

doi: 10.3969/j.issn.1674-8425(z).2017.06.021

优化 CamShift 算法的适应度函数的 船舶跟踪改进算法

刘德华

(三峡大学 计算机与信息学院, 湖北 宜昌 443002)

摘 要: 针对内河船舶对象在动态背景下的目标跟踪展开研究, 考虑船舶在内河运行环境的特点, 以 CamShift 跟踪算法为基础, 对其适应度函数进行优化设计, 将期望值最优作为适应度函数的性能参量。设计中以目标区域颜色直方图概率密度和预测区域颜色直方图概率的期望值作为适应度函数, 以此适应度作为视频帧中选择目标区域的参量。内河运行船舶实际摄制视频的跟踪分析结果表明: 相对于传统的 CamShift 算法, 改进后的算法提高了跟踪精度和系统稳定性。

关 键 词: 运动目标跟踪; 适应度函数; 期望值; 动态背景

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-8425(2017)06-0140-07

Improved Algorithm of Ship Tracking by Optimizing the Fitness Function of the CamShift Algorithm

LIU De-hua

(College of Computer and Information Technology,
China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: The target tracking of ships in inland river is studied. Considering the characteristics of the ship in the inland river, the fitness function is optimized based on the CamShift tracking algorithm, and the best performance parameters of the fitness function are optimized by the expected value. In the design the expected value of the probability density of the region color histogram is used as the fitness function, which becomes a parameter of selecting the target area in the video frame. Through the tracking analysis of the actual video of the ship in inland river, compared with the traditional CamShift algorithm, the improved algorithm designed in this paper improved the tracking accuracy and stability of the system.

Key words: moving target tracking; fitness function; expectation value; dynamic background

收稿日期: 2017-01-09

基金项目: 水电工程智能视觉监测湖北省重点实验室开放基金资助项目(2014KLA05)

作者简介: 刘德华(1990—), 男, 湖北黄石人, 硕士研究生, 主要从事视频目标跟踪研究, E-mail: 1533078725@qq.com。

引用格式: 刘德华. 优化 CamShift 算法的适应度函数的船舶跟踪改进算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2017(6): 140-146.

Citation format: LIU De-hua. Improved Algorithm of Ship Tracking by Optimizing the Fitness Function of the CamShift Algorithm[J]. Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science), 2017(6): 140-146.

视频目标检测跟踪是计算机视觉领域的重要研究内容,它也是智能视频监控、智能交通、机器人导航和精确制导等领域的关键应用技术。视频跟踪是以图像理论为基础,并融合模式识别、计算机技术等为一体的跟踪技术。

近些年,视频跟踪技术^[1-2]的发展很快,技术也较成熟,在交通视频监控、人机交互、医疗诊断、车辆导航、水面船只监控、国防建设等方面得到了广泛应用。在视频跟踪技术中有很多的跟踪算法,各种算法也都有各自适用的场景。在实现目标跟踪的过程中,一般先要进行运动目标检测。常见的检测算法主要有帧间差分法、背景差分法^[3-4]、混合高斯模型法、主动轮廓法、前景检测算法^[5-6]和联合直方图的方法^[7-8]等。这些算法适用于静态背景中的目标跟踪。有的需要在视频帧中读取目标区域的特征,或者将多种特征融合^[9-10]在一起,然后再根据这些特征在后续帧中不断迭代,寻找到最佳的目标区域,达到跟踪目标的目的。常见跟踪算法主要有 MeanShift 跟踪算法^[11-12]、TLD (tracking-learning-detection) 跟踪算法、CamShift 跟踪算法^[13-14]等,这些算法在处理目标特征方面均取得较好的效果,在静态的背景中具有较好的鲁棒性,因此常用于复杂背景中的目标跟踪研究。在跟踪领域还有许多其他算法也取得了较好的效果,如卡尔曼滤波算法^[15-16]、粒子滤波算法等。

在一些实际环境中,由于背景中光照的变化,目标颜色与背景相近,或者受动态背景的影响,现有的一些跟踪算法的跟踪稳定性不理想,如出现跟踪框漂移现象等。本文着眼于复杂运动背景环境,以 CamShift 跟踪算法为基础,实现动态背景中对运动目标的稳定跟踪。

1 CamShift 跟踪算法分析

CamShift 算法是一种自适应的目标跟踪算法,是 MeanShift 算法的扩展。该算法将视频的帧做 MeanShift 运算,并将上一帧的结果(即搜索窗的大

小和中心)作为下一帧 MeanShift 算法搜索的初始值,这样不断迭代,最后实现目标跟踪。

MeanShift 算法是一种迭代寻优的算法,具体过程如下:

1) 在初始视频图像第 1 帧 f_1 中,选定目标区域,确定目标区域的中心点 z_1 ,构造该区域颜色直方图,并得到颜色概率密度分布为 q_1 。

2) 在视频图像第 2 帧 f_2 中,根据前一帧的目标中心位置 z_1 ,预测当前帧目标区域的中心位置 z_2 ,计算该区域的颜色直方图,并获得此区域的颜色概率密度分布为 q_2 。

3) 比较第 1 帧颜色概率密度分布 q_1 和第 2 帧颜色概率密度分布 q_2 的相似度,公式为:

$$\rho(q_1, q_2) = \sqrt{q_1 q_2} \quad (1)$$

其值越大,说明前后两帧目标区域的相似性就越大。当达到最大时,中心点 z_2 就是所要寻找的点,因此所要寻找的目标区域也就确定了。

4) 后面的视频图像帧 f_n 根据式(2)(3)的步骤循环迭代,找出各帧中目标所在的区域位置,最后实现对目标的稳定跟踪。

CamShift 跟踪算法是对 MeanShift 算法的改进,它在 MeanShift 算法基础上,使椭圆跟踪框能改变大小,即跟踪目标的椭圆窗口的大小能随着目标尺寸大小的变化而变化。

CamShift 算法在跟踪的过程中,对于静止背景中的目标可以很好跟踪,鲁棒性好;而在动态的背景中跟踪移动目标时,由于背景的干扰较大,跟踪的效果不太好,鲁棒性就变得不太稳定,可见椭圆跟踪框也不能很好地体现出目标的所在区域。

图 1 是 CamShift 算法对内河水面上的一艘沙船的跟踪,在视频中的沙船航行速度慢,水面上有较小的波浪,但 CamShift 算法跟踪的结果却不理想,效果不太稳定,椭圆跟踪框容易出现漂移现象。

从图 1 中的 3 帧跟踪图可以看出:在视频刚开始的帧中,椭圆跟踪框可以较好地跟踪目标所在的区域,但在后面的帧中,椭圆跟踪框开始出现漂移现象,失去了对目标船只的稳定跟踪。在第

500 帧时,目标船只的颜色与背景中水面的颜色较相近,椭圆跟踪框完全没有跟踪到目标, CamShift 算法失去了原有的鲁棒性。因此,该算法需要进行进一步的改进。



图1 CamShift 算法对沙船的跟踪结果

2 相似度模型的分析与选择

在上述跟踪算法中,通过两帧中颜色概率密度分布相似度的最大值来寻找目标区域的最优位置。在改进型的算法中,求取 2 帧图像目标区域中颜色直方图相似度期望的最大值,并用椭圆框来确定目标区域,以此来达到跟踪的目的。具体算法过程如下:

2.1 目标模型描述

在视频图像的第 1 帧中,手动选出目标区域,记为椭圆 o , o 中像素点的位置用 \vec{x}_i 表示,椭圆 o 的

中心点用 $\vec{\theta}_i$ 表示,目标的形状表示为

$$V_o = \sum_{x_i \in o} (\vec{x}_i - \vec{\theta}_o) (\vec{x}_i - \vec{\theta}_o)^T \quad (2)$$

在目标区域颜色直方图中,把直方图分成 m 个区间,因此每个区间颜色直方图的颜色概率密度可以表示为

$$p_m = \sum_{i=1}^{N_V} N(\vec{x}_i, \vec{\theta}_i, V_o) \delta[b(\vec{x}_i) - m] \quad (3)$$

式中: δ 是克罗内克函数; $b(\vec{x}_i)$ 是当前像素点 \vec{x}_i 的颜色值。

2.2 预测目标模型描述

在后续视频序列中,获取第 2 帧图片,选取 1 个椭圆目标区域作为预测目标区域,此区域的中心点和椭圆形状分别用 $\vec{\theta}$ 和 V 表示,用 $q(\vec{\theta}, V)$ 表示该区域的颜色直方图概率密度,则第 m 个颜色直方图的颜色概率密度可表示为

$$q_m(\vec{\theta}, V) = \sum_{i=1}^{N_V} N(\vec{x}_i, \vec{\theta}_i, V) \delta[b(\vec{x}_i) - m] \quad (4)$$

2.3 相似度模型设计

在前后 2 帧图片中比较目标区域和预测目标区域的相似性,表示为

$$\rho[q(\vec{\theta}, V), \vec{p}] = \sum_{m=1}^M \sqrt{q_m(\vec{\theta}, V) p_m} \quad (5)$$

将式(5)用 1 阶泰勒展开近似可得:

$$\rho[q(\vec{\theta}, V), \vec{p}] \approx c_1 + c_2 \sum_{i=1}^{N_V} \omega_i N(\vec{x}_i, \vec{\theta}_i, V) \quad (6)$$

式中: c_1 和 c_2 是常量; ω_i 的计算公式为

$$\omega_i = \sum_{m=1}^M \sqrt{\frac{p_m}{q(\vec{\theta}, V)}} \delta[b(\vec{x}_i) - m] \quad (7)$$

将展开式(6)中的第 2 项令为

$$f(\vec{\theta}, V) = \sum_{i=1}^N \omega_i N(\vec{x}_i, \vec{\theta}_i, V) \quad (8)$$

要使得预测目标区域和目标区域相似性达到最大值,就需要式(8)的值能达到最大值。

在预测目标区域和目标区域的相似性基础上,再求得相似性的期望值,如式(9)所示。当相似性达最大值时,期望值也就达到了最大值,因此求解预测目标的区域就变成了求解相似性期望值的最大值的问题。

$$E[\vec{\theta} | \vec{N}] = \int_{\vec{x}} z^*(\vec{x}) N(\vec{x} | \vec{\theta}, \vec{N}) \quad (9)$$

式(10)是当期望值达到最大时的预测目标所在的区域,也就是预测目标帧中目标的真实区域。

$$\vec{\theta}_i^{(k+1)} = \sum_{i=1}^N a_i \vec{x}_i = \frac{\sum_{i=1}^N x_i \omega_i N(\vec{x}_i | \vec{\theta}_i^{(k)}, V^{(k)})}{\sum_{i=1}^N \omega_i N(\vec{x}_i | \vec{\theta}_i^{(k)}, V^{(k)})} \quad (10)$$

椭圆跟踪框的形状计算见式(11)。

$$V^{k+1} = 2 \sum_{i=1}^N a_i (\vec{x}_i - \vec{\theta}^{(k)}) (\vec{x}_i - \vec{\theta}^{(k)})^T \quad (11)$$

其中

$$a_i = \frac{\omega_i N(\vec{x}_i | \vec{\theta}_i^{(k)}, V^{(k)})}{\sum_{i=1}^N \omega_i N(\vec{x}_i | \vec{\theta}_i^{(k)}, V^{(k)})} \quad (12)$$

本文算法以相邻两帧之间目标区域和预测目标区域的颜色直方图概率相似性期望值作为判据来选择目标区域。算法迭代部分的流程如图2所示。

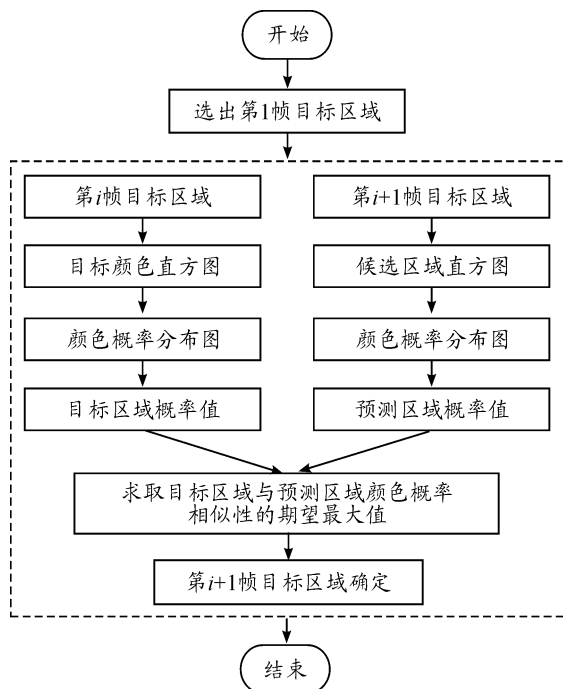


图2 算法迭代部分的流程

3 实验仿真与对比分析

本论文的视频数据于2016年6月1日拍摄于

湖北省宜昌市葛洲坝附近的三江桥上,拍摄的目标为葛洲坝区航行中的沙船,为真实环境下采集的视频数据,并以航行的船舶为研究对象进行算法分析。由于本文篇幅有限,因此只截取了其中的750帧。

3.1 仿真环境

为了测试本文的算法性能,该算法是在 Inter(R) Core(TM) i7-4770 CPU @ 3.40GHz 3.40GHz, 16GB(RAM), Windows7 操作系统的环境下运行,用 Matlab2014a 版本进行仿真实验。

本文的视频数据拍摄于宜昌市葛洲坝坝区,为真实场景中的视频数据。拍摄的环境中有小风,远处水面有些水雾,温度为30℃。

3.2 结果与分析

本文的算法是基于颜色特征的检测与跟踪,以颜色特征为基础,在图像序列中寻找与目标区域颜色特征相似的区域。在算法过程中,首先是在第1帧手动选出需要跟踪的目标区域,并用椭圆框框出,读取颜色特征值,然后通过改进的 CamShift 算法计算出此帧中目标区域的颜色直方图特征值,反向投影求出它们的概率值。

在第2帧中,获取1个候选区域,然后同样计算该候选区域的颜色直方图特征值,求出它们的概率值,然后结合候选区域和目标区域的概率值,求得其颜色概率期望相似性的最大值。当达到最大值时,候选区域就是目标位置的所在区域。在后面的视频帧中,就以前一帧为目标帧,不断地进行迭代,就达到了稳定跟踪船只的目的。跟踪结果如图3所示。

由图3可见:在改进算法的目标跟踪过程中,跟踪框没有出现漂移的现象,都能稳定地跟踪目标。本文算法在计算了期望值后,跟踪稳定性得到了提高,鲁棒性得到了增强,跟踪船只的效果与图1相比,得到了明显改善。所以,在 CamShift 算法中增加计算期望的过程是一个正确的改进方法。

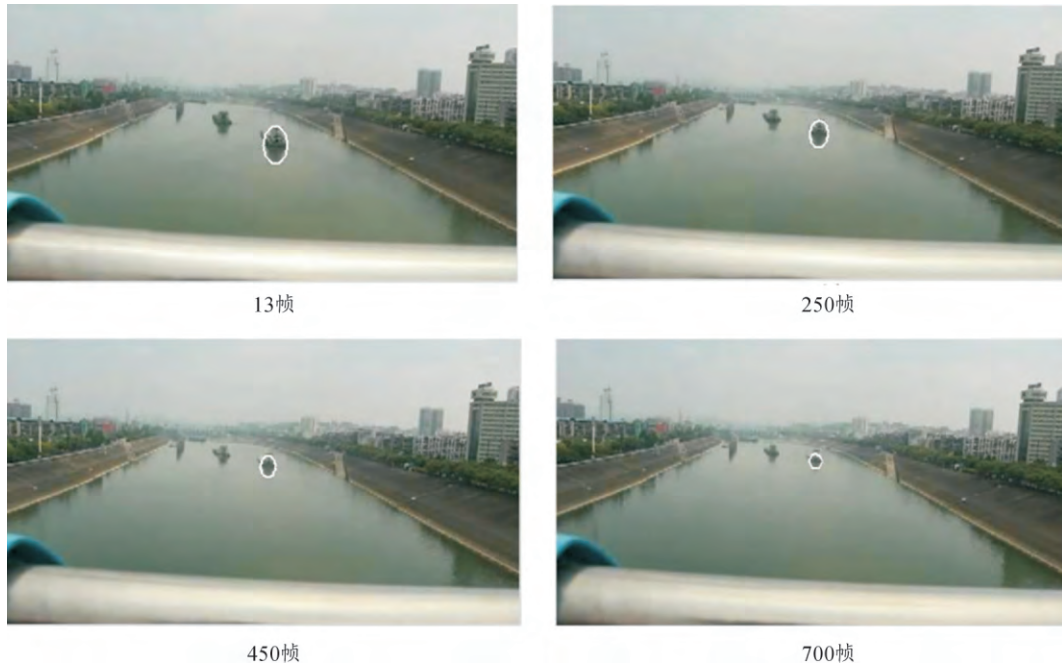


图3 相似度改进后的跟踪结果

为了能进一步对比算法改进前和改进后的效果,需要对跟踪的结果有一个定量分析。这一定量分析考虑跟踪框窗口区域中心位置的偏移情况。为此,本论文利用 \bar{d} 来计算目标跟踪框中心位置的平均偏移长度,单位为像素,计算公式如下:

$$\bar{d} = \frac{\sum_{i=1}^T \sqrt{(x_i - X_i)^2 + (y_i - Y_i)^2}}{T} \quad (13)$$

式中: T 是视频有效帧的总长度,750 帧; i 为视频帧的序号; (x_i, y_i) 是跟踪算法中跟踪框在第 i 帧的中心位置; (X_i, Y_i) 是第 i 帧中跟踪目标的中心位置。式(13)表示了目标跟踪框中心位置与实际目标区域中心位置的平均长度。表1是利用式(13)对跟踪算法改进前后进行计算的跟踪结果误差。

表1 跟踪结果误差对比

算法	跟踪框中心位置平均偏移长度 \bar{d} /像素
改进前 CamShift	14.45
改进后 CamShift	3.16

结合图1、图3和表1可以看出:当跟踪的目标与背景的颜色较接近时,改进后的算法仍然能很好地跟踪住目标,而且其跟踪框中心位置平均偏移长度也较低,更接近目标区域的真实中心位置。

3.3 复杂场景下的目标跟踪

为了更好地说明本文算法对水面上船只的跟踪效果,基于本文的算法,又在其他背景环境中对水面的船只进行了跟踪算法检验。图4为一艘在宜昌市其他河流中航行的货轮拍摄视频,共有500帧。视频中小货轮在河流中航行速度较慢,但水面具有较大的水波,水波的干扰影响较大。图4的4帧图是从视频跟踪结果中取出的(第89、197、291、403帧),从中可以看出:虽有水波的严重干扰,但算法的跟踪仍然稳定,椭圆跟踪框都能稳定地跟踪着河流中的小货轮。这说明了本文跟踪算法具有很好的鲁棒性。

以下再用运动快的目标来检验算法的稳定性。图5是海面上游艇的一个视频,视频中共有200帧。游艇在海面上行驶速度快,海面也有较大的波浪,这也是一个干扰很大的一个背景环境。图5的4帧图取自于视频跟踪的结果(第40、90、

140、190 帧) ,从中可以看出: 有起伏的波浪造成了一个严重干扰的背景环境 ,在跟踪过程中 ,每一帧

的椭圆框都能很好地框住目标 ,说明对于快速目标本文算法具有很好的鲁棒性。



图 4 河流中货船的跟踪结果

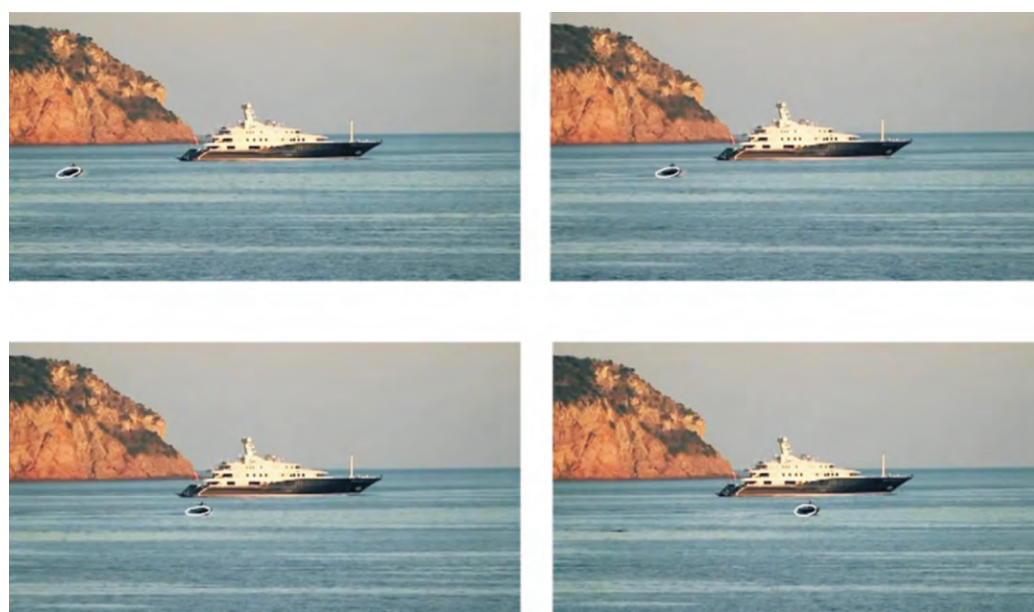


图 5 海面上游艇的跟踪结果

4 结束语

视频跟踪的算法比较多,而且跟踪的背景也千变万化,有时一些特定的跟踪算法只针对特定背景下的运动目标,因此在研究跟踪问题时还需要根据具体环境具体分析。到目前为止,还没有一种稳定的目标跟踪算法可以广泛适用于各种跟踪情景。本文在前人研究的基础之上,对 CamShift 跟踪算法做了一个小的改进,增加了计算颜色概率相似性期望的过程。实验结果表明:改进后的算法对船只有很好的跟踪效果;在不同的动态背景中,跟踪的效果也相对较好,结果稳定。但当动态背景的干扰更大,如水波更大时,该跟踪算法的效果是否稳定还需要进一步地研究与检验。

参考文献:

- [1] 杨朋. 目标跟踪技术在智能视频监控中的应用研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2014.
- [2] 曹迪. 基于 DSP 视频跟踪系统的设计与研究[D]. 长春: 吉林大学, 2013.
- [3] 高美凤, 刘娣. 分块帧差和背景相融合的运动目标检测[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 299-302.
- [4] 吴君钦, 刘昊, 罗勇. 静态背景下的运动目标检测算法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(5): 682-686.
- [5] 赵坤, 陈宇峰, 武文哲, 等. 融合时域特征识别的前景检测算法[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(9): 2112-2115.
- [6] 孙水发, 覃音诗, 马先兵, 等. 室外视频前景检测中的形态学改进 ViBe 算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(10): 159-162.
- [7] 贾建英, 董安国. 基于联合直方图的运动目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 2(5): 199-203.
- [8] 苏延召, 李艾华, 金广智, 等. 结合直方图反投影的多特征运动阴影检测算法[J]. 光电子·激光, 2014, 25(7): 1395-1402.
- [9] 云霄, 肖刚. 基于 CamShift 的多特征自适应融合船舶跟踪算法[J]. 机电工程, 2011, 38(5): 52-58.
- [10] 刘晴, 唐林波, 赵保军, 等. 基于自适应多特征融合的均值迁移红外目标跟踪[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(5): 1137-1141.
- [11] 赵欣, 陈峰, 吴立知. 一种改进的 meanshift 运动目标跟踪算法[J]. 通信技术, 2011, 44(11): 76-79.
- [12] 王田, 刘伟宁, 韩广良, 等. 基于改进 MeanShift 的目标跟踪算法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(3): 396-400.
- [13] 陈丽君, 马永杰. 自适应融合角点特征的 Camshift 目标跟踪[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(24): 178-182.
- [14] 邬大鹏, 程卫平, 于盛林. 基于帧间差分和运动估计的 Camshift 目标跟踪算法[J]. 光电工程, 2010, 37(1): 55-60.
- [15] 杨鹏生, 吴晓军, 张玉梅. 改进扩展卡尔曼滤波算法的目标跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(5): 71-74.
- [16] 郝晓静, 李国新, 李明珠, 等. 无迹卡尔曼滤波算法在目标跟踪中的研究[J]. 电子设计工程, 2012, 20(13): 161-164.

(责任编辑 杨黎丽)