

结合 SURF 特征点与 DAISY 描述符的图像匹配算法

罗楠 孙权森 陈强 纪则轩 夏德深

(南京理工大学计算机科学与工程学院 南京 210094)

摘要 图像匹配技术是许多计算视觉问题研究的基础,基于图像局部特征的方法是本领域研究的热点。为了解决经典的 SURF 算法在旋转不变性上表现欠佳的问题,提出了一种结合 SURF 特征点与 DAISY 描述符的图像匹配算法。在 SURF 算法特征点检测的基础上,提出一种适合 DAISY 描述符的主方向分配方法,并按照该主方向旋转获得新的 DAISY 描述符。本算法在略微增加运算成本的基础上,增强了经典 SURF 算法在图像旋转上的匹配能力。实验结果表明,在图像模糊、光照变化、JPEG 压缩比变化、视场变化等多种复杂情况下,本算法具有更强的鲁棒性。

关键词 图像匹配, SURF 特征点, DAISY 描述符, 旋转不变性

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.11.056

Image Matching Algorithm Combining SURF Feature Point and DAISY Descriptor

LUO Nan SUN Quan-sen CHEN Qiang JI Ze-xuan XIA De-shen

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract Image matching is a basic technique in the research of computer vision, and local feature based image matching methods are becoming increasingly popular in this field. To solve the classical SURF algorithm's poor performance on the rotation invariance, this paper proposed a new matching algorithm combining the SURF feature point and DAISY descriptor. We proposed a main orientation distribution method which is more suitable for DAISY descriptor, so that a new descriptor can be obtained via rotating by the main orientation. Our algorithm effectively improves the matching ability of the classical SURF algorithm on the rotation invariance, only employing a little more computational burden. The experimental results demonstrate that our algorithm is more robust than classical methods when the image blurs, illumination, JPEG compression ratio or the viewpoint changes.

Keywords Image matching, SURF feature point, DAISY descriptor, Rotation invariance

1 引言

图像匹配技术是计算机视觉领域许多研究问题的基础,例如图像配准、目标识别与跟踪、三维重建,其广泛应用于遥感、医学、人工智能等多个领域^[1-5]。图像匹配的实质在于找出基准图像与待匹配图像之间的几何变换关系,主要有基于灰度的匹配方法与基于特征的匹配方法两大类。基于灰度的匹配方法直观,而且充分利用了图像的灰度信息,但其缺点在于对噪声和光照变化敏感,计算稳定度不高。基于图像特征的方法目前依旧是研究的热点,其中最重要的步骤为图像特征的提取与匹配,精确匹配的关键在于获得较高匹配正确率的特征点。

图像的局部特征描述符是图像特征提取与匹配过程的核心部分,在过去的十年中,众多学者对图像的局部特征描述符进行了大量的研究,其中基于图像局部不变量描述符的研究发展最为迅速^[6,7],其通过计算每个特征点的局部特征描述符,并根据不同描述符的差异来判断特征点是否匹配。在现

有的描述符中,具有平均最优性能的是 Lowe 提出的 SIFT 算法^[8],但是 SIFT 描述符计算复杂,运算耗时较长,因此 Bay 等人在 SIFT 的基础上提出了速度方面更具优势的 SURF 算法^[9]。值得注意的是,虽然 SURF 算法在速度上比 SIFT 算法提高了 3 到 4 倍,但是有学者在图像局部特征算子性能比较的文章中提出: SURF 算法在旋转不变性上的表现不佳^[10]。因此,通过引入局部特征描述符来克服这一缺陷,对于提取特征点的精度以及相关后续工作具有至关重要的影响。

2010 年由 Engin Tola 提出的 DAISY 描述符^[11]是一种可以用于稠密立体匹配的局部特征描述,其匹配性能和运算速度都比较优秀。虽然 DAISY 描述符本身并不具有旋转不变性,但具有中央-周围对称结构,因此该描述符具有旋转计算十分便捷的特点,因而很容易获得旋转不变性。其在近两年来引起了诸多学者的关注: Stefan Leutenegger 等人结合了 DAISY 描述符与 BRIEF 描述符^[12],提出了一种新的 BRISK 描述符^[13],该描述符具有计算快速、占用内存小的特点。Al-

到稿日期:2013-12-10 返修日期:2014-01-25 本文受国家自然科学基金项目(61273251),十二五民用航天技术预先研究项目(D040201)资助。
罗楠(1986-),男,博士生,主要研究方向为图像处理、遥感信息系统, E-mail: luonan_njust@gmail.com; 孙权森(1963-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、遥感信息系统; 陈强(1979-),男,副教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理与分析; 纪则轩(1984-),男,讲师,硕士生导师,主要研究方向为模式识别、图像处理; 夏德深(1941-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为图像处理、卫星遥感。

exandre Alahi 等人提出将人类视网膜的特点与 DAISY 描述符结合,提出了一种具有人类视网膜密度分布的 FREAK 描述符^[14],该描述符是一种二值化的描述符,同样具有计算快速等特点。Yin Guo 等人提出了一种改进的 DAISY 描述符算法^[15],为 DAISY 描述符分配了主方向,并且使用了 PCA 将描述符降维,结合 Harris 角点检测使得匹配更为快速。该方法在图像匹配测试中获得了不错的结果,但是具有运算量大的缺点,运算时间接近 SIFT 算法。国内的学者例如刘天亮等人,提出了一种基于 DAISY 描述符和改进型权重核的稠密立体匹配方法^[16],该方法利用了 DAISY 描述符结构简单、复杂度低的特点,具有较高的匹配精度。总之,DAISY 描述符在图像匹配的过程中比以往的描述符具有更大的优势,更加适合于图像的匹配工作。

为了解决 SURF 算法在旋转不变性上表现不佳的问题,本文提出了一种结合 SURF 特征点与 DAISY 描述符的图像匹配算法。在 SURF 算法特征点检测的基础上,提出了一种新的分配 DAISY 描述符主方向的方法,并按照该主方向旋转获得新的 DAISY 描述符。本文方法既保持了原始 SURF 算法计算速度快的特点,也提高了其在旋转不变性上的匹配正确率。

2 SURF 算法简介

2.1 SURF 特征点的提取

与 SIFT 算法类似,SURF 算法的特征点检测依然基于尺度空间理论。但与之不同的是,SIFT 算法使用高斯差分尺度空间(Difference of Gaussians,DOG)来进行特征点的提取。而 SURF 主要运用了对 Hessian 矩阵行列式的简化和近似来提取特征点。对于图像 I 上在 $X=(u,v)$ 点处尺度为 σ 的一个像素点,它的 Hessian 矩阵 $H(X,\sigma)$ 可以表示为: $H(X,\sigma)=\begin{bmatrix} L_{xx}(X,\sigma) & L_{xy}(X,\sigma) \\ L_{xy}(X,\sigma) & L_{yy}(X,\sigma) \end{bmatrix}$ 。其中 $L_{xx}(X,\sigma)$ 是高斯二阶偏导数 $\frac{\partial^2}{\partial x^2}g(\sigma)$ 在 X 点处与图像 I 的卷积, $L_{xy}(X,\sigma)$ 和 $L_{yy}(X,\sigma)$ 具有类似的含义。

在 SURF 算法中,为了加速计算,利用盒滤波器来近似代替高斯滤波器,同时 SURF 算法简化了行列式的计算,不再对各个区域的权重分别进行计算,行列式可由下式来获得。

$$\det(H_{approx})=D_{xx}D_{yy}-(0.912D_{xy})^2 \quad (1)$$

其中, D_{xx} 、 D_{xy} 以及 D_{yy} 均为模板与图像进行卷积之后的结果。

由于使用了盒滤波器和积分图像,因此在 SURF 算法构建的尺度空间中滤波器的大小是变化的,图像的尺寸是不变的,而不像 SIFT 算法那样对滤波后的图像继续进行滤波。SURF 算法的尺度空间分为几个阶,每阶包含若干层,较为普遍的设定为 4 阶,每一阶中有 4 层的尺度图像,每一阶中最底层的图像为基础图像,每一层图像的滤波器尺寸大小为 $3 \times (2^N \times M + 1)$,其中 N 为该图像所在阶数, M 为该图像的层数,例如第 1 阶的图像分别对应的滤波器尺寸为 9、15、21、27,在第 1 阶的相邻层中模板尺寸相差量为 6,在后面阶中相差量依次翻倍为 12、24、48。而每层图像所对应的尺度为 $\sigma=$

$FilterSize \times \frac{1.2}{9}$,其中 $FilterSize$ 为当前图像对应滤波器的边长。在获得每层图像的 Hessian 矩阵行列式的近似值以后,在 $3 \times 3 \times 3$ 的邻域内进行非最大抑制(non-maximum suppression),只有当前点的值比周围 26 个点的值都要大或者都要小时,该点才能被选择为特征点。由于 SURF 算法利用方框滤波代替了高斯滤波,并且使用了积分图像来加速积分过程,因此其能在保持较高精度的情况下尽可能地提升运算速度。

2.2 SURF 特征描述符

为了使 SURF 描述符具有旋转不变性,首先需要确定特征点的主方向。假设一个特征点的尺度大小为 σ ,在以特征点为中心、半径为 6σ 的区域内分别计算积分图像在 x 和 y 方向的 Haar 小波响应值,其中 Haar 小波尺寸为 $4\sigma \times 4\sigma$ 。为了更加符合客观实际情况,对这些响应值赋予高斯加权系数,离特征点近的响应值权重较大,因此相应贡献较大;离特征点远的响应值权重较小,相应贡献也较小。然后以 60° 为量化步长计算每个区域所包含的 Haar 小波响应值之和,以具有最大分布响应的角度作为当前描述符的主方向。

在完成主方向的分配之后,以特征点为中心将坐标轴旋转到该特征点的主方向上,沿着这个主方向在特征点周围选取大小为 $20\sigma \times 20\sigma$ 的矩形区域来计算描述符。将该区域划分成 4×4 个大小为 $5\sigma \times 5\sigma$ 的子区域,并在每一个子区域,内计算 Haar 小波响应值,设定相对于主方向的水平、垂直方向的 Haar 小波响应分别为 d_x 、 d_y 。与分配主方向不同的是,此时不需要将各方向的相应值累加,而是分别计算 $\sum d_x$ 、 $\sum d_y$ 、 $\sum |d_x|$ 以及 $\sum |d_y|$,同时为了增强算法的鲁棒性,把以特征点为中心的高斯加权系数赋予这些响应值。对于每一个子区域,能够得到一个 4 维的特征描述向量 $v=(\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$,因此整个特征区域内的所有 16 个子区域的 4 维特征向量可以串接成一个 64 维的特征向量来作为中心点的特征,并进行归一化处理,最后得到 SURF 描述符。

3 结合 DAISY 描述符的 SURF 图像匹配算法

3.1 DAISY 描述符

DAISY 特征描述符是由 Tola 等人提出的一种新型的图像局部特征描述符,其核心思想采用了一种将原始图像的若干个方向图与数个尺度不一的高斯滤波函数进行卷积的方法,由于高斯滤波函数具有可分离性,因此该方法具有较高的效率,经常被用于立体视觉的稠密匹配过程中。

DAISY 描述符是由类似“雏菊”的中央-周围对称计算结构构成的,如图 1 所示。一般围绕中心点构成 3 层不同半径的同心结构,每层同心圆有 8 个采样点,以实心点表示,其分别以 45° 为间隔分布在同心圆环上,每层同心圆环的采样点具有相同的高斯尺度值,高斯尺度值按照从中心向四周逐渐变大的规则排列。这种结构使得 DAISY 描述符对于图像间的仿射变化和光照差异都有较好的鲁棒性^[7],同时,不同于 SIFT 算法和 SURF 算法使用矩形邻域,DAISY 描述符采用的是圆形邻域,这是因为圆形邻域比矩形邻域具有更好的定位特性^[7]。更为重要的是,DAISY 描述符能够比较便捷地达

到旋转的目的,因此本文采用 DAISY 描述符对特征点进行描述。具体的构成方法如下:

首先,原始图像上的一个像素点 (u, v) 的 8 个方向的梯度由 $G_o(u, v) = (\frac{\partial I(u, v)}{\partial o})^+$ 表示,其中 o 表示的是梯度的方向, $o=1, 2, \dots, 8, (\cdot)^+$ 表示 $(a)^+ = \max(a, 0)$ 。接着,多次的高斯卷积可以获得同心圆环上各层采样点的高斯卷积值,我们用公式 $G_\Sigma^\Sigma(u, v) = G_\Sigma * (\frac{\partial I(u, v)}{\partial o})^+$ 表示用高斯尺度值为 Σ 的高斯核 G_Σ 对梯度图像 $G_o(u, v)$ 进行高斯卷积后的值,用每一个像素点 (u, v) 得到的一个长度为 8 的向量来表示局部梯度方向直方图,记作 $h_\Sigma(u, v) = [G_{\Sigma_1}^\Sigma(u, v), G_{\Sigma_2}^\Sigma(u, v), \dots, G_{\Sigma_M}^\Sigma(u, v)]^T$,由此可以得到 DAISY 描述符的公式:

$$D(u, v) = \begin{bmatrix} h_{\Sigma_1}^T(u, v) \\ h_{\Sigma_1}^T(l_1(u, v, R_1)), \dots, h_{\Sigma_1}^T(l_N(u, v, R_1)) \\ h_{\Sigma_2}^T(l_1(u, v, R_2)), \dots, h_{\Sigma_2}^T(l_N(u, v, R_2)) \\ \dots \\ h_{\Sigma_M}^T(l_1(u, v, R_M)), \dots, h_{\Sigma_M}^T(l_N(u, v, R_M)) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, M 表示结构的层数, N 表示每一层划分的方向, $l_i(u, v, R_j)$ 表示以像素点 (u, v) 为中心的结构中第 j 个同心圆环上第 i 个采样点的坐标, $h_{\Sigma_j}^T(l_i(u, v, R_j))$ 则表示上述采样点的局部梯度方向直方图。图 1 所示的结构是经过多次实验以后所得到的效果与功耗比平均较好的结构^[17],因此本文也采用该类结构进行计算,这样获得的特征向量一共包含 $(8 \times 3 + 1) \times 8 = 200$ 维。特征描述符之间的相似性由两个向量之间的欧氏距离进行衡量。

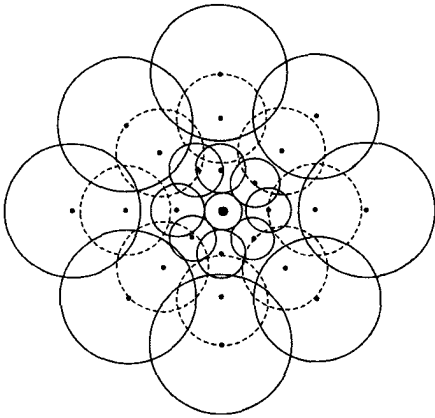


图 1 DAISY 描述符结构

3.2 DAISY 主方向分配方法

原始的 DAISY 描述符并不具有旋转不变性,尽管如此,DAISY 描述符的对称圆环结构使其很容易获得旋转不变性^[18]。由于在计算 DAISY 描述符之前需要计算原始图像的高斯滤波梯度方向图,这组梯度方向图就类似于 SIFT 算法中的方向直方图,因此文献[18]提出的主方向分配方法直接对中心点 (u_0, v_0) 的第二层的梯度直方图 $G_{\Sigma_2}^{\Sigma_2}(u, v)$ 进行计算,取其中最大的值的方向为描述符主方向。这种方法相当于以 45° 为单位选择方向,在计算速度上很快,但是会降低匹配精度。本文提出了一种新的 DAISY 描述符主方向分配方

法,该方法提升了匹配正确率。

如图 2 所示,对每一个特征点 (u, v) ,我们以每 5° 为单位在 DAISY 描述符结构最外层的同心圆上选取采样点集合 $S = [(u_\theta^1, v_\theta^1), (u_\theta^2, v_\theta^2), \dots, (u_\theta^8, v_\theta^8)]$,其中 θ 为旋转的角度, n 表示采样点的个数。按这些采样点在尺度最大的方向图 $G_{\Sigma_2}^{\Sigma_2}$ 上取值,得到各点的梯度方向直方图,并将其累加起来得到:

$$H_\theta = [h_{\Sigma_2}(u_\theta^1, v_\theta^1) + h_{\Sigma_2}(u_\theta^2, v_\theta^2) + \dots + h_{\Sigma_2}(u_\theta^8, v_\theta^8)] \quad (3)$$

将 H_θ 作为选择主方向的判断函数,在围绕中心特征点计算完一圈以后,会得到 72 个 H_θ 的值,将其中最大值的方向作为 DAISY 描述符的主方向。这样选择的目的在于可以尽可能多地用到各个方向上的梯度信息,比 SURF 算法的主方向分配方法以及文献[18]的方法具有更高的精度。在获得 DAISY 主方向以后,将 DAISY 模板沿着主方向对齐旋转,重新按旋转角度计算模板上的 24 个同心圆上的采样点,并根据不同高斯尺度滤波后的方向图得到新的梯度直方图,从而得到新的具有旋转不变性的 DAISY 描述符。

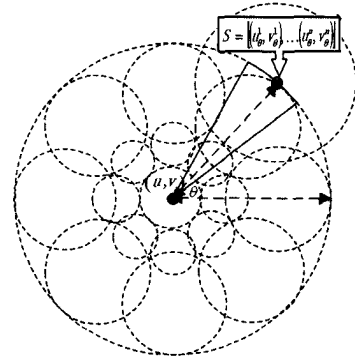


图 2 本文主方向分配方法

3.3 本文算法流程

本文算法具体流程描述为:

1) 输入原始图像,计算原始图像的面积分图像,利用式(1)计算积分图像的 Hessian 矩阵,并使用非最大抑制检测到特征点。

2) 计算原始图像的 8 方向梯度图,并对梯度图进行高斯滤波。

3) 利用式(3)为每一个特征点分配主方向,并将 DAISY 描述符模板按照主方向旋转后计算式(2),得到特征描述符。

4) 匹配特征描述符。使用最近邻比率匹配算法(nearest neighbor ratio matching strategy)计算待匹配图像上的特征点的描述子特征向量与基准图像上的特征点的描述子特征向量的欧氏距离,如果两特征点的距离最短,并且此距离小于次短距离的 0.7 倍,则认为两特征点为对应的匹配点对。否则认为该特征点没有匹配点。

5) 验证匹配点对,本文由两种方法获得基准图像与待匹配图像之间的映射变换矩阵 T_{ij} ,一种是采用 RANSAC 算法^[21]计算得到的,另一种是由牛津大学经典的图像匹配数据库^[22]将其作为真实变换矩阵提供的。在获得变换矩阵 T_{ij} 之后,对任意一对匹配点对 (P_i, P_j) ,有点 $P_j' = T_{ij} P_i$,在理想的情况下存在 P_j' 与 P_j 点重合,但由于各种噪声的影响,导致两点无法完全重合。为此,本文采用对称转移误差(symmetrical transfer error)来进行判断。阈值设定为 0.002,当一对匹

配点对的对称转移误差代价函数值小于阈值时,称这对匹配点对为正确匹配点,否则为错误匹配点。

本文算法的流程如图3所示。



图3 本文算法流程

4 实验结果分析

4.1 图像旋转不变性检测实验

为了验证 SURF 算法在旋转不变性上表现不佳的特点,我们使用几幅经典的数字图像作为实验图像,对每一幅图像从 0° 到 180° 进行旋转,并使用 SIFT 算法、SURF 算法、SURF 主方向+DAISY 描述符、文献[18]的方法以及本文算法分别对其进行匹配,并且记录每次匹配结果的匹配正确率以及运行时间,其中匹配正确率=正确的匹配点/匹配点总数。本文采用文献[19,20]的描述符测试方法,其中 SIFT 和 SURF 描述符分别采用的是文献[7,8]的参数设置。本文实验环境:操作系统为 Windows7,CPU 为 Inter Xeon 3.2GHz,实验软件为 Matlab(R2012a),所有代码均为 MATLAB 代码,且不包含 mex 文件。其中匹配正确率的结果如图4所示。

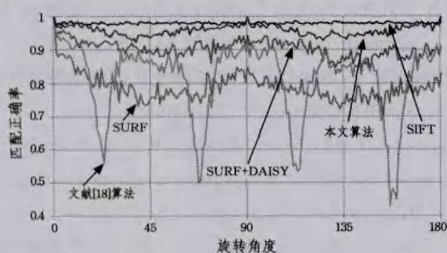


图4 图像 Plane 旋转测试中的匹配正确率

其中,图4是5种匹配方法将图像 Plane 的原图与各个角度上的旋转图像进行匹配的正确率变化曲线图,其中横坐标表示旋转角度,纵坐标表示匹配正确率。表1是算法性能的平均统计信息。通过比较可以从图表中看到,SIFT 描述符对旋转不变性具有较强的鲁棒性,在所有的方中表现最为稳定且效果最好,获得的正确匹配点的个数也是最多的,平均匹配正确率能达到 95% 以上。SURF 算法的表现验证了之前关于其对图像旋转表现欠佳的说法,平均匹配正确率水平只在 70% 左右,而且正确匹配点的平均个数比较少。第3种算法是直接使用 SURF 算法的主方向计算 DAISY 描述符,该方法在平均正确率与平均正确匹配点个数上均比 SURF 算法有所提高,这说明在相同特征点检测与相同主方向分配

的条件下,DAISY 描述符的匹配能力优于原始的 SURF 描述符。第4种方法为文献[18]所采用的方法,其直接利用中心点在第二层的梯度直方图来分配主方向,该方法在角度变化不大时在角度为 $\pi/8$ 的倍数附近时效果较好,但是在其余角度的匹配正确率中出现较大的误差,这是由于该方法的主方向分配方法是以 $\pi/8$ 为单位选取的。最后一种方法是本文算法,本文算法将平均正确匹配点的平均个数提高到了仅次于 SIFT 算法的地步,平均正确率提高到了 90% 左右,这说明本文的主方向分配方法比 SURF 算法的主方向分配方法更加适合于 DAISY 描述符,同时也比文献[18]的方法更加具有鲁棒性。通过对比单次匹配的平均运算时间以及单个特征点的平均运算时间,可以看到,SIFT 算法的计算耗时最长,效率几乎是 SURF 算法的 5 倍左右。文献[18]的方法快于 SURF 算法,这是因为其结构简单,而且主方向分配方法简单。而结合 DAISY 描述符的两种算法(SURF 主方向+DAISY 描述符、本文算法)的平均运算时间比原始 SURF 算法略长,但是本文算法比直接采用 SURF 主方向的算法速度稍快,这说明了本文主方向分配方法快于 SURF 的主方向分配方法。综合考虑匹配效果与运算时间,本文算法在略微增加运算时间的情况下,提升了原始 SURF 算法对于旋转不变性的匹配能力,获得了比较好的效果,说明本文算法在旋转不变性上比原始 SURF 算法更加优越。

表1 旋转测试中算法性能的比较

图像	算法	平均匹配正确率	单次匹配平均运算时间	单个特征点平均运算时间
Plane	SIFT	97.95%	32.54s	11.86ms
	SURF	78.79%	3.82s	2.52ms
	SURF+DAISY	90.36%	5.54s	3.65ms
	文献[18]算法	81.17%	3.88s	2.56ms
	本文算法	95.78%	5.17s	3.40ms
Pepper	SIFT	94.68%	21.49s	12.99ms
	SURF	70.67%	3.47s	2.77ms
	SURF+DAISY	83.97%	5.19s	4.15ms
	文献[18]算法	69.24%	3.45s	2.75ms
Baboon	本文算法	88.75%	3.91s	3.13ms
	SIFT	99.17%	78.97s	10.6ms
	SURF	74.88%	5.76s	2.26ms
	SURF+DAISY	81.41%	8.24s	3.23ms
Lena	文献[18]算法	72.05%	5.34s	2.09ms
	本文算法	88.83%	7.64s	2.99ms
	SIFT	95.8%	28.91s	11.52ms
	SURF	65.8%	3.41s	2.38ms
Lena	SURF+DAISY	76.7%	5.11s	3.58ms
	文献[18]算法	65.13%	3.36s	2.35ms
	本文算法	85.5%	4.45s	3.11ms

4.2 经典数据库匹配结果分析

本组实验采用的是牛津大学经典的图像匹配数据库^[22],每组数据一共有6张真实图片,以第一张图片为基准图,其余图像为待匹配图像,每组数据附有第一张图片与其他图像的单应性矩阵(Homography Matrix)作为映射变换矩阵,因此能比较方便地进行算法验证。每组图像都对应一至两种图像变化,本次实验选择的是 Bikes(图像模糊)、Graffiti(视场变化)、Wall(视场变化)、Leuven(光照变化)、UBC(JPEG 压缩比变化)5 图像,基本涵盖了图像变换的所有方面。这里需要指出的是,由于 DAISY 描述符并没有解决尺度不变性,因此含有较大尺度变化的数据并不在本文的讨论范围中。具体结果如图5、表2、表3所示。

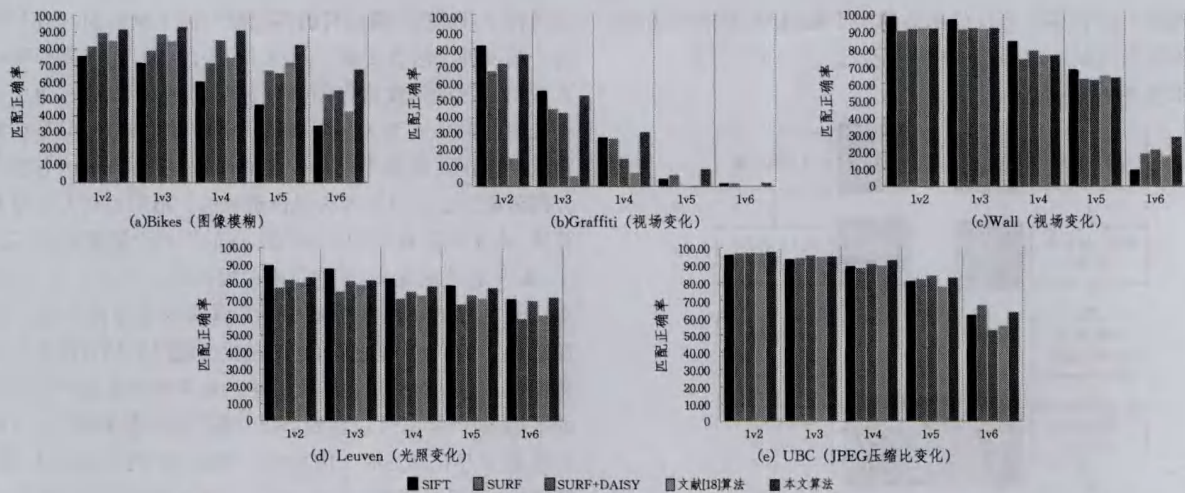


图5 牛津经典匹配数据库匹配正确率柱状图

表2 牛津经典匹配数据库平均匹配正确率(%)

算法	Bikes	Graffiti	Wall	Leuven	UBC	平均
SIFT	58.01	34.76	71.74	81.87	84.41	66.16
SURF	70.70	29.89	67.59	69.81	85.77	64.75
SURF+DAISY	77.11	26.17	69.30	75.88	84.10	66.51
文献[18]算法	71.96	6.28	68.53	72.67	83.01	60.49
本文算法	85.48	34.92	70.63	78.05	85.34	71.10

表3 牛津经典匹配数据库平均运行时间(单位:秒)

算法	Bikes	Graffiti	Wall	Leuven	UBC	平均
SIFT	61.35	84.80	144.47	50.65	71.19	82.49
SURF	7.22	9.95	16.99	5.94	8.41	9.70
SURF+DAISY	10.42	12.91	19.79	8.52	11.74	12.68
文献[18]算法	6.99	8.02	12.14	5.70	7.35	8.04
本文算法	10.05	12.09	18.44	8.02	10.98	11.92

从上述结果可以看到:在图像模糊变化数据(Bikes)中,本文算法表现最好,这是因为图像模糊对 SIFT 算法的梯度直方图影响较大,而本文算法选择的 DAISY 描述符本身即是以高斯滤波后的梯度直方图作为特征描述,因此在图像模糊的变化上表现较为突出。另外在第一组视场变化数据(Graffiti)中,由于这组图像每一幅之间的视场变化角度比较大,因此从第三幅图像开始,所有方法的匹配精度均大幅下降,但本文算法的平均正确率依旧最高。在后面两组关于视场变化与光照变化的图像中,本文算法的匹配正确率均高于 SURF 算法且略低于 SIFT 算法,与最后一组压缩比变化的数据结果刚好相反,这说明在压缩比变化上 SURF 算法具有优势,而其他方面 SIFT 算法更强。但本文算法在这 3 组中与排名第一的算法差距都较小,说明本文算法具有较好的鲁棒性。在与选用 SURF 主方向的 DAISY 描述符的算法以及文献[18]的算法的比较中,本文算法在所有实验中均领先,这说明本文的主方向分配策略比 SURF 的主方向更加适合 DAISY 描述符,也说明本文算法优于文献[18]的算法。从这 5 组实验的平均效果看来,SIFT 算法精度较高但用时过长,SURF 算法与文献[18]算法速度最快但正确率最低。本文算法的平均匹配正确率最高,同时在计算时间上略微长于 SURF 算法与文献[18]算法,但远远低于 SIFT 算法。综合考虑算法的运算速度与匹配效果,本文算法最具优势。

结束语 本文针对原始 SURF 算法在旋转不变性上表现一般这一缺点,提出了一种结合 SURF 特征点与 DAISY 描述符的图像匹配算法。该算法首先使用了 SURF 算法中

快速的 Hessian 矩阵的计算方法检测特征点,保持了特征点检测过程的快速性和准确性。然后计算原始图像的高斯滤波梯度方向图,并利用本文提出的适合 DAISY 描述符的主方向分配方法为特征点分配主方向,再沿着主方向旋转 DAISY 描述符形成新的特征描述符。实验结果表明,本文算法在略微增加运算时间的情况下,增强了原始 SURF 算法的旋转不变性,并且能获得更多的正确匹配点。在牛津大学经典的匹配数据库上的实验表明,本文算法在面对图像模糊、光照变化、jpeg 压缩比变化、视场角旋转和平移时,具有较好的匹配结果。本文提出的结合 SURF 特征点与 DAISY 描述符的图像匹配算法具有较好的运算速度,适用于图像尺度变化不大的场景,具有较好的匹配效果,比经典算法更具鲁棒性。但本文算法在图像尺度变化过大的情况下表现不是很理想,这将是今后工作的一个改进方向。

参考文献

- [1] Agarwala S, Furukawa Y, Snavely N, et al. Building Rome in a day[J]. Communications of the ACM, 2011, 54(10)
- [2] 徐丽燕, 张洁玉, 孙巍巍, 等. 大幅面多光谱遥感图像快速自动配准[J]. 计算机科学, 2012, 39(2): 61-65
- [3] Gholipour A, Kehtarnavaz N, Briggs R, et al. Brain functional localization: a survey of image registration techniques[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(4): 427-451
- [4] 庄严, 陈东, 王伟, 等. 移动机器人基于视觉室外自然场景理解的研究与进展[J]. 自动化学报, 2010, 36(1): 1-11
- [5] 徐丽燕, 王静, 邱军, 等. 基于特征点的多光谱遥感图像配准[J]. 计算机科学, 2011, 38(7): 280-282
- [6] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]// Alvey vision conference. 1988, 15: 50
- [7] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. International journal of computer vision, 2004, 60(1): 63-86
- [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110
- [9] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: Speeded up robust features[M]// Computer Vision-ECCV 2006. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 404-417

(下转第 300 页)

随机测试 250 张图像集中的 25 张图像, 每张图像的精确率 P 和召回率 R 如表 1 所列。

表 1 裂缝检测量化分析

序号	P	R	序号	P	R
01	0.9347	0.9213	14	0.9348	0.9279
02	0.8987	0.8874	15	0.9103	0.9442
03	0.9127	0.9334	16	0.9705	0.9628
04	0.9650	0.9421	17	0.8826	0.7918
05	0.8145	0.7923	18	0.9128	0.9213
06	0.9067	0.9241	19	0.9008	0.8825
07	0.8642	0.8809	20	0.8049	0.8526
08	0.8239	0.8525	21	0.9121	0.9332
09	0.9621	0.9543	22	0.9350	0.9217
10	0.8974	0.9007	23	0.8814	0.8561
11	0.9152	0.9803	24	0.8273	0.8768
12	0.8827	0.9030	25	0.8907	0.9041
13	0.9592	0.9738	Ave	0.9001	0.9048

由式(4)得出, 如果检测得到的图像中未包含实际裂缝, R 值会很小; 如果检测到的裂缝中含有大量噪声, P 值会减小。从表 1 可以看出, 本文提出的算法能保证裂缝检测的精确率和召回率平均达到 90% 以上, 因而能精确检测出图像中的裂缝。

结束语 本文提出了数学形态学与区域延伸相结合的图像裂缝检测算法, 该算法有效解决了光照不均、污点、阴影等噪声对裂缝检测干扰的问题, 同时解决了裂缝断裂问题, 最终检测到精确、完整的裂缝。实验结果表明, 该算法检测混凝土路面裂缝能够达到很高的精确率, 具有较好的鲁棒性。下一步我们将会对该算法中使用到的参数进行自适应研究。

参 考 文 献

[1] 王平让, 黄宏伟, 薛亚东. 基于图像局部网格特征的隧道衬砌裂

缝自动识别[J]. 岩石力学与工程学报, 2012, 31(5): 991-999

[2] Abdel-Qader I, Abudayyeh O, Kelly M E. Analysis of edge-detection techniques for crack identification in bridges[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2003, 17(4): 255-263

[3] Fujita Y, Hamamoto Y. A robust automatic crack detection method from noisy concrete surfaces[J]. Machine Vision and Applications, 2011, 22(2): 245-254

[4] Rathod V R, Anand R S. A comparative study of different segmentation techniques for detection of flaws in NDE weld images[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2012, 31(1): 1-16

[5] Gunkel C, Stepper A, Müller A C, et al. Micro crack detection with Dijkstra's shortest path algorithm[J]. Machine Vision and Applications, 2012, 23(3): 589-601

[6] Yamaguchi T, Hashimoto S. Fast crack detection method for large-size concrete surface images using percolation-based image processing[J]. Machine Vision and Applications, 2010, 21(5): 797-809

[7] Landstrom A, Thurley M J. Morphology-based crack detection for steel slabs[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2012, 6(7): 866-875

[8] Jahanshahi M R, Masri S F. Adaptive vision-based crack detection using 3D scene reconstruction for condition assessment of structures[J]. Automation in Construction, 2012, 22: 567-576

[9] 朱平哲, 黎蔚. 基于主动生长的断裂裂缝块的连接方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(12): 3382-3384

[10] 林伊. 车载路面裂缝检测图像处理系统的设计与实现[D]. 武汉: 华中科技大学, 2011

[11] 程仁贵, 刘书忻. 基于边缘检测的影像多线自动测量算法[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2013, 27(2): 89-92

(上接第 290 页)

[10] Juan L, Gwon O. A comparison of sift, pca-sift and surf[J]. International Journal of Image Processing (IJIP), 2009, 3(4): 143-152

[11] Tola E, Lepetit V, Fua P. Daisy: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 815-830

[12] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: binary robust independent elementary features[M]// Computer Vision-ECCV 2010. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 778-792

[13] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints[C]// 2011 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2011: 2548-2555

[14] Alahi A, Ortiz R, Vandergheynst P. Freak: Fast retina keypoint [C]// 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2012: 510-517

[15] Guo Y, Mu Z C, Zeng H, et al. Fast Rotation-Invariant DAISY Descriptor for Image Keypoint Matching[C]// 2010 IEEE International Symposium on Multimedia (ISM). IEEE, 2010: 183-190

[16] 刘天亮, 霍智勇, 朱秀昌, 等. 基于 DAISY 描述符和改进型权重核的快速局部立体匹配[J]. 南京邮电大学学报: 自然科学版, 2012, 32(4): 70-76

[17] Winder S, Hua G, Brown M. Picking the best daisy[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009). IEEE, 2009: 178-185

[18] Fischer J, Ruppel A, Weisshardt F, et al. A rotation invariant feature descriptor O-DAISY and its FPGA implementation[C]// 2011 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). IEEE, 2011: 2365-2370

[19] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630

[20] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: A more distinctive representation for local image descriptors[C]// Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004 (CVPR 2004). IEEE, 2004, 2: 506-513

[21] 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

[22] Visual Geometry Group[OL]. <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/data-aff.html>

[23] 王君, 高颖慧, 王平, 等. 一种 ICP 改进算法[J]. 重庆理工大学学报: 自然科学版, 2011, 25(10): 71-76