

一种仿射不变的直线描述子与直线匹配

缪 君^{1,2}, 储 ■², 张桂梅²

(1. 南昌大学机电工程学院, 江西南昌 330031; 2. 南昌航空大学计算机视觉研究所, 江西南昌 330063)

摘 要: 从图像中提取的直线常出现不完整、端点位置不准确等问题, 针对这些问题造成的直线匹配难点, 本文提出了一种仿射不变的直线描述子. 首先将待匹配直线离散为对应点的集合, 将直线描述转化为点的描述, 避免了直线不完整造成的支撑区域大小不一致的问题; 然后结合直线的方向和长度, 定义点描述子的主方向和尺度, 通过统计离散点集的局部邻域的梯度信息使描述子具有仿射不变性. 为了提高直线匹配速度, 在进行直线描述之前, 本文采用了极线约束精简了待匹配直线集合, 再利用最近邻距离比准则对直线精确匹配. 实验结果表明本文提出的直线描述子在仿射、亮度、视点、遮挡等变化条件下具有精确的匹配性能.

关键词: 直线匹配; 直线描述子; 仿射不变; 极线约束

中图分类号: TP391.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)12-2505-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.12.024

An Affine Invariant Line Descriptor and Line Matching

MIAO Jun^{1,2}, CHU Jun², ZHANG Gui-mei²

(1. School of Mechanical & Electrical Engineering, Nanchang University, Nanchang, Jiangxi 330031, China;

2. Institute of Computer Vision, Nanchang Hangkong University, Nanchang, Jiangxi 330063, China)

Abstract: Line matching is a difficult problem due to reasons such as incomplete lines, inaccurate locations of endpoints, and so on. To deal with these challenges, we proposed an affine invariant line descriptor. An initial candidate match is dispersed to a set of correspondences. As a result, the problem of inconsistent support region size is resolved because we need only construct descriptors of correspondence points instead of lines. In order to make the descriptor affine invariant, the dominant orientation and the scale of the descriptor are created according to the direction and the length of the line, and gradients of the discrete points set in the local neighborhood are calculated. To speed up line matching, epipolar constraint is used before constructing line descriptors, and the number of potential matches is limited. Then, line matching is preceded accurately by the nearest neighbor distance ratio approach. The experimental results show that the proposed descriptor has accurate line matching under the changes of affine, illumination, viewpoint, and partial occlusion.

Key words: line matching; line descriptor; affine invariant; epipolar constraint

1 引言

在城市建筑物、道路等人造目标和环境中, 直线特征大量存在, 并且直线特征更能代表图像的结构信息. 因此, 高精度的直线匹配算法是此类场景理解中需要解决的关键问题^[1~3].

由于提取的直线经常出现不完整、断裂、端点位置不准确等情况, 加之图像间的仿射、视点、光照等变化的存在, 直线的描述与匹配的研究并不如点特征的研究一样成熟. 因此利用已匹配的点特征建立约束关系来描述与匹配直线是一种常用方法. 如 Fan^[4]提出的 LP (Line matching leveraged by Point correspondences) 算法, 利用直

线邻域内已匹配的点特征到直线的距离比建立仿射和射影不变描述子, 并利用距离比的最大值和中位数判断直线的匹配. Liu^[5]采用文献[4]类似的方法, 借助直线邻域内两对对应点构造了第二阶光照测度描述子, 利用图匹配的方法匹配直线. 该方法和文献[4]方法一样, 匹配的正确率依赖于对应点的正确率, 不适用于纹理缺乏的场景. 张云生^[6]提出了一种基于三角网约束的直线匹配方法. 当直线被局部遮挡或断裂时, 三角网格的同名性会出现歧义.

另一方法延续了点特征的局部特征描述思想, 把直线的局部邻域作为特征的支撑区域来构造描述子向量, 再通过特征向量的相似性度量来匹配直线. 如 Schmid^[7]

通过直线局部邻域的灰度相关性来匹配直线,该方法易受到图像的颜色和亮度的变化的影响,特别是在图像纹理缺乏的情况下,由于局部邻域内各像素相关性小,致使匹配的歧义性大增. Herbert^[8]利用直线的局部颜色信息直方图描述直线. 这种描述子并未考虑尺度的变化,而且描述直线的颜色直方图易受光照变化的影响. Wang^[9,10]提出了均值-标准差描述子(Mean-Standard deviation Line Descriptor, MSDL). 这种描述子首先在直线的平行邻域内构建多个类似 SIFT 特征^[11]的描述矩阵,然后通过计算描述矩阵列向量的均值和标准差获得直线描述子. 当直线不完整或断裂时,这种统计局部信息的描述子并不具备好的尺度不变性. Zhang^[12,13]对在尺度空间提取的直线构造 MSDL 描述子,并使用方向直方图估计的旋转角来近似图像的透视变换. 这种近似旋转角的方法在非平面场景中不具备好的视点不变性. Verhagen^[14]利用很小间距的平行直线间的距离对 MSDL 描述子加入尺度不变描述,构造了 SMSDL 描述子(Scale-invariant Mean-Standard deviation Line descriptor),提高了宽基线下直线匹配的精度. 还有一些方法利用直线自身的几何属性以及相互之间的约束进行描述与匹配. 例如 Wang^[15]为了使描述子具有尺度不变性,将直线在多尺度空间检测,然后借助直线对的角度和长度比率的相似性进行匹配. 由于描述子依赖于直线端点,因此匹配结果的精度性取决于直线端点的精度.

从目前的研究来看,一个具有好的不变性和可区分性的直线特征描述子仍是自动地建立图像同名直线之间的可靠对应关系的最有力工具. 本文通过建立一种具有仿射不变性的直线描述子对直线进行了精确匹配. 首先,对待匹配的直线对上的点同时进行采样,将直线离散为一系列对应点的集合,用对离散点的描述代替对整条直线的描述,来解决直线断裂或不完整导致的支撑区域包含结构信息不一致的问题;然后,在描述过程中,根据直线的方向和长度定义了描述子的方向和尺度,达到了描述子旋转和尺度不变的目的. 为了提高匹配的效率,在描述子生成之前,本文先使用了一种适合直线匹配的极线约束对直线进行了初匹配,最后再用点对点的匹配方式对直线进行精确匹配. 通过和文献[4]、文献[9]与文献[14]的直线匹配算法的对比实验表明,本文提出的直线描述子在图像的仿射、视点、光照变化和遮挡条件下具有很好的匹配性能.

2 直线的仿射不变描述子

2.1 待匹配直线的离散化

由于两点便可确定一条唯一的直线,因此并不需要对图像上的直线经过的每个像素点进行描述,而只需要对直线上的点进行若干采样,这样做也可以提高

匹配速度. 但若得到正确的直线匹配,则必须保证采样的点存在真正的对应关系. 由于检测的直线会存在端点位置不准确、断裂、局部遮挡这些现象,再加上图像的仿射、视点变化的存在,直线上的点并不是依次对应的.

假设待匹配图像 I_h 和 I_f 上检测的直线分别为 l_h 和 l_f . 为了解决直线上点的采样问题,首先假设待匹配直线是匹配的,然后用两图像的投影矩阵 P_h 和 P_f 计算待匹配直线 $\{l_h, l_f\}$ 对应的三维空间直线 l_{h,l_f} ,

$$l_{h,l_f} = \begin{bmatrix} P_h l_h^T \\ P_f l_f^T \end{bmatrix} \quad (1)$$

l_{h,l_f} 为相机中心分别和两直线构成的两个平面 $[\pi_h \pi_f]$ 的交线. 接着,将 l_f 投影到 l_{h,l_f} 上,得到线段 \bar{l}_f ,再将线段 \bar{l}_f 投影到图像 I_h 得到直线段 \bar{l}_h ;最后,在直线 l_h 和 \bar{l}_h 的公共部分对直线 l_h 等间距采样得到采样点集合 $\{x_h^1, x_h^2, \dots, x_h^n\}$. 利用单应性映射可得到直线 \bar{l}_f 的采样点集合 $\{x_f^1, x_f^2, \dots, x_f^n\}$,

$$x_f^i = H x_h^i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

其中, H 是两图像的投影矩阵与对应直线确定的空间平面所共同决定的单应矩阵.

2.2 直线的描述子

假设图像中待描述的直线为 l , 其上的采样点集为 $\{x^1, x^2, \dots, x^n\}$. 本文对采样点的描述采用和 SIFT 描述子类似的策略,主要包括三个步骤:(1)主方向选择(确定描述子支撑区域);(2)尺度系数的选择;(3)利用采样点支撑区域的信息形成直线特征向量.

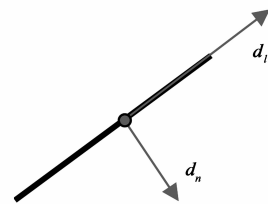


图1 直线的方向

(1) 采样点描述子的主方向选择

选择采样点主方向的目的是为了使描述子在局部邻域内获得旋转不变. 相对于点,直线具有明显的方向. 而且,不同图像内同名直线的方向并不受局部区域信息的影响. 因此,本文将直线的方向作为采样点描述子的主方向. 首先,对直线 l 定义两个正交的方向: d_n 和 d_l . d_n 为直线上各点平均梯度的方向, d_l 为与 d_n 正交且和 d_n 成逆时针旋转的方向. 描述子主方向和 d_l 一致,如图 1 所示. 根据文献[9]的证明,在这样的局部坐标系下,图像的同名点具备旋转不变性. 同时,由于直线上所有采样点的描述子主方向保持一致且具有旋转

不变性,因此由采样点组合而成的直线描述子也具备良好的旋转不变性.相比较于 SIFT 描述子用邻域像素的梯度方向的分布特性指定主方向的方法,这种根据直线方向指定描述子主方向的方法更稳定,不易受图像噪声、局部区域的变形等因素的影响.

(2) 采样点描述子的尺度选择

假定图像对只存在尺度变化,图像对应点的局部区域分别为 D_h 和 D_f ,那么它们满足 $D_h(x', y') = g(x, y, \sigma) D_f(x, y)$,其中, $g(x, y, \sigma)$ 为局部相对尺度系数.考虑到最终描述的对象为直线,而直线特征属于形状特征,大尺度下图像细节的丢失对形状特征的提取和比较没有太大的影响^[16],因此,我们将图像尺度变化等价于比例变化,在点的局部区域内,有 $D_h(x', y') = D_f(x, y) \cdot S_{(x, y)}$,其中, $S_{(x, y)}$ 为 x, y 方向上图像缩放的比例变换矩阵.

为方便证明比例不变性,假设图像为等比缩放,即 $D_h(x', y') = s_r \cdot D_f(x, y)$,其中 s_r 为比例系数.在 D_f 中心点的邻域内计算 x, y 方向梯度:

$$d_f x(i, j) = D_f(i+1, j) - D_f(i, j) \quad (3)$$

$$d_f y(i, j) = D_f(i, j+1) - D_f(i, j) \quad (4)$$

为获得比例不变性,在 D_h 中心点的 s_r 邻域内,利用对应点计算 x 方向梯度:

$$\begin{aligned} d_h x'(i, j) &= \frac{D_h((i+1) \cdot s_r, j) - D_h(i, j)}{s_r} \\ &= \frac{s_r \cdot D_f(i+1, j) - D_f(i, j)}{s_r} \\ &= d_f x(i, j) \end{aligned} \quad (5)$$

同理可得, $d_h y'(i, j) = d_f y(i, j)$.可见,当图像存在缩放变化时,在相等比例的局部邻域内,对应点的梯度保持比例不变性.因此,在对应直线的局部邻域内,离散点集的梯度也具备比例不变性.根据比例变换的性质,有 $s_r = \|l_h\| / \|l_f\|$,其中, $\|l_h\|$ 和 $\|l_f\|$ 为对应直线长度.

根据上述证明,当将图像的尺度变换近似为比例变换后,为获得比例不变,我们利用对应直线的长度比例来选择描述子的尺度.考虑到待匹配的直线并不一定真实匹配,因此,比例 $s_r = \|x_h^n - x_h^1\| / \|x_f^n - x_f^1\|$,即首尾采样点的距离之比.我们将 s_r 称为相对尺度,再给定绝对尺度 s_g ,对于直线 l_h 上的采样点,尺度 $s_g = s_g \cdot s_r$;直线 l_f 上的采样点,尺度 $s = s_g$.

(3) 采样点的描述子与直线描述

首先,为确保点描述子的旋转不变性,将坐标旋转至直线的主方向 d_i ;接着,为使描述子具备良好的尺度不变性,对图像建立其在尺度 s 的图像,并以采用点为中心,沿着坐标的方向,选取 16×16 的窗口;然后,求取窗口内每个像素的梯度幅值与方向,并用高斯窗口对其

进行加权运算,使得越靠近采样点的像素梯度方向信息贡献越大;最后,在每 4×4 的小块上计算 8 个方向的梯度方向直方图,绘制每个梯度方向的累加值.这样,对每个采用点生成了一个 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维的描述子,将这个向量归一化之后,就进一步去除了光照的影响.生成的描述子如图 2 所示,白色长直线为待描述直线,沿直线的竖直方向是该直线描述子的主方向.当直线上含有多个采样点时,分别对每个采样点进行描述后,便获得了直线的描述子,如图 3 所示,灰色为采样点,白色方框表示采样点描述子.

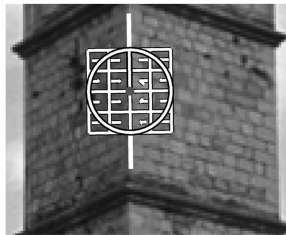


图2 采样点的描述

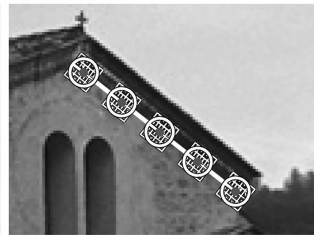


图3 直线描述子

3 直线匹配

3.1 极线约束下的直线初匹配

为了加快匹配速度,在将待匹配直线对离散为对应点之前,本文先采取了一种适用于直线匹配的极线约束减少待匹配直线的数量.

极线约束是空间点在不同图像上的成像点间的约束关系.对图像 I_h 的每条直线 $l_h \in L_h$,计算通过该直线的两个端点在图像 I_f 上的极线 p_s 和 p_e ,并得到该直线与两条极线的交点 x_s 和 x_e ,若图像 I_f 上的直线 $l_f \in L_f$ 可以被纳入直线 l_h 的匹配候选集,则应满足两种约束:

(1) 端点约束.直线的其中一个端点到交点 (x_s 或 x_e) 的距离小于给定的阈值 μ . 此处, $\mu = 0.15 \cdot \min(\|l_f\|, \|x_s, x_e\|)$. 其中, $\|l_f\|$ 为直线 l_f 的长度, $\|x_s, x_e\|$ 为直线 l_f 的长度, $\|x_s, x_e\|$ 为两交点之间距离;

(2) 方向约束.直线的另一端点到剩下的另一交点的距离更近.方向约束不如端点约束强,但它进一步筛选初始匹配集.

在对直线集合 L_h 和 L_f 进行上述两种约束之后,在极线 p_s 和 p_e 之间,满足约束条件的直线可能存在多

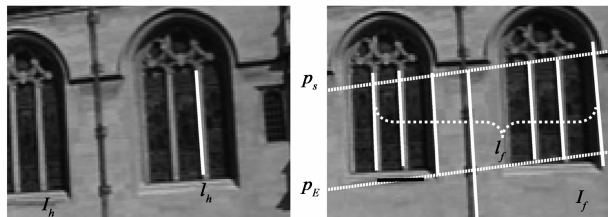


图4 极几何约束下的初始匹配直线

条,因此产生的初始匹配中的直线并不是一一对应的关系.但使用这种约束条件大大减少了精确匹配的搜索范围.如图4所示,右图中白色的实线满足和左图直线匹配的约束条件,黑色的直线虽然满足端点约束,但不满足方向约束.

3.2 直线的精确匹配

如前所述,在对极几何约束下,我们已得到待匹配直线 l_h 和 $\{l_{j_1}, l_{j_2}, \dots, l_{j_k}\}$. 通过离散点采样,得到初始对应点集合 $\{x_h^1, x_h^2, \dots, x_h^n\}$ 和 $\{x_{j_1}^1, x_{j_1}^2, \dots, x_{j_1}^n\}, \{x_{j_2}^1, x_{j_2}^2, \dots, x_{j_2}^n\}, \dots, \{x_{j_k}^1, x_{j_k}^2, \dots, x_{j_k}^n\}$, 其中,上标数字为该直线上采样点的序号.经过特征描述,每条直线被描述为 $n \times 128$ 的矩阵,矩阵的行向量即为每个采样点的描述向量.我们将初始对应点依次进行相似性度量,即采取最大值与次大值之比准则^[11],依次计算 x_h^i 和 $\{x_{j_1}^i, x_{j_2}^i, \dots, x_{j_k}^i\}$ 的特征向量的欧式距离比率,满足小于阈值 0.5 的为匹配点.当直线 l_h 和初始集中的直线 l_{j_i} 存在大于 2 个匹配点时,则将两直线视为匹配.结合本文提出的直线描述子,此匹配方法的优点在于当提取的直线出现断裂或遮挡时,只有直线的公共部分参加匹配,这有效避免了直线不完整造成的直线邻域信息不完整的问题.图5给出了一个直线发生断裂时的匹配实例.可以看到,通过采样点的对应匹配,图5中左图长直线能和右图的已发生断裂的四段短直线正确匹配.



图5 断裂直线的匹配

4 实验结果与分析

本文通过直线匹配的实验来验证提出的描述子的仿射不变性和鲁棒性.测试的图像包含两类:同一场景的图像对和序列图像.图像间都存在不同的变换,包括旋转、尺度、亮度、视点等.为了评价算法,本文算法的结果和文献[4](LP)、文献[9](MSLD)和文献[14](SMSLD)算法的结果进行了比较.

本文采取文献[7]的直线提取方法.首先,用 Canny^[17]算子对图像进行边缘提取;然后,将边缘在一阶导数不连续的位置断开;最后,将相邻的两个断开位置间的边缘像素用正交回归法拟合为直线,并只保留像素长度大于 10 的直线段.LP、MSLD、SMSLD 的匹配结果用

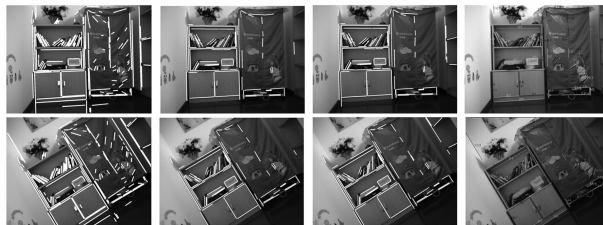
原始文献作者提供的源代码^[18,19]获得.其中,LP 的直线最短长度为 20 像素;MSLD 和 SMSLD 的待匹配的直线相同,最短长度为 15 像素.

4.1 图像对的匹配结果与分析

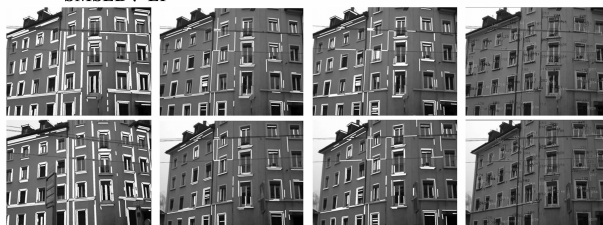
对于图像对,算法从两方面来评估:正确匹配数量(Correct Matches, CM)与正确匹配率(Correct Ratio, CR).

其中, $CR = \frac{CM}{\text{匹配总数(TM)}} \times 100\%$. 实验过程中人工统计匹配结果中的正确匹配数和错误匹配数.

图6为本文算法与 MSLD、SMSLD、LP 算法对旋转、视点、尺度、亮度、遮挡变化和纹理缺乏场景的图像的直线匹配结果.所有算法对图6图像的匹配总量、正确匹配数量和正确匹配率都在表1中列出.图6的匹配结果显示,本文算法能适合多种变化的场景匹配.在表1中,本文算法的正确匹配数量和匹配正确率最高,其次是 LP. MSLD 和 SMSLD 的正确率相差不大,都低于前两种算法. SMSLD 的匹配数量大于 MSLD,这是因为 SMSLD 能匹配更多尺度变化的直线.在视点变化不大、但存在大量重复结构的图6(b)中,本文算法和 LP 比 MSLD 和 SMSLD 正确率高出 20%,同样的情况也发生在大尺度和大视点变化的图6(c)、6(d)的场景中.这是因为 MSLD 和 SMSLD 描述子只反映直线邻域的统计信息,在重复结构中区分度低,而且受支撑区域变化的影响很大.在信息可区分度小的图6(f)场景中,只有本文算法保持了高的正确率,特别是在“显示器”平面上的平行直线区域内,本文算法保持全部正确匹配,其它算法的结果都有漏匹配,而且错匹配也较多,这显示了本文描述子强的可区分性.在遮挡场景实验中,如图6(g)所示,MSLD、SMSLD 和 LP 都会因为遮挡物的存在,导致实际未遮挡部分的直线匹配出现错误.由于本文算法采



(a) 旋转变化图像的直线匹配:按列从左至右为本文算法、MSLD、SMSLD、LP



(b) 视点变化图像的直线匹配:按列从左至右为本文算法、MSLD、SMSLD、LP



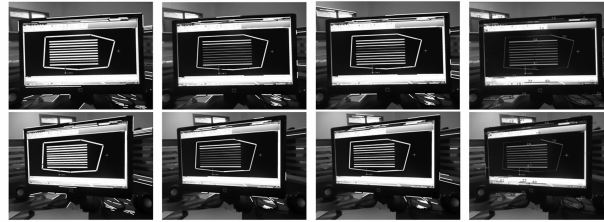
(c) 尺度变化图像的直线匹配: 按列从左至右为本文算法、MSLD、SMSLD、LP



(d) 尺度+亮度变化的图像的直线匹配: 按列从左至右为本文算法、MSLD、SMSLD、LP



(e) 旋转+亮度变化的图像的直线匹配: 按列从左至右为本文算法、MSLD、SMSLD、LP



(f) 纹理缺乏图像的直线匹配: 按列从左至右为本文算法、MSLD、SMSLD、LP



(g) 遮挡变化图像的直线匹配: 按列从左至右为本文算法、MSLD、SMSLD、LP

图6 本文算法、MSLD、SMSLD、LP在不同变化的场景下的匹配

用直线上的离散点的对应判断来匹配直线,这使得存在遮挡的图像上的被遮挡直线部分是不参加对应判断的,本文算法在遮挡部分仍保持全部正确的匹配。

表 1 本文算法和 MSLD、SMSLD、LP 的匹配数量与正确率

	图像	MSLD	SMSLD	LP	本文
匹 配 总 数 TM	(a)	89	98	118	168
	(b)	175	241	264	305
	(c)	28	36	117	121
	(d)	13	14	52	68
	(e)	151	166	214	205
	(f)	84	109	72	88
	(g)	123	147	143	201
正 确 匹 配 CM	(a)	82	90	118	168
	(b)	123	189	258	300
	(c)	17	22	101	120
	(d)	8	9	51	68
	(e)	146	157	214	205
	(f)	67	79	64	88
	(g)	98	110	138	199
正 确 匹 率 CR %	(a)	92.1	91.8	100	100
	(b)	70.3	78.4	97.7	98.3
	(c)	60.7	61.1	86.3	99.2
	(d)	61.5	64.3	98.1	100
	(e)	96.7	94.6	100	100
	(f)	79.8	72.5	88.9	100
	(g)	79.7	77.6	96.5	99

4.2 序列图像的匹配结果与分析

序列图像的匹配实验从正确匹配数量、正确匹配率与重复率三方面来评估算法在连续变化场景中的表现.重复率用来定义可重复的直线特征占有所有提取出的直线特征数目的百分比,它可用来评估算法对不同输入直线特征匹配的稳定性.它表示为:

$$Rep = \frac{CM}{\min(n_1, n_2)} \times 100\% \quad (6)$$

式(6)中,分母中 n_1 和 n_2 为从两图像中提取的直线数量.

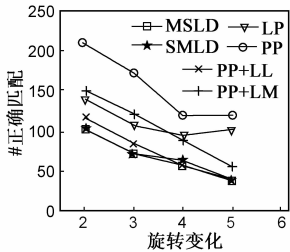
在匹配时,每个序列的左边第一副图像为参考图像,它分别和其它四幅图像匹配.图 7~9 分别为 LP、MSLD、SMSLD 和本文算法(标记为 PP)对旋转变换、视点变化和尺度变化的序列图像的匹配结果.匹配结果的横坐标是图像序号,图像对应序号越大,它相对参考图像变化越大.纵坐标分别为正确匹配的数量、匹配正确率和重复率.

如图 7~9 所示,本文算法获得了最多的匹配数量.这是由于本文算法提取直线的最短长度最小,提取的直线最多,但这也导致计算重复率的式(6)基数较大,致使本文算法在重复率方面有时会低于 LP 算法(如图 7(d)、8(d)所示).另一方面,直线越短,其能提供的邻域信息越少,越不容易被正确匹配.本文算法必须多个对应点同时匹配时,才判断直线匹配,因此在每个序列测试中仍保持了最高的匹配正确率.

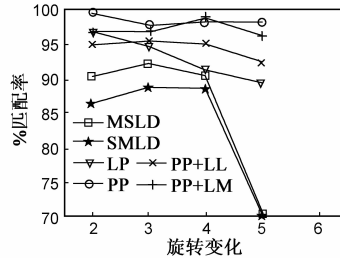
另外,为了评价输入的从图形中提取的直线对本文描述与匹配算法的影响,本文将 MSLD、LP 的直线作



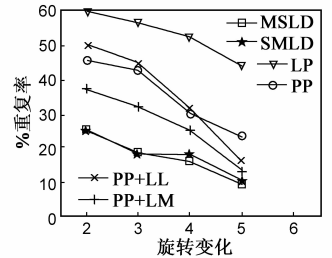
(a) 测试图像



(b) 正确匹配的数量



(c) 匹配正确率

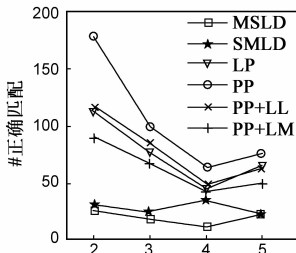


(d) 重复率

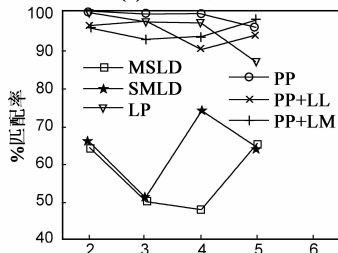
图7 旋转变化序列实验. PP为本文算法, PP+LM和PP+LL分别为MSLD和LP的直线作为本文描述与匹配的输入时获得的匹配结果



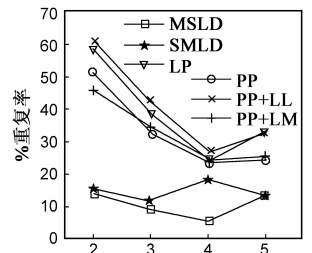
(a) 测试图像



(b) 正确匹配的数量



(c) 匹配正确率

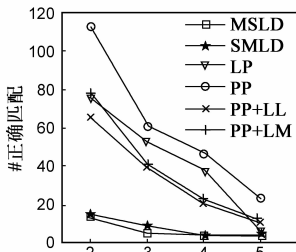


(d) 重复率

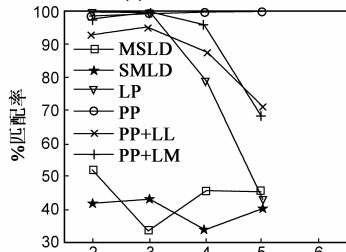
图8 视点变化序列实验. PP为本文算法, PP+LM和PP+LL分别为MSLD和LP的直线作为本文描述与匹配的输入时获得的匹配结果



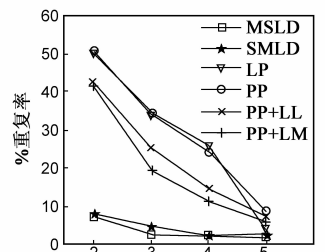
(a) 测试图像



(b) 正确匹配数量



(c) 匹配正确率



(d) 重复率

图9 尺度变化序列实验. PP为本文算法, PP+LM和PP+LL分别为MSLD和LP的直线作为本文描述与匹配的输入时获得的匹配结果

为输入进行描述与匹配,将二者与本文算法相结合所得匹配结果分别标记为 PP + LM 与 PP + LL.如图 7~9 所示,当用 MSLD 的直线作为输入时,匹配数量、匹配率和重复率均较 MSLD 和 SMSLD 有所提高.当用 LP 的直线作为输入时,由于 LP 提取的直线少,导致匹配数量减少,但相对本文算法,保持的高匹配正确率使重复率在旋转和视点变化序列的测试中并没有相应下降.这表明不同的输入直线虽然会影响本文算法的匹配数量,但高的匹配正确率使本文提出的直线描述子与匹配方法具有可靠的性能.

5 结论

本文提出了一种具有仿射不变性的直线描述子.结合提出的描述子,利用离散点对应匹配的方法解决了直线不完整、端点不准确等问题而导致的直线匹配的难点.通过包含各种仿射、亮度、稀疏纹理和视点变化的图像对及图像序列的直线匹配实验表明,提出的直线描述子具有优良的匹配性能,在包含各种图像变换的匹配应用中,都具有很高的正确匹配率和稳定的重复率.

参考文献

- [1] KOUTSOUDIS A, VIDMAR B, IOANNAKIS G, et al. Multi-image 3D reconstruction data evaluation[J]. *Journal of Cultural Heritage*, 2014, 15(1): 73 – 79.
- [2] 余焯, 刘晓平, BUCKLES B P. 基于数据融合的居民区建筑物重建方法研究[J]. *电子学报*, 2014, 42(2): 251 – 256.
YU Y, LIU X P, BUCKLES B P. Residential building reconstruction based on data fusion[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(2): 251 – 256. (in Chinese)
- [3] HAN J, KIM D, LEE M, SUNWOO M. Enhanced road boundary and obstacle detection using a downward-looking LIDAR sensor[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2012, 61(3): 971 – 985.
- [4] FAN B, WU F C, HU Z Y. Robust line matching through line point invariants[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(2): 794 – 805.
- [5] LIU Z, MARLET R. Virtual line descriptor and semi-local matching method for reliable feature correspondence[A]. *Proceedings of British Machine Vision Conference*[C]. Guildford, UK: British Machine Vision Association, 2012. 1 – 11.
- [6] 张云生, 朱庆, 吴波, 邹峥嵘. 一种基于三角网约束的立体影像特征多级匹配方法[J]. *武汉大学学报: 信息科学版*, 2013, 38(5): 522 – 527.
ZHANG Y S, ZHU Q, WU B, ZOU Z R. A hierarchical stereo

- line matching method based on a triangle constraint[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(5): 522 – 527. (in Chinese)
- [7] SCHMID C, ZISSENMAN A. The geometry and matching of lines and curves over multiple views[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2000, 40(3): 199 – 233.
- [8] BAY H, FERRARI V, VAN G L. Wide-baseline stereo matching with line segments[A]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. San Diego, USA: IEEE Computer Society, 2005. 329 – 336.
- [9] 王志衡, 吴福朝. 均值-标准差描述子与直线匹配[J]. *模式识别与人工智能*, 2009, 22(1): 32.
WANG Z H, WU F C. Mean-standard deviation descriptor and line matching[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2009, 22(1): 32. (in Chinese)
- [10] WANG Z H, WU F C, HU Z Y. MSLD: A robust descriptor for line matching[J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(5): 941 – 953.
- [11] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 – 110.
- [12] ZHANG L, KOCH R. Line matching using appearance similarities and geometric constraints[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 44(6): 236 – 245.
- [13] ZHANG L L, KOCH R. An efficient and robust line segment matching approach based on LBD descriptor and pairwise geometric consistency[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, 24(7): 794 – 805.
- [14] VERHAGEN B, TIMOFTE R, VAN G L. Scale-invariant line descriptors for wide baseline matching[A]. *Proceedings of the IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*[C]. Steamboat Springs, Colorado, USA: IEEE, 2014. 493 – 500.
- [15] WANG L, NEUMANN U, YOU S. Wide-baseline image matching using line signatures[A]. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*[C]. Kyoto, Japan: IEEE, 2009. 1311 – 1318.
- [16] 周焰, 李德仁, 徐长勇. 尺度变化对形状的比例不变特征的影响[J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2003, 31(3): 11 – 13.
ZHOU Y, LI D R, XU C Y. The effect of scale variance on features with scale in variance[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2003, 31(3): 11 – 13. (in Chinese)
- [17] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelli-*

gence, 1986, 8(6): 679 – 698.

- [18] FAN B. Line Matching Leveraged by Point Correspondences [EB/OL]. <http://vision.ia.ac.cn/Students/bfan/lm.htm>, 2011-05-19.
- [19] VERHAGEN B. Scale-Invariant Line Descriptors for Wide Baseline Matching [EB/OL]. <https://github.com/bverhagen/SMSLD>, 2014-01-25.

作者简介



缪 君 男, 1979 年生于江西崇仁, 2008 年获西北工业大学硕士学位, 南昌大学机电工程学院博士研究生. 南昌航空大学航空制造工程学院讲师. 主要研究方向为计算机视觉与图像处理.
E-mail: miaojun@nchu.edu.cn



储 杰 (通信作者) 女, 1967 年生于江苏宜兴, 2005 年获西北工业大学博士学位, 现为南昌航空大学软件学院教授, 博士生导师. 主要研究方向为图像处理与计算机视觉.
E-mail: chuj@nchu.edu.cn



张桂梅 女, 1970 年生于江西临川, 2006 年获西北工业大学博士学位, 现为南昌航空大学航空制造工程学院教授. 主要研究方向为图像处理, 计算机视觉与模式识别等.
E-mail: zhangguimei@nchu.edu.cn