

# 利用 Camshift 算法实现运动目标自动跟踪

曲巨宝<sup>1</sup>, 王淑娟<sup>2</sup>, 林宏基<sup>3</sup>

(1. 武夷学院 数学与计算机系, 福建 武夷山 354300; 2. 武夷学院 继续教育学院, 福建 武夷山 354300;  
3. 福州大学 数学与计算机科学学院, 福建 福州 350002)

**摘要:** 为实现在背景复杂、颜色混淆、目标形变等环境下自动跟踪目标, 将 Camshift 算法对色调分量敏感的特性推广到饱和度、亮度等分量, 构造了颜色三分量凸函数组合模型, 利用多目标规划最优求解法获取自适应颜色识别最佳组合解, 结合质心、倾角识别和 Kalman 运动信息预测跟踪技术, 取得了复杂场景下多色度目标发生旋转、遮挡和速率变化时都能精确跟踪的效果, 并将这种改进的 Camshift 组合算法应用在自适应实时跟踪系统上, 提高了系统识别速度和跟踪能力。

**关键词:** Camshift; Kalman; 跟踪; 自动; HSV

**中图分类号:** TP393

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1673-9833(2010)05-0058-06

## Using Camshift Algorithm to Track Moving Objects Automatically

Qu Jubao<sup>1</sup>, Wang Shujuan<sup>2</sup>, Lin Hongji<sup>3</sup>

(1. Department of Mathematics & Computer, Wuyi University, Wuyishan Fujian 354300, China;  
2. Continuing Education Institute, Wuyi University, Wuyishan Fujian 354300, China;  
3. College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** To realize tracking targets automatically in the environments of complex background, color confusion and target deformation, the characteristics of Camshift algorithm sensitive to the hue component are extended to saturation, brightness and other components, and a convex combination of three-component color model is set up. The multi-objective programming optimal solution is used to get the best combination of adaptive color recognition, and combining with the center of mass, inclination to identify and Kalman tracking motion information prediction, the accurate tracking results are obtained in complex scenes of color target rotated, block and rate changes. The improved Camshift combination algorithm is applied in real-time adaptive tracking systems, and the recognition speed and tracking capability of systems are improved.

**Keywords:** Camshift; Kalman; tracking; automatically; HSV

## 0 引言

运动目标的检测与跟踪已经成为智能视觉监控领域重要的研究课题, 在国防、航空航天、公共安全等方面得到了广泛应用。实现目标跟踪的关键在于, 要有一种高效精准的跟踪算法实时准确地提取目标, 同

时还要有性能良好的跟踪系统。当视频图像中背景光照发生变化, 目标发生缩放、旋转或遮挡时, 使用 Hausdorff 距离匹配、Meanshift 算法和粒子滤波等一般很难达到实时跟踪目标的要求<sup>[1]</sup>。当目标发生明显的尺寸变化时, 无法自适应更新跟踪核窗宽。当状态空间维数增大时计算量增加太快, Camshift 算法虽然能够

收稿日期: 2010-07-25

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目(2006J0414)

通信作者: 曲巨宝(1963-), 男, 吉林乾安人, 武夷学院副教授, 主要研究方向为计算机视觉, 图形图像, 人工智能,

E-mail: wyxyweb@qq.com

依靠投影图动态获得目标尺度和可变搜索核窗宽, 依靠连续迭代矩阵运算获取目标形心位置<sup>[2-4]</sup>, 实现对人体等具有特定颜色的目标进行良好跟踪<sup>[5]</sup>; 但是当背景复杂, 运动目标色彩丰富, 或目标与背景颜色接近时, 对录像视频进行仿真跟踪时会出现偏差; 而且应用到现场在线跟踪后偏差更大, 目标丢失较快。为此, 笔者对 Camshift 算法进行了研究, 提出了一种改进的 Camshift 组合算法。该方法通过构建自适应颜色组合模型, 目标倾角识别, Kalman 预测等技术实现对目标的精确跟踪; 利用析取函数改进了目标分割效果。将改进算法运用到实时跟踪系统中取得了较理想的跟踪效果。

## 1 目标获取与背景更新

### 1.1 三帧差分法获取运动目标

对视频序列图像跟踪时, 精确地获取目标非常关键。为此, 首先利用自适应性能较好的 Surendra 算法获取运动图像的初始背景<sup>[6]</sup>, 然后再采用帧差分法获取目标。当目标出现后, 将前  $k$  帧连续图像, 采用背景差分法建立背景图像  $B_i(x, y)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $n$  为像素点个数。从第  $k+1$  帧开始用当前帧与背景  $B_i$  进行背景减法运算, 得到运动目标差值图像  $DB_i(x, y)$ 。但此二值目标往往含有很大噪声, 不能直接使用, 需进一步采用三帧差分法轮廓化。因经典的三帧差分法静噪能力有限<sup>[7]</sup>, 因此需要改进。设图像序列中连续的 3 帧图像为  $I_{i-1}(x, y)$ ,  $I_i(x, y)$ ,  $I_{i+1}(x, y)$ , 要提取中间帧运动目标的形状轮廓, 经典差分法是直接对相邻 2 帧图像做差值运算再做补运算。但当 2 帧图像间对比度较低时易受噪声干扰, 为此提出一种析取函数对帧差分法进行二值化处理:

$$E_i(I_{i-1}, I_i) = 1 - 2\sqrt{|I_{i-1} - I_i|} / (I_{i-1} + I_i), \quad (1)$$

$$B_i(x, y) = \begin{cases} 1, & E(I_{i-1}) > T; \\ 0, & E(I_{i-1}) \leq T; \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $E_i(I_{i-1}, I_i)$  为析取函数;

$B_i(x, y)$  为输出的二值化差值图像。

将得到的 2 组二值图像再做逻辑“与”运算, 得到目标的三帧差分法目标图像  $T_i(x, y)$ , 为去除图像中残余的噪声点和目标中的空洞, 进一步对此二值图像进行形态学滤波; 将三帧差分法提取的目标同背景差分法提取的目标进行再次逻辑“或”运算, 得到最终的运动目标图像:

$$C_i(x, y) = \begin{cases} 1, & DB_i(x, y) \cup B_i(x, y) = 1; \\ 0, & DB_i(x, y) \cup B_i(x, y) \neq 1; \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $C_i(x, y)$  表示最终提取的运动目标图像;

$DB_i(x, y)$  表示背景差分结果。

### 1.2 自适应背景更新

当运动目标图像中同一像素点在前 2 帧间没有较大变化时, 背景图像中不用更新此点; 否则, 就要按照一定的更新系数进行背景更新, 以保证有外界干扰后背景能及时得到更新。本文采用去除运动目标对应区域之外的点进行自适应更新的背景建模策略。令  $I_i(x, y)$  表示当前图像的灰度值,  $B_i(x, y)$  和  $B_{i+1}(x, y)$  分别表示当前帧和下一帧的背景值。则背景更新模型为:

$$B_{i+1}(x, y) = \begin{cases} B_i(x, y), & C_i(x, y) = 1; \\ \alpha I_i(x, y) + (1 - \alpha)B_i(x, y), & C_i(x, y) \neq 1; \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\alpha \in (0, 1)$  是更新系数, 实验中  $\alpha$  通常在区间  $[0.02, 0.04]$  内取值, 它控制背景更新的速度。

对同一段视频图像采用不同的目标获取方法, 得到的结果有明显区别。图 1 给出了改进前后三帧差分法获取目标图像的比较结果。从中可以看出, 利用改进三帧差分法和自适应背景更新, 获取的目标轮廓性好, 连通性更好。

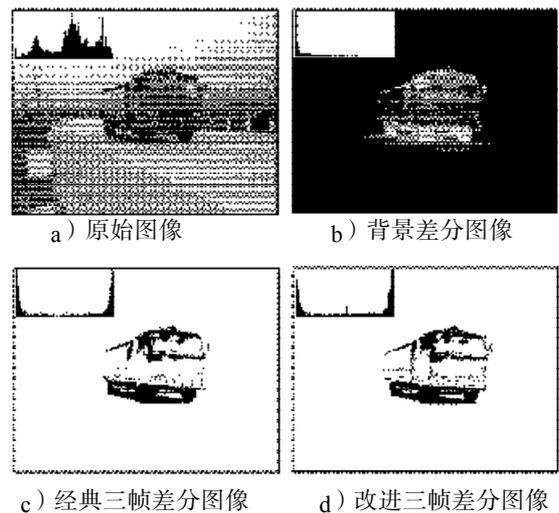


图 1 不同方法获取目标的结果图

Fig. 1 Results of different methods for the target

## 2 改进的 Camshift 算法

### 2.1 颜色模式自适应组合

在实际的跟踪中, 目标往往是由多种颜色构成的。而经典的 Camshift 算法仅使用单一的 HSV 颜色模型中的 H (Hue) 分量作为目标建模特征, 尽管也能表现多种颜色; 但是当 S (Saturation) 或者 V (Value) 值有较大变化时, 导致跟踪的灵敏度降低<sup>[8]</sup>。为使 Camshift 算法同样适用于 S 和 V 分量, 并且能够根据目标颜色自适应地进行 HSV 三分量的最优组合, 首先将上节获得的目标利用反向投影图求取 HSV 图像, 然后构建 H, S, V 三维颜色分布直方图目标模型:

$$q_1, q_2, q_3,$$

其中:  $q_i = (q_{i1}, q_{i2}, q_{i3})^T$  ( $i=1,2,3$ ), 是关于目标的颜色分布直方图。

令三维向量图为  $Q = (q_1, q_2, q_3)$ , 向量组合系数

$X = (x_1, x_2, x_3)^T, \sum_{i=1}^3 x_i = 1, x_i \geq 0, i=1,2,3$ 。定义凸组合模型为:

$$q_z = QX. \quad (5)$$

为获得最优匹配效果, 在不同场景下使用不同模型, 使得组合模型和目标模式有较高的相似性, 且与背景模式有较大的差异性, 令最优组合系数为  $x_i^*$ ,  $i=1, 2, 3$ 。对目标区域及目标周围背景区域的颜色分布进行概率统计, 分别用  $p_a, p_b$  表示, 它们与凸组合模型  $q_z$  间的欧氏距离平方表示为:

$$d_a^2 = \|q_z - p_a\|^2, d_b^2 = \|q_z - p_b\|^2, \quad (6)$$

式中:  $d_a^2$  值的大小表示目标模型与最优组合模型接近的程度;

$d_b^2$  值的大小表示目标模型与背景模型的分程度。

最优目标模型应使  $d_a^2$  尽量小, 同时使  $d_b^2$  尽量大。这是一个多目标规划 (LVP) 问题, 用线性加权法将其转化为单目标规划问题。令  $\beta_1, \beta_2$  为选定的权系数, 其值表示 2 个目标函数的信任程度, 并满足  $\beta_1 + \beta_2 = 1, \beta_1 \geq 0, \beta_2 \geq 0$ , 目标函数为:

$$d^2 = \beta_1 d_a^2 - \beta_2 d_b^2. \quad (7)$$

将式 (5)、式 (6) 代入式 (7), 得:

$$d^2(X) = (\beta_1 p_a^T p_a - \beta_2 p_b^T p_b) + (\beta_1 - \beta_2) Q^T X^T Q X - 2(\beta_1 p_a - \beta_2 p_b)^T Q X. \quad (8)$$

$d^2(X)$  模型选择问题就转化为求  $x_i^* \in X$ , 使  $d^2(X)$  最小:

$$x_i^* = \arg \min_{x \in X} d^2(X).$$

利用多目标规划求解法, 获得凸组合模型对应的最优系数  $X^* = (x_1^*, x_2^*, x_3^*)^T$ 。

## 2.2 形变目标自动识别

由于运动目标随时都可能发生非刚体形变, 为减少因目标形变和视角变化对跟踪的干扰, 仅靠一阶 Camshift 算法是无法正确识别目标的<sup>[9-10]</sup>, 需进一步利用二阶矩阵求取目标倾角和搜索窗。设  $I(x, y)$  是反向投影图中  $(x, y)$  处的像素值,  $x$  和  $y$  的变化范围为搜索窗的范围,  $p_k(x_c, y_c)$  为搜索窗口质心。

$$M_{00} = \sum_x \sum_y I(x, y),$$

$$M_{02} = \sum_x \sum_y y^2 I(x, y),$$

$$M_{11} = \sum_x \sum_y xy I(x, y),$$

$$M_{20} = \sum_x \sum_y x^2 I(x, y). \quad (9)$$

$$\text{令: } a = M_{20} / M_{00} - x_c^2,$$

$$b = 2(M_{11} / M_{00} - x_c y_c),$$

$$c = M_{02} / M_{00} - y_c^2,$$

则下一帧中搜索窗口长度  $l$ 、宽度  $w$  和长轴方向角  $\theta$  为:

$$l = \sqrt{\frac{(a+c) - \sqrt{b^2 + (a-c)^2}}{2}},$$

$$w = \sqrt{\frac{(a+c) + \sqrt{b^2 + (a-c)^2}}{2}},$$

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan\left(\frac{b}{a-c}\right). \quad (10)$$

## 2.3 Kalman 滤波目标轨迹预测

Kalman 滤波, 是一个对动态系统的状态序列进行线性最小均方误差估计的算法。它通过状态向量和观测方程来表示系统, 能够对运动目标的轨迹进行较好的预测<sup>[11-12]</sup>。但经典的 Kalman 滤波常会出现滤波发散的现象, 影响滤波精度。因此, 通过构造一个扩展的 Kalman 滤波器, 对目标在下一帧中的初始位置进行预测, 能有效提高后续跟踪的效率和精度。

设 Kalman 滤波的状态向量和观测向量分别为:

$$x(t) = (x_t, y_t, x'_t, y'_t)^T, y(t) = (x_{c,t}, y_{c,t})^T,$$

式中:  $x_t$  和  $x'_t$  分别为目标图像在  $t$  时刻,  $x$  方向的位置和运动速度;  $y_t$  和  $y'_t$  分别为目标图像在  $t$  时刻  $y$  方向的位置和运动速度;  $x_{c,t}, y_{c,t}$  分别为目标中心在  $x, y$  轴上位置的值。加速度  $a$  是随机变量, 且  $a(t) \sim N(0, \sigma_a^2)$ 。

Kalman 滤波的状态方程和观测方程可表示为:

$$\begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ x'_t \\ y'_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ x'_{t-1} \\ y'_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta t / 2 \\ \Delta t / 2 \\ \Delta t \\ \Delta t \end{bmatrix} W_t, \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} x_{c,t} \\ y_{c,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_t \\ y_t \\ x'_t \\ y'_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} V_t. \quad (12)$$

式中:  $\Delta t$  为帧间时差;  $W_{t-1}$  是零均值的白噪声;  $V_t$  为测量噪声。

通过 Kalman 滤波预测, 将得到的运动目标位置估计值作为 Camshift 算法在初始迭代的位置, 然后在其

邻域内寻找最佳匹配位置。由于对运动目标位置进行了预测, 从而大大减少了搜索范围, 降低了运算量, 提高了跟踪速度; 并能够根据运动趋势将目标和其他相似物体或噪声分开; 也能避免因目标部分遮挡或瞬间消失造成的目标丢失。图 2 是利用 Kalman 滤波实现对目标预测跟踪的组合框图。

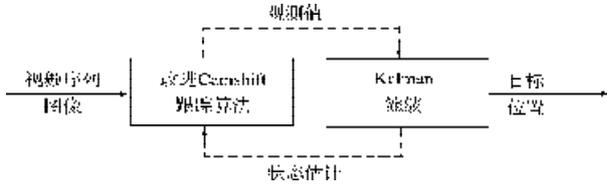
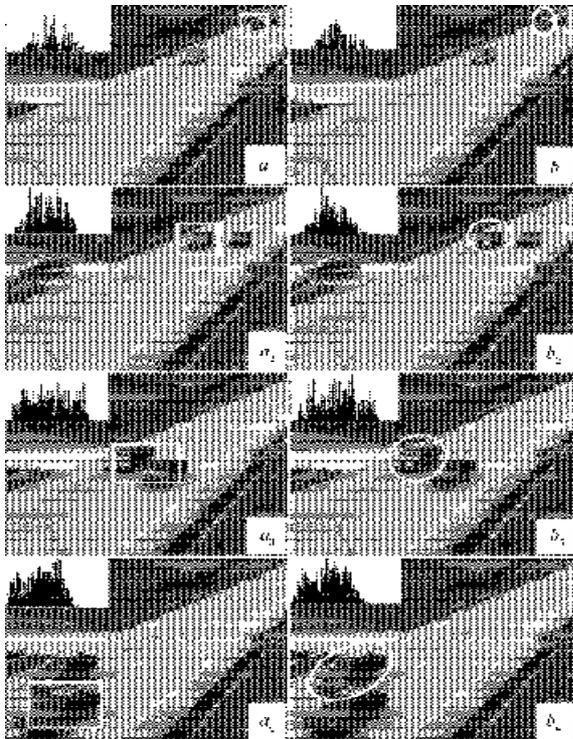


图 2 基于 Kalman 滤波目标预测框图

Fig. 2 Target prediction diagram based on Kalman Filter

使用摄像机在固定视角情况下, 采用经典 Camshift 算法和改进的 Camshift 算法进行目标跟踪的实验结果, 如图 3 所示。在  $a$  列图中使用 Camshift 算法跟踪一辆黑色轿车。当从后面来的另一辆同色轿车并行超车时 (见图  $a_3$ ), 经典算法将 2 辆车当作 1 个目标处理, 到图  $a_4$  时变成跟踪另一辆车, 目标丢失了。而改进的算法 ( $b$  列图), 由于使用了组合模型和 Kalman 滤波, 很好地预测了目标的运动趋势, 克服了干扰, 使跟踪结果比较理想。



a) Camshift 算法      b) 改进的 Camshift 算法

图 3 不同算法跟踪实验结果比较

Fig. 3 Comparison of tracking experiment results of different algorithms

### 3 基于改进 Camshift 的实时跟踪系统

#### 3.1 系统的结构

跟踪系统结构如图 4 所示。采用上、下位双机控制结构, 上位机由 PC 机完成人机界面管理, 数据预处理, Camshift 算法实现, 向下位机发送指令等工作; 下位机以 ARM9 单片机为核心构成闭环伺服控制系统, 通过 DSP 处理器对云台进行水平或垂直转动控制。因摄像机固定在云台上, 从而实现了预定目标的跟踪。

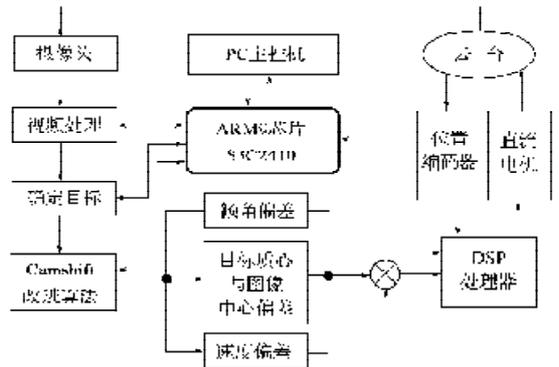


图 4 基于改进 Camshift 算法的跟踪系统结构

Fig. 4 The tracking system structure based on improved Camshift algorithm

#### 3.2 系统的工作原理

系统启动后, 由上位机自主驱动云台电机带动摄像机进行循环转动扫描, 同时系统不断地实时采集 USB 摄像机传来的数据, 并通过视频算法与图像处理判断是否有运动物体出现。当捕捉到运动目标时, 先使云台停止转动, 启动自动数据采集和跟踪程序: 建立背景模型、检测目标、确定目标 (手动或自动)、调用改进的 Camshift 算法, 计算移动目标的质心、速度及方向, 并利用 Kalman 滤波器预测其在后续帧中的位置, 同时向云台步进电机发出相应的控制指令, 使其以相应的速度、角度与方向转动; 同时启动报警、录制现场画面, 并将其通过无线网络送入主控室, 以便能够记录下更为完整的监控过程。

### 4 跟踪效果分析及仿真实验

系统上位机采用 Pentium IV 3.0GHz/1G 的 Lenovo 电脑做主控机, 用 MPG440 作为视频处理器, 摄像头分辨率为  $640 \times 480$ , 使用 Visual C++6.0 和 OpenCV 软件, 串口通信波特率为 9 600 b/s, 图像采集帧率为 25 f/s, 云台最大水平摆角为  $130^\circ$ , 俯仰角  $30^\circ$ , 运动目标与摄像头的距离为 10~30 m。

图 5 是利用改进的 Camshift 算法对室外场景进行自适应实时跟踪实验的结果。

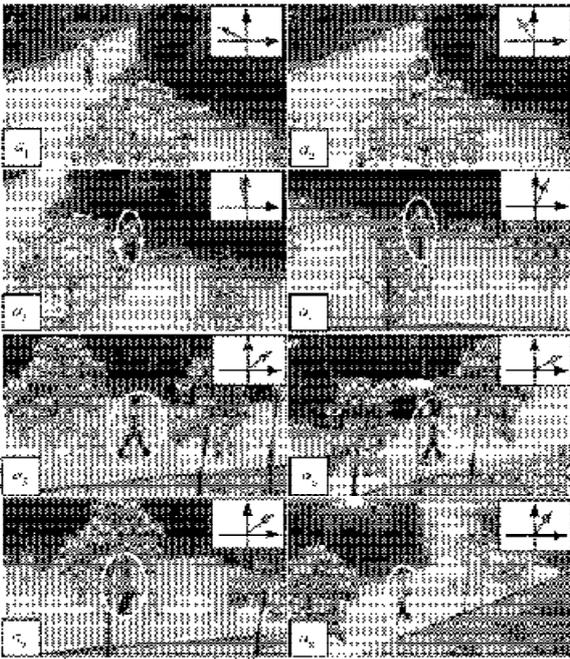


图5 利用改进 Camshift 算法实现运动目标自动跟踪  
Fig. 5 Moving goal automatic tracking by improved Camshift algorithm

从图  $a_1$  开始目标进入摄像机视线, 系统自动锁定运动目标并开始跟踪。由改进 Camshift 算法计算目标质心、生成椭圆跟踪框, 将倾角、质心、速度的偏差量, 传送给闭环控制系统, 驱动云台随目标的移动自动改变摄像机视角, 使目标始终处于摄像机的视场范围内, 图中右上角是摄像机水平摆角坐标图。当目标行进到图  $a_2$  时, 目标被树木部分遮挡, 此时系统能够依照目标的质心、运动方向和速度正确预测到目标在下一时刻的位置, 并自动缩小了跟踪框; 当目标再次出现后又立即跟上。在行进到图  $a_6$  时, 干扰目标跟踪的信息增多 (路灯和轿车), 目标跟踪出现了迟滞, 但很快在 Kalman 滤波作用下又获得了目标。在整个跟踪过程中尽管背景色彩、亮度和饱和度都有多次变化, 但由于采用了改进的 Camshift 算法和动态背景更新技术, 跟踪精度没有受到影响, 这说明系统有较好的抗噪能力和自适应性。

利用 Matlab7.0 对经典的 Camshift 算法和改进的 Camshift 算法进行动态目标跟踪质心轨迹仿真比较, 如图 6 所示。从图中可以看到, 经典的 Camshift 算法在背景有变化、目标被遮挡时, (410 帧左右) 去噪能力较差, 质心偏离很大; 但改进的 Camshift 算法由于采用了 HSV 自适应最优组合识别和状态预测, 质心几乎没有偏离, 说明了系统有很强的抗干扰能力和随动性能。

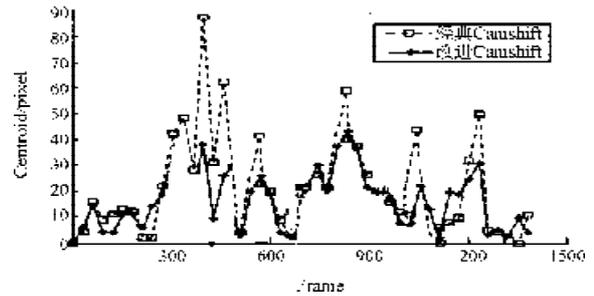


图6 目标质心轨迹仿真效果图

Fig. 6 The simulation of target center of mass trajectory

## 5 结语

将基于改进的 Camshift 算法应用到实时的跟踪系统中, 实现了多颜色模式自适应识别, 对于目标发生遮挡、旋转、背景光线变化都有很好的抗干扰能力。系统能够根据图象处理的结果, 自动进行分析, 再对摄像机的云台电机发出相应的控制信号, 使云台带动摄像机跟随移动目标转动, 自动摄录下目标的行为, 从而实现无人值守。实验结果表明, 改进后的 Camshift 算法鲁棒性强、实时性好、跟踪精确度高, 系统适应能力强、应用范围广。

## 参考文献:

- [1] 周尚波, 胡鹏, 柳玉炯. 基于改进 Mean-Shift 与自适应 Kalman 滤波的视频目标跟踪[J]. 计算机应用, 2010, 30(6): 1573-1576.  
Zhou Shangbo, Hu Peng, Liu Yujiong. Target Tracking Based on Improved Mean-Shift and Adaptive Kalman Filter[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(6): 1573-1576.
- [2] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel Based Object Tracking[J]. IEEE Trans Pattern Analysis Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-575.
- [3] Sim D G, Kwon O K, Park R H. Object Matching Algorithm Using Robust Hausdorff Distance Measures[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(3): 425-429.
- [4] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. The Variable Bandwidth Mean Shift and Data-Driven Scale Selection[C]//International Conference on Computer Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2001: 438-445.
- [5] 童刚, 陈灵芝. 基于 CamShift 的跟踪系统的设计[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(10): 194-196.  
Tong Gang, Chen Lingzhi. A Tracking System Design Based on CamShift[J]. Computer Technology and Development, 2008, 18(10): 194-196.
- [6] 范莹, 郭成安. 一种运动图像的检测与识别技术[J]. 大连理工大学学报, 2004, 44(1): 122-126.

Fan Ying, Guo Cheng'an. A Method for Detection and Recognition of Moving Objects in Sequential Images[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2004, 44(1): 122-126.

[7] Allen J G, Xu R Y D, Jin J S. Object Tracking Using CamShift Algorithm and Multiple Quantized Feature Spaces [C]//Proceedings of 2003 Pan-Sydney Area Workshop on Visual Information Processing. Darlinghurst, Australia: Australian Computer Society, 2004: 3-7.

[8] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.

[9] Jiang Baoan, Lu Huanzhang. Particle Filter for Target Tracking [J]. Radar Science and Technology, 2003, 1(3): 170-178.

[10] Gabrea M, Grivel E, Najim M. A Single Microphone Kalman Filter-Based Noise Canceller[J]. IEEE Signal Processing Lett, 1999, 6(3): 55-57.

[11] Collins R T. Mean-Shift Blob Tracking Through Scale Space [C]//Proc of IEEE Int Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Baltimore: Victor Graphics, 2003: 234-240.

[12] Park D K, Yoonh S, Won C S. Fast Object Tracking in Digital Video[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2000, 46(3): 785-790.

(责任编辑: 邓光辉)



(上接第 26 页)

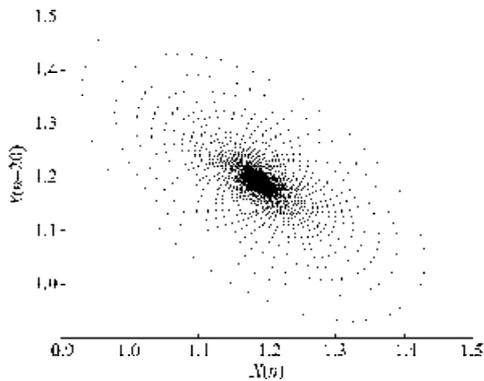


图 1 平衡点的稳定性图

Fig. 1 The local stability of positive equilibrium

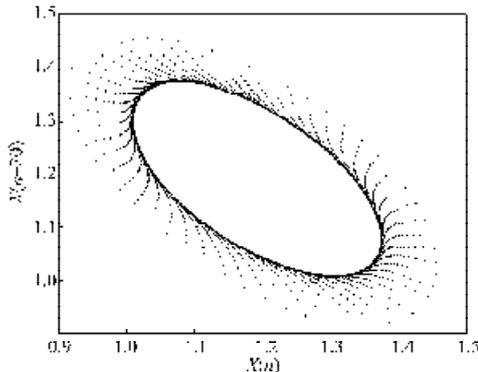


图 2 Neimark-Sacker 分岔的稳定性图

Fig. 2 The stability of Neimark-Sacker bifurcation

参考文献:

[1] Ruan S, Wei J. On the Zeros of Transcendental Functions with Applications to Stability of Delay Differential Equations with Two Delays[J]. Dynam Continuous Discrete Impuls Syst. Ser. A, 2003, 10: 863-874.

[2] Song Y, Han M, Wei J. Stability and Hopf Bifurcation on a Simplified BAM Neural Network with Delays[J]. Physica D, 2005, 200: 185-204.

[3] Mackey M C, Glass L. Oscillation and Chaos in Physiological Control System[J]. Science, 1997, 197: 287-289.

[4] Hairer E, Wanner G. Solving Ordinary Differential Equations II: Stiff and Differential Algebraic Equations[M]. New York: Springer Verlag, 1993: 125-128.

[5] Zhang C, Zu Y G, Zheng B D. Stability and Bifurcation of a Discrete Red Blood Cell Survival Model[J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2006, 28: 386-394.

(责任编辑: 罗立宇)