

基于改进 SURF 算法的移动目标实时图像配准方法研究

巨刚, 袁亮, 刘小月, 岳昊恩

(新疆大学机械工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047)

摘要: 针对目标在移动过程中实时视觉图像特征点提取与配准的不稳定性, 提出一种多算法融合的改进配准方法。首先, 采用双边滤波、Canny 边缘检测及形态学处理方法得到具有较强顽健性特征的边缘周边检测区域并基于离散 Gaussian-Hermite 矩对 SURF 算法中的 Hessian 矩阵进行修正, 重新定义特征描述向量, 同时采用肯德尔系数对配准的特征点进行约束。其次, 通过融合光谱辐射颜色不变量模型及 I_SURF 算法对实时视觉彩色图像进行配准。最后, 将改进算法与目标自适应更新算法相结合, 实现了移动目标在室内环境中的实时匹配。实验结果表明, 在不同旋转尺度下, 改进算法的静态图像配准较 SURF 算法具有较高配准精度, 移动图像特征点提取及配准数量的稳定性达到 97% 以上。

关键词: 改进 SURF; 移动目标; 图像配准; 实时性; Gaussian-Hermite 矩

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

Study on mobile target real-time image registration based on improved SURF algorithm

JU Gang, YUAN Liang, LIU Xiao-yue, YUE Hao-en

(School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: For the unstability of the real-time visual image characteristic point extraction and matching for the mobile target, an improved registration method of the multiple algorithm-fusion was introduced. Firstly, the method of bilateral filtering, Canny edge detection and morphological processing, was adopted to get the more robust image's edge map. And the founded points were limited in this edge map, then the Hessian matrix of SURF based on the discrete Gaussian-Hermite moment was modified. The character description vector was redefined in the algorithm. Following the above analysis, the Kendall coefficient constraint was discussed in image matching characteristic points. Secondly, the spectral radiant color invariant model and the I_SURF algorithm were used to match the real-time color image. Finally, the improved algorithm was combined with the update algorithm of adaptive target to match the mobile target in indoor environment. The experimental results show that the static image registration accuracy of the improved algorithm is higher than that of the SURF algorithm, and also the stability of the mobile image feature points extraction and the registration number have achieved over 97% under different rotating scales.

Key words: improved SURF, mobile target, image registration, real-time, Gaussian-Hermite moment

1 引言

随着科技的迅猛发展, 视觉图像技术被广泛应用于机器人视觉定位、无人机视觉跟踪、道路监控

及航天航空等各重要领域。其中, 图像特征点的提取及配准是视觉图像跟踪技术的重要核心部分, 因此, 视觉图像高效准确配准算法已成为研究视觉图像技术的重要内容。

收稿日期: 2016-07-08; 修回日期: 2016-08-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.31460284, No.61262059, No.61662075); 新疆自治区科技支疆基金资助项目 (No.201591102); 乌鲁木齐市人才工程计划基金资助项目 (No.P151010006)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.31460284, No.61262059, No.61662075), Technology Branch Project of Xinjiang (No.201591102), Outstanding Talent Training Project of Urumqi (No.P151010006)

自 2008 年 BAY 等^[1]提出了加速顽健性特征算法(SURF, speeded-up robust features)以来, 由于 SURF 算法具有平移、缩放、旋转的不变特性, 被广泛应用于各种图像特征提取及匹配场合。SURF 算法是基于 Hessian 矩阵检测特征点, 但当图像发生异常视角的平移及外界噪音干扰时, 图像特征点的提取及匹配出现不稳定因素。因此, 近年来国内外出现了一些新的特征提取及配准算法的研究。吴一全等^[2]提出了无下采样轮廓波变换(NSCT, non-subsampled contourlet transform)的 SURF 的图像配准算法, 具有较强的配准精度及顽健性。文献[3]提出了基于偏微分方程(PDE, partial differential equation)的各向异性的匹配模型, 实现了对复杂噪音图像的精确匹配。丁南南等^[4]提出了基于随机 KD 树的 SURF-DAISY 快速图像配准算法, 在很大程度上减少了配准时间。文献[5]通过利用 SURF 算法获取图像的特征点结合 KD 数搜索配准点对, 同时采用 RANSAC 和最小二乘法求解图像映射关系, 进而得到图像的配准。闫自庚等^[6]通过融合 SURF 算法及 Delaunay 三角网格法对复杂图像进行较多特征点提取并得到较高配准率。文献[7]通过采用改进 SURF 结合金字塔 KLT(P-KLT, pyramid Kanade Lucas Tomasi)算法对图像特征点进行稳定性配准, 提高精度的同时减少匹配时间。张子龙等^[8]采用改进 FAST(FAST, features from accelerated segment test)特征点检测及 SURF 特征点提取、特征点匹配等方法对 SURF 算法进行改进, 检测及配准结果较准确。WONG 等^[9]通过 SURF 算法结合惯性测量装置(IMU, inertial measurement unit)对检测的视觉图像进行配准, 减少特征点的误配率, 但是增加了计算时间。GOH 等^[10]提出了建立决策矩阵和两对对应的图像近似旋转角度可以显著提高 SURF 算法 10%~20%的匹配率。YANG 等^[11]限制 SURF 算法提取特征点的区域及限制特征点的数量, 提高图像配准精度及减少了运行时间。以上研究方法都对 SURF 算法进行了改进, 都是在 2 个静态图片下配准, 但移动图像的实时动态配准方法报道很少。鉴于此, 本文改进 SURF 算法的同时提出了移动图像的实时动态配准方法, 并提高了配准算法的稳定性。

2 改进 SURF 图像配准算法

图像配准包括图像特征点检测、特征点描述及特征点匹配 3 个部分。SURF 算法是通过 Hessian

矩阵检测图像的特征点, 采用哈尔小波响应特征向量值描述特征点, 利用欧式距离相似度量对待配图像及参考图像进行配准。如图 1 所示, 从以下 4 个方面改进 SURF 算法。

2.1 改进特征点提取方法

图像特征影响图像的配准率, 好的特征具有较强的顽健性。因此, 采用双边滤波、Canny 边缘检测及形态学处理方法对图像进行处理, 从而得到具有较强顽健性特征的边缘周边检测区域。特征点描述在具有较大梯度变化边缘周边区域内, 检测到的特征点具备较强的顽健性。

双边滤波可以使图像纹理平滑, 包含图像像素点的空间邻域关系以及灰度值相似关系, 用数学关系式表示为

$$H_{BL}(I_x) = \frac{1}{W_x} \sum_{y \in S} G_{\sigma_d}(\|x - y\|) G_{\sigma_r}(I_x - I_y) I_y \quad (1)$$

其中, W_x 定义为

$$W_x = G_{\sigma_d}(\|x - y\|) G_{\sigma_r}(I_x - I_y) I_y \quad (2)$$

其中, x 为当前点位置, y 为 $s \times s$ 区域内点, I_x 、 I_y 为像素值, G_{σ_d} 为空间邻域关系函数, $\|x - y\|$ 为空间距离, G_{σ_r} 为灰度值相似关系函数, σ_d 、 σ_r 为高斯标准差。

Canny 边缘检测能得到较多的图像边缘, 有较强的噪音抑制能力, 检测边缘线段较为完整。Canny 边缘检测关系式表示为

$$\vartheta = \frac{\nabla Gf(x, y)}{|\nabla Gf(x, y)|} \quad (3)$$

其中, ϑ 为检测边缘方向的正交方向, ∇G 为高斯函数梯度矢量, $f(x, y)$ 为图像像素值。

ϑ 正交方向下的边缘强度为

$$\psi = |\nabla Gf(x, y)| \quad (4)$$

在形态学处理中, 本文采用的是闭操作处理方法, 即先对待配准图像进行膨胀, 再做腐蚀处理, 消除 Canny 边缘检测带来的狭窄间断区域及弥补断裂的轮廓线。待配图像通过双边滤波、Canny 边缘检测及形态学处理得到具有较强顽健性特征的边缘周边检测区域, 从而有利于好的特征点的提取, 进而改进了图像配准精度。

2.2 改进特征点检测方法

SURF 算法是通过 Hessian 矩阵检测图像的极

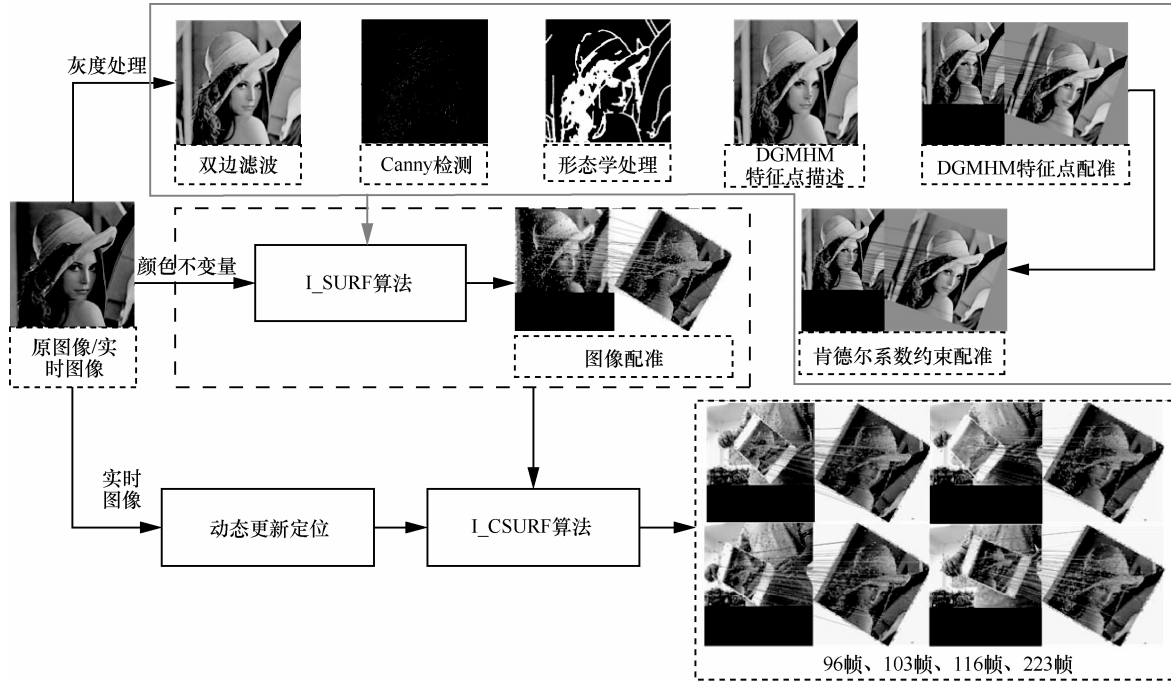


图 1 本文改进算法流程

值点作为特征点，采用哈尔小波响应特征向量值描述特征点。为了得到更多的显著特征信息及稳定的配准特征点，本文采用离散 Gaussian-Hermite 矩(DGHM, discrete Gaussian-Hermite moment)替代 SURF 算法中的 Hessian 矩阵，并重新定义特征描述向量。

图像离散 Gaussian-Hermite 函数定义^[12,13]为

$$\bar{\zeta}_q(y, \sigma) = \frac{2}{N-1} \frac{1}{\sqrt{2^p q!} \sqrt{\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{y^2}{2\sigma^2}\right) \zeta_p \frac{y}{\sigma} \quad (5)$$

其中，像素大小为 $M \times N$ ， σ 为高斯标准差， p 、 q 为阶系数。定义图像 $I(i, j)$ 像素范围为 $[0 \leq i, j \leq N-1, M-1]$ ， (p, q) 阶 DGHM 矩为

$$\mu_{p,q} = \frac{4}{(N-1)(M-1)} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} I(i, j) \bar{\zeta}_p(x, \sigma) \bar{\zeta}_q(y, \sigma) \quad (6)$$

图像匹配特征点检测阶段，定义离散 Gaussian-Hermite 矩 (DGHM) 的近似检测矩阵为

$$\mathbf{G}_H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} \mu_{p,0}(x, \sigma) & \mu_{p,q}(x, \sigma) \\ \mu_{p,q}(x, \sigma) & \mu_{0,q}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中， $\mu_{p,0}$ 、 $\mu_{0,q}$ 分别为 X 、 Y 方向上的离散 Gaussian-Hermite 矩。矩阵行列式近似表示为

$$\det(\mathbf{G}_H(x, \sigma)) = \mu_{p,0}(x, \sigma) \mu_{0,q}(x, \sigma) - (\alpha \mu_{p,q})^2 \quad (8)$$

其中， $\alpha = \frac{\|L_{xy}(x, \sigma)\|_F \|\mu_{p,0}(x, \sigma)\|_F}{\|L_{xx}(x, \sigma)\|_F \|\mu_{p,q}(x, \sigma)\|_F} \approx 0.9$ ， α 为权重系

数， F 为 Frobenius 范数。如果 $\det(\mathbf{G}_H(x, \sigma)) > 0$ 时，检测点为极值点。图像匹配算法定义空间 26 个相邻点作为比较点，其中的最大值或最小值作为该检测区域的候选特征点。

图像特征点描述阶段，SURF 算法依据局部特征梯度方向搜索主方向，在计算过程不够准确，出现大量误配现象。本文采用 DGHM 求解在 X 、 Y 方向特征点的响应值。设待匹配图像中特征点为 (i_k, j_k) ， K 为特征标识。图像特征点主方向（幅值，角度）表示为

$$\Gamma(i_k, j_k) = \sqrt{(\mu_{p,0}(i_k, j_k))^2 + (\mu_{0,q}(i_k, j_k))^2} \quad (9)$$

$$\varpi(i_k, j_k) = \arctan\left(\frac{\mu_{p,0}(i_k, j_k)}{\mu_{0,q}(i_k, j_k)}\right) \quad (10)$$

其中， $\Gamma(i_k, j_k)$ 为主方向幅值， $\varpi(i_k, j_k)$ 为主方向角度。选取 $20\sigma \times 20\sigma$ 区域，沿着主方向划分为 4×4 的局部区域，每个局部区域设定像素值为 $5\sigma \times 5\sigma$ 。定义每个局部区域的 X 和 Y 方向各响应值之和及绝对值之和作为图像特征点的描述向量，表示为

$$\bar{s} = \left[\sum \mu_{p,0}, \sum \mu_{0,q}, \sum |\mu_{p,0}|, \sum |\mu_{0,q}| \right] \quad (11)$$

2.3 基于肯德尔系数约束的配准方法

SURF 算法采用欧式距离相似性度量对图像特征点进行配准。当图像有外界噪音干扰时，该

方法就会出现严重的误配现象，因此，采用肯德尔系数对特征匹配进行可行性约束，配准率明显提升。

设 P_1 、 P_2 分别为待匹配图像，参考图像正方形区域像素值， \mathbf{v}_1 、 \mathbf{v}_2 分别为 P_1 、 P_2 对应的向量，大小设为 $\Psi \times \Psi$ ($\Psi = 50$)。建立数学关系式为

$$v_{ij} = \text{sgn}(v_{1i} - v_{1j})\text{sgn}(v_{2i} - v_{2j})$$

即为

$$v_{ij} = \begin{cases} 1, & (v_{1i} - v_{1j})(v_{2i} - v_{2j}) > 0 \\ -1, & (v_{1i} - v_{1j})(v_{2i} - v_{2j}) < 0 \\ 0, & (v_{1i} - v_{1j})(v_{2i} - v_{2j}) = 0 \end{cases} \quad (12)$$

其中， $i, j \in [1, \Psi^2]$ ， v_{ij} 等于 0 的情况有 3 种，分别为

$$\begin{aligned} (v_{1i} - v_{1j}) = 0, (v_{2i} - v_{2j}) \neq 0 \\ (v_{1i} - v_{1j}) \neq 0, (v_{2i} - v_{2j}) = 0 \\ (v_{1i} - v_{1j}) = 0, (v_{2i} - v_{2j}) = 0 \end{aligned}$$

定义肯德尔系数为 η ，图像配准肯德尔系数约束为

$$\eta = \frac{\varepsilon - \gamma}{\sqrt{\varepsilon + \gamma + \tau} \sqrt{\varepsilon + \lambda + \omega}} \quad (13)$$

其中， ε 为 $v_{ij}=1$ 的次数， γ 为 $v_{ij}=-1$ 的次数， τ 为 $(v_{1i} - v_{1j}) = 0$ ， $(v_{2i} - v_{2j}) \neq 0$ 的次数， ω 为 $(v_{1i} - v_{1j}) \neq 0$ ， $(v_{2i} - v_{2j}) = 0$ 次数。设定阈值为 φ ，表达式为

$$\varphi = \text{mean}(\Xi_\eta) - \text{std} \frac{\Xi_\eta}{2} \quad (14)$$

其中， $\text{mean}(\Xi_\eta)$ 为肯德尔均值， $\text{std}(\Xi_\eta)$ 为肯德尔标准差。当 $\eta > \varphi$ 时，表示图像特征点较强，当 $\eta < \varphi$ 时，配准强度较弱，该特征匹配需去除掉。

2.4 基于颜色不变量的彩色图像配准方法

SURF 配准算法利用图像的灰度信息对图像进行配准，而图像彩色信息被丢弃。彩色信息具有更多的特征，对图像配准提供更多候选匹配特征，进一步提高算法配准率。

本文通过融合光谱辐射颜色不变量模型对彩色图像进行配准。颜色不变量模型表达式为

$$E(\lambda, \vec{x}) = i(\vec{x}) \left[(1 - \rho(\vec{x}))^2 \chi_\infty(\lambda, \vec{x}) + \rho(\vec{x}) \right] \quad (15)$$

其中， \vec{x} 为图像位置， $i(\vec{x})$ 为位置函数， λ 为波长，

$\rho(\vec{x})$ 为 \vec{x} 位置的反射系数， $\chi_\infty(\lambda, \vec{x})$ 为 \vec{x} 位置 λ 的反射率。设 Θ_{inv} 为颜色不变量，数学表达式为

$$\Theta_{\text{inv}} = \frac{E_\lambda}{E_{\lambda\lambda}} = f(\chi_\infty(\lambda, \vec{x})) \quad (16)$$

其中， E_λ 为式 (15) 的一阶导数， $E_{\lambda\lambda}$ 为式 (15) 的二阶导数。彩色图像 RGB 与 E 、 E_λ 、 $E_{\lambda\lambda}$ 关系近似表示为

$$\begin{bmatrix} E \\ E_\lambda \\ E_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.3 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.6 & 0.17 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (17)$$

将式(17)代入式(16)可以得到颜色不变量矩阵。

3 移动图像实时配准算法

将改进算法与目标自适应更新算法相结合，实现了移动目标在室内环境中的实时匹配。为了能准确地对移动图像进行配准，首先要确定配准目标的中心位置。其次，目标在逐渐移动过程中，需要对目标表象模型（颜色变量）及结构模型不断在线更新。最终，实现移动目标的准确配准。

设时间变量为 t 时，视觉图像状态和观测状态分别为

$$Z_t = (z_t^1, z_t^2, z_t^3, \dots, z_t^m), Q_t = (q_t^1, q_t^2, q_t^3, \dots, q_t^m) \quad (18)$$

其中， m 为图像分块的数量。每个块状态为 $Z_t^i = (l_t^i, \Delta l_t^i)$ ， Δl_t^i 为位置偏移量， l_t^i 为位置。图像块似然模型为

$$P\left(\frac{Q_t}{Z_t^i}\right) = P_a\left(\frac{Q_t}{Z_t^i}\right) P_s\left(\frac{Q_t}{Z_t^i}\right) \quad (19)$$

其中， $P_a(\cdot)$ 为表象似然函数， $P_s(\cdot)$ 为结构似然函数。通过 $P_a(\cdot)$ 、 $P_s(\cdot)$ 及块的状态可以求解出图像目标的中心位置，表示关系为

$$A_c = \sum_{i=1}^n \frac{P\left(\frac{Q_t}{Z_t^i}\right)}{\sum_{i=1}^n P\left(\frac{Q_t}{Z_t^i}\right)} (l_t^i + \Delta l_t^i) \quad (20)$$

其中， n 为配准块的数目。视觉图像移动的中心位置确定后，就需要对模型进行更新。表象模型更新表达式为

$$\Pi_{\text{new}} = \Pi_{\text{init}} + \Pi_{\text{old}} + \Pi_{\text{current}} \quad (21)$$

其中， Π_{init} 为初始帧颜色模型， Π_{old} 为当前帧前颜色模型， Π_{current} 为当前帧颜色模型。表象模型可以

对移动的图像的颜色自适应更新。

定义结构模型更新状态为：产生、保持、消失。

$$M = \begin{cases} \text{产生, } d_{i,i'} > \theta_b \\ \text{保持, } P_a^i > \theta_a, P_s^i > \theta_s \\ \text{消失, } P_a^i < \theta_a, P_s^i < \theta_s \end{cases} \quad (22)$$

其中, i 为移动图像任意节点, i' 为参考图任意节点, $d_{i,i'}$ 为没有与参考图任意节点 i' 相匹配的目标图新节点 i 的距离, $\theta_b = 0.5$ 、 $\theta_a = 0.7$ 、 $\theta_s = 0.4$ 分别为设定的匹配阈值、表象似然阈值及结构似然阈值。确定移动目标后, 增加“产生”状态节点, 保留“保持”状态节点, 删除“消失”状态节点。最终构成当前实时图像的边界, 完成视觉图像的更新。

4 实验结果与分析

基于改进 SURF 算法的移动目标实时图像配准方法研究。实验平台硬件为：Intel (R)Core(TM) i5-4460 CPU @3.2 GHz, 8 G 内存；开发环境为：Windows 8.1 系统, Visual Studio 2013, Visual C++, Open_CV_VERSION 2.4.13。实验中所使用的图像来自于上海交通大学图像研究所。

4.1 顽健性特征周边检测区域分析

由于篇幅限制, 本文选择 Lena 图片做仿真分析。仿真结果如图 2 所示。包括采用双边滤波、Canny 边缘检测及形态学处理方法得到具有较强顽健性特征的边缘周边检测区域及特征点检测。

由图 2 所示, 图 2(a)为 Lena 原图像, 图 2(b)为双边滤波后的图像。图像经过双边滤波后, 图像

的一些较小的纹理得到平滑, 但图像的边缘基本上得到保留。图 2(c)~图 2(f)均为检测算法, 由实验结果显示, Canny 算子相较于其他 3 种检测算子得到的边缘轮廓更丰富、更清晰, 且边缘检测线段较完整。图 2(g)和图 2(h)分别为滤波及 Canny 的周边检测区域, 无滤波及检测的周边区域。无双边滤波的图像边缘周边区域包含了弱纹理区域和弱边缘区域, 以至于检测到的特征点的顽健性较弱, 而采用双边滤波得到边缘周边区域则相反。图 2(i)和图 2(j)分别为用双边滤波和无双边滤波检测特征点, 双边滤波的特征点检测方法很好地抑制了弱边缘的点及非边缘的点, 进而减少了弱边缘的误配率。

4.2 Gaussian-Hermite 矩修正结果及新定义特征向量分析

选用 Lena 30°、猴脸 45°、蔬菜 60°、水果 75° 静态图像进行仿真实验。采用改进 SURF 算法的 Gaussian-Hermite 矩重新定义特征向量描述子, 如图 3 所示。

4.2.1 Gaussian-Hermite 矩修正结果分析

图 3 中所有图像特征均用圆圈表示, 圆心表示特征点位置, 圆圈半径越大特征描述值越大。特征点位置是通过 Gaussian-Hermite 矩检测矩阵式(7)求得 $\mu_{p,0}(x,\sigma)$ 、 $\mu_{q,0}(x,\sigma)$ 和 $\mu_{p,q}(x,\sigma)$, 再根据式(8)矩阵行列式 $\det(\mathbf{G}_H(x,\sigma)) = \mu_{p,0}(x,\sigma)\mu_{0,q}(x,\sigma) - (\alpha\mu_{p,q})^2$ 求解得到。由图中椭圆区域可以得到图像特征点即圆心明显增多, 有助于图像匹配过程中顽健性较强特征点的选择。相比较于 SURF 算法 Hessian 矩阵行列式求解的特征点有明显优势。

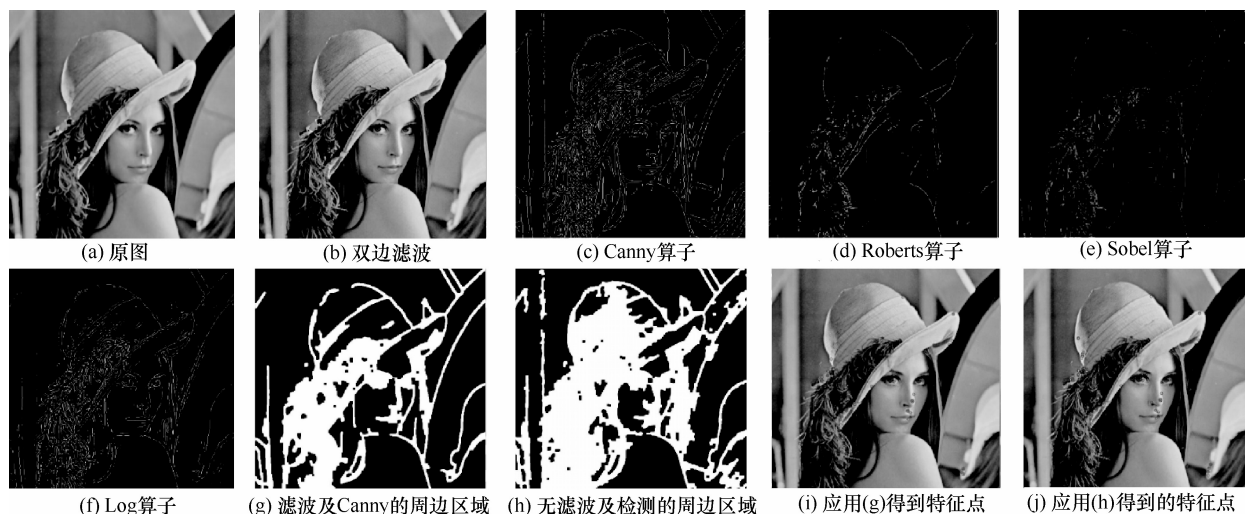


图 2 顽健性强的周边区域及特征点检测

4.2.2 新定义特征向量分析

图 3 为改进 SURF 算法的 Gaussian-Hermite 矩重新定义特征向量描述与原始 SURF 算法特征项描述的对比实验图。图 3(a)和图 3(b)为 Lena 30° 图像特征向量描述的对比，图 3(a)中帽子顶部及头发处的特征点数量明显多于 3(b)。图 3(c)和图 3(d)为猴脸 45° 图像特征向量描述的对比，图 3(c)中猴鼻附近的特征点的描述向量多于未改进图 3(d)中的数量。图 3(e)和图 3(f)为蔬菜 60° 图像特征向量描述的对比图，改进 SURF 后辣椒上的特征点增多。图 3(g)和图 3(h)为水果 75° 图像特征向量描述的对比，图 3(g)与图 3(f)图的特征向量描述均匀，图 3(g)中西瓜表面特征圆圈增多。通过 Lena 30°、猴脸 45°、蔬菜 60°、水果 75° 等图像的对比分析，可以得出重新定义的特征向量描述数量明显多于为改进的 SURF 算法特征向量描述，为图像选择顽健性强的特征点进行更好配准奠定基础。

4.3 改进 SURF 图像特征点主方向仿真分析

图像特征主方向(幅值、角度)用标线和箭头表示。标线长度表示幅值大小，箭头方向表示角度，如图 4 所示。

图 4(a)为 Lena 图，各特征点主方向接近-65°，幅值呈现不均匀分布，处于帽檐部分特征值较大，头发部位的标线值较小。图 4(b)为猴脸图，各箭头方向在 -75°~ -85° 之间，特征幅值基本呈现均匀分布，猴鼻附近箭头及标线略少，大部分特征点处于脸部、眼睛及嘴部附近。图 4(c)为蔬菜图，蔬菜根部附近特征值较密集，各主方向约为 -88°，处于蔬菜交界处的特征幅值明显。图 4(d)为密叶小车，由于树叶密集，特征点较多，特征点方向均呈现约 -90° 分布，幅值均匀。图 4(f)为水果图，水果边缘处箭头较密集，幅值非均匀分布。

4.4 静态图像配准实验分析

本文通过改进 SURF 算法与原始 SURF 算法进行

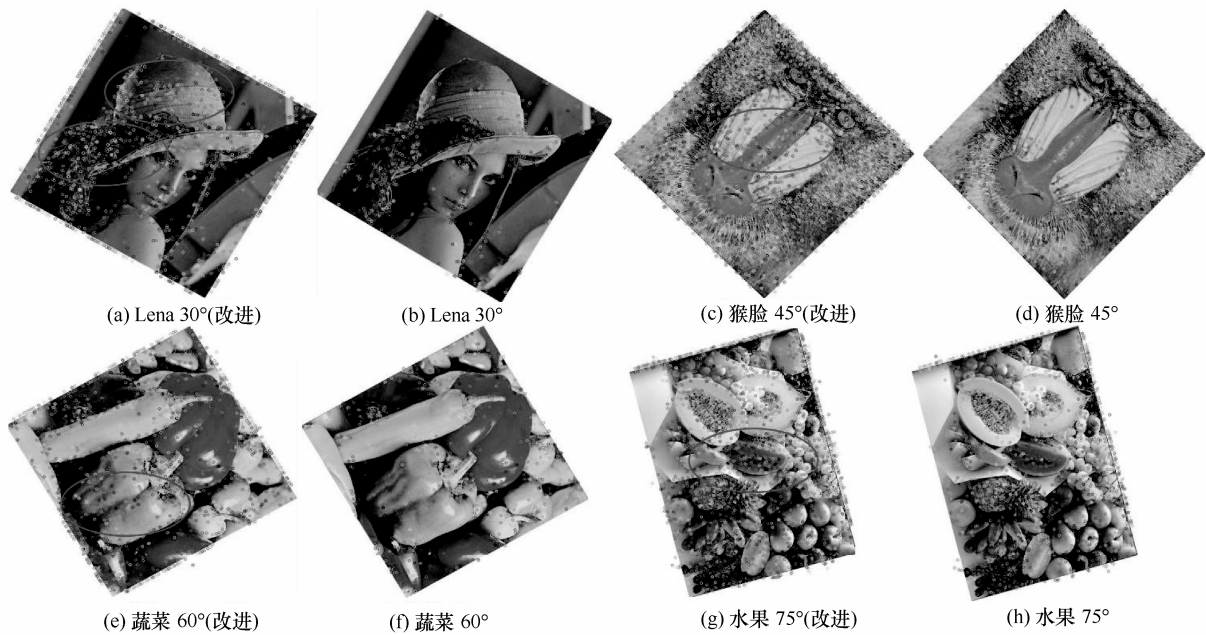


图 3 特征向量描述对比分析

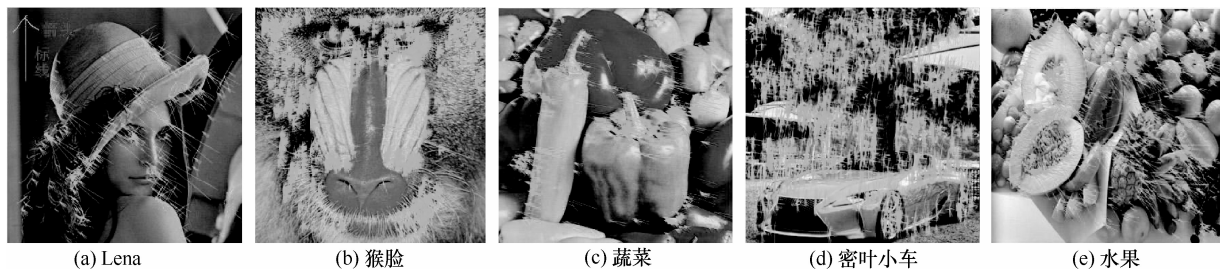


图 4 特征点主方向的描述

对比, 选取不同旋转尺度的异同图像进行实验配准。

图 5(a)是 Lena 旋转 30° 图像, 尺寸为 512×512; 图 5(b)是一幅猴脸旋转 45° 图像, 尺寸为 512×512; 图 5(c)是一幅旋转 60° 的蔬菜图像, 尺寸为 512×512; 图 5(d)是一幅旋转 75° 水果图像, 尺寸为 607×480; 采用 I_CSURF 与 SURF 算法对图像特征点进行检测、特征点数量、特征配准性能统计如表 1 所示。

对比实验中, I_CSURF 配准算法均增添了 0.8 dB 的信噪比, SURF 算法信噪比为 0。由表 1 分析得出, 2 种算法对 4 幅图像检测时间量基本相等, I_CSURF 算法检测的特征点明显多于 SURF 算法。图 5(a)、5(b)、5(c)中 I_CSURF 算法图像匹配数量多于 SURF 算法, 配准率分别为 99.8%、99.8%和 99.6%。图 5(d)中 SURF 算法图像匹配数量多于 I_CSURF 算法, 但误配数为 338 对, 误配率达到 25.5%, I_CSURF 算法的配准率为 99.7%。由以上分析得出 I_CSURF 匹配算法相比 SURF 算法, 配准精度进一步提升, 具有一定的稳定性。

4.5 移动图像的实验分析

本文通过改进的 SURF 算法 (I_CSURF) 提高

图像配准精度及稳定性。进一步将 I_CSURF 算法融合目标自适应更新算法应用于移动视觉实时图像匹配中并进行实验分析。

移动实时视觉实时图像配准实验中, 设置参考图分别为 30°、60°和 90°, 通过 I_CSURF 算法融合目标自适应更新算法对视觉图像进行不同角度的旋转, 平移, 拉伸实时配准。表 2 为 I_CSURF 算法的移动目标实时视觉图像中心坐标位置, 范围在 [0,0]~[641,721]之间移动。表 3、表 4 为实时移动图像在配准过程中图像数据更新的统计。配准统计结果如表 5 所示。

图 6(a)中取实时第 11、26、34、59、81、104 等 6 帧配准图像。图 6(b)中取实时第 17、25、38、67、92、111 等 6 帧配准图像。图 6(c)中取实时第 16、19、24、35、67、98 等 6 帧配准图像。由表 5 分析, 图 6(a)、图 6(b)、图 6(c)中有效特征点数量分别保持在 413~439、842~864、731~750, 有效特征点数量的稳定性分别为 93.7%、97.3%、97.4%。不同旋转尺度下的视觉移动图像配准率在 0.98~1.0 之间。由以上实验数据分析, 移动图像特征点提取及配准数量的稳定性达到 97% 以上。

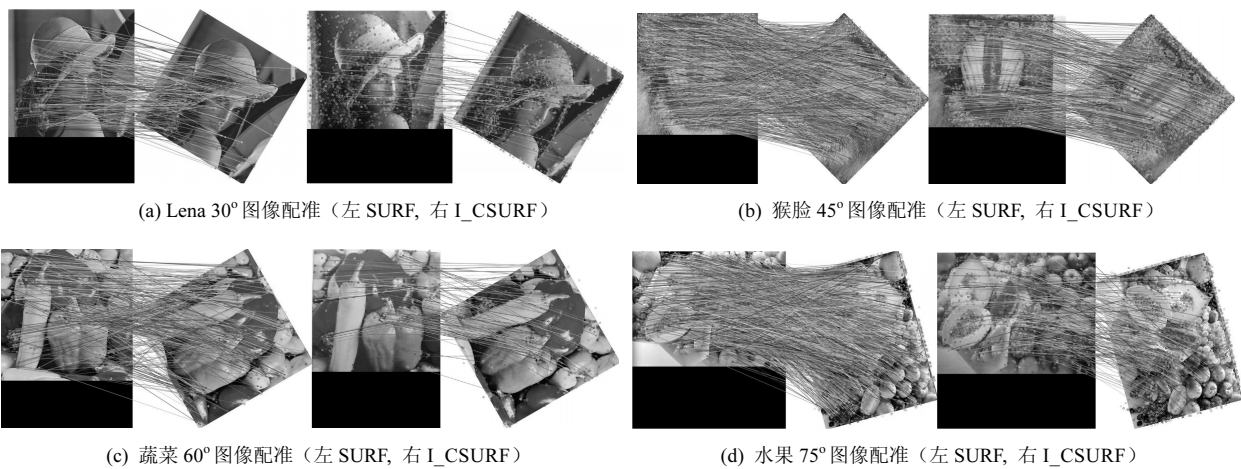
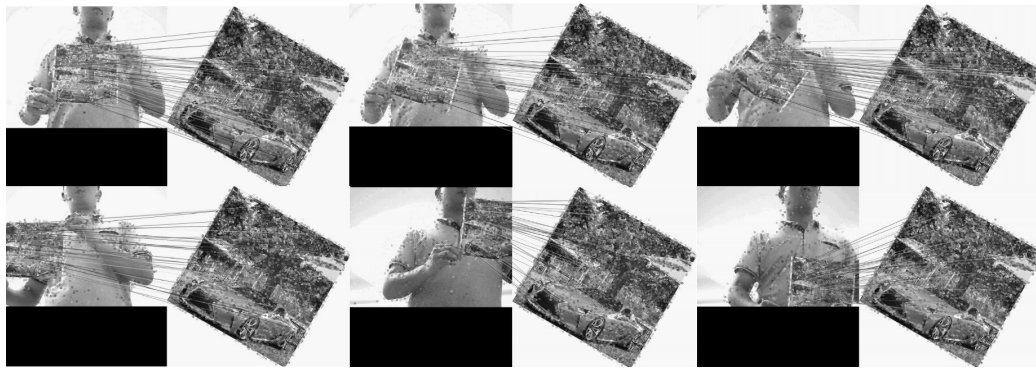


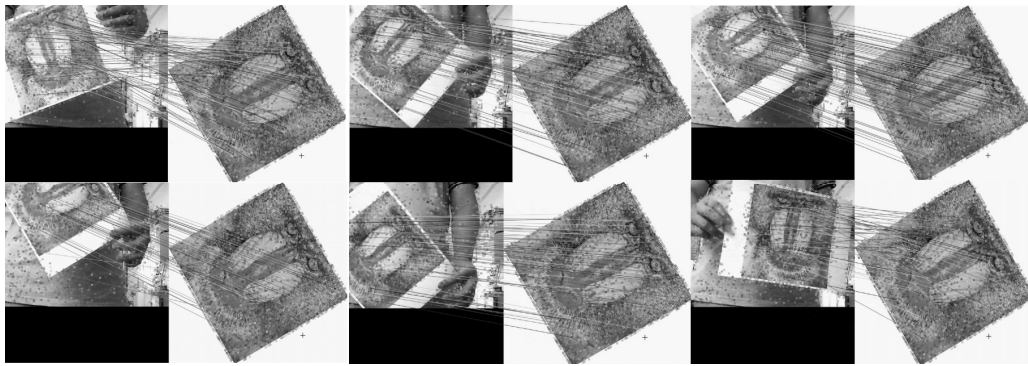
图 5 SURF 算法与改进 SURF 算法对比

表 1 I_CSURF 与 SURF 算法性能比较

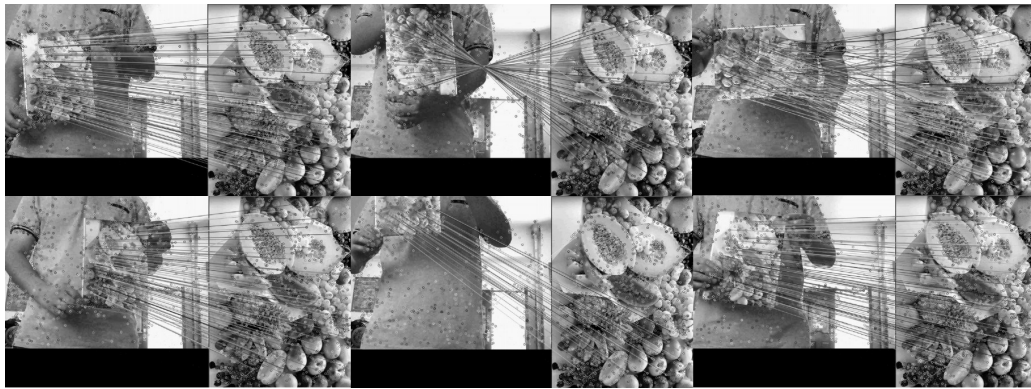
图像	增加信噪比/dB		检测时间/s		特征点数量		配准对数		误配对数		配准率	
	SURF	I_CSURF	SURF	I_CSURF	SURF	I_CSURF	SURF	I_CSURF	SURF	I_CSURF	SURF	I_CSURF
Lena 30°	0	0.8	0.846	0.849	343	1 042	212	473	86	1	0.711	0.998
猴脸 45°	0	0.8	1.624	1.743	1 843	2 413	1 241	1 643	243	3	0.836	0.998
蔬菜 60°	0	0.8	0.813	0.821	314	394	196	288	93	1	0.678	0.996
水果 75°	0	0.8	1.711	1.721	1 764	1 970	986	743	338	2	0.745	0.997



(a) 密叶小车 30° 移动实时视觉图像配准 (11 帧、26 帧、34 帧、59 帧、81 帧、104 帧)



(b) 猴脸 60° 移动实时视觉图像配准 (17 帧、25 帧、38 帧、67 帧、92 帧、111 帧)



(c) 水果 90° 移动实时视觉图像配准 (16 帧、19 帧、24 帧、35 帧、67 帧、98 帧)

图 6 I_CSURF 算法移动实时视觉图像配准

表 2

I_CSURF 算法的移动目标中心坐标位置[0,0]~[641,721]

密叶小车 30°			猴脸 60°			水果 90°		
配准图像	坐标	角度/(°)	配准图像	坐标	角度/(°)	配准图像	坐标	角度/(°)
11 帧	[324,278]	0	17 帧	[175,206]	-23	16 帧	[166,239]	-7
26 帧	[297,284]	30	25 帧	[171,187]	43	19 帧	[221,165]	187
34 帧	[319,248]	45	38 帧	[192,152]	51	24 帧	[251,202]	89
59 帧	[104,273]	0	67 帧	[205,66]	51	35 帧	[370,227]	0
81 帧	[569,178]	0	92 帧	[188,295]	51	67 帧	[208,38]	0
104 帧	[505,429]	0	111 帧	[393,221]	12	98 帧	[163,219]	11

表 3 I_CSURF 算法的移动目标的颜色模型更新

密叶小车 30° 颜色模型 (像素)						猴脸 60° 颜色模型 (像素)						水果 90° 颜色模型 (像素)					
帧数	Π_{init}	Π_{old}	$\Pi_{current}$	Π_{new}	实际值	帧数	Π_{init}	Π_{old}	$\Pi_{current}$	Π_{new}	实际值	帧数	Π_{init}	Π_{old}	$\Pi_{current}$	Π_{new}	实际值
11 帧	12.2	23.5	17.8	53.5	54.2	17 帧	17.8	31.3	26.4	75.5	79.3	16 帧	20.4	23.8	26.7	70.9	71.1
26 帧	12.2	22.4	21.7	56.3	55.1	25 帧	17.8	29.7	30.5	78	76.4	19 帧	20.4	26.6	24.5	71.5	70.6
34 帧	12.2	23.4	19.8	55.4	56.3	38 帧	17.8	31.2	29.4	78.4	79.7	24 帧	20.4	27.3	28.4	76.1	77.4
59 帧	12.2	26.8	16.4	55.4	57.6	67 帧	17.8	33.4	31.2	82.4	83.1	35 帧	20.4	29.3	30.7	80.4	81.4
81 帧	12.2	27.4	22.6	62.2	58.7	92 帧	17.8	29.8	26.7	74.3	76.2	67 帧	20.4	30.8	29.7	80.9	78.9
104 帧	12.2	24.1	23.1	59.4	62.3	111 帧	17.8	28.4	30.0	76.2	75.5	98 帧	20.4	29.4	30.2	80.0	79.5

表 4 I_CSURF 算法的移动目标的结构模型更新

密叶小车 30° 结构模型(节点数)						猴脸 60° 结构模型(节点数)						水果 90° 结构模型(节点数)					
帧数	pro	hold	dis	M	实际值	结构模型	pro	hold	dis	M	实际值	结构模型	pro	hold	dis	M	实际值
11 帧	214	293	79	428	439	17 帧	456	491	96	851	842	16 帧	371	471	106	736	743
26 帧	223	289	83	429	436	25 帧	471	497	101	867	864	19 帧	382	486	118	750	739
34 帧	218	334	101	451	440	38 帧	483	478	118	843	854	24 帧	375	441	98	718	732
59 帧	219	289	87	421	413	67 帧	443	521	106	858	849	35 帧	381	472	121	732	741
81 帧	205	289	91	412	422	92 帧	420	530	103	847	856	67 帧	351	492	97	746	731
104 帧	220	317	96	441	432	111 帧	423	517	97	843	851	98 帧	376	470	91	755	750

表 5 I_CSURF 算法的移动目标性能比较

性能参数	图像																	
	密叶小车 30°						猴脸 60°						水果 90°					
	图像帧数	有效特征点数量	配准对数	误配对数	配准率		图像帧数	有效特征点数量	配准对数	误配对数	配准率		图像帧数	有效特征点数量	配准对数	误配对数	配准率	
图像帧数	11	26	34	59	81	104	17	25	38	67	92	111	16	19	24	35	67	98
有效特征点数量	439	436	440	413	422	432	842	864	854	849	856	851	743	739	732	741	731	750
配准对数	262	243	261	239	258	249	479	482	476	469	480	470	410	404	412	402	354	401
误配对数	1	1	0	2	3	0	3	0	0	2	1	4	0	3	2	4	2	3
配准率	0.99	0.99	1.0	0.99	0.98	1.0	0.99	1.0	1.0	0.99	0.99	0.99	1.0	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99

5 结束语

针对目标在移动过程中实时视觉图像特征点提取与配准的不稳定问题, 本文提出了多算法融合的改进配准方法。采用双边滤波、Canny 边缘检测及形态学处理方法得到具有较强顽健性特征的边缘周边检测区域, 基于离散 Gaussian-Hermite 矩对 SURF 算法中的 Hessian 矩阵进行修正, 重新定义特征描述向量, 同时采用肯德尔系数对配准的特征点进行约束。然后通过融合光谱辐射颜色不变量模型及 I_SURF 算法对实时视觉彩色图像进行配准。最后, 将改进算法与目标自适应更新算法相结合, 实现了移动目标在室内环境中的实时匹配。实验结果表明, 不同旋转尺度下, 改进 SURF 算法的静态图像配准精度高于 SURF 算法, 移动图像特征点提取

及配准数量有较高稳定性。

参考文献:

- [1] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, et al. Speeded-up robust features(SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3) : 346- 359.
- [2] 吴一全, 沈毅, 陶飞翔. 基于 NSCT 和 SURF 的遥感图像匹配[J]. 遥感学报, 2014, 18(3):618-629.
WU Y Q, SHEN Y, TAO F X. Remote sensing image matching based on non-subsampled contourlet transform and speed up robust features[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(3):618-629.
- [3] 蒋淑静, 黑保琴, 张九星, 等. 基于 PDE 的自适应各向异性图像配准方法研究[J]. 通信学报, 2013, 34(5): 192-199.
JIANG S J, HEI B Q, ZHANG J X, et al. Research on PDE-based adaptive anisotropic image registration[J]. Journal on Communications, 2013, 34(5):192-199.
- [4] 丁南南, 刘艳滢, 张叶, 等. 基于 SURF-DAISY 算法和随机 KD 树的快速图像配准[J]. 光电子: 激光, 2012, (7): 1395-1402.

- DING N N, LIU Y Y, ZHANG Y, et al. Fast image registration based on SURF-DAISY algorithm and randomized KD trees[J]. Journal of optoelectronics: laser, 2012, (7):1395-1402.
- [5] 谢雨来, 李醒飞, 吕津玮, 等. 基于 SURF 算法的水下图像实时配准方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010(12):2215-2220.
- XIE Y L, LI X F, LV J W, et al. Underwater images real-time registration method based on SURF[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010(12): 2215-2220.
- [6] 闫自庚, 蒋建国, 郭丹. 基于 SURF 特征和 Delaunay 三角网格的图像匹配[J]. 自动化学报, 2014, 40(6): 1216-1222.
- YAN Z G, JANG J G, GUO D. Image matching based on SURF feature and delaunay triangular meshes[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(6): 1216-1222.
- [7] 蔡佳, 黄攀峰. 基于改进 SURF 和 P-KLT 算法的特征点实时跟踪方法研究[J]. 航空学报, 2013, 34(5):1204-1214.
- CAI J, HUANG P F. Research of a real-time feature point tracking method based on the combination of improved SURF and P-KLT algorithm[J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2013, 34(5): 1204-1214.
- [8] 张子龙, 薛静, 乔鸿海, 等. 基于改进 SURF 算法的交通视频车辆检索方法研究[J]. 西北工业大学学报, 2014(2): 297-302.
- ZHANG Z L, XUE J, QIAO H H, et al. The vehicle retrieval methods of traffic video based on improved SURF algorithm[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2014(2): 297-302.
- [9] WONG D R, HAYES M P, BAINBRIDGE S A. IMU-aided SURF feature matching for relative pose estimation[C]//Image & Vision Computing New Zealand, International Conference. 2010: 1-6.
- [10] GOH K M, MOKJI M M, ABUBAKAR S A R. Improved rotational matching of SIFT and SURF[J]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2012, 8334:83341.
- [11] YANG K. Missile placement analysis based on improved SURF feature matching algorithm[J]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2015, 9443.
- [12] YANG B, DAI M. Image analysis by Gaussian-Hermite moments[J]. Signal Processing, 2011, 91(10):2290-2303.
- [13] HOSNY K M. Fast computation of accurate Gaussian-Hermite moments for image processing applications[J]. Digital Signal Processing, 2012, 22(3):476-485.

作者简介:



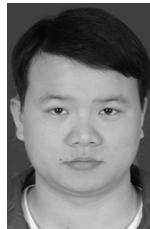
巨刚 (1989-), 男, 陕西咸阳人, 新疆大学硕士生, 主要研究方向为图像处理、视觉图像跟踪。



袁亮 (1972-), 男, 新疆乌鲁木齐人, 博士, 新疆大学教授、博士生导师, 主要研究方向为机器人视觉、图像处理。



刘小月 (1990-), 女, 陕西咸阳人, 新疆大学硕士生, 主要研究方向为流体力学。



岳昊恩 (1994-), 男, 湖北武穴人, 新疆大学硕士生, 主要研究方向为图像处理、视觉图像跟踪。