

文章编号 1004-924X(2014)05-1339-08

## 变圆域罗盘特征图像匹配

李 佳, 盛业华\*, 张 卡, 段 平

(南京师范大学 虚拟地理环境教育部重点实验室, 江苏 南京 210023)

**摘要:**针对现有图像匹配算法特征算子计算复杂度高, 关键点描述过程中点对选取存在不确定性等问题, 提出了变圆域罗盘特征匹配(VCDCM)方法。该方法首先利用罗盘检测法对图像进行关键点检测, 采用变圆模式接受域选取理想点对, 根据接受域内点对之间的距离将点对分为长点对集和短点对集; 然后用长点对集描述关键点方向, 短点对集构建关键点描述符。最后采用 Hamming 距离代替传统的欧式距离进行匹配, 并采用随机抽样一致(RANSAC)方法精炼匹配点以避免由于噪声和物体位置移动等原因产生的误匹配。从鲁棒性和实时性两个方面对本文提出的方法与尺度不变特征变换(SIFT)和二元加速鲁棒特征(BRIEF)方法进行了对比试验分析, 实验结果表明, 本文提出的方法具有匹配速度快、准确性高、稳定性好等特点。

**关键词:**图像匹配; 变圆域; 关键点描述符; 加速分割检测特征(FAST)

**中图分类号:**TP751 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142205.1339

## Image matching of variable circular domain compass features

LI Jia, SHENG Ye-hua\*, ZHANG Ka, DUAN Ping

(Key Laboratory of Virtual Geographic Environment of the Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

\* Corresponding author, E-mail: shengyehua@njnu.edu.cn

**Abstract:** As existing image matching algorithms show the problems of high computational complexity and uncertainty in point-pair selection, a Variable Circular Domain Compass Matching (VCDCM) algorithm was proposed. After key-points being detected by four compasses, the variable circular receiving domain was used to choose the ideal point-pairs. Then, the point-pair set was divided into two subsets according to the distance of point-pairs. The subset of long-distance pairs was used to describe the direction of a key-point and that of short-distance pairs was used to build the descriptor of key-point. Finally, key-points were matched by Hamming distance instead of traditional Euclidean distance, while the match points were filtered with Random Sample Consensus (RANSAC) algorithm to avoid mismatches caused by the noise and moving objects. Comparative experiments between Scale Invariant Feature Transform (SIFT) and Binary Robust Independent Elementary Features (BRIEF) algorithms were performed on the robustness and efficiency. The experimental results show that the proposed algorithm is faster with high accuracy and stability.

**Key words:** image matching; variable circular domain; key point descriptor; Features from Accelerated Segment Test(FAST)

收稿日期: 2013-09-16; 修订日期: 2013-11-10.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 40901200); 国家科技支撑计划资助项目(No. 2012 BAH35B02); 江苏省普通高校研究生科研创新计划资助项目(No. CXZZ13\_0403); 南京师范大学研究生科研创新计划资助项目

## 1 引言

目前,图像匹配是计算机视觉和数字图像处理等领域的研究热点,已被广泛应用于三维重建、图像拼接、目标识别等领域,其匹配结果的好坏直接影响应用的效果<sup>[1-2]</sup>。

Lowe 提出的尺度不变特征变换<sup>[3]</sup>(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)匹配方法是目前国内外图像匹配领域应用最为广泛的一种算法。该算法在尺度变换、旋转变换、光照变换、视角变换等情况下均能取得较好的匹配效果,但由于算法的特征描述符维数过高,导致算法运行速度很慢。随后, Y. ke 提出主成分分析 SIFT (Principle Component Analysis SIFT, PCA-SIFT)<sup>[4]</sup>,即采用主成分分析方法减少特征描述符的维数,从而降低计算复杂度。在此基础上, Mikolajczyk 等人提出了梯度定位方向直方图算法 (Gradient Location-orientation Histogram, GLOH)对描述符及算法的整体性能进行了加强<sup>[5]</sup>。Herbert 和 Bay 等人提出了加速鲁棒特征<sup>[6]</sup>(Speed Up Robust Features, SURF)匹配算法,该算法采用了积分图像和箱式滤波器,在保证 SIFT 算法特征点提取与匹配精度的同时,一定程度地提高了处理速度。虽然以上算法能改善 SIFT 算法的部分缺陷,但都没有从根本上减少算法的复杂度,很难适应实时性运算。

Michael Calonder 等人提出二进制鲁棒独立基本特征<sup>[7]</sup>(Binary Robust Independent Elementary Features, BRIEF)算子,利用二进制字符串作为描述符,通过比较 2 个描述符之间的 Hamming 距离来替代传统的欧式距离,以提高匹配速度。但该算法本身不具备尺度和旋转不变性。Rublee 提出了 ORB<sup>[8]</sup>(Oriented FAST and Rotated BRIEF)算法,即在图像金字塔上利用加速分割检测特征<sup>[9-11]</sup>(Features from Accelerated Segment Test, FAST)算子提取图像特征点,使得提取的特征点具有一定的尺度不变性;另外将特征点所在图像块的重力方向作为主方向,并在此基础上建立 BRIEF 描述符,使得描述符具有旋转不变性。因此,ORB 算法提高了运算的适应性,其匹配精度与 SIFT 和 SURF 相同,但运算速度远快于 SIFT、SURF 等算法。虽然 BRIEF,

ORB 匹配算法较传统的 SIFT 算法在速度上得到了很好的改善,但它们采用随机点对选取的方式描述关键点所在的图像块,故在很大程度上影响了算法的匹配精度。

针对现有匹配算法特征描述算子计算复杂度高,点对选取不确定性的问题,本文提出了变圆域罗盘特征匹配方法 (Variable Circular Domain Compass Matching, VCDCM),该方法属于二进制描述符匹配方法。通过罗盘检测图像关键点后,利用变圆模式接受域来选取理想点对构造匹配特征描述符对图像关键点特征进行匹配。

## 2 变圆域罗盘特征匹配

### 2.1 罗盘特征点检测

用 FAST 特征点检测方法检测候选点  $p$  邻域内  $3 \times 3$  Bresenham 圆上的 16 个像素点,如图 1 所示。对检测模板圆环上的 16 个像素点进行从 1 到 16 连续编号,记为  $x_i (i = 1, 2, \dots, 16)$ ,并将 16 个像素点的灰度值与候选点  $p$  的灰度值进行比较,从而出现 3 种状态(记作  $p \rightarrow x$ ),即“dark”、“similar”、“bright”,表示如下:

$$S_{p \rightarrow x} = \begin{cases} \text{dark}, I_{p \rightarrow x} \leq I_p - t \\ \text{similar}, I_p - t < I_{p \rightarrow x} \leq I_p + t, (1) \\ \text{bright}, I_p + t < I_{p \rightarrow x} \end{cases}$$

式中:  $I_p$  表示像素点  $p$  的灰度值;  $I_{p \rightarrow x}$  表示圆周上像素点  $x$  的灰度值;  $t$  为设定的阈值。如果圆周上存在 12 个连续像素点的灰度值都满足  $S_{p \rightarrow x} = \text{dark}$ , 或者  $S_{p \rightarrow x} = \text{bright}$ , 则可以判断像素点  $p$  为特征点。

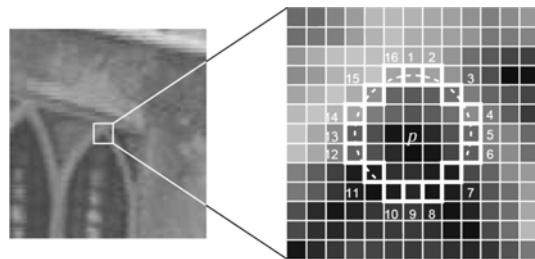


图 1 Bresenham 圆关键点探测模板示意图

Fig.1 Sketch map of detection template for Bresenham circle key points

在圆形模板上选择 12 个连续像素点有如下一些方式(如图 2 所示)。由于圆环上连续点的选

择次序不同容易导致判断结果的不确定性, 本文提出利用罗盘特征检测法构建候选特征点集来避免选择次序差异导致的关键点提取结果的不确定性。

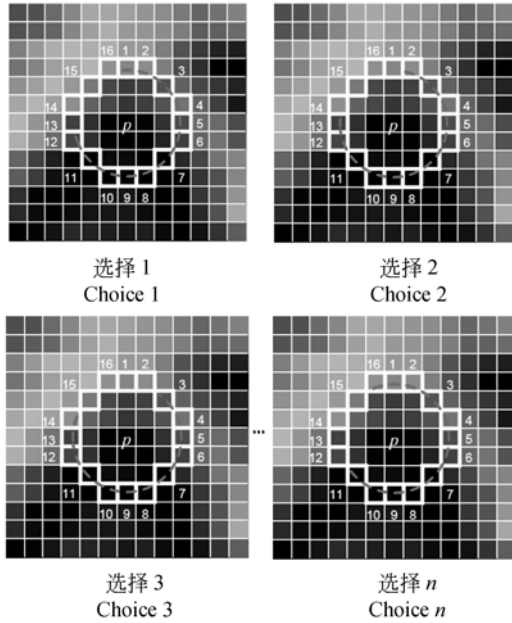


图 2 圆环上连续 12 个像素点的选择

Fig 2 Choices of twelve consecutive pixels in circle

罗盘检测法将检测模板圆环上的 16 个像素点(见图 1)分为 4 组, 其中像素点 1、5、9、13 构成第一个罗盘; 像素点 2、6、10、14 构成第二个罗盘; 像素点 3、7、11、15 构成第三个罗盘; 像素点 4、8、12、16 构成第四个罗盘, 如图 3 所示。

检测方法如下: 对像素  $p$  邻域上的 16 个像素点用 4 个罗盘分别进行检测(如图 3 所示), 通过定义角点响应函数(Corner Response Function, CRF)来判断像素点  $p$  是否为特征点, 即:

$$N = \sum_{x \in \text{compass}(i)} |I(x) - I(p)| > t, \quad (2)$$

式中:  $I(x)$  表示罗盘上任一像素的灰度值;  $I(p)$  表示像素  $p$  的灰度值;  $t$  为设定的阈值;  $\text{compass}(i)$  表示 4 个罗盘中的一个,  $i$  的取值为 1~4。利用角点响应函数, 累加出满足公式(2)的  $N$  值。如果  $N \geq 3$ , 则判定像素点  $p$  为特征点。

将圆环上 16 个像素分成 4 个罗盘, 第一个像素无论选择在圆环哪个像素位置上, 4 个罗盘的组合都一样, 因此, 可以有效避免由于选择次序差异导致关键点提取结果的不确定性。

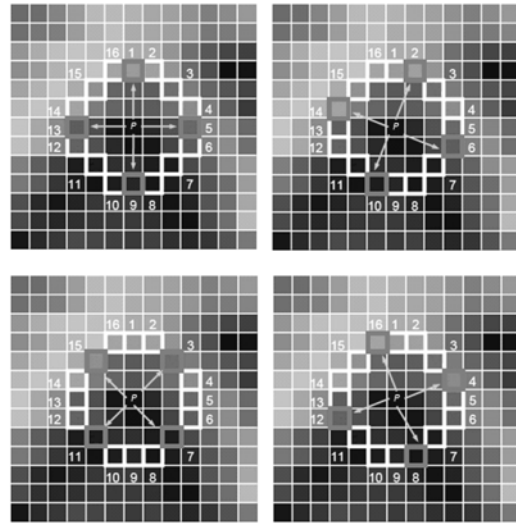


图 3 罗盘检测过程

Fig. 3 Detecting process for compasses

## 2.2 变圆域特征描述符

利用罗盘特征点检测到稳定的特征点后, 本文采用变圆域方法选取点对来建立特征描述符, 其中: 用多个变圆模式接受域(见图 4, 彩图见期刊电子版)来控制随机点对的选取, 并根据空间自相关性来选取点对, 即靠近关键点中心区域的点密集, 远离关键点中心区域的点呈指数下降。

为了避免误差的影响, 使用不同的标准差  $\sigma$  对图像采样点进行高斯平滑, 如图 4 所示。考虑  $N \times (N-1)/2$  个点对  $(p_i, p_j)$ , 其中:  $N$  取 60, 则经过平滑后点对的强度为  $I(p_i, \sigma_i)$ ,  $I(p_j, \sigma_j)$ , 计算两点间的局部梯度<sup>[12]</sup>:

$$g(p_i, p_j) = (p_j - p_i) \cdot \frac{I(p_i, \sigma_i) - I(p_j, \sigma_j)}{\|p_j - p_i\|}. \quad (3)$$

设  $A$  为集合内所有的点对, 记为  $A = \{(p_i, p_j) \in \mathbf{R}^2 \times \mathbf{R}^2 \mid i < N \wedge j < i, i < N, j < N\}$ , 集合  $A$  中将  $(p_i, p_j)$  与  $(p_j, p_i)$  记为同一点对, 点本身  $(p_i, p_i)$  不构成点对, 用下三角矩阵表示集合  $A$  为:

$$A = \begin{bmatrix} (p_2, p_1) \\ (p_3, p_1) & (p_3, p_2) \\ (p_4, p_1) & (p_4, p_2) & (p_4, p_3) \\ \dots & \dots & \dots \\ (p_n, p_1) & (p_n, p_2) & (p_n, p_3) \dots (p_n, p_{n-1}) \end{bmatrix}. \quad (4)$$

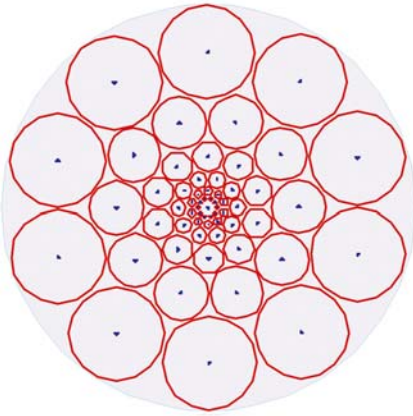


图 4 变圆接受域(红色圆的大小表示用于平滑的高斯核大小,蓝色的点表示图像的采样点(彩图见期刊电子版))

Fig. 4 Variable circular received domain (Red circles indicate the size of the Gaussian kernel for smoothing, and the blue points denote the sampling points (The color image can be obtained from www.eope.net))

计算集合  $A$  中所有点对的距离,并将距离进行升序排列,将前  $n$  个点对放入短距离对子集  $S$  中,剩余点对放入长距离对子集  $L$  中,考虑到鲁棒性和速度,本文  $n$  值取 512,  $\delta$  为第 512 个点对的距离。

$$\begin{aligned} S &= \{(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j) \in A \mid \|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\| \leq \delta\} \subseteq A \\ L &= \{(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j) \in A \mid \|\mathbf{p}_j - \mathbf{p}_i\| > \delta\} \subseteq A. \end{aligned} \quad (5)$$

为了保持关键点的旋转不变性,计算关键点所在图像块的梯度方向,并选择长距离对子集  $L$  内的点对进行计算:

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \frac{1}{k} \cdot \sum_{(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j) \in L} g(\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j), \quad (6)$$

其中:  $k$  表示长距离子集  $L$  内所有点对个数,根据式(6)计算图像块梯度方向的角度:  $\alpha = \arctan 2(g_y, g_x)$ , 将图像块内所有的点对进行  $\alpha$  角度的旋转,则旋转后的点对  $(\mathbf{p}_i^\alpha, \mathbf{p}_j^\alpha)$  强度可记为  $I(\mathbf{p}_i^\alpha, \sigma_i)$ ,  $I(\mathbf{p}_j^\alpha, \sigma_j)$ 。

根据空间自相关性,本实验选用短距离对子集  $S$  来构建特征描述符,其描述准则  $\tau$  表示如下:

$$\tau(\mathbf{p}; i, j, \sigma) = \begin{cases} 1, & I(\mathbf{p}_j^\alpha, \sigma_j) > I(\mathbf{p}_i^\alpha, \sigma_i) \\ 0, & otherwise \end{cases}. \quad (7)$$

设短距离对子集  $S$  中共有  $n_d$  个点对 ( $n_d = 512$ ), 每个点对占 1 位, 则  $n_d$  位的二进制比特串描述为:

$$f_{n_d}(\mathbf{p}) = \sum_{1 \leq i \leq n_d} 2^{i-1} \tau(\mathbf{p}; i, j, \sigma). \quad (8)$$

### 3 实现过程

本文方法具体实现过程如下:

Step 1: 对于待匹配图像  $I_1$  与  $I_2$ , 分别建立 3 层高斯金字塔模型, 用罗盘特征检测方法分别提取每层图像的关键点, 对提取的关键点进行斜边缘伪角点剔除<sup>[13]</sup>, 并进行局部非极大值抑制, 最后得到稳定的关键点。

Step 2: 为每个关键点采用变圆模式选取理想点对构建匹配描述符, 关键点通过描述之后得到一个“512”位的二进制描述串, 其中每一位的取值为“0”或“1”。

Step 3: 设  $D_1, D_2$  为 2 个关键点的二进制描述串:

$$D_1 = x_0 x_1 x_2 \cdots x_{512}, D_2 = y_0 y_1 y_2 \cdots y_{512}. \quad (9)$$

2 个描述串的相似性通过 Hamming 距离的大小来判断。Hamming 距离是通过计算 2 个描述串“异或”运算中“1”的个数得到的, 其值越小代表相似程度越高, 反之, 相似程度越低, 用  $S(D_1, D_2)$  表示:

$$S(D_1, D_2) = \sum_{i=0}^{512} x_i \oplus y_i, \quad (10)$$

其中:  $\oplus$  表示“异或”运算符。在本文的图像匹配算法中, 选用最邻近 Hamming 距离作为匹配准则。假设所有匹配点对的最大 Hamming 距离表示为 MAX\_DIST, 每个匹配点对的 Hamming 距离表示为 distance, 为了选取最佳匹配点对来提高运行效率, 选取  $\text{distance} < 0.4 \times \text{MAX\_DIST}$  的匹配对作为初始匹配集; 为了更进一步精炼匹配对, 采用 RANSAC 算法<sup>[14]</sup> 从初始匹配集中进行精筛选获取最佳匹配点对。

## 4 实验与分析

为了验证变圆域罗盘特征匹配方法的鲁棒性和实时性,在 VS2010+Open CV 2.3.1 平台环境下实现该算法,并将其与应用广泛的 SIFT 和 BRIEF 匹配方法进行对比试验。

### 4.1 鲁棒性

实验目的主要在于比较 SIFT、BRIEF 方法与本文方法在真实图像上的实验结果,并采用 Recall-Precision 曲线评价<sup>[4]</sup>方法对实验结果进行评价。如果 2 个描述算子  $D_A$  和  $D_B$  之间的距离  $d$  小于阈值  $t$ ,则图像块  $A$  与  $B$  是一对匹配对。通过阈值  $t$  的变化形成 recall 与 1-precision 曲线。其中:Recall 表示正确的匹配特征点个数与 2 幅图像间对应特征点总数的比值;Precision 表示查准率;1-Precision 表示查错率。

$$\text{recall} = \frac{\# \text{ correctmatches}}{\# \text{ correspondences}}$$

$$1 - \text{precision} = \frac{\# \text{ falsematches}}{\# \text{ correctmatches} + \# \text{ falsematches}}$$

选用 4 组实际场景数据进行验证,实际场景数据包含了常见的旋转变换、光照变换、尺度变换和视角变换。图 5 为 Recall 与 1-Precision 形成的曲线。图 5(a)旋转变换实验中,测试图像存在  $90^\circ$  的旋转变化, SIFT 算法比 VCDCM 算法略好,远好于 BRIEF 算法。由于 BRIEF 算法描述子在关键点检测与描述过程中未计算关键点的主方向,因此,在旋转变换中表现最差。而 VCDCM 在关键点描述过程中,通过计算长距离采样点的梯度来确定主方向的角度,从而实现旋转不变性,但由于主方向是通过长距离采样点梯度和的平均值来计算的,主方向精度的准确性与 SIFT 相比较低,因此,其整体旋转性能较 SIFT 略差一些。

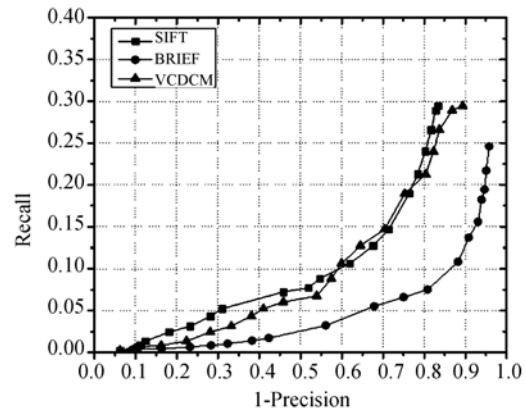
图 5(b)亮度变换实验中,3 种描述子的匹配率相对较低。亮度变换可以通过像素强度的线性变换( $aI(x) + b$ )来表达。但 SIFT 表现最差主要是由于光照变化使得在关键点探测过程中,函数的比率受误差的影响被放大了,而 VCDCM 与

BRIEF 算法在关键点的检测过程中,由于只对图像块进行处理,整个过程不涉及求导,因此,避免了这种影响。

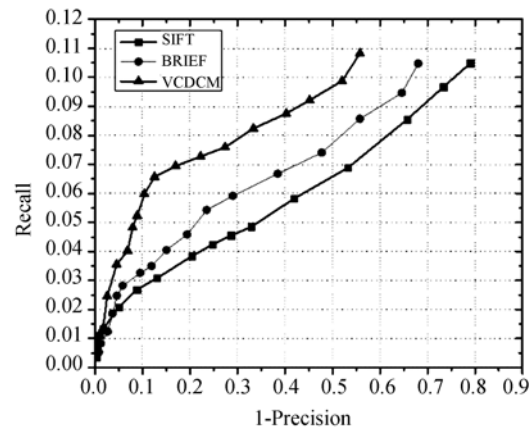
图 5(c)尺度变换实验中,查错率在  $0 \sim 0.3$  之间时,3 种描述子的匹配率相似,而查错率大于 0.3 时,SIFT 算法表现最差。其主要原因是 SIFT 算法建立的高斯金字塔模型的每一层检测关键点过多导致描述子之间的误匹配增多,从而使错误率明显增加。

图 5(d)视角变换实验中,测试图像存在  $15^\circ$  的视角变化,查错率在  $0 \sim 0.4$  之间,3 种描述子的匹配率相似,但当查错率越来越大时,VCDCM 与 BRIEF 匹配率相似, SIFT 算法表现相对更差。

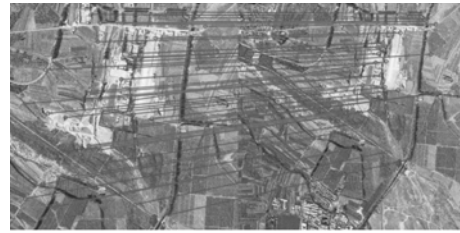
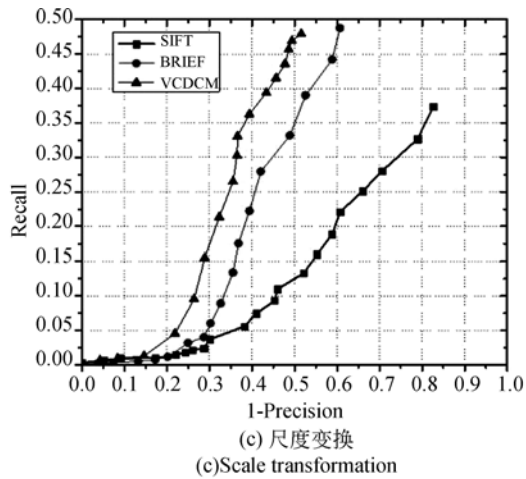
为了更进一步说明算法性能,图 6(a)~(d)给出了以上 4 组图像的匹配结果,由图 6 可以看出,本文算法在 4 种场景变换中,匹配性能都比较稳定。



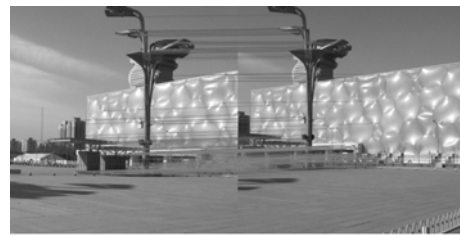
(a) 旋转变换  
(a) Rotation transformation



(b) 光照变换  
(b) Illumination transformation



(c) 尺度变换  
(c) Scale transformation



(d) 视角变换  
(d) Viewpoint transformation

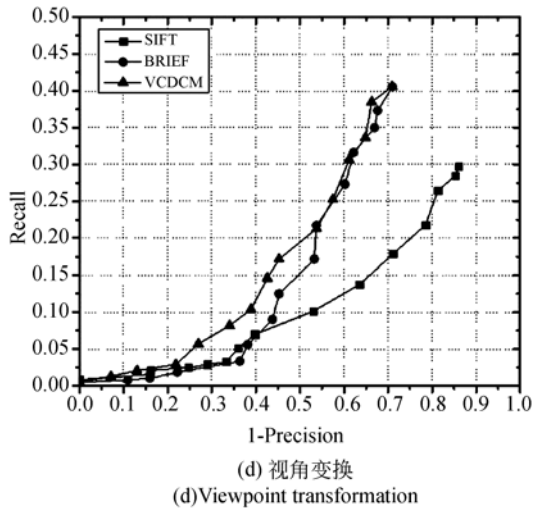


图 6 4 种变换匹配结果

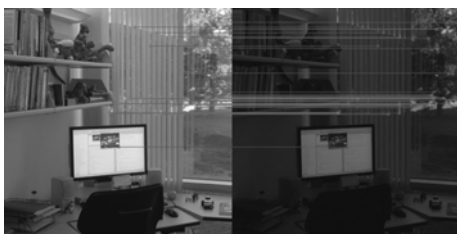
Fig 6 Matching results of four scene types

图 5 4 种变换 Recall 与 1-Precision 曲线图

Fig. 5 Recall and 1-Precision curves of four transformations



(a) 旋转变换  
(a) Rotation transformation



(b) 光照变换  
(b) Illumination transformation

### 4.2 实时性

为测试 SIFT、BRIEF 与本文算法的时间效率，本文选用多组不同分辨率的图像进行测试，多次测试的平均处理时间如表 1 所示。从比较结果来看，对于不同大小的图像，VCDCM 算法的速度远快于 SIFT 算法；平均速度略快于 BRIEF 算法。尤其是图像越大时，越能体现本文算法的优越性。

VCDCM 算法的匹配速度之所以快，主要原因总结如下：

1. 与 SIFT 等传统匹配算法相比，在匹配过程中通过计算 Hamming 距离替代传统的欧式距离，计算机处理二进制“异或”运算速度会明显增快。

2. 与 BRIEF 等算法相比，本文采用确定性的采样模式选取采样点，相比于随机性采样模式，这样能保持采样点参与点对计算的均匀性，同时还可以避免单个采样点参与更多的点对比较，因而提高了算法性能，并减少了算法的复杂性。

表 1 算法时间比较

Tab. 1 Time consuming comparison for several algorithms

(s)

算法	图像大小(pixel×pixel)					
	96×96	256×256	480×640	600×800	1 200×1 600	2 056×2 452
SIFT	2.243 52	4.497 82	6.561 67	15.661 14	119.382	198.012
BRIEF	0.093 26	0.999 81	1.595 66	2.201 95	9.414 06	18.616 4
VCDCM	0.046 56	0.735 18	1.266 03	2.164 22	7.341 74	12.614 8

## 5 结 论

本文针对现有图像匹配算法存在匹配效率低、点对选取不确定的问题,提出了一种变圆域罗盘特征匹配算法。该算法首先利用罗盘角点检测法来探测图像关键点,从而避免了FAST算法中由于连续点的选择次序不同所导致的关键点提取结果的不确定性问题;其次,采用变圆模式接受域选取理想点对来构造二进制匹配特征描述符,通

过计算描述符间的 Hamming 距离来替代传统的欧式距离,对图像关键点特征进行匹配。为了验证算法的性能,通过实验比较了本文算法与SIFT、BRIEF算法的鲁棒性和实时性。对比试验表明,本文算法无论是在匹配速度,还是在匹配效率上都取得了较好的效果。但该算法仍然存在一定的局限性,尤其在光照变换与旋转变换情况下,图像间匹配对的数目提取较少,因此,算法在保证提取速度与效率的基础上,还需进一步改进以适应于各种不同场景变换。

## 参考文献:

- [1] 刘志文, 刘定生, 刘鹏. 应用尺度不变特征变换的多源遥感影像特征点匹配[J]. 光学精密工程, 2013, 21(8):2146-2153.  
LIU ZH W, LIU D SH, LIU P. SIFT feature matching algorithm of multi-source remote image[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(8):2146-2153. (in Chinese)
- [2] 瞿优, 曾蛮, 熊伟. 不同局部邻域划分加速鲁棒特征描述符的性能分析[J]. 光学精密工程, 2013, 21(9):2395-2404.  
ZHAI Y, ZENG L, XIONG W. Performance analysis of SURF descriptor with different local region partitions [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(9):2395-2404. (in Chinese)
- [3] DAVID G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2):91-110.
- [4] KE Y, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors [C]. *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA; IEEE*, 2004:511-517.
- [5] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10):1615-1630.
- [6] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded up Robust Features [C]. *Proceedings of*

- 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, Springer, 2006:404-417.
- [7] CALONDER M, LEPETIT V, SSTECHA C, *et al.* Brief; binary robust independent elementary features[C]. *Proceeding of 11th European Conference on Computer Vision, Heraklion, Crete, Greece, Springer, 2010,6314:778-792.*
- [8] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, *et al.* . Orb; an efficient alternative to SIFT or SURF [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision ICCV, 2011:2564-2571.*
- [9] ROSTEN E, DRUMMOND T. Machine learning for high-speed corner detection [C]. *Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, 2006:430-443.*
- [10] ROSTEN E, DRUMMOND T. Fusing points and lines for high performance tracking[C]. *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision, Beijing, 2005:1508-1515.*
- [11] ROSTEN E, DRUMMOND T. Faster and better; A Machine learning approach to corner detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(1):105-119.*
- [12] LEUTENEGGER S, CHLI M, SIEGWART R. Brisk; Binary robust invariant scalable keypoints [C]. *IEEE International Conference on Computer Vision, Barcelona, 2011:2548-2555.*
- [13] THI T H T, ERIC M H. Real-time keypoints matching; application to visual servoing[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation, Roma, 2007:3787-3792.*
- [14] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. *Communications of the ACM, 1981, 24(6):381-395.*

#### 作者简介:



李 佳(1984—),女,湖北公安人,博士研究生,2008年于福建师范大学获得学士学位,2011年于昆明理工大学获得硕士学位,主要从事近景摄影测量及图像处理与建模方面的研究。  
E-mail:lijia8425@163.com



盛业华(1965—),男,安徽庐江人,博士,教授,博士生导师,1986年、1989年和1997年于中国矿业大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要从事3D GIS数据模型、基于图像的3D数据采集、3D模型构建等方面的研究。  
E-mail:shengyehua@njnu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)