

点线特征融合的误匹配剔除算法

魏玉慧¹ 王永军² 王国东¹ 刘红敏² 王 静²

(河南理工大学物理与电子信息学院 河南 焦作 454000)¹

(河南理工大学计算机科学与技术学院 河南 焦作 454000)²

摘要 特征匹配作为计算机视觉的一项关键技术而备受关注。近年来,基于描述子的特征点匹配技术取得了一系列突破性进展,但曲线长度不一、端点定位不准确以及周围包含的重复性纹理较多等因素,导致了曲线匹配研究依旧是一个极具挑战性的热点研究课题,且现有曲线匹配方法大多出现匹配总数少、匹配正确率低的问题。为增加特征匹配的总数和正确率,利用特征点和特征曲线的位置关系提出一种点线特征融合的误匹配剔除算法(Point Line feature Fusion,PLF)。首先定义点到曲线的距离,利用点、曲线描述子提取图像的点、线特征;其次确定落入匹配曲线对应支撑区域内的匹配点对,并根据匹配点组和曲线间的距离约束剔除错误曲线匹配;最后利用点线距离约束剔除匹配曲线支撑区域内的错误点匹配。实验选取了3种不同的点线组合,即SIFT技术提取的点特征分别与IOCD曲线描述子、IOMSD曲线描述子、GOCD曲线描述子提取的曲线特征相融合,验证算法对多种点、线描述子具有适用性,且该算法不仅适用于特征点与特征曲线的融合,亦适用于特征点与特征直线的融合,从而验证了其对多种图像特征具有适用性。实验结果表明,在旋转、视角变化、光照变化、压缩、噪音、模糊等变换条件下,该算法均能有效提高曲线特征匹配的匹配总数和匹配正确率,同时提高点匹配的正确率。

关键词 PLF 算法, 曲线匹配, 点匹配, 点线融合, 距离约束

中图法分类号 TP391

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.02.044

Mismatch Elimination Algorithm Based on Point Line Feature Fusion

WEI Yu-hui¹ WANG Yong-jun² WANG Guo-dong¹ LIU Hong-min² WANG Jing²

(School of Physics and Electronic Information, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China)²

Abstract Image feature matching plays an important role in computer vision, the feature point matching technology based on descriptors have made a series of achievements, since curves have different lengths, incorrect position of end-points and contain lots of relative texture around neighbor, the research of feature curve matching is still a challenging topic, and many curve matching methods have the problem of fewer matches and low accuracy of feature matching. To improve the total number and accuracy of feature matching, this paper proposed a novel Point Line feature Fusion (PLF) algorithm based on the location relationship between feature points and feature curves. Firstly, it defines the distance from a point to a curve, and obtains the matched points and curves using point and curve descriptors respectively from the images. Secondly, it determines the matched point pairs in the support areas of one pair of matched curves, and eliminate the mismatch of curves according to the distance constraints between the obtained matched points and the curve. Then, it removes the mismatch of points according to the distance constraint between the point and the curve. Three combinations of points and curves have been used in the experiment, which are the points extracted by SIFT and the curves extracted by IOCD curve descriptor, the points extracted by SIFT and the curves extracted by IOMSD curve descriptor, the points extracted by SIFT and the curves extracted by GOCD curve descriptor. The method has applicability to many kinds of point and curve descriptors, it is not only suitable for the points and curves, but also for points and lines, it has applicability to many kinds of features. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively improve the total number and accuracy of feature matching, and also increase the accuracy of point matching under image rotation, viewpoint change, illumination change, JPEG compression, noise and image blur.

Keywords PLF algorithm, Curve matching, Point matching, Point line feature fusion, Distance constraints

1 引言

作为图像处理的关键技术,特征匹配被广泛应用于图像分类^[1]、图像检索^[2]、图像拼接^[3]、物体识别^[4-5]、目标跟踪^[6]等领域,一直都是图像处理的热点研究方向。特征匹配主要根据图像的点、线、面等特征进行匹配。目前特征点匹配方法日趋成熟,与点匹配相比,特征线匹配的难度较大,因此相关研究方法较少。将图像点线特征相结合来实现匹配,为研究特征匹配提供了新思路。

Lowe 提出的局部特征点匹配算法 SIFT^[7] (Scale-Invariant Feature Transform) 是最具代表性的浮点型描述子算法,具有良好的扩展性和多量性,但 SIFT 算法的实时匹配效率较低,对视角旋转相结合的复杂图像的匹配效率较低。针对 SIFT 算法的不足,学者们提出了 PCA-SIFT^[8] (Principal Components Analysis -Scale Invariant Feature Transform) 和 SURF^[9] (Speeded Up Robust Feature Transform) 等改进算法。这些浮点型描述子对几何变换较大的图像具有较好的匹配效果,但计算方法较为复杂。近年来,随着移动通信的广泛应用,二值化点匹配描述方法因匹配速度快、对存储空间要求低、适用于移动端嵌入式设备而得到了广泛的关注和研究,代表性算法有 BRIEF^[10] (Binary Robust Independent Elementary Feature), ORB^[11] (Oriented FAST and Rotated BRIEF), BRISK^[12] (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) 等。

特征线较特征点包含了更多的图像信息,但特征线面临着遮挡、断裂、长短不一等情况,导致特征线匹配依旧是一个极具挑战性的研究课题。基于周围纹理特性的线匹配方法对线的形状依赖性小,相关研究多侧重于基于周围纹理特性的匹配方法。Wang 等^[13] 采用 SIFT 的邻域位置划分思想,提出了均值标准差直线描述子 MSLD (Mean-Standard deviation Line Descriptor),并将 MSLD 推广应用于曲线匹配中,从而获得曲线描述子 MSCD (Mean-Standard deviation Curve Descriptor)。该方法需要依赖局部主方向来实现旋转不变性,且固定形状的子区域划分方法易产生边界误差。为克服该问题,在 Fan 等^[14] 提出的依据样本亮度序的子区域划分方法的基础上,Wang 等提出基于亮度序的均值标准差描述子 IOMSD^[15] (Intensity Order based Mean-Standard Deviation descriptor) 和基于亮度序列的曲线描述子 IOCD^[16] (Intensity Order Curve Descriptor)。随着研究的深入,曲线匹配描述子的性能得到了提升,但普遍出现了匹配总数少的问题。

鉴于特征点匹配算法较为成熟,将点和线特征相结合来实现线匹配是当今的研究热点。Lourakis 等^[17] 用两条直线和两个点构成的射影不变量实现平面上直线和点的匹配,由于点匹配和直线匹配均是未知的,因此进行自由组合时需要耗费大量时间。针对该问题,Fan 等^[18] 利用已有的特征点匹配结果,提出了基于一线两点放射不变性和一线四点投影不变性的直线匹配方法。为克服特征线断裂和几何变化问题,Zhang 等^[19] 设计了 LBD (Line Band Descriptor) 算法来描述直线局部外观,并利用直线之间的几何关系实现直线匹配,该算法对弱纹理图像也有较强的鲁棒性。目前,点、直线特征相结

合的方法较多,关于点与曲线特征相结合的曲线匹配方法的研究较少,主要原因在于直线相比曲线具有以下优势:1) 直线单一简洁,而曲线的复杂性高、多变;2) 直线的几何属性(例如长度、梯度、方向等)易于描述,有确定的计算公式,而曲线由于多变,几何属性较难计算;3) 与曲线相比,直线容易与其他图像特征建立几何关系,例如点与直线关系、直线与直线关系等。

为增加特征曲线的匹配总数并提高匹配正确率,文中提出一种融合点线特征的误匹配剔除算法 (Point Line feature Fusion, PLF)。该方法首先获取图像中匹配的点、线特征;然后利用落入匹配曲线对应支撑区域内的匹配点对以及匹配点组与曲线间的距离约束剔除错误线匹配;最后根据点线距离约束剔除错误点匹配,在增加曲线匹配总数和匹配正确率的同时也提高了点匹配的正确率。该算法简单,耗时较短,具有高可靠性。

2 基本概念

2.1 点线距离

由于曲线的不规则性,点到曲线的距离没有特定的计算公式,本节定义一种点到曲线的距离,具体如图 1 所示。对于任意点 p 和 $\text{Num}(C)$ 个点组成的曲线 C ,计算特征点 p 到曲线 C 上各点的距离,得到集合 $d_C = \{d_1, \dots, d_n, \dots, d_{\text{Num}(C)}\}$, 定义点 p 到曲线 C 的距离为: $d_{pc} = \min(d_C)$ 。

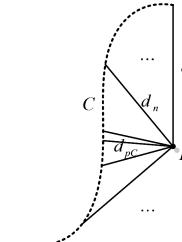


图 1 点线距离示意图

Fig. 1 Schematic diagram of point to curve distance

2.2 支撑区域

本文采用王志衡等^[15] 所述方法确定曲线的支撑区域,具体如图 2 所示。对于任意一条由 $\text{Num}(C)$ 个点组成的曲线 C ,记 C 上任意一点为 $P_k, k=1, 2, \dots, \text{Num}(C)$, 将以 P_k 为圆心、 R 为半径的圆形区域定义为 P_k 的支撑区域,并记为 $G(P_k)$, 将 C 上各点支撑区域共同覆盖的区域定义为曲线 C 的支撑区域,并记为 $G(C)=G(P_1) \cup G(P_2) \cup \dots \cup G(P_{\text{Num}(C)})$ 。

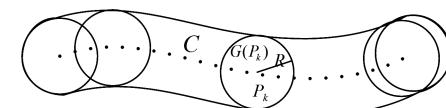


图 2 曲线支撑区域

Fig. 2 Curve support region

3 PLF 算法设计

3.1 匹配点、线的特征提取

使用点描述子获取图像的 N_p 个匹配点特征:

$$S(P) = \{(P_i, P'_i), i=1, 2, \dots, N_p\} \quad (1)$$

其中, P_i 表示第 1 幅图像的特征点, P'_i 表示第 2 幅图像中与 P_i 匹配的特征点, N_P 为匹配特征点对的数量。

使用曲线描述子获取图像的 N_C 个匹配线特征:

$$S(C) = \{(C_j, C'_j), j=1, 2, \dots, N_C\} \quad (2)$$

其中, C_j 表示第 1 幅图像的曲线, C'_j 表示第 2 幅图像中与 C_j 匹配的曲线, N_C 为匹配曲线的数量。

本文匹配点、线特征的提取不拘泥于特定的点或线描述子, 对现有各种点、线描述子均适用, 算法可根据需要将不同点、线描述子提取的特征进行自由组合。

3.2 线匹配算法的设计

本节将 3.1 节提取的匹配点、线特征通过曲线支撑区域进行融合, 用点特征来约束线特征, 根据匹配点组与曲线间的距离约束设计算法剔除错误曲线匹配, 提高曲线匹配的正确率并增加匹配总数。

线匹配算法的流程如下。

Step1 根据匹配曲线支撑区域中的匹配点对数验证匹配曲线的正确性。取图像中任意一对匹配曲线 (C_j, C'_j) , 分别获取 C_j 和 C'_j 的支撑区域 $G(C_j)$ 和 $G(C'_j)$, 并获取满足式(3)的匹配点对 (P, P') :

$$P \in G(C_j) \& P' \in G(C'_j) \& (P, P') \in S(P) \quad (3)$$

获得 (C_j, C'_j) 对应支撑区域内的匹配点对集合为:

$$S(CP_j) = \{(P_l, P'_l), l=1, 2, \dots, N_j\} \quad (4)$$

其中, N_j 为匹配点对的数量, 若 $N_j = 0$, 将曲线 C_j 和 C'_j 支撑区域的半径由 R 扩大到 R' , 并根据 Step1 重新计算匹配点对集合 $S(CP_j)$, 以防止剔除正确曲线匹配。根据匹配点对数量 N_j 判定匹配曲线的正确性, 得到匹配曲线集合 $S'(C)$:

$$S'(C) = \{(C_j, C'_j) | N_j \neq 0\} \quad (5)$$

Step2 根据匹配点组与曲线间的距离约束计算匹配曲线的差异度。对于集合 $S(CP_j)$ 中的任一匹配点对 (P_l, P'_l) , 计算特征点 P_l 到曲线的距离 d_{jl} , 同理可计算特征点 P'_l 到曲线的距离 d'_{jl} , 获得 $S(CP_j)$ 对应的特征点到曲线的距离集合:

$$S(d) = \{(d_{jl}, d'_{jl}), l=1, 2, \dots, N_j\} \quad (6)$$

统计学认为, 均值是数据分布的中心, 分别计算 d_{jl} 和 d'_{jl} 的均值统计量 d_j 和 d'_j :

$$d_j = \frac{\sum_{l=1}^{N_j} d_{jl}}{N_j} \quad (7)$$

$$d'_j = \frac{\sum_{l=1}^{N_j} d'_{jl}}{N_j} \quad (8)$$

则曲线 C_j 和 C'_j 的差异度定义为:

$$Dif(C_j, C'_j) = \text{abs}(d_j - d'_j) \quad (9)$$

Step3 根据曲线差异度验证匹配曲线的正确性。对于任一匹配曲线对 (C_j, C'_j) , 指定一个阈值 T_c , 若 $Dif(C_j, C'_j) < T_c$, 则 (C_j, C'_j) 为正确匹配, 否则为错误匹配, 将其剔除, 获取最终匹配曲线集合:

$$S''(C) = \{(C_j, C'_j) | Dif(C_j, C'_j) < T_c\} \quad (10)$$

3.3 点匹配算法的设计

3.2 节通过特征点组约束特征线得到可靠的线特征, 本

节利用特征线约束特征点, 通过点线距离约束剔除错误的点匹配, 提高点匹配的正确率。

点匹配算法的流程如下。

Step1 根据匹配点线距离约束计算匹配点对的差异度。对于集合 C 中的任一匹配点对 (P_i, P'_i) , 如果 $P_i \in G(C_j)$, 计算特征点 P_i 到曲线 C_j 的距离并记为 d_{ij} , 计算特征点 P'_i 到曲线 C'_j 的距离并记为 d'_{ij} , 则匹配点对 (P_i, P'_i) 的差异度定义为:

$$Dif(P_i, P'_i) = \text{abs}(d_{ij} - d'_{ij}) \quad (11)$$

Step2 验证匹配点对的正确性。对于匹配点对 (P_i, P'_i) , 定义一个阈值 T_p , 如果 $Dif(P_i, P'_i) < T_p$, 则 (P_i, P'_i) 为正确匹配, 否则将 (P_i, P'_i) 作为错误匹配剔除, 得到最终的点匹配集合:

$$S'(P) = \{(P_i, P'_i) | Dif(P_i, P'_i) < T_p\} \quad (12)$$

3.4 PLF 算法流程图

图 3 展示了本文算法的流程, 其分为 3 个部分: 首先使用点、线描述子获取图像的点、线特征; 然后利用落入曲线支撑区域的匹配点对和匹配点组与曲线间的距离约束剔除错误曲线匹配; 最后利用点线距离约束剔除匹配曲线支撑区域内的错误点匹配。

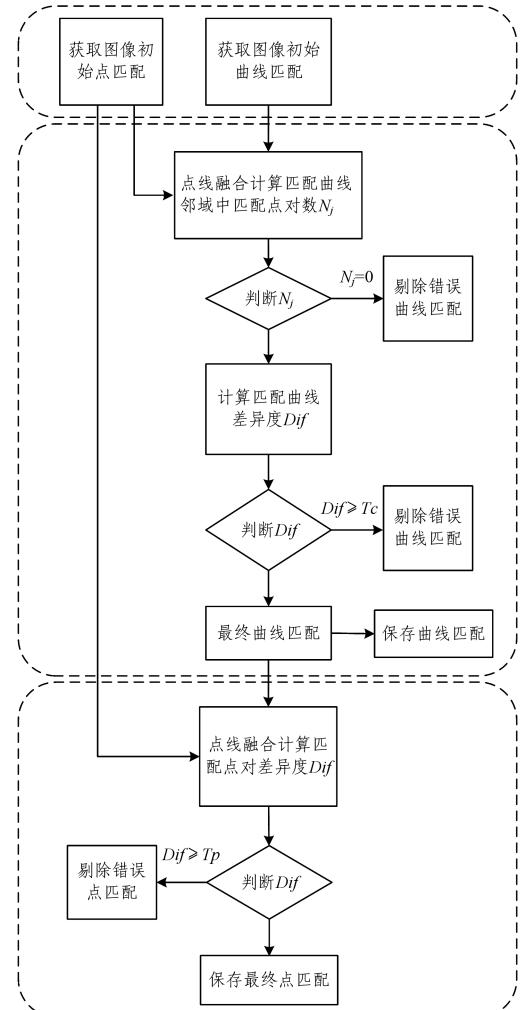


图 3 误匹配剔除算法流程图

Fig. 3 Flowchart of mismatch elimination algorithm

4 实验及结果分析

SIFT 算法作为经典的浮点型点匹配描述子,对图像在平移、旋转变换、光照变化较大等情况下具有较好的匹配性和鲁棒性。为验证算法的多适用性,实验选取 3 种不同的点线组合,即 SIFT 技术提取的点特征分别与 IOCD 曲线描述子、IOMSD 曲线描述子、GOCD^[20](Gradient Order Curve Descriptor) 曲线描述子提取的线特征相融合。4.1 节将讨论算法最优参数的选择,4.2 节将验证算法对图像旋转、视角变化、光照变化、噪音、JPEG 压缩、模糊图像的鲁棒性。

4.1 参数选取

实验时,采用 Canny 算子检测边缘曲线来提取线段,在曲线曲率较大点和连接点处断开,去除较短曲线,保留像素点数大于 20 的曲线。Canny 算子的最高阈值和最低阈值分别取 0.2 和 0.1,高斯滤波参数取 1.2。

实验采用欧氏距离度量描述子之间的相似性,使用最近邻/次近邻准则(Nearest/Next ratio, NNDR)作为匹配准则,阈值选取越大则匹配总数越多,但错误率也越高。文献[15-16]和文献[20]中,原始曲线描述子 IOCD, IOMSD, GOCD 的 NNDR 阈值取 0.8 时匹配效果最优。本文 PLF 算法中 IOCD, IOMSD, GOCD 的 NNDR 阈值取 0.9 时可以获得更多匹配曲线特征,但同时错误匹配数量也有所增加。利用 SIFT 提取点特征时,NNDR 阈值取 0.7。

IOCD 描述子取原算法的参数值:支撑区域半径 $R=22$;采样半径 $r=6$;子区域的个数 $M=6$;采样点数 $N=4$;阈值 $T_{id}=5$ 。

IOMSD 描述子取原算法的参数值:支撑区域半径 $R=12$;子区域的个数 $M=8$ 。

GOCD 描述子取原算法的参数值:支撑区域半径 $R=22$;采样半径 $r=4$;区域的个数 $M=4$;采样点数 $N=4$;阈值 $T_{gd}=5$ 。

本文 PLF 算法共有 4 个参数:曲线支撑区域半径 R ,扩大区域半径 R' ,阈值 T_c ,阈值 T_p 。

阈值 T_c 的确定方法如下:首先确定 T_c 的取值范围和初始步长,实验中选取 $T_c \in [0, 20]$,初始步长为 5,即 T_c 的初始取值为 0,5,10,15 和 20;然后以点、线匹配的匹配总数和匹配正确率为标准,逐步缩小阈值 T_c 的取值范围和取值步长,最终将 T_c 的取值步长精确到 0.1。

阈值 T_p 的确定方法与 T_c 相同,但参数取值不同。对于 T_p ,其初始取值范围为 $[0, 50]$,初始取值步长为 10,取值步长最终精确到 1。经过大量实验证可得:当参数 $T_c=11.7$ 且 $T_p=40$ 时,图像的错误匹配能得到有效剔除,点、线匹配的匹配总数和匹配正确率较高,PLF 算法的性能良好。

接下来讨论其余两个参数的选取:曲线支撑区域半径 R 和扩大区域半径 R' 。表 1 给出选取不同 R 和 R' 时,SIFT 点描述子与 IOCD 曲线描述子提取的点线特征相融合后的曲线匹配结果(实验图像依次选取 4.2 节的图 4(b)—图 4(d)、图 4(f)和图 5(a)、图 5(d))。

表 1 参数 R 和 R' 取不同数值时的匹配结果

Table 1 Matching results under different values of R and R'

参数选取	图像序号					
	图 4(b)	图 4(c)	图 4(d)	图 4(f)	图 5(a)	图 5(d)
$R=10, R'=38$	57(2)	40(1)	54(0)	243(0)	154(1)	42(0)
$R=10, R'=40$	57(2)	40(1)	54(0)	244(0)	154(1)	42(0)
$R=10, R'=42$	54(1)	40(1)	54(0)	244(0)	154(1)	42(0)
$R=12, R'=38$	59(2)	40(1)	54(0)	245(0)	153(1)	42(0)
$R=12, R'=40$	59(2)	40(0)	54(0)	246(0)	152(0)	42(0)
$R=12, R'=42$	57(2)	40(1)	54(0)	246(0)	153(1)	42(0)
$R=14, R'=38$	60(3)	41(1)	51(0)	245(1)	154(1)	41(0)
$R=14, R'=40$	60(3)	41(1)	51(0)	246(1)	154(1)	41(0)
$R=14, R'=42$	58(2)	41(1)	51(0)	246(1)	154(1)	41(0)

为了更好地反映算法的稳定性和准确性,在相同的实验条件下,侧重分析匹配总数和匹配正确率。从表 1 可以看出:与 $R=10, R=14$ 相比, $R=12$ 时错误匹配数减少。当 $R=12$ 时,若 $R'=40$,匹配总数和匹配准确率均能取得较好的结果。因此,本文实验均在 $R=12, R'=40$ 的条件下进行。

4.2 实验结果

本节将 SIFT 提取的点特征分别与 IOCD, IOMSD, GOCD 描述子提取的曲线特征相融合,并在 6 种具有不同几何变化的图像集上进行实验,将得到的实验结果与 IOCD, IOMSD, GOCD, SIFT 算法做对比,以验证算法的性能。这 6 种图像集分别是视角变化图像集、旋转图像集、光照变化图像集、高斯噪音图像集、JPEG 压缩图像集以及模糊图像集。其中 JPEG 压缩图像集和模糊图像集来自于 Oxford 图像集,其他图像集均由课题组自行拍摄和收集。

4.2.1 视角变化实验

图 4 给出从 6 组不同视角拍摄的图像,它们的视角变化程度不一,其中包括不同视角下的两组鱼眼图像。

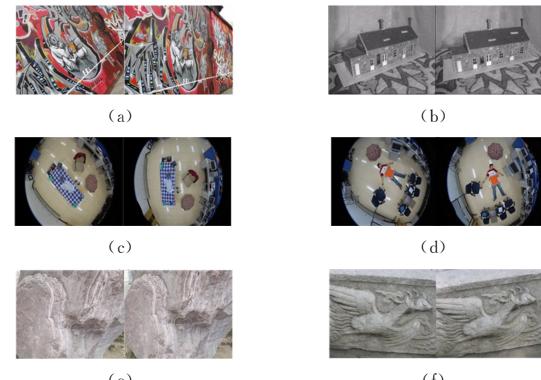


图 4 视角变化图像集

Fig. 4 Image set with viewpoint changes

表 2 分别给出算法在视角变化图像集上的匹配结果。其中,PLF-L1, PLF-L2, PLF-L3 是 SIFT 提取的点特征分别与 IOCD, IOMSD, GOCD 提取的曲线特征相融合后的曲线匹配结果,PLF-P1, PLF-P2, PLF-P3 是 SIFT 提取的点特征分别与 IOCD, IOMSD, GOCD 提取的曲线特征相融合后的点匹配结果。由表 2 的结果可以得出:相对于 IOCD, IOMSD, GOCD 算法,本文算法 PLF-L 在获得更多匹配曲线的同时,减少了错误匹配对数,从而使曲线的匹配总数和匹配正确率同时得到了提升。相对于 SIFT 算法,本文 PLF-P 算法利用点线融合和距离约束剔除明显的错误点匹配,提升了点匹配的正确率。

表2 视角变化图像集的算法匹配结果

Table 2 Matching results on image sets with viewpoint changes

算法	图像序号						匹配总数	正确率/%
	图4(a)	图4(b)	图4(c)	图4(d)	图4(e)	图4(f)		
IOCD	108(0)	46(2)	28(0)	47(1)	139(0)	237(1)	605(4)	99.34
PLF-L1	130(1)	59(2)	40(0)	54(0)	153(0)	246(0)	682(3)	99.56
IOMSD	93(8)	47(10)	32(3)	54(9)	87(2)	175(4)	488(36)	92.62
PLF-L2	111(7)	49(3)	36(1)	61(3)	109(1)	188(0)	554(15)	97.29
GOCD	23(4)	41(0)	11(3)	22(4)	144(1)	222(0)	463(12)	97.41
PLF-L3	44(2)	49(0)	20(1)	36(1)	167(0)	244(0)	560(4)	99.29
SIFT	920(36)	373(24)	314(21)	341(22)	870(0)	1004(2)	3822(105)	97.25
PLF-P1	857(10)	301(4)	310(17)	331(13)	867(0)	957(0)	3623(44)	98.79
PLF-P2	824(11)	289(12)	310(17)	329(13)	865(0)	960(0)	3577(53)	98.52
PLF-P3	830(9)	336(3)	309(16)	335(18)	861(0)	906(0)	3631(46)	98.73

4.2.2 图像旋转实验

选取6组不同旋转角度的图像作为旋转图像集进行实验,结果如图5所示。旋转角度依次为 $10^\circ, 30^\circ, 30^\circ, 30^\circ, 30^\circ$ 和 30° ,表3分别给出算法在旋转图像集上的匹配结果。从表3可以看出:相对于IOCD,IOMSD,GOCD,SIFT算法,PLF算法的结果都有不同程度的提升。就匹配总数提升而言,相对于IOCD,IOMSD,GOCD算法,PLF-L算法在大幅增加图像匹配总数的同时减少了错误匹配对数。就匹配正确率提升而言,提升较为显著的算法是PLF-L2,其由91.46%提升到98.29%;相对于SIFT点匹配,PLF-P算法的匹配正确率也有显著提升。因此,对于旋转变化图像,本文PLF算法能够有效地删除错误的点、线匹配,表现出较强的旋转不变性。

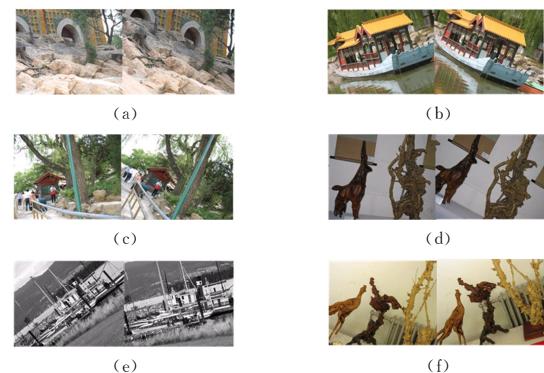


图5 旋转图像集

Fig. 5 Image set with rotation

表3 旋转图像集上不同算法的匹配结果

Table 3 Matching results on image set with rotation

算法	图像序号						匹配总数	正确率/%
	图5(a)	图5(b)	图5(c)	图5(d)	图5(e)	图5(f)		
IOCD	139(0)	113(2)	68(2)	37(1)	80(0)	25(0)	462(5)	98.92
PLF-L1	152(0)	128(2)	83(1)	42(0)	112(1)	28(0)	545(4)	99.27
IOMSD	87(5)	97(3)	41(3)	44(3)	56(2)	38(15)	363(31)	91.46
PLF-L2	99(2)	116(2)	46(0)	46(1)	78(0)	25(2)	410(7)	98.29
GOCD	130(4)	40(0)	32(2)	35(1)	62(2)	11(1)	310(10)	96.77
PLF-L3	145(2)	74(1)	61(2)	39(1)	90(1)	21(1)	430(8)	98.14
SIFT	1405(9)	864(36)	651(2)	229(18)	1250(13)	317(19)	4716(97)	97.94
PLF-P1	1378(7)	839(20)	651(2)	218(7)	1144(4)	295(9)	4525(49)	98.92
PLF-P2	1389(7)	838(16)	651(2)	210(5)	1231(2)	310(12)	4629(44)	99.05
PLF-P3	1370(7)	797(16)	638(1)	207(3)	1169(4)	308(10)	4489(41)	99.09

4.2.3 光照变化实验

选取6组不同光照条件下拍摄的照片作为光照实验图像集进行实验,结果如图6所示。表4分别给出算法在光照变化图像集上的匹配结果。由表4的结果可以看出:在光照图像集上,PLF算法的误匹配剔除效果较好,匹配正确率提升显著。较IOCD描述子,PLF-L1算法的匹配正确率提升了近4个百分点;较IOMSD算法,PLF-L2算法的匹配正确率平均提高了10个百分点;较GOCD描述子,PLF-L3算法的匹配正确率提升了近2个百分点;较SIFT算法,PLF-P2算法的错误匹配点数由64减少到27,正确率提高了2个百分点。另外,较IOCD和IOMSD算法,PLF-L算法在大幅提升匹配正确率的同时获得了更多的曲线匹配。显然,PLF算法有效增加了匹配总数和匹配正确率,具有较强的鲁棒性。

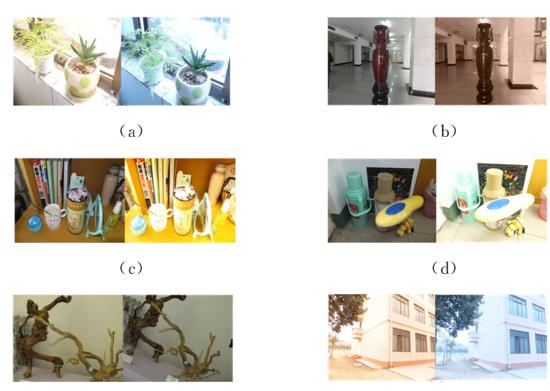


图6 光照变化图像集

Fig. 6 Image set with illumination changes

表4 光照变化图像集上不同算法匹配结果

Table 4 Matching results on image set with illumination changes

算法	图像序号						匹配总数	正确率/%
	图6(a)	图6(b)	图6(c)	图6(d)	图6(e)	图6(f)		
IOCD	21(2)	28(3)	28(3)	32(2)	70(1)	42(1)	221(12)	94.57
PLF-L1	39(1)	28(0)	41(1)	35(1)	71(0)	46(1)	260(4)	98.46
IOMSD	33(4)	29(8)	31(8)	13(6)	71(8)	40(3)	217(37)	82.95
PLF-L2	43(5)	24(1)	36(5)	20(3)	72(1)	46(2)	241(17)	92.95
GOCD	39(2)	28(0)	40(2)	35(2)	72(1)	46(3)	260(10)	96.15
PLF-L3	38(1)	23(0)	50(1)	45(3)	67(1)	41(0)	264(6)	97.73
SIFT	229(7)	132(8)	340(7)	154(6)	588(30)	296(6)	1739(64)	96.32
PLF-P1	213(4)	126(4)	333(6)	147(6)	558(20)	275(3)	1652(43)	97.40
PLF-P2	203(1)	124(2)	336(4)	149(4)	566(13)	272(3)	1650(27)	98.36
PLF-P3	211(3)	119(1)	324(5)	147(4)	574(19)	289(3)	1664(35)	97.90

4.2.4 噪音实验

图7给出分别由原始图像和噪音图像组成的6组图像的实验结果,其中高斯噪音的平均值为0。表5分别给出算法在噪音图像集上的匹配结果。由表5的结果可以看出:相对于IOCD,IOMSD,GOCD算法,PLF-L算法在获得更多匹配曲线的同时减少了错误匹配对数,从而使曲线的匹配总数和匹配正确率同时得到提升。PLF-L1算法在图像集上的匹配正确率最高,错误匹配数为0,匹配正确率达到100%。PLF-L2的匹配正确率提高了近2个百分点,匹配总数增加了125对,效果显著。相对于SIFT算法,本文PLF-P算法剔除了明显的错误点匹配,提升了点匹配的正确率。总之,PLF算法表现出较强的性能,能够有效消除噪音对算法的干扰。

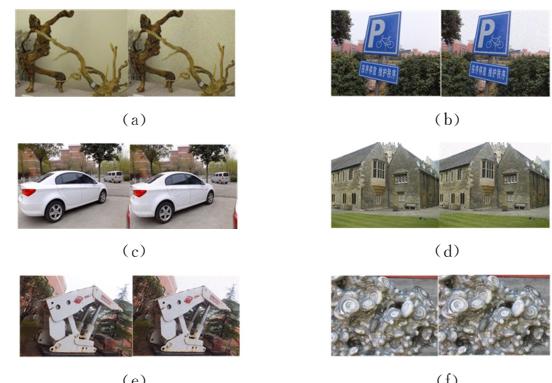


图7 噪音图像集

Fig. 7 Image set with noise

表5 噪音图像集上不同算法的匹配结果

Table 5 Matching results on image set with noise

算法	图像序号						匹配总数	正确率/%
	图7(a)	图7(b)	图7(c)	图7(d)	图7(e)	图7(f)		
IOCD	47(0)	111(1)	90(0)	128(1)	113(0)	213(2)	702(4)	99.43
PLF-L1	56(0)	127(0)	101(0)	137(0)	125(0)	235(0)	781(0)	100
IOMSD	20(2)	35(0)	78(3)	94(1)	57(1)	100(4)	384(11)	97.14
PLF-L2	39(2)	57(0)	89(1)	117(1)	79(0)	128(2)	509(6)	98.82
GOCD	30(2)	106(0)	85(1)	128(2)	87(1)	204(2)	640(8)	98.75
PLF-L3	38(0)	123(0)	99(0)	137(1)	104(0)	220(0)	721(1)	99.86
SIFT	298(6)	985(20)	649(5)	566(23)	705(8)	983(2)	4186(64)	98.47
PLF-P1	270(2)	969(4)	642(1)	558(16)	658(3)	967(0)	4064(26)	99.36
PLF-P2	280(2)	971(7)	642(1)	554(16)	689(5)	982(1)	4118(32)	99.22
PLF-P3	292(5)	969(4)	642(2)	558(16)	691(2)	963(0)	4115(29)	99.30

4.2.5 JPEG压缩实验

图8使用5组图像来评估本文算法对JPEG压缩图像的性能,其中图8(a)是原始图像,图8(b)一图8(f)为不同压缩比下获取的图像,这5组图像分别由原始图像和压缩图像组成。表6给出本文算法在JPEG压缩图像集上的匹配结果。由表6的结果可以得出:在JPEG压缩图像集中,相对于IOCD,IOMSD,GOCD算法,PLF-L算法在获得更多匹配曲线的同时,通过点线融合利用落人曲线支撑区域的匹配点对和点、线之间的距离约束剔除错误曲线匹配线,从而使曲线的匹配总数和匹配正确率同时得到提升,即使部分图像出现错误匹配数增长的情况。相对于SIFT算法,PLF-P算法利用距

离约束剔除错误点匹配,提升了点匹配的正确率。

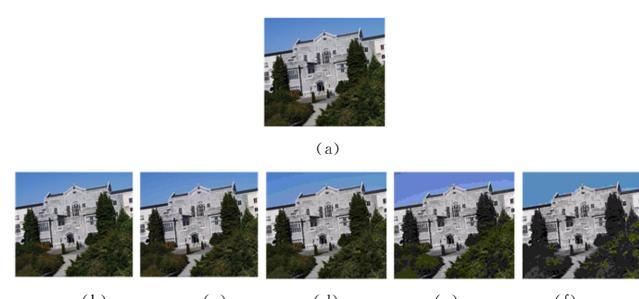


图8 JPEG压缩图像集

Fig. 8 Image set with JPEG compression

表 6 JPEG 压缩图像集上不同算法的匹配结果

Table 6 Matching results on image set with JPEG compression

算法	图像序号					匹配总数	正确率/%
	图 8(b)	图 8(c)	图 8(d)	图 8(e)	图 8(f)		
IOCD	175(0)	160(1)	146(0)	100(0)	43(1)	624(2)	99.67
PLF-L1	176(0)	174(0)	149(0)	118(0)	64(1)	681(1)	99.85
IOMSD	129(1)	114(1)	105(1)	73(0)	41(3)	462(6)	98.70
PLF-L2	127(0)	116(0)	108(1)	84(1)	51(3)	486(5)	98.97
GOCD	175(1)	161(0)	152(0)	99(1)	35(2)	622(4)	99.36
PLF-L3	174(0)	156(0)	153(0)	106(0)	50(0)	639(0)	100
SIFT	1696(30)	1460(17)	975(9)	567(21)	285(9)	4983(86)	98.27
PLF-P1	1682(16)	1449(8)	970(4)	556(10)	275(1)	4932(39)	99.21
PLF-P2	1682(16)	1450(10)	967(5)	556(10)	277(3)	4932(44)	99.11
PLF-P3	1683(17)	1450(9)	970(4)	551(6)	275(2)	4929(38)	99.23

4.2.6 图像模糊实验

图 9 为模糊图像集, 其中图 9(a)为原始图像, 图 9(b)—图 9(f)是在不同模糊程度下获取的图像, 这 5 组图像分别由原始图像和模糊图像组成。表 7 给出本文算法在模糊图像集上的匹配结果。由表 7 的结果可以看出: 1)就曲线匹配而言, PLF-L 算法在获取更多图像匹配的同时, 利用点、线位置关系剔除错误匹配, 提升了曲线匹配的正确率, 其中 PLF-L2 算法效果显著, 其匹配正确率由 90.20% 提升到 96.54%; 2)就点匹配而言, 较 SIFT 算法, PLF-P 算法的匹配正确率得到了提升, 其中 PLF-P1 算法的效果较好。

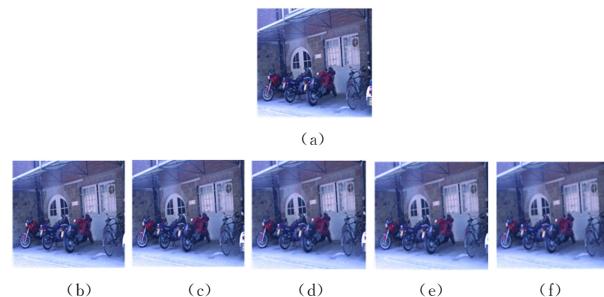


图 9 模糊图像集

Fig. 9 Image sets with blur

表 7 模糊图像集上不同算法的匹配结果

Table 7 Matching results on image set with blur

算法	图像序号					匹配总数	正确率/%
	图 9(b)	图 9(c)	图 9(d)	图 9(e)	图 9(f)		
IOCD	134(2)	126(2)	93(2)	66(0)	40(2)	459(8)	98.26
PLF-L1	140(2)	128(4)	103(2)	79(0)	56(0)	506(8)	98.42
IOMSD	98(2)	69(7)	36(0)	23(5)	19(10)	245(24)	90.20
PLF-L2	109(3)	85(5)	43(1)	33(1)	19(0)	289(10)	96.54
GOCD	139(2)	126(4)	88(3)	46(1)	18(2)	417(12)	97.12
PLF-L3	136(0)	124(2)	94(1)	64(0)	32(0)	450(3)	99.33
SIFT	808(10)	626(13)	384(13)	301(21)	236(36)	2355(93)	96.05
PLF-P1	800(2)	600(7)	372(3)	277(12)	208(20)	2257(44)	98.05
PLF-P2	793(1)	605(7)	369(7)	287(17)	226(26)	2280(58)	97.46
PLF-P3	793(2)	596(5)	349(2)	279(12)	229(29)	2246(50)	97.77

综上所述, PLF 算法可同时增加曲线和点特征的匹配总数和正确率。大量实验结果表明, 在旋转、视角变化、光照变化、压缩、噪音、模糊等变换条件下, 较 IOCD, IOMSD, GOCD 曲线匹配算法, PLF 算法的曲线匹配总数和匹配正确率都得到了提升; 同时, 较 SIFT 点匹配算法, PLF 算法的点匹配正确率也得到了明显提升。另外, 实验将 SIFT 算法提取的点特征分别与 IOCD 算法、IOMSD 算法、GOCD 算法提取的曲线特征相融合, 获取 3 种不同的点、曲线特征组合, 验证了 PLF 算法的多适用性。

结束语 为提高曲线匹配的匹配总数和匹配正确率, 本文提出一种点线特征融合的错误匹配剔除算法(PLF)。该方法在现有点线描述子的基础上提取图像点线特征, 将提取的点线特征通过曲线支撑区域融合, 再利用定义的约束剔除错误匹配。实验结果表明: 本文算法较单一曲线描述子的匹配

总数以及正确率有较大的提升, 较单一的点描述子的匹配正确率也有所提升, 在误匹配剔除方面表现良好。PLF 算法在视角变化、旋转、光照变化、噪音、压缩以及模糊图像中都表现出较强的鲁棒性。另外, 本文算法将点线特征相融合, 为曲线特征匹配提供了一种新的思路。

参 考 文 献

- [1] PAN Z, LI Z, FAN H, et al. Feature Based Local Binary Pattern for Rotation Invariant Texture Classification[J]. Expert Systems with Applications, 2017, 88: 238-248.
- [2] ZHANG S, TIAN Q, LU K, et al. Edge-SIFT: Discriminative Binary Descriptor for Scalable Partial-Duplicate Mobile Search [J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2013, 22(7): 2889-2902.

- [3] ZENG L,ZHANG S,ZHANG J,et al. Dynamic image mosaic via SIFT and dynamic programming[J]. Machine Vision & Applications,2014,25(5):1271-1282.
- [4] LIU Y,HE F,ZHU X,et al. The Improved Characteristics of Bionic Gabor Representations by Combining with SIFT Keypoints for Iris Recognition[J]. Journal of Bionic Engineering,2015,12(3):504-517.
- [5] LI J,ALLINSON N. Building Recognition Using Local Oriented Features [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2013,9(3):1697-1704.
- [6] LI Z,GAO S,KE N. Robust Object Tracking Based on Adaptive Templates Matching via the Fusion of Multiple Features[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation,2017,44:1-20.
- [7] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91-110.
- [8] KE Y,SUKTHANKAR R. PCA-SIFT:a more distinctive representation for local image descriptors[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society,2004:506-513.
- [9] BAY H,TUYTELAARS T,GOOL L V. SURF:Speeded Up Robust Features[C]// European Conference on Computer Vision. Springer,Berlin,Heidelberg,2006:404-417.
- [10] CALONDER M,LEPETIT V,OZUYSAL M,et al. BRIEF: Computing a Local Binary Descriptor very Fast[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence,2012,34(7):1281.
- [11] RUBLEE E,RABAUD V,KONOLIGE K,et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE,2012:2564-2571.
- [12] LEUTENEGGER S,CHLI M,SIEGWART R Y, BRISK:Binary Robust invariant scalable keypoints[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE,2012:2548-2555.
- [13] WANG Z,WU F,HU Z. MSLD: A robust descriptor for line matching[J]. Pattern Recognition,2009,42(5):941-953.
- [14] FAN B,WU F,HU Z. Aggregating gradient distributions into intensity orders:A novel local image descriptor[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society,2011:2377-2384.
- [15] WANG Z H,ZHI S S,LIU H M. IOMSD:Intensity order based mean-standard deviation descriptor[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2012,26(4):409-416. (in Chinese)
王志衡,智珊珊,刘红敏. 基于亮度序的均值标准差描述子[J]. 模式识别与人工智能,2012,26(4):409-416.
- [16] LIU H M,ZHI S S,WANG Z H. IOCD: Intensity Order Curve Descriptor [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2013,27(7):1355011.
- [17] LOURAKIS M I A,HALKIDIS S T,ORPHANOUDAKIS S C. Matching disparate views of planar surfaces using projective invariants[J]. Image & Vision Computing,2000,18(9):673-683.
- [18] FAN B,WU F,HU Z. Line matching leveraged by point correspondences[C] // Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE,2010:390-397.
- [19] ZHANG L,KOCH R. An efficient and robust line segment matching approach based on LBD descriptor and pairwise geometric consistency[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation,2013,24(7):794-805.
- [20] LIU H,CHEN L,WANG Z,et al. GOCD:Gradient Order Curve Descriptor[J]. Ieice Transactions on Information & Systems,2017,E100.D(12):2973-2983.