

文章编号 1004-924X(2012)02-0447-08

基于灰度差分不变量的快速局部特征描述算法

唐永鹤*, 卢焕章

(国防科学技术大学 ATR 实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要:提出了一种基于灰度差分不变量区域统计直方图的快速局部特征描述算法来解决传统灰度差分不变量特征描述子计算复杂、稳定性较差且包含的信息量较少的问题。采用低阶且具有微分几何意义的灰度差分不变量描述特征点以降低特征描述子的计算复杂度,提高特征描述子的稳定性;利用特征点邻域的灰度信息和区域信息提高特征描述子的信息含量,增强特征描述子的鲁棒性。将该算法应用于图像匹配。实验结果表明,在图像尺度缩放、旋转、模糊、亮度变化、较小视角变化和 JPEG 压缩等多种变换条件下,该描述子不仅能够取得较好的匹配效果,而且处理速度比尺度不变特征变换(SIFT)提高约 2 倍。

关键词:灰度差分不变量;特征描述子;图像匹配;图像变换

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20122002.0447

Fast local feature description algorithm based on greyvalue differential invariants

TANG Yong-he*, LU Huan-zhang

(ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

* Corresponding author, E-mail: tyh_983@126.com

Abstract: A fast local feature description algorithm based on the region histogram of Greyvalue Differential Invariants(GDIs) is presented to improve the traditional GDI feature descriptor with complex computation, worse stability and less information. The GDIs with the meaning of differential geometry derived from low order derivatives are used to describe a feature point to reduce the computation complexity of the feature descriptor and enhance the stability. The intensity and relative location of the feature point neighborhood are made full use of to increase the content of information and improve the robustness of the feature descriptor. Finally, the feature description is used to match images. The experiment results demonstrate that the proposed algorithm can get better matching results in the cases of image zoom, rotation, blurring, illumination varying, smaller viewpoint changes as well as JPEG compression. Furthermore, the processing speed is about twice that of the Scale Invariable Feature Transform(SIFT).

Key words: greyvalue differential invariant; feature descriptor; image matching; image transform

收稿日期:2011-10-11;修订日期:2011-10-28.

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目

1 引言

局部特征描述就是为图像的局部特征提供一种能够刻画其本质特征的代表方式,如局部特征描述子,其关键是如何选择表现图像局部特征的相关信息以及采用什么样的方式进行描述。目前,局部特征描述子因具有在多种图像变换下的不变性、无需预先对图像分割、低冗余性和独特性等特点,已广泛应用于目标识别、机器人定位、图像恢复、三维重建、图像匹配等诸多领域^[1-7]。

局部特征描述子按照实现方式主要可以分为基于空间频率的描述子、基于分布的描述子、基于微分的描述子和其他方式的描述子。基于空间频率的描述子通过提取图像的频率信息建立特征描述,如基于 Gabor 滤波器和小波变换的描述子。基于分布的描述子利用直方图表征形状、边缘或者像素强度等表面特征。其中,尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)^[8]被认为是最鲁棒的算法之一,它通过统计特征点附近 4×4 个子区域各自 8 个方向上的梯度方向直方图构建 128 维的特征描述子,对图像的尺度缩放、旋转、亮度变化、较小视角变化保持不变,但其构建方式复杂且维度较高,实时性能较差。Mikolajczyk^[9]采用对数极坐标的形式划分特征点邻域,提出了一种扩展 SIFT 描述子 GLOH (Gradient Location and Orientation Histogram),提高了算法的鲁棒性和可区别性,但其计算复杂度大幅增加。SURF (Speed Up Robust Feature)^[10]利用 Harr 小波的局部响应建立 128 维特征描述子。F. C. Wu 等^[11]利用图像梯度的内积和外积构建特征向量场,然后将特征点的圆形邻域划分成 16 个子区域,通过统计各个子区域的特征向量场生成 64 维特征描述子,该描述子对图像欧氏变换和亮度的线性变化保持不变。王旭光等^[12]提出了一种 Harris 相关特征,并将其应用于描述特征点的局部特征,建立了一种 98 维特征描述子,这类特征描述算法采用了一种较好的特征描述方式,即通过建立区域信息统计直方图构建特征描述子,能够充分利用特征点的区域信息(各个子区域的相对位置关系)和灰度信息(灰度

值、梯度及其扩展等),其鲁棒性能较好,但计算量较大,生成的描述子维度也较高。基于微分的描述子利用图像的微分组合建立旋转不变的局部区域描述,如局部灰度差分不变量^[13] (Gray-value Differential Invariants, GDI), GDI 具有局部和正交旋转不变的性质,特征描述子的维度较低,但其只利用特征点的多阶高斯差分不变量描述局部特征,而没有充分利用特征点的区域信息,所以其鲁棒性较差。

为了发挥低阶 GDI 计算简单、抗遮挡、抗裁剪和抗旋转的良好特性,充分利用特征点邻域的空间分布特征,本文提出采用 GDI 区域统计直方图描述图像的局部特征,建立了一种新的基于 GDI 的特征描述子。将本文提出的特征描述子应用于特征点匹配,实验结果表明,该算法不仅对图像的欧氏变换和图像亮度的线性变化具有不变性,对较小的视角变化不敏感,而且匹配速度较快。

2 算法原理

2.1 提取特征点

为了获得能反映图像结构纹理等信息、具有尺度缩放不变性且稳定性较高的特征点,本文采用 Harris 算子在高斯金字塔图像上检测角点。

首先利用高斯函数与图像卷积,并按照采样间隔 2 缩小图像构建高斯金字塔模型。设原始图像为 $F(x, y)$, 则

$$P_s'(x, y) = P_s(x, y) \otimes g(\sigma), \quad (1)$$

$$P_{s+1}(x, y) = P_s(2x, 2y), \quad (2)$$

其中 $P_0(x, y) = F(x, y)$, \otimes 为卷积符号, $g(\sigma)$ 为标准差为 σ 的高斯函数, s 为金字塔的层数, $P_s'(x, y)$ 为金字塔的第 s 层图像。

然后用 Harris 算子提取每层图像的特征点,并利用特征点邻域像素的梯度方向分布特性为每个特征点指定方向参数。具体方法是:按照式(3)和(4)在特征点对应层图像上计算其邻域像素点的梯度幅值和方向,以 10° 为一柱创建梯度方向直方图,将邻域内的每个采样点按梯度方向 ϕ 归入相应的柱,以梯度模 m 作为贡献的权重,选择直方图的主峰值所对应的方向作为特征点的主方向。

$$m(x, y) = \sqrt{(P'_s(x+1, y) - P'_s(x-1, y))^2 + (P'_s(x, y+1) - P'_s(x, y-1))^2}, \quad (3)$$

$$\phi(x, y) = \arctan((P'_s(x, y+1) - P'_s(x, y-1)) / (P'_s(x+1, y) - P'_s(x-1, y))). \quad (4)$$

2.2 生成特征描述子

特征点的邻域可以用被称之为“局部阶”的系列差分进行描述,并通过与高斯差分卷积而获得稳定的计算。设 I 为一幅图像, σ 为给定的尺度,则点 $x(x_1, x_2)$ 的 N 阶局部阶定义为:

$J^N I(x, \sigma) = \{L_{i_1 \dots i_n}(x, \sigma) \mid (x, \sigma) \in I \times \mathbb{R}^+; n=0, \dots, N\}$, 其中 $L_{i_1 \dots i_n}(x, \sigma)$ 是图像 I 与高斯差分 $G_{i_1 \dots i_n}(x, \sigma)$ 的卷积, $i_k \in \{x_1, x_2\}$ 。

由“局部阶”可以计算局部差分不变量。应用 3 阶差分不变量,可以形成 9 个矢量,如下式所示:

$$V[0 \dots 8] = \begin{bmatrix} L \\ L_i L_i \\ L_i L_{ij} L_j \\ L_{ii} \\ L_{ij} L_{ji} \\ \epsilon_{ij} (L_{jkl} L_i L_k L_l - L_{jkl} L_i L_l L_k) \\ L_{ij} L_j L_k L_k - L_{ij} L_i L_j L_k \\ -\epsilon_{ij} L_{jkl} L_i L_k L_l \\ L_{ijk} L_i L_j L_k \end{bmatrix},$$

其中 $V[0], V[1], V[3]$ 具有特别的微分几何意义: $V[0]$ 表示该点的灰度值, $V[1]$ 表示梯度幅值平方, $V[3]$ 表示 Laplacian 算子。其它元素并没有特别的意义,但都是正交旋转不变量。

显然,“局部阶”的阶数较低时,生成的 GDI 维度较低,其包含的信息量较少,特征描述子的可区别性较差;若增加局部阶的阶数, GDI 含有的信息量有所增加,生成的特征描述子可区别性有所增强,但存在如下问题: (1) 高阶局部阶计算复杂度增加; (2) 高阶局部阶对噪声更加敏感,其乘积十分不稳定。为了避免计算高阶“局部阶”,同时使生成的特征描述子包含足够多的信息,增强其可区别性和鲁棒性,本文采用 $V[0], V[1], V[3]$ 的区域统计直方图描述图像的局部特征。这是由于它们不仅计算简单,比较稳定,而且还具有特别的微分几何意义。又由于 $V[1] = L_x L_x + L_y L_y$, $V[3] = L_{ii} = L_{xx} + L_{yy}$, $V[1]$ 和 $V[3]$ 还具有如下性质: (1) 对图像的正交旋转变换保持不变; (2) 对图像的缩放相差一个比例因子;

(3) 对图像灰度的线性变化相差一个比例因子。

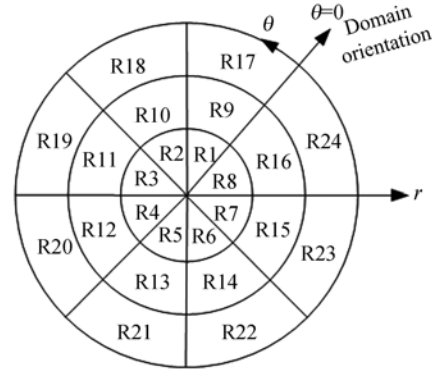


图 1 特征点邻域划分示意图

Fig. 1 Partition of feature point neighborhood

利用特征点邻域区域统计直方图构建特征描述子首先需划分特征点邻域,本文采用极坐标系法划分特征区域。具体方法如下:

以特征点为中心,特征点主方向为 $\theta=0$,按照式(5)和(6)建立极坐标系,其中 r 和 θ 分别为极径和极角, (x_c, y_c) 为特征点的坐标, θ_c 为特征点的主方向。然后按照图 2(将特征点邻域划分为 24 个子区域为例,3 个同心圆的半径依次为 9, 13, 17 pixel)所示的方式以特征点主方向为起始角度划分特征点邻域,即将所有特征点的主方向统一到 $\theta=0$ 这一方向上,从而使构建的特征描述子具有旋转不变性。

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2}, \quad (5)$$

$$\theta = \text{atan}\left(\frac{y - y_c}{x - x_c}\right) - \theta_c. \quad (6)$$

设点 (x, y) 的 $V[i] (i=0, 1, 3)$ 为 $V_{x,y}[i]$, 子区域 $R_{i\phi}$ 中像素点的个数为 $N_{R_{i\phi}}$, 子区域 $R_{i\phi}$ 中所有像素点的 $V[i]$ 统计直方图定义为: $H_{R_{i\phi}}^i = \frac{1}{N_{R_{i\phi}}} \sum_{(x,y) \in R_{i\phi}} V_{x,y}[i]$, 则 $H_{R_{i\phi}}^0, H_{R_{i\phi}}^1$ 和 $H_{R_{i\phi}}^3$ 分别是子区域 $R_{i\phi}$ 中所有像素点的 $V[0], V[1]$ 和 $V[3]$ 的统计直方图。按 $i=0, 1, 3$ 的顺序,依次将所有子区域的 $V[i]$ 统计直方图组成一个特征向量 VH_i , 其中 $VH_i = (H_{R_{i\phi}}^0, \dots, H_{R_{i\phi}}^3)$ 。为了克服图像亮度线性变化的影响,对 VH_i 进行归一化处理,获得特征向量 NVH_i 。最后,将特征向量 $NVH_0,$

NVH_1 和 NVH_3 组合在一起构建特征描述子,即 $desp = \{NVH_0, NVH_1, NVH_3\}$ 。

3 特征点匹配

将生成的特征描述子应用于特征点匹配以检验其性能,匹配算法流程如图 2 所示。设待匹配图像为 I_1 和 I_2 ,首先分别建立图像 I_1 和 I_2 的高斯金字塔模型,用 Harris 算子提取每层图像的角点作为特征点,统计特征点较小邻域内的梯度方向直方图,选择直方图的主峰值所对应的方向作为特征点的主方向,并为每个特征点建立基于 GDI 的特征描述子。然后采用特征描述子间的绝对值距离作为相似性度量匹配特征点,获得一组初始匹配点集。最后用 RANSAC (Random Sample Consensus) 算法剔除错误匹配点,最终实现特征点的匹配。

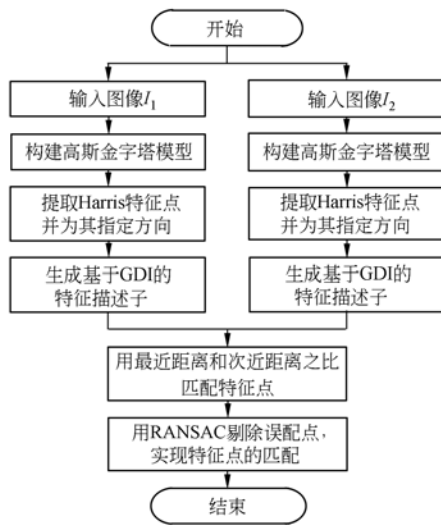


图 2 特征点匹配流程图

Fig. 2 Flow of feature point matching

设点 A 的特征描述子为 P_A , 点 B 的特征描述子为 P_B , 则 P_A 和 P_B 的绝对值距离 $dist(P_A, P_B) = \|P_A - P_B\|_1 = \sum_{i=1}^n |a_i - b_i|$, 其中 $P_A = [a_1 a_2 \cdots a_n]$, $P_B = [b_1 b_2 \cdots b_n]$ 。本文采用最近距离和次近距离之比 (the Nearest and the Next Distance Ratio, NNDR) 准则^[5] 匹配特征点。具体方法如下: 从图像 I_1 中取特征点 A , 在图像 I_2

中找出与其特征描述子距离最近的点 B 和次近的点 C , 若 $dist(P_A, P_B)/dist(P_A, P_C) < t$, 则认为点 A 和点 B 为初始匹配点对, 其中 t 为预先设定的比例阈值。遍历图像 I_1 中的所有特征点, 即可获得一组初始匹配点集。

4 匹配实验与分析

实验中采用的测试图像来自 Mikolajczyk05 标准数据集, 该数据集的图像分为 8 个数据子集, 包含 5 个变换序列: 视角变换、尺度和旋转变换、模糊变换、亮度变换以及 PEG 压缩变换。本文从算法的鲁棒性和实时性两个方面考察算法的性能, 并分别与 SIFT、SURF 算法进行了对比实验。

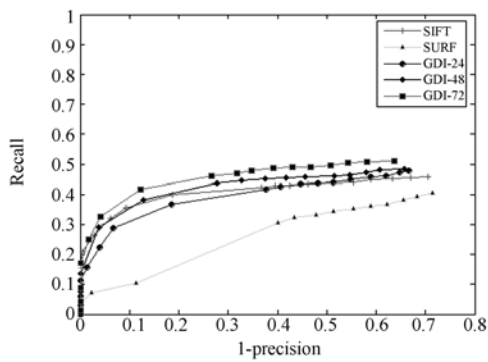
3.1 鲁棒性

本文采用 Recall-Precision^[9] 曲线评价局部特征描述子的鲁棒性, 其中 Recall 表示查全率, 是指正确匹配特征点数与两幅图像间对应特征点总数的比值, Precision 表示查准率, $1 - \text{Precision}$ 表示查错率。实验中高斯差分卷积中的尺度 σ 取值为 1, 阈值取 0.8。判断两个特征点匹配的标准是: (1) 两个特征点的相对距离误差小于 4; (2) 特征区域的重叠误差率^[9] 低于 0.5。

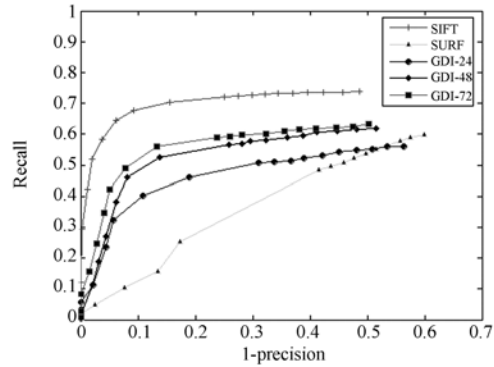
图 3(a)~(e) 分别是 SIFT、SURF 以及 24 维、48 维和 72 维 GDI 特征描述子 (分别记作 GDI-24、GDI-48 和 GDI-72, 与特征点邻域划分为 8、16 和 24 个子区域相对应) 对 boat、graffiti、bikes、cars 和 UBC 数据集的测试结果。在尺度和旋转变换实验中, 测试图像间存在 $30 \sim 45^\circ$ 的旋转, 同时伴随着 $1 \sim 2.5$ 倍的缩放。从图 3(a) 可以看出, GDI-72 的鲁棒性最好, GDI-48 次之, GDI-24 稍差于 SIFT, 而 SURF 的性能最差。基于 GDI 区域统计直方图的特征描述子之所以对图像的旋转和尺度缩放具有较强的适应性, 主要由于 GDI 本身具有较好的抗旋转性, 还与以特征点主方向为起始角度划分特征点邻域相关。在视角变化实验中, 采用的测试图像之间存在着 $20 \sim 40^\circ$ 的视角变化。从图 3(b) 可以看出, SIFT 算法匹配效果最好, 基于 GDI 区域统计直方图的特征描述算法匹配性能居中。这是因为该描述子是由 GDI 的局部区域统计直方图生成的, 不仅包含了特征点邻域的灰度信息, 而且含有区域位置信息, 所以对视角变化有一定的适应性, 但与 SIFT 在

16 个子区域各自 8 个方向上的梯度方向统计直方图相比,其对视角的适应性相对较差。在模糊变换实验中,测试图像是通过改变相机焦距获得的,从图 3(c)可以看出,GDI 算法与 SIFT 算法的匹配效果基本相当,均略优于 SURF。在亮度变化实验中,测试图像是通过调整相机的光圈获得

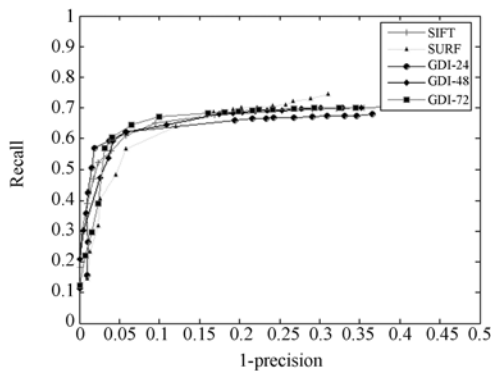
的,从图 3(d)可以看出,GDI-48 与 GDI-72 的性能相当,稍次于 SIFT,但均好于 SURF 算法,这是由于在构建特征描述子时对特征向量进行了归一化处理。JPEG 压缩变换条件下的匹配结果如图 3(e)所示,从中可以看出 GDI 算法的匹配效果稍次于 SURF 算法,但好于 SIFT。



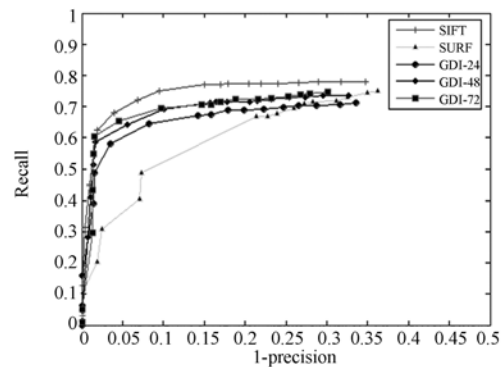
(a) 旋转缩放条件下的匹配结果
(a) Performance of zoom and rotation



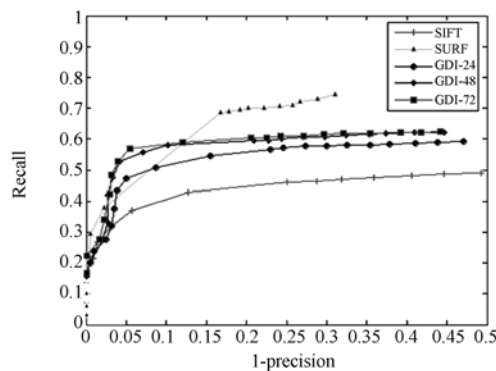
(b) 视角变化下的匹配结果
(b) Performance of viewpoint changes



(c) 模糊变换下的匹配结果
(c) Performance of image blurring



(d) 亮度变化下的匹配结果
(d) Performance of illumination changes



(e) JPEG 压缩变换下的匹配结果
(e) Performance of JPEG compression

图 3 鲁棒性比较结果

Fig. 3 Results of robustness comparison

从整体上看,本文提出的基于 GDI 的局部特征描述算法具有较好的鲁棒性和可区别性。主要原因是:(1)采用的特征信息($V[0]$, $V[1]$ 和 $V[3]$)不仅具有正交旋转不变性,而且具有微分几何意义;(2)以特征点的主方向为基准建立极坐标系并以其为起始方向划分特征点邻域使特征描述子具有旋转不变性;(3)对特征向量作归一化处理使特征描述子对图像亮度的线性变化保持不变;(4)特征描述子是由特征点邻域子区域的 GDI 统计直方图生成,对较小的视角变化不敏感。

3.2 实时性

SIFT、SURF、GDI-72、GDI-48 和 GDI-24 均是在基于 OpenCV 的 VC++ 环境中实现的(电脑配置:Pentium4 CPU 2.8G,512M 内存),多次测试的平均处理时间如表 1 所示。从表 1 可以看出,在 5 种变换条件下,GDI-24 处理时间均最短,处理速度是 SIFT 的 6 倍以上,GDI-48 次之,而 SIFT 匹配速度最慢。基于 GDI 区域统计直方图的局部特征描述算法匹配速度之所以较快,主要是由于特征描述子的构建方式比较简单,且特征描述子维度较低,减少了特征匹配时的运算量。

表 1 平均处理时间比较表

Tab. 1 Comparison of average processing time (s)

Method	boat	graffiti	cars	bikes	UBC
SIFT	28.04	18.042	14.66	19.13	22.81
SURF	13.38	11.026	4.430	6.545	7.641
GDI-72	6.648	6.119	4.570	5.507	5.453
GDI-48	4.818	4.513	3.354	3.924	3.421
GDI-24	3.024	2.854	2.18	2.490	2.197

3.3 匹配实例

图 4、图 5 和图 6 分别给出了 GDI-24、GDI-48 和 GDI-72 在尺度和旋转缩放、较小视角变化、图像模糊、亮度变化以及 JPEG 压缩变换情况下标准数据集与实验数据集的匹配实例。表 2 定量地给出了这 3 种算法在相应条件下的正确匹配率。

表 2 正确匹配率比较表

Tab. 2 Precision comparison of GDI-24, GDI-48 and GDI-72 (%)

Method	Boat	graffiti	bikes	cars	UBC
GDI 24	93.8	98.5	98.2	97.2	98.0
GDI 48	96.5	99.1	98.8	98.3	99.3
GDI 72	99.5	99.2	99.0	98.5	99.4

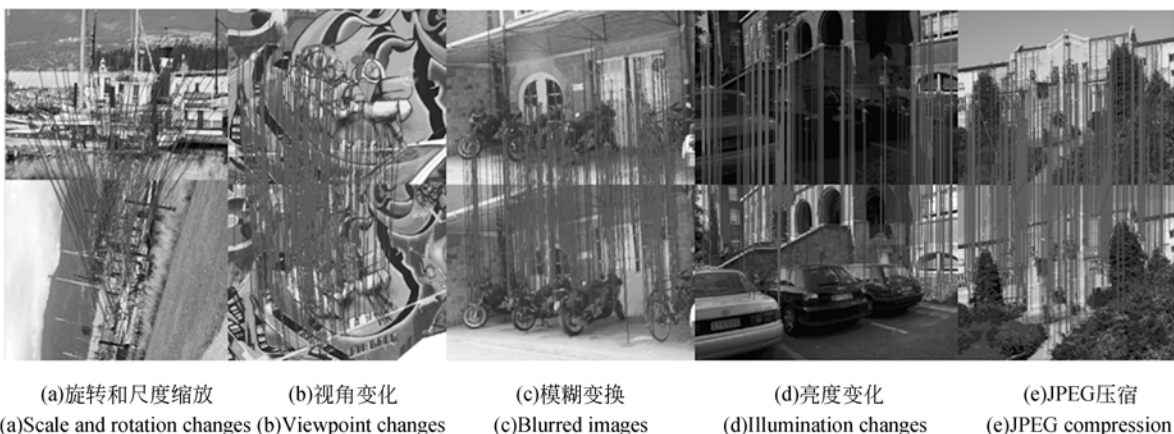


图 4 GDI-24 匹配实例

Fig. 4 Examples of matching results with GDI-24

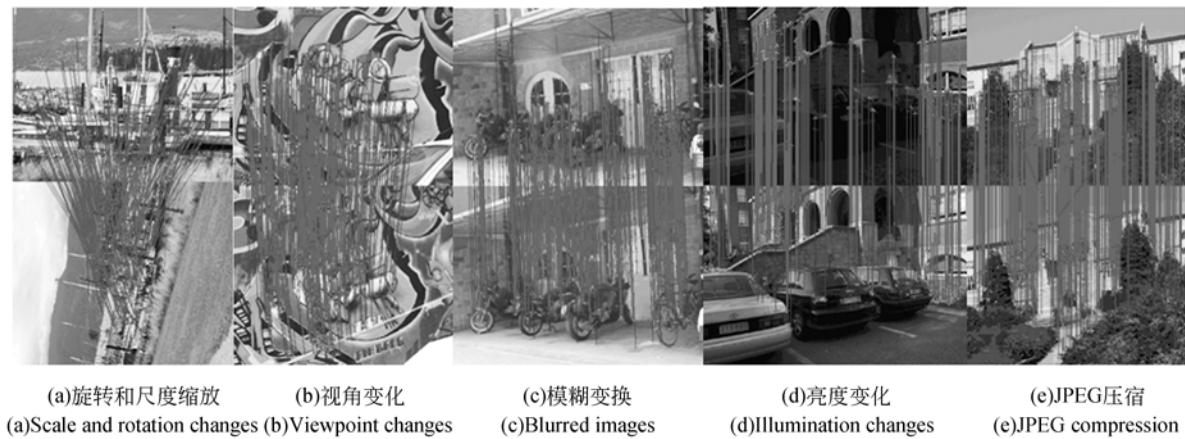


图 5 GDI-48 匹配实例

Fig. 5 Examples of matching results with GDI-48

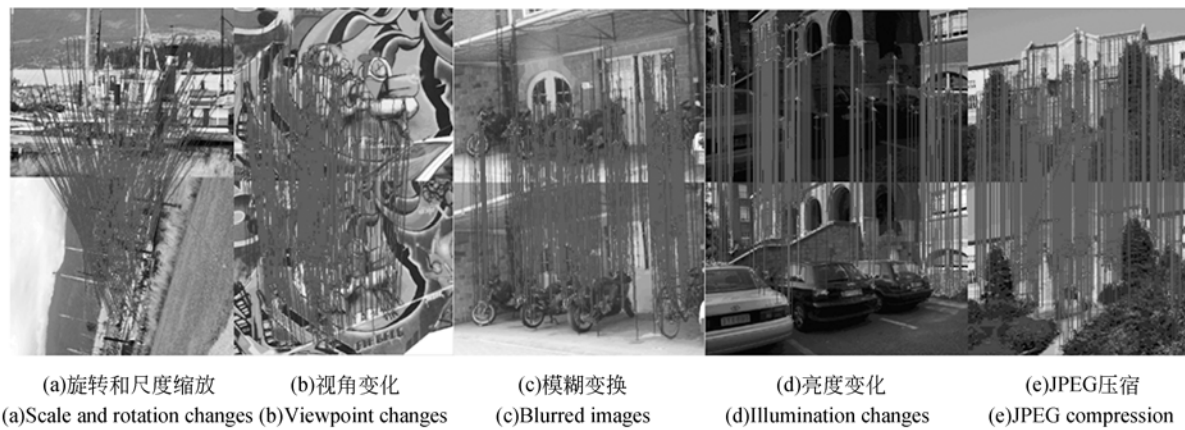


图 6 GDI-72 匹配实例

Fig. 6 Examples of matching results with GDI-72

5 结 论

针对传统 GDI 特征描述算法包含的信息量小、计算复杂、稳定性较差的问题,提出了一种基于 GDI 区域统计直方图的快速特征描述算法。该算法只利用低阶且具有微分几何意义的灰度差分不变量描述特征点来降低特征描述子的生成复杂度、提高特征描述子的稳定性,充分发挥 GDI

的正交旋转不变性,并利用特征点邻域的区域位置信息和灰度信息增强特征描述子的鲁棒性。实验结果表明,本文算法具有较好的鲁棒性和可区别性,对图像的旋转缩放、较小视角变化、JPEG 压缩变换、图像模糊和亮度变化不敏感,且匹配时间较短,GDI-24 的处理速度可达到 SIFT 的 6 倍以上,尤其适用于实时性要求较高,存在旋转、尺度缩放、图像模糊、亮度差异以及视角变化不大的图像间的匹配。

参考文献:

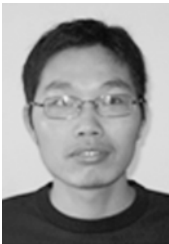
- [1] 丁雪梅,王维雅,黄向东. 基于差分和特征不变量的运动目标检测与跟踪[J]. 光学精密工程,2007,15(4):570-576.
DING X M, WANG W Y, HUANG X D. New

method for detecting and tracking of moving target based on difference and invariant[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(4):570-576. (in Chinese).

- [2] 王会峰,刘上乾,汪大宝,等. 基于序列图像特征匹配的摄像机补偿算法[J]. 光学精密工程,2008,16(7):1330-1334.

- WANG H F, LIU SH Q, WANG D B, *et al.*. Video camera rotation compensation algorithm based on feature matching of sequences image frames[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(7):1330-1334. (in Chinese)
- [3] LEE L, KO H. Gradient-based local affine invariant feature extraction for mobile robot localization in indoor environments[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(14):1934-1940.
- [4] 杨晓敏, 吴炜, 卿鄰波, 等. 图像特征点提取及匹配技术[J]. *光学精密工程*, 2009, 17(9):2276-2282. YANG X M, WU W, QING L B, *et al.*. Image feature extraction and matching technology [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17(9):2276-2282. (in Chinese).
- [5] YANG D D, ANDRZEJ S. A low-dimensional local descriptor incorporating TPS warping for image matching[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28:1184-1195.
- [6] DONGJOE S, TARDI T. Clique descriptor of affine invariant regions for robust wide baseline image matching[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43:3261-3272.
- [7] LORIS N, ALESSANDRA L, SHERYL B. Local binary patterns variants as texture descriptors for medical image analysis[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2010, 49:117-125.
- [8] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
- [9] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10):1615-1630.
- [10] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded up robust features[C]. *Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria*, 2006:404-417.
- [11] WU F C, WANG Z H, WANG X G. Feature vector field and feature matching[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43:3273-3281.
- [12] 王旭光, 王志衡, 吴福朝. Harris 相关与特征匹配[J]. *模式识别与人工智能*, 2009, 22(4):505-513. WANG X G, WANG Z H, WU F C. Harris correlation and feature matching[J]. *PR & AI*, 2009, 22(4):505-513. (in Chinese)
- [13] SCHMI C, MOHR R. Matching by local invariants [R]. *Technical Report INRIA, France*, 1995.

作者简介:



唐永鹤(1983—),男,河南确山人,博士研究生,2005年、2007年于国防科学技术大学分别获得学士、硕士学位,主要从事图像特征提取、图像匹配、三维重建、实时系统与专用集成电路等方面的研究。E-mail: tyh_983@126.com



卢焕章(1963—),男,湖南桃源人,教授,博士生导师,1994年于国防科学技术大学获得博士学位,主要从事光学成像制导信息处理、实时系统与专用集成电路、数字系统高层综合设计等方面的研究。E-mail: Luhuanzhang@nudt.edu.cn

(本栏目编辑:李树军)