

文章编号: 1001-0920(2009)02-0212-05

基于 DESO 的 Mean Shift 目标跟踪算法研究

王晓卫^{1,2}, 马晓军², 周启煌²

(1. 陆军航空兵学院 机载设备系, 北京 101123; 2. 装甲兵工程学院 控制工程系, 北京 100072)

摘要: 将基于 DESO 的运动预测算法和 Mean Shift 算法相结合, 形成一种新的基于 Mean Shift 的快速目标跟踪算法. 该算法以 DESO 预测位置作为 Mean Shift 算法下一帧候选模型的计算中心, 实现了对快速运动目标的跟踪, 并通过 DESO 对目标运动轨迹进行预测, 较好地解决了目标完全遮挡时的跟踪问题. 实验结果表明, 该算法具有预测精度高、实时性好、抗遮挡能力强的优点.

关键词: 目标跟踪; 运动预测; 均值迁移算法; 微分扩张状态观测器

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Study on Mean Shift tracking algorithm based on DESO

WANG Xiaowei^{1,2}, MA Xiaojun², ZHOU Qi-huang²

(1. Department of Aviation Equipment, Army Aviation Institute, Beijing 101123, China; 2. Department of Control Engineering, Academy of Armored Force Engineering, Beijing 100072, China. Correspondent: WANG Xiao-wei, E-mail: wangxiaoweis@163.com)

Abstract: The modified Mean Shift algorithm based differential extended state observer (DESO) is proposed by the combination of DESO and Mean Shift algorithm, which realizes tracking for target with high speed since it searches for target in the neighborhood of estimated position that DESO predicts. Moreover, the proposed algorithm uses target's motion information that DESO predicts, which can solve target occlusion preferably. Experiment results show the proposed algorithm has superior features, such as higher prediction precision, stronger anti-occlusion performance, and can meet the practical requirement in real-time.

Key words: Object tracking; Motion prediction; Mean Shift algorithm; Differential extended state observer

1 引言

近年来出现的均值迁移 (Mean Shift) 算法作为一种无参数密度估计算法, 采用核函数直方图建模, 在用于目标跟踪时具有实时性好, 易于集成, 对边缘遮挡、目标旋转、变形不敏感等特点, 因而引起了广泛关注. 但它存在以下不足: 1) 不能对快速运动的目标进行跟踪; 2) 跟踪过程中未使用模板更新技术, 不能适应光照的变化; 3) 仅对边缘遮挡具有鲁棒性, 目标完全遮挡时未提出解决办法.

针对 Mean Shift 算法的不足, 一些学者提出了不同的改进算法. 文献 [1, 2] 使用 Kalman 滤波与 Mean Shift 算法相结合, 实现对目标的跟踪, 但由于 Kalman 滤波对观测向量的信噪比以及观测向量状态变化的线性程度要求较高, 若检测的运动区域含有较多噪声, 会将运动检测的误差甚至是错误直接

带入跟踪, 而且在目标跟踪领域中, 目标大多在作变加速的非线性运动, 该算法难以适应. 文献 [3-6] 将 Mean Shift 算法与粒子滤波算法相结合, 对每个粒子都运用 Mean Shift 算法找到匹配的局部峰值, 较好地解决了粒子滤波算法计算量大和粒子退化的问题, 但是粒子的多样性难以得到保证.

在严重遮挡情况下, 匹配度最大的不一定是目标. 若目标出离遮挡后, 不能保证粒子包含目标状态, 则跟踪无法恢复. 通过对文献进行分析, 本文发现 Mean Shift 与运动预测算法相结合, 是有效解决运动目标跟踪问题的技术途径, 但能否寻找一种性能好的滤波器与 Mean Shift 算法相结合, 成为该算法实用的突破口.

本文在对自抗扰控制技术 (ADRC) 中的微分扩张状态观测器 (DESO) 进行详细分析的基础上, 将

收稿日期: 2007-12-03; 修回日期: 2008-05-08.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60175010); 武器背景预研项目 (10401025).

作者简介: 王晓卫 (1976—), 女, 河北衡水人, 讲师, 博士生, 从事模式识别、目标跟踪的研究; 马晓军 (1963—), 男, 黑龙江安达人, 教授, 博士生导师, 从事武器运用控制等研究.

基于 DESO 的运动预测算法与 Mean Shift 算法相结合,形成一种新的基于 Mean Shift 的快速目标跟踪算法.该方法弥补了 Mean Shift 算法不能对快速运动目标跟踪的不足,并通过 DESO 对目标运动轨迹进行预测,较好地解决了目标完全遮挡时的跟踪问题.

2 DESO 算法描述

DESO 作为 ADRC 技术的核心之一,综合了非线性跟踪微分器 (TD) 和扩张状态观测器 (ESO) 的性能,克服了 ESO 滤波器不能对带观测噪声的系统进行滤波的缺点^[7-10]. 本文将 DESO 用于目标跟踪领域,设一个具有量测噪声 d 的 n 阶系统为

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2, \\ \dots \\ \dot{x}_{n-1} = x_n, \\ \dot{x}_n = x_{n+1} + bu, \\ \dot{x}_{n+1} = \dot{a}(t), \\ y = x_1 + d. \end{cases} \quad (1)$$

DESO 滤波器的结构为

$$\begin{cases} v_1(t+h) = v_1(t) + h \cdot v_2(t), \\ v_2(t+h) = v_2(t) + h \cdot \text{fst}(v_1(t) - y, v_2(t), r, h_1), \\ y_0 = v_1 + n \cdot h \cdot v_2, \\ e = z_1 - y_0, \\ \dot{z}_1 = z_2 - o_1 \cdot e, \\ \dot{z}_2 = z_3 - o_2 \cdot \text{fal}(e, /2,), \\ \dots \\ \dot{z}_{n+1} = z_{n+2} - o_{n+1} \cdot \text{fal}(e, /2^n,), \\ \dot{z}_{n+2} = - o_{n+2} \cdot \text{fal}(e, /2^{n+1},). \end{cases} \quad (2)$$

系统 (2) 是一个 $n+2$ 阶系统,其中 z_1, \dots, z_{n+2} 为系统状态, $x_1, z_2, \dots, z_{n+2} = a(t)$. 当不考虑 ESO 滤波器的作用时,系统 (2) 简化为 TD 滤波器. 在目标跟踪过程中,可用 DESO 提取跟踪信号高阶导数的能力,并用泰勒展开式对目标的运动轨迹进行预测,即

$$f(k+t) = f(k) + f'(k) \times t + \dots + \frac{f^{(n)}(k)}{n!} \times (t)^n. \quad (3)$$

其中 t 为采样间隔,通常取 0.04 s (表示每 s 采集 25 帧); $f(k), f'(k), f''(k)$ 分别表示目标在 k 时刻的位置、速度和加速度. 目标作匀加速运动时,使用三阶 DESO,则目标运动轨迹的预测方程为

$$f(k+t) = f(k) + f'(k) \times t + \frac{f''(k)}{2} \times (t)^2. \quad (4)$$

3 基于 DESO 的 Mean Shift 跟踪算法描述

3.1 算法描述

改进的基于 DESO 的 Mean Shift 跟踪算法包括目标模型描述、候选模型描述、相似系数计算、目标位置预测和目标定位.

1) 目标模型描述. 首先建立合适的模型来描述目标的特征,对在初始帧中目标区域内所有的像素点,计算特征空间中每个特征值的概率. 设目标区域的中心为 x_0 , 包含 n 个像素,用 $\{x_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$ 表示,特征值 bin 的个数为 m 个,用 $u = 1, 2, \dots, m$ 表示,则所估计的目标模型特征的概率密度为

$$q_u = C \prod_{i=1}^n \left(k \left(\frac{x_0 - x_i}{h} \right)^2 \right) [b(x_i) - u]. \quad (5)$$

其中: $k(x)$ 为核函数的轮廓函数; (x) 是 Delta 函数; $[b(x_i) - u]$ 的作用是判断目标区域中像素 x_i 的特征值 $b(x_i)$ 是否属于第 u 个 bin. 如果 $b(x_i) = u$, 则函数值为 1, 表示 $b(x_i)$ 属于第 u 个 bin; 否则值为 0, $b(x_i)$ 不属于第 u 个 bin. h 表示目标的半径, C 是一个标准化的归一化系数,使得 $\sum_{u=1}^m q_u = 1$, 因此

$$C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k \left(\frac{x_0 - x_i}{h} \right)^2}. \quad (6)$$

本文使用 Epanechnikov 核函数的轮廓函数如下:

$$k_E(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2) (1 - x^2), & x \in [-1, 1]; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (7)$$

2) 目标候选模型描述. 运动目标在第 2 帧及以后的帧中可能包含目标的区域称为候选区域,对候选区域的描述称为目标候选模型. 进行候选模型描述,即在以后每帧图像中可能存在目标的候选区域中对特征空间的每个特征值进行计算,设其中心坐标为 y , 则候选模型特征值的概率密度为

$$\hat{p}_u(y) = C_h \prod_{i=1}^{n_h} k \left(\frac{y - x_i}{h} \right)^2 [b(x_i) - u], \quad (8)$$

其中: C_h 是标准化的归一化系数,有

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_h} k \left(\frac{y - x_i}{h} \right)^2}; \quad (9)$$

h 表示候选目标的半径,决定了候选目标的尺度.

3) 相似性函数. 利用相似性函数度量初始帧目标模型和当前帧候选模型的相似性,通过求相似性函数的最大值得到关于目标的 Mean Shift 向量,这个向量便是目标从初始位置向正确位置转移的向

量. 由于 Mean Shift 算法的收敛性, 需不断迭代计算 Mean Shift 向量, 在当前帧中, 最终目标会收敛到目标的真实位置, 从而达到跟踪的目的. 通常使用 Bhattacharya 系数作为相似函数, 其定义为

$$\hat{\Delta}(y) = (\hat{p}(y), \hat{q}) = \frac{1}{\sqrt{\sum_{u=1}^m \hat{p}_u(y) \hat{q}_u}}, \quad (10)$$

式中 \hat{q}_u 和 $\hat{p}_u(y)$ 分别为目标和候选目标的特征. $\hat{\Delta}(y)$ 的值在 0 ~ 1 之间, 值越接近 1, 模型越相似.

4) 目标位置预测. 与传统 Mean Shift 算法相比, 本文算法的改进体现在下一帧候选模板的计算不是以当前帧中目标的位置为中心, 而是以 DESO 预测所得的位置为中心进行计算. 设目标的中心坐标为 (m_k, n_k) , m_k 和 n_k 分别表示 k 时刻目标在图像上的行坐标和列坐标 (坐标系使用矩阵坐标系). 使用两个 DESO, 分别用来预测目标在水平和垂直方向的位置信息. 垂直方向的 DESO 的离散形式为

$$\begin{cases} vm_{k,1}(t+h) = vm_{k,1}(t) + h \cdot vm_{k,2}(t), \\ vm_{k,2}(t+h) = vm_{k,2}(t) + h \cdot \text{fst}(vm_{k,1}(t) - \\ \quad m_k, vm_{k,2}(t), r, h), \\ yuce m_k = vm_{k,1} + k_0 \cdot h \cdot vm_{k,2}, \\ e = z_{k,1} - yuce m_k, \\ \dot{z}_{k,1} = z_{k,2} - \alpha_1 e, \\ \dot{z}_{k,2} = z_{k,3} - \alpha_2 \cdot \text{fal}(e, /2, \alpha_2), \\ \dot{z}_{k,3} = -\alpha_3 \cdot \text{fal}(e, /4, \alpha_3), \\ \hat{m}_{k+1} = z_{k,1} + h z_{k,2} + \frac{1}{2} z_{k,3} h^2; \end{cases} \quad (11)$$

水平方向的 DESO 的离散形式为

$$\begin{cases} vn_{k,1}(t+h) = vn_{k,1}(t) + h \cdot vn_{k,2}(t), \\ vn_{k,2}(t+h) = vn_{k,2}(t) + h \cdot \text{fst}(vn_{k,1}(t) - \\ \quad y_k, vn_{k,2}(t), r, h), \\ yuce n_k = vn_{k,1} + k_0 \cdot h \cdot vn_{k,2}, \\ e = w_{k,1} - yuce n_k, \\ \dot{w}_{k,1} = w_{k,2} - \alpha_1 e, \\ \dot{w}_{k,2} = w_{k,3} - \alpha_2 \cdot \text{fal}(e, /2, \alpha_2), \\ \dot{w}_{k,3} = -\alpha_3 \cdot \text{fal}(e, /4, \alpha_3), \\ \hat{n}_{k+1} = w_{k,1} + h w_{k,2} + \frac{1}{2} w_{k,3} h^2. \end{cases} \quad (12)$$

式(11)和(12)中: \hat{m}_{k+1} 和 \hat{n}_{k+1} 分别用来预测 $k+1$ 时刻目标沿垂直和水平方向运动的位置信息; $z_{k,i}$, $w_{k,i}$ ($i=1, 2, 3$) 分别表示 k 时刻目标沿垂直和水平方向运动的位置、速度和加速度信息; k_0 为预报步数, h 为采样周期. 预测位置 $\hat{y}_{k+1} = (\hat{m}_{k+1}, \hat{n}_{k+1})$ 将作为下一帧图像中寻找目标的起点.

5) 目标定位. 目标定位就是在搜索区域中寻找

目标的过程, 也就是寻找使 $\hat{\Delta}(y)$ 取最大值的位置 y 的过程. 为使 $\hat{\Delta}(y)$ 最大, 将当前帧的目标中心先定位为使用 DESO 预测的目标中心的位置 $\hat{y}_{k+1} = (\hat{m}_{k+1}, \hat{n}_{k+1})$, 从这一点开始寻找最优匹配的目标, 其中心为 y . 以预测位置 $\hat{y}_{k+1} = (\hat{m}_{k+1}, \hat{n}_{k+1})$ 为起点, 使用 Mean Shift 算法寻找目标在当前帧中的最优位置

$$m_{h,G}(y) = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g\left(\frac{\hat{y}_{k+1} - x_i}{h}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g\left(\frac{\hat{y}_{k+1} - x_i}{h}\right)^2} \cdot \hat{y}_{k+1}, \quad (13)$$

将最终求得的位置信息作为下一帧中 DESO 的输入量, 依次循环迭代, 直至跟踪停止.

3.2 模板更新技术

为了减少光照对跟踪的影响, 在改进的算法中引入了模板更新技术. 由式(10)可知, Mean Shift 算法使用 Bhattacharya 系数来度量目标的相似性. $\hat{\Delta}(y)$ 的值越大, 表示两个模型越相似. 若在某时刻, $\hat{\Delta}(y)$ 大于某个值 (如 0.9), 则更新目标的特征模板, 模板的更新方法为

$$q(y) = \alpha \cdot \hat{p}(y) + (1 - \alpha) q. \quad (14)$$

其中: q 为目标模板, $\hat{p}(y)$ 为位置 y 处的候选模板, $q(y)$ 为更新后的目标模板, α 为模板更新系数, 可以取经验值 0.3.

3.3 遮挡问题的处理

在 Mean Shift 算法中引入权值的概念, 将每个像素点的灰度值按到目标中心的距离加权, 距离越小, 权值越大. 在发生部分遮挡时, 只有权值较小的灰度值 (即目标的边缘点) 受到影响, 而权值较大的灰度值及靠近目标中心的像素点将不会受到影响. 相比传统的模板匹配算法, Mean Shift 算法对局部遮挡有一定的抗干扰能力. 但当目标长时间被较大的物体遮挡或完全遮挡时, 目标容易丢失. 针对这一问题, 本文使用 DESO 来实现对目标遮挡的处理. 在 Mean Shift 算法中, $1 - \hat{\Delta}(y)$ 越小, 表示候选目标与目标越相似. 遮挡的判断通过式(15)来实现, 其中 r 为遮挡判断的阈值.

$$\begin{cases} \text{无遮挡发生, } 1 - \hat{\Delta}(y) < r; \\ \text{遮挡发生, } 1 - \hat{\Delta}(y) \geq r. \end{cases} \quad (15)$$

算法的流程如图 1 所示. 首先捕获目标模板特征, 并对 DESO 进行初始化; 然后采集下一帧图像, 并使用 Mean Shift 算法计算目标位置, 跟踪目标. 当 $(1 - [\hat{p}_u(\hat{y}_0), \hat{q}_u]) < r$ (如 $r = 0.1$), 没有遮挡, 属于正常跟踪状态, 使用模板更新, 当跟踪的帧数超过 n 帧, 使用 DESO 预测目标的位置作为 Mean Shift 算法下一帧候选模板的中心 (目标跟踪的起始为

DESO 的过渡阶段,预测值与真实值有一定的误差,经过 n 帧图像的跟踪后,DESO 能较准确地对目标的运动轨迹进行预测,通常令 $n = 3^{(11)}$; 当 $(1 - [\hat{p}_u(\hat{y}_0), \hat{q}_u]) < r$, 遮挡发生,不进行模板更新,使用 DESO 预测目标出现的位置。

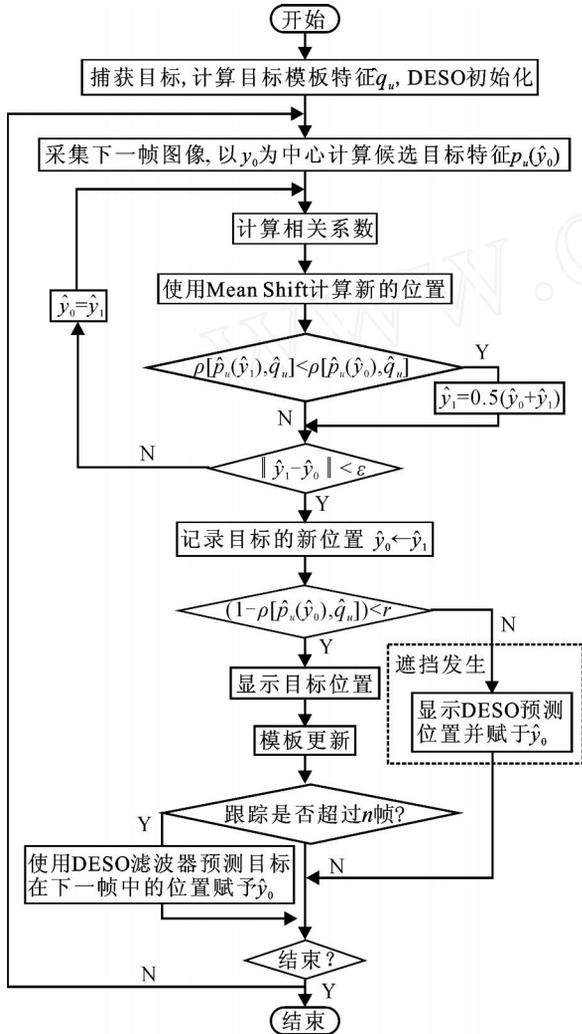


图 1 基于 DESO 的 Mean Shift 算法流程图

4 实验结果及分析

例 1 对快速运动目标进行跟踪测试. 对生成的图像测试序列, 分别使用 Mean Shift 跟踪算法和基于 DESO 的 Mean Shift 跟踪算法测试, 图像大小为 436×344 (单位: 像素), 模板大小为 20×20 (单位: 像素). 采用目标的灰度信息作为特征, 使用

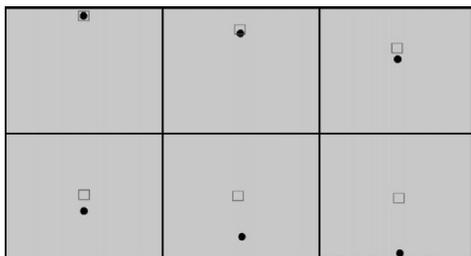


图 2 Mean Shift 算法跟踪结果

Mean Shift 算法对其进行跟踪, 结果如图 2. 图中选取跟踪序列中的第 1, 3, 6, 9, 12, 15 帧.

从图 2 可看出, 目标在作快速运动时, 用传统的 Mean Shift 跟踪算法, 始终在上一帧的邻域内进行搜索, 从第 3 帧就失去了对目标的跟踪. 使用基于 DESO 的 Mean Shift 目标跟踪算法对其进行跟踪, 跟踪如图 3, 所选取的图像同上. 从图 3 可看出, 使用 DESO 的预测功能实现了对快速目标的跟踪. 目标的归一化特征分布和跟踪过程中的迭代次数如图 4 所示. 从图 4(b) 可看出, 跟踪初始迭代次数较多 (5 次), 随着 DESO 滤波器的工作, 迭代次数减少为 1.

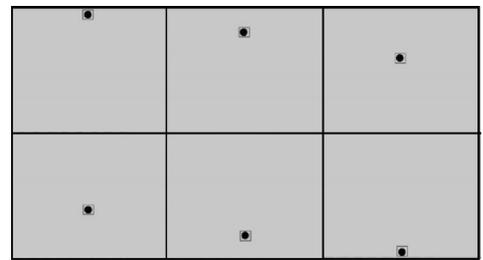


图 3 基于 DESO 的 Mean Shift 算法跟踪结果

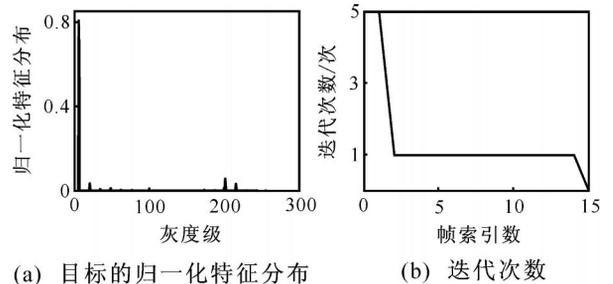


图 4 目标的归一化特征分布和迭代次数图

例 2 对遮挡问题的仿真研究. 对 Weizmann 研究机构提供的视频序列进行测试. 图像大小为 332×228 , 模板大小为 17×45 . 目标的颜色模型采用基于 HSL 空间的颜色直方图表示, 以 H 分量作为特征, 特征空间表示为 $[0, 255]$. 为了显示算法对目标遮挡的处理, 图 5 分别列出了对第 130, 140, 150, 165, 173, 179 帧的跟踪结果.

仿真实验表明, 基于 DESO 的 Mean Shift 目标跟踪算法可以较好地跟踪到真实的目标, 并能处理



图 5 基于 DESO 的 Mean Shift 算法跟踪结果

目标发生较大面积遮挡的问题。

5 结 论

针对 Mean Shift 算法不能对快速运动目标进行跟踪的缺点,本文提出了基于 Mean Shift 的快速目标跟踪算法.该算法的改进主要体现在该算法利用了 Mean Shift 算法所没用到的目标运动信息,下一帧候选模板的计算不是以目标在当前帧图像中的位置为中心,而是以 DESO 预测所得的位置为中心进行计算,从而实现了快速运动目标的跟踪.为了克服光照的影响,增加了模板更新策略,同时将相似性函数 Bhattachryya 作为遮挡判断的准则,并使用 DESO 的运动轨迹预测来解决目标完全遮挡时的跟踪问题,使算法的鲁棒性得以增强.仿真实验表明了该算法的有效性和可行性.与基于 Kalman,粒子滤波的 Mean Shift 的算法相比,本算法的优点主要体现在 DESO 滤波器上,该滤波器具有使用简单,预测精度高,实时性好等特点,具体可参见文献[11].

参考文献(References)

- [1] Alan J Lipyon, Hironobu Fujiyoshi, Rajus Patil. Moving target classification and tracking from real time video [C]. Proc of Workshop on Applications of Computer Vision. Princeton, 1998: 8-14.
- [2] Zhu Z W, Ji Q, Kikuo Fujimura. Combining Kalman filtering and mean shift for real time eye tracking under active IR illumination [C]. Proc of IEEE Int Conf on Pattern Recognition. Quebec, 2002: 318-321.
- [3] Shan C F, Wei Y C, Tan T N. Real time hand tracking by combing particle filtering and mean shift [C]. Proc of the Sixth IEEE Int Conf on Automatic Face and Gesture Recognition. Seoul, 2004: 669-674.
- [4] Chang C, Ansari R. Kernel particle filter for visual tracking [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12 (3): 242-245.
- [5] Deguchi K, Kawanaka, Okatani T. Object tracking by the mean shift of regional color distribution combined with the particle filter algorithm [C]. Proc of the 17th Int Conf on Pattern Recognition. Cambridge, 2004: 506-509.
- [6] 孙剑, 周凤岐. 基于 Mean Shift 的快速跟踪算法设计与实现 [J]. 计算机工程, 2006, 32(15): 37-38.
(Sun J, Zhou F Q. Design and realization of a fast tracking algorithm based on Mean Shift [J]. Computer Engineer, 2006, 32 (15): 37-38.)
- [7] 甘作新. 扩张状态观测器的稳定性及其滤波特性研究 [D]. 北京: 中国科学院, 2002.
(Gan Z X. Study on stability and filter of extend state observer [D]. Beijing: CAS, 2002.)
- [8] 韩京清, 袁露林. 跟踪微分器的离散形式 [J]. 系统科学与数学, 1999, 19(3): 268-273.
(Han J Q, Yuan L L. Tracking differentiator's discrete form [J]. System Science and Mathematics, 1999, 19 (3): 268-273.)
- [9] Gao Z Q, Hu H H, Fang J J. A novel motion control design approach based on active disturbance rejection [C]. Proc of IEEE Conf on Control and Decision. Orlando, 2001: 4877-4882.
- [10] Huang Y, Han J Q. Analysis and design for nonlinear continuous extended state observer [J]. Chinese Science Bulletin, 2000, 45(21): 1938-1944.
- [11] 王晓卫. 基于运动预测的目标跟踪算法及应用研究 [D]. 北京: 装甲兵工程学院, 2007.
(Wang X W. Study on target tracking algorithm based on motion prediction and its application [D]. Beijing: Armored Force Engineering Academy, 2007.)

本刊荣获“中国精品科技期刊”称号

本刊讯 2008年12月9日于北京国际会议中心举行的“中国科技论文统计结果新闻发布会”上,《控制与决策》继获得第二届中国高校精品科技期刊奖之后,再一次被评为首批中国精品科技期刊。

国家科技部自2000年以来,为提升中国科技期刊的整体水平,增强国际竞争能力,更好地为我国科技自主创新提供支撑和保障,立项进行了“中国精品科技期刊战略研究”,提出了打造精品科技期刊的概念.通过制定精品科技期刊遴选指标体系,公开征集社会各界意见和多次专家研讨,于2008年郑重推出首批中国精品科技期刊300种。