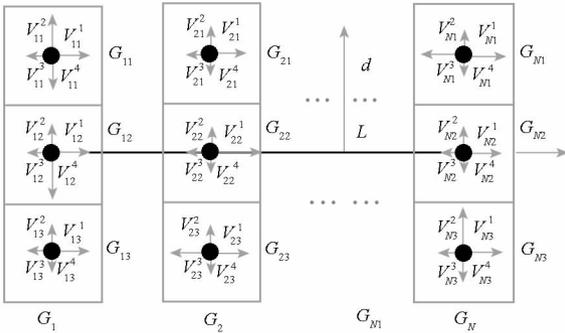


图 1 MSLD 直线描述符
Fig. 1 Line descriptor of MSLD

如图 1 所示,标准的均值标准差直线描述符 (Mean Standard Deviation Line Descriptor, MSLD)^[10]为直线段上每个离散点定义的支撑区域 $G_1, G_2, G_3, \dots, G_N$, 支撑区域 G_i 沿直线法方向分成不相交的子区域 $G_{i1}, G_{i2}, G_{i3}, \dots, G_{iM}$ (其中 N 为直线段离散点数目, M 为支撑子区域数目)。统计 G_{ij} 内像素梯度直方图 $(d_L, d_{\perp}, -d_L, -d_{\perp})$, 可以得到一个四维向量 V_{ij} 。将像素支撑区域 G_i 内的梯度直方图依次排列组成 $4 \times M$ 维的列向量 V_i , 计算列向量序列 $V_1, V_2, V_3, \dots, V_N$ 的均值向

量及标准差向量:

$$\begin{aligned} \text{Mean}(l) &= \text{mean}(V_1, V_2, \dots, V_N) \\ \text{Std}(l) &= \text{std}(V_1, V_2, \dots, V_N) \end{aligned} \quad (1)$$

$$\text{MSLD}(l) = ((\text{Mean}(l))^T, (\text{Std}(l))^T)^T$$

以上是标准的 MSLD 的构建过程,经过大量的数据测试,发现直线描述符的构建过程是整个算法最耗时间的步骤,几乎占据算法总时间的 70% 以上。为了对直线匹配算法进行加速,有必要针对应用背景(纹理较为简单的结构性人造目标),对直线描述符的构建进行改进。

在具体应用中,目标纹理较为简单,如图 4、图 5 所示的目标模型。对于这类目标,直线段邻域灰度分布较为一致,因而像素支撑区域内统计得到的 V_i 间的相似性很大,特别是直线段上相距很近的像素点,因此列向量序列 $V_1, V_2, V_3, \dots, V_N$ 间的均值向量及标准差向量与其子序列 $V_{n_1}, V_{n_2}, V_{n_3}, \dots, V_{n_{N'}}$ 间的均值向量及标准差向量几乎相同,即:

$$\begin{aligned} \text{mean}(V_{n_1}, V_{n_2}, V_{n_3}, \dots, V_{n_{N'}}) &\approx \text{mean}(V_1, V_2, \dots, V_N) \\ \text{std}(V_{n_1}, V_{n_2}, V_{n_3}, \dots, V_{n_{N'}}) &\approx \text{std}(V_1, V_2, \dots, V_N) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $n_1, n_2, \dots, n_{N'}$ 为 $[1, N]$ 内的 N' 个数。

因此,根据式(2),可以首先在 $[1, N]$ 范围内,按照均匀分布采样得到 N' 个随机数,然后对直线段上的第 $n_1, n_2, \dots, n_{N'}$ 个像素点构建支撑区域,并计算直线描述向量 MSLD 。为了使近似计算得到的 MSLD 跟利用全部直线段像素点计算的描述向量更为接近,可以对列向量 V_i 进行加权,计算如式(3)所示。

$$\begin{aligned} \text{Mean}(l) &= \bar{V} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N'+1} ((n_i - n_{i-1}) \times V_i) \\ \text{Std}(l) &= (\sigma_1 \quad \sigma_2 \quad \dots \quad \sigma_j \quad \dots \quad \sigma_{4 \times M})^T \\ \sigma_j &= \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N'+1} (n_i - n_{i-1}) \times (V_{ij} - \bar{V}_j)^2}, \end{aligned} \quad (3)$$

其中,当 $i=0$ 时, n_0 为 0; 当 $i=N'+1$ 时, $n_{N'+1}$ 为 $N, V_{N'+1}$ 为 V_N 。

直线段描述符可以表示为 $d(l) = [\text{Mean}(l)^T, \text{Std}(l)^T]^T$ 。为了提高直线描述符的独特性,在直线段两侧计算特征向量 h^L, h^R , 直线段间的距离定义如下:

$$\begin{aligned} d_{i,j}^L &= |d_i^L - d_j^L|, d_{i,j}^R = |d_i^R - d_j^R| \\ D_{i,j} &= \text{mean}(d_{i,j}^L + d_{i,j}^R) \end{aligned} \quad (4)$$

实验中将 $D_{i,j} \leq 0.55$ 的直线段对看作候选匹配直线对,并为每条直线保留三条候选匹配。

2 全局拓扑约束

为了有效排除错误直线对应,本节利用边界限制(包括二元和三元边界限制)滤除误匹配,并将全局角度引入迭代过程中,提高算法效率。

2.1 边界约束

二元边界约束主要指匹配直线的中点必须分布在其他有向直线对的同侧。如图2所示,直线的中点 m_1^1, m_2^1 位于有向直线段对 (l_1, l_2) 的同一侧。

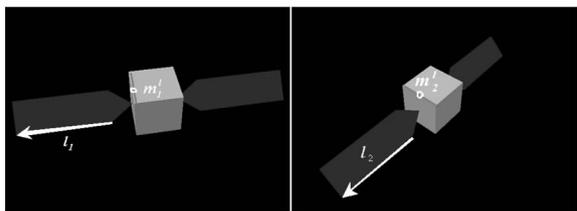


图2 二元边界限制示意图

Fig.2 Dualistic sidedness constraint

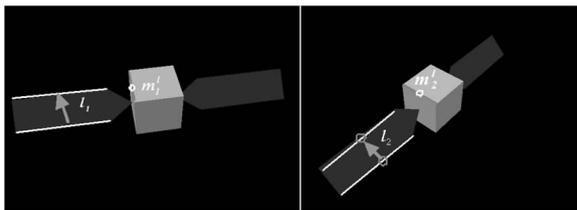


图3 三元边界限制示意图

Fig.3 Ternary sidedness constraint

图2中所示的点线边界限制关系属于二元关系(即两条直线间的拓扑关系),有些明显的错误匹配不能很好地滤除。如图3所示,有向直线 l_1, l_2 为两条直线中点的连线,同理直线的中点 m_1^1, m_2^1 位于有向直线段对 (l_1, l_2) 的同一侧,该约束反映的是三条直线间的拓扑关系,因而为三元约束关系,利用该约束进行拓扑滤波将能得到更精确的结果。

验证每对匹配直线 (l_1^i, l_2^j) 是否满足边界限制(包括二元和三元边界限制),并计算不满足边界限制的比率 $V_{i,j}$:

$$V_{i,j} = \frac{v_{i,j}}{M-1} \quad (5)$$

式中, M 为匹配直线总对数, $v_{i,j}$ 为不满足边界限制的有向直线对数。当 $V_{i,j} > 0.15$, (l_1^i, l_2^j) 为错误匹配,并删除。通过迭代验证,大量不满足边界限制的候选匹配将被删除,当然也存在一对多的匹配对,可以保留 $\tilde{D}_{i,j}$ 最小的为最终对应。

$$\tilde{D}_{i,j} = D_{i,j} + V_{i,j} \quad (6)$$

2.2 全局角度约束

全局角度约束主要指匹配直线间夹角同视图主方向夹角一致。尽管候选匹配中存在大量局部梯度分布相似的错误匹配直线对,但是这些匹配直线夹角同全局角度相差较大的错误匹配,明显违背全局角度约束。因此可以利用全局角度约束对匹配算法进行加速。假设当前直线构型为 $L = \{(l_1^1, l_2^1), (l_1^2, l_2^2), (l_1^3, l_2^3), \dots, (l_1^N, l_2^N)\}$, 则全局角度计算方法如式(7)所示。

$$Gangle = \text{angle} \{ \max(\text{hist}(\text{angle}(L))) \} \quad (7)$$

由式(7)可以看出,全局角度 $Gangle$ 对应的是每一步边界滤波后直线构型中匹配直线对间夹角直方图最大值对应的角度。由于图像直线不可能全部共面,所以严格意义上两个视图间不会存在全局角度。为了提高算法的鲁棒性,认为 $|\text{angle}(l_1^i, l_2^j) - Gangle| < 20$ 的候选匹配满足全局角度约束。

2.3 利用拓扑约束获得更多匹配

由于在进行边界滤波时,有向直线对不一定为正确匹配直线对,因此一些正确的匹配可能因为初始匹配直线序列中存在大量的错误匹配不满足边界限制而被滤除。为了最大限度地保留正确匹配直线对,同样可以利用全局几何约束迭代获得更多匹配。首先为未匹配直线选取局部梯度分布一致同时满足边界限制的作为候选匹配直线对,然后将新的直线对加入匹配直线构型,并利用边界限制更新匹配直线构型,如果当前匹配直线构型不发生变化,则迭代结束。

3 实验测试

3.1 图像变换实验

为了充分测试算法的性能,选取存在各种图像变换如光照、色差、模糊、噪声、遮挡、旋转、尺度以及视点等的图像对作为测试图像。测试图集为实验室拍摄的目标模型。图像中检测的直线用细线画出,匹配的直线使用相同数字在直线中点上方标志。统计图4和图5中图像对直线检测数目、总匹配数、正确匹配数、正确匹配率,结果见表1。由表1可以看出本文方法对于各种图像变换均能获得较好的匹配性能。

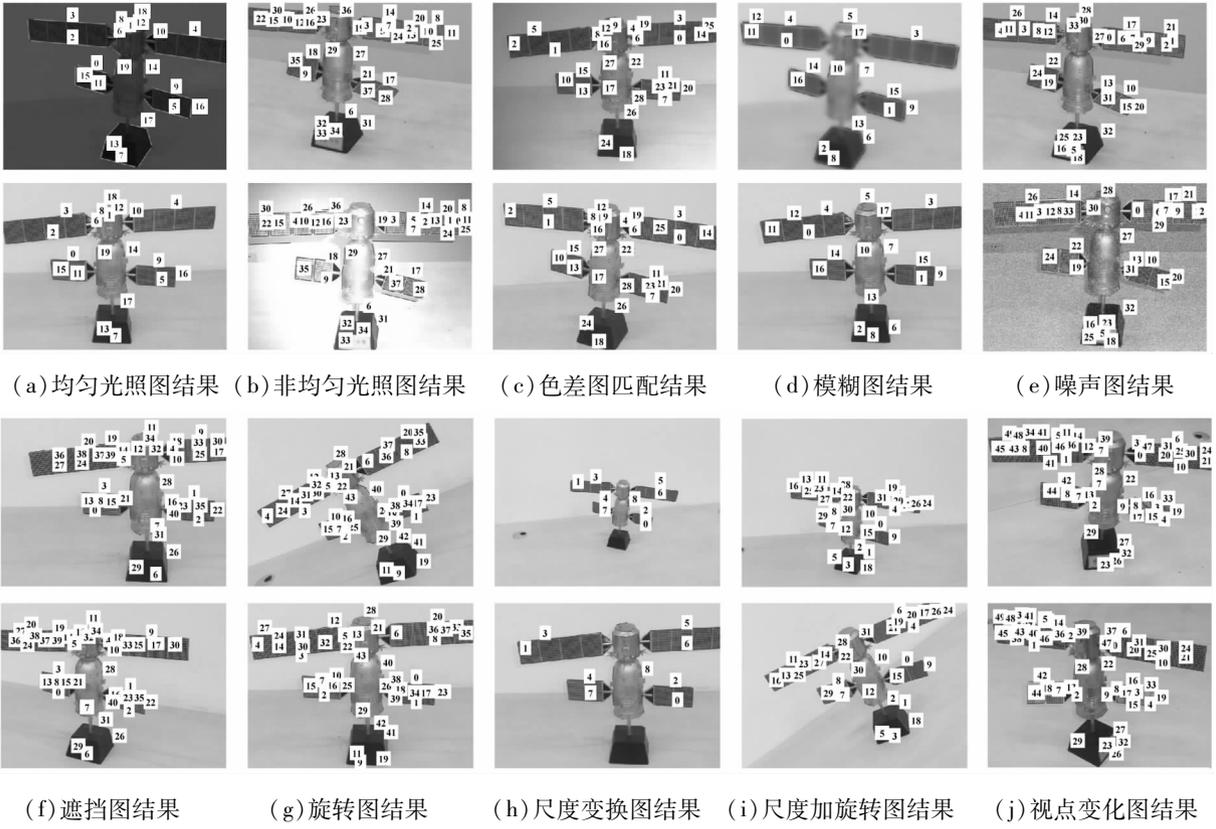


图 4 图像变换实验结果 1

Fig. 4 Experimental result 1 of images transformation

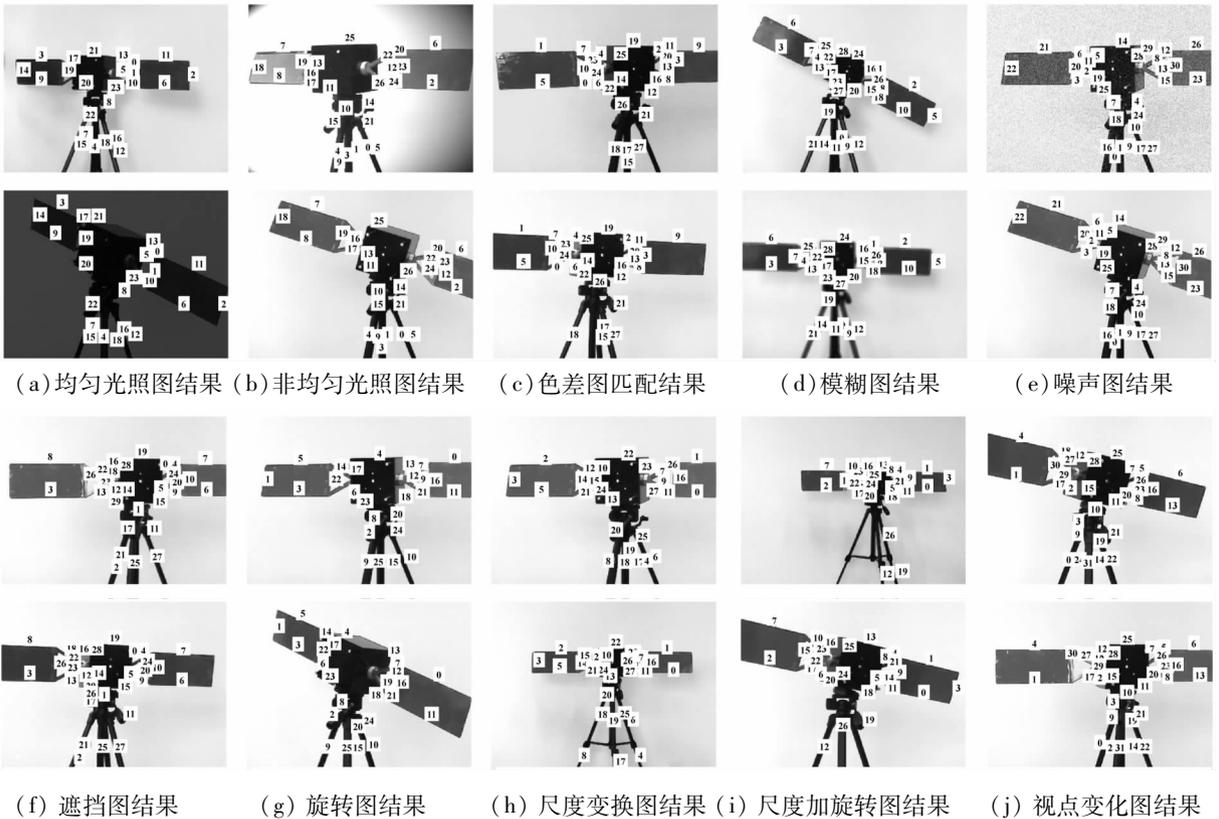


图 5 图像变换实验结果 2

Fig. 5 Experimental result 2 of images transformation

表 1 图像变换实验结果统计

Tab. 1 Experimental results of images changes

图像组	数据集 1(图 4)			数据集 2(图 5)		
	直线数目	总匹配对数/正确对数	正确匹配率	直线数目	总匹配对数/正确对数	正确匹配率
(a)	(27,43)	20/20	100%	(33,33)	24/23	95.8%
(b)	(54,69)	38/37	97.4%	(41,38)	27/25	92.6%
(c)	(41,35)	29/29	100%	(37,38)	28/26	92.3%
(d)	(25,42)	18/17	94.4%	(40,32)	29/29	100%
(e)	(53,61)	34/31	91.2%	(35,38)	31/30	96.8%
(f)	(70,55)	41/39	95.1%	(39,38)	30/30	100%
(g)	(58,72)	44/39	88.6%	(35,38)	26/25	96.2%
(h)	(13,42)	9/9	100%	(35,42)	38/35	92.1%
(i)	(36,54)	32/32	100%	(43,42)	27/24	88.9%
(j)	(71,75)	50/49	98.0%	(42,39)	32/31	96.9%

3.2 对比实验

为了进一步验证本文方法性能,将本文方法与两种比较流行的直线匹配方法 Bay 方法^[9]和 Wang 方法^[10]进行了比较,测试图像采用 3.1 小节数据集。3 种方法采用相同的直线段检测算法^[13]进行直线检测,且将算法参数设置为原文作者的推荐值。为了衡量匹配性能,本文定义变量 MP 如下:

$$\begin{cases} ME = M/T \\ MR = MC/M \\ MP = MC/T = (MC/M) \times (M/T) \\ = MR \times ME \end{cases} \quad (8)$$

其中, M 为总匹配对数, MC 为正确匹配对数, T 为匹配总时间, ME 代表算法的匹配效率, MR 代表

算法的正确匹配率, MP 代表算法匹配性能。按照定义,显然, MP 值越高表明匹配性能越好。

由表 2、表 3 可以看出,Bay 方法对于大的光照变化、色差、尺度变化、图像模糊等较为敏感,Wang 方法对于大的图像模糊、噪声、遮挡、尺度变化等较为敏感。由于本文方法使用局部梯度信息进行初始匹配,因此相比于使用局部颜色信息的 Bay 方法,本文方法对光照变化、色差等颜色变化具有更强的鲁棒性。同时由于本文方法在初始匹配的基础上使用全局几何约束剔除错误匹配并迭代获得更多匹配,因此相对于仅仅使用局部信息的 Wang 方法,本文方法对于图像几何变化具有更强的匹配性。

表 2 三种算法匹配结果对比 1

Tab. 2 Experimental matching results 1 of three methods

图对	直线数目	Wang 方法			本文方法			Bay 方法		
		M/MR	T/ME	MP	M/MR	T/ME	MP	M/MR	T/ME	MP
(a)	(27,43)	20/100%	1.64/12.20	12.20	0/0%	0.33/0	0	8/100%	1.50/5.33	5.33
(b)	(54,69)	38/97.4%	2.75/13.82	13.46	6/0%	1.46/4.11	0	8/50.0%	2.17/3.69	1.85
(c)	(41,35)	29/100%	1.80/16.11	16.11	5/0%	0.69/7.25	0	16/68.8%	1.61/9.94	6.84
(d)	(25,42)	18/94.4%	1.48/12.16	11.48	17/100%	0.88/19.32	19.32	5/20.0%	1.39/3.60	0.72
(e)	(53,61)	34/91.2%	2.56/13.28	12.11	9/100%	1.58/5.70	5.7	6/50.0%	2.00/3.0	1.50
(f)	(70,55)	41/95.1%	3.56/11.52	10.96	42/81.0%	5.20/8.08	6.54	18/22.2%	2.91/6.19	1.37
(g)	(58,72)	44/88.6%	5.91/7.45	6.60	46/87.0%	3.66/12.57	10.94	12/91.7%	3.23/3.72	3.41
(h)	(13,42)	9/100%	1.04/8.65	8.65	5/80%	0.32/15.63	12.50	0/0%	1.05/0	0
(i)	(36,54)	32/100%	3.00/10.67	10.67	18/94.4%	1.19/15.13	14.28	11/72.7%	1.91/5.76	4.19
(j)	(71,75)	50/98.0%	4.59/10.89	10.67	47/97.9%	6.05/7.77	7.61	13/92.3%	3.42/3.80	3.51

表 3 三种算法匹配结果对比 2

Tab. 3 Experimental matching results 2 of three methods

图对	直线数目	Wang 方法			本文方法			Bay 方法		
		M/MR	T/ME	MP	M/MR	T/ME	MP	M/MR	T/ME	MP
(a)	(33,33)	24/95.8%	1.29/18.60	17.82	0/0%	0.53/0	0	9/33.3%	2.25/4.0	1.22
(b)	(41,38)	27/92.6%	1.40/19.29	17.86	9/88.9%	0.67/13.43	11.94	12/58.3%	2.39/5.02	2.93
(c)	(37,38)	28/92.3%	1.19/23.53	21.72	12/91.7%	0.94/12.77	11.71	14/57.1%	2.27/6.17	3.52
(d)	(40,32)	29/100%	1.81/16.02	16.02	0/0%	0.48/0	0	10/60.0%	2.50/4.0	2.4
(e)	(35,38)	31/96.8%	1.44/21.53	20.84	10/80%	0.56/17.86	14.29	20/100%	2.27/8.81	8.81
(f)	(39,38)	30/100%	1.40/21.43	21.43	22/100%	1.09/20.18	20.18	15/66.7%	2.31/6.49	4.33
(g)	(35,38)	26/96.2%	1.39/18.71	18.0	16/68.8%	1.14/14.04	9.66	7/28.6%	2.19/3.20	0.92
(h)	(35,42)	38/92.1%	1.24/30.65	28.23	28/92.1%	1.25/22.4	20.63	7/14.3%	2.16/3.24	0.46
(i)	(43,42)	27/88.9%	1.41/19.15	17.02	18/83.3%	1.17/15.38	12.81	2/0%	2.39/0.84	0
(j)	(42,39)	32/96.9%	1.39/23.02	22.31	13/23.1%	1.70/7.65	1.77	15/53.3%	2.31/6.49	3.46

尽管本文方法匹配时间略多于 Bay 方法和 Wang 方法,但是本文方法对于各种图像变换均表现出很好的性能,匹配直线总对数和正确匹配率明显高于另外两种方法,本文算法的 MP 值也高于另外两种算法。因此算法在整体性能上优于另外两种方法。

实验中发现,尽管算法对于尺度不变具有一定的不变性,但是当图像对间存在较大的尺度变化时,算法的性能将降低,为此需要利用多尺度技术提高算法的尺度不变性。由于在迭代判断直线间全局几何关系的过程中,本文方法引入了全局角度约束,因此本文方法的匹配效率有了成倍提高。但是算法对于 640 × 480 分辨率的图像对的处理时间需要 2s 左右。为了满足实时性需要,可以使用并行计算技术对算法进行加速。

4 结论

针对弱纹理目标直线匹配对应问题等,本文提出了一种基于局部梯度直方图特性和全局几何约束的直线匹配方法。实验表明,本文方法对于各种图像变化都具有很强的鲁棒性,相比于两种比较流行的方法,本文算法具有明显的优势。下一步工作是构建具有更强尺度不变性的直线描述符,提高算法对于较大尺度变化的不变性,同时进一步提高算法的匹配效率。

参考文献 (References)

[1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant key points[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2): 91 - 110.

[2] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. Surf: speeded up robust features[C]. Computer Vision - ECCV 2006, 2006, 3951: 404 - 417.

[3] Calonder M, Lepetit V, Ozuysal M, et al. BRIEF: computing a local binary descriptor very fast[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34 (7): 1281 - 1298.

[4] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2011:2564 - 2571.

[5] Hartley R I. A linear method for reconstruction from lines and points [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 1995: 882 - 887.

[6] Schmid C, Zisserman A. The geometry and matching of lines and curves over multiple views [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 40(3): 199 - 233.

[7] Schmid C, Zisserman A. Automatic line matching across views[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997: 666 - 671.

[8] Lourakis M I A, Halkidis S T, Orphanoudakis S C. Matching disparate views of planar surfaces using projective invariants[J]. Image and Vision Computing, 2000, 18 (9): 673 - 683.

[9] Bay H, Ferrari V, van Gool L. Wide-baseline stereo matching with line segments[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1:329 - 336.

[10] Wang Z H, Wu F H, Hu Z Y. MSLD: a robust descriptor for line matching[J]. Pattern Recognition, 2009, 42 (5): 941 - 953.

[11] Wang L, Neumann U, You S. Wide-baseline image matching using line signatures[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2009:1311 - 1318.

[12] Fan B, Wu F H, Hu Z Y. Line matching leveraged by point correspondences[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010.

[13] von Gioi R G, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: a fast line segment detector with a false detection control[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(4): 722 - 732.