

# 基于颜色的快速人体跟踪及遮挡处理研究

李 金, 胡文广

(哈尔滨工程大学 自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要:** 为了对被跟踪到的运动员进行运动姿态以及运动参数的分析, 给运动员的训练提供科学合理的参考, 提高比赛成绩, 研究了面向体育视频的运动目标跟踪技术, 提出了一种基于 Mean Shift 的综合算法. 首先, 根据背景加权直方图选择跟踪目标与背景图像的差别最显著的部分作为跟踪特征, 以减少背景信息对跟踪效果的影响; 其次, 针对 Mean Shift 算法需要对图像进行穷举匹配的问题, 利用 Kalman 滤波对目标的状态进行有效预测, 减少了匹配运算次数, 改善了快速运动目标的跟踪效果, 提高了跟踪算法的稳健性; 最后运用基于核的 Mean Shift 算法对运动目标进行跟踪, 同时进行目标模板的实时更新, 实现了对体育视频中运动员的稳定实时的跟踪. 该方法成功地解决了部分遮挡、背景混乱以及目标尺寸变化等问题.

**关键词:** 目标跟踪; 遮挡处理; 背景加权; Kalman 预测; 模板更新

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2010)04-0353-07

## Tracking fast movement using colors while accommodating occlusion

LI Jin, HU Wen-guang

(Automation College, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** A new integrated algorithm was proposed to improve tracking of fast movement in sports videos. First, from the weighted background histogram, the portion of the image with the biggest differences between the tracking target and the background was selected as the tracking feature. This reduced the influence of background information on tracking effects. Next, since the Mean Shift algorithm needs exhaustive matching with images, we used Kalman filtering to effectively predict the target's state. This decreased the number of matching calculations and thus improved the robustness of the tracking algorithm. A kernel-based Mean Shift algorithm was then employed to track moving targets. Finally, real-time updating of the target template was provided. The method ensures stable, real-time tracking of athletes in sports videos. Also, other problems, such as partial occlusions, chaotic backgrounds and variation in target size were successfully dealt with using the proposed algorithm.

**Keywords:** object tracking; occlusion processing; background weighted; Kalman prediction; template updated

目标跟踪在近些年是一个比较活跃的研究课题, 其在许多领域得到应用, 如: 智能机器人、视频监控、车辆追踪等<sup>[1]</sup>. 人体跟踪是人体运动分析的一个分支<sup>[2]</sup>, 其核心思想是综合利用图像处理、视频分析等技术手段, 快速、准确地捕捉运动目标. 一般的基于视频的跟踪方法有以下几种<sup>[3]</sup>: 1) 基于模型的跟踪, 该方法中有线图法(stick figure)或称人体骨骼化; 二维轮廓化(2-D contour), 即将人体投影于二维平面区域; 还有立体模型(volumetric mod-

el), 利用椭圆柱、球等三维模型来描述人体结构细节, 如吴玥等的三维动画人体跟踪<sup>[4]</sup>. 2) 基于区域的跟踪, 即将人体划分为不同的小块区域, 通过跟踪各个小区域块来完成整个人的跟踪, 并可以利用色彩等特征在一定程度上解决影子和遮挡的问题, 如高书秀等人提出的多区域运动人体跟踪<sup>[5]</sup>. 3) 基于轮廓的跟踪, 即用封闭曲线来表示运动目标. 4) 基于特征的跟踪, 即特征(如角点、质心速度等)的提取和特征的匹配. 目前大多数目标跟踪算法采用的都是基于区域的模板匹配方法<sup>[6]</sup>.

文献[7]提出了一种基于颜色的粒子滤波跟踪算法. 本方法以颜色为特征, 通过计算颜色直方图,

收稿日期: 2009-04-13.

基金项目: 黑龙江省博士后研究基金(LBH-Q05046).

通信作者: 胡文广. E-mail: wghu247131@126.com

以达到跟踪运动目标的目的. 颜色直方图在跟踪运动目标上的有点如下: 特征稳定、抗部分遮挡、计算方法简单、计算量小; 该方法的缺点是当背景颜色的分布同目标颜色分布比较相似时, 容易将背景错误的认为是所要跟踪的运动目标, 特别是当被跟踪目标尺寸较小时, 使用本方法很难根据颜色直方图来判断目标所在的准确位置. 文献[8]提出的跟踪算法是一种基于目标轮廓的跟踪算法: 利用光流法来跟踪目标轮廓. 但是这种新颖的方法计算复杂度高, 精确度却不高, 而且抗干扰性差, 易受噪声影响, 这种跟踪算法的实际价值有待进一步的提升. 文献[9]中提到的算法是一种基于核的均值转移算法, 这种算法计算复杂度小精度高, 通过不断地计算均值平移向量, 可以迭代更新搜索位置, 直到收敛于最优匹配点, 它的缺点是收到收敛局限性的制约, 该算法只有在预测位置与目标的真实位置相差较小时, 才能达到较好的效果.

在体育视频中, 运动目标的移动速度较快, 而且运动速度和运动对象的大小经常发生较大的变化, 所以准确预测运动目标的位置是比较困难的, 很多算法在体育视频跟踪中都很难取得较好的效果. 本文给出的算法则较好的解决了上述问题. 首先, 根据背景加权直方图选择跟踪目标与背景图像的差别最显著的部分作为跟踪特征, 以减少背景信息对跟踪效果的影响; 其次, 针对 Mean Shift 算法需要对图像进行穷举匹配的问题, 利用 Kalman 滤波对目标的状态进行有效预测, 减少了匹配运算次数, 改善了快速运动目标的跟踪效果, 提高了跟踪算法的稳健性; 最后运用基于核的 Mean Shift 算法对运动目标进行跟踪, 同时进行目标模板的实时更新, 实现了对体育视频中运动员的稳定实时的跟踪. 目前, 本算法已经在对多个实际速滑比赛视频的处理中得到了有效的检验, 具有良好的效果.

## 1 背景加权

目标模型的选择很大程度上制约着目标跟踪算法的效果. 从目前的研究阶段可以总结出, 比较常用的目标模型有 2 类: 一类是基于目标的轮廓特征, 一类是基于目标的颜色特征. 基于目标的轮廓特征的优点是精度较高; 缺点是计算复杂、抗干扰性较差; 而基于颜色特征的跟踪算法的优点是鲁棒性强, 有较强的抗噪性和抗遮挡性. 因此, 本文选取第 2 种目标模型进行目标跟踪.

设目标图像  $\{x_i^*\}$ ,  $i=1, 2, \dots, n$  由  $n$  个像素点组成, 图像中心点的坐标为  $y$ , 每个点的灰度为  $m$  级.

可以得到图像的核函数直方图为<sup>[10]</sup>

$$\hat{q}_b = c \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y-x_i^*}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i^*) - b],$$

$$b = 1, 2, \dots, m.$$

式中:  $\hat{q}_b$  为分量  $b$  的像素概率值,  $\{\hat{q}_b\}_{b=1,2,\dots,m}$  为目标模型,  $B(x_i^*)$  是  $x_i$  处像素的量化值,  $h$  为核函数的窗宽, 根据式  $\sum_{b=1}^m \hat{q}_b = 1$  可以得到常数  $c$ :

$$c = 1 / \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y-x_i^*}{h}\right\|^2\right).$$

假设  $\{x_i\}_{i=1,2,\dots,n_h}$  是候选目标图像区域各个像素位置归一化后的集合<sup>[11]</sup>. 则候选目标模型可以用核函数直方图表示为

$$\hat{p}_b = c_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i) - b],$$

$$b = 1, 2, \dots, m.$$

式中:

$$c_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right).$$

式中:  $C_h$  的值由一个给定的内核和不同的  $h$  决定. 因此可以得到, 核函数窗宽  $h$  决定了候选目标区域的尺度大小, 即候选图像区域中感兴趣的区域 ROI (region of interest).

但是, 上述的目标模型表示方法在背景较为复杂时跟踪的效果不好. 背景信息在目标跟踪中起着重要的作用. 目标和背景信息的相关性, 会导致目标定位的不准确. 同时, 还会造成目标表征的困难. 选择目标模型和候选模型的显著不同部分作为特征可以很好地解决以上问题.

用  $\{\hat{o}_b\}_{b=1,2,\dots,m}$  (式中:  $\sum_{b=1}^m \hat{o}_b = 1$ ) 表示特征空间中背景的离散模型, 用这个模型表示目标周围 3 倍于目标区域的图像. 用权值  $\{v_b = \min(\frac{\hat{o}_b^*}{\hat{o}_b}, 1)\}_{b=1,2,\dots,m}$  定义对目标模型和候选目标模型的变换. 该变换减轻了低权值的特征在目标模型中的应用. 以下为新的目标模型定义:

$$\hat{q}_b = c v_b \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y-x_i^*}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i^*) - b].$$

式中:

$$c = 1 / \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y-x_i^*}{h}\right\|^2\right) \sum_{b=1}^m v_b \delta[B(x_i^*) - b].$$

同理, 新的候选目标模型为

$$\hat{p}_b = c_h v_b \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[B(x_i) - b],$$

式中:

$$c_h = 1 / \sum_{i=1}^{n_h} k(\| \frac{y - x_i}{h} \|^2) \sum_{b=1}^m v_b \delta(B(x_i) - b).$$

## 2 Mean Shift 基本原理

### 2.1 相似性度量

假设目标模型的颜色和纹理特征的密度函数为  $q$ , 中心在  $y_1$  的候选目标具有特征分布  $p(y_1)$ , 那么在当前图像帧中, 密度函数  $p(y_1)$  与目标密度函数  $q$  最相似的位置即为跟踪到运动目标<sup>[12]</sup>.

就分类结果而言, 若错误概率越大, 则说明分布越相似. 因此, 可以把目标位置估计问题转化为求解使模型与候选分布 Bayes 误差最大化问题.

Bhattacharyya 系数是与 Bayes 误差紧密相关的因子, 其计算方法定义如下:

$$\rho(y) = \rho[p(y), q] = \int \sqrt{p(y)q} dz.$$

在这里, 假设从目标模型的  $m$  级直方图中, 估计出的离散的密度函数为

$$\hat{q} = \{\hat{q}_b\}_{b=1,2,\dots,m}.$$

式中:  $\sum_{b=1}^m \hat{q}_b = 1$ .

对给定的位置  $y$ , 其相应的密度函数为

$$\hat{p}(y) = \{\hat{p}_b(y)\}_{b=1,2,\dots,m}.$$

式中:  $\sum_{b=1}^m \hat{p}_b = 1$ .

则 Bhattacharyya 系数的样本估计可以表示如下:

$$\rho[\hat{p}(y_0), \hat{q}] = \sum_{b=1}^m \sqrt{\hat{p}_b(y_0) \hat{q}_b}.$$

其几何含义是  $m$  维单位矢量  $\hat{p}_b$  和  $\hat{q}_b$  间夹角的余弦值, 则 2 个分量的距离可以定义为

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[\hat{p}(y), \hat{q}]}.$$

本文利用这种测量距离进行目标定位.

### 2.2 目标定位

上一节计算出了 2 个分量之间的距离公式  $d(y)$ , 要跟踪到运动目标, 就是要找到最小的距离值  $d(y)$ , 这个最大化 Bhattacharyya 系数  $\rho(y)$  是等价的<sup>[13]</sup>. 通过计算得出在当前帧中位于  $\hat{y}_0$  处的候选目标的颜色概率  $\hat{p}_b(y_0)$ ,  $b = 1, 2, \dots, m$  后, 在  $\hat{p}_b(y_0)$  值附近运用 Taylor 扩展, 可以得到 Bhattacharyya 系数为

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}] \approx \frac{1}{2} \sum_{b=1}^m \sqrt{\hat{p}_b(y) \hat{q}_b} + \frac{c_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} w_i k(\| \frac{y - x_i}{h} \|^2). \quad (1)$$

式中:

$$w_i = \sum_{b=1}^m \sqrt{\frac{q_b}{p_b(y_0)}} \delta[B(x_i) - b].$$

为了使  $d(y)$  最小化, 匹配的初始位置就是上一帧中的匹配位置.

在匹配过程中, 核函数中心从当前帧初始位置  $\hat{y}_0$  处不断移动到新位置  $\hat{y}_1$  处:

$$\hat{y}_1 = \frac{\sum_{b=1}^{n_h} x_i w_i g(\| \frac{\hat{y}_0 - x_i}{h} \|^2)}{\sum_{b=1}^{n_h} w_i g(\| \frac{\hat{y}_0 - x_i}{h} \|^2)}.$$

式中:  $g(x) = -k'(x)$  并设  $k(x)$  的一阶导数在区间  $x \in [0, \infty]$  除有限点外都存在.

均值转移算法的计算步骤如下:

1) 根据式(12)计算初始目标同目标模型之间的相似度;

2) 计算权值  $\{w_i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, n_h$ ;

3) 根据均值平移矢量, 仿照式(1)计算目标的新位置;

4) 当  $\rho[\hat{p}(y_1), \hat{q}] < \rho[\hat{p}(y_0), \hat{q}]$ , 则

$$y_1 \leftarrow \frac{1}{2}(y_0 + y_1);$$

5) 如果  $\|y_1 - y_0\| < \epsilon$ , 跳出循环; 否则, 使  $y_0 \leftarrow y_1$ , 返回 1).

## 3 基于 Kalman 滤波器的起始点预测

对于快速运动目标的跟踪, 由于在一些图像帧中, 被跟踪目标的起始位置不够理想, 所以导致 Mean Shift 的跟踪效果并不十分精确. 针对初始位置不够理想的情况, 如果能够通过目标以前的运动信息预测到本帧目标可能的位置, 将这一位置点作为目标的起始点, 然后利用算法在这点的邻域内寻找目标真实的位置, 那么在快速运动目标的跟踪中, Mean Shift 的缺陷就可以得到很好的解决. Kalman 滤波器正好可以有效的利用被跟踪目标以前的运动信息, 并预测下一帧中的初始位置, 同时 Kalman 滤波具有计算量小, 可实时处理的特点, 利用 Kalman 滤波器实现对目标轨迹的估计和预测是非常有效的.

Kalman 滤波器包含 2 个模型:

信号模型:

$$Y(k) = A(k-1)X(k-1) + B(k)W(k),$$

观测模型:

$$Y(k) = C(k-1)X(k-1) + V(k).$$

可以表示为

$$\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ x'(k) \\ y'(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k-1) \\ y(k-1) \\ x'(k-1) \\ y'(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{t^2}{2} \\ \frac{t^2}{2} \\ t \\ t \end{bmatrix} W(k).$$

$$\begin{bmatrix} x_c(k) \\ y_c(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ x'(k) \\ y'(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} V(k).$$

在上式中,假设  $t=1, \sigma_2^2=5, V(k)=0$ . 在视频的当前图像帧中,记目标的估计值  $\hat{X}(k)$  中的位置分量为  $\hat{x}(k), \hat{y}(k)$ . 由此,可以计算出 Kalman 滤波器预测估计值  $\hat{X}(k)$  中的位置分量与观测值  $Y(k)$  之差记为滤波器的残差为

$$r(k) = \sqrt{(x_c(k) - \hat{x}(k))^2 + (y_c(k) - \hat{y}(k))^2}.$$

稳定跟踪若干帧后, Kalman 滤波器工作状态稳定,其预测值和其后 Mean Shift 算法寻找到的观测值很接近. 当出现遮挡情况时,由于当前帧目标窗口中融入很多的非目标信息, Mean Shift 算法以滤波器提供的起始点开始,寻找最佳目标,可能得到的位置会远离起始点,而使得滤波残差显著变大,这时可以判断目标可能遇到大的遮挡. 即使出现一定比例的边缘遮挡,算法本身对边缘遮挡会有较好的鲁棒性. 如果滤波残差远大于平时的  $r(k)$  值,知道可能遇到了大的遮挡情况,这时利用 Kalman 滤波器估计目标起始点的功能就丧失了. 在这里,可以假设一个门限值  $e$ ,当遮挡比较小或者没有遮挡时,利用 Kalman 预测算法进行预测. 如果遮挡超过了门限值, Kalman 滤波器停止工作. 这时利用前几帧 Mean Shift 收敛点的位置线性预测下一帧起始点可能的值,然后在这个起始点邻域内利用 Mean Shift 寻找当前帧目标的位置  $Y(k)$ ,求观测值  $Y(k)$  和起始点位置值的残差  $r(k)$ ,并和  $e$  进行比较,如果  $r(k)$  小于  $e$ ,下一帧 Kalman 滤波器重新开始工作.

#### 4 模板更新

由前几节可以看到,目标模板在目标跟踪算法中起了很大的作用. 但是在目标的快速运动中,运动目标的形状、运动场所的光度等都会发生变化,用场景图像中已经变化了的目标的候选模板去匹配早先

定义的初始模板,显然匹配度不高. 如果此时背景和跟踪目标比较相似,跟踪算法就会收敛到这些物体,导致跟踪失败. 此时更新模板,可以解决这个问题,提高跟踪的成功率.

文献[14]提到了利用模板更新算法来弥补 Mean Shift 算法在复杂环境中跟踪目标的不足;

模板更新要遵循一个准则:即只是在跟踪稳定的情况下才更新模板.

这里提到的跟踪稳定有2层含义:

1) 当前帧中的 Kalman 残差满足:  $r(k) < T_1$ ;

2) 当前帧中的目标与目标模板之间的相似性系数满足:  $\rho(p, q) \geq T_2$ .

即目标缓慢改变时模板也随之缓慢改变;目标剧烈变化时不更新模板. 在这里利用一个简单的加权更新机制,即在当前视频帧中,在情况满足如上2个判决条件时,更新方程为

$$\bar{q} = (1 - \rho + T_2) \times q + (\rho - T_2) \times p.$$

式中:  $T_2$  为模板更新阈值,  $q$  为当前帧的目标模板,  $p$  表示在跟踪算法在当前帧中找到的目标,  $\bar{q}$  为更新后的目标模板.

#### 5 实验结果及讨论

为了验证本文提出的综合算法的有效性,在 P4-2.6G、256M 内存的 PC 机, Windows XP 系统下,我们对速滑运动视频进行了测试. 图1、图2和图3给出了跟踪的结果,用方框表示被跟踪人体的中心.

图1中的视频是一场速滑运动比赛视频,用本文的综合算法进行跟踪,在图1中,从子图(c)到子图(e),始终有另外的运动员部分的遮挡了被跟踪的运动员,但是算法始终能够较好的实现跟踪,遮挡消失后,跟踪正常进行. 因为用 Mean Shift 算法的跟踪效果大体相似,鉴于篇幅原因,没有再将 Mean Shift 算法的跟踪效果也给出来. 本实验说明了在速度不是很快的情况下,本文的综合算法和原来的 Mean Shift 算法效果基本一致.



(a)第75帧



(b)第85帧



(c)第102帧



图 1 文的 Mean Shift 综合算法对速滑运动比赛视频的跟踪效果  
Fig.1 The tracking result of the extended algorithm

图 2 和图 3 分别是针对同一组运动视频,分别利用 Mean Shift 算法和本文的综合算法进行跟踪的结果图. 该组视频的特点是被跟踪运动员运动速度快,在运动视频中被跟踪运动员的大小发生变化,运动员相互发生遮挡以及运动场光照发生变化等. 从图 2(a)到(b),Mean Shift 算法能够实现正确的跟踪,但是从子图(c)开始,Mean Shift 算法失去了对速滑运动员的跟踪. 但是在图 3 中,利用 Kalman 滤波预测下一帧中运动目标出现的位置,并且利用本

文提到的模板更新方法进行及时的模板更新,在这里,设定  $T_2 = 0.80, T_1 = 8$ . 在遮挡消失后的子图(d)到子图(e)中,文中提出的综合算法对运动员的跟踪效果良好. 本文的综合算法实现了对图 3 中快速运动的速滑运动员的跟踪. 本实验说明,本文提出的基于 Mean Shift 的综合算法可以实现对快速运动目标的跟踪,并且在出现遮挡以及背景混乱的情况下也取得了良好的跟踪效果.

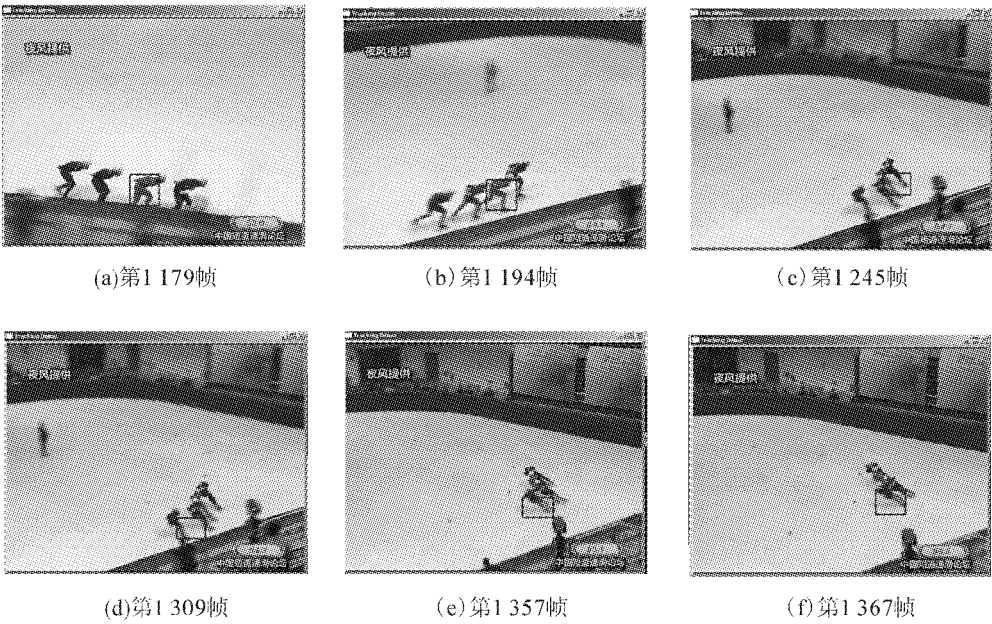


图 2 Mean Shift 算法对快速运动目标的跟踪效果  
Fig.2 The fast target tracking result of the Mean Shift





图3 本文的综合算法对快速运动目标的跟踪效果

Fig.3 The fast target tracking result of the extended algorithm

## 6 结束语

针对快速的体育运动视频提出了一种新的实时目标跟踪综合算法,通过对实际的快速运动视频运动目标的跟踪,取得了良好的跟踪效果.体育视频中的快速目标跟踪同一般视频的目标跟踪有很大不同.一般的视频跟踪主要用于目标监控,目标的移动速度较慢,环境变化较小,而且运动模式基本不会发生较大的改变;而体育视频中目标的运动速度快,易发生遮挡,而且被跟踪目标大小变化大等.因此,一般的目标跟踪算法很难取得较好的效果,而本文的综合算法主要是利用 Kalman 滤波提高了运动目标的预测精度,同时利用模板更新和背景加权,提高了跟踪的精确性,从而实现了对快速人体运动目标跟踪的实时性及鲁棒性,在跟踪快速运动目标时取得了良好的效果.

## 参考文献:

- [1] 邓文坛,张三同,余纯. 一种改进的粒子滤波跟踪算法的研究[J]. 自动化技术与应用, 2008, 27 (3): 84-87.  
DENG Wentan, ZHANG Santong, YU Chun. A modified particle filtering algorithm for tracking[J]. Techniques of Automation and Application, 2008, 27(3): 84-87.
- [2] 胡静,刘志镜. 基于动态贝叶斯网络的多人跟踪算法[J]. 计算机工程, 2008, 34 (16): 247-248.  
HU Jing, LIU Zhijing. Tracking method of multi-actors based on dynamic Bayesian network[J]. Computer Engineering, 2008, 34(16): 247-248.
- [3] ZHEN Bin, KOBAYASHI M N, SHIMIZU M. Framed ALOHA for multiple RFID objects identification[J]. IEICE Trans on Commun, 2005, 88(3): 991-999.
- [4] 吴玥,田兴彦. 基于单目视频运动跟踪的三维人体动画[J]. 微计算机应用, 2008, 29 (5): 42-47.  
WU Yue, TIAN Xingyan. 3-D human animation based on human motion tracking from monocular video sequences[J]. Micro Compute Application, 2008, 29 (5): 42-47.
- [5] 高书秀,黄剑华,唐降龙,等. 基于多区域的人体运动跟踪研究与应用[J]. 微计算机信息, 2008, 24 (7-1): 267-269.  
GAO Shuxiu, HUANG Jianhua, TANG Xianglong, et al. Research on human motion tracking based on multi-region and its application[J]. Micro Compute Information, 2008, 24(7-1): 267-269.
- [6] 熊文平,李锦涛,张勇东,刘金刚. 一种有效的体育视频目标跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 26: 201-207.  
XIONG Wenping, LI Jintao, ZHANG Yongdong, LIU Jintao. An efficient object tracking algorithm of sports video[J]. Compute Engineering and Application, 2006, 26: 201-207.
- [7] NUMMIARO K, KOLLER-MEIER E, VAN GOOL L. A adaptive color-based particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.
- [8] 马波,张田文. 一种新颖的轮廓线跟踪算法[J]. 信号处理, 2004; 20(2): 174-178.  
MA Bo, ZHANG Tianwen. A new algorithm based on image contour line[J]. Signal Processing, 2004, 20(2): 174-178.
- [9] COMANICIU D, MEER P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [10] 赵万磊,张学杰. 基于 RB-K 平均带宽设定的 Adaptive Mean Shift[J]. 中国图像图形学报, 2006, 11(4): 511-515.  
ZHAO Wanlei, ZHANG Xuejie. A new bandwidth varivable mean shift based on Rb-K means[J]. Journal of Image and Graphics. 2006, 11(4): 511-515.
- [11] 李闯,丁晓青,吴佑寿. 一种基于直方图特征和 Ada-Boost 的图像中的文字定位算法[J]. 中国图像图形学报, 2006, 11(3): 325-331.  
LI Chuang, DING Xiaqing, WU Youshou. An algorithm for text location in images based on histogram features and adaboost[J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(3): 325-331.

- [12]伊怀峰,黄贤武. 基于均值偏移的彩色图像分割算法[J]. 计算机应用, 2006,26(27):1605-1610.

YI Huaifeng, HUANG Xianwu. Color image segmentation algorithm based on mean shift[J]. Journal of Computer Applications, 2006,26(27):1605-1610.

- [13]潘晨. 基于 Mean-Shift 和 SVM 的血细胞图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2004,25(4):467-472.

PAN CHEN. Combining Mean-Shift and SVM for Blood Cell Image Segmentation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument. 2004,25(4):467-472.

- [14]朱胜利. Mean Shift 及相关算法在视频跟踪中的研究[D]. 杭州:浙江大学,2006.

ZHU Shengli. A study of mean shift and correlative algorithm in visual tracking [D]. Hangzhou: ZheJiang University,2006.

#### 作者简介:



李金,女,1962年生,教授,博士生导师,黑龙江省教学名师,省级精品课程负责人. 主要研究方向为模式识别与智能系统等,发表学术论文120余篇,其中EI等检索40余篇;出版国家“十一五”规划教材等著作7部;获得省部级科技进步二等奖3项、三等奖3项;获得国家发明专利3项;获得黑龙江省留学人员报国奖和哈尔滨市青年科技奖.



胡文广,男,1983年生,硕士研究生,主要研究方向为视频运动检测与跟踪.

## 2011 年第六届 IEEE 联合国际信息技术与 人工智能会议(ITAIC2011)

### The 6th IEEE Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference

The 6th IEEE Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference(ITAIC 2011) will be held from Aug. 20 ~ 22, 2011 in Chongqing, China. This conference is co - sponsored by IEEE Beijing Section and Chongqing Computer Federation . Submitted conference papers will be reviewed by technical committees of the Conference. All accepted papers will be published in the conference proceeding by IEEE, which will be included in the IEEE Xplore, and indexed by Ei Compindex and ISTP. The aim objective of ITAIC 2011 is to provide a platform for researchers, engineers, academicians as well as industrial professionals from all over the world to present their research results and development activities in Information Technology and Artificial Intelligence. This conference provides opportunities for the delegates to exchange new ideas and application experiences face to face, to establish business or research relations and to find global partners for future collaboration.

#### Important Dates

- Paper Submission (Full Paper) March 30, 2011
- Notification of Acceptance Apr. 15, 2011
- Final Paper Submission May 1, 2011
- Authors Registration May 1, 2011
- Conference Dates Aug. 20 ~ 22, 2011

Web site: <http://www.itaic.org/>