

基于彩色二进制局部不变特征的图像配准

王灿进^{1,2} 孙涛¹ 王锐¹ 王挺峰¹ 陈娟¹

¹中国科学院长春光学精密机械与物理研究所激光与物质相互作用国家重点实验室, 吉林 长春 130033

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 提出了一种适用于彩色图像的局部不变特征配准方法。特征点提取阶段,提出了快速分割测试特征颜色差异(CDoFAST)特征点检测方法,计算图像的颜色不变量,以此为输入在尺度空间检测FAST极值点,在极值点附近对高斯差分算子(DoG)值进行插值和拟合,以最终确定特征点的位置和尺度。特征描述符生成阶段,提出了一种新的彩色二进制局部不变特征(CBLID),采样点邻域结构类似于人眼视觉的重叠,通过统计方向图生成二进制链码,具备旋转、尺度缩放、光照不变性和抗噪性能。通过计算汉明距离进行匹配并结合随机抽样一致性(RANSAC)算法去除误匹配点,计算出待配准图像间的变换关系。实验表明,所提算法针对彩色图像能够获得比传统的尺度不变特征变换(SIFT)、快速稳健特征(SURF)和DAISY更高的配准精度,同时算法的运行时间也较短,在测试图片上耗时仅为SIFT的10%和12%。

关键词 图像处理; 图像配准; 彩色图像; 快速分割测试特征颜色差异; 彩色二进制局部不变特征

中图分类号 TP391 文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201542.0109001

Color Image Registration Based on Colored Binary Local Invariant Descriptor

Wang Canjin^{1,2} Sun Tao¹ Wang Rui¹ Wang Tinfeng¹ Chen Juan¹

¹State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun, Jilin 130033, China

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract A novel local invariant feature based image registration method for color image is proposed. In the stage of feature point extraction, a new method named colored difference of features from accelerated segment test (CDoFAST) is proposed. The color invariant value of the image is calculated, and FAST extreme points in scale space are searched. The difference of Gaussian (DoG) value around the extreme points are interpolated and fitted to determine the location and scale of the feature points. In the stage of feature vector extraction, a new colored binary local invariant descriptor (CBLID) is proposed. Its sample pattern is similar to the human visual overlap. By generating binary chain code using the statistics of orientation maps, the descriptor is invariant to rotation, scaling, illumination changes and is robust to noise. The feature vectors are matched by calculating their hamming distance and eliminating wrong matches by random sample consensus (RANSAC). Then the transform matrix between the reference image and the registered image is calculated. The experimental results indicate that the proposed method outperforms other classical methods such as scale invariant feature transform (SIFT), speed up robust feature (SURF) and DAISY in registration accuracy and cost time. The cost time of the proposed method in processing the experimental images are only 10% and 12% of that cost in SIFT.

Key words image processing; image registration; color image; CDoFAST; colored binary local invariant descriptor

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 330.1720

收稿日期: 2014-07-21; 收到修改稿日期: 2014-08-26

基金项目: 长春市科技计划(2013270)、吉林省科技发展计划(20126015)

作者简介: 王灿进(1987—),男,博士研究生,主要从事激光主动成像模式识别方面的研究。E-mail: wcjps@126.com

导师简介: 陈娟(1961—),女,博士,研究员,博士生导师,主要从事光电跟踪与伺服控制技术等方面的研究。

E-mail: chenjuan@mail.ccit.edu.cn

1 引言

图像配准是指将同一场景下不同视角、不同传感器、不同时间或者不同相机参数拍摄得到的多幅图像通过一定的算法进行对准叠加,从而找到待匹配图像和参考图像之间的空间几何变换关系的过程^[1-2]。图像配准技术在近年来得到迅速发展,被广泛应用于医学图像分析、目标检测与识别、图像融合、遥感、自动导航、环境监测、三维影像重构等^[3-4]领域。

目前的图像配准算法主要分为三类:基于灰度的方法、基于变换域的方法和基于特征的方法。基于灰度的配准方法是通过比较两幅图像之间像素点灰度的相似性完成配准,对噪声比较敏感,且不能直接用于图像的非线性形变。同时该类方法处理时间过长,无法应用于导航系统等实时性要求比较高的场合;基于变换域的配准方法(如傅里叶变换、小波变换、Walsh变换等)利用了不同图像变换在其变换域的特性进行配准,例如旋转一幅图像,相当于在频域对其傅氏变换作同样角度的旋转。基于变换域的配准方法在硬件实现上有其独特的优势;基于特征的方法是当前最常用的方法,尤其是局部不变特征,包括Lowe^[5]提出的尺度不变特征变换(SIFT),Bay等^[6]提出的快速稳健特征(SURF),Tola等^[7]提出的DAISY,Calonder等^[8]提出的二进制稳健独立基本特征(BRIEF),Stefan等^[9]提出的二进制稳健可扩展关键点(BRISK)、Rublee等^[10]提出的定向二进制简单描述符(ORB)和Alahi等^[11]提出的快速视网膜关键点(FREAK)等。由于局部不变特征对几何变换、光照变化、视角变换、噪声等具备良好的不变性,同时局部相关的特点使其对于遮挡等也有很好的稳健性,因此在图像配准中得到广泛的应用^[12-14]。

但是,目前多数局部不变特征都是针对灰度图像^[15],对于彩色图像,通常是将其红绿蓝(RGB)分量归一化后转化为灰度图像处理,没有利用到彩色图像颜色通道之间的相关性,造成误匹配几率的增加。已有一些文献对彩色图像的配准做了研究:文献[16]提出了基于超复数稳健相关的彩色图像配准方法,将彩色图像的RGB分量转化为四元组向量;文献[17]引入颜色分量权值系数改进了序贯相似性检测算法,实现彩色图像的快速匹配;文献[18]使用彩色尺度不变特征变换(CSIFT)提取彩色图像的特征,实现图像匹配。

提出了一种新的彩色二进制局部不变特征(CBLID),将其用于彩色图像配准,提出了快速分割测试特征颜色差异(CDoFAST)特征点检测方法,提取两幅待匹配彩色图像的特征点,接着提取CBLID特征向量,计算特征向量之间的汉明距离进行匹配并删去误匹配点,求出变换矩阵,使用变换矩阵将待匹配图像上的点映射到参考图像上,实现最终配准。

2 CDoFAST特征点检测

不同的局部不变特征算法,使用的特征点检测方法也不同。SIFT算法使用高斯差分算子(DoG),通过高斯二阶微分定位特征点;SURF使用Fast-Hessian方法,引入方框滤波器加速了计算过程;Agrawal等^[19]提出简化的中心滤波器,用于近似拉普拉斯函数。但是,上述特征点检测方法只适用于灰度图像,并且计算复杂度仍较大。为了充分利用彩色图像的色彩和几何特征,提出了CDoFAST特征点检测方法。

2.1 颜色不变量

根据文献[20],物体的光谱辐射特性表达模型为

$$E(\lambda, x) = e(\lambda, x)[1 - \rho_f(x)]^2 R(\lambda, x) + e(\lambda, x)\rho_f(x), \quad (1)$$

式中 λ 表示光波波长, x 表示以目标为原点的观测位置, $e(\lambda, x)$ 表示光谱强度, $\rho_f(x)$ 表示Fresnel反射系数, $R(\lambda, x)$ 表示材料反射率, $E(\lambda, x)$ 为观察点位置的反射谱。

大多数情况下, $e(\lambda, x)$ 仅与观测位置有关而与波长无关,于是(1)式可以改写为

$$E(\lambda, x) = e(x)[[1 - \rho_f(x)]^2 R(\lambda, x) + \rho_f(x)]. \quad (2)$$

定义颜色不变量 H :

$$H = \frac{E_\lambda}{E_{\lambda\lambda}} = \frac{\partial R(\lambda, x)/\partial \lambda}{\partial^2 R(\lambda, x)/\partial \lambda^2} = f[R(\lambda, x)], \quad (3)$$

根据文献[18], H 是与观测点位置、目标表面朝向、光强大小、反射系数均无关的量,即在彩色图像中, H 对尺度缩放、仿射变换、光强变化和背景干扰而言是一个不变量,这符合局部不变特征的要求。

根据文献[21],在符合人眼视觉系统特性和CIE-1964-XYZ的前提下,彩色图像的三通道(R, G, B)分量与($E, E_\lambda, E_{\lambda\lambda}$)的关系近似为

$$\begin{pmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.30 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.60 & 0.17 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}, \quad (4)$$

结合(3)、(4)二式,可得彩色图像的颜色不变量 H 的最终表达式:

$$H = \left| \frac{0.30R + 0.04G - 0.35B}{0.34R - 0.60G + 0.17B} \right|, \quad (5)$$

式中 $|\cdot|$ 是为了保证结果非负。

2.2 CDoFAST 特征点检测

对于待配准的图像,根据(5)式计算出颜色不变量,接着以该颜色不变量为输入信息,提取特征点。提出了一种新的CDoFAST特征点提取方法,步骤如下:

1) 建立尺度空间金字塔:尺度空间金字塔由 n 层 t_i ($i=0, 1, \dots, n-1$) 构成, t_0 为原始颜色不变量图, t_i 由 t_{i-1} 半采样得到。假设第 i 层的尺度为 γ_i , 则 $\gamma_i = \gamma_{i-1}/2$;

2) 在每层中找到FAST特征点作为候选特征点。FAST特征点定义为

$$F_{r, N_f} = \{p | N(p, r) > N_f\}, \quad (6)$$

$$N(p, r) = \sum_{x \in \text{circle}(p)} |I(x) - I(p)| > \varepsilon_d, \quad (7)$$

式中 $I(x)$ 表示以 p 为圆心, r 为半径的圆周上的像素灰度值, $I(p)$ 表示 p 点的灰度值, ε_d 表示灰度阈值, $N(p)$ 表示圆周上满足条件的点数, N_f 为点数阈值。上式表达的是:检测以像素点 p 为圆心, r 为半径的圆周上的像素,如果至少有 N_f 个像素点和中心点的灰度差别足够大,则定义该点为FAST角点。实验中,取 $r=3.6$, $N_f=12$,这样选取的FAST角点既能有效抑制噪声影响,又能保证计算效率。

为了加速计算过程,首先选取左右上下方向的4个像素,当其中至少有三个满足(7)式时,才计算其他位置的点;

3) 对于某一个候选特征点 (x, y, γ) , 计算其 $3 \times 3 \times 3$ 邻域的DoG值:

$$D_{\text{DoG}}(x_i, y_i, \gamma_i) = |L(x_i, y_i, k\gamma_i) - L(x_i, y_i, \gamma_i)|, \quad (8)$$

式中 (x_i, y_i) 表示该候选点的三维空间邻域, k 是常数。如果当前像素是三维空间邻域中的DoG极值点,则认为该点是一个CDoFAST特征点。如果不是,在尺度轴和图像坐标组成的三维空间中,对DoG进行拟合,在 (x, y) 附近找到DoG极值点,为CDoFAST特征点;

4) 特征点的主方向

为保证局部不变特征的旋转不变性,需要确定特征点的主方向:

$$C_{\text{ori}} = \tan^{-1} \left(\frac{c_y}{c_x} \right), \quad (9)$$

$$c_x = \frac{M_{10}}{M_{00}}, \quad c_y = \frac{M_{01}}{M_{00}}, \quad (10)$$

式中 M_{00} 、 M_{10} 、 M_{01} 为特征点区域(FAST圆形区域)的零阶矩和一阶矩,公式为

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y), \quad (11)$$

$$M_{10} = \sum_x \sum_y xI(x, y), M_{01} = \sum_x \sum_y yI(x, y). \quad (12)$$

3 CBLID 局部不变特征

3.1 方向图

传统的SIFT、SURF和梯度位置方向直方图(GLOH)是通过计算特征点的邻域梯度,并归一化成梯度方向直方图生成特征向量,这种方法的缺陷是计算量过大。为此,Toia等^[7]提出方向图的概念。

对于给定的图像 I 和方向 o , 该图像在方向 o 的方向图定义为

$$G_o = \left(\frac{\partial I}{\partial o} \right)^+ = \max \left(\frac{\partial I}{\partial o}, 0 \right), \quad (13)$$

式中 $\frac{\partial I}{\partial o}$ 表示 I 在方向 o 的梯度。

为了模拟 SIFT、SURF 和 GLOH 对邻域梯度直方图的求和统计过程, Tola 提出使用不同卷积核的高斯函数与方向图进行卷积运算, 得到的卷积方向图为

$$G_o^\Sigma = G_\Sigma * G_o, \quad (14)$$

式中 G_Σ 表示核大小为 Σ 的高斯函数。

由于高斯卷积具有可分离性, 故核函数较大的方向图可以用核函数较小的方向图合成运算。例如, 假设 $\Sigma_2 > \Sigma_1$, 则 $G_o^{\Sigma_2}$ 可以如下式计算:

$$G_o^{\Sigma_2} = G_{\Sigma_2} * G_o = G_\Sigma * G_{\Sigma_1} * G_o = G_\Sigma * G_o^{\Sigma_1}, \quad (15)$$

式中 $\Sigma = \sqrt{(\Sigma_2)^2 - (\Sigma_1)^2}$ 。

这种分离运算可以大大提高计算效率。在此基础上, Tola 提出 DAISY 局部不变特征, 将方向图与高斯核做卷积近似为梯度直方图统计, 得到与 SIFT、SURF 性能相近的效果, 但是计算特征向量的时间大大缩短。

但是, DAISY 描述符生成的是高维的实数矢量(文献[7]中为 200 维), 需要采用最近邻或者 kd 树搜索匹配, 匹配阶段过于耗时, 削弱了算法的实用性。为此, 结合方向图的思想, 提出 CBLID 局部不变特征。

3.2 彩色二进制局部不变特征 CBLID

提出的 CBLID 采样模式如图 1 所示。

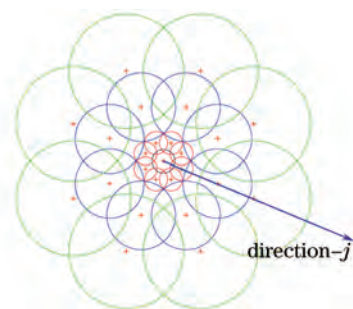


图 1 CBLID 采样点结构模式

Fig.1 CBLID sample pattern

设采样点的层数为 n 。在以特征点 Q 为中心, R_i ($i=1, \dots, n$) (取 $n=3, R_1=3\gamma, R_2=5\gamma, R_3=7\gamma$) 为半径的圆上, 分别等间隔采样 8 个点, 记为 $Q_{i,l}(x_{i,l}, y_{i,l})$ ($l=1, \dots, 8$), 其中每层的起始采样点 $Q_{i,1}(x_{i,1}, y_{i,1})$ 在主方向上。对于每个采样点 $Q_{i,l}(x_{i,l}, y_{i,l})$, 计算其 8 个方向上的卷积方向图, 其中高斯卷积核 Σ_i 正比于该采样点到中心采样点的距离 R_i 。可以看到每层的采样点之间的卷积区域会发生重叠, 这样可以增加描述符对旋转的稳健性, 这种重叠也和人类视网膜的结构相类似。同时使用高斯卷积也可以在一定程度上消除噪声。

若以 $h_{\Sigma_{i,l}}$ 表示某个采样点上的卷积方向图, 则

$$h_{\Sigma_{i,l}}(Q_{i,l}) = [G_1^{\Sigma_i}, \dots, G_8^{\Sigma_i}]. \quad (16)$$

接着分别对每个采样点进行归一化, 这样的好处是尽量避免由于遮挡对整个描述符归一化造成的影响。

接着在每层中逆时针比较 $h_{\Sigma_{i,l}}$ 和 $h_{\Sigma_{i,l+1}}$ 的对应维度, 若 $h_{\Sigma_{i,l}}(s) > h_{\Sigma_{i,l+1}}(s)$, 则 $h_{\Sigma_{i,l+1}}(s) = 0$, 否则 $h_{\Sigma_{i,l+1}}(s) = 1$, $s = 1, 2, \dots, 8$ 。这样的强度比较可以进一步增加描述符对噪声和光照变化的稳健性。

取 $n=3$, 即使用不同的半径共采样三层, 每层 8 个采样点, 因此最后生成的二进制描述符 CBLID 一共有 $24 \times 8 = 192$ 维。

图 1 中, 采样点周围不同大小的圆代表了不同大小的卷积核, 对该区域的方向图进行卷积, 使 CBLID 继

承了高斯卷积方向图的计算速度优势,对于噪声具有较好的稳健性;另一方面,方向图的梯度特性使得CBLID对光照变化具备不变性;采样圆半径与尺度成正比保证了特征向量的尺度不变性;主方向的确定和不同采样区域的重叠使CBLID对于旋转具备较好的不变性。因此CBLID是对尺度缩放、旋转、光照变化、噪声具备不变性的局部不变特征。

4 特征匹配

因为CBLID生成二进制描述符,所以可以采用汉明距离进行匹配。这种异或操作相对于计算欧式距离而言,大大缩短了计算时间。

设待配准的图像为 I_1 和 I_2 , 对应的CBLID为 $\Psi^1 = \{H_1^1, H_2^1, \dots, H_m^1\}$ 和 $\Psi^2 = \{H_1^2, H_2^2, \dots, H_n^2\}$, 对于 Ψ^1 中的任意元素 H_i^1 , 计算其与 Ψ^2 中所有元素的汉明距离, 得到最小距离 $d(H_i^1, H_j^2)$ 和次小距离 $d(H_i^1, H_k^2)$, 若

$$\begin{cases} d(H_i^1, H_j^2) < T \\ d(H_i^1, H_j^2) / d(H_i^1, H_k^2) < t \end{cases} \quad (17)$$

式中 T 是事先确定的距离阈值, t 是距离比阈值, 取 $t = 0.6$ 。称满足(17)式的 (H_i^1, H_j^2) 是一对匹配点。

经过以上匹配过程之后, 已经粗略确定匹配点, 接着需要结合随机抽样一致性(RANSAC)算法消除误匹配点, 最终得到正确匹配的特征向量。

5 估计变换参数

假设图像间的变换为全局仿射变换, 公式为

$$\begin{pmatrix} x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ y_{21} & y_{22} & \dots & y_{2p} \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{00} & a_{01} & t_x \\ a_{10} & a_{11} & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ y_{11} & y_{12} & \dots & y_{1p} \\ 1 & 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}, \quad (18)$$

式中 (x_{1p}, y_{1p}) 和 (x_{2p}, y_{2p}) 分别是两幅图像的匹配特征点。要确定图像之间的仿射变换, 需要求取6个参数 a_{00} 、 a_{01} 、 a_{10} 、 a_{11} 、 t_x 、 t_y 。方程(18)可以采用最小二乘法求解, 通过代入RANSAC算法后的匹配点位置, 即可估计出变换参数。

6 基于CBLID的彩色图像配准流程图

提出的基于彩色二进制局部不变特征图像配准算法流程图如图2所示。

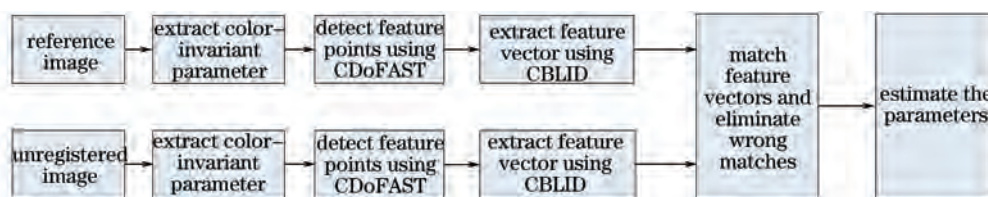


图2 基于CBLID的图像配准流程图

Fig.2 Flow chart of image registration based on CBLID

7 实 验

提出了CDoFAST特征点检测方法, 用于提取两幅待配准图像的特征点, 接着使用CBLID算法提取对应特征点的特征向量, 通过计算汉明距离和距离比方法找到粗略匹配点, 结合RANSAC方法剔除误匹配点对, 最后使用最小二乘法计算出变换系数。为了验证算法的有效性, 使用文献[5]提出的SIFT、文献[6]提出的SURF以及文献[7]提出的DAISY方法进行对比, DAISY采用与SURF相同的FAST-Hessian特征点检测方法。实验硬件条件为: CPU Intel Core™ i7-2600、3.40 GHz、4G内存。软件编程环境为: Windows XP操作系统、VC2008+opencv图像处理库。

7.1 变换参数已知的图像配准

使用如图3所示的彩色图像(尺寸为640 pixel×466 pixel), 进行参数已知的平移、旋转和尺度缩放变换, 分别

使用 SIFT、SURF、DAISY 和本文配准方法进行配准实验,计算出的变换参数和实际变换参数如表 1 所示。



图3 参考彩色图

Fig.3 Reference color image

表 1 计算和实际变换参数

Table 1 Calculated and actual transform parameters

	Scale1, rotate1, (x1,y1)	Scale2, rotate2, (x2,y2)	Scale3, rotate3, (x3,y3)
Actual value	1.5, 5, (15,15)	2.0, 10, (20,20)	2.5, 15, (30,30)
Registered using SIFT	1.4946, 5.0023, (14.9925,15.0368)	2.0064, 10.0053, (19.9835,20.0846)	2.5118, 15.0095, (29.8812,30.0925)
Registered using SURF	1.5146, 4.9811, (14.9959,15.0538)	2.0287, 10.0355, (19.9897,19.9109)	2.4584, 15.0729, (30.0358,30.1232)
Registered using DAISY	1.4650, 5.0422, (15.1423,14.9732)	2.0634, 9.9151, (20.2618,19.9271)	2.5985, 15.1267, (30.5347,29.8651)
Registered using CBLID	1.5004, 4.9988, (15.0076,14.9711)	2.0008, 10.0025, (20.0097,20.0296)	2.4965, 14.9926, (29.9823,29.9458)
Error using SIFT	0.0054, 0.0023, (0.0075,0.0368)	0.0064, 0.0053, (0.0165,0.0846)	0.0118, 0.0095, (0.0288,0.0925)
Error using SURF	0.0146, 0.0189, (0.0041,0.0538)	0.0287, 0.0355, (0.0103,0.0891)	0.0416, 0.0729, (0.0358,0.1232)
Error using DAISY	0.0350, 0.0422, (0.1423,0.0268)	0.0634, 0.0849, (0.2618,0.0729)	0.0985, 0.1267, (0.5347,0.1349)
Error using CBLID	0.0004, 0.0012, (0.0076,0.0289)	0.0008, 0.0025, (0.0097,0.0296)	0.0035, 0.0074, (0.0167,0.0542)

从表 1 数据可以看出,一方面,随着形变量的增加(尺度缩放系数、旋转角度及平移距离增大),4 种算法的配准误差均呈上升趋势,这是因为图像形变严重时,特征点的定位、特征向量邻域的划分会出现误差,导致特征向量的计算误差增大,最终配准系数误差增大。其中平移参数误差上升最明显,这是因为图像邻域相关性,平移变换相对于旋转和尺度缩放而言,对图像信息的影响最小,因此平移参数最难以估计。

在相同的形变参数下,所提算法的配准精度高于其余三种算法。原因包含三个方面:1) 所提算法通过计算颜色不变量作为特征点和特征向量的输入,对图像的色彩信息保留效果较好,而其余三种算法直接将彩色图像转化为灰度图像,丢失了颜色相关信息;2) 提出的 CDoFAST 特征点检测方法结合了 FAST 和 DoG 的旋转、尺度缩放不变性,相对于 SIFT 的 DoG 和 SURF 及 DAISY 的 FAST-Hessian 性能更佳;3) CBLID 特征描述符的采样点结构类似人眼视网膜的结构,对于图像特征具备更好的感知作用,采样点邻域互相重合对于旋转更具鲁棒性。综合以上三点,提出的图像配准方法取得比传统 SIFT、SURF 和 DAISY 精度更高的配准效果。

7.2 变换参数未知的图像配准

使用图 4 所示不同角度的航拍图片,进行变换参数未知的图像配准,图像尺寸分别为 306 pixel×386 pixel 和 335 pixel×472 pixel。分别统计 4 种算法的总匹配特征点数和正确匹配特征点数,如表 2 所示。

表 2 不同算法匹配正确率统计

Table 2 Statistic of matching correction ratio using different methods

	Number of feature points	Matches	Correct matches	Percent of correct matches
SIFT	764	132	114	86.36%
SURF	1392	341	264	77.42%
DAISY	1392	421	345	81.95%
CBLID	867	187	165	88.24%



图 4 不同角度的航拍图片

Fig.4 Aerial images in different views

从表 2 可以看出,4 种匹配算法中,SURF 和 DAISY 粗筛选的匹配特征点对数远远多于 SIFT 和 CBLID,而误匹配点对数也更多,说明 SURF 和 DAISY 的稳定性比 SIFT 和 CBLID 差。与 SIFT 相比,所提算法虽然粗匹配特征点对更多,但是正确匹配的特征点也更多,最后计算出的匹配正确率略高于 SIFT,证明提出的配准方法具有比传统 SIFT 算法更好的配准性能。

图 5 是方法得到的正确匹配点对应关系,最终解得的变换参数为

$$\begin{pmatrix} a_{00} & a_{01} & t_x \\ a_{10} & a_{11} & t_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.9348 & 0.3421 & 74.2864 \\ -0.3491 & 0.9572 & 144.7347 \end{pmatrix}. \quad (19)$$

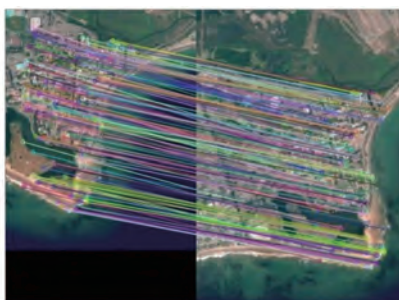


图 5 所提方法得到的正确匹配点

Fig.5 Correct matches using proposed method

7.3 算法时间性能

采用图 4 和图 6 所示的航拍图片,统计 4 种算法在特征点提取、特征向量生成和特征向量匹配三个阶段的耗时,其中图 6 的图片尺寸为 1024 pixel×1024 pixel 和 1064 pixel×1172 pixel。调整特征点提取的算法参数,使提取出的特征点数量大致相同,SIFT、SURF 和 DAISY 使用 kd 树搜索匹配,所提算法使用汉明距离匹配,结果如表 3 所示。



图 6 测时用航拍图片

Fig.6 Aerial images for testing cost time

从表 2 结果可以看出,在特征点检测阶段,SIFT 耗时最大,所提的 CDoFAST 耗时最短,这是因为 CDoFAST 继承了 FAST 角点的快速性,能够在尺度空间中快速定位特征点;特征向量提取阶段,所提算法与 DAISY 耗时基本相当,优于 SIFT 和 SURF;而特征向量匹配阶段,所提算法耗时远远小于其余三种算法,这是因为所提算法生成二进制链码,使用汉明距离进行快速匹配,而其余三种算法均需要搜索 kd 树和回溯操作,计算量较大。从总耗时看,所提算法也是 4 种算法中性能最优的,图 4、图 6 的处理时间仅为 SIFT 的 10% 和 12%。

表3 算法运行时间统计(单位: 秒)

Table 3 Statistic of cost time for different algorithms (Unit: s)

		Time of feature points	Time of feature vector	Time of matching	Total time
		detection	extraction		
SIFT	Fig.4	1.078	2.086	4.008	7.172
	Fig.6	1.195	5.492	7.150	13.837
SURF	Fig.4	0.486	0.591	4.866	5.943
	Fig.6	0.764	1.427	6.757	8.948
DAISY	Fig.4	0.488	0.347	7.431	8.266
	Fig.6	0.779	1.029	9.526	11.334
Proposed method	Fig.4	0.014	0.395	0.327	0.736
	Fig.6	0.026	1.231	0.370	1.627

综上所述,提出的 CDoFAST+CBLID 图像配准算法相对于 SIFT、SURF 和 DAISY,不仅具有更小的误匹配率,同时计算耗时也大大缩短,在匹配精度和时间性能上均优于已有算法。

8 结 论

对彩色图像配准展开研究,提出了基于 CDoFAST 特征点提取方法和 CBLID 特征描述符。CDoFAST 方法继承了 FAST 角点的快速性和 DoG 的尺度不变性,能够在尺度空间快速定位特征点;CBLID 方法结合方向图生成二进制链码,具有很好的旋转、尺度缩放和光照不变性和抗噪性,同时也便于特征匹配阶段的快速计算。实验表明,算法对于彩色图像能取得较高的配准精度,同时耗时较短。下一步的工作是将算法移植到嵌入式平台上,实现工程应用。

参 考 文 献

- 1 Yu Xianchuan, Lü Zhonghua, Hu Dan. Review of remote sensing image registration techniques[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(11): 2960-2972.
余先川, 吕中华, 胡 丹. 遥感图像配准技术综述[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(11): 2960-2972.
- 2 Yi Meng, Guo Baolong, Zhang Xu. Image restoration based on complex Zernike moment phase angle estimation[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(5): 1117-1125.
易 盟, 郭宝龙, 张 旭. 基于复合 Zernike 矩相角估计的图像配准[J]. 光学 精密工程, 2012, 20(5): 1117-1125.
- 3 Wang Canjin, Sun Tao, Chen Juan. A novel target recognition method based on FREAK descriptor for laser active imaging[J]. Chinese J Lasers, 2014, 41(3): 0309004.
王灿进, 孙 涛, 陈 娟. 基于快速视网膜关键点局部不变特征的激光主动成像自动目标识别[J]. 中国激光, 2014, 41(3): 0309004.
- 4 Fu Yao, Sun Xuechen, Xue Xucheng, *et al.*. Panchromatic and multispectral image fusion method based on nonsubsampling contourlet transform[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2013, 28(3): 429-434.
傅 瑶, 孙雪晨, 薛旭成, 等. 基于非下采样轮廓波变换的全色图像与多光谱图像融合方法研究[J]. 液晶与显示, 2013, 28(3): 429-434.
- 5 D G Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- 6 H Bay, T Tuytellers, L V Gool. SURF: Speeded up robust features[C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2006. 404-417.
- 7 E Tola, V Lepetit, P Fua. DAISY: An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5): 815-830.
- 8 M Calander, V Lepetit, C Strecha, *et al.*. BRIEF: Binary robust independent elementary features[C]. European Conference on Computer Vision, 2010. 778-792.
- 9 L Stefan, C Margarita, S Roland. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2011. 2548-2555.

- 10 E Rublee, V Rabaud, K Konolige, *et al.*. Orb: An efficient alternative to sift or surf[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2011. 2564–2571.
- 11 A Alahi, R Ortiz, P Vanderghenst. FREAK: FAST retina keypoint[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2011. 510–517.
- 12 Zhai You, Zeng Luan, Xiong Wei. Star matching based on invariant feature descriptor[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(11): 2531–2539.
翟 优, 曾 峦, 熊 伟. 基于不变特征描述符实现星点匹配[J]. 光学 精密工程, 2012, 20(11): 2531–2539.
- 13 Zhao Lirong, Zhu Wei, Cao Yonggang, *et al.*. Application of improved SURF algorithm to feature matching[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(12): 3263–3271.
赵立荣, 朱 玮, 曹永刚, 等. 改进的加速鲁棒特征算法在特征匹配中的应用[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(12): 3263–3271.
- 14 Liu Zhiwen, Liu Dingsheng, Liu Peng. SIFT feature matching algorithm of multi-source remote image[J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(8): 2146–2153.
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.
- 15 Hao Mingfei, Zhang Jianqiu, Hu Bo. A picture matching algorithm of robust hypercomplex correlation [J]. J Fudan University (Natural Science), 2007, 46(1): 91–95.
郝明非, 张建秋, 胡 波. 一种超复数鲁棒相关图像配准算法[J]. 复旦学报: 自然科学版, 2007, 46(1): 91–95.
- 16 Gao Fuqiang, Zhang Fan. A fast color image matching algorithm[J]. Computer Applications, 2005, 25(11): 2604–2611.
高富强, 张 帆. 一种快速彩色图像匹配算法[J]. 计算机应用, 2005, 25(11): 2604–2611.
- 17 Zhang Ruijuan, Zhang Jianqi, Yang Cui, *et al.*. Study on color image restoration technique based on CSIFT[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 28(11): 2097–2103.
张锐娟, 张建奇, 杨 翠, 等. 基于CSIFT的彩色图像配准技术研究[J]. 光学学报, 2009, 28(11): 2097–2103.
- 18 Su Kexin, Han Guangliang, Sun Haijiang. Anti-viewpoint changing image matching algorithm based on SURF[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2013, 28(4): 626–632.
苏可心, 韩广良, 孙海江. 基于SURF的抗视角变换图像匹配算法[J]. 液晶与显示, 2013, 28(4): 626–632.
- 19 M Agrawal, K Konolige, M Blas. Censure: Center surround extremas for realtime feature detection and matching[C]. European Conference on Computer Vision, 2008. 102–115.
- 20 J M Geusebroek, D B R Van, A W M Smeulders, *et al.*. Color invariance[J]. IEEE Transactions on Pattern analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(12): 1338–1350.
- 21 H A E Abdel, A A Farag. CSIFT: A SIFT descriptor with color invariant characteristics[C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, 2: 1978–1983.

栏目编辑: 张浩佳