

doi:10.3788/gzxb20144303.0310002

# 一种快速的单目移动相机下运动目标检测方法

陈海欣, 顾国华, 钱惟贤, 陈钱, 徐富元

(南京理工大学 电光学院, 南京 210094)

**摘 要:**从射影几何的角度分析了单目移动相机下场景运动矢量与摄像机运动之间的关系, 基于摄像机光心坐标系, 提出了一种快速极线估计算法. 该算法中摄像机在此坐标系下永远静止, 只有场景和运动目标在运动, 将原来移动平台下运动目标检测的问题转换成静止平台下场景全局运动与运动目标独立运动的问题, 并推导出光流约束的简洁形式. 该算法框架能够根据 KLT 算法获得 Harris 角点光流场, 并根据实际图像的运动场补偿摄像机的随机运动, 同时在保证算法准确性与鲁棒性的前提下, 与原来算法相比, 计算速度提升了 10 倍左右. 根据实际采集的图像序列进行了分析对比, 真实的数据测试表明快速极线估计算法在保证算法准确性与鲁棒性的前提下, 极大地降低了算法的计算量与计算时间, 从而无需三维重建便可有效地解决单目移动摄像机下运动目标检测的问题.

**关键词:**应用光学; 运动目标检测; 快速极线估计; 单目视觉; 图像处理; 移动设备; 光流; 计算机视觉  
**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1004-4213(2014)03-0310002-6

## A Fast Method for Moving Target Detection on A Moving Camera

CHEN Hai-xin, GU Guo-hua, QIAN Wei-xian, CHEN Qian, XU Fu-yuan

(College of Electric & Optic, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

**Abstract:** Based on projective geometry, the relation between the moving camera and still scene was analyzed, and a fast estimation algorithm was proposed based on the optical center coordinate system. On this coordinate in which the camera was always static, the scene and the targets were moving instead. The problem of moving target detection on a moving camera was transformed into distinguishing independent movement of targets from the global motion of scenes on a still platform and a concise form of optical flow constraint was deduced. This framework compensated the random movement according to the optical flow field which was got from KLT. Compared with the original algorithm, the computing speed increased about 10 times while ensuring accuracy and robustness. Experiments were performed based on actual image data, and the results show that this model can reduce the computation time extremely under the premise of ensuring the accuracy and robustness, and be practical on moving target detection with a moving camera without construction.

**Key words:** Applied optics; Moving target detection; Fast Epipolar Estimation(FEE); Monocular vision; Image processing; Mobile devices; Optical flows; Computer vision

**OCIS Codes:** 100.6890; 330.4150; 330.7326

## 0 引言

在传统的运动目标检测系统中摄像机通常是静止的, 可广泛应用于视频监控、交通检测等系统. 然而在车载手持等移动平台下, 三维场景会产生视差的问题, 此时就需要对场景视差进行有效的估计<sup>[1]</sup>.

传统算法一般是利用运动平台下图像间的对极几何关系<sup>[2]</sup>, 如平面单应矩阵  $H^{[3]}$ 、基础矩阵  $F^{[4-5]}$  以及三焦点张量  $T^{[6]}$  等, 以此来补偿或估计摄像机的运动. 其中, 单应矩阵是利用同一平面上匹配点对之间的映射关系, 特别适用于场景视差几乎可以忽略无人机航拍等情况; 基础矩阵是利用图像匹配点对间的射影几何

**基金项目:**国家自然科学基金(No. 61271332)和江苏省“六大人才高峰”支持计划(No. 2010-DZXX-022)资助

**第一作者:**陈海欣(1989-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为红外图像处理、红外目标搜索跟踪等. Email: 471030698@qq.com

**导师(通讯作者):**顾国华(1966-), 男, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为红外目标探测与识别及红外成像等. Email: gghnjst@163.com

**收稿日期:** 2013-06-21; **录用日期:** 2013-08-12

<http://www.photon.ac.cn>

关系来检测运动目标,一般采用八点算法<sup>[7]</sup>以及在此基础上的各种变形的算法<sup>[8]</sup>.目前移动平台下的运动目标检测,大多根据射极几何原理,围绕基础矩阵的估计与优化展开,而对运动场的约束条件很少有本质上革新.

本文针对单目移动摄像机下运动目标的检测问题,研究并提出了一种新的基于场景的全局运动的算法.以摄像机光心为中心,建立坐标系,其中摄像机在此坐标系下永远静止,只有场景和运动目标在运动,将原来移动平台下运动目标检测的问题转换成静止平台下场景全局运动与运动目标独立运动的问题.推导出光流约束的简洁形式,结合 KLT 点跟踪算法<sup>[9-10]</sup>来获得 Harris 角点光流场,从而无需三维重建<sup>[11]</sup>便可有效地解决单目移动摄像机下运动目标检测的问题.

### 1 快速极线估计模型

为了补偿摄像机运动所带来的视差问题,基础矩阵  $F$  通常用来对摄像机运动进行估计,即满足基础矩阵的图像点对必然会在其对应的极线上.虽然很多学者对其矩阵估计进行了详细研究,但是仍然存在计算量大的问题.

本文提出的快速极线估计算法 (Fast Epipolar Estimation, FEE) 是基于射极几何<sup>[12]</sup>的原理.从特征点速度场的角度,重新建立相应的数学模型,推导出场景的运动特征,最终快速估计极线的技术.

#### 1.1 FEE 模型的推导

本文定义如图 1 所示三维坐标轴.以透镜光心为原点,  $Z$  轴平行于摄像机透镜头轴,  $X$ 、 $Y$  轴平行于摄像机像平面,其中物平面场景坐标  $M(X, Y, Z)$ ,像平面场景坐标  $m(x, y, z)$ ,根据几何光学知识,可以得到近似方程,即

$$\begin{cases} \frac{X}{Z} = \frac{x}{z} \\ \frac{Y}{Z} = \frac{y}{z} \\ dz = 0 \end{cases} \quad (1)$$

由于  $X$ 、 $Y$  在数学上等效,本文主要考虑对  $X$  轴的分析,  $Y$  轴可同理推出.

对式(1)全微分可得针孔相机基本方程,即

$$dx = -\frac{dZ}{Z} \left( x - z \frac{dX}{dZ} \right) \quad (2)$$

图 1 中,假设以摄像机为参考坐标系,三维空间点的整体运动可以简化为绕透镜头心以角速度  $\omega = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$  绕共轴  $l$  旋转与以  $\partial M_0 = [\partial X_0 \ \partial Y_0 \ \partial Z_0]^T$  平移两种独立运动叠加而成.

由图 1 可知,质点  $M$  在过  $M$  与  $l$  垂直的平面上作圆周运动,质点单位时间内沿圆周转过  $\omega$  角,所以速率

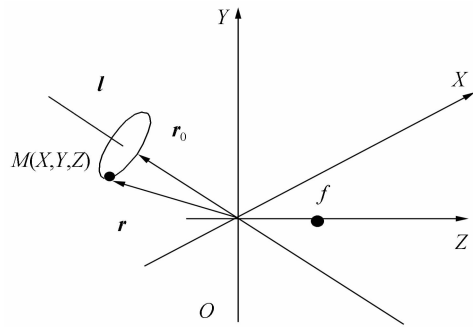


图 1 三维空间点绕光心旋转

Fig. 1 The Figure of 3D point around the optical center  
 $|V_r| = |r - r_0| \omega$ , 令  $\omega = \omega l$ , 由  $v \perp \omega$ ,  $v \perp r - r_0$ , 且  $\omega$ 、 $r - r_0$  与  $v$  组成右手坐标系,故

$$v_r = \omega \times (r - r_0) = \omega \times r = \begin{bmatrix} i & j & k \\ \omega_x & \omega_y & \omega_z \\ X & Y & Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} i \\ j \\ k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x - V_{x_0} & V_y - V_{y_0} & V_z - V_{z_0} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中,  $\omega_x$ 、 $\omega_y$ 、 $\omega_z$  分别为三维场景中任一点  $M(X, Y, Z)$  绕过光心共轴的角速度矢量.

结合式(2)、(3),可以推导出

$$\begin{bmatrix} z\omega_y - y\omega_z - dx \\ x\omega_z - z\omega_x - dy \\ y\omega_x - x\omega_y \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} i \\ j \\ k \end{bmatrix} + \frac{z}{Z} \begin{bmatrix} dX_0 \\ dY_0 \\ dZ_0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} i \\ j \\ k \end{bmatrix} = \frac{dZ}{Z} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} i \\ j \\ k \end{bmatrix} \quad (4)$$

可得 FEE 基本矩阵为

$$\begin{bmatrix} \partial X_0 \\ \partial Y_0 \\ \partial Z_0 \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} y^2 + z^2 & -xy & -zx & zdy \\ -xy & z^2 + x^2 & -yz & -zdx \\ -zx & -yz & x^2 + y^2 & ydx - xdy \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \quad (5)$$

展开可得如式(6)所示的基本方程,并定义右侧向量为基本矩阵向量  $F\_Vector$ ,即

$$\begin{bmatrix} x^2 \\ -xy \\ y^2 \\ dy \\ -dx \\ ydx - xdy \\ -x \\ -y \\ 1 \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} \omega_y \partial Y_0 + \omega_z \partial Z_0 \\ \omega_y \partial X_0 + \omega_x \partial Y_0 \\ \omega_x \partial X_0 + \omega_z \partial Z_0 \\ z \partial X_0 \\ z \partial Y_0 \\ \partial Z_0 \\ z(\omega_z \partial X_0 + \omega_x \partial Z_0) \\ z(\omega_z \partial Y_0 + \omega_y \partial Z_0) \\ z^2 \omega_x \partial X_0 + z^2 \omega_y \partial Y_0 \end{bmatrix} = 0 \quad (6)$$

式中,  $z$  为相机像平面,且  $F\_Vector$  为基础矩阵  $F$  的另一种形式.

### 1.2 FEE 模型极线向量的定义

最终可得如(7)所示的方程,且定义右侧向量为极线向量  $FEE\_vector$ .

$$\begin{bmatrix} y_1^2 - y_2^2 \\ y_1 - y_2 \\ x_1 - x_2 \\ x_1^2 - x_2^2 \\ x_1 y_1 - x_2 y_2 \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} \bar{\omega}_x \partial X_0 + \bar{\omega}_z \partial Z_0 \\ -z(\bar{\omega}_z \partial Y_0 + \bar{\omega}_y \partial Z_0) \\ -z(\bar{\omega}_z \partial X_0 + \bar{\omega}_x \partial Z_0) \\ \bar{\omega}_y \partial Y_0 + \bar{\omega}_z \partial Z_0 \\ -(\bar{\omega}_y \partial X_0 + \bar{\omega}_x \partial Y_0) \end{bmatrix} = 0 \quad (7)$$

当摄像机只存在平移运动时,即

$$\bar{\omega}_x = \bar{\omega}_y = \bar{\omega}_z = 0 \quad (8)$$

此时式(6)所示基本方程就退化成为如式(9)的 FOE 方程<sup>[1]</sup>,且定义右侧向量为  $FOE\_Vector$ .

$$\begin{bmatrix} dy \\ dx \\ ydx - xdy \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} z \partial X_0 \\ z \partial Y_0 \\ \partial Z_0 \end{bmatrix} = 0 \quad (9)$$

## 2 FEE

通过对输入变量进行正规化变换,即对图像中点集在明确地表述线性方程组前进行一个简单的变换(平移和缩放),减少图像坐标对 FEE 向量估计的影响<sup>[7]</sup>,从而提高估计算法对规格的匹配点噪音的鲁棒性.

### 2.1 FEE 过程

假设式(7)左端向量  $P$  被  $\hat{P} = TP$  替换,代入式(7),得到方程  $\hat{P}^T T^{-1} FEE\_Vector = 0$ ,其中  $T^{-1}$  是  $T$  的反转置逆矩阵.这种关系预示着  $FEE\_Vector$  是与  $\hat{P}$  对应的极线向量.所以本文寻找极线向量的过程为

1) 输入  $P$

$$P = \begin{bmatrix} y_1^2 - y_2^2 \\ x_1 y_1 - x_2 y_2 \\ y_1 - y_2 \\ x_1 y_1 - x_2 y_2 \\ x_1 - x_2 \\ x_1 y_1 - x_2 y_2 \\ x_1^2 - x_2^2 \\ x_1 y_1 - x_2 y_2 \\ 1 \end{bmatrix}$$

2) 根据输入  $P$  求取变换矩阵  $T$

$$cent(j) = \frac{\sum_{i=1}^n P_i(j)}{n}, (j=1, 2, 3, 4, 5)$$

$$squareDist = \frac{\sum_{j=1}^5 (P_i(j) - cent(j))^2}{5 * n}$$

式中,  $P_i(j)$  表示第  $i$  个输入  $P$  的第  $j$  个分量,  $cent(j)$  表示输入  $P$  第  $j$  个分量的均值,  $squareDist$  表示输入  $P$

的方差.

$$\text{scale} = \frac{1}{squareDist}$$

$$T = \begin{bmatrix} scale & 0 & 0 & 0 & -scale * cent(1) \\ 0 & scale & 0 & 0 & -scale * cent(2) \\ 0 & 0 & scale & 0 & -scale * cent(3) \\ 0 & 0 & 0 & scale & -scale * cent(4) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

3) 对输入  $P$  进行变形

$$\hat{P} = TP$$

4) 利用 RANSAC 算法求取与  $\hat{P}$  相一致的极限向量

$FEE\_Vector$

$$[U, S, V] = SVD(\hat{P} FEE\_Vector) = V(:, end)$$

5) 获得极线向量

$$FEE\_Vector = T^T FEE\_Vector$$

### 2.2 极线估计算法运算量理论分析

如式(7)所示,本文的 FEE 将基础矩阵由正规化 8 点算法变为正规化四点算法.根据文献[13],  $m \times n$  阶矩阵 SVD 分解的计算量约为  $10 \times n^2(m+n)$ ,这里定义本文算法与正规化 8 点算法总复杂度比  $\eta_{FEE}$  为

$$\eta_{FEE} = \frac{\Delta t_{FEE}}{\Delta t_F} = \frac{10 \times 5^2(4+5)}{10 \times 9^2(8+9)} = \frac{25}{153} \approx 0.16$$

尤其,当摄像机只存在平移运动时,

$$\eta_{FOE} = \frac{\Delta t_{FOE}}{\Delta t_F} = \frac{10 \times 3^2(2+3)}{10 \times 9^2(8+9)} = \frac{5}{153} \approx 0.033$$

由此可见本文 FEE 算法的计算量下降到原来 8 点算法的约 0.16,相当于执行速度提升了 10 倍;而当摄像机只存在平移运动时,本文 FEE 算法计算量下降到原来 8 点算法的约 0.033,相当于执行速度提升了 30.6 倍.

## 3 运动目标检测框架

如图 2 所示, FEE 过程通过建立单目移动相机下场运动矢量与摄像机运动之间的关系,进行 FEE,从而检测运动目标.

### 3.1 KLT 角点检测与跟踪

对图像序列  $F_k, F_{k+1}$  进行 KLT 角点检测<sup>[14]</sup>与跟踪<sup>[9,15]</sup>,获得第  $k$  帧图像中每个角点  $(x_k, y_k)$  处的光流运动场  $(u_{x,y}^k, v_{x,y}^k)$ ,从而确定第  $k+1$  帧图像中对应角点像素坐标  $(x_{k+1}, y_{k+1})$ ,其中  $u_{x,y}^k$  表示第  $k$  帧图像中角点像素坐标  $(x_k, y_k)$  处的行方向速度分量、 $v_{x,y}^k$  表示第  $k$  帧图像中角点像素坐标  $(x_k, y_k)$  处的行方向速度分量.

### 3.2 FEE

假设快速极线模型 FEE 方程中输入向量  $P\_Vector$  被向量  $\hat{P} = TP\_Vector$  替换,代入  $P\_Vector^T \cdot FEE\_Vector = 0$ ,得到方程  $\hat{P}^T T^{-1} FEE\_Vector = 0$ ,其

中  $T^{-T}$  是变换矩阵  $T$  的反转置逆矩阵, 从而得出与向量  $\hat{P}$  对应的极线向量  $FEE\_Vector$ , 进而确定极线向量  $FEE\_Vector$ .

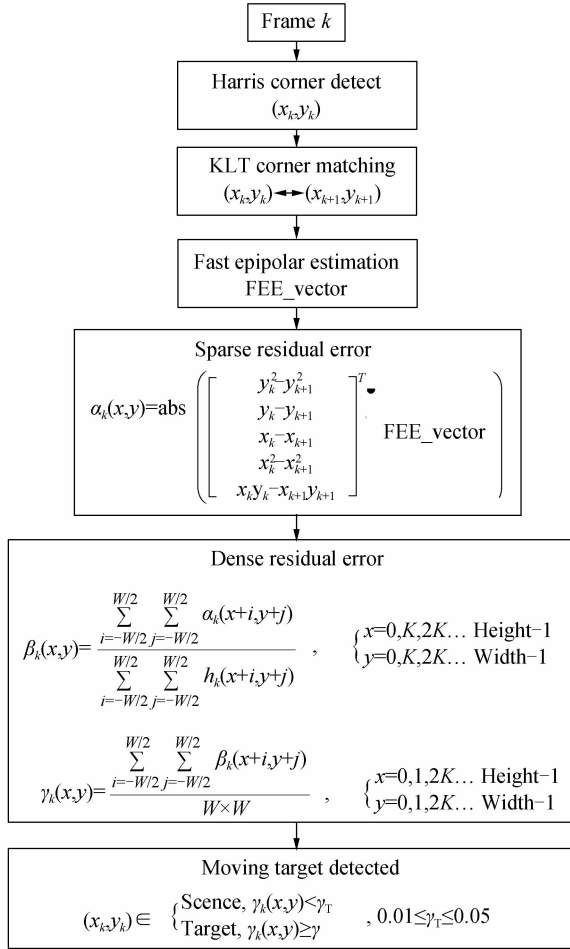


图2 运动目标检测过程

Fig. 2 The process of moving target detect

### 3.3 估计隶属度函数

确定第  $k$  帧图像中角点  $(x_k, y_k)$  对应极线向量  $FEE\_Vector$  的隶属度函数, 将图像像素划分为运动目标 Target 和静止场景 Scene, 完成目标检测.

#### 3.3.1 估计稀疏隶属度 $\alpha_k(x, y)$

定义第  $k$  帧图像中角点  $(x_k, y_k)$  对于极线向量  $FEE\_Vector$  的稀疏隶属度函数  $\alpha_k(x, y)$  为

$$\alpha_k(x, y) = \text{abs} \left( \begin{bmatrix} y_k^2 - y_{k+1}^2 \\ y_k - y_{k+1} \\ x_k - x_{k+1} \\ x_k^2 - x_{k+1}^2 \\ x_k y_k - x_{k+1} y_{k+1} \end{bmatrix}^T \cdot FEE\_Vector \right)$$

#### 3.3.2 估计等距稀疏隶属度 $\beta_k(x, y)$

以一波门为  $W \times W$  的窗口 ( $W = 4, 8, 12, \dots$ ), 对整幅图像进行步进长度为  $K$  (且  $K = W/4$ ) 的遍历, 确定该窗口内所有隶属度的均值, 记为等距稀疏隶属度

$\beta_k(x, y)$ ,  $(x, y)$  为当前窗口的中心坐标, 即

$$\beta_k(x, y) = \frac{\sum_{i=-W/2}^{W/2} \sum_{j=-W/2}^{W/2} \alpha_k(x+i, y+j)}{\sum_{i=-W/2}^{W/2} \sum_{j=-W/2}^{W/2} h_k(x+i, y+j)}$$

$$\begin{cases} x=0, K, 2K \dots \text{Height}-1 \\ y=0, K, 2K \dots \text{Width}-1 \end{cases}$$

#### 3.3.3 估计稠密隶属度 $\gamma_k(x, y)$

以一波门为  $W \times W$  的窗口 ( $W = 32$ ), 对整幅图像进行逐点遍历, 确定该窗口内所有等距稀疏隶属度的均值, 记为  $\gamma_k(x, y)$ ,  $(x, y)$  为当前窗口的中心坐标, 即

$$\gamma_k(x, y) = \frac{\sum_{i=-W/2}^{W/2} \sum_{j=-W/2}^{W/2} \beta_k(x+i, y+j)}{W \times W}$$

$$\begin{cases} x=0, 1, 2 \dots \text{Height}-1 \\ y=0, 1, 2 \dots \text{Width}-1 \end{cases}$$

### 3.4 运动目标分割

根据稠密隶属度  $\gamma_k(x, y)$  将图像像素划分为运动目标 IMO 和静止场景 ISO, 即

$$(x_k, y_k) \in \begin{cases} \text{Scene}, \gamma_k(x, y) < \gamma_T \\ \text{Target}, \gamma_k(x, y) \geq \gamma_T \end{cases}$$

式中  $\gamma_T$  为二值化阈值.

## 4 实验与分析

本文采用实际数据分析本文提出的快速的4点极线估计 FEE 的性能. 将本文提出的 FEE 算法用 Matlab 语言实现, 实验平台为图像大小为  $660 \times 492$ 、帧频为 50 HZ 的 BASLER 彩色 CCD 以及 Intel T6400 酷睿双核处理器、2G 内存的 PC 机. 实验根据提出的 FEE 算法对实际序列图像处理, 测试算法的精确性, 验证本文 FEE 算法框架在实际应用中的性能.

### 4.1 FEE 算法性能分析

图3和图4是本文 FEE 算法下得运动目标分割效果. 由图可见本文 FEE 算法可有效地将场景和目标分类, 并能有效地检测出单目摄像机自由运动场景中运动的目标.

当摄像机存在平移和旋转运动时, FEE 算法成功检测出图像序列中运动行人和汽车. 图3(a)、(b)是视频中两帧连续图像; 图3(c)是 KLT 算法对 Harris 角点匹配的结果; 图3(d)是采用 FEE 算法估计的残差图; 图3(e)是对 FEE 残差图进行扩散之后的结果的直观显示; 图3(f)中将残差图剔除的目标用黑色矩形框标出.

当场景中存在多个运动目标时, FEE 的局外点扩散后如图4(e), 将 FEE 局外点分割后如图4(f). 实际数据清楚地显示目标最终已经被提取出来, 消除了远景, 特别是近景产生的视差.

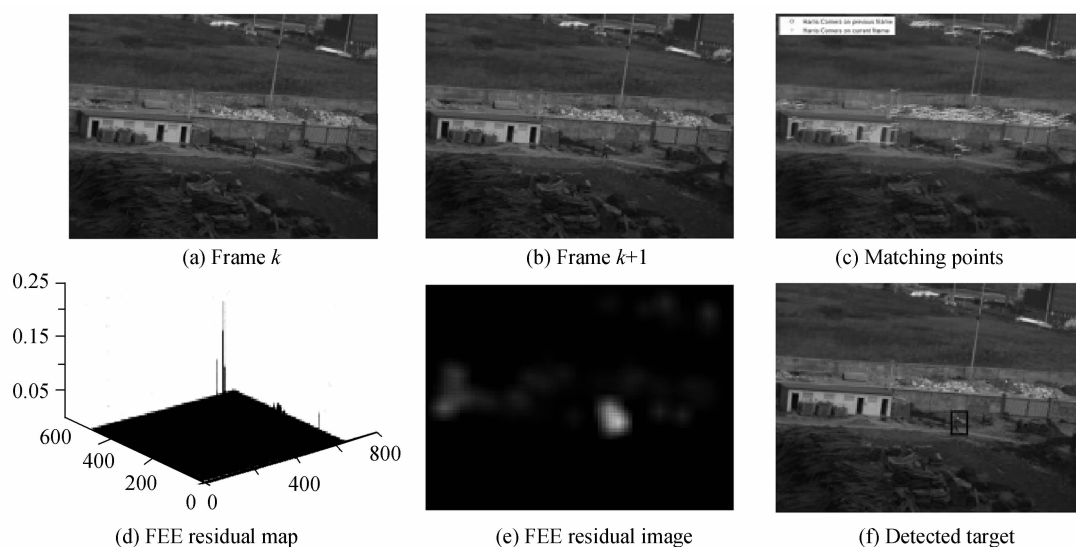


图3 FEE 运动目标检测结果(单目标)

Fig. 3 FEE moving target detection (Single-objective)

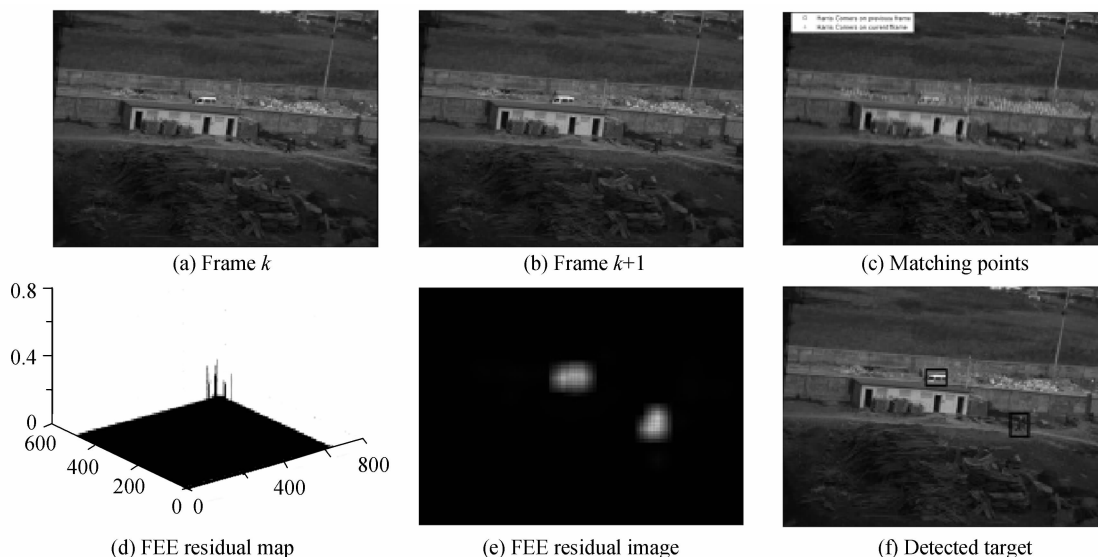


图4 FEE 运动目标检测结果(多目标)

Fig. 4 FEE moving target detection (Multi-objective)

#### 4.2 FEE 算法性能对比

图5和图6是本文FEE算法与Matlab2013a自带工具箱Computer Vision System Toolbox中的规范化8点算法的性能对比。

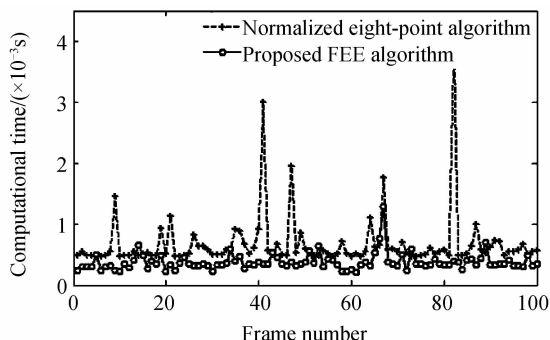


图5 单次线性估计运算时间

Fig. 5 Single linear estimation computational time

##### 4.2.1 线性算法执行时间

图5中,对于规范化的8点算法和4点算法FEE,当采用线性算法时,本文算法均值为0.3755ms,标准差为0.0118ms;而规范化的8点算法均值为0.6732ms,标准差为0.0219ms。由此可见,本文算法的计算速度提升为原来的2倍左右,而且算法执行时间的稳定性也比规范8点算法好得多。

##### 4.2.2 鲁棒性算法的收敛性

矩阵估计的收敛性如图6。随机抽样一致(Random Sample Consensus, RANSAC)算法<sup>[11]</sup>能在误匹配率超过50%时依然保持有效,故本文采用RANSAC算法作为鲁棒性估计算法。由图6可知,本文算法均值为2.606ms,标准差为0.0291ms,而规范化的8点算法均值为16.08ms,标准差为0.0785ms。由此可见,本文算法的计算时间降为原来的0.16,同时算法在运算

时间上收敛性也大大增强.

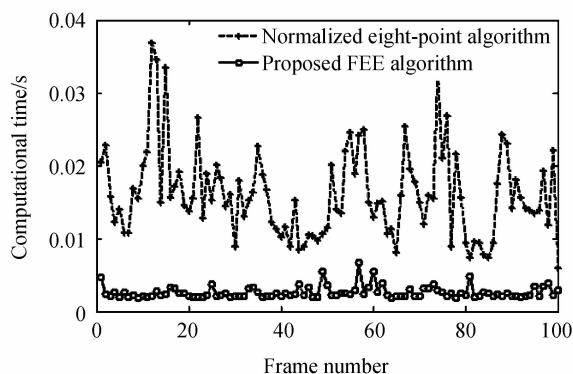


图6 RANSAC估计运算时间

Fig. 6 RANSAC estimation computational time

## 5 结论

移动平台下运动目标检测是复杂背景下目标探测、识别、跟踪的重要技术. 本文提出了一种快速的单目移动相机下运动目标检测方法. 该框架能够根据KLT算法获得Harris角点光流场, 并根据实际图像的运动场补偿摄像机的随机运动, 同时在保证算法准确性与鲁棒性的前提下, 本文算法的计算速度提升为原来的10倍左右. 同时根据实际采集的图像序列进行了分析对比, 真实的数据测试表明FEE算法在保证算法准确性与鲁棒性的前提下, 极大地降低了算法的计算量, 并具有良好效果.

### 参考文献

- [1] ZHANG Y, KISELEWICH S J, BAUSON W A, *et al.* Robust moving object detection at distance in the visible spectrum and beyond using a moving camera [C]. Computer Vision and Pattern Recognition Workshop, 2006 Conference on, 2006, 1: 246-252.
- [2] HARTLEY R, ZISSERMAN A. Multiple view geometry in computer vision [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [3] ESHEL R, MOSES Y. Homography based multiple camera detection and tracking of people in a dense crowd [C]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on. IEEE, 2008: 1-8.
- [4] MOISAN L, STIVAL B. A probabilistic criterion to detect rigid point matches between two images and estimate the fundamental matrix[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, **57**(3): 201-218.
- [5] VALGAERTS L, BRUHN A, MAINBERGER M, *et al.* Dense versus sparse approaches for estimating the fundamental matrix[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2012, **96**(2): 212-234.
- [6] CHAN K H, TANG C Y, HOR M K, *et al.* Robust trifocal tensor constraints for structure from motion estimation[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, **34**(6): 627-636.
- [7] HARTLEY R I. In defense of the eight-point algorithm[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, **19**(6): 580-593.
- [8] TORR P H S, MURRAY D W. The development and comparison of robust methods for estimating the fundamental matrix[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, **24**(3): 271-300.
- [9] LEE H K, CHOI K W, KONG D, *et al.* Improved Kanade-Lucas-Tomasi tracker for images with scale changes [C]// Consumer Electronics (ICCE), 2013 IEEE International Conference on. IEEE, 2013: 33-34.
- [10] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Forward-backward error: automatic detection of tracking failures[C]. International Conference on Pattern Recognition, 2010.
- [11] WANG X, WEI X, THIJSEN B, *et al.* Three-dimensional reconstruction of protein networks provides insight into human genetic disease[J]. *Nature Biotechnology*, 2012, **30**(2): 159-164.
- [12] GOLDSTEIN A, FATTAL R. Video stabilization using epipolar geometry [J]. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 2012, **31**(5): 126.
- [13] BARLOW J L. More accurate bidiagonal reduction for computing the singular value decomposition [J]. *SIAM Journal on Matrix Analysis and Applications*, 2002, **23**(3): 761-798.
- [14] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Tracking-learning-detection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, **34**(7): 1409-1422.
- [15] JIANG J, YILMAZ A. Good features to track: A view geometric approach[C]//Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2011 IEEE International Conference on. IEEE, 2011: 72-79.
- [16] RAGURAM R, FRAHM J M, POLLEFEYS M. A comparative analysis of RANSAC techniques leading to adaptive real-time random sample consensus[M]//Computer Vision-ECCV 2008. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 500-513.