文章编号 1004-924X(2013)12-3263-09

改进的加速鲁棒特征算法在特征匹配中的应用

赵立荣^{1,2},朱 玮^{2*},曹永刚²,柳玉哈²,孙俊喜¹

(1. 长春理工大学 通讯与信息学院,吉林 长春 130031;

2. 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所,吉林长春 130033)

摘要:提出一种新的多尺度改进加速鲁棒特征(SURF)分块特征匹配算法,定义为 Modified-SURF(M-SURF)。此方法 在运用图像积分技术的 SURF 基础上进行分块特征匹配,使计算速度进一步加快;同时使用了基于二阶多尺度模板生成 的特征描述子,提高了特征点匹配的鲁棒性。文中首先推导了 M-SURF 算法二阶多尺度模板公式;然后,介绍了分块匹 配的方法,解决了匹配计算速度与精度不能兼得的矛盾,通过实验获得了分块模板的最佳参数;最后,采用欧氏空间最近 距离比次近距离的方法衡量匹配的优劣度,利用 LMedS 方法剔除误匹配点,使匹配精度有较大的提高。对多组图像进 行了匹配实验,结果表明:与 SURF 和尺度不变特征变换(SIFT)算法比较,M-SURF 的计算速度提高了 28%,匹配精度 提高了 3%。该算法能够很好地实现特征点的正确匹配,具有很高的使用价值。

关键 词:立体匹配;欧氏空间;特征描述子;特征匹配;尺度空间

中图分类号:TP391.4 文献标识码:A doi:10.3788/OPE.20132112.3263

Application of improved SURF algorithm to feature matching

ZHAO Li-rong^{1,2}, ZHU Wei^{2*}, CAO Yong-gang², LIU Yu-han², SUN Jun-xi¹

 College of Communication and Information, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130031, China;
 Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China) * Corresponding author, E-mail: zw288515@sohu.com

Abstract: A new improved method, Speed Up Robust Features(SURF) matching by image partition, is propoed, which is defined as Modified-SURF(M-SURF). The method uses the feature matching adopting an image integral based on SURF to speed up the computing speed, meanwhile, it takes the second-order feature descriptors derived by the second-order multi-scale gauge to improve the feature matching robustness. The paper firstly deduces the formula of the second-order multi-scale gauge. Then, it introduces the image partition algorithm to resolve the inconsistency between the computing speed and the precision of matching. With an experiment, it obtains the optimal parameters of image partition matching. At last, it weighs the quality of matching by the algorithm of the ratio of the shortest distance and shorter distance in Euclid space, and improves the matching precision by elimi-

基金项目:国家 863 高技术研究发展计划资助项目(No. 2006AA703104)

nating the false matching dot with the LMedS. The result shows that the computing speed of M-SURF has raised more than 28% and the matching precision of M-SURF increases by 3% as comparing with those of SURF and Scale Invariance Feature Transfer(SIFT) by matching tests for several series of images. This algorithm can achieve a better matching of feature points and has a practical value.

Key words: stereo matching; Euclid space; feature descriptor; feature matching; scale space

1引言

立体视觉的基本原理是从两个(或多个)视点 观察同一景物,以获取在不同视角下的感知图像, 通过三角测量原理计算目标像素间的视差,来获 得目标的三维姿态信息^[1-2]。立体匹配的关键是 特征匹配,特征匹配算法不仅是各类机器视觉算 法的核心,同时在解决目标识别^[3]、视觉目标分 类^[4]及运动结构(Structure From Motion, SFM)^[5]等经典问题时也起着特别重要的作用。 学者们已经在图像关键点匹配领域进行了大量研 究工作,并在多尺度特征点检测和不变描述子上 取得了很大的进展,这些算法即使在场景有较大 的变化时,关键点匹配的鲁棒性也很好^[6-8]。

加速鲁棒特征(Speed Up Robust Feature, SURF)算法具有对图像平移、旋转、缩放、光照等 保持不变性等特征,能精确描述目标结构和纹理, 在图像配准领域得到广泛应用。但是,当目标较 小或纹理单一时,该算法也无法获得充足的特征 点或者待匹配的特征点对数几乎为零,这就无法 确定目标位置,从而导致匹配失败[9-11]。在经典 的高斯尺度空间(Gaussian scale-space, Gss)^[12] 系统中,图像处理后,图像细节变得模糊。虽然噪 声去除了,可是图像细节也发生了改变,目标边缘 的原始位置发生源移,变得模糊。常规有效的方 法是要在去除图像噪声的同时,使得图像细节和 边缘不变。SURF 算法在实时高速运动目标特征 点匹配时很困难,因此,需要对其进行改进以实现 快速高性能的匹配。Modified-SURF(M-SURF) 方法是把图像匹配的标准模板和 SFM 与 SURF^[13]方法结合,获得不同尺度空间的序列描 述子,实现 SURF 算法的改进。在改进模板中, 图像的每一个像素都有相同的 2D 局部结构,因

为多尺度模板具有旋转和平移局部结构不变性, 即使图像发生旋转变化,局部结构也是不变的。 同时 M-SURF 算法应用了分块匹配的方法,使匹 配速度大大增加。与 SURF 算法相比,M-SURF 能准确、快速地匹配特征点,具有更强的判别力及 鲁棒性。

本文提出的 M-SURF 算子包括基于二阶多 尺度标准模板的不同尺度算子,操作时应根据应 用对象的不同,选择不同的算子。例如:对于快速 匹配的应用,应该选择小尺度算子而不是大尺度 算子。然而,大尺度算子在图像匹配时可以获得 更好的匹配特性。OPENCV 提供的 SURF 算子 的缺省尺度为 64;尺度不变特征变换 Scale Invariance Feature Transfer (SIFT)的缺省尺度为 128;M-SURF 算法的缺省尺度为 64。文中对 M-SURF 算法与 SURF 算法、SIFT 算法进行比较, 测试了描述子。结果表明,此方法精度高,计算速 度快,可以在目标姿态测量中进行实时立体匹配。

2 M-SURF 算法多尺度二阶描述子

序列图像目标立体匹配不仅需要完成单台摄 像机获得的序列图像的目标匹配,还要完成两台 摄像机所获得的同时刻图像的目标匹配,因此,匹 配复杂、计算量大。本文采用 M-SURF 算法以实 现快速、高性能的匹配。M-SURF 算法使用多尺 度测量坐标,图像的每一个像素都有相同的 2D 局部结构,即使图像旋转了,描述子的结构也是相 同的,图像局部结构是固定不变的。图像局部结 构包括梯度矢量 w 和垂直方向 v。多尺度测量坐 标推导过程如下:

$$\begin{cases} \mathbf{w} = \left(\frac{\partial L}{\partial x}, \frac{\partial L}{\partial y}\right) = \frac{1}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \cdot \left(L_x, L_y\right) \\ \mathbf{v} = \left(\frac{\partial L}{\partial y}, -\frac{\partial L}{\partial x}\right) = \frac{1}{\sqrt{L_x^2 + L_y^2}} \cdot \left(L_y, -L_x\right) \end{cases}$$
(1)

式中:*L* 表示具有 2D 高斯内核 g(x,y,σ)的图像 *I* 的卷积;其中,σ 是尺度参数的内核。

 $L(x, y, \sigma) = I(x, y) * g(x, y, \sigma) .$ (2)

利用固定的梯度方向矢量(L_x , L_y)获得标准 模板,v方向是等高线的切线方向,w指向梯度方 向,因此, $L_v = 0$, $L_w = \sqrt{L_x^2 + L_y^2}$ 。用梯度矢量的 方法,把目标进行旋转和平移得到下面结果:

(1)标准模板分量是正交不变量, $\frac{\partial L}{\partial w}$ 是梯度 方向分量,实际上,梯度分量本身是个恒定量;

(2)因为 $\frac{\partial L}{\partial v}$ =0,这意味着在图像光度恒定的等高线上,光度是不变的。

通过使用标准模板,可以获得一套适合在任 何阶层和尺度进行匹配的图像算子。这里特别介 绍二阶图像算子 L_{uw}和L_w:

$$L_{uw} = \frac{L_x^2 L_{xx} + 2L_x L_{xy} L_y + L_y^2 L_{yy}}{L_x^2 + L_y^2} , \qquad (3)$$

$$L_{vv} = \frac{L_{y}^{2}L_{xx} - 2L_{x}L_{xy}L_{y} + L_{x}^{2}L_{yy}}{L_{x}^{2} + L_{y}^{2}} .$$
(4)

在 w 和 v 方向的梯度获得二阶算子,也是 Hessian 矩阵。

$$L_{uw} = \frac{1}{L_x^2 + L_y^2} (L_x \quad L_y) \begin{pmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{yx} & L_{yy} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_x \\ L_y \end{pmatrix} , \quad (5)$$

$$L_{vv} = \frac{1}{L_x^2 + L_y^2} \begin{pmatrix} L_y & L_x \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{yx} & L_{yy} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} L_y \\ -L_x \end{pmatrix} .$$
(6)

L_w可以检测到目标轮廓,轮廓等高线上的点 是图像梯度变化大的点。L_{ww}表示梯度方向梯度 变化的信息。

M-SURF 算法的描述子是由 SURF 描述子 演变而来的,由二阶 L_{xv} , L_{uvv} 代替了一阶 L_x , L_y , 原始图像(x,y)通过图像积分获得每个像素的固 定梯度方向矢量(L_x , L_y)。通过上述公式计算可 以获得模板坐标(w,v),进行多尺度特征检测获 得关键点。

从式(1)可以推出,当 $\sqrt{L_x^2 + L_y^2} = 0$ 时,(w,v) 不存在。在实际使用中,无意义的点数量很 少^[14],可以通过改变图像亮度消除。

通常的 SURF 算法是选定主方向后,以特征点 为中心建立一个 20s×20s 区域,再将该区域分成 4 ×4 的子区域,在每个子区域内以 5×5 的大小进 行采样,沿着相对于主方向水平和垂直的方向计算 Haar 小波响应 d_x和 d_y,结果为四维向量,记作 V= { $\sum dx$, $\sum dy$, $\sum | dx |$, $\sum | dy |$ }。

改进的 M-SURF 算法沿着相对于主方向水 平和垂直方向计算 Haar 小波二阶响应 L_{uve} 和 L_{w} ,用高斯函数(经验值 σ =3.3s)对此小波响应 进行加权,以增加其对几何变形和位置误差的鲁 棒性,然后计算加权小波响应值和响应值的绝对 值之和,结果组成一个四维向量, **V** = ($\sum L_{uve}$, $\sum L_{vv}$, $\sum |L_{uve}|$, $\sum |L_{vv}|$, 对每个特征点形 成维的描述向量,最后进行描述向量的归一化,使 其对光照具有一定的鲁棒性。

3 M-SURF 算法分块匹配

在此系统框架中,利用 M-SURF 提取目标轮 廓,SURF 描述子在每个关键点采用高尺度 64 特 征矢量来描述。每帧图像包括多个 M-SURF 关 键点,因此,信息处理量巨大。此外,贯穿所有帧 的 M-SURF 特征描述子方向比对将消耗大量时 间。从另一个方面考虑,多尺度的 M-SURF 描述 子在关键点选取较少时,图像细节描述减少,图像 匹配的鲁棒性不高。

为了解决上述问题,从多帧 M-SURF 兴趣点



(a) 图像分割结果

(a) Results of image segmentation

16	49	22	22	41	30
73	83	32	82	79	37
27	69	28	30	73	31

(b) M-SURF 分区方式的关键点数
(b) Key points of M-SURF segmentation 图 1 M-SURF 分块匹配

Fig. 1 Block matching of M-SURF

获得 M-SURF 信号,把每帧图像分割成 k×k 区域,计算不同区域 M-SURF 兴趣点的平均值。图 1 说明图像区域计算的 M-SURF 值。

存在的问题是:虽然每帧图像分割成几个区 域会对图像匹配精度及计算速度有利,但是,当选 取的值越小时,计算量越大;而选取的值越大时, 匹配的鲁棒性越低。





为了解决这个矛盾,本文取不同的 k 值,范围 (2~6)进行实验。实验采用了多组图像序列数据 进行验证。结果如图 2 所示,在 k=3 处,效率和 精度最好,可达到 90%。

4 剔除伪匹配点

提取特征点和特征描述之后,两幅图像之间 需要进行同名特征点匹配。图像的同名点匹配完 成后,才能判定两幅图像间的位置关系。特征点 的匹配过程就是获得特征描述之间的相似度过 程。

设: $Q_i(i \in 1, \dots, n_1)$ 为模板图像任意的特征 点, $T_j(j \in 1, \dots, n_2)$ 为目标图像的任意特征点,其 中: n_1 为模板图像特征点的个数; n_2 为目标图像 特征点的个数。定义 Q_i 与 T_j 之间的相似度为:

$$S(Q_i, T_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{m} (Q_i^k - T_j^k)^2} .$$
 (7)

如果只简单利用上述公式对模板图像与特征 点图像都计算一遍,则会出现误匹配以及特征点 匹配一对多的情况。而在欧氏空间使用最近邻和 次近邻比值的方法可以有效解决上述问题。设定 *d*₁ 为最近距离,*d*₂ 为次近距离,ε 设定的阈值为 [0,1],通常在精度要求较高时,ε 取 0.9。公式如 下:

$$iggl\{ egin{array}{c} d_1/d_2 \leqslant & eta \ d_1/d_2 > & eta \end{array} iggr\}$$

当 $d_1/d_2 \leq \varepsilon$ 时,2个特征点匹配成功,否则 失败。此方法的基本思想就是把可以明显区分各 特征的特征点找出来。采用 LMedS 方法^[15],进 一步剔除伪匹配点。此方法的优点是不需要预先 设定阈值来区分真值和伪值,重复迭代 N 次,从 中选出偏差最小的值作为真值估计值。

 ${X_i | X_i = \{(x_i, y_i), (x_i', y_i')\}, i = 1, 2, \dots, N\}}$ 左右图像成功匹配的特征点集合。其中: (x_i, y_i) 为左图像的特征点; (x_i', y_i') 为右图像的特征点。

Step1:随机生成集合 $J = (i_1, i_2, i_3, i_4), 1 \leq i_k$ $\leq N, k = 1, 2, 3, 4;$

Step2:随机选取匹配特征点:

 $\{X_i | X_i = \{(x_i, y_i), (x_i', y_i')\}, i \in J\}$

Step3:按照投影参数模型计算:

 $r_{J}^{2} = med\left(\left\|\begin{pmatrix}x_{i}'\\y_{i}'\end{pmatrix} - \begin{pmatrix}\cos(\theta) & \sin(\theta)\\-\sin(\theta) & \cos(\theta)\end{pmatrix}\begin{pmatrix}s_{x}\\s_{y}\end{pmatrix}\begin{pmatrix}x_{i}\\y_{i}\end{pmatrix} + \begin{pmatrix}t_{x}\\t_{y}\end{pmatrix}\right\|\right)$ $\ddagger \mathbf{p} : i = 1, 2, \cdots, N; \theta \neq ki \neq h \neq (s_{x}, s_{y})^{\mathsf{T}} \notin \mathbb{R}$ $rac{1}{3} \text{ abd } D \neq (t_{x}, t_{y})^{\mathsf{T}} \notin \mathbb{R}$

Step4:重复 Step1, Step2, Step3 *m* 次,得到 $r_{J_1}^2, r_{J_2}^2, \dots, r_{J_m}^2;$

Step5:求 $r_{JLMeds}^2 = \min(r_{Ji}^2), i = 1, 2, \dots, m_o$ 其模型参数即为 r_{JLMeds}^2 对应的模型参数;

Step6:利用此模型剔出伪匹配点。

5 SFM 算法

在获得匹配特征点对后^[16-20],通过 SFM 算 法进行立体匹配。三维点 $M = (x, y, z)^{T}$ 的齐次 坐标表示为 $\widetilde{M} = (x, y, z, 1)^{T}$,与它相对应的图像 $m = (u, v)^{T}$ 的齐次坐标为 $\widetilde{m} = (u, v, 1)^{T}$,它们之 间满足公式(8):

$$\lambda \widetilde{m} = A V \Omega \widetilde{M} , \qquad (8)$$

其中: $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \alpha & \gamma & u_0 \\ 0 & \beta & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{V} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\Omega} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0^t & 1 \end{bmatrix}, \lambda$ 是个常量。

矩阵 A 的各元素是摄像机的内参数,通过摄像机标定获得^[21-24];矩阵 Ω 是三维坐标的变换矩阵;t 为平移矩阵;R 为旋转矩阵。通过 SFM 算

法,把获得的特征点进行立体匹配。

6 本文算法流程

本文提出了一种新的多尺度改进 M-SURF 分块特征匹配算法。该算法具体步骤如下:

(1) 在初始帧中手工选定包含目标的矩形区 域作为目标匹配模板,通过 M-SURF 算法计算模 板的特征描述子;

(2) 在新帧中进行分块匹配,计算每块模板的 M-SURF 特征关键点;

(3)在欧氏空间利用最近邻和次近邻比值的 方法,得到匹配点对;

(4) 采用 LMedS 方法剔除伪匹配点;

(5) 采用 SFM 算法对平面特征点对进行立体匹配。

SURF 特征点的分散度可用来估计目标尺度 的变化。但当模板较小或形变较大时,这种方法 提取的特征点较少,单纯利用 SURF 算法提取关 键点,精度不高,而利用图像匹配的标准模板,再 结合 M-SURF 算法,不仅可以提高匹配速度,还 可以提高匹配精度。

7 实验结果与分析

为了验证本文提出的 M-SURF 算法的有效 性和稳定性。分别采用普通摄像机拍摄的建筑物 图像以及光电经纬仪拍摄的同一时刻的飞机图像 等进行匹配实验。图像分辨率为1024 pixel×1 024 pixel,电脑配置为:Celeron(R) CPU 3.06 GHz,8G内存,Window XP系统,算法采用 VC ++语言结合 OpenCV 2.0 库编写,编译环境为 Visual Studio 2005。

7.1 特征描述子的提取

图 3、图 4 分别为摄像机从 2 个角度拍摄的 同一建筑、同一飞机的图像,利用本文的算法提 取特征描述子,图上红色圆环表示亮目标的关键 点,蓝色圆环表示暗目标关键点,绿色线段表示当 前点的梯度矢量(彩图见期刊电子版)。

从图 3、图 4 的关键点提取结果可以总结出, 建筑物图像提取的关键点比飞机及月亮图像提取 的关键点多;图 4 右图比左图提取的关键特征点 数量多。当目标亮度暗时,提取的目标关键点减



图 3 建筑物左、右图像特征描述子提取

Fig. 3 Extraction of feature descriptors of left and right building images



图 4 飞机左、右图像提取特征描述子

Fig. 4 Extraction of feature descriptors of left and right plane images





Fig. 5 Extraction of feature descriptors of left and right moon images

少,因此,可以通过增加目标亮度来提高关键点的 提取能力。

7.2 M-SURF、SURF 及 SIFT 匹配结果比较

获得图像关键点后,把两幅待匹配的图像分 别定义为参考图像 *I*_{ref}及变换图像 *I*_{trans},采用 M-SURF 算法对两幅图像进行分块匹配,再利用 LMedS 方法进一步剔除伪匹配点,输入 SFM 算 法进行立体匹配。图 6、图 7 及图 8 分别为 SIFT、SURF 与 M-SURF 算法的实验结果。

图 8 由于采用二阶多尺度特征描述子及伪匹 配点剔除,使得匹配的准确率提高,稳定性好。图 7 采用原始的 SURF 算法,没有剔除伪匹配点,有 误匹配点;图 6 采用 SIFT 算法计算量大,误匹配



(a)建筑物(a)Matching results of building



(b)飞机 (b)Matching results of plane



(c)月亮 (c)Matching results of the moon 图 6 SIFT 算法匹配实验





(a)建筑物(a) Matching results of building



(b)飞机 (b) Matching results of plane



(c)月亮 (c)Matching results of the moon 图 7 SURF 算法匹配实验 Fig. 7 Matching experiment of SURF algorithm



(a) 建筑物 (a) Matching results of building



(b)飞机

(b) Matching results of plane



(c)月亮 (c)Matching results of the moon 图 8 M-SURF算法匹配实验

Fig. 8 Matching experiment of M-SURF algorithm

率高。

通过上述实验可知,M-SURF 算法在稳定性 上优于 SURF 算法及 SIFT 算法。

算法花费的时间和获得的性能是不成比例 的,不同图像、不同算法获得的匹配点对数不一 样,匹配精度上也不同。

表1 建筑物、飞机匹配点对数

Tab. 1 Number of matching points of building and plane

Descriptor	Building	Plane	The moon
M-SURF(64)	126	59	48
SURF(64)	155	67	59
SIFT(64)	173	78	66

表1表明在算法空间尺度为64时,3种算法 处理建筑物及飞机图像的匹配点对数结果。

表 2 为 3 种算法处理建筑物、飞机及月亮图像时,所用时间和精度的比较。实验数据表明 SIFT 算法运行时间最长。M-SURF 算法的速度 比 SURF 算法提高了 28%,比 SIFT 算法提高了 47%。在精度方面,M-SURF 算法比 SURF 算法 提高了 3%,比 SIFT 算法提高了 5%。另外,由 表 2 可知,3 种算法对建筑物图像的精度明显比 飞机图像匹配精度高。这是因为飞机左右成像 时,光度变化大,从而影响了匹配的准确度。

表 2 M-SURF、SURF 及 SIFT 匹配时间及精度比较

Tab. 2 Comparison of matching time and accuracy of M-SURF, SURF and SIFT

Case	Object	M-SURF	SURF	SIFT
Time/ms	Building	12	18	23
	Plane	9	15	20
	The moon	8	13	17
Precision/ %	Building	91.4	88.3	86.2
	Plane	89.6	85.1	83.1
	The moon	89.7	87.5	85.8

8 结 论

本文提出了 M-SURF 方法,在 SURF 方法

参考文献:

[1] 赵立荣,柳玉晗,朱玮,等.光电经纬仪单站空间余 弦及多站面面交汇的飞机姿态测量[J].光学 精密 工程,2009,17(11):2786-2793.

ZHAO L R, LIU Y H, ZHU W, *et al.*. Measurement of aircraft attitude by spatial cosine relationship in single-station and planes to intersection in multi-station of electro-optical theodolite [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,17(11):2786-2793. (in Chinese)

 [2] 赵立荣,朱玮,曹永刚,等.基于构建最优函数提高 飞机姿态测量精度[J].光学精密工程,2012,20 (6):1325-1333.

ZHAO L R, ZHU W, CAO Y G, *et al.*. Improvement of measurement precision of plane attitude by constructing optimization functions [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(6):1325-1333. (in Chinese)

- [3] LOWE D. Object recognition from local scale-invariant features [C]. Proc. of the International Conference on Computer Vision (ICCV), Corfu, Greece, 1999,1150-1157.
- [4] CSURKA G, DANCE C R, FAN L X, et al.. Visual categorization with bags of keypoints [C]. In Workshop on Statistical Learning in Computer Vi-

基础上,由一阶描述子推导出了二阶多尺度特征 描述子。具体为沿着相对于主方向水平和垂直方 向计算小波二阶响应,并用高斯函数对小波二阶 响应进行加权,以增加其对几何变形和位置误差 的鲁棒性。为了提高匹配速度,先对图像进行分 块匹配,然后在欧氏空间使用最近邻和次近邻比 值的方法确定匹配点,再采用 LMedS 方法剔除 伪匹配点,最后结合 SFM 方法实现对目标的有 效立体匹配。实验结果显示, M-SURF 方法比 SURF 方法的匹配精度更好,这是因为二阶多尺 度特征描述子的鲁棒性更好。M-SURF 算法的 缺点是对光度很敏感,当待匹配的两幅图像光度 变化大,并需要进行实时匹配时,采用这种方法会 影响匹配的精度;如果是事后进行目标匹配,则可 通过调整图像的亮度来提高匹配精度。实验数据 还表明,M-SURF 算法的处理速度比 SURF 算法 提高了 28.5%,比 SIFT 算法提高了 47%。M-SURF 在精度上比 SURF 算法提高 3%,比 SIFT 算法提高5%。

sion, ECCV, 2004, 1-22.

- [5] AGARWAL S, SNAVELY N, SIMON I, et al.. Building Rome in a Day [C]. Internation Conference on Computer Vison, 2009.
- [6] TOLA E, LEPETIT V, DAISY P. An efficient dense descriptor applied to wide-baseline stereo]
 [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(5):815-830.
- [7] FERGUS R, PERONA P, ZISSERMAN A. Object class recognition by unsupervised scale-invariant learning [C]. 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2003,2:264-271.
- [8] RUBLEE E, RABAUD V, KONOLIGE K, et al..
 ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C].
 2011 IEEE International Conference on Computer Vison (ICCV), 2011, 2564-2571.
- [9] WERNER K, MARTIN K. Interest point based tracking [C]. 20th International Conference on Pattern Recognition (ICPR), 2010:3549-3552.
- [10] HE W, YAMASHITA T,LU H T, et al.. SURF Tracking [C]. 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, Kyoto, Japan, September, 2009:1586-1592.
- [11] TA D N, CHEN W CH, NATASHA G, et al..

SURFTrac: Efficient tracking and continuous object recognition using local feature descriptors [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009:2937-2944.

- [12] LINDEBERG T. Feature detection with automatic scale selection [J]. Internation Journal of Computer Vision, 1998, 30(2):77-116.
- [13] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T. Gool, SURF: Speeded up robust 826 features, Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-827 359.
- [14] DAMON J. Local Morse theory for solutions to the heat equation and Gaussian blurring [J]. Journal of Differential Equations, 1995, 115(2): 368-401.
- [15] ROUSSEEUW P J. Least median of squares regression [J]. Journal of the American Statistical Association, 1984, 79(388):871-880.
- [16] 闫辉,许廷发,吴青青,等.多特征融合匹配的多目标跟踪[J].中国光学,2013,6(2):163-170.
 YAN H, XU T F, WU Q Q, et al.. Multi-object tracking based on multi-feature joint matching [J]. Chinese Optics, 2013,6(2):163-170. (in Chinese)
- [17] 陶李, 王珏, 邹永宁,等. 改进的 Zernike 矩工业 CT 图像边缘检测[J]. 中国光学, 2012,5(1):48-56.

TAO L, WANG J, ZOU Y N, *et al.*. Improved Zernike moment method for industrial CT image edge detection [J]. *Chinese Optics*, 2012,5(1):48-56. (in Chinese)

- [18] 韩广良. 高频信息矢量匹配实现异源图像配准
 [J].中国光学, 2011,4(5):468-473.
 HAN G L. Alignment between different source images by high frequency vector matching [J]. *Chinese Optics*, 2011,4(5):468-473. (in Chinese)
- [19] 孙辉,李志强,孙丽娜,等.一种空域和频域相结

合的运动图像亚像素配准技术[J].中国光学, 2011,4(2):154-160.

SUN H, LI ZH Q, SUN L N, *et al.*. Sub-pixel registration of special and frequency domains for video sequences [J]. *Chinese Optics*, 2011,4(2): 154-160. (in Chinese)

- [20] 王希军.激光散斑的亚像素位移法计算及比较
 [J].中国光学, 2012,5(6):652-657.
 WANG X J. Computation and comparison of laser speckle with sub-pixel measurement methods[J]. *Chinese Optics*, 2012,5(6):652-657. (in Chinese)
- [21] ZHANG Z. Flexible camera calibration by viewing a plane from unknown orientations [C]. The Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision, 1999, 666-673.
- [22] 丘文涛,赵建,刘杰.结合区域分割的 SIFT 图像匹配方法[J].液晶与显示,2012,27(6):827-831.
 QIU W T,ZHAO J,LIU J. Image matching algorithm combining SIFT with region segmentation
 [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays,2012,27(6):827-831. (in Chinese)
- [23] 李英,李静字,徐正平.结合 SURF 与聚类分析方法实现运动目标的快速跟踪[J].液晶与显示,2011,26(4):544-550.
 LI Y,LI J Y,XU ZH P. Moving target fast tracking using SURF and cluster analysis method [J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays,2011,26(4):544-550. (in Chinese)
- [24] 王思珺,赵建,韩希珍. 基于仿射变换的快速全局 运动估计算法[J]. 液晶与显示,2012,27(2):263-266.

WANG S J, ZHAO J, HAN X ZH. Fast global motion estimation algorithm based on affine transformation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*,2012, 27(2):263-266. (in Chinese)

作者简介:



赵立荣(1971一),女,吉林桦甸人,研究员,1992年于吉林工学院获得学士学位,1999年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位,主要从事视频判读、数据处理等方面的研究。E-mail: cczhaolirong@163.com



曹永刚(1972-),男,河北滦县人,学 士,研究员,1996年于长春光学精密机 械学院获得学士学位,主要从事光电测 控设备总体及时统技术研究。E-mail: 20023003@163.com



柳玉晗(1979一),男,吉林舒兰人,学 士,助理研究员,2002年于北京理工大 学获得学士学位,主要从事视频判读、 数据处理等方面的研究。E-mail: liuyh0313@ sohu.com

导师简介:



孙俊喜(1971-),男,河北滦县人,教 授,博士生导师,1995年、2000年于长 春光学精密机械学院分别获得学士、硕 士学位,2004年于上海交通大学获得 博士学位,主要研究领域为模式识别与 智能系统. E-mail: junxi_sun@126. com

通讯作者:



朱 玮(1962-),男,吉林长春人,硕 士,研究员,1984年于东北师范大学获 得学士学位,1989年于中国科学院长 春光学精密机械与物理研究所获得硕 士学位,主要从事靶场测量总体工作。 E-mail: zw288515@sohu.com

(版权所有 未经许可 不得转载)