

引用格式:张宇阳. 基于相似背景与 HSV 空间颜色直方图的目标跟踪[J]. 电光与控制, 2019, 26(4):100-105. ZHANG Y Y. Object tracking based on similar background and color histogram in HSV color space[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(4):100-105.

基于相似背景与 HSV 空间颜色直方图的目标跟踪

张宇阳

(上海工程技术大学, 上海 201600)

摘要: 针对相关滤波器的存在边界效应问题, 提出了一种基于相似背景与 HSV 空间颜色直方图的目标跟踪算法。通过最佳伙伴相似原理(Best-Buddies Similarity), 在真实背景中选取与目标相似度较高的相似背景作为负样本训练相关滤波器, 降低边界效应。并将 HSV 空间颜色直方图与贝叶斯分类器结合对目标进行颜色跟踪, 利用颜色直方图信息提高复杂背景下目标跟踪的成功率。在 OTB-50 和 OTB-100 中挑选 16 个视频进行实验, 与当前主流的 6 种跟踪算法对比, 本文算法的成功率得分 0.593, 准确率得分 0.467, 优于 6 种主流的目标跟踪算法, 能够有效提高目标跟踪的成功率和准确率, 并且具有较好的实时性。

关键词: 相关滤波器; 边界效应; 相似背景; 贝叶斯分类器; HSV 空间颜色直方图

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.04.020

Object Tracking Based on Similar Background and Color Histogram in HSV Color Space

ZHANG Yu-yang

(Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201600, China)

Abstract: In order to solve the problem of boundary effects of the correlation filter, an object tracking algorithm is proposed based on similar background and color histogram in HSV color space. By using the Best-Buddies Similarity principle, similar backgrounds with higher similarity to the target are selected in the real background as the negative sample to train the correlation filter, so as to reduce the boundary effect. In order to improve the success rate of object tracking in complicated environment, the color histogram in HSV color space is combined with Bayes classifier for color tracking. Experiments are carried out on 16 videos selected from OTB-50 and OTB-100, and the results are compared with that of the current six tracking algorithms. The success rate and accuracy of the proposed algorithm are 0.593 and 0.467 respectively, which is superior to that of the other six algorithms. The proposed algorithm can effectively improve the success rate and accuracy of object tracking and has good real-time performance.

Key words: correlation filter; boundary effect; similar background; Bayes classifier; color histogram in HSV color space

0 引言

目标跟踪一直是计算机视觉的一个非常重要的研究领域, 被用于生活中如嫌疑人监控、卡口车辆跟踪、无人机定位等^[1-2]。虽然目标跟踪已经有了成熟的理论, 但是受光照、目标自身变化和背景环境等因素影响,

目标跟踪仍然是一个具有挑战性的问题^[3-4]。

基于相关滤波器的跟踪方法由于出色的实时性和鲁棒性被广泛应用。文献[5]将相关滤波器引入目标跟踪, 提出基于相关滤波器(MOOSE)的目标跟踪, 将目标作为正样本, 仿射变换生成负样本, 训练分类器区分目标与背景实现跟踪。文献[6]在文献[5]的基础上提出 CSK 算法。根据周期假设原理, 利用循环矩阵对目标移位操作生成大量的负样本, 在频率域训练相关滤波器, 保证了跟踪实时性, 提高了相关滤波器的跟踪性能, 被学者广泛采用^[7-11]。通过循环矩阵生成的负样本, 在频率域训练相关滤波器时会导致不同程度的边界效应,

收稿日期: 2018-05-30

修回日期: 2018-06-09

基金项目: 上海市科委基金项目(16dz1206002); 上海工程技术大学研究生创新项目基金(E3-0903-17-01032)

作者简介: 张宇阳(1993—), 男, 江苏淮安人, 硕士生, 研究方向为目标跟踪及图像识别。

使得目标响应区域变大并且让响应不能集中在目标中心区域,影响跟踪的准确度与成功率^[12]。文献[13]提出 CFLB 算法,使用增广矩阵构建相对真实的虚拟负样本,减少了边界效应。但是构造而来的仍非真实的负样本,在复杂环境下目标跟踪效果提升有限。文献[14]又提出了基于真实背景的 BACF 算法,截取真实的背景作为负样本训练相关滤波器。但是随机截取的背景负样本无法表现出干扰项的特征,导致在复杂背景下对目标跟踪仍然困难。另外,大多数相关滤波器算法使用 HOG 特征或卷积特征,未能有效利用目标的颜色直方图进行跟踪^[5-9,11,13-16]。

本文提出了基于相似背景与 HSV 空间颜色直方图的目标跟踪算法(SBCH)。首先,基于最佳伙伴相似原理(Best-Buddies Similarity)^[17],在背景区域中选取与目标相似度较高的干扰区域作为负样本,训练相关滤波器,减少边界效应对跟踪响应的影响,提高相关滤波器区分目标与背景的能力。然后,增加一个颜色跟踪器,将 HSV 颜色直方图与贝叶斯分类器结合,对目标进行颜色跟踪,利用 HSV 空间颜色直方图提高复杂环境下目标跟踪的准确率和成功率。最后,将颜色跟踪的结果与相关滤波器跟踪的结果相结合得到目标最终的运动估计。

1 基本概念

1.1 基于相关滤波器的目标跟踪

相关滤波器是基于周期假设原理,利用循环矩阵对目标区域进行移位操作,构建负样本,在时域满足输出最小误差函数

$$E(H) = \left\| Y - \sum_{i=1}^d H^i * F^i \right\|_2^2 + \sum_{i=1}^d \| H^i \|_2^2 \quad (1)$$

式中: $F^d \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 表示大小为 $m \times n \times d$ 的目标特征; $H^d \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为相关滤波器模板; $Y \in \mathbf{R}^{m \times n}$ 为目标的期望输出,从空间域转换到频率域,即

$$E(h) = \left\| Y(j) - \sum_{i=1}^d H^i F^i[\Delta\tau_j] \right\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^d \| H^i \|_2^2 \quad (2)$$

式中: $Y(j)$ 为目标在下一帧的位置; H^i 代表相关滤波器; F^i 代表目标候选区域; $\Delta\tau_j$ 为循环矩阵; $F^i[\Delta\tau_j]$ 组成了正负样本集。 $E(h)$ 越小,目标跟踪越准确。

对候选区域建立高斯模型分配权重,越靠近中心区域的特征所占的权重越大,然后使用脊回归解得相关滤波器

$$H^i = \frac{A_i}{B_i} = \frac{\hat{G}\hat{F}}{\hat{F}\hat{F} + \varepsilon} \quad (3)$$

在获取最佳滤波器 H^i 后,将下一帧候选区域特征 F_{i+1}^i 导入滤波器,获取响应集合 $y_i, i=0,1,\dots,n$,为

$$y_i = F^{-1}(H_i F_{i+1}^i) \quad (4)$$

式中, F^{-1} 为傅里叶反变换,将空间域转换到频率域提高运算速度。最大响应 $\max(y_i)$ 即为目标运动新的中心点位置 P_{i+1} 。

1.2 最佳伙伴相似原理

最佳伙伴相似原理是一种图像匹配方法。通过在图像中采集一系列的特征块,计算目标与样本间的相似度^[17]。

以 S 维的 HOG 特征为例,把目标分为 $N \times N$ 的矩阵块,提取每个矩阵块的 HOG 特征,目标特征块为 $S \times N \times N$,用 $F_1 = \{f_i^1\}_i^K$ 表示目标特征块集,共 K 个特征块;将候选图片分成 $N \times N$ 的矩阵块,提取 HOG 特征,候选区域的特征块为 $S \times N \times N$,用 $P_2 = \{p_i^2\}_i^J$ 表示候选区域特征块集,共 J 个特征块。

最佳相似度算式为

$$B_{\text{BBS}}(F_1 P_2) = \frac{1}{\min\{K, J\}} \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^J d(f_i^1, p_j^2) \quad (5)$$

式中, $d(f_i^1, p_j^2)$ 表示目标区域特征点与候选区域特征点之间的欧氏距离。 $B_{\text{BBS}}(F_1 P_2)$ 值越大,表示目标与背景相似度越大。

图1所示为利用最佳伙伴原理选取具有干扰特征的背景。



图1 利用最佳伙伴原理选取具有干扰特征的背景

Fig.1 Selecting the background area with high similarity to the target by the Best-Buddies Similarity principle

2 基于相似背景与 HSV 空间颜色直方图的目标跟踪

2.1 基于相似背景的相关滤波器

根据最佳伙伴相似原理在真实背景中选取与目标相似度较高的区域作为负样本训练相关滤波器,降低循环矩阵带来的边界效应。基于相似背景的相关滤波器满足输出误差函数

$$E(H) = \left\| Y(j) - \sum_{i=1}^d H^i F^i[\Delta\tau_j] P^i \right\|_2^2 + \lambda \sum_{i=1}^d \| H^i \|_2^2 \quad (6)$$

式中: P^i 为二维矩阵,代表从原图的背景中截取的相似负样本集合; $F^i[\Delta\tau_j] P^i$ 构成训练的正负样本集。在

频率域,相关滤波器服从

$$E(\mathbf{h}) = \frac{1}{2} \|\hat{y} - \hat{x}\sqrt{T}(FP^T \otimes I_K)\mathbf{h}\|_2^2 + \frac{1}{2} \|\mathbf{h}\|_2^2 \quad (7)$$

式中: \hat{x} 和 \hat{y} 为 x 和 y 的离散傅里叶, x 和 y 代表标签和回归值 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{KT}, y_{KT})$,大小为 $T \times KT$; $\mathbf{I} = [i_1, i_2, i_3, \dots, i_K] \in \mathbf{R}^{K \times K}$ 是一个残差向量;相关滤波器 $\mathbf{h} = [h_1, h_2, h_3, \dots, h_K] \in \mathbf{R}^{K \times K}$; \otimes 为克罗内克积。在目标跟踪过程中,回归值 y 为相关滤波 h 与 x 的相关运算后的输出结果,当 y 越大, x 为目标的概率越大。

\mathbf{h} 是通过大量的正负样本训练出的相关滤波器,通过构建增广拉格朗日函数求解

$$\mathcal{L}(\mathbf{h}, \hat{g}, \hat{\xi}) = \frac{1}{2} \|\hat{y} - \hat{x}\hat{g}\|_2^2 + \frac{1}{2} \|\mathbf{h}\|_2^2 +$$

$$\hat{\xi}^T (\hat{g} - \sqrt{T}(FP^T \otimes I_K)\mathbf{h}) + \frac{\mu}{2} (\hat{g} - \sqrt{T}(FP^T \otimes I_K)\mathbf{h}) \quad (8)$$

式中, g 为辅助变量, $g = \sqrt{T}(FP^T \otimes I_K)\mathbf{h}$ 。利用增广拉格朗日法解出 \mathbf{h} 为

$$\hat{\mathbf{h}}(t)^* = (\mu + \frac{\lambda}{\sqrt{T}})^{-1} (\mu g + \xi) \quad (9)$$

式中: λ 为正则项参数; μ 为惩罚函数; ξ 为 $1 \times KT$ 拉格朗日向量。

相关滤波器更新算式为

$$h_i = \eta h_i + (1 - \eta) h_{i-1} \quad (10)$$

图2所示为循环矩阵训练相关滤波器(DCF)、真实背景训练相关滤波器(BACF)和相似背景训练相关滤波器(SBCH)3种训练方法以及响应对比。

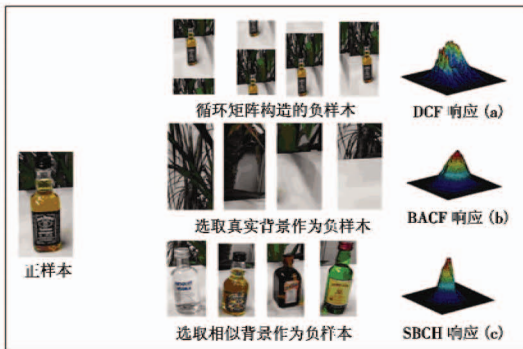


图2 3种训练方法以及响应对比

Fig. 2 Three training methods and their response

2.2 基于HSV空间颜色直方图的贝叶斯分类器

为了有效利用目标的颜色信息,本文对目标建立HSV空间颜色直方图外观模型,对目标进行颜色跟踪。颜色直方图是描述不同灰度级颜色在视频或图片序列中的数量,它与像素点所在的空间位置无关。相对于RGB颜色空间,HSV空间对光照变化的敏感度较低,能够较好地反映图片的颜色分布。相对于相关滤波器,贝叶斯分类器更适合与颜色直方图相结合,计算每点像素属于目标区域的概率,进行颜色跟踪^[18]。

首先,构建目标与背景区域的贝叶斯分类器为

$$p(x \in O | O, S, b_x) \approx \frac{p(b_x | x \in O)P(x \in O) + 1}{\sum_{z \in \{O, S\}} p(b_x | (x \in Z))P(x \in Z) + 2} \quad (11)$$

式中: O 是目标; S 是背景; b_x 为组成彩色图像 x 位置上的像素值 $I(x)$ 属于HSV直方图的第 b 通道。利用贝叶斯公式计算每级像素属于目标的概率。为了避免某一像素级没有出现在背景中,设置没有出现的像素级的概率为0.5。

当背景出现与目标颜色相近的干扰项的时候,基于贝叶斯分类器的颜色跟踪会发生失败,需要对于干扰项建立贝叶斯分类器,为

$$p(x \in O | O, D, b_x) \approx \frac{p(b_x | x \in O)P(x \in O) + 1}{\sum_{z \in \{O, D\}} p(b_x | (x \in Z))P(x \in Z) + 2} \quad (12)$$

式中, D 是根据HSV颜色直方图与最佳伙伴相似原理得到的干扰区域^[19]。

对候选区域像素的概率统计为

$$p(x \in O | O, b_x) = ap(x \in O | O, S, b_x) + (1 - a)p(x \in O | O, D, b_x) \quad (13)$$

$$H_{(i,j)} = \sum_{x \in O} p(x \in O | O, b_x) \quad (14)$$

式中, a 为背景与干扰项的权重,以初始框或上一帧目标尺度对下一帧的候选区域进行扫描,统计框中所有属于目标的概率,然后对概率图进行均值滤波,过滤掉干扰点,最后再选取最大的概率 $\max(H_{(i,j)})$ 所在的点为目标下一帧的中心位置。

图3所示为目标及其概率分布。

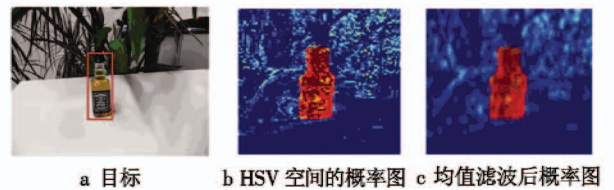


图3 目标及其概率分布

Fig. 3 Target and probability distributions

2.3 跟踪策略

2.3.1 位置跟踪

1) 基于相似背景的相关滤波器的位置跟踪。在第一帧获得目标的初始区域 $img(i, j)$,根据式(5)的最佳伙伴相似原理,在背景区域中截取与目标区域特征相似度最高的背景作为负样本 P^d ,根据式(9),训练相关滤波器 h_i^d 。将下一帧的候选区域 F_{i+1}^d 与相关滤波器 h_i^d 做卷积运算,获取响应集合为 $y_{(i,j)}, i=0, 1, \dots, n$ 。

2) 基于HSV空间颜色直方图的贝叶斯分类器的

位置跟踪。在候选区域中,利用贝叶斯分类器,得到各点属于目标的概率值,根据式(14),得到候选区域各点的概率 $H_{(i,j)}, i=0,1,\dots,n$ 。

将相关滤波器的响应集 $y_{(i,j)}, i=0,1,\dots,n$ 与贝叶斯分类器的颜色概率集 $H_{(i,j)}, i=0,1,\dots,n$ 相结合,选取 Y_{\max} 为目标在 $t+1$ 帧的位置为

$$Y_{(i,j)} = \lambda_1 y_{(i,j)} + \lambda_2 H_{(i,j)} \quad (15)$$

式中, λ_1, λ_2 为相关滤波器和贝叶斯分类器的权重。

图4所示为联合跟踪。

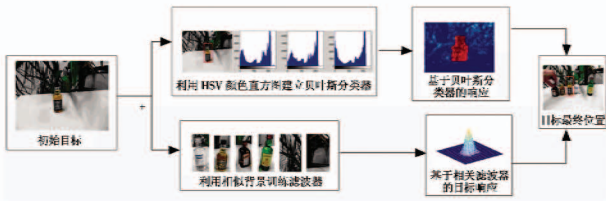


图4 联合跟踪

Fig.4 Joint tracking

2.3.2 尺度跟踪

由于颜色跟踪器对尺度变化具有较差的鲁棒性,因此仅使用尺度金字塔结合 HOG 特征进行尺度跟踪。利用上一帧的尺度大小 Z'_{t-1} , 乘以尺度级数 n , 获取不同大小的尺度集 Z'_t , 导入到尺度相关滤波器 H 中, 得到响应集合 y_s , 选取 $\max(y_s)$, 即为最匹配的尺度。

尺寸选择原则为

$$C = s^n P \times s^n R \quad (16)$$

式中: s 为初始值固定的尺度因子; P, R 分别代表前一帧目标的宽与高; n 为尺度级数范围。最佳尺度选择公式为

$$y_s = F^{-1} \left\{ \frac{A_i^{\text{scale}} z_t^s}{B_i^{\text{scale}} + \lambda} \right\} \quad (17)$$

3 实验与分析

3.1 参数设置与测试视频集

实验所采用计算机 CPU 为 i7-7700k, 4.2 GHz, 显卡为 GTX1070。程序参数设置: 候选框为初始目标的 2.5 倍, 学习率为 0.01, 尺度金字塔层数为 33。

实验对比算法为 DSST^[8], Staple^[10], SRDCF^[9], MDnet^[15], TCNN^[16] 和 C-COT^[11]。DSST 和 Staple 是基于相关滤波器的目标跟踪算法, MDnet 和 TCNN 是基于深度学习的目标跟踪算法, C-COT 是深度学习与相关滤波器结合的跟踪算法。

在 OTB-50^[20] 与 OTB-100^[21] 数据集的基础上选取 Panda, Bird1 和 Liquor 等 16 个有代表性的视频进行实验。这 16 个视频包括了光照变化 (IV)、尺度变化 (SV)、遮挡 (OCC)、形变 (DEF)、运动模糊 (MB)、快速运动 (FM)、平面内旋转 (IPR)、平面外旋转 (OPR)、目

标消失 (OV)、目标与背景相似 (BC) 和目标低分辨率 (LR) 这 11 种复杂的情况。

3.2 评估标准

本实验选取的评价指标为中心误差 (Center Error)、重叠率 (Region Overlap) 和平均跟踪速度 (单位, 帧/s)。中心误差指的是给定的目标的中心点与算法跟踪结果输出的目标的中心点之间的欧氏距离, 用来评估算法的准确率。重叠率指的是目标与算法跟踪结果间的面积的交集与并集的比值, 用于评估算法的成功率。平均跟踪速度是跟踪视频帧数与算法总耗时的比值, 评价算法的实时性。

3.3 定量分析

3.3.1 整体性能

图5给出了本文算法与6种对比算法在16个视频的准确率和成功率图。本文算法准确率得分 0.593, 成功率得分为 0.467, 高于其他6种算法, 表明本文算法具有更好的准确率与成功率。

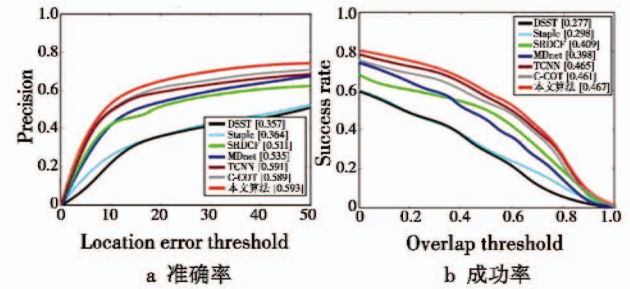


图5 不同中心误差与覆盖率的准确率和成功率

Fig.5 Tracking precision and success rate under different center errors and region overlapping rate

3.3.2 基于数据集属性的性能分析

表1给出了本文算法与6种对比算法在11种复杂情况下具体的成功率, 其中标注为粗体的是成功率最高的算法。本文算法可以有效地提高目标与背景相似、目标消逝、低分辨率目标、光照变化、目标形变和快速运动6种复杂情况下的跟踪成功率, 并且在尺度变换、平面外旋转、遮挡、运动模糊和平面内旋转这5种情况下与表现最好的算法成功率接近。

表2给出了本文算法与6种对比算法的平均跟踪速度。本文算法仅使用 HOG 特征和 HSV 空间颜色直方图特征, 并没有同 TCNN 算法、MDnet 算法和 C-COT 算法一样使用卷积神经网络或卷积特征, 计算量较小, 跟踪速率达到 35.3 帧/s。相对 SRDCF 算法, 本文算法虽然也对相关滤波器进行了改进, 但是特征参数计算量比较小, 在实时性上优于 SRDCF 算法。相对于 DSST 算法和 Staple 算法, 需要训练相似背景滤波器和基于 HSV 空间颜色直方图的贝叶斯分类器, 实时性低于 DSST 算法和 Staple 算法。

表1 不同算法跟踪成功率

Table 1 Success rate of each algorithm

情况	算法						
	DSST	Staple	SRDCF	MDnet	TCNN	C-COT	本文
IV	0.438	0.515	0.542	0.679	0.672	0.674	0.702
SV	0.471	0.534	0.532	0.646	0.665	0.662	0.649
OCC	0.541	0.567	0.572	0.678	0.672	0.682	0.664
DEF	0.466	0.511	0.522	0.614	0.623	0.685	0.719
MB	0.421	0.498	0.532	0.612	0.711	0.699	0.693
FM	0.432	0.535	0.511	0.658	0.681	0.679	0.683
IPR	0.401	0.478	0.503	0.655	0.681	0.692	0.594
OPR	0.405	0.492	0.527	0.652	0.659	0.634	0.651
OV	0.389	0.502	0.519	0.621	0.675	0.688	0.701
BC	0.391	0.478	0.485	0.625	0.637	0.653	0.695
LR	0.328	0.411	0.312	0.487	0.491	0.457	0.522

表2 各算法跟踪速度对比

Table 2 FPS of each algorithm (帧·s⁻¹)

算法	DSST	Staple	SRDCF	MDnet	TCNN	C-COT	本文
跟踪速度	60.8	48.1	40.5	18.2	15.7	11.8	45.3

3.4 定性分析

为了直观显示本文算法的性能,选取了3组视频序列中本文算法与6种对比算法的跟踪结果,如图6所示,Panda, Bird1和Liquor 3个视频包含了所有11种复杂情况,只有本文算法、C-COT算法和TCNN算法可以成功地实现跟踪,并且从图6a中第989帧、图6b中第377帧和图6c中第1467帧可知,相对C-COT算法和TCNN算法,本文算法的准确率更高。

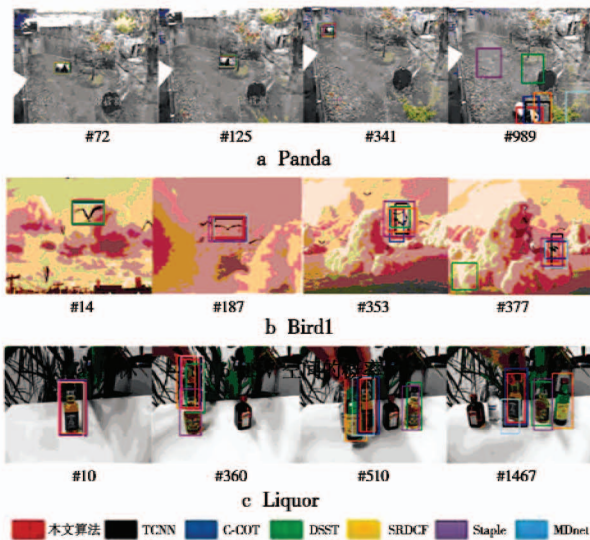


图6 部分跟踪结果

Fig.6 Partial results of tracking

4 结论

本文提出了一种基于相似背景与HSV空间颜色直方图的目标跟踪算法。该算法通过最佳伙伴相似原理,在真实背景中选取具有干扰性特征的相似背景作为负

样本,训练相关滤波器,降低边界效应对跟踪的影响。另外,为了有效利用目标的颜色信息,将HSV空间颜色直方图与贝叶斯分类器结合对目标进行颜色跟踪。最后,将颜色跟踪的结果与相关滤波器的跟踪结果结合,获得目标最终位置。在OTB-50与OTB-100中选取16种复杂条件的跟踪视频,与当前先进的6种跟踪算法DSST,Staple,SRDCF,TCNN,MDnet和C-COT进行对比。实验中发现,本文算法能够提高目标消逝、低分辨率目标、光照变化、目标形变、快速运动和复杂背景这6种复杂情况下的跟踪成功率,并在其他5种复杂情况如尺度变换、平面外旋转、遮挡、运动模糊和平面内旋转下的跟踪性能与当前主流算法性能接近,有效地证明了基于相似背景与HSV空间颜色直方图的目标跟踪能降低边界效应,提高复杂条件下目标跟踪的准确率与成功率。

参考文献

- [1] 吕铁军,蒋宏,梁国威,等.基于多模型的联合目标跟踪与分类算法[J].电光与控制,2013,20(8):18-23,28.
- [2] 许婉君,侯志强,余旺盛,等.一种改进的多特征融合目标跟踪算法[J].电光与控制,2015,22(12):34-39.
- [3] 忽晓伟,陈娟.融合颜色特征的核相关滤波器目标跟踪[J].电光与控制,2017,24(6):43-46.
- [4] 王智军,王建华.多特征融合的图像目标跟踪方法[J].电光与控制,2017,24(11):49-52,57.
- [5] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 2544-2550.
- [6] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//European Conference on Computer Vision, 2012:702-715.
- [7] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3):583-596.
- [8] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S. Accurate scale estimation for robust visual tracking[C]//Proceedings of British Machine Vision Conference, 2014:1-11.
- [9] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE Computer Society, 2015:4310-4318.
- [10] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S, et al. Staple: complementary learners for real-time tracking[C]//CVPR, 2016:1-9.
- [11] DANELLJAN M, ROBINSON A, KHAN F S, et al. Beyond correlation filters: learning continuous convolution

- operators for visual tracking[C]//European Conference on Computer Vision, 2016:472-488.
- [12] KUMAR B V K V, MAHALANOBIS A, JUDAY R D. Correlation pattern recognition[M]. New York: Cambridge University Press, 2010.
- [13] GALOOGAHI H K, SIM T, LUCEY S. Correlation filters with limited boundaries[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015:4630-4638.
- [14] GALOOGAHI H K, FAGG A, LUCEY S. Learning background-aware correlation filters for visual tracking[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 1144-1152.
- [15] NAM H, HAN B. Learning multi-domain convolutional neural networks for visual tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:4293-4302.
- [16] NAM H, BAEK M, HAN B. Modeling and propagating CNNs in a tree structure for visual tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:1-10.
- [17] DEKEL T, ORON S, RUBINSTEIN M, et al. Best-buddies similarity for robust template matching[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015:2021-2029.
- [18] POSSEGGER H, MAUTHNER T, BISCHOF H. In defense of color-based model-free tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015:2113-2120.
- [19] 徐福来, 王鸿鹏, 张普, 等. 基于贝叶斯模型与最佳伙伴相似度量的目标跟踪[J]. 计算机应用研究, 2018(8):2498-2502, 2526.
- [20] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2411-2418.
- [21] WU Y, LIM J, YANG M H. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1834-1848.

(上接第94页)

可以预测 LCD 白场图像在高温时会偏蓝, 与实际的显示效果相符, 所以可以测量通过液晶盒后 450 nm, 550 nm, 650 nm 波长光线的偏振态来预测 LCD 在高温时的显示效果。

5 结论

为了研究液晶显示器件在高温下的显示性能, 提出一种通过测试液晶显示器件在高温下的偏光特性的测试方法。本文详细介绍了该测试系统以及测试原理, 通过测量高温环境下经过液晶盒出射光的偏振态, 计算出红绿蓝 3 种波长的光通过上偏振片的透过率, 从而预测 LCD 在高温时的显示效果。

参考文献

(上接第99页)

- [1] 朱骞, 王竞, 武汉, 等. 军用液晶显示器抗振加固技术[J]. 现代显示, 2012, 23(5):13-15.
- [2] 姚慧慧. 加固液晶显示模块高温环境热力学分析[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2015.
- [3] 王元庆, 董戴, 洪光烈. 液晶显示屏温度特性的试验研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2001, 15(4):52-55.
- [4] 王伟. 液晶电控双折射率温度效应的研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2003.
- [5] 陆吕晨, 冯奇斌, 弓欣, 等. 液晶显示偏光片温度特性分析[J]. 电光与控制, 2016, 23(3):92-94, 99.
- [6] 黄金苹. 偏振照明系统中偏振实现及检测方法研究[D]. 成都: 中国科学院研究生院, 2014.
- [7] LOHITHASWA M H. Canny edge detection algorithm on FPGA[J]. IOSR Journal of Electronics and Communication Engineering, 2015, 10(1):15-19.
- [8] 韩君君. 彩色图像边缘检测算法研究[D]. 曲阜: 曲阜师范大学, 2009.
- [9] 陈小艳, 王强, 李柏林. 改进的 Hough 变换检测圆方法[J]. 计算机系统应用, 2015, 24(8):197-201.
- [10] 朱桂英, 张瑞林. 基于 Hough 变换的圆检测方法[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(6):1462-1464.
- [11] MOCHIZUKI Y, TORII A, IMIYA A. N-point Hough transform for line detection[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2009, 20(4):242-253.
- [12] SATZODA R K, SUCHITRA S, SRIKANTHAN T. Parallelizing the Hough transform computation[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2008, 15(1):297-300.
- [13] 孙滔. 基于颜色空间的图像特征提取的研究[D]. 吉林: 吉林大学, 2006.
- [14] KAU L J, LEE T L. An HSV model-based approach for the sharpening of color images[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 2013:150-155.
- [15] 蒋东升. 基于数学形态学的边缘检测算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2012.
- [16] 沈阳. 基于形态学的图像边缘检测技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2008.