

# 数字稳像中的快速和鲁棒运动估计研究

仲训昱<sup>1,2</sup>, 朱齐丹<sup>2</sup>, 张 智<sup>2</sup>

(1. 厦门大学自动化系, 福建厦门 361005; 2. 哈尔滨工程大学自动化学院, 黑龙江哈尔滨 150001)

**摘要:** 提出了一种用于数字图像稳定的快速和鲁棒运动估计方法. 在图像的运动估计中, 首先采用一种预判局部宏块的算法: 在计算运动矢量前对宏块的梯度信息进行分析以避免误匹配, 通过减少参与计算的宏块数目提高处理速度; 其次, 提出快速估计宏块运动矢量的方法, 用改进的序贯相似性算法(SSDA)进行块匹配, 以提高运动矢量的计算速度; 然后采用 LMedS 估计法去除不精确的宏块运动向量, 用最小二乘法求解出最优的模型参数. 实验结果表明了该方法的精确性、快速性和鲁棒性.

**关键词:** 图像稳定; 运动估计; 模型参数; 快速匹配; 鲁棒

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2010) 01-0251-06

## Study of Fast and Robust Motion Estimation in the Digital Image Stabilization

ZHONG Xun-yu<sup>1,2</sup>, ZHU Qi-dan<sup>2</sup>, ZHANG Zhi<sup>2</sup>

(1. Department of Automation, Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005, China;

2. College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

**Abstract:** Abstract: A fast and robust motion estimation method is proposed for digital image stabilization. First, an approach for block judgment is presented. Before motion vectors calculation, gradient information is analyzed to judge the blocks, only useful reference blocks that are indispensable for accurate motion estimation are selected with its reliability and consistency on pose estimation, by which the number of blocks for subsequent calculation is reduced. Second, in the block matching, an improved SSDA is used to reduce computing cost. Finally, using the LMedS method, wrong motion vectors of these blocks are eliminated and only reliable ones are used for whole motion estimation. Experimental results show the accuracy, fastness and robustness of the proposed method.

**Key words:** image stabilization; motion estimation; model parameter; fast matching; Robust

## 1 引言

数字稳像比传统的光学稳像、机械稳像更加简单灵活, 在体积、功耗、智能性方面更具优越性, 已广泛运用于各种移动摄像系统, 并成为现代稳像技术研究的一个热点, 其运动估计的方法主要有投影法、特征点法、块匹配法和频域估计法等<sup>[1-4]</sup>. 常用的块匹配法是把图像分割为若干个矩形宏块, 求其运动矢量再用于全局运动估计. 为了实现图像序列的快速、鲁棒稳定, 其关键是区分出有用的运动矢量和错误运动矢量并尽量减少计算量. 文献[5~6]用一个单一的二维刚体运动模型来估计图像序列的运动, 这种模型在大运动估计和景深变化较大时将出现很大的误差, 因为在图像中远景点的运动矢量和近景点的运动矢量不同、活动物体的运动矢量和整个图像的运动矢量不同. 为此, 文献[7]提出 2.5 维的运动模型, 比 2 维仿射模型的效果要好; 文献[8]采用了运动

矢量域分割的方法. 然而, 这些方法中对错误宏块的去除都是在计算所有宏块的运动矢量之后进行的, 在这个过程中, 有相当一部分时间花费在计算这些不准确的运动矢量上, 势必产生很大计算浪费.

文献[9]在估计全局运动时, 只考虑图像中梯度较大的区域, 以减小计算量. 为了减少全局运动估计的计算量、提高运动估计的鲁棒性, 本文提出一种新的快速和鲁棒运动估计方法. 该方法采用预判局部宏块的算法, 通过设立阈值来判断某个宏块是否具有足够的梯度信息来估计运动矢量, 为避免误匹配, 具有明显纹理特性的宏块才被选用, 减少了参与计算的宏块数目以提高处理速度; 并采用改进的快速 SSDA 块匹配算法, 提高运动矢量的计算速度; 然后结合最小二乘法与 LMedS 算法, 提出一种新的模型参数最优估计算法, 以提高估计的鲁棒性.

## 2 数字稳像过程

数字图像稳定的原理如图 1 所示, 本文提出的运动估计方法主要包括两个阶段. 第一阶段, 首先是局部宏块的预选择, 具有足够梯度信息的宏块才被选用, 然后采用一种改进的 SSDA 算法进行块匹配, 进而获得各个局部宏块的运动矢量; 第二阶段是对宏块的运动矢量进行筛选, 只有那些可靠性高的局部运动矢量才用于对全局运动的估计. 运动估计得到图像的全局运动矢量, 经低通滤波器去除帧间运动的高频抖动成分, 平滑后即可对图像进行运动补偿, 最后获得稳定的图像序列. 以下将对全局运动估计中的两个阶段(宏块运动估计和全局运动最优估计)进行详细阐述.

### 3 宏块运动估计

在这一阶段, 首先使用 HDTM 算法<sup>[10]</sup>在当前帧图像内粗定位一个整体的大模板区域, 其面积略小于整个图像(如图 2(a)所示), 再把大模板区域划分为若干宏块, 选择有用的局部宏块然后计算它们的运动矢量.

#### 3.1 局部宏块选择

完成大模板的粗定位后, 需要对其中的各个宏块进行精匹配计算出它们的运动矢量. 如果在计算局部运动矢量之前就能够对宏块运动估计的可靠性进行预判, 提前发现可能会导致不准确估计的宏块并予以剔除, 必然会大大降低全局运动估计的计算量. 为此, 提出一种预判局部宏块的算法, 其步骤如下:

**[第 1 步]** 把大模板区域分成小的局部宏块  $C_i (i = 0, \dots, n)$ . 以下步骤将在每个宏块上执行.

**[第 2 步]** 对于当前宏块  $C_i$ , 设其周围的宏块为  $R_i^1 \sim R_i^4$  (分别对应于上、下、左、右四个位置), 计算  $R_i^1 \sim R_i^4$  和  $C_i$  之间像素的 SAD (the Sum of Absolute Difference) 值  $D_i^1 \sim D_i^4$ .

$$D_i^1 = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |f_k(x_i + m, y_i + n) - f_k(x_i + m, y_i - N + n)|$$

$$D_i^2 = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |f_k(x_i + m, y_i + n) - f_k(x_i + m, y_i + N + n)|$$

$$D_i^3 = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |f_k(x_i + m, y_i + n) - f_k(x_i - M + m, y_i + n)|$$

$$D_i^4 = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |f_k(x_i + m, y_i + n) - f_k(x_i + M + m, y_i + n)|$$

其中  $(x_i, y_i)$  为宏块  $C_i$  左上角顶点的坐标,  $f_k(x, y)$  表示当前帧  $k$  中坐标点  $(x, y)$  处的灰度值,  $M \times N$  为宏块的大小(一般可在  $4 \times 4$  和  $16 \times 16$  之间选取, 宏块越小得到的匹配精度越高, 但随之而来的计算量就越大, 所

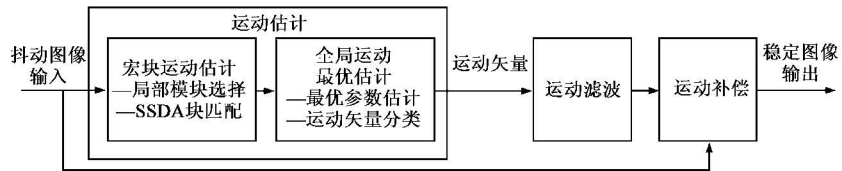


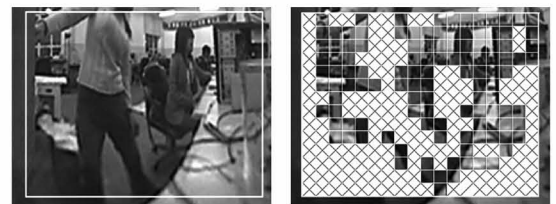
图1 数字稳像方法框图

以要折中选取; 当运动图像的旋转大时应取小些, 旋转小时应取大些)。

**[第 3 步]** 如果  $\min(D_i^1, D_i^2, D_i^3, D_i^4) > Th$  则选用宏块  $C_i$ , 否则丢弃宏块  $C_i$ . 其中  $Th$  为设置的一个阈值(表示  $C_i$  与  $R_i^1 \sim R_i^4$  的纹理区别度, 其取值依据为  $N_{\min}$  和  $N_{\max}$  的大小, 使满足  $N_{\min} < N < N_{\max}$ ),  $\min$  表示取最小值.

**[第 4 步]** 如果  $N_{\min} < N < N_{\max}$ , 则结束整个操作, 否则调整  $Th$  重复第 3 步(若  $N < N_{\min}$  则减小  $Th$ ; 若  $N > N_{\max}$  则增大  $Th$ ). 其中,  $N$  是已经选用的宏块的数量(随  $Th$  的改变而变化:  $Th$  取较大的值时得到的  $N$  较小,  $Th$  取较小的值时得到的  $N$  较大),  $N_{\min}$  和  $N_{\max}$  为  $N$  的阈值.

宏块选择操作的一个实验结果如图所示 2 所示, 图 (a) 白色框内为粗定位的大模板区域, 图 (b) 为被选择的局部宏块.



(a)大模板区域 (b)被选择的局部宏块

图2 预判局部宏块的结果

#### 3.2 基于改进 SSDA 的宏块匹配

宏块图像  $C_i$  叠放在参考图像的搜索区域上以不同的偏移值平移, 找出与给定宏块图像最相似的子图像位置  $(i^*, j^*)$ , 即匹配点. 取 SAD 为相似性度量准则:

$$SAD(i, j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |f_k(m, n) - f_{k-1}(m + i, n + j)| \quad (1)$$

若在某一个点  $(i_0, j_0)$  处  $SAD(i_0, j_0)$  达到最小, 则该点为要找的最优匹配点.

##### 3.2.1 常规 SSDA

设  $N \times N$  模板图像  $T(i, j)$  在搜索图  $f(i, j)$  上移动, 定义绝对误差

$$\varepsilon = |(f(i, j) - \hat{f}(i, j)) - (T(i, j) - \hat{T}(i, j))| \quad (2)$$

$$\text{其中: } \hat{f}(i, j) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N f(i, j)$$

$$\hat{T}(i, j) = \frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N T(i, j)$$

取一个固定的阈值  $T$ , 在  $f(i, j)$  中随机选取像素点, 计算它同  $T(i, j)$  对应点的误差值, 然后把差值求和, 当累加到  $r$  次后误差超过固定阈值  $T$ , 停止累加, 记录次数  $r$ , 定义 SSDA 的检测曲面  $I(i, j)$

$$I(i, j) = \{r | \min_{1 \leq r \leq N^2} [\varepsilon \geq T]\} \quad (3)$$

把  $I(i, j)$  值最大的  $(i, j)$  点作为匹配点, 因为这点上需要很多次累加才能使总误差  $\sum \varepsilon$  超过  $T$ .

### 3.2.2 改进 SSDA

SSDA 的性能在很大程度上取决于所用的阈值  $T^{[11]}$ . 本文采用单调递减阈值序列  $T_k$ , 逐渐逼近最佳阈值, 在保证精确性的同时逐渐提高处理速度.

首先使用相邻块的运动矢量的中值作为当前块运动矢量的预测, 由此在参考帧图像中选定初始匹配点  $(x_0, y_0)$ , 并与与该点匹配时的 SAD 作为初始阈值  $T_0$ , 然后宏块与待匹配子图像利用式(1)做相关运算. 当在参考图像中搜索域的第  $k$  个匹配像素点  $(x_k, y_k)$  处进行匹配时, 如果  $SAD(x_k, y_k)$  累积超过门限  $T_{k-1}$  时就停止相关计算转而计算下一匹配点的 SAD 值, 取  $T_k = T_{k-1}$ ; 如果计算完相关运算,  $SAD(x_k, y_k)$  小于门限  $T_{k-1}$ , 则对阈值进行更新, 取  $T_k = SAD(x_k, y_k)$ , 即阈值序列

$$T_k = \begin{cases} SAD(x_k, y_k) & (T_{k-1} > SAD(x_k, y_k)) \\ T_{k-1} & (T_{k-1} \leq SAD(x_k, y_k)) \end{cases} \quad (4)$$

准最优匹配点的更新与阈值序列  $T_k$  类似, 如下式表示

$$(x^*, y^*) = \begin{cases} (x_k, y_k) & (T_{k-1} > SAD(x_k, y_k)) \\ (x_{k-1}, y_{k-1}) & (T_{k-1} \leq SAD(x_k, y_k)) \end{cases} \quad (5)$$

本文采用快速菱形搜索法, 遍历所有匹配点, 最后获得最优匹配点的位置  $(x^*, y^*)$ .

### 3.2.3 半像素调整

匹配法求取宏块运动矢量只能精确到像素级, 为此, 再通过抛物线拟合法进行半像素估计, 以获取半像素级精度. 设补偿值为  $(\Delta x, \Delta y)$ , 则

$$\Delta x = \frac{1}{2} \cdot \frac{s(x^* - 1, y^*) - s(x^* + 1, y^*)}{s(x^* + 1, y^*) + s(x^* - 1, y^*) - 2s(x^*, y^*)} \quad (6)$$

$$\Delta y = \frac{1}{2} \cdot \frac{s(x^*, y^* - 1) - s(x^*, y^* + 1)}{s(x^*, y^* + 1) + s(x^*, y^* - 1) - 2s(x^*, y^*)} \quad (7)$$

其中  $s(x, y)$  为坐标点  $(x, y)$  处匹配时的 SAD 值,  $(\Delta x, \Delta y)$  叠加到匹配点  $(x^*, y^*)$  上即可得到半像素级的精度.

## 4 全局运动最优估计

假设场景图像中包含多重二维运动模型, 局部宏

块的运动矢量应分为若干组, 每组支持一个二维运动模型. 为求全局运动的仿射参数, 简便的方法是, 对各个运动模型的参数进行加权再求它们的平均值作为全局运动模型的参数(即平均值法). 为提高精度, 本文采用 LMedS 估计法, 其中支持“最佳运动模型”的运动矢量被分为一组. 如果第  $m$  个运动模型支持观测位置, 采用含一个旋转矩阵、两个移动补偿和比例因子的仿射变换方程表示(如式(8)所示), 则模型的参数估计如图 3 所示<sup>[12]</sup>, 每一个局部宏块的标注位置仿射变换出估计位置, 通过最小化估计位置和匹配位置之间的误差来获得最优的参数估计.

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = k^m \begin{bmatrix} \cos \theta^m & -\sin \theta^m \\ \sin \theta^m & \cos \theta^m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_i - X_0 \\ Y_i - Y_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_0^m \\ y_0^m \end{bmatrix} \quad (8)$$

式(8)中,  $(X_0, Y_0)$  为大模板区域的中点位置, 也是旋转中心.  $(X_i, Y_i)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 第  $i$  个局部宏块的中点位置,  $(X_0, Y_0)$  和  $(X_i, Y_i)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 是在当前帧标注确定的(称为标注位置).  $(x_0^m, y_0^m)$  是大模板移动后的中心位置,  $(x_i, y_i)$  是第  $i$  个局部宏块通过匹配得到的在上一帧图像(参考图像)中的位置(即匹配位置).  $\theta^m$  是旋转角度,  $k^m$  是图像的缩放比例. 其中后缀  $m$  表示这些参数与第  $m$  个运动模型相关.  $(X_i, Y_i)$  和  $(x_i, y_i)$  为一对匹配数据点.

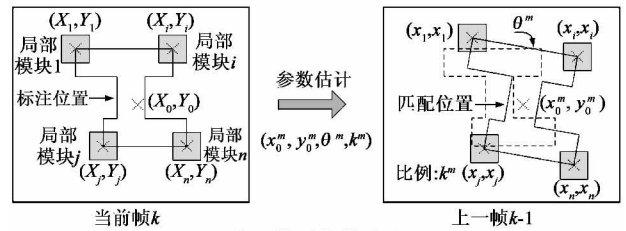


图3 模型参数估计

最优的参数  $P_m = (\hat{x}_0^m, \hat{y}_0^m, \hat{\theta}^m, \hat{k}^m)$  是通过最小化下式(9)的误差平方和来估计的.

$$E^m = \sum_{i \in \phi^m} ((\hat{x}_i^m - x_i)^2 + (\hat{y}_i^m - y_i)^2) \quad (9)$$

其中,  $(\hat{x}_i^m, \hat{y}_i^m)$  是采用第  $m$  个运动模型计算出的第  $i$  个宏块的估计位置,  $\phi^m$  表示第  $m$  个运动模型所包含局部宏块的范畴. 因此, 可以消除那些不支持第  $m$  个运动模型的不准确宏块, 只有属于  $\phi^m$  领域内的局部宏块才用于模型参数的估计.

结合最小二乘法与 LMedS 算法, 提出一种新的模型参数最优估计算法, 其步骤如下:

**[步骤 1]** 对于所有被选择的局部宏块, 通过快速 SSDA 块匹配, 计算出它们的匹配位置  $(x_i, y_i)$ .

**[步骤 2]** 计算标注位置  $(X_i, Y_i)$  和匹配位置  $(x_i, y_i)$  之间的平均误差  $(\Delta \bar{x}, \Delta \bar{y})$ , 然后, 取大模板中点  $(X_0, Y_0)$  的初始估计位置为:

$$(\hat{x}_0^j, \hat{y}_0^j) = (X_0 + \Delta\bar{x}, Y_0 + \Delta\bar{y}) \quad (10)$$

然后取其他参数的估计值为:

$$\hat{\theta}^0 = 0.0; \quad \hat{k}^0 = 1.0 \quad (11)$$

其中右上方的后缀表示第  $j$  次估计的参数.

**[步骤 3]** 在第 2 步的参数初始估计中随机加入小的扰动.

**[步骤 4]** 用最小二乘法最小化式(9)的  $E_m$  对估计的参数进行更新, 得新参数  $p_j = (x_0^j, y_0^j, \theta^j, k^j)$ , 同时采用 LMedS 估计法去除错误的运动矢量<sup>[13]</sup>, 即对每对匹配数据点:

①计算残差平方

$$r_i^2 = (\hat{x}_i^j - x_i)^2 + (\hat{y}_i^j - y_i)^2$$

②估计标准偏差

$$\sigma = 1.4826 \left( 1 + \frac{5}{n_j - m} \right) \sqrt{\text{med}(r_i^2)}$$

③计算权系数

$$\omega_i = \begin{cases} 1, & \left| \frac{r_i}{\sigma} \right| \leq 2.5 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

对于  $\omega_i = 1$  的匹配对, 认为是正确的匹配对, 否则就是错误的匹配对, 并将其去除, 即去除  $\omega_i = 0$  对应的宏块. 其中  $m$  为计算模型参数需要的最小数据量,  $n_j$  为

第  $j$  次估计时的宏块数 ( $1 \leq i \leq n_j$ ).

**[步骤 5]** 迭代进行第 4 步操作, 直到满足下面任一条件则停止.

$$j > j_{\max}, \Delta P_j < \Delta P_{\min}$$

其中,  $j$ : 迭代次数;  $j_{\max}$ : 最大迭代次数;  $\Delta P_j$ : 参数  $P_j$  与  $P_{j-1}$  之间的变化值;  $\Delta P_{\min}$ : 参数变化的最小阈值.

估计得到的全局运动模型的参数经过均值滤波或 Kalman 滤波<sup>[14-15]</sup>, 去除帧间运动的高频抖动成分, 平滑后即可对图像进行运动补偿, 获得稳定的图像序列.

## 5 实验结果

用分辨率为  $400 \times 300$  像素的视频图像序列, 在 PC (Pentium4 CPU 3.00GHz) 机上利用 Matlab 进行仿真. 模板区域取  $360 \times 260$ , 局部宏块大小取为  $12 \times 12$ , 搜索范围  $24 \times 24$ . 图 4 是手持摄像机在室内拍摄视频序列中的四个样本, 图 5 是完全补偿稳像后的结果. 图 5(b) 相对图 5(a) 向右平移了 7.113 个像素, 向上平移了 2.037 个像素, 旋转了 4.952 度. 图 5(c) 相对图 5(a) 向左平移了 16.809 个像素, 向上平移了 1.114 个像素, 旋转了  $-0.212$  度. 图 5(d) 相对图 5(a) 向右平移了 0.982 个像素, 向上平移了 2.093 个像素, 旋转了 12.726 度. 比较图 4、5 可以看出, 基于运动估计的补偿, 很好的去除了旋转和平移波动, 取得了较好的稳定效果.

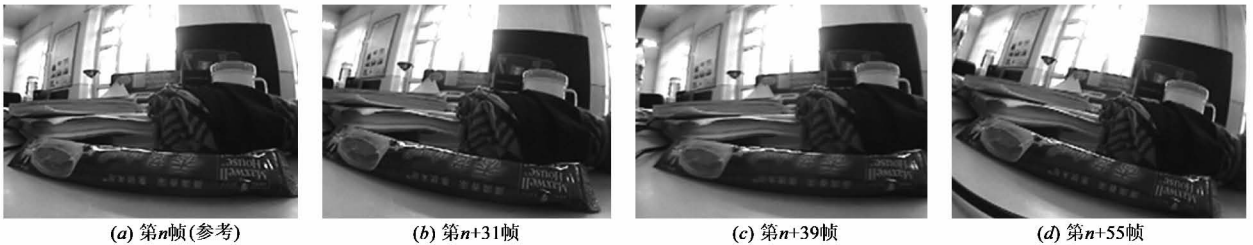


图4 原始视频序列

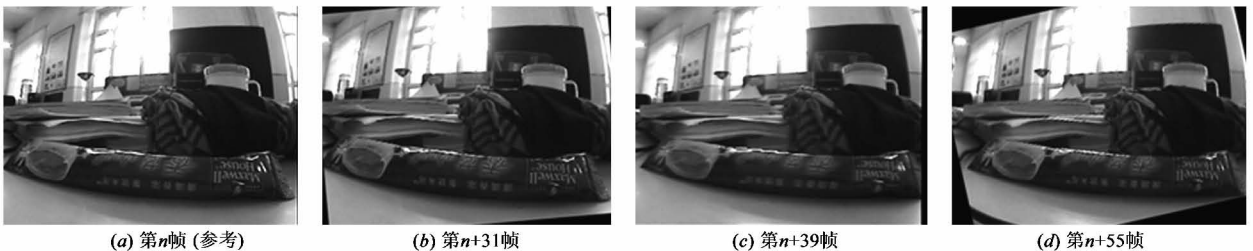


图5 稳定后的视频序列

表 1 处理时间比较

稳像方法	处理时间(ms)
① HDTM 方法	19.58
② 仅采用宏块预判	14.74
③ 仅采用快速 SSDA 匹配	15.46
④ 综合②和③(本文方法)	8.09

为了评估本文稳像方法的快速性, 对常用的 HDTM 快速算法及采用文中单一改进方法时, 对运动模型参

数进行估计所需的时间进行比较, 其结果如表 1 所示. 表中实验结果为对 4(b)50 次计算的平均值, 可以看出, 本文算法与 HDTM 算法相比, 处理速度提高了 2.4 倍.

在图 6 中, 对图(a)进行几何变换并采用双线性插值得到图(b), 在图(b)不同部位中加入椒盐噪声得到图(c). 以图(a)为参考图像, 对图(b)进行运动估计, 其模型参数的偏差如表 2 所示; 对图(c)进行运动估计, 其模型参数的偏差如表 3 所示. 同理, 在图 7 中对算法

的鲁棒性进行测试,其结果如表 4 和表 5 所示.



图6 鲁棒测试图像1



图7 鲁棒测试图像2

由表 2 和表 4 可以看出,本文方法具有较高的估计精度,且明显优于平均值法和 HDTM 方法.由表 3 和表 5 可以看出,加入扰动后,平均值法和 HDTM 方法的误差明显增大,而本文方法的误差变化较小,能保持在亚像素以内的估计精度,反映出较强的鲁棒性.

表 2 无扰动时的参数偏差比较

模型参数	平均值法	HDTM 方法	本文方法
X 位置(pixel)	0.254	0.230	0.105
Y 位置(pixel)	0.267	0.251	0.110
旋转角度(degree)	0.429	0.406	0.124
缩放比例(%)	0.260	0.224	0.118

表 3 加入噪声时的参数偏差比较

模型参数	平均值法	HDTM 方法	本文方法
X 位置(pixel)	0.927	0.700	0.346
Y 位置(pixel)	0.878	0.628	0.337
旋转角度(degree)	0.502	0.419	0.254
缩放比例(%)	0.316	0.276	0.293

表 4 无扰动时的参数偏差比较

模型参数	平均值法	HDTM 方法	本文方法
X 位置(pixel)	0.213	0.173	0.134
Y 位置(pixel)	0.225	0.214	0.129
旋转角度(degree)	0.412	0.359	0.146
缩放比例(%)	0.262	0.241	0.137

表 5 加入噪声时的参数偏差比较

模型参数	平均值法	HDTM 方法	本文方法
X 位置(pixel)	0.877	0.602	0.147
Y 位置(pixel)	0.732	0.629	0.139
旋转角度(degree)	0.513	0.433	0.172
缩放比例(%)	0.324	0.274	0.141

## 6 结论

本文对数字稳像中的运动估计进行了研究,提出

了一种快速和鲁棒的图像运动估计方法.采用的宏块预判算法和改进 SSDA 算法减少了计算量、加快了宏块匹配速度;提出的基于 LMedS 估计的参数估计算法,为图像稳定获得了最优的运动估计.本文提出的这种运动估计方法能够实现抖动图像序列的快速实时稳定,并具有较高的精度和鲁棒性,非常适用于运动载体(移动机器人、无人车等)中嵌入式摄像系统的实时图像稳定,在视频侦察系统、目标检测与跟踪等领域有很好的应用前景.

## 参考文献:

- [1] Uomori K, Morimura A, Ishii H, et al. Automatic image stabilizing system by full-digital signal processing[J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 1990, 36(3): 510 - 519.
- [2] Sauer K, Schwartz B. Efficient block motion estimation using integral projections[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 1996, 6(5): 513 - 518.
- [3] Chang JY, Hu WF, Cheng MH, et al. Digital image translational and rotational motion stabilization using optical flow technique [J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2002, 48(1): 108 - 115.
- [4] Erturk S. Digital image stabilization with sub-image phase correlation based global motion estimation [J]. IEEE Trans on Consumer Electronics, 2003, 49(4): 1320 - 1325.
- [5] M Hansen, P Anadan, K Dana, G. val de Wal, P. Burt. Real-time scene stabilization and Mosaic Construction[A]. Proc. of IEEE CVPR[C]. Los Alamitos: IEEE, 1994. 54 - 62.
- [6] C Morimoto, R Chellappa. Fast electronic digital image stabilization[A]. Proc. of 13th IEEE ICPR [C]. Los Alamitos: IEEE Comput. Soc. Press, 1996. 284 - 288.

- [7] 杨雨东,徐光祐,朱志刚.2.5 维帧间运动估计方法[J].清华大学学报(自然科学版),1997,37(9):78-81.  
Yang Yudong, Xu Guangyuo, Zhu Zhigang. Method of 2.5-D inter-frame motion estimation[J]. Journal of Tsinghua University (Sci & Tech), 1997, 37(9): 78-81 (in Chinese).
- [8] J Heuer, A Kaup. Global motion estimation in image sequences using robust motion vector field segmentation[A]. Proc. ACM Multimedia 99[C]. New York: ACM, 1999. 261-264.
- [9] Cheung H. K., Siu W. C.. Fast global motion estimation for sprite generation[A]. Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)[C]. Arizona: IEEE, 2002. 26-29.
- [10] M Hirooka, K Sumi, M Hashimoto, H Okuda, S Kuroda. Hierarchical distributed template matching[A]. Proceedings of the SPIE - The International Society for Optical Engineering[C]. USA: SPIE-Int. Soc. Opt. Eng, 1997. 176-183.
- [11] 米长伟,刘晓利,徐明友.基于 SSDA 的改进算法[J].弹箭与制导学报,2004,24(1):85-87.  
MI Chang-wei, LIU Xiao-li, XU Ming-you. An advanced algorithm based on SSDA[J]. Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance, 2004, 24(1): 85-87. (in Chinese)
- [12] H Okuda, M Hashimoto, K Sumi, S Kaneko. Optimum motion estimation algorithm for fast and robust digital image stabilization[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2006, 52(1): 276-280.
- [13] 黄浴,袁保宗.基于修正最小平方中值定理的鲁棒运动估计[J].电子学报,1996,24(7):27-30.  
Huang Yu, Yuan Baozong. Robust motion estimation based on the modified LMedS[J]. Acta Electronica Sinica, 1996, 24(7): 27-30. (in Chinese)
- [14] 邢慧,颜景龙,张树江.基于相位相关的数字稳像算法研究[J].光电工程,2007,34(3):37-41.  
XING Hui, YAN Jing-long, ZHANG Shu-jiang. Digital image stabilization algorithm based on phase correlation[J]. Opto-Electronic Engineering, 2007, 34(3): 37-41. (in Chinese)
- [15] 钟平,于前洋,金光.基于特征点匹配技术的运动估计及补偿方法[J].光电子·激光,2004,15(1):73-77.  
ZHONG Ping, YU Qian-yang, JIN Guang. Motion estimation and motion compensation based on matching technology of feature point[J]. Journal of Optoelectronics. Laser, 2004, 15(1): 73-77. (in Chinese)

#### 作者简介:

**仲训昱(通信作者)** 男,1980年出生于江西信丰,2009年于哈尔滨工程大学自动化学院获工学博士学位,同年受聘于厦门大学自动化系为助理教授.研究方向为图像处理、智能控制系统.

E-mail: zhongxunyu@xmu.edu.cn

**朱齐丹** 男,1963年出生于哈尔滨,现为哈尔滨工程大学自动化学院教授,工学博士,博士生导师,主要研究方向:图像处理、机器人与智能控制等.