

融合几何特征的压缩感知 SIFT 描述子

赵爱罡,王宏力,杨小冈,陆敬辉,何 星

(第二炮兵工程大学 目标探测与图像制导实验室,陕西 西安 710025)

摘 要: 为了解决尺度不变特征变换(SIFT)描述子在存在较多相似结构的匹配中,易造成误匹配,并且维数较高、匹配耗时的问题,提出了一种融合相对几何位置的压缩感知描述子。首先,以特征点为中心,将周围关键点的相对几何位置(RGL)信息形成尺度和旋转不变的 RGL 描述子,其次,对 SIFT 描述子利用压缩感知(CS)理论进行降维,形成 CS-SIFT 描述子,最后将两者融合形成 RGL-CS-SIFT 描述子。实验结果表明:与 SIFT 和 PCA-SIFT 描述子相比,匹配速度有所提升,匹配准确率明显提高。

关键词: SIFT 描述子; 压缩感知; 几何特征; 图像匹配

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2015)03-1085-07

Compressed sense SIFT descriptor mixed with geometrical feature

Zhao Aigang, Wang Hongli, Yang Xiaogang, Lu Jinghui, He Xing

(Target Detection and Image Guidance Laboratory of the Second Artillery Engineering College, Xi'an 710025, China)

Abstract: In order to solve the problems that SIFT (Scale Invariant Feature Transform, SIFT) descriptor may result in a lot mismatches when an image has many similar structures and its high dimensions will consume much time in image matching. This paper presents a compressive sensed SIFT descriptor which is mixed with relative geometry location. At first, this method centers on feature point, and transforms the information of relative geometry location related to around key points into a RGL (Relative Geometrical Location, RGL) descriptor, which is invariant to scale and rotation. Secondly, CS-SIFT (Compressive Sense SIFT, CS-SIFT) descriptor is formed by reducing dimensions of SIFT descriptor using the theory of compressive sense. At last, two descriptors form a RGL-CS-SIFT descriptor (descriptor mixed with RGL and CS-SIFT, RGL-CS-SIFT). The results indicate that the RGL-CS-SIFT increases the matching speed and improves the ratio of image matching significantly, compared with SIFT and PCA-SIFT (Principal Component Analysis SIFT, PCA-SIFT) descriptors.

Key words: SIFT descriptor; compressive sense; geometrical feature; image matching

收稿日期:2014-07-15; 修订日期:2014-08-13

基金项目:国家自然科学基金(61203189);总装预研基金(9140A01060411JB4701)

作者简介:赵爱罡(1986-),男,博士生,主要从事图像制导方面的研究。Email:zhaoaigang1986120@163.com

导师简介:王宏力(1965-),男,教授,博士生导师,博士,主要从事精确制导方面的研究。Email:wanghl@sina.cn

0 引言

图像匹配在计算机视觉、图像拼接和目标识别等领域起着关键性作用^[1-2]。用于图像匹配的特征分为全局特征和局部特征:全局特征主要有几何特征、矩特征、傅里叶描述子和多尺度自卷积等,这些特征对于平移、旋转和比例变换具有不变性,部分全局特征经过改进后对仿射变换也具有一定的适应性,数据量小,匹配速度快,但是对图像质量要求过高,须有清晰的边缘轮廓和准确的区域分割,且对于杂乱环境和部分遮挡比较敏感,不利于实际应用。局部特征对平移、旋转和尺度变换具有良好的鲁棒性,同时能够解决环境杂乱和部分遮挡问题,更加贴近实际应用。因而近年来,局部特征成为了图像匹配领域的一个研究热点。

在局部特征里,特征点的研究方法比较多,主要的提取算法有 Harris 算法、Harris-Laplace 算法、基于曲率尺度空间的检测算法^[3]和尺度不变特征变换(SIFT)算法^[4]等,这些算法大都通过计算点的曲率响应函数,能够检测出大量的特征点,但是需要对每一个点计算梯度的二阶矩,有的需要计算曲率,计算比较复杂。SIFT 检测简化了这一过程,使用高斯差分图像构造图像金字塔,通过非极大值抑制得到尺度空间的极值点,然后通过极大值点的对比度和曲率特性去除不稳定点,检测效率得到提高。最后在特征点邻域内进行局部梯度统计,形成 SIFT 描述子, Lowe D G^[4]等人通过对模糊、光照、尺度和一定视角变换图像对进行实验和性能评价,实验表明:与其他描述子(包括形状上下文信息、复滤波、不变矩^[5]等)相比, SIFT 描述子更稳定、匹配性能最好。

但 SIFT 描述子也存在自身的缺陷,首先只是对特征点进行描述,没有全局的信息,当存在相似局部结构时,描述子独特性能急剧下降,容易造成误匹配;其次 SIFT 描述子是 128 维的向量,维数过高,匹配时特征点数量庞大,特征点度量和搜索都比较耗时。鉴于此,文中对 SIFT 描述子进行了改进,首先利用特征点的空间分布信息,将各特征点之间的距离和主方向的角度差组合形成相对几何位置 (RGL)描述子,其次,利用随机投影矩阵对 SIFT 描述子进行降维^[6],得到压缩感知(CS)-SIFT 描述子,最后两者加权融合构成 RGL-CS-SIFT 描述子。既增加了全局

的几何信息,又降低了描述子的维数,在一定程度上可以消除误匹配,提高了匹配效率。

1 RGL 描述子

SIFT 检测算法是在尺度空间利用非极大值抑制检测极值点,并去除了低对比度的点和边缘点等不稳定的点,具有尺度不变性。为了具有旋转不变性,在尺度空间以特征点为中心,邻域半径为 $3 \times 1.5\sigma$ (σ 为检测的特征尺度),计算特征点邻域的梯度方向直方图,为消除噪声影响和突出邻近点的作用,进行两次高斯加权,选取梯度值最大的方向为特征点主方向。

1.1 周围关键点的选取

周围关键点的选取在特征点所在的尺度图像中进行,以 SIFT 算法检测到的特征点为中心 O 点,以其主方向为 X 轴正向,逆时针旋转 $\pi/2$ 为 Y 轴正向,形成直角坐标系。以 X 轴为起点,每 $\pi/4$ 为一个扇形区域,将平面 8 等分,在 $[(K-1)\pi/4, K\pi/4]$ 扇形区域中分布着其他特征点,在某一扇形区域内,将距离 O 点最近的特征点(O 点除外)作为候选点,如果只有一个候选点,将其作为此区域的关键点,如果存在多个候选点,再比较与区间起点射线的角度,最小者为关键点。为简化计算,无需计算每个特征点在新坐标系下的坐标,与 O 点的距离和与区间起点射线的角度用以下公式表示:

$$d_i = |x_i - x| + |y_i - y| \quad (1)$$

$$\theta_i = \arctan \frac{y_i - y}{x_i - x} - (i-1)\pi/4 \quad (2)$$

式中: (x, y) 为中心特征点在图像坐标系下的坐标; (x_i, y_i) 为某一扇形区域内其他特征点在图像坐标系下的坐标。如图 1 所示,先选取 d_i 最小者为候选点,再选取 θ_i 最小者为关键点。图中黑点表示特征点,五星点表示选取的关键点。

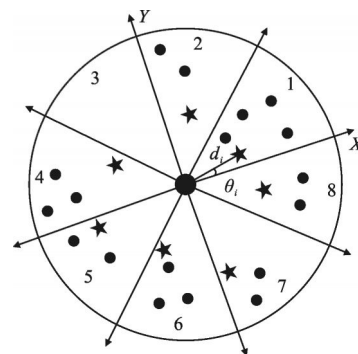


图 1 关键点的分布

Fig.1 Distribution of key points

1.2 RGL 描述子的生成

以某一特征点为中心,主方向为起点,将图像平面等分为 8 个扇形区域,按逆时针编号,区间依次为 $A_i(i=1, 2, \dots, 8)$;依据 1.1 节筛选出每个扇形区域的关键点为 $P_i(i=1, 2, \dots, 8)$,特征点和周围的关键点存在稳定的相对位置关系,用距离向量和角度差向量表示这种几何位置关系。 $D_i=[d_1, d_2, \dots, d_8]$, $\varphi_i=[d\theta_1, d\theta_2, \dots, d\theta_8]$,其中 $d_i, d\theta_i$ 分别表示第 i 个关键点和特征点之间的曼哈顿距离和主方向角度差(关键点主方向减去特征点主方向)。

若特征点的某个扇形区域内没有关键点,在匹配时,不考虑这个区域的匹配情况,并将相应区域的 d_i 和 $d\theta_i$ 标记为 0,为了使描述子具有统一的度量准则,将 $D_i=[d_1, d_2, \dots, d_8]$, $\varphi_i=[d\theta_1, d\theta_2, \dots, d\theta_8]$ 分别进行归一化处理,记 $g_i=[D_i, \varphi_i]^T$,RGL 描述的是相对几何位置关系。

2 RGL-CS-SIFT 描述子

2.1 CS-SIFT 描述子

压缩感知^[7]是将采样与压缩合二为一的理论,假设未知信号 $f \in R^N$, 压缩感知测量矩阵 $\Phi \in R^{M \times N}$, $y = \Phi f$,其中 $y \in R^M$, $M \ll N$ 为随机测量值,理论证明^[7],如果信号 f 是 K 稀疏的,且测量矩阵 Φ 满足约束等距性,信号 f 可由测量值 y 通过求解最优 l_0 范数问题进行精确重构。设 f 有稀疏表示: $f = \Psi x$,其中 Ψ 为稀疏字典, Ψ 为 f 在字典 Ψ 中的系数,且只有 K 个系数不为零,则有:

$$y = \Phi f = \Phi \Psi x \tag{3}$$

并且满足约束等距性^[8]:

$$(1 - \delta_K) \|x\|_2^2 \leq \|y\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|x\|_2^2 \tag{4}$$

式中: $\delta_K \in (0, 1)$, 则 $y = \Phi f = \Phi \Psi x$ 表示的欠定方程会以很大的概率重构原始信号:

$$\begin{cases} \hat{x} = \operatorname{argmin} \|x\|_0 \text{ s.t. } y = \Phi x \\ \hat{f} = \Psi \hat{x} \end{cases} \tag{5}$$

Donoho D L 证明^[9],测量矩阵是随机矩阵时,它与任何稀疏字典 Ψ 均满足约束等距性,当 $M > K + 1$ 时,可以重构原始信号,更可以表示原始信号。

对于有内容的图像而言,像素之间有着很强的相关性,并不是孤立的。SIFT 描述子是基于特征点邻域梯度直方图形成的,而在一个局部结构中,梯度

具有一定的相似性,并且形成的 8 方向梯度直方图,梯度大都集中在两三个方向区间内。根据梯度分布形成的 SIFT 描述子,能量主要集中在少数区间上,具有稀疏性。

图 2 是对结构型图像(Bikes)和纹理型图像(Boats)特征点的 SIFT 描述子的分析。前 508 个数据来自 Bikes 图像,后 607 个数据来自 Boats 图像,在 SIFT 的 128 维数据中,小于最大值 3% 的维大约占 58%, 值为 0 的维大约占 21%, 而这一部分数据在图像匹配中,对距离的贡献很小。可以认为 SIFT 描述子具有一定的稀疏性,符合压缩感知理论对信号的要求。

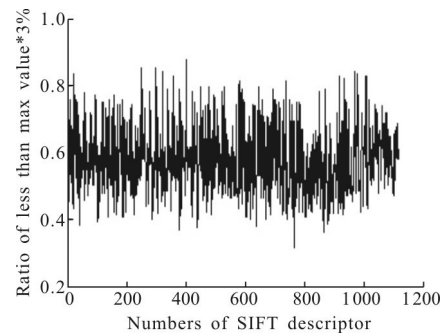


图 2 SIFT 描述子的数据分布

Fig.2 Distribution of SIFT Descriptor's values

假设 Ψ 是由图像中所有 SIFT 描述子组成的稀疏字典,则系数 x 只有一个非零值,根据压缩感知理论^[7] $M \geq 2$ 即能对原始信号进行表示,根据实验数据分析,随着 M 的增加,匹配正确率有所提高,当 $M=14$ 时的匹配性能达到最佳水平,考虑到实验图像的局限性,并留有一定的安全余量,取 $M=16$ 。CS-SIFT 描述子定义为:

$$u_i = \Phi v_i \in R^M \tag{6}$$

式中: v_i 为原始 SIFT 描述子; Φ 为随机测量矩阵,其元素是随机分布的,为能适应原算法,使 u_i 和 v_i 有相同的值域, Φ 的行向量经归一化处理,其和为 1。

2.2 CS-SIFT 与 RGL 描述子融合

匹配过程中,为使每一维数据值域统一,将 g_i 进行处理,使其与 u_i 的值域相同。现定义 RGL-CS-SIFT 描述子如下:

$$c_i = [\omega u_i^T (1 - \omega) g_i^T]^T \tag{7}$$

式中: u_i 为 16 维的 CS-SIFT 描述子; g_i 为 16 维的 RGL 描述子; ω 为权重因子,根据图像的类型与特征点的分布选定, $\omega \leq 1$ 。

3 RGL-CS-SIFT 描述子的匹配策略

因 RGL-CS-SIFT 描述子是由不同的信息融合而成, 具有不同的特性, 对两者采取不同的匹配策略, 对得到的两种描述子的距离进行加权融合, 作为两特征点的最后距离。

对于 CS-SIFT 描述子采用欧氏距离:

$$d_u = |u_i - u_j| \sqrt{\sum_{n=1}^M (u_{i,n} - u_{j,n})^2} \quad (8)$$

式中: $u_{i,n}$ 和 $u_{j,n}$ 分别表示第 i 个和第 j 个特征点的第 n 维 CS-SIFT 向量值。

$D_{i,n}$ 和 $D_{j,n}$ 分别表示第 i 和第 j 个特征点的第 n 维相对距离向量值。对于 RGL 描述子距离计算的步骤如下:

(1) 比对 $D_{i,n}$ 和 $D_{j,n}$, 标为 0 的维不计算距离, 若 $D_{i,n} * D_{j,n} = 0$, 标记 $D_{i,n} = D_{j,n} = 0 (n=1, 2, \dots, 8)$ 。

(2) 若 $D_{i,n}$ 某一维有变化, 对其重新进行归一化处理; 向量若没有变化则执行步骤(3), 对 $D_{j,n} (n=1, 2, \dots, 8)$ 进行相同的处理。

(3) 剔除因遮挡或因大的仿射引起的异常点, 如果 $D_{i,n}/D_{j,n} < 1 - \delta$ 或 $D_{i,n}/D_{j,n} > 1 + \delta$, 则 $D_{i,n} = D_{j,n} = 0 (n=1, 2, \dots, 8)$, 并转到 2 步; 否则向下执行, $\alpha \in [0.5 \ 0.8]$ 。

(4) 统计 $D_{i,n}$ 中非零值的个数 T , 并将 $D_{i,n}, D_{j,n}$ 变化到相应的值域。按下式进行距离计算:

$$d_g = \sqrt{\sum_{n=1}^8 (D_{i,n} - D_{j,n})^2 + \sum_{n=1}^8 \text{sgn}(D_{i,n}) * (\phi_{i,n} - \phi_{j,n})^2} \quad (9)$$

式中: $D_{i,n}$ 和 $D_{j,n}$ 分别表示第 i 个和第 j 个特征点的距离向量; $\phi_{i,n}$ 表示对应特征点角度差向量。采用 $d = 1/(16+T) * (\alpha d_g + (1-\alpha) d_u)$ 度量两点的距离, α 为相应的权重系数。

4 实验结果与分析

为了测试 RGL-CS-SIFT 描述子的性能, 在 OpenCV SIFT 的基础上, 对描述子进行处理, 实现了新型描述子的构造, 并与 SIFT、CS-SIFT 和 PCA-SIFT 描述子^[10]进行对比实验, 匹配均采用欧氏距离的比值作为阈值。测试图像采用 Mikolajczyk 数据集, 对其中的尺度旋转变换、模糊变换、视角变换和光照变换的图像行匹配实验。文中实验从数据集中选取 4 对图像作为测试图像, 如图 3 所示, 其中图 3(a)

存在模糊变换, 图 3(b)为存在视角变换的图像对, 图 3(c)存在尺度和旋转变换, 图 3(d)存在光照变换。这几种变换的变换矩阵是已知的, 用以检验匹配点的正确性, 文中实验均在相同的硬件条件下进行。



(a) 模糊变换

(a) Blur changes



(b) 视角变换

(b) Viewpoint changes



(c) 尺度+旋转变换

(c) Scale+rotation changes



(d) 光照变换

(d) Illumination changes

图 3 测试图像

Fig.3 Test pictures

4.1 评价指标

对描述子进行对比实验, 采用匹配点对数目和匹配率进行衡量, 利用已知的变换矩阵对匹配算法得到的匹配点对进行验证, 即可获得正确的匹配点对, 匹配率定义如下:

$$p = \frac{M}{N} \quad (10)$$

式中: p 为匹配率; M 为经变换矩阵验证后的匹配点对的数目; N 为算法得到的匹配点对的数目。对描述子运行时间进行对比实验, 采用单位构建时间、单位匹配时间和匹配效率进行度量, 定义如下:

$$T_{cper} = \frac{t_{ctotal}}{N_{feature}} \quad (11)$$

式中: T_{cper} 为单位构建时间; t_{ctotal} 为构造描述子所用总时间; $N_{feature}$ 为特征点总数。

$$T_{mper} = \frac{t_{mtotal}}{N_{match}} \quad (12)$$

式中: T_{mper} 为单位匹配时间; t_{mtotal} 为匹配总耗时; N_{match} 为匹配点总数。

$$\eta_{match} = \frac{p}{T_{cper} + T_{mper}} \quad (13)$$

式中: η_{match} 为匹配效率; p 为匹配率; T_{cper} 和 T_{mper} 分别为单位构建时间和单位匹配时间。

4.2 描述子性能测试

匹配采用最近邻和次近邻距离的比值作为阈值, 比值阈值是对描述子独特性的度量, 文中阈值取值范围为 0.2×0.8 。对图 3 中的各图像变换对进行测试。图 4 所示是模糊变换图像对的测试结果。由图 4(a) 可知, CS-SIFT 对阈值比较敏感, 当阈值较小时, 正确匹配数目较少, 随着阈值增大, 正确匹配数目急剧增大, 说明随机投影降低了描述子的独特性, RGL-CS-SIFT 中的相对几何位置成分弥补了这一缺点,

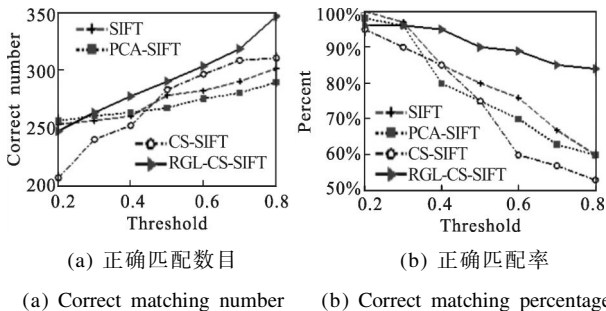


图 4 模糊变换匹配结果
Fig.4 Matching results for defocusing

对比值阈值的鲁棒性比原 SIFT 和 PCA-SIFT 要好; PCA-SIFT 只向主方向投影, 具有较强的分辨能力, 在阈值较低时, 匹配点数目比 CS-SIFT 要强, 随着距离比值阈值的增大, CS-SIFT 和 RGL-CS-SIFT 正确匹配数目急剧增加, 说明了对于特征点的描述具有稳定的区分能力, 分辨能力此刻才有体现, 能够找出正确的匹配对。图 4(b)表明 RGL-CS-SIFT 去

除误匹配的能力比其他描述子都强, 由于存在严重的模糊变换, 梯度被平滑, 梯度差异性减弱, 所以依赖于梯度的描述子消除误匹配的能力减弱, 但 RGL-CS-SIFT 加入了几何相对位置的信息, 弥补了这一缺点。

图 5 是对视角变换比较大的图像对(图 3(b))进行匹配的结果, 从图中可见, CS-SIFT 在比值阈值较高的情况下, 表现性能良好, 说明随机投影并没有混淆特征点原 SIFT 描述子, 只是在高阈值的情况下, 其分辨能力才得以体现; RGL-CS-SIFT 在正确匹配点对的数目(图 5(a))和匹配准确率方面(图 5(b))都超过了其他描述子。在大视角变换的情况下, 计算 SIFT 描述子的特征点邻域发生了变形, 依旧使用各向同性的圆形区域计算梯度直方图, 其图像内容发生了更改, 完全依赖梯度的描述子性能急剧下降; 虽然相对几何位置也会发生很大变化, 但在匹配中针对此种变化, 舍去发生极大变化关键点, 对相对稳定的关键点进行匹配, 所以 RGL-CS-SIFT 具有一定的抗仿射能力。

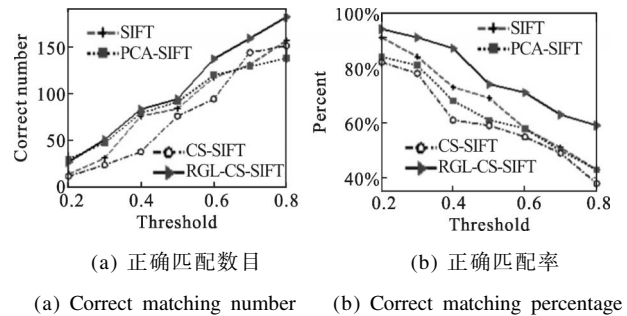


图 5 视角变换匹配结果
Fig.5 Matching results for view point variation

图 6 是尺度和旋转变换的图像对测试的结果, 从图中可以看出: 比值阈值较小时, RGL-CS-SIFT 和 CS-SIFT 描述子在提取匹配点时, 效果较差, 随着比值阈值的增大, 在正确匹配点和匹配率方面, 性能均大幅提升, 说明随机投影只是拉近了各描述子之间的距离, 并没有交叉混淆各特征点的描述子。相对几何位置信息是在各尺度图像下形成的, 并且进行了距离和角度差向量归一化处理, 增强了抗尺度变换的能力。在旋转方面, 梯度是在主方向和垂直主方向上进行计算的, 由于主方向不同, 旋转后坐标取整和像素插值存在误差, SIFT 描述子会受到影响, 但其相对几何位置不会因旋转而发生变化, RGL-

CS-SIFT 描述子对旋转有更好的鲁棒性。

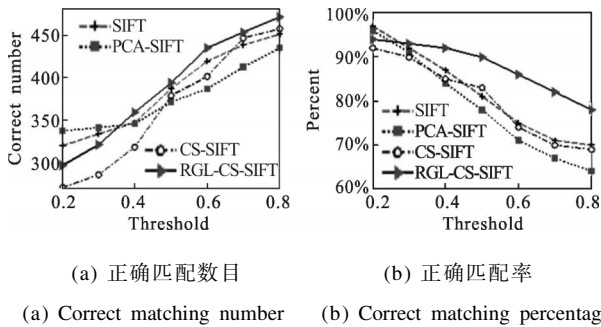


图 6 尺度和旋转变换匹配结果

Fig.6 Matching results for scaling and rotation

图 7 显示的是亮度变换图像对的实验结果。由图可见:RGL-CS-SIFT 描述子在正确匹配数目(图 7(a))和匹配准确率(图 7(b))方面均超过其他描述子。对于严格的线性光照变换,SIFT 描述子采用梯度直方图,并且进行了归一化处理,故不受影响。对于非线性变化,梯度值和分布均受到影响,形成的 SIFT 描述子的性能会下降,RGL-CS-SIFT 中相对几何位置信息较梯度相比,受到的影响较小,具有较强的稳定性。

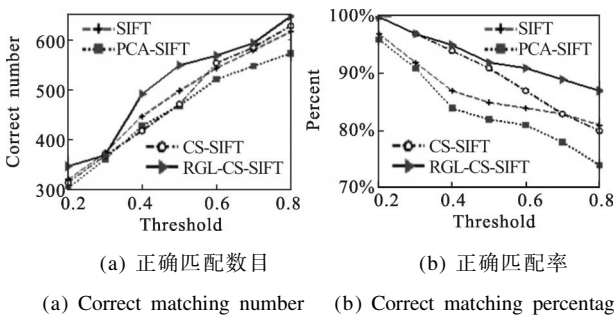


图 7 亮度变换匹配结果

Fig.7 Matching results for illumination variation

4.3 运行时间和运行效率实验

PCA-SIFT 是在 SIFT 基础之上,计算所有特征点描述子的均值、协方差矩阵、矩阵的特征值与特征向量,主成分投影矩阵针对性很强,对于不同的图像都要重新计算一遍,计算量比较大。CS-SIFT 是在原 SIFT 基础之上随机投影获得较少的测量值,计算较简单,加快了匹配的速度。RGL-CS-SIFT 描述子中相对几何位置信息在关键点选取时,进行了曼哈顿距离的计算,而后的形成过程中,借助主方向的角度差和 CS-SIFT 形成描述子,计算量较少。

表 1 是分别对图 3 各图像对进行了实验,阈值选为 0.7,对得到的匹配效率进行了归一化处理。由表 1

所示,RGL-CS-SIFT 的构建时间比 SIFT 时间稍长,因为 RGL-CS-SIFT 是在 SIFT 基础之上进行的,主要多了随机投影步骤,对于图像模糊的图像对,由于模糊平均了像素值,梯度差异较小,检测到的特征点尺度较大,需要计算的区域范围比较大,故计算较耗时,其他变换情况,计算量相差不多。在匹配的过程中,由于 RGL-CS-SIFT 维数仅有 32 维,所以在建立 KD-Tree 和匹配过程中,计算方差的次数较少,匹配时的搜索空间大大缩小了,单位匹配时间提高了。在匹配效率中,RGL-CS-SIFT 明显高于 SIFT,因为其中含有相对几何位置的信息,去除误匹配的能力提高了,匹配准确率受模糊、尺度、旋转、视角变换和光照等因素影响较小,所以效率得到很大提高。

表 1 运行时间测试结果

Tab.1 Test result of runtime

Image pair	Unit construction time	Unit matching time	Matching efficiency
	RGL-CS-SIFT/SIFT/ms	RGL-CS-SIFT/SIFT/ms	
Fig.3(a)	0.73/0.72	0.24/0.31	87/51
Fig.3(b)	0.57/0.57	0.22/0.29	86/71
Fig.3(c)	0.51/0.49	0.19/0.26	74/59
Fig.3(d)	0.64/0.61	0.27/0.38	81/58

5 结论

文中提出了一种特征点描述子的构造方法,首先,以某一特征点为中心,以特征点主方向为起点,统计相应区域内的关键点与此点的距离及方向角度差,形成一个 16 维的 RGL 描述子,用来描述特征点的相对几何位置;其次通过统计分析 SIFT 描述子发现有许多数值比较小的值,在计算距离时贡献较小,具有一定的稀疏性,根据压缩感知的理论,少量的随机投影可以表示高维的 SIFT 描述子,通过随机投影实现降维,形成压缩感知 SIFT 描述子,最后与 RGL 描述子融合,作为特征点的描述子。在实验中,在包含模糊变换、尺度和旋转变换、一定视角变换和光照变换的图像匹配中,RGL-CS-SIFT 描述子与 SIFT 和 PCA-SIFT 描述子比较,匹配准确率有所提高,匹配时间明显减少。下一步准备研究特征点的空间分布和

特征点邻域的信息熵,估计 RGL 描述子和 SIFT 描述子的分辨能力,解决融合权重需要人工选择的问题。

参考文献:

- [1] Ding Lin, Ni Xiliang, Jiang Tao, et al. Automatic registration of CCD images and IR images based on invariant feature[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(2): 350–354. (in Chinese)
丁琳,倪希亮,江涛,等.基于不变特征的 CCD 影像与红外影像的自动配准[J]. *红外与激光工程*, 2011, 40(2): 350–354.
- [2] Liu Xingmiao, Wang Shicheng, Zhao Jing. Infrared image moving object detection based on image block reconstruction [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40 (1): 176–180. (in Chinese)
刘兴淼,王仕成,赵静.图像分块重建的红外运动目标检测算法[J]. *红外与激光工程*, 2011, 40(1): 176–180.
- [3] He X C, Yung N H C. Curvature scale space corner detector with adaptive threshold and dynamic region of support[C]// Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2004: 1051–4651.
- [4] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91–110.
- [5] Liu Jin, Zhang Tianxu. Recognition of the blurred image by complex moment Invariants [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 24: 1128–1138.
- [6] Kalra M, Ghosh D. Image compression using wavelet based compressed sensing and vector quantization [C]//IEEE Proceedings of the International Conference on Signal Processing(ICSP2012), 2012: 1: 640–645.
- [7] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306.
- [8] Sun Nan, Pan Xiaowei, Ma Chun, et al. A survey on compressed sensing based banknote classification [C]// ICSPS2011, 2011, 7: 509–516.
- [9] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489–509.
- [10] Ke Y, Sukthankar R. PCA –SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors [C]//Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2004, 2II: 506–513.