

文章编号: 0253-2239(2010)01-0163-06

# 一种新的光电成像末制导景象匹配方法

陈 冰 赵亦工 李 欣

(西安电子科技大学模式识别与智能控制研究所, 陕西 西安 710071)

**摘要** 针对光电成像末制导景象匹配中图像存在尺度、旋转、灰度和 3D 视角差异的问题, 构造了一种基于均匀模式的特征描述符, 并基于该特征描述符和最稳定极值区域(MSER)提出了一种新的景象匹配算法。算法首先提取基准图像和实时图像的 MSER 特征, MSER 特征具有尺度和仿射不变性, 基于新的特征描述符分别对该特征进行旋转和灰度不变性特征描述, 然后根据欧氏距离比值准则提取两图像间匹配的 MSER 特征对, 根据随机抽样一致性(RANSAC)算法估计两图像的外极几何关系, 实现末制导景象匹配。仿真结果表明, 该算法能够在光电成像末制导过程中实现稳定的景象匹配, 其稳健性优于传统方法。

**关键词** 图像处理; 机器视觉; 景象匹配; 最稳定极值区域; 均匀模式; 特征匹配; 外极几何关系

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20103001.0163

## A New Approach to Scene Matching During Electro-Optical Imaging Terminal Guidance

Chen Bing Zhao Yigong Li Xin

(Research Institute of Pattern Recognition and Intelligent Control, Xidian University,  
Xi'an, Shaanxi 710071, China)

**Abstract** In order to solve the problems of differences in scale, rotation, grayscale and 3D viewpoint, and achieve robust scene matching during electro-optical imaging terminal guidance, a new feature descriptor based on uniform patterns is constructed and a new approach based on the descriptor and maximally stable extremal regions (MSER) is proposed. It is steps of realizing the method that, the MSER features of reference image and real-time image which are scale and affine invariant are extracted respectively; rotation and grayscale invariant description based on uniform patterns are performed. The matching MSER features between the two images are obtained based on Euclidean distance ratio criterion; epipolar geometry of the two images is estimated by applying random sample consensus (RANSAC) method to the centers of gravity of the matching MSER features. Simulation results show that the proposed method provides robust scene matching during electro-optical imaging terminal guidance and is more robust than traditional methods

**Key words** image processing; machine vision; scene matching; maximally stable extremal regions; uniform patterns; feature matching; epipolar geometry

### 1 引 言

光电成像末制导景象匹配是末制导过程中的一个重要环节。导弹进入目标区域时, 常利用存储于导引头中的基准图像与拍摄到的实时图像进行景象匹配, 为末制导目标跟踪提供稳定准确的目标初始信息。由于基准图像与实时图像在成像设备、光照条件、拍摄角度、拍摄高度和方向等方面的不同, 两图像在尺度、旋转角、灰度以及 3D 视角上均可能存

在较大差异, 该情况下的景象匹配属于宽基线图像匹配<sup>[1]</sup>问题。

经典的宽基线图像匹配方法通常分为四步: 1) 提取稳定的局部特征; 2) 利用高维特征向量对该局部特征进行不变性特征描述; 3) 对特征向量进行匹配; 4) 利用外极几何约束, 求得两图像间的对应关系。常用的局部特征提取算法有尺度不变性特征变换(SIFT)<sup>[2~4]</sup>, 快速稳健性特征(SURF)<sup>[5]</sup>, Harris

收稿日期: 2009-03-02; 收到修改稿日期: 2009-03-16

基金项目: 国家自然科学基金(60572151)资助课题。

作者简介: 陈 冰(1984—), 男, 博士研究生, 主要从事模式识别和图像处理等方面的研究。E-mail: ice32bit@yahoo.cn

导师简介: 赵亦工(1960—), 男, 教授, 博士, 主要从事模式识别和图像处理等方面的研究。E-mail: ygzha@xidian.edu.cn

本文彩色效果详见中国光学期刊网(<http://www.opticsjournal.net>)相关文献。

仿射不变性特征(Harris-Affine)<sup>[6]</sup>,最稳定极值区域(MSER)<sup>[7]</sup>等。其中MSER方法在对3D视角和光照变化的稳健性方面是最优的<sup>[8]</sup>。常用的不变性特征描述向量有SIFT描述符、梯度位置方向直方图(GLOH)描述符<sup>[9]</sup>等,从运算量和稳定性上综合考虑,普遍认为SIFT描述符是最优的。最近Heikkila等<sup>[10]</sup>基于中心对称局部二值模式(CS-LBP)分块直方图提出了一种CS-LBP特征描述符,性能和运算量均优于SIFT。但是,由于CS-LBP与梯度求取的相似性,该算法更像是SIFT的一种改进形式,并未将局部二值模式(LBP)<sup>[11]</sup>在纹理描述方面的优势充分利用。

针对上述问题,本文利用MSER方法提取具有仿射不变性的局部特征,并基于均匀模式LBP<sub>P,R</sub><sup>mu2</sup>构造了一种新的特征描述符。LBP是一种对灰度变化不敏感、且运算量较小的非参数纹理描述形式,目前已被用于人脸识别<sup>[12]</sup>、动目标检测<sup>[13]</sup>等领域。而LBP<sub>P,R</sub><sup>mu2</sup>是LBP的一种改进形式,对灰度变化和图像旋转具有不变性,且值域很小。基于LBP<sub>P,R</sub><sup>mu2</sup>的特征描述在快速有效地对该局部特征进行灰度和旋转不变性描述的同时,省略了特征主方向求取和图像旋转的过程,降低了后期特征匹配的运算量。

## 2 最稳定极值区域

MSER是一种基于局部区域及其边界具有灰度函数极值特性的仿射不变性特征提取算法,MSER仿射不变性特征的相关定义如下:

区域的定义:在一幅灰度范围为 $S = \{0, 1, \dots, 255\}$ 的图像 $I$ 中,将满足4邻接关系的两像素 $p$ 与 $q$ ,记作 $pAq$ ;若存在一个邻接子集 $Q$ ,对任意的像素 $p, q \in Q$ ,均存在一个像素序列 $p, a_1, a_2, \dots, a_n, q$ 满足 $pAa_1, \dots, a_iAa_{i+1}, \dots, a_nAq$ ,则称 $Q$ 为一个区域。

区域外边界的定义:区域 $Q$ 的外边界 $\partial Q$ 是至少与区域 $Q$ 中的一个像素邻接,但不属于 $Q$ 的像素所构成的集合,记作 $\partial Q = \{q \in \Lambda Q : \exists p \in Q : qAp\}$ 。

极值区域的定义:已知一个区域 $Q$ 及其外边界 $\partial Q$ ,若对所有的像素 $p \in Q, q \in \partial Q$ ,其灰度 $I(p)$ 和 $I(q)$ 均满足 $I(p) > I(q)$ ,则称 $Q$ 为灰度极大值区域;若对所有的像素 $p \in Q, q \in \partial Q$ ,均满足 $I(p) < I(q)$ ,称 $Q$ 为灰度极小值区域。

MSER仿射不变性特征定义:对图像 $I$ 及其反相图像 $\bar{I}$ ,利用类似分水岭分割算法的形式进行分割,能够求得图像 $I$ 中一系列嵌套的极值区域 $Q_1, \dots, Q_{i-1}, Q_i, \dots$ ,即 $Q_i \subset Q_{i+1}$ ,下标 $1, \dots, i-1, i, \dots$

为分割阈值。将属于区域 $Q_{i+\Delta}$ 但不属于 $Q_{i-\Delta}$ 的像素数与属于区域 $Q_i$ 的像素数的比值作为极值区域 $Q_i$ 的稳定性度量,记作 $r(i) = |Q_{i+\Delta} \setminus Q_{i-\Delta}| / |Q_i|$ 。若在阈值 $i^*$ 处 $r(i)$ 取得局部最小值,则称极值区域 $Q_{i^*}$ 为MSER仿射不变性特征。 $\Delta \in S$ 为该算法的稳定性参数。

MSER具有以下特性:1)对图像的仿射变形具有不变性;2)对图像域中能够保持图像邻接性的变换具有随变性;3)该算法是在一定稳定性参数范围内提取极值区域,因此具有较强的稳定性;4)不涉及图像平滑,将不同尺度的结构信息均保存下来,因此具有多尺度特性;5)引入了NDS-Forest数据结构<sup>[14]</sup>,使得算法能够实时运算,是目前运算量最小的仿射不变性特征提取方法。MSER特征示例如图1所示,椭圆曲线标出的区域即为该算法提取的MSER特征。

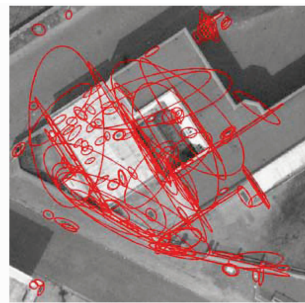


图1 MSER特征示例图

Fig. 1 Example diagram of MSER features

图2为Mikolajczyk利用标准测试图像对MSER等几种典型的仿射不变性特征提取算法进行抗3D视角变化实验的结果<sup>[8]</sup>。可以看出,即使在 $60^\circ$ 的视角变化,MSER特征的再现率仍然达到45%以上,且远高于其他算法。由此可见,该算法能够在未制导景象匹配过程中实现稳定的特征提取。

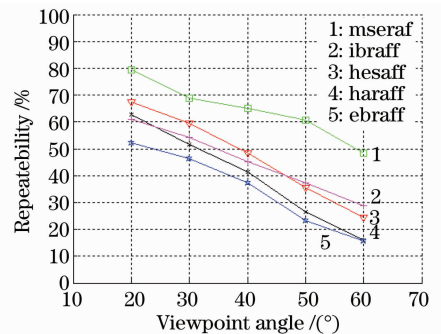


图2 仿射不变性特征提取算法抗3D视角变化性能比较结果

Fig. 2 Repeatability of different affine variant feature detectors measured across view point angle

### 3 基于均匀模式的特征描述

#### 3.1 均匀模式

设由局部邻域中  $P$  个像素构成的局部纹理结构  $\mathbf{T}$  为：

$$\mathbf{T} = t(g_c, g_0, \dots, g_{P-1}), \quad (1)$$

式中  $g_c$  对应于局部邻域中心像素的灰度,  $g_k (k=0, \dots, P-1)$  对应于以局部邻域中心像素为圆心,  $R$  为半径构成的圆上均匀分布的  $P$  个像素的灰度值。为使局部纹理结构描述具有灰度不变性, 定义具有灰度不变性的纹理描述形式  $LBP_{P,R}$  表达式为

$$L_{P,R} = \sum_{k=0}^{P-1} s(g_k - g_c) 2^k, \quad (2)$$

其中

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}. \quad (3)$$

根据(2)式求得的纹理描述形式  $LBP_{P,R}$  对单调的灰度变化具有不变性。但是, 若图像发生旋转,  $LBP_{P,R}$  也随之发生变化。为使纹理描述形式具有旋转不变性, 引入均匀性度量  $U$  (“pattern”) 对 “pattern” 中各位上的 “0-1” 跳变进行度量, 将  $U$  (“pattern”)  $\leq 2$  的模式归为均匀性模式类,  $U$  (“pattern”)  $> 2$  的模式归为非均匀性模式类。则具

有灰度和旋转不变性的均匀模式  $LBP_{P,R}^{riu2}$  定义为

$$L_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{k=0}^{P-1} s(g_k - g_c), & U(L_{P,R} \leq 2) \\ P+1 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

其中

$$U(L_{P,R}) = |s(g_{P-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{k=1}^{P-1} |s(g_k - g_c) - s(g_{k-1} - g_c)|. \quad (5)$$

图 3 为  $L_{P,R}^{riu2}$  与  $L_{P,R}$  的比较示例图。图 3(a) 为经典的 Lena 图像; 图 3(b) 为根据(2)式求得的  $L_{P,R}$  结果图, 其灰度范围为  $[0, 2^P - 1]$ ; 图 3(c) 为根据(4)式求得的  $L_{P,R}^{riu2}$  结果图, 其灰度范围为  $[0, P+1]$ 。可以看出,  $L_{P,R}^{riu2}$  结果图的灰度级明显低于  $L_{P,R}$  结果图。若基于  $LBP_{P,R}$  对图像进行描述, 不但不满足旋转不变性, 而且由于灰度级过高, 特征描述中构造的特征向量维数是基于  $LBP_{P,R}^{riu2}$  构造的特征向量的  $\frac{2^P}{P+2}$  倍, 将导致特征匹配的运算量急剧增大。因此, 基于  $L_{P,R}^{riu2}$  进行图像描述确保了特征描述过程中特征向量的维数足够小, 降低了特征匹配的运算量。Ojala 等<sup>[11]</sup>通过详细的仿真实验后证明了  $LBP_{P,R}^{riu2}$  是一种稳定有效的灰度和旋转不变性纹理描述形式。



图 3 均匀模式与灰度不变性 LBP 比较示例。(a) 原图像; (b) 灰度不变性 LBP 结果图; (c) 均匀模式结果图

Fig. 3 Comparison between uniform patterns and gray scale invariant LBP. (a) Source image;

(b) gray scale invariant LBP image; (c) uniform patterns image

#### 3.2 特征描述

基于 MSER 提取具有仿射不变性的特征, 利用文献[6]中的方法将该特征归一化为  $M \times M$  的正方形区域, 使该区域中的局部结构满足各向同性, 从而将不同视角图像中对应的 MSER 特征之间的仿射变形弱化为旋转变形。设将 MSER 特征归一化后的正方形区域为  $R_{\text{Norm}}$ , 其中  $x, y$  表示该区域内像素的坐标位置。我们只需构造对  $R_{\text{Norm}}$  具有灰度和旋转不变性的特征描述符, 即可实现对图像的尺度、旋转角、灰度 3D 视角不变性描述。  $LBP_{P,R}^{riu2}$  是一种稳定有效的灰度和旋转不变性纹理描述形式, 因此,

基于  $LBP_{P,R}^{riu2}$  的不变性特征描述方法如下:

1) 为使特征描述符具有灰度不变性, 根据(4)式和(5)式求得  $R_{\text{Norm}}$  的  $LBP_{P,R}^{riu2}$  图像  $R_{\text{LBP}}$  及  $LBP_{P,R}^{riu2}$  直方图  $\text{Hist}_{\text{total}}$ , 并对  $\text{Hist}_{\text{total}}$  进行归一化, 得到  $P+2$  维的向量  $\mathbf{V}_{\text{total}}$ 。

2) 为使特征描述符具有旋转不变性, 对  $R_{\text{LBP}}$  进行对数极坐标变换, 求得对数极坐标系下尺寸为  $N \times N$  的特征区域  $R_{\text{LogPolar}}$ 。对数极坐标变换公式为

$$R_{\text{LogPolar}}(\rho, \theta) = R_{\text{LBP}}(e^\rho \cos \theta, e^\rho \sin \theta), \quad (6)$$

$$(\rho, \theta) = \left[ \sqrt{x^2 + y^2}, \arctan(y/x) \right], \quad (7)$$

3) 为保留特征区域的空间结构信息, 沿  $\rho$  轴将

$R_{\text{LogPolar}}$  平均分为  $a$  块尺寸为  $\frac{N}{a \times N}$  的子区域  $\text{Block}_i$   $i = 1 \cdots a$ , 分别求取各子区域的直方图  $\text{Hist}_i$   $i = 1, \dots, a$ , 将各直方图进行合并, 得到一个  $a \times (P+2)$  维的向量  $\mathbf{V}_{\text{block}}$ 。

4) 为提高特征描述符的稳健性, 将  $\mathbf{V}_{\text{total}}$  和  $\mathbf{V}_{\text{block}}$  合并, 并再次归一化, 形成维数为  $(a+1) \times (P+2)$  的高维特征向量  $\mathbf{V}$ , 从而使  $\mathbf{V}$  既包含局部空间结构信息, 又包含该区域的整体性信息。该特征向量即为基于  $\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$  的尺度、旋转角、灰度以及 3D 视角不变性特征描述符。本文中, 我们取  $M = 41, N = 40, P = 8, R = 1, a = 4$ 。

通过大量的仿真实验, 我们发现: 基于  $\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$

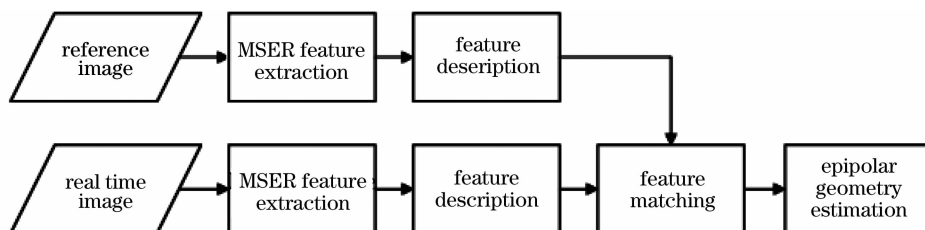


图 4 末制导景象匹配算法原理框图

Fig. 4 Block diagram of the terminal guidance scene matching algorithm

#### 4.1 特征匹配

$\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$  特征描述符为特征匹配提供了高度可区分性。采用欧式距离比值准则对  $\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$  特征描述符进行匹配。设该特征描述符维数为  $n$ , 基准图像  $I_1$  中 MSER 特征  $P$  的特征描述符  $\mathbf{V}_P$  构成的集合为  $A$ , 实时图像  $I_2$  中 MSER 特征  $Q$  的特征描述符  $\mathbf{V}_Q$  构成的集合为  $B$ 。则  $\mathbf{V}_P$  到  $\mathbf{V}_Q$  的欧氏距离  $D(\mathbf{V}_P, \mathbf{V}_Q)$  为

$$D(\mathbf{V}_P, \mathbf{V}_Q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{V}_i^P - \mathbf{V}_i^Q)^2}. \quad (8)$$

由于特征描述符的维数足够高, 则匹配的特征描述符的欧氏距离通常比不匹配时的欧氏距离小得多。设  $\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$  特征描述符  $\mathbf{V}_P$  的欧式最近邻为其正确匹配特征向量, 次近邻为错误匹配特征向量, 则  $\mathbf{V}_P$  到最近邻的欧氏距离将远小于到次近邻的欧氏距离。令  $\mathbf{V}_P$  到  $B$  中的最近邻  $\mathbf{V}_Q$  与次近邻  $\mathbf{V}'_Q$  的欧氏距离比值为  $R$ , 特征匹配阈值为  $T_R$ 。当  $\mathbf{V}_P$  与  $\mathbf{V}_Q$  匹配时, 记做  $P = Q$ , 否则记做  $P \neq Q$ 。则基于欧氏距离比值的特征匹配定义式为

$$R = \frac{D(\mathbf{V}_P, \mathbf{V}_Q)}{D(\mathbf{V}_P, \mathbf{V}'_Q)} = \frac{\min[D(\mathbf{V}_P, \mathbf{V}_i) | \mathbf{V}_i \in B]}{\min[D(\mathbf{V}_P, \mathbf{V}_j) | \mathbf{V}_j \in B, j \neq i]}, \quad (9)$$

特征描述符对 MSER 特征进行描述, 能适应较大程度的图像尺度、旋转、灰度以及 3D 视角变化, 对不同天气条件下拍摄的可见光图像实现稳定的不变性描述。因此,  $\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$  特征描述符能够用于光电成像末制导景象匹配领域。

#### 4 基于 MSER + $\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$ 特征描述符的景象匹配算法

基于 MSER 和  $\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$  特征描述符, 构造了光电成像末制导景象匹配算法, 该算法的原理框图如图 4 所示

$$\begin{cases} P = Q, & R < T_R \\ P \neq Q, & R \geq T_R \end{cases} \quad (10)$$

高维特征向量的最近邻穷举搜索运算量通常较大, 针对该问题, Beis 等<sup>[15]</sup> 提出了一种基于  $k-d$  树的近似最近邻搜索 (BBF) 算法。BBF 是一种对大部分待匹配特征向量搜索最近邻, 对其余特征向量搜索近似最近邻的快速搜索算法。它不但确保了特征匹配的稳定性, 而且大大降低了运算量。本文采用 BBF 算法实现对  $\text{LBP}_{P,R}^{\text{riu2}}$  特征描述符的最近邻搜索。

#### 4.2 外极几何关系估计

得到基准图像与实时图像间相匹配的 MSER 特征对后, 要得到目标在实时图像中的精确位置与尺寸, 必须剔除误匹配特征对, 估计两图像的外极几何关系。外极几何关系可用基础矩阵来表示。

设基准图像  $I_1$  与实时图像  $I_2$  中的匹配特征对集合为  $\{(x_i, x'_i) | x_i \leftrightarrow x'_i, x_i \in I_1, x'_i \in I_2, i = 1, 2, \dots, n\}$ , 其中  $\mathbf{x} = (x, y, 1)^T$  为 MSER 特征中心位置在对应图像上的齐次坐标, 则匹配特征对之间的对应关系为

$$\mathbf{x}'^T \mathbf{F} \mathbf{x} = 0, \quad (11)$$

其中  $\mathbf{F}$  为 3 阶秩为 2 的基础矩阵, 只需 7 对匹配特征对即可对其求解, 通常匹配特征对的数目远大于 7。基于随机抽样一致性 (RANSAC) 算法<sup>[16,17]</sup> 剔除误匹配特征

对,估计出基础矩阵的最优解。可根据基准图像中的目标信息求得目标在实时图像中的位置和尺寸。

### 5 实验结果与分析

本文用两幅对同一场景在不同时间拍摄的可见光城市图像进行了光电成像未制导景象匹配实验。

如图 5(a),上图拍摄于 2008 年 6 月 24 日,下图拍摄于 6 月 25 日,图像尺寸均为 800 pixel×640 pixel。由于天气情况不同,两图像灰度差异较大,且因拍摄角度的不同,图中各建筑物的 3D 视角差异较大,并带有一定的尺度差异。

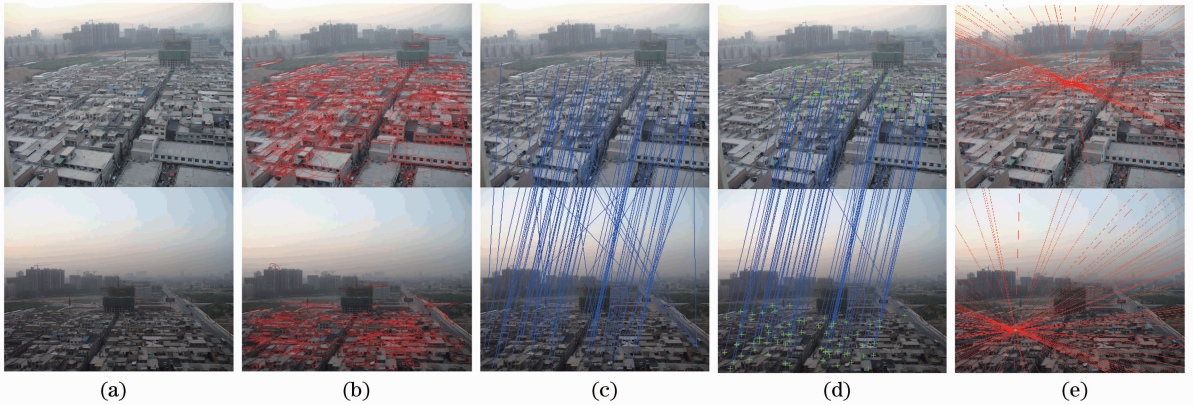


图 5 基于 MSER 和均匀模式的景象匹配示意图。(a) 原图像；(b) 特征提取；(c) 特征匹配；(d) 最终匹配结果；(e) 两图像的外极几何关系图

Fig. 5 Examples of scene matching based on MSER and uniform patterns. (a) Source image; (b) feature extraction; (c) feature matching; (d) final matches; (e) epipolar geometry between the two images

以图 5(a)上图为基准图像,下图为实时图像进行景象匹配仿真实验。如图 5(b)所示,用红色椭圆表示 MSER 特征,由于可见光场景的纹理特征较丰富,两图像均提取出了大量的 MSER 特征。其中,基准图像中提取出 734 个特征;由于拍摄时间为傍晚,光照条件相对较差,导致实时图像只提取出 283 个特征。图 5(c)为基于欧氏距离比值准则,利用 BBF 算法进行特征匹配的结果,共得到 86 对匹配的特征对,匹配的特征对用蓝色连线表示。可以看

出,尽管大部分匹配结果均正确,但也存在少量的误匹配特征对。图 5(d)为基于 RANSAC 算法剔除误匹配特征后得到的最终匹配结果,共得到 70 对最终匹配的特征对,绿色十字中心为 MSER 特征中心位置,蓝色连线表示两特征相匹配。可以看出,绝大部分最终匹配的特征均是正确的,仅有 1 对特征由于差异过小而导致误匹配,但这对外极几何关系估计的最终结果不会造成影响。图 5(e)为根据最终匹配的特征对估计得到的外极几何关系,红线为两图



图 6 本算法和 SIFT 算法对 3D 视角差异的稳健性比较结果。(a) 本算法；(b) SIFT 算法；(c) 本算法；(d)SIFT 算法  
Fig. 6 Comparison of 3D view point angle robustness between our method and SIFT. (a) Our method; (b) SIFT method; (c) our method; (d) SIFT method

像的外极线,交点为外极点。可以看出,两图像的外极几何关系估计准确,能够据此精确求得目标在实时图像中的位置和尺寸。

光电成像末制导景象匹配算法的关键在于对3D视角差异的稳健性。图6为本算法与目前公认效果最好的SIFT<sup>[2]</sup>方法对3D视角差异的稳健性的比较实验结果。利用标准测试图像<sup>[8]</sup>进行仿真实验。其中,图6(a),(b)中上下两幅图像之间的3D视角差异为 $50^\circ$ ,图6(c),(d)中上下两幅图像之间的3D视角差异为 $60^\circ$ 。如图6(a)所示,基于本算法最终得到了64对匹配的特征,且仅有1对特征因差异过小而导致误匹配,足以对两图像的外极几何关系进行精确估计。如图6(b)所示,基于SIFT算法最终只得到了13对匹配的特征,且仅有1对特征匹配正确,其他的均匹配错误,显然无法估计出正确的外极几何关系。由图6(c),(d)能更明显地看出两算法的性能差异,图6(c)为基于本算法的匹配结果,共得到32对匹配的特征,且仅有1对特征匹配错误,而图6(d)中,基于SIFT算法最终只得到5对匹配的特征,不但全部为误匹配特征,而且匹配的特征数目也不足以进行外极几何关系估计。由此可见,本算法在对3D视角差异的稳健性方面要强于SIFT算法。

## 6 结 论

本文提出了一种新的光电成像末制导景象匹配方法。利用MSER方法提取具有仿射不变性的局部特征,解决了末制导阶段基准图像与实时图像之间可能存在较大的尺度和3D视角差异的问题。基于均匀模式LBP<sub>P,R</sub><sup>riu<sub>2</sub></sup>构造了一种新的特征描述符,LBP<sub>P,R</sub><sup>riu<sub>2</sub></sup>对灰度和图像旋转具有不变性,因此,新的特征描述符解决了基准图像与实时图像之间可能存在灰度和旋转角度差异的问题。根据欧氏距离比值准则进行准确有效的特征匹配。利用RANSAC方法剔除误匹配特征、估计两图像的外极几何关系。实验结果表明,该方法能够在光电成像末制导中实现稳定的景象匹配。

## 参 考 文 献

1 T. Tuytelaars, L. V. Gool. Matching widely separated views based on affine invariant regions[J]. *Int. J. Comput. Vision*,

- 2004, **59**(1): 61~85
- 2 D. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *Int. J. Comput. Vision*, 2004, **60**(2): 91~110
- 3 Zhang Ruijuan, Zhang Jianqi, Yang Cui *et al.*. Study on color image registration technique based on CSIFT[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **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*, 2008, **28**(11): 2097~2103
- 4 Tian Ying, Yuan Weiqi. Ear recognition based on fusion of scale invariant feature transform and geometric feature[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(8): 1485~1491
- 田 莹,苑玮琦. 尺度不变特征与几何特征融合的人耳识别方法[J]. *光学学报*, 2008, **28**(8): 1485~1491
- 5 H. Bay, T. Tuytelaars, L. V. Gool. SURF: speeded up robust features[C]. European Conference on Computer Vision, 2006, **1**: 404~417
- 6 K. Mikolajczyk, C. Schmid. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. *Int. J. Comput. Vision*, 2004, **60**(1): 63~86
- 7 J. Matas, O. Chum, M. Urban *et al.*. Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions [C]. In Proceedings of the British Machine Vision Conference, 2002, 384~393
- 8 K. Mikolajczyk, T. Tuytelaars, C. Schmid *et al.*. A comparison of affine region detectors[J]. *Int. J. Comput. Vision*, 2005, **65**(1/2): 43~72
- 9 K. Mikolajczyk, C. Schmid. A performance evaluation of local descriptors[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2005, **27**(10): 1615~1630
- 10 M. Heikkila, M. Pietikainen, C. Schmid. Description of interest regions with local binary patterns[J]. *Pattern Recognit*, 2009, **42**(3): 425~436
- 11 T. Ojala, M. Pietikainen, T. Maenpaa. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2002, **24**(7): 971~987
- 12 T. Ahonen, A. Hadid, M. Pietikainen. Face description with local binary patterns: application to face recognition[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2006, **28**(12): 2037~2041
- 13 M. Heikkila, M. Pietikainen. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 2006, **28**(4): 657~662
- 14 Murphy-Chutorian E, Trivedi M. N-tree disjoint-set forests for maximally stable extremal regions[C]. In Proceedings of the British Machine Vision Conference, 2006
- 15 J. Beis, D. Lowe. Shape indexing using approximate nearest-neighbor search in high-dimensional spaces[C]. Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Puerto Rico, 1997: 1000~1006
- 16 R. Hartley, A. Zisserman. Multiple view geometry in computer vision[M]. 2<sup>nd</sup> edition, Cambridge University Press, 2003. 290~293
- 17 Liu Guixi, Liu Dongmei, Liu Fengpeng *et al.*. A robust registration algorithm based on feature points matching[J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(3): 454~461
- 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