



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
01
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像模糊测量 P20



第20卷第1期（总第225期）

2015年1月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

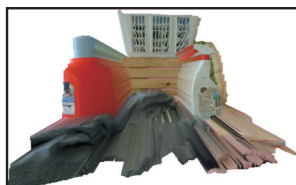
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

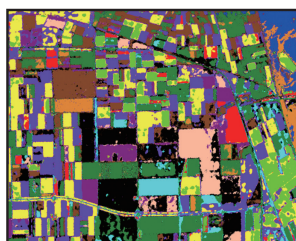
国内定价 50.00元



结合同场景立体图对的高质量深度图像重建(第0001页)



全局和局部结构内容自适应正则化的单幅图像超分辨模型(第0011页)



极化SAR相干斑抑制的非局部加权最小均方差滤波算法(第0140页)

图像处理和编码

结合同场景立体图对的高质量深度图像重建

杨宇翔, 高明煜, 尹克, 吴占雄 0001

全局和局部结构内容自适应正则化的单幅图像超分辨模型

唐松泽, 肖亮, 黄伟, 刘鹏飞 0011

基于BP神经网络的图像局部模糊测量

黄善春, 方贤勇, 周健, 沈峰 0020

基于投影轮廓的文本图像倾斜检测

程立, 姚为, 李波 0029

图像分析和识别

稀疏表示和贪婪搜索的人脸分类

刘梓, 宋晓宁, 唐振民 0039

分块LBP的素描人脸识别

周汐, 曹林 0050

随机场中运动一致性的多线索目标跟踪

陈晨树, 张骏, 谢昭, 高隼 0059

融合背景权重直方图的目标跟踪

田浩, 巨永锋, 孟凡琨, 李涪帆 0072

英文字母特征的双面碎纸拼接

周一凡, 王松静, 黄永斌 0085

图像理解和计算机视觉

融合特征的快速SURF配准算法

罗天健, 刘秉瀚 0095

垂直交叉双向搜索策略的自适应窗口匹配算法

符立梅, 彭国华 0104

针对重复模式图像的成对特征点匹配

罗楠, 孙权森, 陈强, 纪则轩, 夏德深 0113

医学图像处理

量子衍生PDE医学超声图像去斑

付晓薇, 王奕, 陈黎, 田菁 0125

遥感图像处理

PCA与移动窗小波变换的高光谱决策融合分类

叶珍, 何明一 0132

极化SAR相干斑抑制的非局部加权最小均方差滤波算法

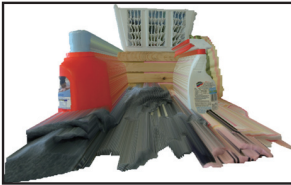
马晓双, 沈焕锋, 杨杰, 张良培 0140

数据筛选的低频UWB SAR图像快速可视化

李超, 李悦丽, 安道祥, 王广学 0151

CONTENTS

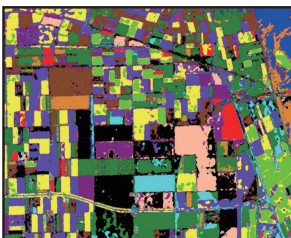
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



High-quality depth map reconstruction combining stereo image pair(P0001)



Global and local structural content adaptive regularization model for single image super-resolution(P0011)



PCA and windowed wavelet transform for hyperspectral decision fusion classification (P0140)

Image Processing and Coding

- High-quality depth map reconstruction combining stereo image pair
Yang Yuxiang, Gao Mingyu, Yin Ke, Wu Zhanxiong 0001
- Global and local structural content adaptive regularization model for single image super-resolution
Tang Songze, Xiao Liang, Huang Wei, Liu Pengfei 0011
- Image local blur measurement based on BP neural network
Huang Shanchun, Fang Xianrong, Zhou Jian, Shen Feng 0020
- Improved projection profile based algorithm for skew detecting in document images
Cheng Li, Yao Wei, Li Bo 0029

Image Analysis and Recognition

- Sparse representation based face recognition classification algorithm using greedy search strategy
Liu Zi, Song Xiaoning, Tang Zhenmin 0039
- The sketch face recognition combining with AdaBoost and blocking LBP
Zhou Xi, Cao Lin 0050
- Multi-cues object tracking based on motion consistence in random field
Chen Chenshu, Zhang Jun, Xie Zhao, Gao Jun 0059
- Improved tracking algorithm with background-weighted histogram
Tian Hao, Ju Yongfeng, Meng Fankun, Li Fufan 0072
- Double-sided shreds restoration based on English letters feature
Zhou Yifan, Wang Songjing, Huang Yongbin 0085

Image Understanding and Computer Vision

- Fast SURF key-points image registration algorithm by fusion features
Luo Tianjian, Liu Binghan 0095
- Cross-based bidirectional adaptive window for stereo matching
Fu Limei, Peng Guohua 0104
- Pair-wise feature points based matching algorithm for repetitive patterns images
Luo Nan, Sun Quansen, Chen Qiang, Ji Zexuan, Xia Deshen 0113

Medical Image Processing

- Quantum-inspired partial differential equation-based medical ultrasound image despeckling method
Fu Xiaowei, Wang Yi, Chen Li, Tian Jing 0125

Remote Sensing Image Processing

- PCA and windowed wavelet transform for hyperspectral decision fusion classification
Ye Zhen, He Mingyi 0132
- Polarimetric SAR speckle filtering using a nonlocal weighted minimum mean squared error filter
Ma Xiaoshuang, Shen Huanfeng, Yang Jie, Zhang Liangpei 0140
- Fast visualization method for UWB SAR images based on 3σ measurement
Li Chao, Li Yueli, An Daoxiang, Wang Guangxue 0151

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)01-0072-13

论文引用格式: Tian H, Ju Y F, Meng F K, Li F F. Improved tracking algorithm with background-weighted histogram[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(1): 0072-0084. [田浩, 巨永锋, 孟凡琨, 李涪帆. 融合背景权重直方图的目标跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(1): 0072-0084.] [DOI:10.11834/jig.20150108]

融合背景权重直方图的目标跟踪

田浩, 巨永锋, 孟凡琨, 李涪帆

长安大学电子与控制工程学院, 西安 710064

摘要: 目的 考虑到融合校正背景权重直方图(CBWH)的 Mean Shift(MS)目标跟踪算法只有 CBWH 更新而缺少目标模板更新, 以及在目标遮挡时鲁棒性欠佳的不足。方法 结合卡尔曼滤波器(KF)在目标状态预测和参数更新方面的可靠性, 将两层 KF 框架融入融合 CBWH 的 MS。第 1 层 KF 框架为目标位置预测层, 通过 KF 噪声与巴氏系数之间的关系, 实现跟踪结果的自适应调整, 减少遮挡对跟踪结果的影响; 第 2 层 KF 框架为目标模板更新层, 通过 KF 对目标模板中的每个非零元素进行滤波, 实现目标模板与 CBWH 的同步更新, 减少目标特征变化对跟踪结果的影响。结果 在背景干扰、遮挡以及特征变化等条件下进行实验, 得到本文算法、融合 CBWH 的 MS 和传统 MS 的平均跟踪误差分别为 5.43、19.2 和 51.43, 显示本文算法的跟踪精度最高。同时本文算法也具有较好的实时性。结论 本文算法在融合 CBWH 的 MS 基础上, 加入两层 KF 框架, 解决了原算法缺少目标模板更新和在目标遮挡时鲁棒性欠佳的不足, 最后实验验证了本文算法的有效性。

关键词: 目标跟踪; 均值漂移; 校正背景权重直方图; 两层卡尔曼滤波; 巴氏系数; 模板更新

Improved tracking algorithm with background-weighted histogram

Tian Hao, Ju Yongfeng, Meng Fankun, Li Fufan

School of Electronics and Control Engineering, Chang'an University, Xian 710064, China

Abstract: **Objective** A mean shift (MS) object tracking algorithm with a corrected background-weighted histogram (CBWH) only provides CBWH update but lacks an object template update. Moreover, it exhibits poor robustness in case of object occlusion. **Method** Our algorithm combines the reliability of the Kalman filter (KF) in terms of object state prediction and parameter updating, and applies two layers of the KF framework into MS with CBWH. The first layer of the KF framework for predicting object location achieves adaptive tracking results by applying the relationship between KF noise and the Bhattacharyya coefficient, and thus, reduces occlusion effect on the tracking results. The second layer of the KF framework for updating the object template achieves update synchronization of the object template and CBWH by filtering each nonzero element in the object template, and consequently, reduces the effect of changes in object features on the tracking results. **Result** Under background interference, occlusion, and characteristic change, the average tracking errors of our algorithm, MS with CBWH, and traditional MS are 5.43, 19.2, and 51.43, respectively. This result shows that the tracking precision of our algorithm is the highest. Our algorithm also performs well in real time. **Conclusion** Our algorithm adds two layers of the KF framework into MS with CBWH, thereby solving the weakness of the initial algorithm, which does not provide a template update and exhibits poor robustness in case of object occlusion. The effectiveness of our algorithm is verified in

收稿日期: 2014-06-17; 修回日期: 2014-09-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(61203374); 中央高校基本科研业务费专项资金(310832142008)

第一作者简介: 田浩(1989—), 男, 长安大学电子与控制工程学院博士研究生, 主要研究方向为图像图形处理以及在交通中的应用。

E-mail: kpcqz134@gmail.com

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61203374); The Fundamental Research Funds for the Central Universities (310832142008)

the experiments.

Key words: object tracking; mean shift; corrected background-weighted histogram; two layers of the Kalman filter; Bhat-tacharyya coefficient; template update

0 引言

目标跟踪在视频压缩、视频监控、人机交互和机器人等领域有着广泛的应用。在众多的跟踪算法中,MS算法具有出色的实时性和较强的鲁棒性,近几年引起了研究人员的广泛关注。

MS算法作为一种无参密度估计最初由Fukunaga等人^[1]提出,Cheng^[2]对其进行了2个方面的推广并给出了可能应用的领域,Comaniciu等人^[3]首次将MS算法应用到目标跟踪中。MS算法在跟踪中有着明显的优势,但也存在一些不足:1)目标特征描述方面略显匮乏,当目标颜色与背景颜色相近时容易产生跟踪误差;2)当目标发生遮挡时,容易丢失跟踪目标;3)缺乏必要的模板更新机制。考虑到MS算法的这些缺点,前人做了相应的改进。

对问题1)的改进方面:Comaniciu等人^[3]提出了背景权重直方图(BWH),对目标和候选目标模板进行修正,减少背景的干扰。文献[4-5]提出将目标分块,采用各块颜色直方图线性加权的方式表示目标特征;文献[6]提出将SURF作为辅助特征对MS的跟踪结果进行微调;Gouiffes等人^[7]将目标沿 x, y 轴2个方向分解得到6个颜色特征直方图,融入像素的空间信息;Leichter等人^[8]从多角度提取目标的颜色直方图,全方位表示目标特征;Leichter^[9]提出采用交叉bin颜色直方图表示目标特征,可以提高MS的鲁棒性;Ning等人^[10]指出采用BWH的MS^[3,11-13],通过迭代得到的结果与传统MS算法相同,并不能减少背景的影响;然后对BWH进行改进,提出了CBWH,实现了对背景的有效抑制。MS存在的不足1),经过上述方法的改进,得到了很好的解决。

对问题2)3)的改进方面:文献[14-19]提出将KF^[20]融入MS算法,通过KF的预测作用,预测目标的位置,提高算法的抗遮挡能力;文献[21-22]利用KF对MS算法中的目标核函数直方图进行滤波,更新目标模板,提高了跟踪效果。

然而文献[10]只考虑到了CBWH的更新,忽略了模板的更新;文献[14-19]和文献[21-22]也仅仅是采用了KF预测、更新作用中的1个,并没有考虑两者相结合的情况,同时也没有考虑背景的影响;针对上述文献的不足之处,并同时考虑到算法在遇到问题1)—3)时,本文在融合CBWH的MS算法基础上,加入了两层KF框架:利用第1层KF框架预测目标位置,通过KF噪声与巴氏系数之间的关系,实现跟踪结果的自适应调整,减少了遮挡对跟踪结果的影响;利用第2层KF框架更新目标模板,通过KF对目标模板中的每个非零元素进行滤波,实现目标模板与CBWH的同步更新,减少了目标特征变化对跟踪结果的影响。通过实验显示,本文算法与传统MS和融合CBWH的MS相比,跟踪效果更好。

1 背景权重直方图减少背景干扰

1.1 背景权重直方图 BWH

在目标跟踪过程中,背景信息都会或多或少的掺杂进目标模板和候选目标模板,当出现问题1)中目标特征与背景特征颜色相近的情况时,跟踪的精度会降低,甚至会丢失目标。为了减少背景的干扰,以目标的中心为中心,构建尺寸为目标3倍的包围区,将包围区与目标之间背景的直方图表示为

$$\hat{\boldsymbol{\delta}} = \{\hat{\delta}_u | u = 1, \dots, m\} \left(\sum_{u=1}^m \hat{\delta}_u = 1 \right)$$

令 δ^* 表示 $\hat{\boldsymbol{\delta}}$ 中的最小非零元素,可得到BWH^[3]为

$$\boldsymbol{v} = \{\min(\delta^*/\hat{\delta}_u, 1) | u = 1, \dots, m\}$$

式中, u 表示颜色直方图索引。经过BWH修正后的目标模板 $\hat{q}'_u$ 可表示为

$$\hat{q}'_u = C'v_u \times$$

$$\sum_{i=1}^n k(\|(\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i)/h\|^2) \delta[b(\mathbf{x}_i) - u] \quad (1)$$

式中, $k(\cdot)$ 、 $\delta(\cdot)$ 和 $b(\cdot)$ 分别表示高斯核函数、狄拉克函数和颜色直方图索引映射函数, $\mathbf{y}_0$ 和 $\mathbf{x}_i$ 分别表示目标中心坐标和目标内像素坐标, v_u 和 h 分别

表示背景权重和跟踪窗带宽。归一化系数

$$C' =$$

$$\left\{ \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) \sum_{u=1}^m v_u \delta(b(\mathbf{x}_i) - u) \right\}^{-1}$$

经修正后的候选目标模板 $\hat{p}'_u(\mathbf{y})$ 可表示为

$$\hat{p}'_u(\mathbf{y}) = C'_c v_u \times \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) \delta(b(\mathbf{x}_i) - u) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{y}$ 表示候选目标坐标。归一化系数

$$C'_c = \left\{ \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{h} \right\|^2 \right) \sum_{u=1}^m v_u \delta(b(\mathbf{x}_i) - u) \right\}^{-1}$$

图1为目标跟踪过程中出现目标特征与背景特征颜色相近的情况。

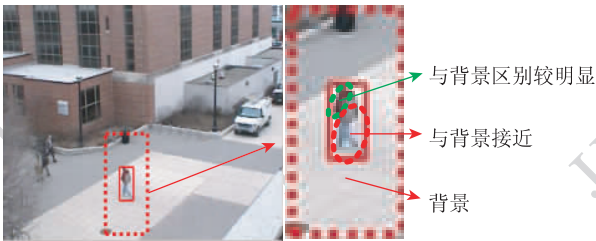


图1 目标特征与背景特征相近

Fig. 1 Object feature close to background feature

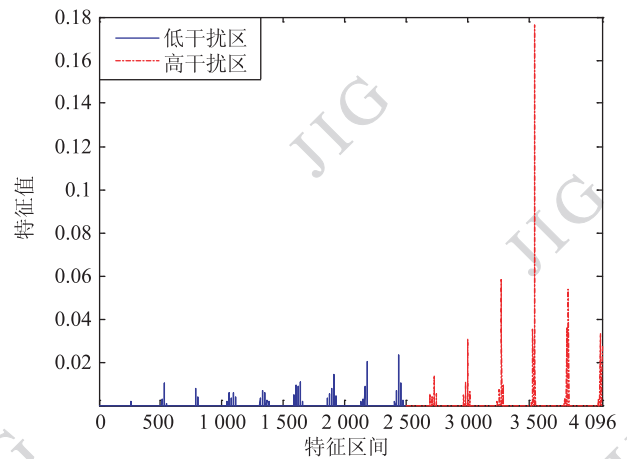
图1中红色跟踪框内所要跟踪的目标为行人,红色虚线框是尺寸为目标3倍的包围区,从图1中可见红色框内不仅包含较多背景信息,而且目标的特征(红色椭圆标出)与背景较接近,只有特征(绿色椭圆标出)与背景区别明显。图2为目标模板经BWH修正前后的对比图,对比图2(a)—(c)并计算 $\hat{q}$ 与 $\hat{\delta}$ 间巴氏系数 $\rho = 0.71$,修正后 $\hat{q}'$ 与 $\hat{\delta}$ 间巴氏系数 $\rho' = 0.19$,巴氏系数明显降低,极大地降低了背景的干扰。

1.2 矫正的背景权重直方图 CBWH

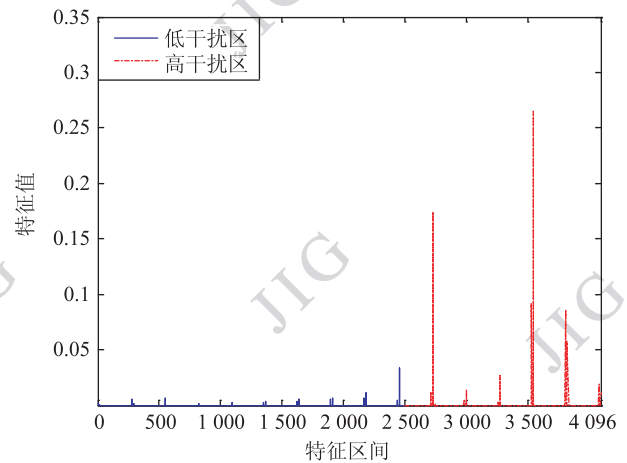
令 w'_i 表示经过 BWH 修正后候选目标区点 $\mathbf{x}_i$ 处的权重, u' 表示 $\mathbf{x}_i$ 处颜色特征投影到颜色直方图对应的索引值,通过式(1)(2)和推导, w'_i ^[10] 可表示为

$$w'_i = \sqrt{\frac{\hat{q}'_{u'}}{\hat{p}'_{u'}(\mathbf{y})}} = \sqrt{\frac{C'_c C'}{C C'_c}} \cdot w_i \quad (3)$$

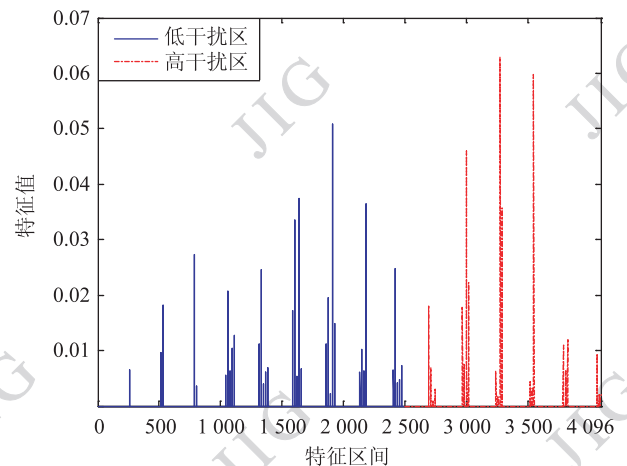
式中, w_i 表示未经 BWH 修正的目标模板和候选目标模板所得到的 $\mathbf{x}_i$ 处的权重。将式(3)代入 MS 迭



(a) 修正前目标模板 $\hat{q}$



(b) 背景特征 $\hat{\delta}$



(c) 修正后目标模板 $\hat{q}'$

图2 目标模板修正前后对比

Fig. 2 Templates before and after correction

代公式^[3],可得到新位置

$$\mathbf{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n w'_i \mathbf{x}_i g_i}{\sum_{i=1}^n w'_i g_i} =$$

$$\frac{\sqrt{\frac{C_c C'}{C C'_c}}}{\sqrt{\frac{C_c C'}{C C'_c}}} \times \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i g_i}{\sum_{i=1}^n w_i g_i} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i g_i}{\sum_{i=1}^n w_i g_i} \quad (4)$$

由式(4)可知,虽然 BWH 的思想是正确的,但是通过 MS 迭代,所得结果与传统 MS 相同,并不能减少背景的干扰。

CBWH^[10]正是为了解决该问题而提出的,与 BWH 的不同之处在于 CBWH 只对目标模板进行修正,即目标模板表示为式(1)的形式,而候选目标模板表示为 $\hat{p}_u(\mathbf{y})$ ^[3],此时 x_i 处权重^[10]为

$$w''_i = \sqrt{\frac{\hat{q}'_u}{\hat{p}_u(\mathbf{y})}} = w_i \cdot \sqrt{v'_u} \quad (5)$$

式(5)表示了融合 CBWH 的 MS 与传统 MS 在 x_i 处权重间的关系, x_i 处的颜色特征在背景 δ 中的值越大,相应的 v'_u 就会越小, x_i 处的权重就会越低, x_i 处对应的背景特征对定位精度的影响也会越小。

目标跟踪过程中,背景并不是固定不变的,因此需要对 CBWH 进行更新;令 $\hat{\delta}$ 、 $\hat{\nu}$ 分别表示背景模板和 CBWH 模板, $\hat{\delta}'$ 、 $\hat{\nu}'$ 分别表示当前帧目标处背景颜色直方图和 CBWH,计算 $\hat{\delta}'$ 与 $\hat{\delta}$ 间的巴氏系数 ρ ,通过以下关系判断 CBWH 是否更新^[10],即

$$\begin{aligned} &\text{if } \rho < \varepsilon_1 \\ &\text{then } \hat{\nu} = \hat{\nu}', \hat{\delta} = \hat{\delta}' \end{aligned}$$

上述 ε_1 为判断 CBWH 是否更新的阈值,实验结果表明 ε_1 取 0.4 就能满足需求。

2 融合两层 KF 的 MS 算法

2.1 两层 KF 的引入

KF^[20]作为最优化自回归数据处理算法,在导航与控制、传感器数据研究人员融合等方面已经有超过 30 年的广泛应用。近年来也应用于计算机视觉领域,例如边缘检测、图像分割、人脸识别、目标跟踪等方面。

研究人员为了改进 MS 算法,将 KF 融入其中,提出了 2 种改进方案:第 1 种是将 KF 作为目标位置变化的预测机制^[14-19],提高目标在遮挡情况时跟踪的鲁棒性,其原理如图 3(a)所示;第 2 种针对 MS 算法缺乏必要的模板更新机制,对目标模板进行滤

波,达到更新模板的目的^[21-22],提高算法在目标特征发生变化时的跟踪性能,其原理如图 3(b)所示。

本文在这两种改进方案的基础上,将这两种滤波方案融入 MS 算法中。以第 1 种方案作为第 1 层,结合巴氏系数与 KF 的参数,自适应地调整跟踪结果;以第 2 种方案作为第 2 层,利用第 1 层滤波前后的目标模板,实时更新目标模板。通过两层 KF,融合了两种方案的优点,同时将自适应的目标位置预测机制和模板更新融入 MS 算法中,进一步提高跟踪的性能,其原理如图 3 所示。

2.2 第 1 层 KF 融合算法

该层 KF 的滤波方程^[20]为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_k &= \mathbf{A} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \\ \mathbf{Z}_k &= \mathbf{H} \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{aligned}$$

KF 的更新方程^[20]为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_k^- = \mathbf{A} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \\ \mathbf{P}_k^- = \mathbf{A} \mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{Q} \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H} \hat{\mathbf{X}}_k^-) \\ \mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}) \mathbf{P}_k^- \end{cases} \quad (6)$$

式中, k 表示帧数,选择跟踪目标的位置 $\mathbf{x}$ 和速度 $\mathbf{v}$ 作为 KF 的状态变量,则状态变量 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}, \mathbf{v}]^T$;因为图像是 2 维的,分别将位置坐标和速度沿横轴 x 和纵轴 y 2 个方向分解为 $\mathbf{X} = [x_x, x_y, v_x, v_y]^T$ 。由于视频每帧的采样间隔相同,将时间间隔定义为单位 1。由速度、位置、时间之间的关系

$$\begin{cases} x_x^t = x_x^{t-1} + v_x^{t-1} \cdot \Delta t \\ x_y^t = x_y^{t-1} + v_y^{t-1} \cdot \Delta t \\ v_x^t = v_x^{t-1} \\ v_y^t = v_y^{t-1} \\ \Delta t = 1 \end{cases}$$

可以得到状态转移矩阵

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

以预测值 $\hat{\mathbf{X}}^-$ 的位置分量作为 MS 的初始搜索点,以 MS 的搜索结果作为 KF 的测量值 $\mathbf{Z}$ 。同样将 $\mathbf{Z}$ 沿横轴 x 和纵轴 y 2 个方向分解为 $[\mathbf{Z}_x, \mathbf{Z}_y]^T$,可以得到测量矩阵

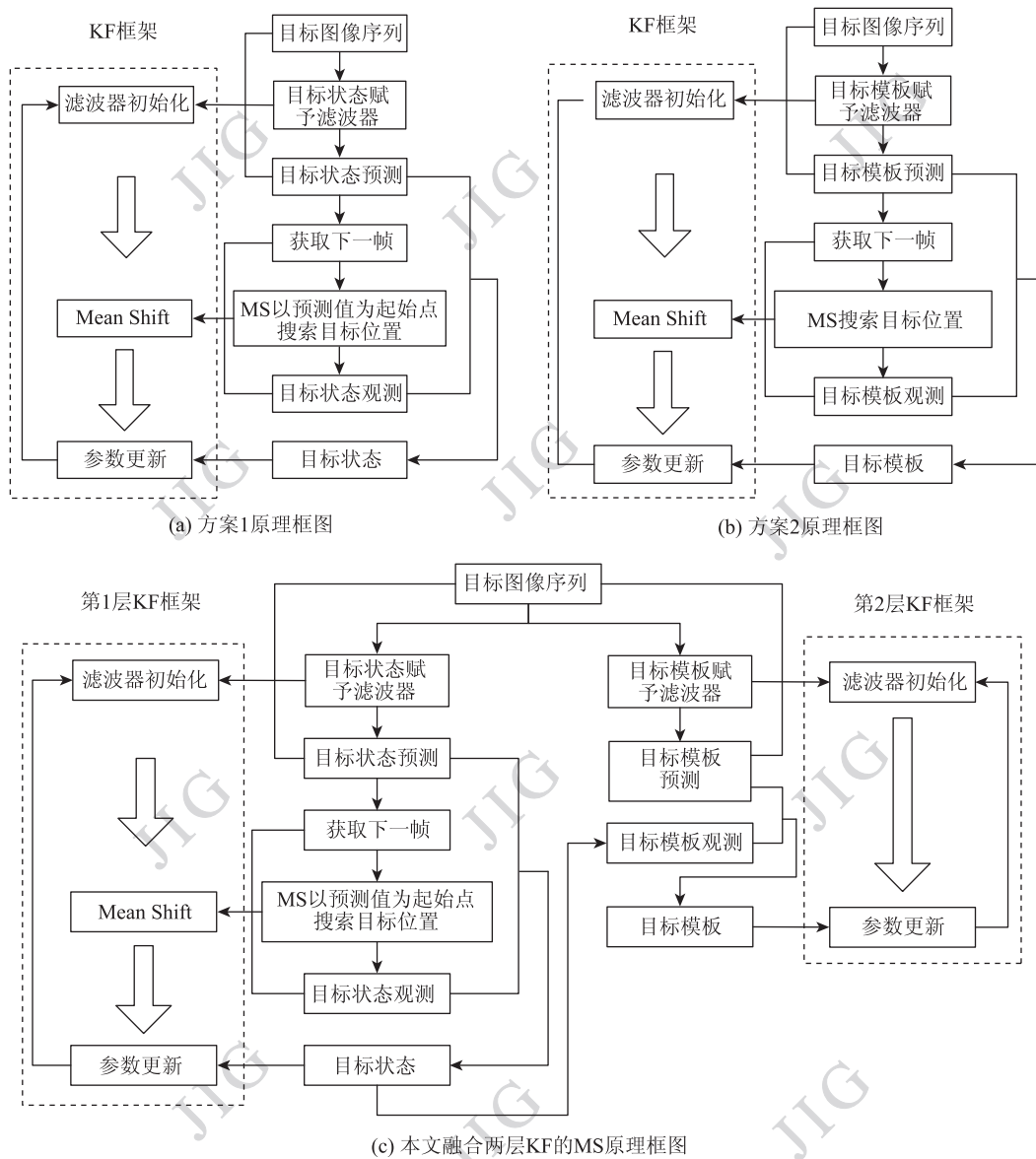


图3 融合KF的MS原理框图

Fig. 3 Block diagram of the MS with KF

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Q 、 R 分别为高斯噪声 W_{k-1} 和 V_k 对应的噪声协方差矩阵, Q 、 R 为对角阵, 即

$$Q = \sigma_Q^2 \cdot I_{4 \times 4}, R = \sigma_R^2 \cdot I_{2 \times 2}$$

$I_{4 \times 4}$ 、 $I_{2 \times 2}$ 分别为四阶和二阶单位矩阵。 P 表示测量误差矩阵, 在初始帧中, 由于跟踪目标的位置坐标是已知的, 而速度是未知的, 因此误差 P 的初始值为

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p \end{bmatrix}$$

式中, p 为非零值, 取值为 $1^{[20]}$ 。

增益 K 决定了当前帧的跟踪结果偏向于预测值还是测量值^[20]。由式(6)可知增益 K 与测量噪声 R 成减函数关系, $\det(R)$ 越小, 测量值 Z_k 的可信度越高, 预测值 $\hat{X}_k^-$ 的可信度越低, 即跟踪结果更偏向于测量值 Z_k , 反之亦然。基于此, 本文将表示候选目标与目标模板之间相似程度的巴氏系数与噪声 Q 、 R 联系起来, 令 $\delta_Q^2 = \hat{\rho}^n(y)$, $\delta_R^2 = 1 - \hat{\rho}^n(y)$, 则

$$Q = \hat{\rho}^n(y) \cdot I_{4 \times 4}$$

$$R = [1 - \hat{\rho}^n(y)] \cdot I_{2 \times 2}$$

采用不同的 n 值, 噪声对跟踪结果会产生不同的影

响,本文取值为1^[17]。

当测量值对应的 $\hat{\rho}(\mathbf{y})$ 趋近于1时,表示MS搜索得到的目标与实际目标匹配程度较高,MS的搜索结果可以满足跟踪需要。此时由于 $\hat{\rho}(\mathbf{y})$ 趋近于1,导致 σ_R^2 趋近于0,即 $\det(\mathbf{R})$ 趋近于0,此时的测量值在跟踪结果中占的比重大,观测值在跟踪结果中占的比重小,跟踪结果偏向于测量值。

当测量值对应的 $\hat{\rho}(\mathbf{y})$ 小于阈值 ε_2 时, ε_2 取0.4,表示此时MS搜索得到的目标与实际目标匹配程度较低,跟踪误差较大,MS的搜索结果不能满足跟踪需要,跟踪结果应该偏向预测值,相应的对 σ_Q^2 和 σ_R^2 进行调整:令 σ_Q^2 的值保持不变,为保证 $\det(\mathbf{R})$ 很大,将 σ_R^2 设置为一个较大的数值 $\tau^{[17,20]} = 10^n$,本文取 $n = 4$ 。其余情况下,预测值和测量值在跟踪结果中的比重相当。自适应调节过程的数学表示为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_k \xrightarrow{\text{趋近于}} \mathbf{Z}_k, & \hat{\rho}(\mathbf{y}) \xrightarrow{\text{趋近于}} 1 \\ \hat{\mathbf{X}}_k \xrightarrow{\text{趋近于}} \hat{\mathbf{X}}_k^-, & \hat{\rho}(\mathbf{y}) < \varepsilon_2, \varepsilon_2 = 0.4 \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_k^- + K_k(\mathbf{Z}_k - H\hat{\mathbf{X}}_k^-) & \varepsilon_2 < \hat{\rho}(\mathbf{y}) < 1 \end{cases}$$

经过上述参数设置,通过第1层KF可以根据巴氏系数的大小自适应的调整预测值和测量值在跟踪结果中的比重,得到最优的滤波结果,确定目标的位置。

2.3 第2层KF融合算法

选择目标模板直方图中每个非零元素作为第2层KF的状态变量。令 k 表示帧数, i 表示非零元素的序号,第 k 帧目标模板直方图中第 i 个元素的表示方式为 p_i^k ,则每个非零元素的KF方程^[20-22]为

$$\begin{aligned} p_i^k &= p_i^{k-1} + w_{k-1} \\ o_i^k &= p_i^k + v_k \end{aligned}$$

式中, o_i^k 为观测值,表示第 k 帧经过第1层KF结果处目标模板中第 i 个元素; w_{k-1} 和 v_k 都为服从高斯分布的噪声变量,其方差分别为 σ_w^2 和 σ_v^2 。

该层参数的更新方程^[20-22]为

$$\begin{cases} \hat{p}_i^{k-} = \hat{p}_i^{k-1} \\ q_i^{k-} = q_i^{k-1} + \sigma_w^2 \\ m_i^k = \frac{q_i^{k-}}{q_i^{k-} + \sigma_v^2} \\ \hat{p}_i^k = \hat{p}_i^{k-} + m_i^k(o_i^k - \hat{p}_i^{k-}) \\ q_i^k = (1 - m_i^k)q_i^{k-} \end{cases} \quad (7)$$

将 $o_i^k - \hat{p}_i^{k-}$ 定义为滤波残差,并将其表示为 r_i^k ^[21-22]。滤波开始后,前 l 帧滤波残差的均方值可表示为

$$\overline{(r^k)^2} = \frac{1}{ml} \sum_{k=l+1}^k \sum_{i=1}^m (o_i^k - \hat{p}_i^{k-})^2 \quad (8)$$

式中, l 取3^[21-22], m 为模板直方图中非零元素的个数,滤波初始参数为

$$\begin{cases} \sigma_v^2 = 0.5 \overline{(r^{k_1})^2} \\ \sigma_w^2 = 0 \\ q_i^1 = 0.5 \overline{(r^{k_1})^2} \end{cases} \quad (9)$$

式中, k_1 为滤波初始帧。

通常假设滤波器工作过程中 σ_v^2 为常数,保持不变,然后通过调整 σ_w^2 的值来满足滤波的需要^[21-22]。

由式(7)(9)可知,要想滤波系统工作正常,需要保证滤波初始帧的初始滤波参数设置正常,即 $\sigma_v^2 = q_i^1 \neq 0$,否则会导致式(7)中的 m_i^k 不确定。由式(8)(9)可知,要保证 σ_v^2 和 q_i^1 为非零值,需要残差非零。因此从视频第4帧开始,若计算所得的 r^k 为第1个非零值,则认为此时的 k 为滤波初始帧,因此选择滤波初始帧的过程可表示为

$$\begin{aligned} &\text{if } r^k \neq 0 (k = 4, \dots, f) \\ &\text{then } k \text{ 为滤波初始帧} \end{aligned}$$

2.4 目标模板更新的条件及准则

目标跟踪过程中,目标特征也不是固定不变的,因此也需要对目标模板进行更新。在判断模板是否需要更新的条件有2种。

1) 计算目标模板观测值 o^k 与预测值 $\hat{p}^{k-}$ 间的巴氏系数 ρ ,通过式(10)判断目标模板是否更新^[20]。

$$\hat{p}_i^k = \begin{cases} \hat{p}_i^{k-} + m_i^k(o_i^k - \hat{p}_i^{k-}) & \text{rule: } \rho \geq \varepsilon_2 \\ \hat{p}_i^{k-1} & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

2) 基于 t 假设检验的模板更新^[22],滤波残差 $\mathbf{R} \sim N(\mu, \sigma^2)$,从 $\mathbf{R}$ 中随机取 M 个数据 $r_i^k (i = 1, \dots, M)$,因并不知道 σ^2 的值,所以 $t = \sqrt{M}(\bar{r} - \mu_0)/s \sim t(M-1)$, μ_0 取式(8)中的 $\bar{r}^k$ 。建立检验假设: $H_0, \mu \leq \mu_0$,即 l 帧滤波残差平均值小于或等于所取样本残差; $H_1, \mu > \mu_0$,即 l 帧滤波残差平均值大于所取样本残差;取单侧 t 检验水平 $\alpha = 0.05$,从 $\mathbf{R}$ 中随机取 $M = 21$ ^[22]个样本,查表可知 $t_{\alpha=0.05}(20) = 1.721$,则式(10)的rule变为 $t \leq 1.721$ 。

当目标发生遮挡时,可能会导致巴氏系数值小于所设定的阈值 ε_2 ,同时也可能会导致滤波残差的数据结构发生变化,使得假设检验 $t \leq 1.721$ 。仅仅通过条件 1) 或条件 2) 作为模板更新的准则,很容易造成模板的过度更新,因此本文模板更新的准则取条件 1) 和条件 2) 的交集,式 (10) 的 rule 变为 $\rho \geq \varepsilon_2 \cap t \leq 1.721$ 。

综合上述 2 点,可以使得目标遮挡后并不满足所设定的模板更新条件,因此不会将遮挡物的模板更新到目标模板中,防止了模板的过度更新,保持了模板的稳健性。

3 融合 CBWH 和两层 KF 的 MS 算法

如图 4 所示,本文融合 CBWH 和两层 KF 的 MS 算法主要由模板修正模块、MS 模块、第 1 层 KF 模块、第 2 层 KF 模块以及 CBWH 更新模块组成。本文算法流程如下:

1) 读取第 1 帧图像,选择跟踪目标,确定目标中心坐标 y ,设定 $k=2$,则状态变量的初始值为

$\hat{X}_{k-1} = (y, 0, 0)$,初始化矩阵 A 、 H 和 P_{k-1} 。计算初始目标、背景和 CBWH 模板: $\hat{q}$ 、 δ 和 $\hat{v}$ 。

2) 根据 $\hat{q}$ 和 $\hat{v}$ 计算修正后的目标模板 $\hat{q}'$ 。

3) 读取下一帧,根据式 (6) 计算预测值 $\hat{X}_k^-$,得到第 k 帧图像初始搜索位置 y_0 。

4) 计算 y_0 处候选目标的颜色直方图 $p(y_0)$,并计算其与目标模板之间的巴氏系数 $\hat{\rho}(y_0)$ 。

5) 计算新位置的坐标 y_1 ,计算 y_1 处候选目标的颜色直方图 $p(y_1)$,并计算其与目标模板之间的巴氏系数 $\hat{\rho}(y_1)$ 。

6) 若 $\hat{\rho}(y_1) < \hat{\rho}(y_0)$,则 $y_1 \leftarrow (y_1 + y_0)/2$,重新计算 y_1 处的巴氏系数 $\hat{\rho}(y_1)$,直到 $\hat{\rho}(y_1) > \hat{\rho}(y_0)$;若在此步中第 2 次计算得到的 y_1 与 y_1 的初始值相等,则执行步骤 7)。

7) 若 $|y_1 - y_0| < 1$,则令测量值 $Z_k \leftarrow y_1^T$,执行步骤 8); 否则 $y_0 \leftarrow y_1$,执行步骤 5)。

8) 由巴氏系数确定 Q 与 R ,更新第 1 层 KF 参数,得到第 k 帧目标中心坐标 y 。

9) 根据 $k-1$ 帧目标模板 $\hat{q}$ 和 y 处目标颜色直方图 $p(y)$,通过第 2 层 KF,更新目标模板 $\hat{q}$ 。根据

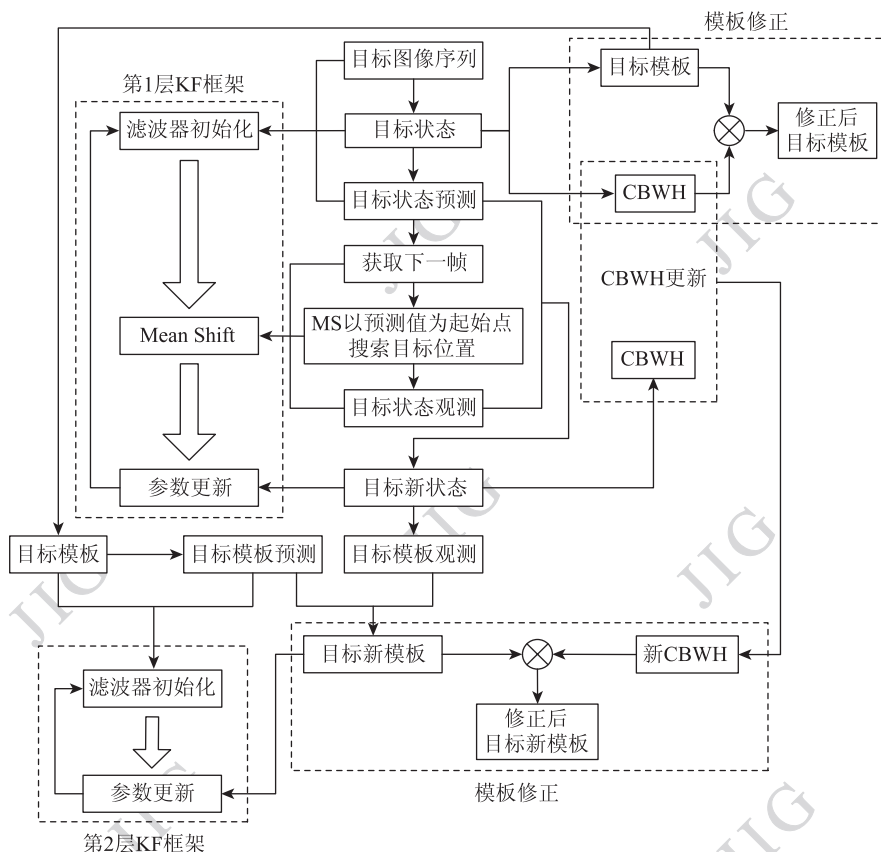


图 4 算法原理框图

Fig. 4 Block diagram of the algorithm

$k-1$ 帧背景模板 $\hat{\delta}$ 和 y 处背景颜色直方图 $\hat{\delta}'$ 之间的巴氏系数, 更新背景模板 $\hat{\delta}$ 和 CBWH 模板 $\hat{v}$, 同时令 $k \leftarrow k+1$ 。

10) 若所有帧图像读取完毕, 则算法结束; 否则执行步骤 2)。

4 实验结果与分析

实验所采用的计算机配置为 Intel(R) Core

(TM)2 Duo CPU E7500 @ 2.93 GHz, 内存 4 GB, 操作系统为 32 位 Windows7 旗舰版, 实验环境为 Matlab 2014a。实验所采用的测试视频尺寸均为 320×240 , 颜色空间均归一化为 $16 \times 16 \times 16$ 。表 1 为实验内容说明, 表 2 为实验平均数据。

4.1 实验 1 结果与分析

对于实验 1, 由表 1 可知, 目标行人①受到了较强的背景干扰, 因此该实验可以测试算法在背景干扰下的性能。

表 1 实验内容

Table 1 Experiment content

实验内容	目标	初始帧目标中心	目标尺寸	背景干扰	遮挡	特征变化	旋转	帧数
实验 1	行人①	(184,142)	(34,16)	强	无	不明显	无	1~150
实验 2	行人②	(148,57)	(28,12)	强	轻微	不明显	无	1~100
实验 3	跑步人	(112,199)	(32,20)	弱	严重	不明显	无	1~150
实验 4	汽车	(40,212)	(32,44)	强	较严重	明显	有	1~260

表 2 实验平均数据

Table 2 Experiment average data

	本文算法		融合 CBWH 的 MS		传统 MS	
	平均误差	平均每帧耗时/s	平均误差	平均每帧耗时/s	平均误差	平均每帧耗时/s
实验 1	2.2	0.19	1.98	0.21	38.92	0.13
实验 2	3.94	0.19	4.42	0.26	34.59	0.12
实验 3	3.82	0.09	35.76	0.38	84.37	0.12
实验 4	11.76	0.19	34.64	0.26	47.85	0.16
均值	5.43	0.17	19.2	0.28	51.43	0.13

由图 5、表 2 可知, 由于传统 MS 对背景较敏感, 产生了较大的跟踪误差, 甚至在 #48 帧后丢失目标; 而本文的方法和融合 CBWH 的 MS 则由于具备较强抗背景干扰的能力, 都能够实现对目标的精确跟踪, 两者间的差距可以忽略。由图 5(d)、表 2 可知, 由于本文算法通过第 1 层 KF 的预测作用可以减少 MS 迭代次数, 进而减少计算量, 而传统 MS 在丢失目标后, 没有搜索新的目标, 因此本文算法耗时介于另外两种方法之间。

由分析可知, 当目标仅受到较强的背景干扰时, 本文算法与融合 CBWH 的 MS 性能相当, 都要优于传统 MS, 但是本文算法在实时性方面要略优于融合 CBWH 的 MS。

4.2 实验 2 结果与分析

对于实验 2, 由表 1 可知, 目标行人②不仅受到了较强的背景干扰, 而且还受到了轻微遮挡, 因此该实验可以测试算法在背景干扰和轻微遮挡下的性能。

由图 6、表 2 可知, 相对于实验 1 中传统 MS 的表现, 其从初始帧开始就不能够跟踪目标。本文的方法和融合 CBWH 的 MS 在前 50 帧达到了几乎相同的跟踪效果; 在 #60 帧后, 由于目标行人②被行人①遮挡, 融合 CBWH 的 MS 跟踪误差逐渐增大, 在 #66 帧达到最大, 但由于遮挡较轻微, 之后又恢复对目标的跟踪; 而本文算法依靠两层 KF, 可以避免此次遮挡带来的消极影响, 保持了对目标的高精度跟踪。由图 6(d)、表 2 可知, 同实验 1, 本文算法耗时介于另外 2 种方法之间。

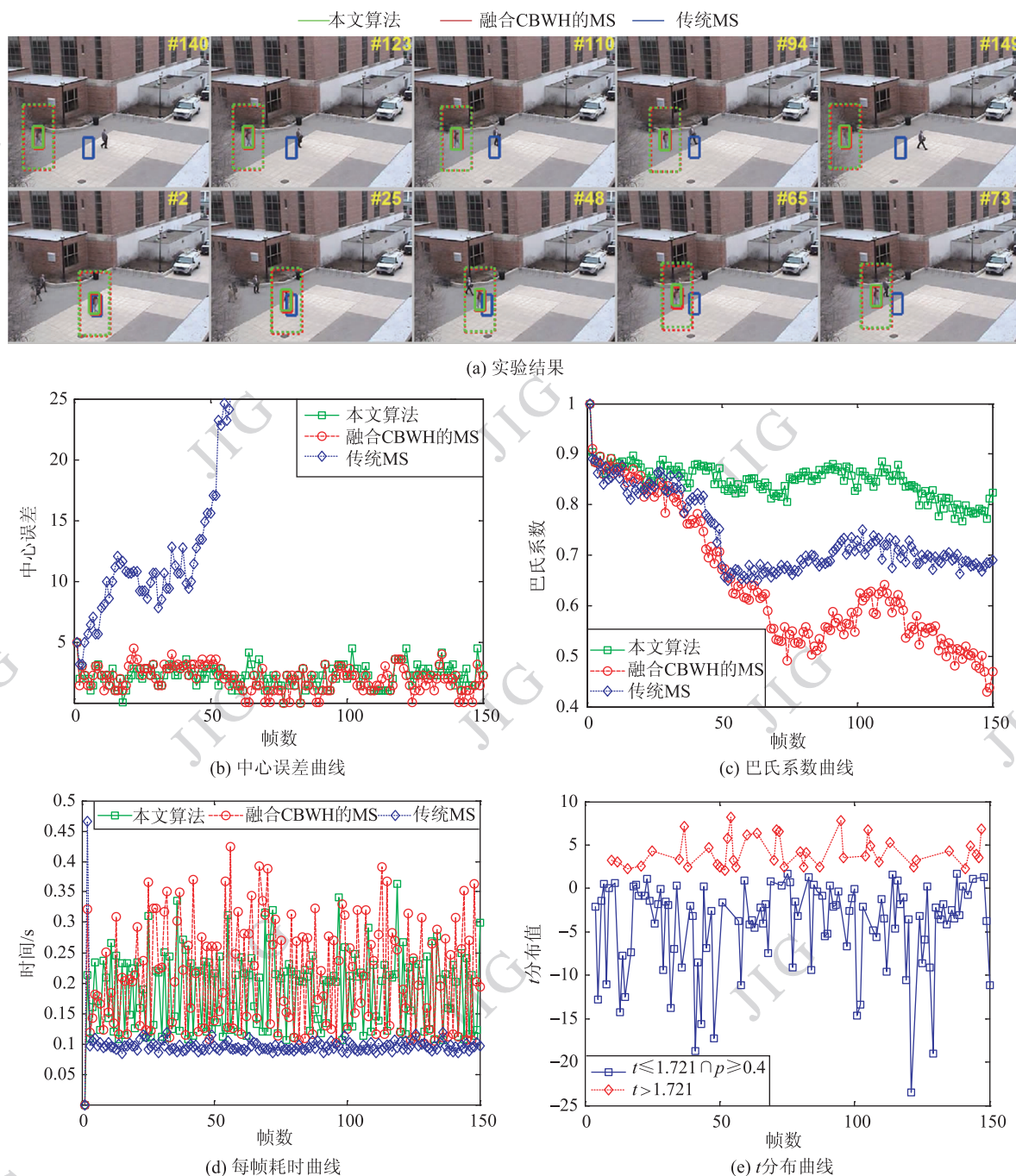


图5 实验1结果与数据

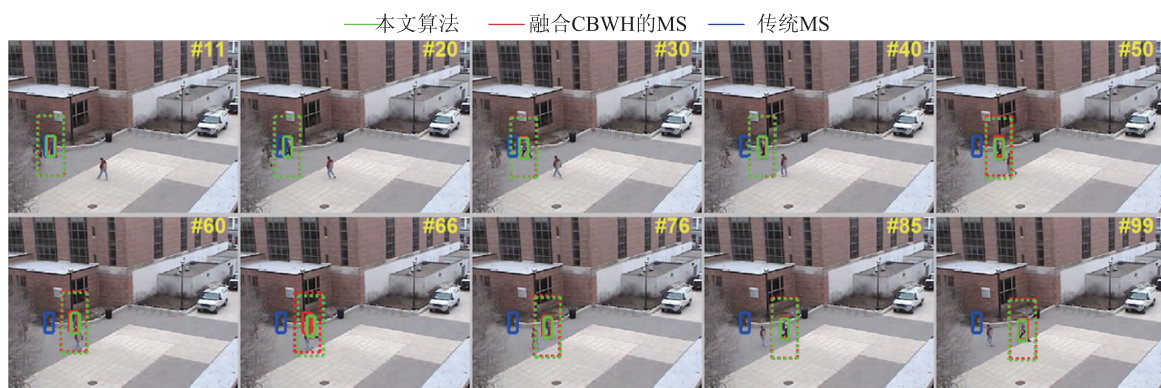
Fig. 5 Experiment 1 results and data

由分析可知,当目标受到较强的背景干扰和轻微遮挡时,本文算法和融合CBWH的MS性能都要优于传统MS,并且融合CBWH的MS性能比本文算法略差。

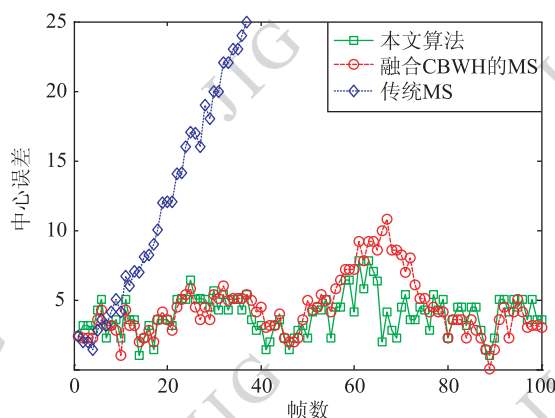
4.3 实验3 结果与分析

对于实验3,由表1可知,目标跑步人受到的背景干扰较弱,但是由于发生了严重的遮挡,因此该实验可以测试算法在严重遮挡下的性能。

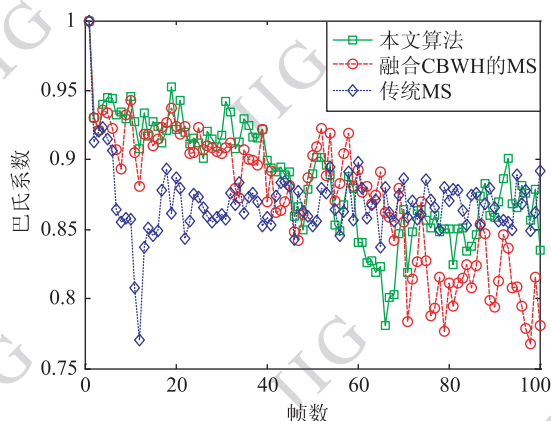
由图7、表2可知,在前48帧遮挡发生前,由于背景干扰较弱,3种方法跟踪精度相当。#48~#65帧,目标先被障碍物遮挡,之后复现的这段过程中,传统MS和融合CBWH的MS丢失目标;但因为本文算法的巴氏系数大于阈值0.4,所以跟踪结果由第1层卡尔曼滤波的预测值和跟踪算法的观测值共同决定,目标的运动轨迹得到了精确的估计,从而能够不丢失目标。#70帧后,MS持续丢失目标;融合



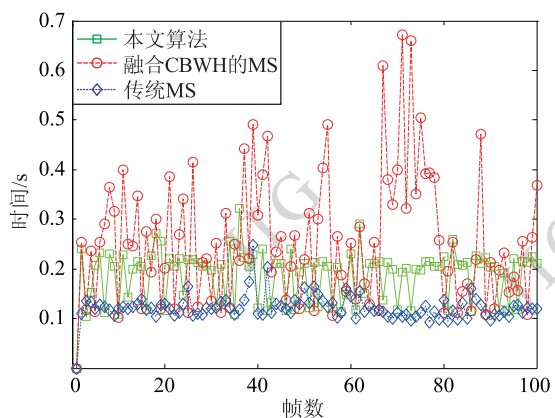
(a) 实验结果



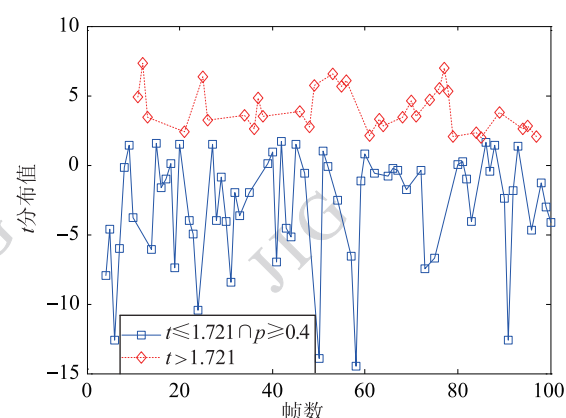
(b) 中心误差曲线



(c) 巴氏系数曲线



(d) 每帧耗时曲线



(e) t分布曲线

图6 实验2结果与数据

Fig. 6 Experiment 2 results and data

CBWH 的 MS 会漂移到错误的目标上;本文算法保持了对目标的高精度跟踪。由图 7(d)、表 2 可知,不同于实验 1 和实验 2 的是,MS 在丢失目标后会继续迭代搜索目标,导致耗时增加,因此本文算法耗时小于另外两种方法。

由分析可知,当目标受到严重遮挡时,本文算法在第 1 层卡尔曼滤波和跟踪算法的共同作用下,能够不丢失目标;而传统 MS 和融合 CBWH 的 MS 由于缺乏该机制,会丢失目标。

4.4 实验 4 结果与分析

对于实验 4,相比于前 3 个实验,由表 1 可知,目标汽车在运动过程中经历了一系列更加复杂的干扰:1)受到了背景的干扰;2)受到了遮挡的影响;3)产生了旋转变换;4)由于旋转和光照的影响,目标特征发生了变化。由此可见,该实验对所使用算法的测试及其苛刻,从该实验得到的跟踪结果上,可以更加清晰的展示算法在各个方面的性能。

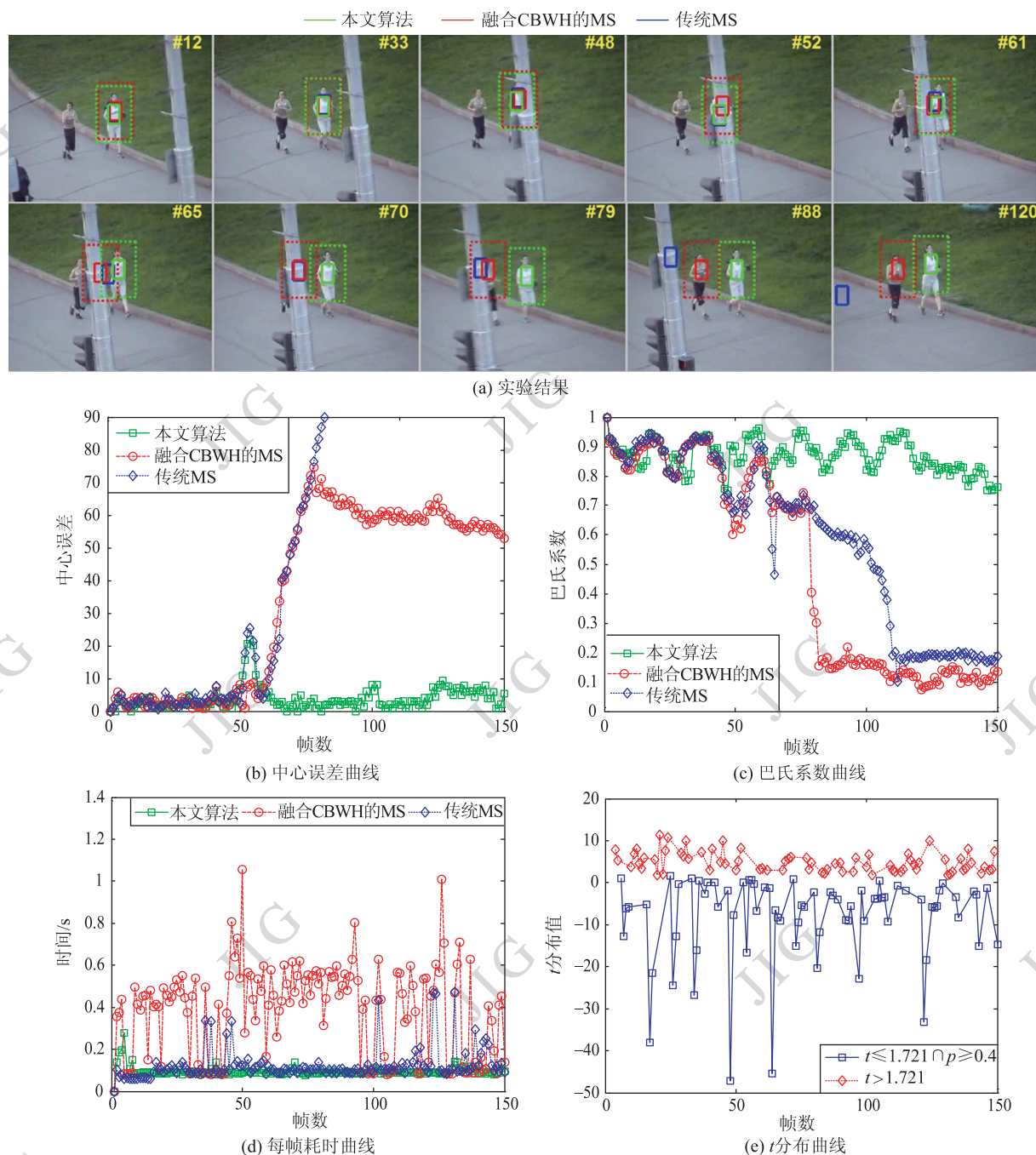


图7 实验3结果与数据

Fig. 7 Experiment 3 results and data

由图8、表2可知,在前120帧,目标汽车由于转弯而发生了旋转。在旋转过程中,目标特征发生了变化,传统MS跟踪误差最大,融合CBWH的MS次之,而本文算法通过第2层KF不断更新目标模板,因此误差最小。#120~#190帧,目标汽车同时受到黑色汽车的遮挡和1辆与之颜色相近汽车的影响;#120~#170帧,3种方法都产生了较大的跟踪误差,但本文算法在#170帧时的巴氏系数小于阈值

0.4,因此之后的跟踪结果由第1层卡尔曼滤波的预测值决定,跟踪算法的观测值不再起作用,之前的准确跟踪保证了预测值的准确性,由此也保证了后续帧能够跟踪目标不丢失;所以到#190帧时,虽然传统MS和融合CBWH的MS都丢失目标,本文算法在#120~#170帧间产生比前120帧更大的跟踪误差,但依然能继续跟踪目标。#190帧后,目标汽车同时受到了光照变化和另外1辆黑色汽车遮挡的影

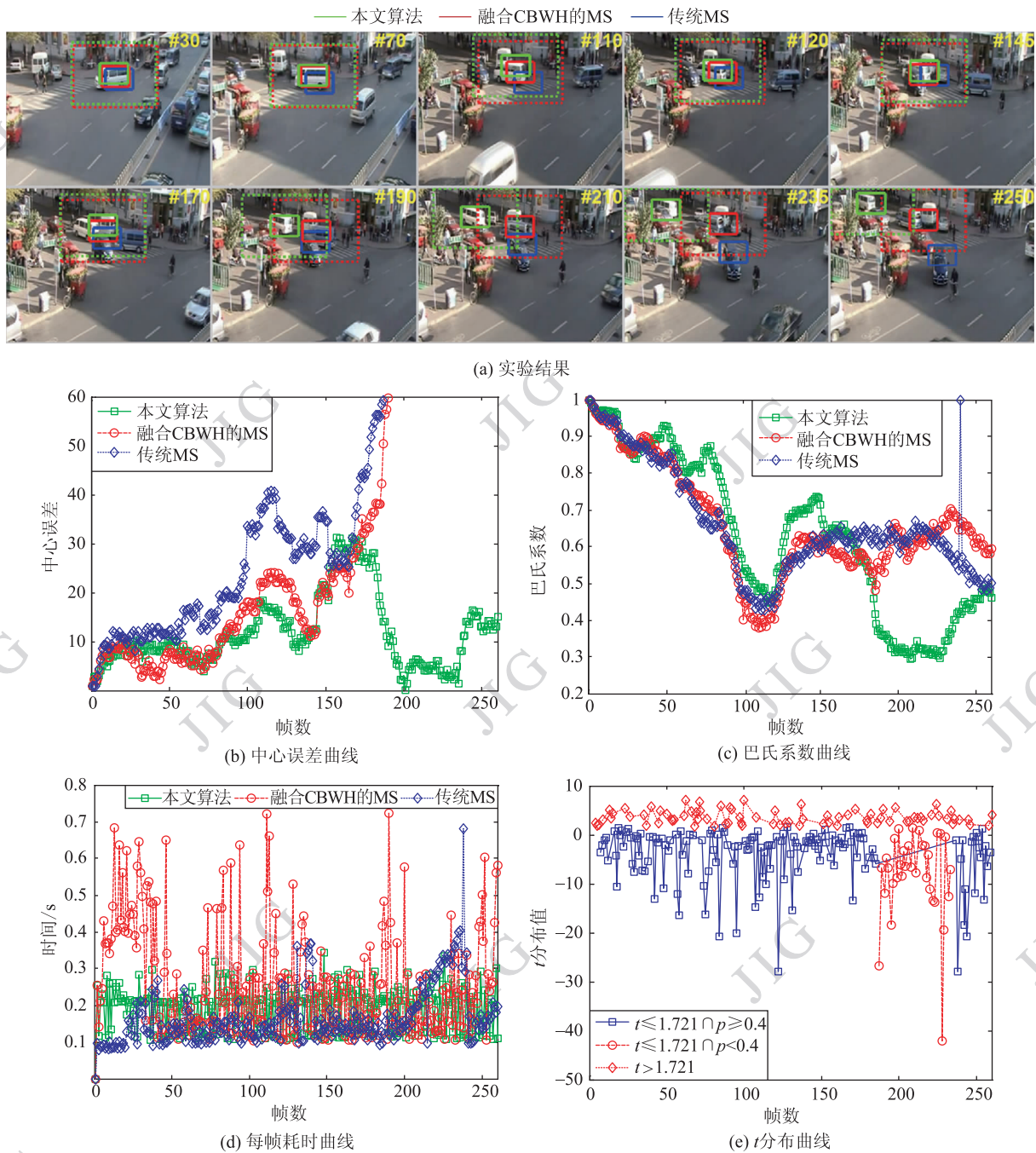


图8 实验4结果与数据

Fig. 8 Experiment 4 results and data

响,本文算法依靠两层 KF 可以同时抵抗两者的干扰,对目标汽车继续保持了较高精度的跟踪,跟踪误差变小;而融合 CBWH 的 MS 和传统 MS 则从#190 帧丢失目标后就不能够跟踪目标,两者的跟踪误差成线性增加。由图 8(d)、表 2 可知,同实验 1 和实验 2,本文算法耗时介于另外 2 种方法之间。

由分析可知,在目标受到背景干扰和遮挡的影响,及目标因旋转和光照变化而导致特征变化的复

杂环境下,本文算法充分发挥了 CBWH 和两层 KF 融合后的性能,跟踪结果全面优于融合 CBWH 的 MS 和传统 MS,融合 CBWH 的 MS 性能次之,传统 MS 性能最差。

5 结论

本文针对传统 MS 做出改进后的融合 CBWH 的

MS 只有 CBWH 更新而缺少目标模板更新,以及在目标遮挡时鲁棒性欠佳的不足,利用 KF 在目标状态预测和参数更新方面的可靠性,将两层 KF 框架融入其中:通过第 1 层对目标运动预测,减少遮挡对跟踪结果的影响;通过第 2 层实现目标模板与 CBWH 的同步更新,减少目标特征变化对跟踪结果的影响。最后经实验验证,与融合 CBWH 的 MS 和传统 MS 相比,本文算法跟踪精度更高,同时具有良好的实时性。本文算法对强背景干扰和短时间强遮挡的运动目标跟踪具有良好的适用性。今后的研究方向主要是将目标模板的滤波范围扩展到所有特征区间,而不仅限于非零区间。

参考文献 (References)

- [1] Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density-function with applications in pattern recognition [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40.
- [2] Cheng Y Z. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-576.
- [4] Jeyakar J, Babu R V, Ramakrishnan K R. Robust object tracking with background-weighted local kernels [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 112(3): 296-309.
- [5] Du K, Ju Y F, Jin Y L, et al. Meanshift tracking algorithm with adaptive block color histogram [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2012, 34(6): 140-144. [杜凯, 巨永锋, 靳引利, 等. 自适应分块颜色直方图的 mean-shift 跟踪算法 [J]. 武汉理工大学学报, 2012, 34(6): 140-144.]
- [6] Bao X, Du K, Tian H. Object tracking based on improved mean shift and surf [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 21: 133-137. [包旭, 杜凯, 田浩. 基于改进 mean shift 和 surf 的目标跟踪 [J]. 计算机工程与应用, 2013, 21: 133-137.]
- [7] Gouffes M, Laguzet F, Lacassagne L. Projection-histograms for mean-shift tracking [C]//Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Image Processing. Hong Kong, China: IEEE, 2010: 4617-4620.
- [8] Leichter I, Lindenbaum M, Rivlin E. Mean shift tracking with multiple reference color histograms [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114(3): 400-408.
- [9] Leichter I. Mean shift trackers with cross-bin metrics [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(4): 695-706.
- [10] Ning J F, Zhang L, Zhang D, et al. Robust mean-shift tracking with corrected background-weighted histogram [J]. Computer Vision, IET, 2012, 6(1): 62-69.
- [11] Jeyakar J, Babu R V, Ramakrishnan K R. Robust object tracking with background-weighted local kernels [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 112(3): 296-309.
- [12] Li L F, Feng Z. An efficient object tracking method based on adaptive nonparametric approach [J]. Optoelectronic Review, 2005, 13(4): 325-330.
- [13] Allen J, Xu R, Jin J S. Mean shift object tracking for a siml computer [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Information Technology and Applications. Sydney, Australia: IEEE, 2005, 1: 692-697.
- [14] Zhou S B, Hu P, Liu Y J. Target tracking based on improved mean-shift and adaptive kalman filter [J]. Journal of Computer Applications, 2010, 6: 1573-1576. [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, 6: 1573-1576.]
- [15] Babu R V. Robust tracking with motion estimation and local kernel-based color modeling [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(8): 1205-1216.
- [16] Ali A, Terada K. A general framework for multi-human tracking using kalman filter and fast mean shift algorithms [J]. Journal of Universal Computer Science, 2010, 16(6): 921-937.
- [17] Li X H. Object tracking using an adaptive kalman filter combined with mean shift [J]. Optical Engineering, 2010, 49(2): 020503(1-3).
- [18] Chu C T. Human tracking by adaptive kalman filtering and multiple kernels tracking with projected gradients [C]//Proceedings of the 5th ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras. Ghent, Belgium: IEEE, 2011: 1-6.
- [19] Chu C T. Tracking human under occlusion based on adaptive multiple kernels with projected gradients [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2013, 15(7): 1602-1615.
- [20] Welch G, Bishop G. An introduction to the kalman filter, TR95-041 [R]. North Carolina: Department of Computer Science, University of North Carolina at Chapel Hill, 2006.
- [21] Peng N S, Yang J, Zhou D K, et al. Mean-shift tracking with adaptive model update mechanism [J]. Data Acquisition and Processing, 2005, 20(2): 126-129. [彭宁嵩, 杨杰, 周大可, 等. Mean-shift 跟踪算法中目标模型的自适应更新 [J]. 数据采集与处理, 2005, 20(2): 126-129.]
- [22] Peng N S. Mean shift blob tracking with kernel histogram filtering and hypothesis testing [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(5): 605-614.