

透视变换模型的 Harris 图像配准

郭晓冉, 崔少辉

(军械工程学院, 河北 石家庄 050003)

摘 要: 针对图像末制导系统的图像配准问题, 提出了一种透视变换模型下基于增强旋转不变性 Harris 算法的快速图像配准方法. 首先, 将 Harris 算法进行了旋转不变性的增强, 利用增强后的 Harris 算法提取摄像系统中每帧图像的角点, 采用基于归一化互相关(Normalized Cross Correlation, NCC)匹配算法进行角点的粗匹配; 然后, 利用随机抽样一致(Random Samples Consensus, RANSAC)算法对粗匹配的角点进行迭代筛选, 剔除错误的匹配点, 并将保留下来的精确匹配角点带入透视变换模型, 计算出稳定的可反映图像平移、旋转和尺度变换信息的透视变换矩阵; 最后, 利用得到的变换矩阵对图像进行配准. 实验表明, 该方法对平移、旋转、尺度变化、视角变化以及光照变化和模糊变化均具有良好的不变性, 可以快速高效地实现高精度的图像配准.

关键词: 图像配准; 透视模型; Harris; 随机抽样一致

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2014)04-0018-05

Image Registration Using Harris in Projective Transformation Model

GUO Xiao-ran, CUI Shao-hui

(Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: To resolve the problem of image registration in image terminal-guiding system, a rapid image registration approach based on Harris algorithm using projective transformation model is proposed. First, Harris algorithm is reinforced in rotational invariance, then corners of every frame in camera system are extracted using the improved Harris algorithm, and coarse matching is executed on corners using normalized cross correlation algorithm. Second, Random Samples Consensus algorithm is iterative used to filter the coarse matched corners, and removing the wrong matching points. The accurate matching points are put in projective transformation model to calculate the stable projective transformation. Finally, images registration is carry out by means of projective transformation matrix which can reflect the translation, rotation and scale change. Experimental results demonstrate that the proposed approach is invariant to translation, rotation, scale, viewpoints changes and robust to illumination changes and blur, and can be used to implement high precision image registration fast and efficiently under projective transformation model.

Key words: image registration; projective transformation model; Harris; RANSAC

1 引言

图像配准是用来将不同视角、不同时间或不同探测器下获取的同一场景的两幅或多幅图像变换到同一坐标系下, 实现最优匹配的技术. 其方法主要分为基于灰度信息和基于特征的图像配准. 而基于特征的图像配准能够把需要对整幅图像进行的各种分

析转化为对图像局部特征的分析, 大大减小运算量, 并且对多种变化都具有较强的不变性^[1].

本文选用特征点作为图像的局部特征来进行图像配准. 特征点是一种非常有用的图像底层特征, 代表了图像中最稳定的局部信息, 主要包括角点、拐点、交叉点以及极值点等. 文献[2]利用图像的灰度自相关函数, 提出了从灰度图像中直接提取角点的

收稿日期: 2013-08-20; 修回日期: 2013-10-15

基金项目: 军械工程学院科研基金资助项目(YJJXM11018)

算法,并且 Harris 角点提取算法对图像的旋转变化也具有不变性;文献[3]中提出了完整的 SIFT 算法, SIFT 对图像尺度、旋转变化以及视角和光照变化都具有较好的不变性;文献[4]中提出了 SURF 算法,该方法的计算速度相对 SIFT 有了较大程度的提高,并且在其他性能上也均接近甚至超越 SIFT,但是仍具有较大的计算量;文献[5-8]是国内外针对各自应用背景采用上述各种算法在图像配准方面的一些研究成果,均具有很好的效果。

本文采用了具有较好可重复性、准确性和高效性,而计算量又低于 SIFT 和 SURF 的 Harris 算法作为特征点的提取方法,对匹配点进行数据归一化消除坐标变换的影响,然后计算出稳定的透视变换矩阵,利用得到的变换矩阵对图像进行配准。

2 特征点提取

基于 Harris 的角点提取算法步骤如下:

(1) 计算图像 $I(x, y)$ 在 X 和 Y 两个方向上的梯度 I_x 和 I_y , 为增强 Harris 算法的旋转不变性将原始 Harris 算法中的卷积因子 $\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$ 和 $\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}^T$ 改为了 3×3 的卷积核:

$$I_x = \frac{\partial I}{\partial x} = I \otimes \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$I_y = \frac{\partial I}{\partial y} = I \otimes \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

(2) 计算图像两个方向梯度的乘积: $I_x^2 = I_x \cdot I_x$, $I_y^2 = I_y \cdot I_y$ 和 $I_{xy} = I_x \cdot I_y$;

(3) 使用高斯函数对 I_x^2 , I_y^2 和 I_{xy} 进行高斯加权(取 $\sigma = 1$), 生成矩阵 $\mathbf{M}$ 的元素 A、B 和 C,

$$A = g(I_x^2) = I_x^2 \otimes w \quad (3)$$

$$B = g(I_y^2) = I_y^2 \otimes w \quad (4)$$

$$C = g(I_{xy}) = I_{xy} \otimes w \quad (5)$$

式中, $w = \exp\left(\frac{-(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right)$ 是高斯平滑窗函数, 自

相关矩阵 $\mathbf{M} = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix}$;

(4) 计算每个像素的 Harris 相应值 R, 并对小于某一阈值 t 的 R 置为零, α 是参数, 通常取 $\alpha = 0.04 \sim 0.06$, 本文中取 0.06, t 是一个固定阈值, 本文中取 5 000,

$$R = \{R; \det \mathbf{M} - \alpha (\text{trace } \mathbf{M})^2 < t\} \quad (6)$$

(5) 在 5×5 的邻域内进行非最大值抑制, 局部

最大值点即为图像中的角点。

3 特征点匹配

Harris 算法在两幅图像中提取的角点数目不一定相等, 并且有相当多的冗余点, 这时就需要去除可能导致匹配出现较大误差或导致匹配失败的冗余点, 得出一一对应的精确匹配点。本文首先利用 NCC 进行特征点的粗匹配, 然后利用 RANSAC 剔除错误的匹配点, 实现图像的精确配准。

3.1 NCC 特征点粗匹配

NCC 算法通过计算特征点邻域像素灰度的互相关系数, 并以该系数为匹配准则进行匹配。其原理为: 分别在参考图像和待配准图像中以每一个角点为中心, 取一个 $(2N+1) \times (2N+1)$ 大小的相关窗, 然后以参考帧中的每一个特征点为参考点在待配准图像中搜索对应的匹配点, 互相关最大时的搜索窗口位置决定了模板图像在待匹配图像中的位置, 相关窗之间的互相关系数公式为

$$NCC = \frac{\sum_{x,y \in W} [I_R(x,y) - \bar{I}_R][I_C(x,y) - \bar{I}_C]}{\sqrt{\sum_{x,y \in W} [I_R(x,y) - \bar{I}_R]^2} \sqrt{\sum_{x,y \in W} [I_C(x,y) - \bar{I}_C]^2}} \quad (7)$$

式中, W 是相关窗, I_R 和 I_C 分别为参考帧和当前帧中特征点相关窗内像素灰度值, $\bar{I}_R$ 和 $\bar{I}_C$ 分别表示图像 I_R 和 I_C 特征点相关窗内像素灰度值的均值:

$$\bar{I}_R = \frac{1}{N} \sum_{x,y \in W} I_R(x,y),$$

$$\bar{I}_C = \frac{1}{N} \sum_{x,y \in W} I_C(x,y) \quad (8)$$

图像特征点匹配时选取相关系数中最大值所对应的特征点作为该参考点的匹配点。

3.2 RANSAC 特征点精匹配

经过 NCC 匹配后, 仍存在一定比例的错匹配, 如果采用这些错匹配点计算变换矩阵, 将会导致变换矩阵的误差较大, 甚至会导致图像配准失败。因此, 本文采用鲁棒性较强的参数估计方法 RANSAC 对 NCC 匹配后的特征点进行校正, 剔除错误的匹配对, 同时计算出单应矩阵。

该方法的具体实现:

(1) 从粗匹配的图像中随机抽取 4 对匹配点并判断是否有 3 点共线的情况, 如果有, 则舍去这一组匹配点重新随机抽取, 直到 4 对匹配点中没有 3 点共线的情况;

(2) 对选取的 4 对匹配点进行数据归一化, 包括

图像坐标的平移和尺度缩放,数据归一化不仅能提高结果的精度,还可以对任何尺度变化和坐标原点的变化具有不变性,消除了坐标变换的影响:

① 计算参考帧中包含平移和缩放的相似变换 T ,将点 $\mathbf{P}_i = (x_i, y_i, \omega_i)^T$ 变到新点集 $\tilde{\mathbf{P}}_i$,使得点 $\tilde{\mathbf{P}}_i$ 的形心位于原点 $(0,0)^T$,并且它们到原点的平均距离是 $\sqrt{2}$,相似变换矩阵为

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \text{scale} & 0 & -\text{scale} \ x \\ 0 & \text{scale} & -\text{scale} \ y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, n 代表匹配点的数目,本文取 4,

$$\text{scale} = \frac{\sqrt{2}}{\text{mean } D} \quad (10)$$

$$\text{mean } D = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (11)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (12)$$

② 对当前帧上的点同样计算一个相似变换 T' ,将点 $\mathbf{P}'_i = (x'_i, y'_i, \omega'_i)^T$ 变换到 $\tilde{\mathbf{P}}'_i$;

③ 采用 DLT 算法估计变换矩阵,该方法可以得到更准确的参量.由 4 对匹配点对应 $\mathbf{P}_i \leftrightarrow \mathbf{P}'_i$,确定变换方程为 $\mathbf{P}'_i = \mathbf{H}\mathbf{P}_i$.设当前帧和参考帧之间的透视变换为

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ \omega'_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & h_8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ \omega_i \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中,

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & h_8 \end{bmatrix} \quad (14)$$

方程 $\mathbf{P}'_i = \mathbf{H}\mathbf{P}_i$ 是一个齐次矢量方程,因此 3 维矢量 $\mathbf{P}'_i$ 和 $\mathbf{H}\mathbf{P}_i$ 有相同的方向,但大小上可能相差一个非零因子,该等式可以用矢量叉乘 $\mathbf{P}'_i \times \mathbf{H}\mathbf{P}_i = 0$ 表示,由该表达式可以推出 $\mathbf{H}$ 的一个简单的线性解.

如果将矩阵 $\mathbf{H}$ 的第 j 行记为 $\mathbf{H}_j^T$,则叉积又可以写成

$$\mathbf{P}'_i \times \mathbf{H}\mathbf{P}_i = \begin{bmatrix} y'_i \mathbf{H}_3^T \mathbf{P}_i - \omega'_i \mathbf{H}_2^T \mathbf{P}_i \\ \omega'_i \mathbf{H}_1^T \mathbf{P}_i - x'_i \mathbf{H}_3^T \mathbf{P}_i \\ x'_i \mathbf{H}_2^T \mathbf{P}_i - y'_i \mathbf{H}_1^T \mathbf{P}_i \end{bmatrix} \quad (15)$$

因为对 $j = 1, 2, 3, \mathbf{H}_j^T \mathbf{P}_i = \mathbf{P}_i^T \mathbf{H}_j$ 都成立,这就

给出了关于 $\mathbf{H}$ 元素的三个方程,并可以写成下列形式:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0}^T & -\omega'_i \mathbf{P}_i^T & y'_i \mathbf{P}_i^T \\ \omega'_i \mathbf{P}_i^T & \mathbf{0}^T & -x'_i \mathbf{P}_i^T \\ -y'_i \mathbf{P}_i^T & x'_i \mathbf{P}_i^T & \mathbf{0}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{H}_1 \\ \mathbf{H}_2 \\ \mathbf{H}_3 \end{bmatrix} = 0 \quad (16)$$

这些方程都有 $\mathbf{A}_i \mathbf{h} = 0$ 的形式,其中 $\mathbf{A}_i$ 是 3×9 的矩阵, $\mathbf{h}$ 是由矩阵 $\mathbf{H}$ 的元素组成的 9 维矢量, $\mathbf{h} = [\mathbf{H}_1 \ \mathbf{H}_2 \ \mathbf{H}_3]^T$, h_i 是 $\mathbf{h}$ 的第 i 个元素.每组点对应给出关于 $\mathbf{H}$ 元素的两个独立的方程.利用 4 组点获得方程组 $\mathbf{A}\mathbf{h} = 0$, $\mathbf{A}$ 是由每组点对应产生的矩阵行 $\mathbf{A}_i$ 构成的系数矩阵, $\mathbf{h}$ 是 $\mathbf{H}$ 未知元素的矢量,对 $\mathbf{A}$ 进行 SVD 分解, $\mathbf{V}$ 的值就是 $\mathbf{h}$ 的解;

④ 应用上述公式于 $\tilde{\mathbf{P}}_i \leftrightarrow \tilde{\mathbf{P}}'_i$,求得单应矩阵 $\tilde{\mathbf{H}}$;

⑤ 令 $\mathbf{H} = \mathbf{T}'^{-1} \tilde{\mathbf{H}} \mathbf{T}$,求得单应矩阵 $\mathbf{H}$.

(3) 利用单应矩阵 $\mathbf{H}$,采用对称转移误差方法,即 $d_{\text{transfer}}^2 = d(\mathbf{P}_i, \mathbf{H}^{-1} \mathbf{P}'_i)^2 + d(\mathbf{P}'_i, \mathbf{H} \mathbf{P}_i)^2$ 来估计一组对应的误差,如果 d_{transfer}^2 大于设定的阈值,则作为“外点”舍去,否则认定其对应的匹配点为“内点”;

(4) 在估计次数 N 内重复采样与验证,记录“内点”数目,选取具有较多“内点”数目的数据集进行下一步操作;

(5) 设定估计次数 N 的阈值为 1 000,选取“内点”数目与角点总数的比值 ω ($\omega \geq 0.5$) 作为数据是真实数学模型“内点”的概率,那么一次估计中所有 4 个点都是“内点”的概率为 ω^4 .如果经过 N 次至少有一次估计中的所有数据点都是内点的概率是 p ($p = 0.99$),则 N 需要满足:

$$1 - p = (1 - \omega^4)^N \Rightarrow N = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - \omega^4)} \quad (17)$$

N 次采样后,记录“内点”数目最大时的一致集;

(6) 利用数目最大时数据集的所有“内点”重新估计单应矩阵 $\mathbf{H}_R$,并用 $\mathbf{H}_R$ 实现图像的配准,即 $\mathbf{I}_R = \mathbf{H}_R \mathbf{I}$,其中 $\mathbf{I}$ 代表配准前的图像, $\mathbf{I}_R$ 代表配准后的图像.

4 实验结果及分析

为测试该方法的性能,选择了光照变化、平移与模糊变化、旋转与尺度变化和视角变化等 4 组具有代表性的不同变换类型的图片进行实验.

(1) 第一组是对发生光照变化图像的测试,原始输入图像为 320×213 像素,如图 1(a) 所示.利用 Harris 算法提取两幅图像中的角点,利用 NCC 粗

匹配后得到 119 组初始匹配对,再利用 RANSAC 算法剔除错误匹配点,此时有 75 对匹配点,利用精确匹配点计算出单应矩阵:

$$\mathbf{H}_R = \begin{bmatrix} 0.579 & -0.004 & -1.699 \\ -0.002 & 0.575 & 2.046 \\ 0.000 & -0.000 & 0.578 \end{bmatrix}$$

利用单应矩阵 $\mathbf{H}_R$ 对图像进行配准后如图 1(e) 所示,可以看出左图实现了与右图的精确配准.

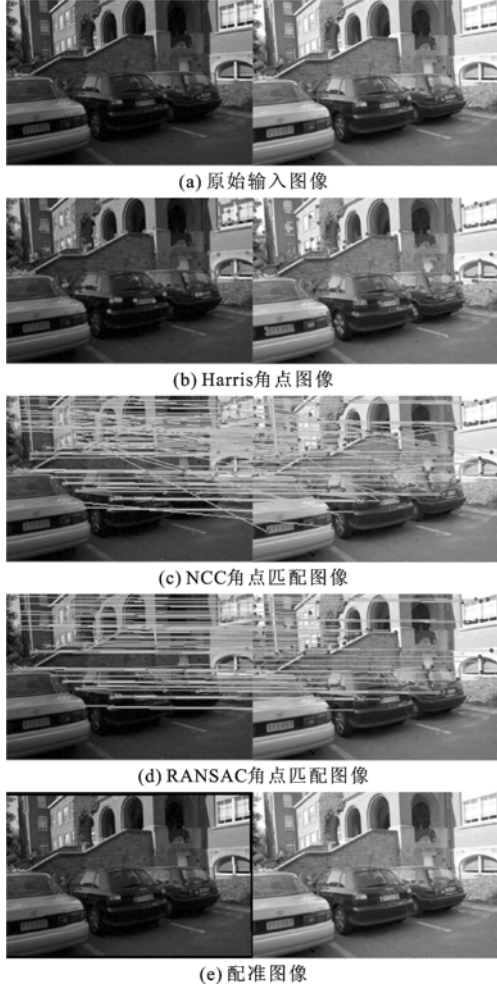


图 1 光照变化图像配准

(2)第二组是对发生平移和模糊变化图像的测试,输入的两幅图像大小均为 320×224 像素,如图 2(a) 所示.利用 Harris 算法提取两幅图像中的角点,然后利用 NCC 进行粗匹配,得到 52 组初始匹配对,再利用 RANSAC 算法剔除错误匹配点并精确匹配,剩余 37 对匹配点,计算出单应矩阵:

$$\mathbf{H}_R = \begin{bmatrix} -0.564 & -0.000 & -1.132 \\ -0.007 & -0.565 & -6.966 \\ -0.000 & 0.000 & -0.575 \end{bmatrix}$$

利用单应矩阵 $\mathbf{H}_R$ 对图像进行配准后如图 2(e) 所示,可以看出左图实现了与右图的精确配准.

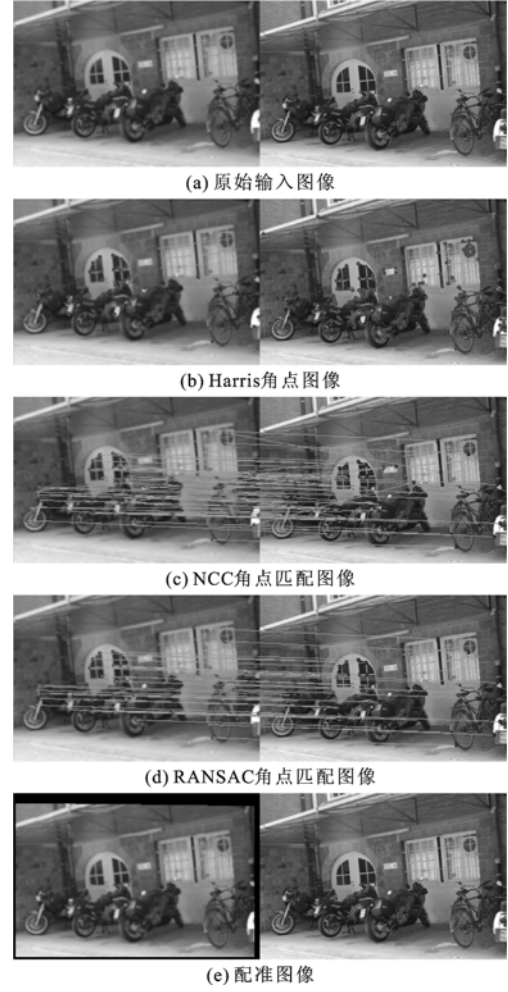


图 2 平移与模糊变化图像配准

(3)第三组是对发生大角度旋转和尺度变化图像的测试,输入的两幅图像大小均为 320×256 像素,如图 3(a) 所示,利用增强旋转不变性的 Harris 算法分别提取两幅图像中的角点,在图 3(b) 中用实心圆点标出;然后利用 NCC 进行角点的粗匹配,得到 445 组初始匹配点,由图 3(c) 可以看出经 NCC 匹配后包含大量的误匹配对;再利用 RANSAC 算法进行错误匹配点的剔除及精确匹配,如图 3(d) 所示,此时有 139 对匹配点,利用这些精确的匹配点计算出单应矩阵:

$$\mathbf{H}_R = \begin{bmatrix} -0.635 & 0.159 & -5.201 \\ -0.157 & -0.634 & 31.589 \\ -0.000 & 0.000 & -0.578 \end{bmatrix}$$

利用单应矩阵 $\mathbf{H}_R$ 对图像进行配准后如图 3(e) 所示,可以看出左图实现了与右图的精确配准.

(4)第四组是对发生视角变化图像的测试,原始输入图像为 320×256 像素,如图 4(a) 所示,利用 Harris 算法提取两幅图像中的角点,利用 NCC 粗匹配后得到 392 组初始匹配对,由图 4(c) 可以看

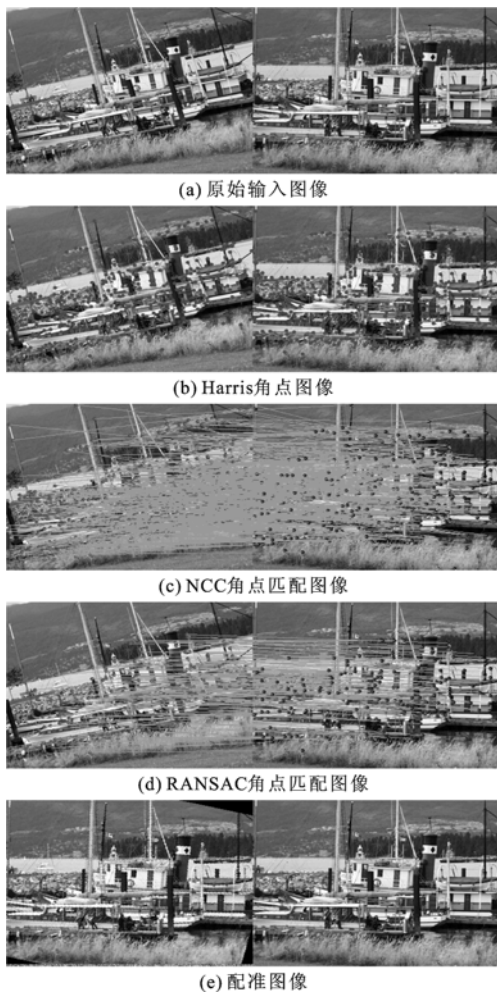


图3 旋转与尺度变化图像配准

出,图中包含大量的误匹配对;再利用 RANSAC 算法进行错误匹配点的剔除及精确匹配,如图 4(d)所示,此时有 81 对匹配点,最后计算出单应矩阵:

$$\mathbf{H}_R = \begin{bmatrix} 0.636 & -0.214 & 22.571 \\ 0.145 & 0.598 & -34.177 \\ -0.000 & 0.000 & 0.598 \end{bmatrix}$$

利用单应矩阵 $\mathbf{H}_R$ 对图像进行配准后如图 4(e)所示,可以看出左图实现了与右图的精确配准。

大量实验表明,本文提出的方法对平移、旋转、尺度、模糊、光照和视角变化均具有良好的效果。

5 结束语

针对图像末制导过程中图像配准的精确性和实时性的具体要求,提出了一种透视变换模型下基于 Harris 算法的图像配准方法。该方法增强了传统 Harris 算法的旋转不变性,能够更好地适用于发生大角度旋转的图像,结合 NCC 算法和 RANSAC 算法并引入 DLT 算法计算稳定的透视变换单应矩阵,利用该单应矩阵实现图像配准。测试结果表明,

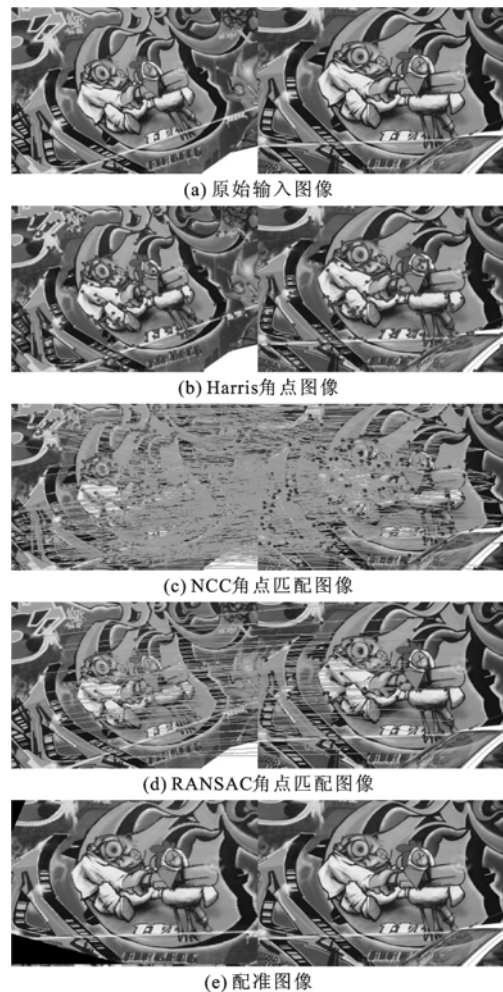


图4 视角变化图像配准

该方法对平移、旋转、尺度变化及视角变化具有不变性,对光照变化和图像模糊具有较强的鲁棒性,并且具有很高的配准精度,算法经 DSP 硬件实现,可应用于图像末制导系统中。

参考文献:

- [1] 刘贵喜,刘冬梅,刘凤鹏,等. 一种稳健的特征点配准算法[J]. 光学学报, 2008, 28(3):454-461.
- [2] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]//Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester:BMVA,1988,15:147-151.
- [3] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [4] Bay H, Tuytelaars T, Gool L Van. SURF: speeded up robust features[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Graz:Springer,2006:404-417.
- [5] 王田甲,刘国荣. SIFT 改进算法在图像配准中的应用[J]. 微电子学与计算机,2011,28(5):184-188.

(下转第 26 页)

中, 2^{-65} 代表了小角度数值, $-\pi/4$ 代表了 $-\pi/2 \sim +\pi/2$ 内的负数, $\pi/6$ 代表了 $-\pi/2 \sim +\pi/2$ 内的正数, $\pi/2$ 代表了一个特殊值, $3\pi/5$ 代表了 $-\pi \sim +\pi$ 内的正数. 通过表 2 可以看出, 算法很好地解决了小角度数值与大角度 ($-\pi \sim +\pi$ 内) 数值的三角函数计算问题, 迭代精度最低为 10^{-14} . 而采用多项式拟合法计算复杂, 也很难达到本文的计算精度.

图 4 表示了采用多项式拟合法^[8]得到的精度与拟合项数的关系, 其中, 横轴表示需要拟合的项数, 纵轴表示所能达到的精度与拟合项数的关系. 通过图 4 可看出, 多项式拟合法在拟合项数大于 5 以后, 精度几乎不再变化, 提高精度将变得很困难, 并且需要多步的浮点数乘法. 而改进后的 CORDIC 算法不仅精度非常高, 而且只需要移位和加减运算, 更适合硬件实现.

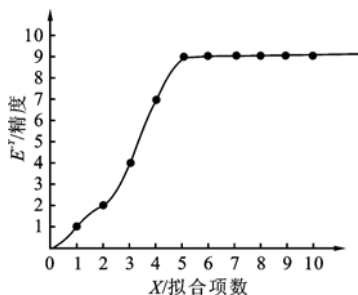


图 4 多项式拟合法精度与拟合项数关系

5 结束语

本文通过改进的 CORDIC 算法, 实现了迭代次数的软件可配置. 同时, INTEL 处理器与 SPARC 处理器对 80 位浮点数表示的差别问题也得到了处

理. 本文还拓展了计算范围, 同时对小角度计算进行了处理, 使运算更加完善. 最终, 实现了高速、高精度的三角函数运算, 配置灵活, 精度高, 适合在嵌入式计算机子系统中广泛应用.

参考文献:

- [1] 孔德元. 针对正弦余弦计算的 CORDIC 算法优化及其 FPGA 实现[D]. 长沙: 中南大学, 2008.
- [2] 陈石平, 李全, 付佃华, 等. 32 位浮点正余弦函数的 FPGA 实现[J]. 微计算机信息, 2008, 24(5): 3-5.
- [3] 潘宏亮. 浮点指数类超越函数的运算算法研究与硬件实现[D]. 西安: 西北工业大学, 2006.
- [4] Oskar Mencer. Application of reconfigurable CORDIC architectures[J]. Journal of VLSI Signal Processing Systems, 2000, 24: 211-221.
- [5] Zhou Zhiheng, Wu Dongcheng. An algorithm for computing the value of arbitrary angle trigonometric function Transportation[C]//2011 International Conference on Digital Object Identifier, Guangzhou: South China University of Technology, 2011.
- [6] IEEE organise. IEEE Std 754-1985 IEEE Standard for Binary Floating-Point Arithmetic [S]. New York: IEEE, 1985.
- [7] 朱亚超. 基于 IEEE-754 的浮点数存储格式分析研究[J]. 计算机与信息技术, 2006(9): 50-52.
- [8] 司少玲, 关永. 三角函数曲线数据拟合最佳次数的确定[J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(24): 4660-4662.

作者简介:

张 佳 男, (1986—), 硕士研究生. 研究方向为 IP 设计.

(上接第 22 页)

- [6] 张锐娟, 张建奇, 杨翠. 基于 SURF 的图像配准方法研究[J]. 红外与激光工程, 2009, 38(1): 160-165.
- [7] 贺柏根, 朱明. 改进的抗全仿射尺度不变特征变换图像匹配方法[J]. 光学精密工程, 2012, 41(3): 811-817.
- [8] 李小昌, 朱丹. 采用尺度不变特征和区域选择的图像配准方法[J]. 红外与激光工程, 2012, 41(2): 537-542.

作者简介:

郭晓冉 男, (1985—), 博士研究生. 研究方向为电子稳像、目标检测、识别与跟踪技术.

崔少辉 男, (1965—), 博士生导师, 教授. 研究方向为目标检测、识别与跟踪技术以及弹载仪器与微系统.

方 丹 男, (1979—), 博士, 讲师. 研究方向为目标检测、识别与跟踪技术.