

# 基于特征点跟踪的运动目标接触时间估计方法\*

李俊<sup>1)</sup> 杨新<sup>1)</sup> 张桂林<sup>2)</sup> 施鹏飞<sup>1)</sup>

(<sup>1</sup>上海交通大学图像处理与模式识别研究所, 上海, 200030;

<sup>2</sup>华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 湖北, 武汉, 430074)

**摘要** 为解决估计运动目标和静止观测者之间的接触时间(time-to-contact)的问题, 提出利用特征线段估计接触时间的思路; 由估计匀速运动目标和静止观测者接触时间的特征点跟踪方案, 给出特征点选择与淘汰准则、运动分割方法, 以及特征点跟踪方法。针对三套标记 TTC 的运动目标序列图像进行接触时间估计实验, 结果令人满意。

**关键词** 运动分析, 接触时间估计, 特征点跟踪, 运动分割。

## FEATURE-POINT TRACKING BASED TIME-TO-CONTACT ESTIMATION FOR MOVING OBJECTS\*

LI Jun<sup>1)</sup> YANG Xin<sup>1)</sup> ZHANG Gui-Lin<sup>2)</sup> SHI Peng-Fei<sup>1)</sup>

(<sup>1</sup>Inst. of Image Processing & Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong Univ., Shanghai 200030, China;

<sup>2</sup>Inst. of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, Huazhong Univ. of Science and Technology,  
Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract** Time-to-contact (TTC) estimation problem between moving object and static observer was dealt with. A feature-line based estimation scheme was proposed. And a TTC estimation system based on feature-point tracking was presented. In addition, the feature-point selection method, moving objects extraction, and feature-point tracking scheme were given in detail. The experiments of TTC estimation for three sets of the TTC-labeled image sequences were done, and the results are satisfactory.

**Key words** motion analysis, time-to-contact estimation, feature-point tracking, motion segmentation.

## 引言

在计算机视觉中, 估计运动目标到达观测者的接触时间(Time-to-Contact)具有重要意义。如果能估计出运动目标到达观测者的接触时间, 就可以控制自动驾驶设备<sup>[1]</sup>、机器人等做出避让反应; 而在精确制导技术中, 如果能直接从红外或可见光目标运动图像序列中估测出接触时间, 来控制飞行弹道, 从而可以提高摧毁概率。因此, 从运动目标的图像序列中获取接触时间的研究, 对自动化和航天技术无疑都具有重要的意义。

文献[1,2,5]等基于目标匀速运动的假设, 分别以图像匹配方法、光流场方法给出了匀速运动前提

下接触时间的估计, 不过图像匹配方法的稳定性会受到尺度变化的影响, 而光流场方法的计算时间较长。

基于目标匀速运动的前提, 本文提出基于特征点跟踪的运动目标与静止观测者接触时间的估计系统。该系统可使计算量减少且具有自动寻找最佳匹配点的功能, 当运动导致某些跟踪点消失时, 可以自动寻找适合跟踪的特征点; 另外, Kalman 滤波器的使用, 使得跟踪比较平稳。

### 1 接触时间的定义

Philippe<sup>[3]</sup>等定义了比接触时间概念更为广泛的残余时间参数(Remaining Time Parameter)的概

\* 国家自然科学基金(编号 60072026)资助项目

稿件收到日期 2001-03-23, 修改稿收到日期 2001-08-17

\* The project supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 60072026)

Received 2001-03-23, revised 2001-08-17

念,作为变速运动情况下,被观察运动物体从当前位置运动到满足纵深方向(Z轴方向)坐标的既定阶变化率消失的条件之前,所剩余时间的度量。

残余时间定义为设Z表示被观察运动物体到观察者成像平面之间的深度变量,并设Z是n阶可导的、即 $Z^{(k)}=0, k>n$ , 定义*i*阶残余时间参数 $\tau_{i,n}(t)$ 为Z的*i*阶导数 $Z^{(i)}(i\leq n)$ 为零之前,运动物体所经历的最短时间,即

$$\tau_{i,n}(t) = \min \begin{cases} \tau \geq 0 & Z^{(i)}(t+\tau) = 0 \\ \forall \epsilon \leq \tau, & Z^{(i)}(t+\epsilon) \neq 0 \end{cases} \quad (1)$$

在式(1)组残余时间参数中,我们所感兴趣的是 $\tau_{0,n}(t)$ , 它表示n阶运动从t时刻起,到达位移 $Z=0$ 的位置的接触时间(Time-To-Contact),这个接触时间的定义既适用于匀速运动,也适用于变速运动。

对于匀速运动,有 $Z^{(k)}=0, k>1$ , Philippe<sup>[3]</sup>推导出了在观察者的像平面坐标系 $\bar{r}(\theta)$ 上,接触时间和像平面坐标 $r$ 的长度 $r$ 满足微分方程

$$-r + \tau_{0,1}(t)r = 0, \quad (2)$$

并推导了以序列图像的帧数目为时间单位的离散化接触时间估计式

$$\tau_{0,1}(t_{k+1}) = r(t_k)/(r(t_{k+1}) - r(t_k)). \quad (3)$$

在用匹配方法估计TTC时,由于像平面中的聚散中心点E(Expand Focus)一般不容易找到,因此,这里将式(3)作简单的变换,可得

$$\tau_{0,1}(t_{k+1}) = \frac{1}{m-1}, \quad m = \frac{r(t_{k+1})}{r(t_k)}. \quad (4)$$

式(4)中的m是相邻帧中运动目标在像面上所成像的尺度变化倍数,只要估计出m,就可以求出接触时间。

另外,考虑空间运动目标上的两个特征点 $P_a$ 和 $P_b$ 在观察者像面上所成的两个像点 $\bar{r}_a$ 和 $\bar{r}_b$ ,定义这两像点所组成的线段为特征线段 $\bar{d}$ ,它们之间的距离 $d=|\bar{r}_a-\bar{r}_b|$ 为特征距离。可以推导出用 $d(t_k)$ 代替式(3)中的 $r(t_k)$ ,以完成接触时间的估计,即

$$\tau_{0,1}(t_{k+1}) = \frac{1}{m-1}, \quad m = \frac{d(t_{k+1})}{d(t_k)}. \quad (5)$$

这样,可以从运动目标成像于观测者像平面上的图像中,选取N+1个对应特征点对,从而形成N个特征线段,计算这N个特征线段的特征距离在相邻帧中的尺度变化率的平均值,就可以得到运动目标接触时间的估计。

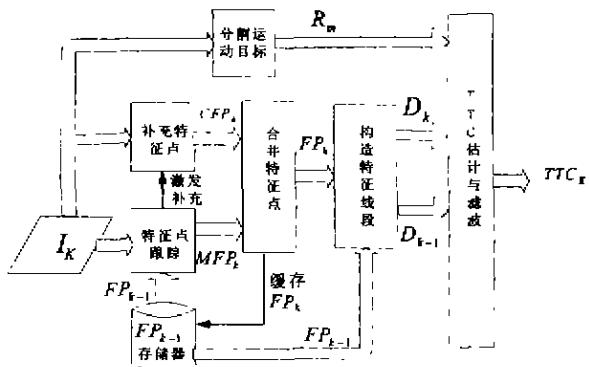


图1 运动目标接触时间估计系统框图

Fig. 1 Block diagram of the system of TTC estimation for moving objects

## 2 基于特征点跟踪的接触时间估计系统

基于上文接触时间的讨论,本文提出一个基于特征点跟踪的估计匀速运动目标接触时间的系统,如图1所示。整个系统由特征点跟踪、运动目标的分割、特征线段的构造、及TTC的估计和滤波等几部分构成。

设在序列图像的第一帧已经分割出的运动目标上,挑选N个适合跟踪的特征点(Trackable Features),对这N个特征点用特征点跟踪匹配方法跟踪。

在第k-1帧时,运动目标的特征点集为 $FP_{k-1}=\{p_i^{k-1}|i=1,\dots,N+1\}$ ,对应的特征线段集为 $D_{k-1}=\{\bar{d}^{k-1}|i=1,\dots,N\}$ ,则计算第k帧图像 $I_k$ 的接触时间TTC的方法如图1所示。

首先利用特征点匹配方法计算 $FP_{k-1}$ 点集在当前第k帧运动目标上的对应特征点集 $MFP_k$ 。如果 $FP_{k-1}$ 中的某点在第k帧找不到对应点,则剔除该特征点,并在第k帧图像中补充运动目标上面的适合跟踪的特征点 $CFP_k$ ,与 $MFP_k$ 合并为新的特征点集 $FP_k$ ,保存后供下一帧参数估计所用;随后构造 $D_{k-1}$ 和 $D_k$ ,根据式(5)所述接触时间的估计式,利用 $D_{k-1}$ 和 $D_k$ 计算第k帧的每一个特征线段 $\bar{d}^k$ 的接触时间;接着再用如下所述的Kalman滤波器,对目标上的每一个特征线段的接触时间进行滤波;最后,求这些接触时间的平均值,作为当前帧运动目标的接触时间的估计。

在估计接触时间时,要求特征线段位于运动目标上面,因此,需要剔除位于背景上的特征线段。这样必须将运动目标从背景中分割出,从而求出运动

目标的区域  $R_n$ ,以便去除非目标区的特征线段。

系统中所用的 Kalman 滤波器的状态方程和观测方程为

$$\begin{aligned}\hat{S}(k) &= f(\hat{S}(k-1)) + \bar{w}(k-1), \\ \bar{Z}(k) &= H \hat{S}(k) + \bar{n}(k)\end{aligned}\quad (6)$$

式(6)中的状态向量  $\hat{S}(k)$  和观测向量  $\bar{Z}(k)$  分别为

$$\begin{aligned}\hat{S}(k) &= [\hat{\tau}_{0,1}(t_k)_1, \hat{\tau}_{0,1}(t_k)_2, \dots, \hat{\tau}_{0,1}(t_k)_N]^T, \\ \bar{Z}(k) &= [\tau_{0,1}(t_k)_1, \tau_{0,1}(t_k)_2, \dots, \tau_{0,1}(t_k)_N]^T.\end{aligned}$$

观测向量  $\bar{Z}(k)$  的 TTC 分量是直接计算所得, 状态向量  $S(k)$  的 TTC 分量则是滤波得到的。矩阵函数  $f$  与  $H$  的定义为

$$f(\hat{S}(k)) = \hat{S}(k) - [1, 1, \dots, 1_N]^T. \quad (7)$$

$H$  是  $N \times N$  的单位矩阵, 由扩展的 Kalman 滤波器, 可得递推式如下:

$$\begin{aligned}\hat{S}(k+1|k) &= f(\hat{S}(k|k)), \\ \hat{P}(k+1|k) &= F(\hat{S}(k|k)) \hat{P}(k|k) \\ &\quad F(\hat{S}(k|k))^T + Q(k+1), \\ K(k+1) &= \hat{P}(k+1|k) H^T [\hat{H} \hat{P}(k+1|k) H^T + \\ &\quad R(k+1)]^{-1}, \\ \hat{S}(k+1|k+1) &= \hat{S}(k+1|k) + K(k+1) \\ &\quad [Z(k+1) - \hat{H} \hat{S}(k+1|k)], \\ \hat{P}(k+1|k+1) &= [I - K(k+1) H] \hat{P}(k+1|k).\end{aligned}\quad (8)$$

式(8)中  $F(\hat{S}(k)) = \frac{\partial f(\hat{S}(k))}{\partial \hat{S}(k)}$ ,  $Q(k)$ 、 $P(k)$ 、 $R(k)$  分

别是  $\hat{S}(k)$ 、 $\bar{w}(k)$ 、 $\bar{n}(k)$  的协方差矩阵。

### 3 跟踪过程中特征点的选择及其淘汰原则

论文<sup>[11]</sup>讨论了静止图像中选择适合于匹配的显著区域的方法, 在图像序列跟踪中, 单帧中的显著点不一定是适合于跟踪的特征点(Trackable Feature)。比如, 现实环境中处于不同景深、却发生相互部分遮挡的两个目标, 它们发生遮挡的边界线的交点无疑是一个角点, 然而, 这样的点却不适合于跟踪, 因为随着目标的移动, 这样的交点也许很快就会消失, 或其位置会发生很大的变化。另外, 处于纹理平缓区域中的特征点, 也不适合作为可跟踪的特征点。因此, 有必要引入表征特征点的可跟踪性

(Trackability)的度量, 并在实时跟踪过程中监视特征点的可跟踪性指标。

首先从一般刚体运动模型出发, 来讨论相邻两帧中对应点的差异性度量。设  $\bar{x}$  点是某帧图像中亮度为  $I(\bar{x})$  的一个特征点, 在一般刚体运动的条件下, 该点在下一帧中的对应点为  $\bar{y} = A \bar{x} + \bar{d}$ , 即有

$$J(A \bar{x} + \bar{d}) = I(\bar{x}), \quad (9)$$

式(9)中  $J(\bar{y})$  是下一帧中的亮度函数,  $A$  是  $2 \times 2$  的矩阵, 为

$$A = I + D,$$

$I$  是单位矩阵,  $D$  是因图像旋转或尺度变化引起的变形度量矩阵,  $\bar{d}$  是对应像点的平移参数, 有

$$D = \begin{bmatrix} d_{xx} & d_{xy} \\ d_{yx} & d_{yy} \end{bmatrix}, \quad \bar{d} = (d_x \quad d_y)^T.$$

然而, 由于噪声的影响和一般线性运动模型的不完善性, 式(9)并不是完全成立的, 而存在一定的误差, 即

$$\varepsilon = \iint_W [J(A \bar{x} + \bar{d}) - I(\bar{x})]^2 w(\bar{x}) d\bar{x}. \quad (10)$$

这里,  $W$  是特征点  $\bar{x}$  的一个邻域窗口,  $w(\bar{x})$  是加权值, 一般取  $w(\bar{x}) = 1$ , 也可以采用高斯分布的权值, 以突出窗口  $W$  中心点的重要性。

Jianbo Shi<sup>[6]</sup>推导出使残差  $\varepsilon$  最小时, 运动参数所满足的线性方程组

$$T \bar{z} = \bar{a}, \quad (11)$$

其中  $\bar{z} = [d_{xx} \quad d_{xy} \quad d_{yx} \quad d_{yy} \quad d_x \quad d_y]^T$ , 向量  $\bar{a}$  和矩阵  $T$  的定义为

$$\bar{a} = \iint_W [I(\bar{x}) - J(\bar{x})] [xg_x \quad yg_x \quad yg_x \quad yg_y \quad g_x \quad g_y]^T w(\bar{x}) d\bar{x},$$

$$T = \iint_W \begin{bmatrix} U & V \\ V^T & Z \end{bmatrix} w(\bar{x}) d\bar{x},$$

$$U = \begin{bmatrix} x^2 g_x^2 & x^2 g_x g_y & x y g_x^2 & x y g_x g_y \\ x^2 g_x g_y & x^2 g_y^2 & x y g_x g_y & x y g_y^2 \\ x y g_x^2 & x y g_x g_y & y^2 g_x^2 & y^2 g_x g_y \\ x y g_x g_y & x y g_y^2 & y^2 g_x g_y & y^2 g_y^2 \end{bmatrix},$$

$$V^T = \begin{bmatrix} x g_x^2 & x g_x g_y & y g_x^2 & y g_x g_y \\ x g_x g_y & x g_y^2 & y g_x g_y & y g_y^2 \end{bmatrix},$$

$$Z = \begin{bmatrix} g_x^2 & g_x g_y \\ g_x g_y & g_y^2 \end{bmatrix}.$$

$$g_x = \frac{\partial J(\bar{x})}{\partial x}, \quad g_y = \frac{\partial J(\bar{x})}{\partial y}, \quad \text{只考虑目标的平移}$$

运动时,矩阵  $D$  近似为零矩阵,则方程组(11)退化为

$$P \vec{d} = \vec{e}. \quad (12)$$

其中  $P = \iint_{\Omega} Z w(x) d\Omega$ ,  $\vec{e}$  是向量  $\vec{a}$  的最末两项.

由方程式(11)和(12),我们可以得到在跟踪特征点时,特征点选择、淘汰的几个准则如下.

### 3.1 初始特征点选择准则

选取初始特征点时,候选点应位于目标的纹理复杂区,特征点所在邻域的纹理复杂度可以用矩阵  $Z$  的特征值来度量;当  $Z$  的两个特征值都很小时,该特征点所在窗口一般位于图像的平滑区域;而特征值一大一小时,则位于单方向的纹理区;两个都很大时,一般位于图像的角点或交叉纹理区.

因此,当两个特征值的最小值大于某一噪声门限时,该特征点及其邻域窗口在跟踪过程中就比较稳定,不是噪声的干扰所形成的误检测点.当矩阵  $Z$  的特征值  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  满足

$$\min(\lambda_1, \lambda_2) > \lambda_T. \quad (13)$$

时,才认为这样的特征点及其邻域在跟踪过程中是稳定的.

### 3.2 跟踪过程中有效特征点的监视规则

由于图像序列的帧间隔很小,跟踪过程中,基于匀速运动模型的相似性度量指标寻找对应特征点是可行的.然而,按匀速运动模型假设的匹配度量,即使匹配积累误差很小的特征点,也不一定是有有效的特征点.比如,相对于运动目标自身的角点,运动目标的轮廓线与背景的交点变化较快,跟踪时不稳定,不适合对其跟踪以求解运动目标的运动参数,如果采用匀速运动模型的相似性度量,这样的点却一直被误判为稳定特征点.因此,跟踪过程中,有必要采用基于一般运动模型的相似性度量指标,来度量某个特征点的稳定性,并及时淘汰不稳定的特征点.这里所采用的特征点的监视规则是:对匹配好的每个特征点对,在相邻帧求解方程组(11),获得向量  $\vec{z}$ ,代入基于一般运动模型的相异性度量式(10),计算误差  $\epsilon$ ,并做帧间累积;当在某一帧该特征点的相异性累积误差  $\sum \epsilon$  大于某一个门限,就认为这样的特征点不稳定,应及时淘汰.

## 4 运动目标的分割

本文接触时间估计方法挑选的特征线段  $d$  需要

位于运动目标上面,因此,有必要在估计接触时间之前,分割出运动目标的区域,从而剔除不在运动目标范围内的特征点和特征线段.因为限定本文的观察者处于静止状态,这里采用了文献[4]的运动分割方法,是 Kurt Skifstad<sup>[10]</sup>运动分割方法的改进版本.运动分割的准则如下

设相邻两帧图像的图像灰度函数为  $I_{k-1}(x, y)$  和  $I_k(x, y)$ ,则分割图像  $\sigma(x, y)$  为

$$\sigma(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } E[\sigma^2(A_i)] > t \\ 0, & \text{if } E[\sigma^2(A_i)] = t \end{cases} \quad t \geq 0 \quad (14)$$

其中  $E[\sigma^2(A_i)] = \frac{1}{N} \sum_{x, y \in A_i} \left( \left| \frac{I_k}{I_{k-1}} - \mu_{A_i} \right| / \mu_{A_i} \right)^2$ ,  $\mu_{A_i}$   $= \frac{1}{N} \sum_{x, y \in A_i} I_k$ ,  $A_i$  是以点  $P(x, y)$  为中心的一个小区域,一般取  $A_i$  宽  $W=5$ ,  $N$  是  $A_i$  区域中的像素数目.

## 5 特征点集跟踪方法

采用 Lucas-Kanade<sup>[7,8]</sup>的特征点跟踪方法,基本思想是:对每个特征点的一个小邻域,采用块匹配搜索方法寻找其配准邻域,以多尺度方法加快匹配速度;对于首帧,采用特征点选择准则,选择适合跟踪的特征点集;在跟踪过程中,利用特征点淘汰准则,监控各个特征点的可跟踪性,淘汰不适合跟踪的特征点,并从当前帧重新选择同数量的特征点;还需要利用运动分割所得的运动区域  $R_m$ ,对可跟踪的特征点作进一步的选择,剔除位于背景的特征点.

## 6 基于特征点匹配的接触时间估计实验

用本文提出的系统对 3 套图像序列做接触时间估计实验.3 套序列都是按文献[4]所述方法,在实验室环境下采集的,并且已经标记每一帧的真实接触时间.

### 6.1 目标是咖啡盅

目标初始位置距离像机 160cm,由远到近方向运动,每隔 5cm 采一帧像,采像 30 张,第  $i$  帧的真实接触时间<sup>[3]</sup>(以帧为单位)是  $TTC(i) = 32 - i + 1$ ,卡尔曼滤波器的初值设为  $TTC = 32$ . 全图选择 100 个特征点进行跟踪(下同),所估计的接触时间结果如图 2 所示. 图 2(a)中的左上角数字表示在该帧系统估测出的接触时间,图像中的箭头表示该位置特征点的速度,目标外面的矩形框是运动分割后的运动目标轮廓;(b)是真实接触时间与系统估计接触时间的比较图,虚线为真实接触时间曲线,实线为估计接

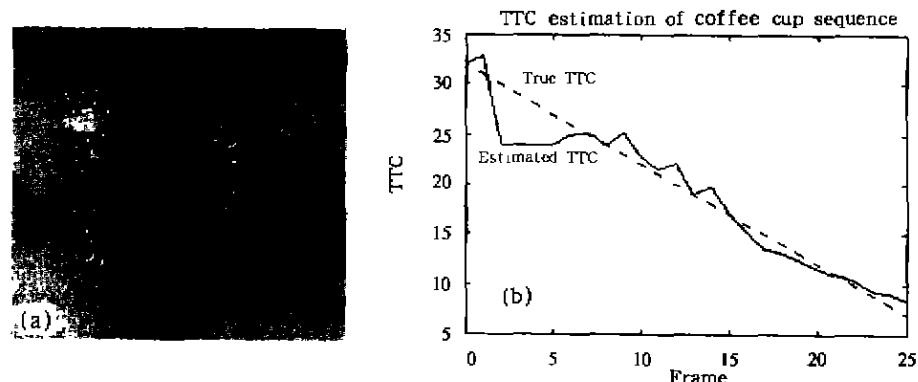


图 2 咖啡盅序列图像 TTC 估计结果  
(a) 第 21 帧结果(实际值  $TTC=12$ ) (b) 估计 TTC 和实际 TTC 的比较(虚线: 实际值; 实线: 估计值)  
Fig. 2 Result of TTC estimation for the coffee cup image sequence

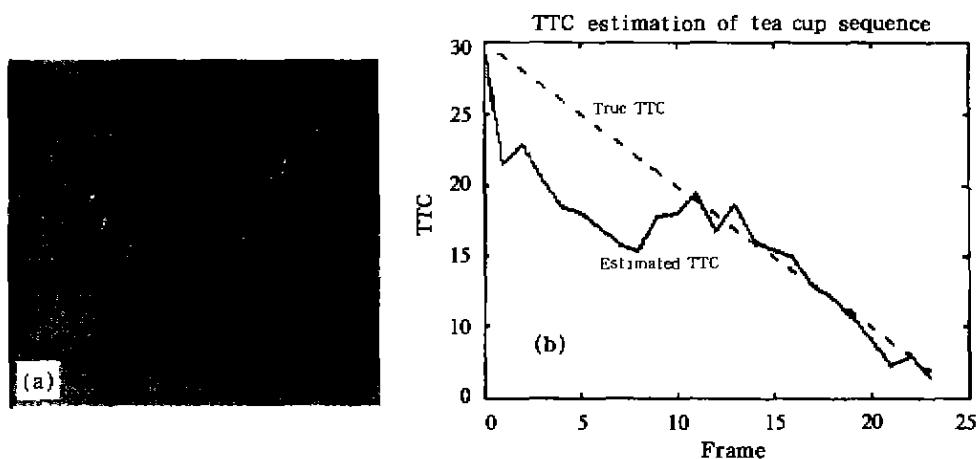


图 3 茶杯序列图像 TTC 估计结果  
(a) 第 21 帧结果(实际值  $TTC=9$ ) (b) 估计 TTC 和实际 TTC 的比较(虚线: 实际值; 实线: 估计值)  
Fig. 3 Result of TTC estimation for the tea cup image sequence

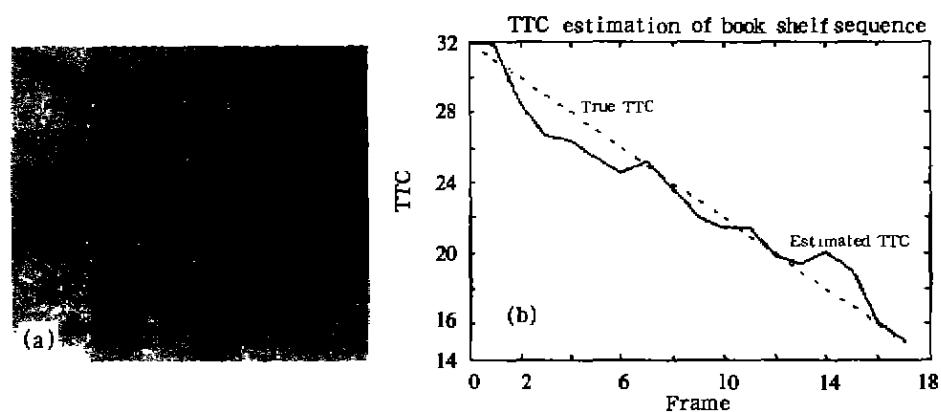


图 4 书架序列图像 TTC 估计结果  
(a) 第 10 帧结果(实际值  $TTC=21$ ) (b) 估计 TTC 和实际 TTC 的比较(虚线: 实际值; 实线: 估计值)  
Fig. 4 Result of TTC estimation for the book shelf image sequence

触时间曲线. 图 3 和 4 符号含义同图 2.

计算结果表明, 对于咖啡盅序列图像, 本文的估测系统所估计的接触时间与真实接触时间的平均误差为  $\epsilon=1.4$ , 不超过两帧, 取得理想的估计效果.

## 6.2 目标是复杂背景中的茶杯

距离像机 150cm, 由远到近的方向运动, 帧间隔 5cm, 采像 27 张, 真实接触时间为  $TTC(i)=30-i-1$ , 卡尔曼滤波器初值设为  $TTC=42$ , 故意和真实的初始接触时间存在较大误差, 图(3)是估计结果. 由图(3)可知, 即使卡尔曼滤波器的初值和真实接触时间初值有很大误差, 随着时间的推移, 该系统仍可以获得良好的估计效果,  $TTC$  的真实值和估计值的误差为  $\epsilon=32$ , 不超过 3 帧的误差, 表明该系统具有一定的健壮性.

## 6.3 目标是书架

初始位置距离像机 160cm, 由远到近的方向运动, 每隔 5cm 采一帧像, 采像 30 张, 第  $i$  帧的真实接触时间(以帧为单位)是  $TTC(i)=32-i+1$ , 卡尔曼滤波器的初值设为  $TTC=32$ . 所估计的接触时间结果如图 4 所示, 估计误差  $\epsilon=0.9$ , 结果令人满意.

## 7 结语

特征点跟踪可以克服一定程度的尺度变化、旋转等几何变形因素对估计目标运动参数的影响, 利用这些优点, 本文详细研究了基于特征点跟踪估计运动目标的接触时间; 提出了基于特征点的求解思路; 由此提出了基于特征点跟踪方法的接触时间估计系统; 并采用特征点选择与淘汰的准则, 一定程度上解决了存在尺度变化情况下跟踪性能的度量问题; 最后, 基于静止观察者条件下, 对 3 套标记  $TTC$  的图像序列进行运动目标的  $TTC$  估计, 实验结果令人满意.

虽然本文中的实验没有旋转的情况, 然而本文所采用的特征点跟踪方法可以克服角度不大的旋转变形<sup>[7]</sup>. 其实, 影响接触时间估计的因素是目标的尺度变化, 旋转不会改变接触时间的大小, 为了简化研究复杂度, 本文没有考虑同时有旋转的运动变化. 由于本文中的运动分割方法对于非静止观察者情况下的分割效果较差, 因此, 对于运动观察者条件下的接触时间估计问题, 需要研究合适的运动分割方法才

能使问题得到全面解决.

## REFERENCES

- [1]Markham K C. Time-to-go estimation from infrared images. *IEE Proceedings-I*, 1992, 139(3): 356—363
- [2]Nicola Ancona, Tomaso Poggio. Optical flow from 1D correlation: application to a simple time-to-crash detector. *Technical Report*, A. I. Memo No. 1 375, A. I. Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, Oct. 1993
- [3]Philippe Burlina, Rama Chellappa. Time-to-X: Analysis of motion through temporal parameters. In: *Proc. IEEE Conf. of Computer Vision Pattern Recognition*, Seattle, WA, June, 1994: 461—468.
- [4]LI Jun. Research on time-to-contact for moving objects. Master Thesis, Huazhong Univ. of Sci. & Tech(李俊. 运动目标 TIME-TO-CONTACT 估计方法研究. 华中理工大学硕士学位论文), 1998
- [5]LI Jun, ZHANG Gui-Lin. A new method for estimating time-to-collision from sequences. *Data Acquisition and Processing* (李俊, 张桂林. 一种估计运动目标 Time-To-Collision 的方法. 数据采集与处理), 1998, 3(3): 236—240
- [6]Shi Jianbo, Tomasi Carlo. Good features to track. In: *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Seattle, June, 1994: 593—600.
- [7]Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In: *Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vancouver, 1981: 674—679.
- [8]Tomasi Carlo, Kanade Takeo. Detection and tracking of point features. *Technical Report*, Carnegie Mellon University, CMU-CS-91-132, April 1991.
- [9]Min Yi. The relationship between flying route and terrain. *SPIE's ISMIP'98*, Wuhan, China, 1998.
- [10]Kurt Skifstad, Ramesh Jain. Illumination independent change detection for real world image sequences. *CVGIP*, 1989, 46: 387—399.
- [11]LI Jun, YANG Xin, ZHU Ju-Hua, et al. Selection of suitable matching area by fractal based approach for high precision location. *Journal of Shanghai Jiaotong Univ.* (李俊, 杨新, 朱菊华, 等. 用于精确定位的最佳匹配区选择的分形方法. 上海交通大学学报), 2001, 35(2): 305—308.