

文章编号: 2095-2163(2019)05-0115-06

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

# 基于核相关滤波器的未标记 AGV 目标跟踪算法

陈应应, 梁鉴如

(上海工程技术大学 电子电气工程学院, 上海 201620)

**摘要:**传统的 KCF 跟踪算法利用 FHOG 特征对目标进行描述训练分类器从而实现预测跟踪, 当出现的光照变化、目标与背景颜色相似、目标尺寸变化等问题, 易发生跟踪结果不准确甚至目标丢失。因此, 本文提出了基于 Kalman 滤波的 KCF 跟踪算法。首先, 使用 HOG 特征和 HSV 颜色特征描述要跟踪的运动目标。其次, 在跟踪过程中, 引入了自适应尺度估计的方法。最后, 本文提出的改进的跟踪算法将 KCF 框架与 Kalman 滤波器进行融合, 获取视频第一帧目标信息后先用 Kalman 算法预测运动目标的位置, 根据预测的目标位置对 KCF 算法的分类器进行训练, 再使用 KCF 算法得到的检测结果更新 Kalman 滤波器, 确定视频序列下一帧中目标的位置。在实验室采集的 AGV 数据集上对改进的算法进行了多次测试, 在目标发生光照变化、快速运动、尺寸变化等复杂情况下, 本文算法有较强的鲁棒性。

**关键词:**核相关滤波; 目标跟踪; AGV; Kalman 滤波; 颜色特征

## Research on unmarked automated guided vehicle tracking algorithms based on core-correlation filtering

CHEN Yingying, LIANG Jianru

(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** The traditional KCF tracking algorithm uses the FHOG feature to describe the target training classifier to achieve predictive tracking. When the illumination changes, the target and background colors are similar, and the target size changes, the tracking result is inaccurate or even the target is lost. Therefore, this paper proposes a KCF tracking algorithm based on Kalman filtering. First, the paper uses the HOG feature and the HSV color feature to describe the target to be tracked. Secondly, this paper uses an adaptive scale estimation method. Finally, the algorithm proposed in this paper fuses the KCF framework with the Kalman algorithm. After obtaining the first frame of the video, the Kalman algorithm is used to predict the position of the moving target, and the KCF algorithm is trained according to the predicted target position. Based on the above, using the detection result obtained by the KCF algorithm, the Kalman filter is updated to determine the position of the target in the next frame of the video sequence. The improved algorithm has been tested several times on the AGV dataset collected in the laboratory. The algorithm has strong robustness in the following situations as illumination changes, fast motion, and dimensional changes.

**[Key words]** kernelized correlation filter; target tracking; AGV; Kalman filter; color feature

## 0 引言

视频目标跟踪是计算机视觉与图像处理研究中的难点和热点<sup>[1]</sup>, 在日常生活、科学研究和工业生产等许多领域有着广泛的应用。动态目标跟踪就是在图像序列中选择动态障碍物目标, 并在多个连续图像帧中主动搜索和跟踪目标, 得到其具体状态、位置以及运行轨迹<sup>[2]</sup>。由于外界环境的复杂和运动目标的多变, 传统单一的跟踪算法不能达到很好的跟踪结果, 在动态目标的跟踪方面仍然存在很多问题。

目前, 目标跟踪算法大致分为两大类<sup>[3]</sup>: 生成 (generative) 模型方法<sup>[4-5]</sup> 和判别 (discriminative) 模型方法<sup>[6-7]</sup>。在生成模型方法中, 均值漂移<sup>[8]</sup> 算法

是一种用概率密度函数的梯度来预测估计目标下一时刻位置的方法, Comaniciu 等人<sup>[9]</sup> 则首次将该算法应用在目标跟踪的场景中。Kalman 预测器是一种在误差协方差最小准则下的最优化自回归数据估计方法, 该算法计算量小, 实时性高<sup>[10]</sup>。1998 年, Isard 等人<sup>[11]</sup> 首次提出将粒子滤波算法引入目标跟踪, 粒子滤波算法在非线性、非高斯模型中有很好的鲁棒性。近年来, 判别式学习跟踪算法因为其具有高效性的优点变得流行起来。Blome 等人<sup>[12]</sup> 提出了一种最小输出平方误差和滤波器<sup>[13]</sup>, 该算法将计算变换到频域空间, 提高了算法的运行速度。Henriques 等人<sup>[14]</sup> 提出核相关滤波器 (KCF) 跟踪算法, 该算法用方向梯度直方图 (HOG) 特征描述跟踪目标, 改进的算法具有较高的鲁棒性。

**作者简介:** 陈应应 (1992-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 计算机视觉; 梁鉴如 (1966-), 男, 高级工程师, 主要研究方向: 嵌入式开发及应用、智能传感器。

收稿日期: 2019-05-20

哈尔滨工业大学主办 ◆ 学术研究与应用

本文选用 AGV 作为跟踪目标,设计了一种鲁棒性跟踪算法。该方法在 KCF 跟踪算法的基础上进行了改进。首先,利用颜色特征和梯度方向特征对跟踪目标进行特征描述,其次,本文算法加入了自适应尺度估计的方法。最后,将 Kalman 滤波器<sup>[15]</sup>与 KCF 框架相结合。

## 1 KCF 跟踪基本原理

KCF 算法是一种判别式的目标追踪算法,该方法的原理是在跟踪过程中训练一个分类器,用分类器去检测下一帧图像来估计目标的位置,再用得到的检测结果更新分类器。对此可做研究阐述如下。

### 1.1 岭回归

KCF 跟踪算法通过一个非线性函数  $\varphi(x)$ ,将样本映射到一个新的空间中,映射后的样本在新空间中线性可分,在新空间中使用岭回归寻找一个分类器  $f(x) = \omega^T \varphi(x)$ ,计算得到权重系数  $\omega$  为:

$$\omega = \min_{\omega} \sum_i (f(x_i) - y_i)^2 + \lambda \|\omega\|^2, \quad (1)$$

其中,  $x_i$  是输入的样本;  $y_i$  是相应样本的期望输出;  $\lambda$  是防止过拟合的正则化参数。由式(1)求极值,可得函数  $\varphi(x)$  的权重系数为:

$$\omega = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}, \quad (2)$$

其中,  $\mathbf{X}$  是一维矩阵,当  $\mathbf{X}$  为复数矩阵时,式(2)可以变为:

$$\omega = (\mathbf{X}^H \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^H \mathbf{y}, \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{X}^H$  为  $\mathbf{X}$  的共轭转置,  $\mathbf{X}^H = (\mathbf{X}^*)^T$ ,  $\mathbf{X}^*$  为  $\mathbf{X}$  的复共轭。

用核函数  $k(\beta, \gamma) = \langle \varphi(\beta), \varphi(\gamma) \rangle$  将输入映射到高维空间  $\varphi(x_i)$ ,将  $\omega$  表示成线性样本组合  $\omega = \sum_i \alpha_i \varphi(x_i)$ ,假设测试样本为  $z$ ,则得到分类器的响应如下式:

$$f(z) = \omega^T \varphi(z) = \sum_{i=0}^{n-1} \alpha_i \varphi(z_i) \varphi(x_i) = \sum_{i=0}^{n-1} \alpha_i k(z_i, x_i), \quad (4)$$

基于核函数的岭回归问题可以表示为:

$$\alpha = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}, \quad (5)$$

其中,  $\alpha$  是系数  $\alpha_i$  的向量;  $\mathbf{I}$  为单位向量;  $\mathbf{K}$  是核矩阵,满足  $K_{ij} = k(x_i, x_j)$ ,把寻找最优  $\omega$  的问题转化为寻找最优  $\alpha$  的问题。

### 1.2 循环矩阵

在 KCF 跟踪算法中,利用傅里叶变换循环移位基础样本  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ ,得到循环矩阵  $\mathbf{X}$ :

$$\mathbf{X} = \mathbf{C}(x) = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_n \\ x_n & x_1 & x_2 & \cdots & x_{n-1} \\ x_{n-1} & x_n & x_1 & \cdots & x_{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_2 & x_3 & x_4 & \cdots & x_1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

根据循环矩阵的性质,循环矩阵  $\mathbf{X}$  可以表示为:

$$\mathbf{X} = \mathbf{F} \text{diag}(\hat{x}) \mathbf{F}^H. \quad (7)$$

其中,  $\hat{x}$  是  $x$  的傅里叶变换,  $\hat{x} = \mathbf{F}(x) = \sqrt{n} \mathbf{F} x$ ,  $\mathbf{F}$  是不依赖于  $x$  的常数矩阵。

### 1.3 分类器训练和快速目标检测

根据循环矩阵的性质,分类器在训练时把运动目标的基础样本作为正样本,循环移位基础样本就可得到负样本,从而得到整个样本集。当  $\mathbf{C}(x)$  是循环矩阵时,对于任何置换矩阵  $\mathbf{M}$ ,如果核函数满足  $k(x, x') = k(\mathbf{M}x, \mathbf{M}x')$ ,则相应的核矩阵是循环的<sup>[16]</sup>,所以,核矩阵  $\mathbf{K}$  的运算需用到如下公式:

$$\mathbf{K} = \mathbf{C}(k^{xx}) = \mathbf{F} \text{diag}(\hat{k}^{xx}) \mathbf{F}^H, \quad (8)$$

可以转换到傅里叶空间求解,快速计算训练得到回归系数为:

$$\alpha = \mathbf{F} \text{diag}(\hat{k}^{xx} + \lambda)^{-1} \mathbf{F}^H \mathbf{y}, \quad (9)$$

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{y}}{\hat{k}^{xx} + \lambda}, \quad (10)$$

检测样本取视频序列下一帧中相同位置的区域  $z$ ,将检测样本循环移位得到样本集,取  $f(z_j) = \alpha^T \varphi(\mathbf{X}) \varphi(z_j)$  响应最大位置作为目标的位置。设  $\mathbf{K}^z$  是检测样本和训练样本在核空间的核矩阵  $\mathbf{K}^z = \varphi(\mathbf{X}) \varphi(\mathbf{Z})$ ,得到测试样本的响应为:

$$\hat{f}(z) = (\hat{k}^{xz})^* \hat{\alpha}. \quad (11)$$

## 2 改进的核相关滤波器

### 2.1 目标特征提取

HOG 特征描述目标的局部外观和形状, FHOG 特征统计并提取每个 cell 的梯度信息作为图像特征<sup>[17]</sup>。方向梯度特征的提取步骤如图 1 所示。



图 1 FHOG 特征的提取步骤

Fig. 1 FHOG feature extraction step

HSV 颜色空间相对于 RGB 空间更接近人眼看到物体的颜色空间,更加直观地表达色彩的明暗和色调<sup>[18]</sup>。RGB 颜色模型转换为 HSV 颜色模型的公

式详见如下:

$$V = \max(R, G, B), \quad (12)$$

$$S = \begin{cases} 0, & V = 0; \\ \frac{V - \min(R, G, B)}{V} \times 255, & V \neq 0. \end{cases} \quad (13)$$

$$H = \begin{cases} \frac{(G - B) \times 60}{S}, & V = R; \\ 180 + \frac{(B - R) \times 60}{S}, & V = G; \\ 240 + \frac{(R - G) \times 60}{S}, & V = B; \\ H = H + 360, & H < 0. \end{cases} \quad (14)$$

其中,  $H$  在  $0^\circ \sim 360^\circ$  之间,  $S$  在  $0\% \sim 100\%$  之间,  $V$  在  $0 \sim \max$  之间。

改进的算法将方向梯度与颜色特征进行融合,对目标做出描述,用高斯核函数,将方向梯度特征和颜色特征进行级联,从而得到目标的特征描述,  $KCF$  通过高斯核函数计算输入的多通道特征,高斯核  $k$  的计算公式为:

$$k^{xx'} = \exp\left(-\frac{1}{\delta^2}(\|x\|^2 + \|x'\|^2 - 2F^{-1}(F(x) \odot F(x')))\right). \quad (15)$$

其中,  $x$  为描述的特征,  $\odot$  为点乘。

## 2.2 自适应尺寸

视频序列中运动目标的尺度可能会发生变化,而传统的  $KCF$  算法的尺度是固定的,因此其输出的跟踪结果尺寸大小不变<sup>[19]</sup>,这即使得在更新模型的过程中会出现误差累计。为了解决传统的  $KCF$  跟踪算法不能自适应调整跟踪尺寸的问题,本文设计采用了尺度自适应方法。对此可得研究表述如下。

目标在视频序列当前帧的区域为  $x$ , 经过尺度变换后的目标区域为  $I_i = s_i \cdot x, s_i \in \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ ,  $s_i$  为尺度因子。由  $MOSSE$  算法可知,尺度滤波器模板为  $H$ , 其计算公式为:

$$H = \frac{\sum_i G_i \cdot F_i^*}{\sum_i F_i \cdot F_i^*}. \quad (16)$$

其中,  $\cdot$  表示卷积;  $g_i$  为高斯分布的矩阵;  $f_i$  为对区域  $I_i$  提取的特征矩阵;  $F_i$  为  $f_i$  的傅里叶变换,  $F_i^*$  是  $F_i$  的共轭。

提取目标区域颜色方向梯度融合特征  $k$ , 求  $F^{-1}(F(k) * H^*)$  的最大响应,选择响应最大处相应的尺寸作为当前目标的尺度。而后根据得到的尺寸更新目标的大小和尺寸滤波器模板  $h$ 。

## 2.3 将 Kalman 滤波与 KCF 算法结合

当目标发生快速运动时,  $Kalman$  滤波算法可以

较为快速地预测运动目标的位置和速度,而  $KCF$  算法缺乏对目标运动信息的描述。在多特征  $KCF$  算法的基础上,本文提出了基于  $Kalman$  滤波的  $KCF$  算法。这里拟给出研究论述如下。

首先,初始化  $Kalman$  滤波器,在视频序列第一帧中确定目标的初始位置和速度的初始状态。令状态向量为  $\mathbf{X} = (x_c, y_c, v_x, v_y)^T$ ,  $(x_c, y_c)$  为目标中心点的坐标,测量矢量  $\mathbf{Z} = (x_c, y_c)^T$  为观测目标的位置。  $Kalman$  滤波器的状态方程和测量方程为:

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{A}_{k+1,k} \mathbf{X}_k + \mathbf{W}_k, \quad (17)$$

$$\mathbf{Z}_{k+1} = \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{X}_{k+1} + \mathbf{V}_{k+1}, \quad (18)$$

其中,  $\mathbf{A}_{k+1,k}$  为状态转移矩阵;  $\mathbf{H}_{k+1}$  为观测矩阵;系统的过程噪声  $\mathbf{W}_k$  和观测噪声  $\mathbf{V}_{k+1}$  都是互相独立的零均值噪声。

然后,根据视频序列当前帧中的状态矩阵和协方差矩阵,利用系统的状态方程和状态的协方差方程,计算下一帧中目标的位置和速度,预测过程如下式:

$$\mathbf{X}_{k+1,k} = \mathbf{A}_{k+1,k} \mathbf{X}_k, \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{k+1,k} = \mathbf{A}_{k+1,k} \mathbf{P}_k \mathbf{A}_{k+1,k}^T + \mathbf{Q}_k, \quad (20)$$

$$\mathbf{A}_{k+1,k} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad (21)$$

其中,  $\mathbf{X}_{k+1,k}$  为运动目标的状态矩阵;  $\mathbf{P}_{k+1,k}$  是预测过程的协方差矩阵;  $\mathbf{Q}_k$  表示过程噪声  $\mathbf{W}_k$  的协方差矩阵;  $t$  为时间间隔。

得到预测坐标后,提取目标颜色方向梯度特征,将特征进行傅里叶变换,并在频域空间中对  $KCF$  算法的分类器进行训练。计算分类器的最大响应,预测运动目标的位置。

将  $Kalman$  预测得到的先验估计值和  $KCF$  算法训练得到的实际观测值结合求 2 个值之间的误差,得到的结果进行  $Kalman$  滤波求后验概率,最后将求出来的这个值作为当前帧中目标的位置和速度,并且用此值来更新滤波器。研究中将用到的数学公式可表示为:

$$\mathbf{K}_{k+1} = \mathbf{P}_{k+1,k} \mathbf{H}_{k+1}^T (\mathbf{H}_{k+1} \mathbf{P}_{k+1,k} \mathbf{H}_{k+1}^T + \mathbf{R}_{k+1})^{-1}, \quad (22)$$

$$\mathbf{X}_{k+1} = \mathbf{X}_{k+1,k} + \mathbf{K}_{k+1} (\mathbf{Z}_{k+1} - \mathbf{H}_{k+1} \mathbf{X}_{k+1,k}), \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_{k+1} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{k+1} \mathbf{H}_{k+1}) \mathbf{P}_{k+1,k}, \quad (24)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}. \quad (25)$$

其中,  $\mathbf{K}$  为  $Kalman$  增益矩阵。

## 2.4 改进的跟踪算法流程

(1) 读取视频序列帧, 绘制矩形框手动选取要跟踪的目标, 初始化第一帧图像中的目标。

(2) 根据初始化的目标确定运动目标的位置和速度, 设置 Kalman 滤波器的各项初始值, 使用 Kalman 滤波器来进行预测。

(3) 提取运动目标的颜色梯度方向融合特征, 对目标特征进行傅里叶变换, 然后对基础样本循环位移得到整个样本集, 训练 KCF 算法的分类器, 并且对目标的尺度目标进行训练。

(4) 训练 KCF 算法分类器。在视频序列下一帧中, 根据上一帧确定的位置与尺度, 提取颜色和方向梯度特征进行傅里叶变换, 训练 KCF 算法的分类器, 计算分类器响应值的最大值, 该值即为目标的新位置。

(5) 自适应尺度。在运动目标区域附近创建尺度金字塔, 调整图像的大小以适应运动目标大小的变化, 训练尺度滤波器, 计算分类器的最大响应求取适合目标的尺寸。

(6) 利用 KCF 算法检测结果和 Kalman 预测结果, 通过 Kalman 滤波得到目标的位置和速度, 并且更新 Kalman 滤波器。

## 3 实验及结果分析

为了验证改进的基于 Kalman 滤波的 KCF 算法的性能, 在实验室录制了 AGV 行驶的视频, 并对本文提出的改进算法进行了测试。实验所用的 AGV 小车的视像效果如图 2 所示。拍摄的视频大小为 1 280 像素  $\times$  720 像素, 帧率为 25 FPS。本文使用 Windows 操作系统, 在主频为 3.20 GHz、内存为 4G 的 PC 机上使用 VS2010 + OpenCV2.4.10 和 Matlab 编程实现。分别采用本文算法和 CN、DSST、KCF、K-KCF 算法对目标进行跟踪。研究剖析详情可分述如下。



图2 实验用的 AGV 小车  
Fig. 2 Experimental AGV

## 3.1 定性分析

研究选用的视频中存在的问题见表 1。本文实验给出了部分测试的结果。如图 3 所示, CN、DSST、KCF、K-KCF 以及本文提出的改进算法的跟踪结果分别用黑色、绿色、紫色、蓝色、红色框表示。

表 1 视频主要存在的问题

Tab. 1 Major problems in the video

帧数	主要存在的挑战
144	光照变化
223	角度变化、尺度变化
321	快速运动
390	背景与前景颜色相似

由图 3 可知, 视频序列第 144 帧中发生了光照变化, 基于 CN 的目标跟踪受到光照的影响, DSST、KCF、K-KCF 和本文改进的 KCF 跟踪算法受光照影响较小; 由图 3 第 223 帧可知, AGV 运动过程中发生了旋转, 运动目标的角度和尺度都发生了变化, 虽然研究选取的数种算法都跟踪到了目标, 但目标跟踪的准确性受到一定影响, 基于 CN 的目标跟踪算法和 DSST 目标跟踪算法的跟踪结果因为目标旋转都发生了不同程度的偏移。目标纹理受到旋转的影响, KCF 算法和 K-KCF 跟踪算法的跟踪结果也都出现偏移; 由图 3 第 321 帧可知, AGV 出现运动过快的情况, CN、DSST、KCF 算法没有对运动状态的预测, 无法准确跟踪目标。并且尺度发生变化时, 基于 CN 的目标跟踪算法跟踪结果也受到一定影响, 而本文算法优于其它算法。本文提出的改进算法结合了 Kalman 滤波器, 加入了对目标状态的预测, 因此能较好地解决运动过快的情况; 由图 3 第 390 帧可知, 实验室赛道与目标 AGV 颜色相似, AGV 与赛道出现了颜色相近的情况, KCF 算法受相似目标的干扰导致跟踪失败, 跟踪结果偏离了目标, CN 算法也受到颜色的影响, 而本文算法正确跟踪到目标的位置。

## 3.2 定量分析

本文实验采用精确度图和成功率图对研究选用的数种跟踪算法进行性能评估。在实验室拍摄的 AGV 数据集上对本文算法以及 CN、DSST、KCF、K-KCF 算法的总体性能进行了对比分析, 运行得到了各种不同算法的精确度图和成功率图。

精确度曲线图如图 4 所示。精度图表示在给定阈值 ( $x$  轴以像素为单位) 内的成功帧与地面实况之间的比率。精度曲线中, 中心误差像素取 20 pixel 时, 算法的精度分别是: CN 为 60.1%, DSST 为 64.2%, KCF 为 60%, 本文算法为 68.3%。本文算

法与 KCF 算法相比较,算法精度提高了 8.3%。

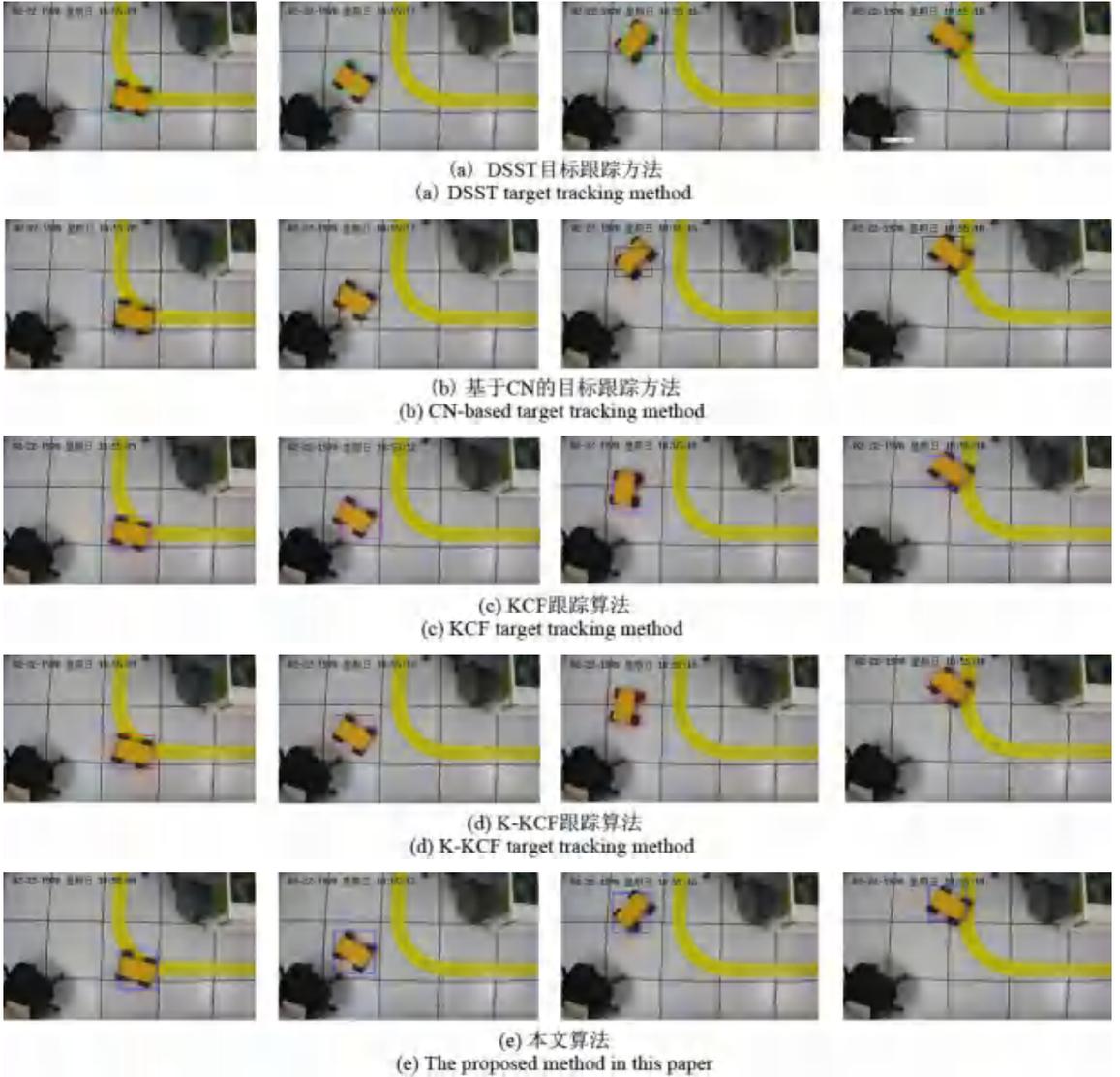


图 3 不同算法 AGV 跟踪结果

Fig. 3 Different algorithm AGV tracking results

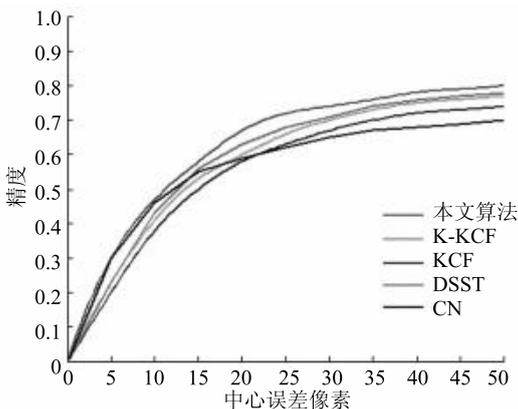


图 4 精确度图

Fig. 4 Precision plots of OPE

OPE 评价的成功率曲线图如图 5 所示。成功率图中,对于重叠阈值( $x$ 轴),成功率是被跟踪框与地面实况框重叠超过阈值的帧的比率。图 5 中,当重叠阈值为 0.5 时,各种算法的成功率分别是:CN 为 49%, DSST 为 68%, K-KCF 为 67%, KCF 为 62.1%,本文算法为 68.6%。本文算法与 KCF 算法相比较,成功率提高了 6.5%,算法整体性能高于其它三种算法。

由图 3 ~ 图 5 的结果比较分析可知,与 CN、DSST、KCF、K-KCF 算法相比,本文改进算法有较高的鲁棒性。

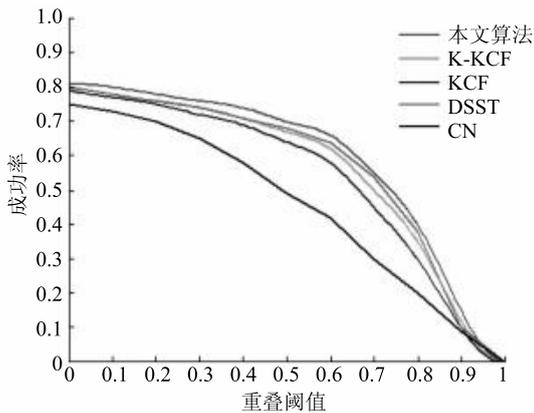


图5 成功率图

Fig. 5 Success plots of OPE

## 4 结束语

通过核函数把 HOG 特征和颜色特征相融合,可以减少相似干扰和环境变化对目标跟踪的影响。采用自适应尺度估计的方法可以改善传统 KCF 算法尺寸固定的缺点。将 Kalman 滤波和 KCF 算法相结合,加入了预测机制,解决了目标快速运动的问题。由测试结果可知,本文算法在光照变化、尺度变化和角度变化等环境下,具有较强的鲁棒性。

## 参考文献

- [1] 吴静静. 基于随机有限集的视频目标跟踪算法研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2012.
- [2] 张晶晶, 杨鹏, 刘元盛, 等. 基于智能驾驶的动态目标跟踪研究[J]. 计算机工程, 2018, 44(7): 14-19.
- [3] 吴晓光, 谷晓琳, 邓志鹏, 等. 基于自适应颜色特征学习的目标跟踪技术[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(2): 214-219.
- [4] CHEN Jiabo, ZHAO Xunjie, XU Zheng. Object tracking algorithm based on histograms of oriented gradients by fusing particle filter[J]. Journal of Chinese Computers Systems, 2012, 33(8): 1821-1824.
- [5] WANG Lingfeng, YAN Hongping, WU Huaiyu, et al. Forward-backward meanshift for visual tracking with local-background-weighted histogram [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, ITS, 2013, 14(3): 1480-489.
- [6] ZHANG K, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking [C]//European Conference On Computer Vision, ECCV. Berlin: Springer-Verlag, 2012: 864-877.
- [7] 王飞, 房胜. 加权局部特征结合判别式字典的目标跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(9): 1316-1323.
- [8] FUKUNAGA K, HOSTETLER LD. The estimation of the gradient of a density function, with application in pattern recognition [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40.
- [9] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [10] 杨明雪, 张颖, 牛安东, 等. 基于 CamShift 与 Kalman 算法的抗遮挡目标跟踪方法研究[J]. 电脑知识与技术, 2017, 13(9): 173-174.
- [11] ISARD M, BLAKE A. Condensation - conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [12] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR. San Francisco, California: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [13] 田亚蕾, 马杰, 杨楠. 结合核相关滤波和 Kalman 预测的运动目标跟踪[J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(10): 2330-2334.
- [14] HENRIQUES J F, RUI C, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, PAMI, 2015, 37(3): 583-596.
- [15] 龙涛. 基于 Kalman 预测器改进的 CamShift 目标跟踪 [D]. 湘潭: 湘潭大学, 2016.
- [16] 乔金涛. 动态背景下移动机器人的运动检测与跟踪 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2017.
- [17] 郭克友, 暴启超. 改进的核相关滤波器的目标跟踪算法 [J]. 计算机工程与设计, 2018, 39(3): 769-773, 797.
- [18] 梁晶. 基于颜色特征的图像检索技术研究 [D]. 厦门: 厦门大学, 2009.
- [19] 张雷, 王延杰, 孙宏海, 等. 采用核相关滤波器的自适应尺度目标跟踪 [J]. 光学精密工程, 2016, 24(2): 448-459.
- [7] 李启丙. 高分辨率 AD 转换器的研究 [J]. 仪表技术与传感器, 2011(10): 93-95.
- [8] 李妍. 高性能 FTIR 光谱仪数据采集与处理方法研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2017.
- [9] 熊伟. 傅立叶变换红外光谱仪测量误差分析 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2009.
- [10] ALBER G M, MARSHALL A G. Effect of sampling rate on Fourier Transform spectra: Oversampling is overrated [J]. Applied Spectroscopy, 1990, 44(7): 1111-1116.
- [11] 赵新民, 张寅. 离散傅里叶变换量化效应的研究 [J]. 计量学报, 1992, 13(3): 214-220.
- [12] CLAASEN T A C M, JONGEPIER A. Model for the power spectral density of quantization noise [J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 1981, 29(4): 914-917.
- [13] BENNETT W R. Methods of solving noise problems [J]. Proceedings of the IRE, 1956, 44(5): 609-638.
- [14] 陈尚松, 郭庆, 雷加. 电子测量与仪器 [M]. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- [15] 李莉, 牟同升. 光纤光谱仪的波长校正 [J]. 光学仪器, 2008, 30(3): 51-54.
- [16] 赵兴, 聂昌, 吕艳玲. FTIR 采样误差分析 [J]. 硅谷, 2013(6): 76-78.
- [17] 张磊. 红外傅立叶光谱仪信息处理技术研究 [D]. 北京: 中国科学院大学 (中国科学院上海技术物理研究所), 2017.
- [18] 褚建平. 基于 CCD 的小型化光谱仪的设计与研究 [D]. 青岛: 中国海洋大学, 2007.
- [19] 张磊, 邹曜璞, 韩昌佩. 红外傅里叶光谱仪光谱细化的高速并行实现 [J]. 红外技术, 2017, 39(9): 848-854.

(上接第 114 页)