

基于点特征的旋转图像匹配新方法

吴定雪^{1,2} 龚俊彬¹ 徐宏波³ 田金文¹

(华中科技大学图像识别与人工智能研究所 武汉 430074)¹

(黄冈师范学院计算机科学与技术学院 黄冈 438000)²

(华中师范大学物理科学与技术学院 武汉 430070)³

摘要 图像匹配在模式识别、图像分析和计算机视觉中有着广泛的应用。图像匹配是将模板在参考图中逐像素移动,计算它们的灰度相似性,搜索相似性最大的位置。这种逐像素的搜索方法计算复杂度很高。如果模板和参考图之间存在旋转,传统的匹配方法很难实时实现。提出了一种基于点特征的旋转图像的匹配方法,首先采用 Harris 角点检测算子提取图像的特征点,然后利用小面模型对特征点邻域进行拟合,提取特征点的旋转不变特征,最后利用特征点的旋转不变特征进行点集的匹配,获取图像的平移和旋转参数。该方法匹配结果准确,与传统的相关匹配方法相比计算复杂度很小,易于实时实现。

关键词 图像匹配,点特征,角点,旋转不变性

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

New Algorithm of Image Rotation Matching Based on Feature Points

WU Ding-xue^{1,2} GONG Jun-bin¹ XU Hong-bo³ TIAN Jin-wen¹

(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)¹

(Department of Computer Science and Technology, Huanggang Normal University, Huanggang 438000, China)²

(College of Physical Science and Technology, Huazhong Normal University, Wuhan 430070, China)³

Abstract Template matching has many applications in signal processing, image processing, pattern recognition, and video compressing. It found a desired template in the large reference image by sliding the template window in a pixel-by-pixel basis, computing the degree of similarity between them, and searching position with the largest similarity measurement. It is computationally expensive to search for every possible position of the template window within the larger reference image. When having a rotation between the template and the reference image, the conventional template matching algorithm described above is not practical for real-time processing. In this paper, a point-matching algorithm was proposed to match the rotated template, which included: firstly, the feature points were detected by Harris detector, then the facet model was used to approximate locally the image intensity function, and the rotation-invariability of the feature point was extracted, finally, the transformation (translation and rotation) was obtained by matching feature points. Results have shown the efficacy of the proposed method.

Keywords Image matching, Point-feature, Corner point, Rotation invariance

图像匹配是计算机视觉领域的一个基本问题,一直是人们研究的热点和难点。它是在来自不同时间、不同传感器或者不同视角的同一场景的两幅或多幅图像之间寻找对应关系。由于拍摄时间、拍摄角度、自然环境的变化,多种传感器的使用、传感器本身的缺陷及噪声的影响,拍摄的图像会存在灰度失真和几何畸变。在这种条件下,如何使匹配算法精度高、正确匹配率高、速度快和抗干扰性强,成为人们关心的问题^[1]。

国内外研究者对图像匹配开展了大量的研究工作,提出了很多图像匹配方法,并取得了很好的成果。图像匹配的方

法很多,一般分为两大类:基于灰度匹配的方法和基于特征匹配的方法。基于灰度匹配的方法,亦称为相关匹配方法,用空间二维滑动模板进行图像匹配,不同算法的区别主要体现在相关准则的选择方法。基于灰度相关匹配方法的匹配结果较基于特征匹配的方法更为准确,但运算量大。基于特征点匹配方法首先在原始图像中提取特征,然后建立两幅图像之间特征点的匹配关系。常用的特征匹配基元包括点、线、区域等显著特征。

在实际应用中,用于匹配的两幅图像可能存在一定角度的旋转,这给匹配过程带来了很大的困难。文献[3]表明,当

到稿日期:2009-02-05 返修日期:2009-04-03 本文受 863 国家重点项目(2007AA12Z153)资助。

吴定雪(1971—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为图像处理等,E-mail:jsjwxdx@hgnu.edu.cn;龚俊彬(1980—),男,博士后,主要研究方向为图像处理等;徐宏波(1970—),男,博士,主要研究方向为图像处理等;田金文(1960—),博士生导师,主要研究方向为图像处理、导航与制导等。

图像旋转大于 5° 时,其相关峰值迅速衰减。基于灰度相关的匹配方法需要在每一个平移位置将待匹配的模板旋转每一个可能的角度与参考图进行匹配,这很难满足实时性的要求^[4-6]。为此,本文提出了一种基于点特征的旋转图像的匹配方法,首先采用 Harris 角点检测算子提取图像的特征点;然后利用小面模型对特征点邻域进行拟合,提取特征点的旋转不变特征;最后利用特征点的旋转不变特征进行点集的匹配,获取图像的平移和旋转参数。本方法匹配结果准确,与传统的相关匹配方法相比计算复杂度很小,易于实时实现。

1 特征点提取

图像中的特征点具有很好的局部显著性和稳定性,广泛用于图像的特征描述。人们提出了很多稳定的特征点检测方法,常用的是 Harris 角点检测算子,它是 C. Harris 和 M. Stephens 提出的一种基于信号点特征提取算子,具有旋转不变性等特性,且计算速度快、实现简单,一直被图像匹配研究者广泛使用^[3]。

Harris 角点检测的基本思想是使用自相关函数来确定信号发生二维变化的位置。

假设 I_x 和 I_y 分别是图像灰度 I 在点 (x, y) 处的梯度,图像中每一个像素的平均梯度矩阵 M 定义为:

$$M = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \otimes \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中, $\otimes$ 表示卷积运算。Harris 等人认为,矩阵 M 的两个特征值 λ_1 和 λ_2 就是自相关函数的主曲率。即如果点 (x, y) 是一特征点,那么该点的两个特征值都是正值,并且是以 (x, y) 为中心的区域的局部最大值,则该点就被认为是角点。特征点可用如下评价函数表示:

$$R = \det(M) - k(\text{tr}(M))^2 \quad (2)$$

其中, $\det(M) = \lambda_1 \times \lambda_2$, $\text{tr}(M) = \lambda_1 + \lambda_2$, 分别表示矩阵 M 的行列式和迹。当点 (x, y) 的 R 值大于某一个阈值 T 时,该点所

$$O_0 = 0.0123 \times I_{9 \times 9}$$

$$O_1 = [-0.0074 \quad -0.0056 \quad -0.0037 \quad -0.0019 \quad 0 \quad 0.0019 \quad 0.0037 \quad 0.0056 \quad 0.0074]^T \times I_{1 \times 9}$$

$$O_2 = O_1'$$

$$O_3 = [0.0034 \quad 0.0008 \quad -0.0010 \quad -0.0020 \quad -0.0024 \quad -0.0020 \quad -0.0010 \quad 0.0008 \quad 0.0034]^T \times I_{1 \times 9}$$

$$O_4 = O_3'$$

$$O_5 = \begin{bmatrix} 0.0044 & 0.0033 & 0.0022 & 0.0011 & 0 & -0.0011 & -0.0022 & -0.0033 & -0.0044 \\ 0.0033 & 0.0025 & 0.0017 & 0.0008 & 0 & -0.0008 & -0.0017 & -0.0025 & -0.0033 \\ 0.0022 & 0.0017 & 0.0011 & 0.0006 & 0 & -0.0006 & -0.0011 & -0.0017 & -0.0022 \\ 0.0011 & 0.0008 & 0.0006 & 0.0003 & 0 & -0.0003 & -0.0006 & -0.0008 & -0.0011 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -0.0011 & -0.0008 & -0.0006 & -0.0003 & 0 & 0.0003 & 0.0006 & 0.0008 & -0.0011 \\ -0.0022 & -0.0017 & -0.0011 & -0.0006 & 0 & 0.0006 & 0.0011 & 0.0017 & -0.0022 \\ -0.0033 & -0.0025 & -0.0017 & -0.0008 & 0 & 0.0008 & 0.0017 & 0.0025 & -0.0033 \\ -0.0044 & -0.0033 & -0.0022 & -0.0011 & 0 & 0.0011 & 0.0022 & 0.0033 & -0.0044 \end{bmatrix}$$

$$O_6 = [-0.0013 \quad 0.0007 \quad 0.0012 \quad 0.0008 \quad 0 \quad -0.0008 \quad -0.0012 \quad -0.0007 \quad 0.0013]^T \times I_{1 \times 9}$$

$$O_7 = O_6'$$

$$O_8 = \begin{bmatrix} -0.0020 & -0.0015 & -0.0010 & -0.0005 & 0 & 0.0005 & 0.0010 & 0.0015 & 0.0020 \\ -0.0005 & -0.0004 & -0.0003 & -0.0001 & 0 & 0.0001 & 0.0003 & 0.0004 & 0.0005 \\ 0.0006 & 0.0004 & 0.0003 & 0.0001 & 0 & -0.0001 & -0.0003 & -0.0004 & -0.0006 \\ 0.0012 & 0.0009 & 0.0006 & 0.0003 & 0 & -0.0003 & -0.0006 & -0.0009 & -0.0012 \\ 0.0014 & 0.0011 & 0.0007 & 0.0004 & 0 & -0.0004 & -0.0007 & -0.0011 & -0.0014 \\ 0.0012 & 0.0009 & 0.0006 & 0.0003 & 0 & -0.0003 & -0.0006 & -0.0009 & -0.0012 \\ 0.0006 & 0.0004 & 0.0003 & 0.0001 & 0 & -0.0001 & -0.0003 & -0.0004 & -0.0006 \\ -0.0005 & -0.0004 & -0.0003 & -0.0001 & 0 & 0.0001 & 0.0003 & 0.0004 & 0.0005 \\ -0.0020 & -0.0015 & -0.0010 & -0.0005 & 0 & 0.0005 & 0.0010 & 0.0015 & 0.0020 \end{bmatrix}$$

对应的位置点就是兴趣点,其中 k 是一实验值,一般取 $k = 0.04 \sim 0.06$, δ 的最佳取值区间为 $0.8 \sim 1.2$ 。

Harris 算子是一种有效的点特征提取算子,其优点有:

(1) 计算简单。它只用到灰度的一阶差分。

(2) 提取的点特征均匀而且合理。Harris 算子对图像中的每个点都计算其兴趣值,然后在邻域中选择最优点。实验表明,在纹理信息丰富的区域, Harris 算子可以提取出大量有用的特征点,而在纹理信息少的区域提取的特征点较少。

(3) 可定量提取特征角点。

(4) 即使存在图像旋转、灰度变化、噪音影响和视点变换,它也是一种较为稳定的点特征提取算法。

2 特征点的旋转不变特征量

为了匹配两幅图像,采用上述 Harris 算子进行特征点检测,图像匹配问题就转化为两个特征点集的匹配。由于待匹配的两幅图像之间存在旋转,对应的特征点集也必然具有旋转,因此给特征点集的匹配带来了困难。

匹配具有旋转的特征点,需要提取特征点的旋转不变特征量。本文采用小面模型^[2]对特征点周围邻域像素的图像灰度进行拟合,提取以特征点为中心的单位圆上的灰度级表达式。将以特征点为中心的 9×9 对称小邻域的灰度曲面 $f(x, y)$ 表示为多项式形式:

$$f(x, y) = \sum_{n=0}^9 a_n P_n(x, y) \quad (3)$$

其中, $P_n(x, y)$ 为正交多项式基底函数, a_n 为对应的基底函数的系数。选择的基底函数为正交多项式集: $P_0(x, y) = 1$, $P_1(x, y) = x$, $P_2(x, y) = y$, $P_3(x, y) = x^2 - 20/3$, $P_4(x, y) = y^2 - 20/3$, $P_5(x, y) = xy$, $P_6(x, y) = x^3 - 59x/3$, $P_7(x, y) = y^3 - 59y/3$, $P_8(x, y) = (x^2 - 20/3)y$, $P_9(x, y) = x(y^2 - 20/3)$ 。

基底函数的系数 a_n 可以由下列模板算子计算得出:

$$O_8 = O_8'$$

由式(3)合并相同的因式,可得:

$$f(x, y) = k_0 + k_1x + k_2y + k_3x^2 + k_4xy + k_5y^2 + k_6x^3 + k_7x^2y + k_8xy^2 + k_9y^3 \quad (4)$$

将式(4)转化为极坐标形式 $f(\rho, \theta)$, 得到:

$$f(\rho, \theta) = k_0 + k_1\rho\cos\theta + k_2\rho\sin\theta + k_3\rho^2\cos^2\theta + k_4\rho^2\cos\theta\sin\theta + k_5\rho^2\sin^2\theta + k_6\rho^3\cos^3\theta + k_7\rho^3\cos^2\theta\sin\theta + k_8\rho^3\cos\theta\sin^2\theta + k_9\rho^3\sin^3\theta \quad (5)$$

将 $f(\rho, \theta)$ 对 θ 在 $0 \sim 2\pi$ 区间进行积分, 得到:

$$\tilde{f}(\rho) = \int_0^{2\pi} f(\rho, \theta) d\theta = 2\pi k_0 + \pi(k_3 + k_5)\rho^2 \quad (6)$$

由式(6)可以看出, $\tilde{f}(\rho)$ 与 θ 无关。将 $\tilde{f}(\rho)$ ($\rho=0, \dots, 4$) 组成一个向量 $F = [\tilde{f}(0), \dots, \tilde{f}(4)]$ 。若点 A 和 B 是两个匹配点, 它们之间存在旋转, 向量 F 可以作为点 A 和 B 的旋转不变特征向量用于特征点的匹配。

为了衡量两个特征点的相似性, 采用如下改进 MAD 匹配两个特征点的旋转不变特征向量^[7]:

$$C(i, j) = \frac{\sum_{\rho=0}^4 [\tilde{f}_A(\rho) - \tilde{f}_B(\rho)]^2}{\sum_{\rho=0}^4 \tilde{f}_A^2(\rho) + \sum_{\rho=0}^4 \tilde{f}_B^2(\rho)} \quad (7)$$

3 点特征匹配

将实时图和候选匹配图分别提取特征点, 并计算各特征点的旋转不变特征量。设点集 $A = \{a_i\}_{i=1}^M$ 和 $B = \{b_j\}_{j=1}^N$ 分别为实时图和候选匹配图的特征点集, M 和 N 分别为两幅图像的特征点个数。如果点集 A 和 B 存在平移和旋转, 那么点集 A 中的点 a_i (坐标为 (x_i, y_i)) 映射到集 B 中。

$$T(a_i) = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \end{pmatrix} \quad (8)$$

其中, (t_x, t_y) 为点集 A 和点集 B 的中心的平移量, θ 为旋转角。两个特征点 a_i 和 b_j 之间的相关性 $C(i, j)$ 由式(7)得到。相关性 $C(i, j)$ 越大, 特征点 a_i 和 b_j 匹配的可能性越大。两个点集 A 和 B 的相关性定义为:

$$R(A, B) = \sum_{a_i \in A} \sum_{b_j \in B} \omega_{ij} C(i, j) \quad (9)$$

其中, ω_{ij} 是特征点 a_i 和 b_j 的二值连接权, 即:

$$\omega_{ij} = \begin{cases} 1, & a_i \text{ 和 } b_j \text{ 匹配} \\ 0, & a_i \text{ 和 } b_j \text{ 不匹配} \end{cases} \quad (10)$$

因此, 对于任意的 i 有 $\sum_j \omega_{ij} = 1$ 或 0 。这表示 a_i 仅仅和点集 B 中的一个点匹配, 或者在点集 B 中没有匹配点。同样地, 对于任意的 j 有 $\sum_i \omega_{ij} = 1$ 或 0 。所以点集 A 和 B 的匹配问题就是求权矩阵 $W = \{\omega_{ij}\}$, 使式(9)定义的相似性最大。

如果点 a_i 与点集 B 中的点 b_j 相似性最大, 且点 b_j 与点集 A 中的点 a_i 相似性最大, 那么点 a_i 和点 b_j 就是一对匹配点, 即:

$$\begin{cases} C(i, j) \geq C(i, k) & \forall k, b_k \in B \\ C(i, j) \geq C(k, j) & \forall k, a_k \in A \end{cases} \quad (11)$$

对点集 A 中的点 a_i , 在点集 B 中搜索相似性最大的点 b_j , 然后在点集 A 中搜索与点 b_j 相似性最大的点 a_k 。如果 $a_k = a_i$, 那么点 a_i 和 b_j 就是一对匹配点, 则令 $\omega_{ij} = 1$, 并分别从集 A 和 B 中删除点 a_i 和 b_j 。如果 $a_k \neq a_i$, 那么在点集 B 中继续

搜索与点 a_k 相似性最大的点。重复以上过程, 直到点集 A 和 B 为空。

由于平移和旋转不会改变点集中特征点的相对空间分布, 因此每一对匹配点对应的旋转角都是一致的, 否则就是误匹配点^[8]。对所有的匹配点对计算旋转角的平均值, 计算每一对匹配点对的旋转角与旋转角平均值的差异。若两者差异超过设定的门限值, 表明该匹配对为误匹配, 消除该匹配点对, 重复上述过程, 直到所有匹配点对的旋转角与旋转角平均值的差异均小于设定的门限值。我们可以利用上述旋转一致性校验的方法消除误匹配点, 然后利用满足一致性约束的两个点集的相似性进行图像匹配, 并对实时图旋转角度和局部形变进行标定^[9]。算法描述如下:

1) 初始化 W 的各元素为 0 。

2) 如果集 A 和 B 非空, 重复步骤 3-6。

3) 设 a_i 是集 A 中剩余的点。

4) 令 $i^* = i, j^* = \text{No Match}$ 。

5) 在集 B 中搜索与点 a_i 相似性最大的点 b_j 。

如果 $b_j = b_j^*$, 那么点 a_i 与 b_j^* 匹配, 计算 θ , 取 $\omega_{i^*j^*} = 1$, 并分别从集 A 和 B 中删除点 a_i 和 b_j , 重复步骤 3。

如果 $b_j \neq b_j^*$, 令 $b_j^* = b_j$, 重复步骤 6。

6) 在集 A 中搜索与点 b_j^* 相似性最大的点 a_i 。

如果 $a_i = a_i^*$, 那么点 a_i 与 b_j^* 匹配, 计算 θ , 取 $\omega_{i^*j^*} = 1$, 并分别从集 A 和 B 中删除点 a_i 和 b_j , 重复步骤 3。

如果 $a_i \neq a_i^*$, 令 $a_i^* = a_i$, 重复步骤 5。

7) 计算 θ 的平均值, 并检验由匹配点得到的 θ 与均值的差值。如果该差值大于门限, 表明该匹配点为误匹配, 取 $\omega_{ij} = 0$ 。

8) 重复步骤 7, 直到所有匹配点对应的 θ 与均值的差值小于门限, 即为两个点集之间可能的映射关系, 并由式(9)计算两个点集的相似性。

4 实验结果与讨论

为了验证上述图像匹配算法的性能, 采用大量图像进行了仿真实验。实验环境为 CPU P3 3.0G, 内存 1G, 编译工具 VC++6.0。图 1 表示实时图和参考图的角点对应关系。采用 Harris 检测算子对两幅图像进行角点检测, 提取每一个角点的旋转不变特征向量。在参考图中逐点移动模板, 按照提出的方法比较两个点集的相似性。

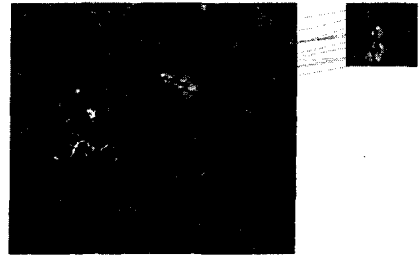


图 1 参考图和实时图的特征点对应关系

图 2 表示图像匹配的实验结果。图 2(a) 是大小为 512×512 的参考图, 图 2(b) 是 4 个大小为 127×127 的实时图。对图像采用 Harris 算子提取角点, 采用提出的算法进行角点匹配, 各实时图的平移量和旋转角如表 1 所列。

(下转第 262 页)

表2 水印嵌入前后视频文件的大小

视频序列	嵌入水印前	嵌入水印后	提取双重水印后
foreman_cif	23055kB	23055kB	23055kB
silent_cif	43.5MB	43.5MB	43.5MB

表3 水印前后平均码率变化(kbps)

Q	水印前视频码率		水印后视频码率		码率相对变化率(%)	
	foreman_cif	silent_cif	foreman_cif	silent_cif	foreman_cif	silent_cif
28	850.08	906.56	853.31	909.79	0.37	0.36
36	753.04	827.52	756.27	829.90	0.42	0.29

表4 foreman_cif 水印序列重编码提取水印相似度(ρ)

QP	I 帧帧号							
	0	4	8	12	16	20	24	28
28	1	1	1	1	1	1	1	1
36	1	1	0.98	1	1	1	0.96	0.99

结束语 本文提出一种基于能量差比率与扩频的双重视频水印技术。在 H.264 帧内预测变换和量化阶段,以直接置换中低频 DCT 系数的方式嵌入水印,然后通过改进的差分能量水印算法进行 I 帧视频弱水印嵌入。水印提取不需要原始视频作参考,实现了盲检测。实验结果表明,本文提出的双重水印不会对视频文件大小造成影响,并且对重量化、块删除、共谋攻击等都具有很强的鲁棒性。

参考文献

[1] Hartung F, Girod B. Digital Watermarking of MPEG-2 Coded

Video in the Bitstream Domain[C]//Proceedings ICASSP97. Munich, Germany, 1997, 4: 2621-2624

- [2] 庞娇阳, 梅文博. MPEG-4 码流中的数字水印[J]. 计算机工程与应用, 2005, 30: 55-59
- [3] Lu C-S, Chen J-R, Liao H-YM, et al. Real-time MPEG2 Video watermarking in the VLC domain[C]//16th International Conference on Pattern Recognition Proceedings. 2002, 2: 552-555
- [4] Kutter J M, Ebrahimi T. Proposal of watermarking technique for hiding/retrieving data in compressed and decompressed video [C]//ISO/IEC JTC1/SC29/WG11. 1997
- [5] 周伟. 基于 MPEG4 的视频水印技术研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2006
- [6] Cox I J, et al. Secure spread spectrum watermarking for multimedia[R]. 95-10. Princeton, NJ: NEC Research Institute, 1995
- [7] Cox I J, Kilian J, Leighton T, et al. Secure spread spectrum watermarking for multimedia[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1997, 6(12): 1673-1687
- [8] http://yzhkch.ecit.edu.cn/jsjtxx/html/image_8_5.htm
- [9] 凌贺飞, 卢正鼎, 邹复好. 基于 MPEG 的实时视频水印技术[J]. 小型微型计算机系统, 2005, 26(12): 2181-2185
- [10] 曹华, 周敬利, 余胜生, 等. 基于 H.264 低比特率视频流的半脆弱盲水印算法实现[J]. 电子学报, 2006, 34(01): 40-44
- [11] 陈卓, 王田. 一种基于 S3C2410 的网络终端的视频处理方案[J]. 重庆工学院学报: 自然科学版, 2008, 22(3): 43-46

(上接第 250 页)



图2 图像匹配的对对应关系

表1 各实时图的平移量和旋转角

	实时图 1		实时图 2		实时图 3		实时图 4	
	真实值	匹配值	真实值	匹配值	真实值	匹配值	真实值	匹配值
平移 (像素)								
x 方向	138	136	393	396	390	389	119	117
y 方向	102	102	135	133	324	322	334	335
旋转角(度)	38.0	36.7	67.0	66.8	149.0	146.4	265.0	268.1

从表1可以看出,提出的匹配算法对具有旋转的图像匹配能达到很高的匹配精度。大量仿真数据表明,对于不旋转图像,本算法的位置平均定位精度在 0.5 个像素以内,定位精度优于模板互相关算法,匹配概率则与归一化模板互相关算法基本相当。对于大于 5 度旋转的图像,归一化模板互相关算法则基本无法进行正确匹配,而本算法的平均定位精度依然保持在 3 个像素以内,旋转角度平均定位精度保持在 3 度内,匹配概率则和没有旋转时基本保持不变。

结束语 本文实现了一种基于角点的旋转不变特征量的图像匹配方法。由于 Harris 检测算子具有算法简单、抗噪性

能强等特点,因此将其应用于提取图像的角点。利用小面模型对特征点邻域进行拟合,构造特征点的旋转不变特征向量。然后采用改进的 MAD 算法匹配特征点集,并利用旋转一致性检查算法消除误匹配特征点。实验结果表明,本算法能很好地匹配具有旋转的图像。

参考文献

- [1] 肖靖, 彭涛. 基于特征点的飞行器局部模板匹配[J]. 信息技术, 2008, 34(8): 27-29
- [2] 王润生. 图像理解[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1995
- [3] 李海超, 张广军. 基于旋转不变的角点匹配方法[J]. 红外与激光工程, 2008, 37(3): 561-565
- [4] Du-Ming T, Ya-Hui T. Rotation-invariant pattern matching with color ring-projection[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(3): 131-141
- [5] Balslev I, Doring K, Erikson R D. Weighted central moments in pattern recognition[J]. Pattern Recognition, 2000, 21(4): 381-384
- [6] Prieto M S, Allen A R. A similarity metric for edge images[J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1265-1273
- [7] Schiele B, Crowley J L. Recognition Without Correspondence Using Multidimensional Receptive Field Histograms[J]. Int'l Journal of Computer Vision, 2000, 36(1): 31-50
- [8] Wang Y T, Zhang D Z, Tian J W. Topological clustering and its application for discarding wide-baseline mismatches[J]. Optical Engineering, 2008, 47(4)
- [9] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. Int'l Journal of Computer Vision, 2004, 2(60): 91-110