

基于多目标视频图像边缘特征的核相关滤波跟踪算法

张博*, 刘红平

长沙师范学院信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410100

摘要 针对视频图像中多目标运动、边缘特征模糊、目标跟踪难度大的问题,提出了一种基于多目标视频图像边缘特征的核相关滤波跟踪算法。首先,将视频图像中目标运动轨迹的 3 帧图像时间作为线性段。然后,利用线性判断方法捕获目标,利用动态边缘演化技术准确提取捕获目标的边缘特征;并结合视频图像梯度角度直方图与颜色信息,获取梯度角度-色度饱和度直方图颜色特征,得到跟踪目标的特征权重。最后,利用核相关滤波跟踪算法,通过循环移位和循环矩阵、岭回归模型学习分类器实现视频图像的多目标跟踪。实验结果表明,本算法的多目标跟踪成功率高达 99% 以上,且在尺寸变化、颜色变化、存在遮挡物等复杂环境下每秒能跟踪的图像数量大于 65 frame,具有优越的跟踪性能。

关键词 图像处理; 多目标; 线性判断; 边缘特征; 核相关滤波

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0610003

Kernel Correlation Filtering Tracking Algorithm Based on Multi-Target Video Images Edge Feature

Zhang Bo*, Liu Hongping

College of Information Science and Engineering, Changsha Normal University, Changsha, Hunan 410100, China

Abstract Considering the problems of moving multi-target in video images, fuzzy edge features, and difficult target tracking, a kernel correlation filtering tracking algorithm based on edge features of multi-target video images is proposed in this paper. First, the time of 3 frame images of the target motion trajectory in video images is set as the linear segment. Then, the linear judgment method is used to capture the target. In addition, the dynamic edge evolution technology is used to accurately extract the edge features of the captured target; combined with the gradient angle histogram and color information of video images, the gradient angle-chroma saturation histogram color features are obtained, and the feature weight of the tracking target is obtained. Finally, the kernel correlation filtering tracking algorithm is used to realize the multi-target tracking of video images through cyclic shift, cyclic matrix, and ridge regression model-learning classifier. The experiment results show that the multi-target tracking success rate of the algorithm is above 99%, and the number of images that can be tracked per second is above 65 frames in the complex environment, such as size change, color change, and occlusion, which has superior tracking performance.

Key words image processing; multi-target; linear judgment; edge feature; kernel correlation filtering

OCIS codes 100.2000; 150.1135; 100.2960

收稿日期: 2020-06-17; 修回日期: 2020-07-13; 录用日期: 2020-08-25

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金(41904127)、教育部产学合作协同育人项目(201901014024)、湖南省自然科学基金(2017JJ2279)

* E-mail: zb801121@126.com

1 引言

目标跟踪算法广泛应用于计算机视觉领域,如智能工业控制、无人机、视频监控领域^[1],因此研究目标跟踪算法的鲁棒性、适应性及实时性具有重要意义。多目标跟踪算法在简单环境及多目标间存在较大差异时,可获取理想的跟踪效果^[2],复杂环境及目标间距过短时,目标间具有相似性,目标重现以及消失等问题增大了视频图像多目标跟踪的难度。当视频图像中的目标多为运动状态且运动速度过快时,目标跟踪算法的稳定性较差,从而降低了跟踪的精准性。

熊昌镇等^[3]提出了一种自适应特征融合的核相关滤波跟踪算法,根据目标颜色属性及方向梯度直方图特征跟踪目标位置,有效解决了目标遮挡以及光照变化导致的目标跟踪精度低问题,但该算法对视频图像中运动目标跟踪效果较差;钱堂慧等^[4]对核相关滤波跟踪算法进行改进,进一步提升了目标跟踪的精准性,但该算法并未提升视频图像中运动目标的跟踪精度;谭舒昆等^[5]结合高斯尺度空间算法与核相关滤波算法提升了运动目标跟踪的准确性,但在光照变化等复杂环境下的跟踪精度有所下降。上述算法虽已取得了较好的目标跟踪效果,但无法在光照变化、尺度变化、旋转以及目标受遮挡的情况下满足高跟踪精度、高跟踪速度的要求。

为了提升多目标视频图像跟踪算法的精准性、实时性及鲁棒性,针对上述问题,本文提出了一种基于多目标视频图像边缘特征的核相关滤波跟踪算法。该算法利用动态边缘演化技术提取视频图像内待跟踪目标的边缘特征,并将提取的边缘特征与梯度角度-色度饱和度直方图特征相结合,利用核相关滤波算法跟踪视频图像中的多目标,以提升视频图像多目标跟踪算法的精准性。仿真实验结果表明,本算法可解决严重遮挡及光照变换、尺度变换等复杂环境下的跟踪精度下降问题,且能适应视频图像的角度变化,对视频图像中运动的多目标跟踪精度与实时性较高,相比其他目标跟踪算法具有明显优势,可应用于实际视频图像的多目标跟踪。

2 算法原理

2.1 多目标捕获

视频图像中全部视场内均包括捕获目标,捕获过程中应去除已稳定跟踪的目标,且视频图像内目标的运动存在规律性,视频图像中的随机噪声无规

律,根据目标的运动轨迹可判断目标是否为真正的待跟踪目标^[6-8]。将目标运动轨迹的 3 帧图像时间(40 ms)作为线性段,利用线性判断捕获目标的方法可表示为

$$Z = Z_0 + V_0 t, \quad (1)$$

式中, Z_0 、 V_0 分别为目标初始运动位置、目标初始运动速度, Z 、 t 分别为目标运动位置、运动时间。通过(1)式可确定 3 帧图像内目标特性是否呈线性变化,当目标呈线性变化时,表示该目标为待跟踪目标,可对该目标实施跟踪,从而完成视频图像内全部目标的捕获。

2.2 图像特征提取

2.2.1 图像边缘特征提取

为提升视频图像内多目标在复杂背景下的跟踪精度,利用动态边缘演化技术提取视频图像的多目标边缘特征。动态边缘演化技术是将某个存在边界轮廓曲线的自变量即能量泛函通过图像中目标与背景的灰度分布信息体现,并通过 Euler-Lagrange 方程的动态格式获取能量泛函对应的曲线演化方程,从而获取最佳边缘轮廓曲线。该技术利用图像主动轮廓的全部光强信息提取特征,可以有效消除噪声对图像的影响。动态边缘演化技术的能量泛函可表示为

$$\min_c E [C(p)] = \alpha \iint_{\Omega_{in}} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \beta \iint_{\Omega_{out}} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy + \mu \oint_c ds, \quad (2)$$

式中, (x, y) 为待消除噪声图像的坐标, s 为噪声因子, C 为灰度分布信息, p 为能量泛函, E 为提取的光强信息特征, $C(p)$ 为图像直方图曲线, c_1 与 c_2 分别为图像 $I(x, y)$ 中由内轮廓 Ω_{in} 及外轮廓 Ω_{out} 确定的目标内部及背景区域均值, $\oint_c ds$ 为图像边缘曲线的长度, α 、 β 、 μ 均为权重因子。

利用水平集函数 $\varphi(x, y, t)$ 的零水平集呈现曲线 $C(t)$,再利用 Heaviside 的 $H(\varphi)$ 函数将水平集函数代入(2)式,利用边界的单一积分体现区域与边界的混合积分,通过 Euler-Lagrange 方程求解函数的最小值,可表示为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_s(\varphi) \left\{ \mu \times \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{\|\nabla \varphi\|} \right) - \mu - \alpha [I(x, y) - c_1]^2 + \beta [I(x, y) - c_2]^2 \right\}, \quad (3)$$

$$\varphi(x, y, 0) = \varphi_0(x, y), \quad (4)$$

$$\delta_s(\varphi) = \frac{1}{\pi} \times \frac{\kappa}{\kappa^2 + \varphi^2}, \quad (5)$$

式中, $\nabla\varphi$ 为一阶函数导数, $\|\cdot\|$ 为范数, div 为整除函数, $\delta_s(\varphi)$ 为 $H(\varphi)$ 函数的一阶导数即 Dirac 度量的正则化函数, κ 为 Dirac 度量系数。

2.2.2 图像颜色特征的提取

将视频图像梯度角度直方图与颜色信息相结合, 获得梯度角度-色度饱和度直方图的颜色特征, 并将提取的特征应用于核相关滤波跟踪算法中。

为避免提取颜色特征过程中对冗余信息的提取, 仅分析与提取视频图像液晶显示器行同步信号(HS)通道的信息, 利用色调(H)通道以及饱和度(S)通道的像素值建立颜色空间极坐标系, 利用极坐标内角度和梯度体现视频图像的色度、饱和度, 得到

$$H = \begin{cases} \theta, G \geq B \\ \theta + \pi, G < B \end{cases}, \quad (6)$$

式中, H 、 θ 、 G 、 B 分别为 H 通道的像素值、极坐标外角度、内角度聚类系数、外角度聚类系数, 极坐标的内角度可表示为

$$\zeta = \frac{\pi}{2} - \text{atctan} \left[\frac{2R - G - B}{\sqrt{3}(G - B)} \right], \quad (7)$$

式中, R 为特征点聚类系数。饱和度可表示为

$$S = \frac{2}{\sqrt{6}} \times \left[\sqrt{(R - G)^2 + (R - G)(B - G)} \right]. \quad (8)$$

依据特征点聚类器创建各个特征点的时空特征向量并对创建的时空特征向量进行聚类, 得到与各个分类相应的构成区域, 并基于此将视频图像划分为 n 块区域, 统计不同区域的梯度角度直方图和色度饱和度直方图, 将全部区域直方图串联, 利用 OpenCV 工具获取视频图像色度饱和度直方图以及梯度角度直方图, 即图像的梯度角度-色度饱和度直方图, 该直方图可以有效表征图像的颜色特征。

2.3 核相关滤波跟踪算法

在循环移位编码密集采样过程中, 结合循环矩阵训练分类器即核相关滤波跟踪算法, 通过核方法获取视频图像与分类器间的相关系数^[9-14], 更新后的目标位置即为最大相关系数所处的位置, 该算法利用频域实现, 跟踪速度较快。

2.3.1 循环移位以及循环矩阵

将视频图像内的感兴趣目标块用大小为 $n \times 1$ 的向量 \mathbf{x} 表示, 将该区域作为基础样本。通过循环

移位操作获取正样本以及负样本训练分类器, 循环移位操作的变换矩阵可表示为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (9)$$

设每次移动位数为 1, 移动次数为 n 时即可得到 \mathbf{x} , 全部样本的集合可表示为

$$\{\mathbf{P}^u \mathbf{x} \mid u = 0, 1, \dots, n - 1\}. \quad (10)$$

循环矩阵可表示为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_n \\ x_n & x_1 & x_2 & \cdots & x_{n-1} \\ x_{n-1} & x_n & x_1 & \cdots & x_{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_2 & x_3 & x_4 & \cdots & x_1 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

式中, \mathbf{X} 为循环矩阵。循环矩阵在 \mathbf{x} 为随机向量时可表示为

$$\mathbf{X} = \mathbf{F} \text{diag}(\hat{\mathbf{x}}) \mathbf{F}^H, \quad (12)$$

式中, diag 为对角矩阵函数, \mathbf{F} 为傅里叶矩阵, $\hat{\mathbf{x}}$ 为 \mathbf{x} 的离散傅里叶变换, 上标 H 为共轭转置操作。

2.3.2 岭回归模型学习分类器

岭回归是有偏数据估计回归方法, 可用封闭方程表示为

$$\min_w \sum_i [f(\mathbf{x}_i) - \mathbf{y}_i]^2 + \xi \|\mathbf{w}\|^2, \quad (13)$$

式中, \mathbf{x}_i 样本目标, \mathbf{y}_i 为回归目标, \mathbf{w} 为分类器参数, $f(\mathbf{x}_i)$ 为封闭函数, i 为有偏数据对应的序号, ξ 为可调节过拟合的参数, 对(13)式求极值得到

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}^H \mathbf{X} + \xi \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^H \mathbf{y}, \quad (14)$$

式中, \mathbf{I} 为单位矩阵, \mathbf{X} 为行向量 \mathbf{x}_i 组成的矩阵, \mathbf{y} 为向量 \mathbf{y}_i 组成的矩阵。

用多项式 $\sum_{i=1}^M \tau_i \mathbf{x}_i$ 表示映射至高维空间的 \mathbf{w} , 其中, M 为高维空间总维数, τ_i 为 \mathbf{x}_i 的线性组合系数, 则

$$\boldsymbol{\tau} = (\mathbf{K} + \xi \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}, \quad (15)$$

式中, \mathbf{K} 为核矩阵, 如果核矩阵具有循环特性, 则

$$\mathbf{K}^{\mathbf{x}\mathbf{x}'} = \exp \left\{ -\frac{1}{\eta^2} \left[\|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{x}'\|^2 - 2\mathcal{F}^{-1}(\hat{\mathbf{x}}^* \cdot \hat{\mathbf{x}}') \right] \right\}, \quad (16)$$

式中, $\mathbf{K}^{\mathbf{x}\mathbf{x}'}$ 为高斯核循环特性, \mathbf{x}' 为训练样本, 上标 * 为复数共轭, \mathcal{F}^{-1} 为傅里叶逆变换, η 为核函数参数, 频域内的非线性分类器参数为

$$\hat{\tau} = \frac{\hat{y}}{\hat{\mathbf{K}}^{xx'} + \xi\delta}, \quad (17)$$

式中, \hat{y} 为频域内的目标期望, δ 为高斯核函数的空间带宽。

2.3.3 分类器快速跟踪

利用 w 检测新输入视频图像 z 中的目标时, 依据响应函数得到的视频图像检测公式为

$$f(z) = w^T z. \quad (18)$$

样本利用核函数的映射过程即通过非线性分类器检测目标的过程, 分类器的响应可表示为

$$f(z) = w^T z = \sum_{i=1}^n \tau_i \mathbf{K}(z, x'_i), \quad (19)$$

式中, n 为非线性分类器检测的目标数量, $\mathbf{K}(\cdot)$ 为循环矩阵函数。通过(19)式可得到新输入视频图像与全部滑动子窗口的相关性, 用循环矩阵简化后可表示为

$$\hat{f}(z) = \hat{\mathbf{K}}^{xz} \odot \hat{\tau}, \quad (20)$$

式中, $\hat{f}(z)$ 和 \odot 分别为循环矩阵的简化结果和逻辑运算符。

2.4 视频图像的多目标跟踪

训练分类器时, 利用连续标签标记样本^[15], 依据待跟踪目标与样本中心距离 ϑ 得到相关滤波响应值, 范围为 $[0, 1]$, 相关滤波响应值在接近跟踪目标时趋于 1, 远离跟踪目标时趋于 0。利用不同特征的最大响应值分配跟踪权重, 跟踪目标特征权重可表示为

$$J = \frac{\max [f(\mathbf{Z}_b)]}{\max [f(\mathbf{Z}_b)] + \max [f(\mathbf{Z}_s)]}, \quad (21)$$

式中, $f(\mathbf{Z}_b)$ 与 $f(\mathbf{Z}_s)$ 分别为边缘特征 \mathbf{Z}_b 以及梯度角度-色度饱和度直方图颜色特征 \mathbf{Z}_s 的响应输出。根据不同特征响应大小分配跟踪权重, 得到目标的最终跟踪位置为

$$p = \vartheta p_{z_b} + (1 - \vartheta) p_{z_s}, \quad (22)$$

式中, p_{z_b} 为对边缘特征的跟踪位置, p_{z_s} 为对颜色特征的跟踪位置。

3 实例分析

选取 Benchmark 数据集中的视频验证本算法跟踪目标的有效性, 数据集内的视频图像均为户外环境, 包括不同尺度变换、光照变换、遮挡等复杂环境的视频图像, 通过定性以及定量分析评价本算法的跟踪性能。

3.1 定性评价

本算法对交通视频图像内第 100、500、1000 帧图像的多目标跟踪结果如图 1 所示。可以发现, 本算法可在存在相似物干扰的情况下成功跟踪视频图像中的多目标, 且未存在漏跟踪情况。在目标被其他目标遮挡的情况下仍可准确跟踪目标, 这表明本算法具有较高的跟踪性能。在跟踪过程中视频图像存在抖动情况, 本算法仍可准确跟踪目标并快速恢复正常跟踪, 这表明本算法具有较强的跟踪鲁棒性。

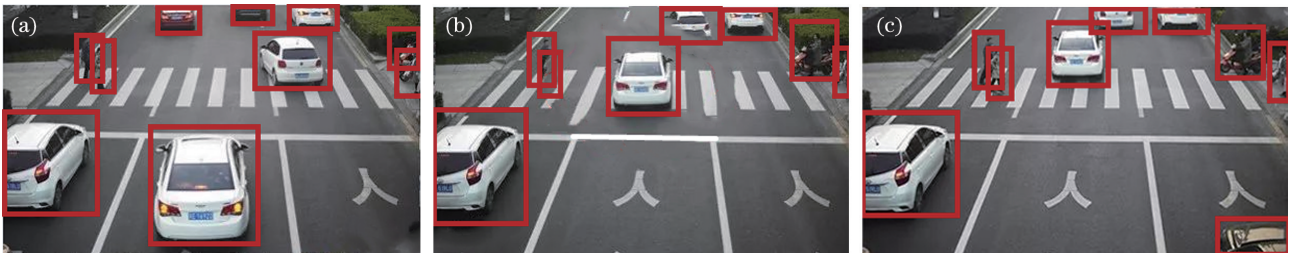


图 1 本算法的多目标跟踪结果。(a)第 100 帧;(b)第 500 帧;(c)第 1000 帧

Fig. 1 Multi-target tracking results of our algorithm. (a) Frame100; (b) frame500; (c) frame1000

3.2 定量评价

采用跟踪成功率、跟踪精确度、跟踪重叠率、平均跟踪速度定量评价本算法的跟踪性能, 选取文献[3]中的自适应算法、文献[5]中的高斯尺度空间算法、文献[6]中的特征融合算法、文献[8]中的多通道算法、文献[11]中的金字塔特征算法、文献[12]中的卷积特征算法作为对比, 评价本算法的跟踪性能。

3.2.1 跟踪成功率

7 种算法在不同帧数下的跟踪成功率如表 1 所

示, 可以发现, 本算法在不同帧数下的跟踪成功率均大于 99%, 明显高于其他算法, 这表明本算法具有较高的跟踪有效性。

3.2.2 跟踪精确度

用中心误差评价不同算法对视频图像多目标的跟踪精度, 中心误差可表示为

$$E = \sqrt{(a'_m - a_m)^2 + (b'_m - b_m)^2}, \quad (23)$$

式中, (a_m, b_m) 与 (a'_m, b'_m) 分别为根据算法得到的视频内第 m 帧图像的目标中心坐标及手动标记的

表 1 不同算法的多目标跟踪成功率

Table 1 Multi-target tracking success rates of different algorithms

unit: %

Frame No.	Ours	Ref. [3]	Ref. [5]	Ref. [6]	Ref. [8]	Ref. [11]	Ref. [12]
100	99.85	98.52	98.18	98.26	98.05	98.34	98.28
200	99.76	98.16	98.32	98.46	98.46	98.28	98.76
300	99.65	98.24	98.28	98.35	98.26	98.16	98.64
400	99.58	98.61	98.06	98.16	97.85	98.51	98.28
500	99.51	98.75	98.46	98.28	97.98	98.74	98.64
600	99.46	98.62	98.32	98.16	97.58	98.65	98.85
700	99.41	98.27	98.48	98.05	98.16	98.16	97.85
800	99.38	98.16	98.64	98.34	98.25	98.25	97.64
900	99.27	98.27	98.28	98.46	98.43	97.85	97.58
1000	99.18	98.67	98.34	97.89	98.25	97.76	97.28

目标中心坐标,中心误差值越小,表明跟踪算法的精确度越高。7 种跟踪算法的中心误差如表 2 所示,可以发现,本算法跟踪多目标的中心误差在不同帧数下均最小,趋近于 0,这表明本算法具有较高

的跟踪精度。高斯尺度空间算法及多通道算法在 300 帧之前的中心误差与本算法相差较小,300 帧之后跟踪精度急剧下降,原因是高斯尺度空间算法及多通道算法的波动幅度过大,鲁棒性较差。

表 2 不同算法的中心误差

Table 2 Central errors of different algorithms

unit: m

Frame No.	Ours	Ref. [3]	Ref. [5]	Ref. [6]	Ref. [8]	Ref. [11]	Ref. [12]
100	0.025	0.251	0.027	0.352	0.029	0.152	0.185
200	0.086	0.345	0.088	0.285	0.089	0.152	0.165
300	0.075	0.352	0.078	0.195	0.079	0.095	0.195
400	0.035	0.268	0.256	0.137	0.165	0.125	0.128
500	0.056	0.345	0.354	0.232	0.128	0.135	0.194
600	0.035	0.425	0.451	0.285	0.169	0.152	0.098
700	0.048	0.485	0.352	0.374	0.185	0.164	0.125
800	0.068	0.469	0.288	0.285	0.268	0.175	0.197
900	0.075	0.425	0.267	0.195	0.349	0.254	0.254
1000	0.081	0.385	0.354	0.135	0.389	0.232	0.236

7 种跟踪算法在轻微遮挡、严重遮挡等复杂环境下的中心误差如表 3 所示,可以发现,本算法在不同复杂环境下均具有最低的中心误差,这表明本算法可适应视频图像内的复杂环境,具有

较高的跟踪精准性及跟踪鲁棒性。原因是本算法将提取的图像边缘特征与梯度角度-色度饱和度直方图颜色特征相结合,提升了多目标的跟踪性能。

表 3 不同算法在复杂情况下的中心误差

Table 3 Central errors of different algorithms in complex environment

unit: m

Environment	Ours	Ref. [3]	Ref. [5]	Ref. [6]	Ref. [8]	Ref. [11]	Ref. [12]
Slight occlusion	0.067	0.285	0.264	0.325	0.216	0.251	0.185
Severe occlusion	0.075	0.312	0.212	0.315	0.185	0.136	0.164
Shield leaves	0.085	0.352	0.234	0.285	0.165	0.152	0.132
Shade is similar in color	0.058	0.345	0.284	0.274	0.174	0.134	0.152
Color of the shelter is obviously different	0.034	0.369	0.236	0.265	0.198	0.129	0.147
Size change	0.042	0.345	0.248	0.248	0.264	0.185	0.196
Illumination change	0.064	0.285	0.213	0.236	0.234	0.185	0.254
Angle change	0.072	0.249	0.313	0.271	0.315	0.241	0.264

3.2.3 跟踪重叠率

重叠率是评价目标跟踪性能的重要指标,视频图像的多目标跟踪重叠率可表示为

$$O = \frac{X_{\text{area}}(R_m \cap R'_m)}{X_{\text{area}}(R_m \cup R'_m)}, \quad (24)$$

式中, R_m 与 R'_m 为根据算法得到的视频内第 m 帧图

像的目标框及手动标记的目标框, X_{area} 为区域面积。

7 种跟踪算法的跟踪重叠率如表 4 所示,可以发现,本算法跟踪视频图像的多目标时,跟踪重叠率明显高于其他算法,这表明本算法具有优越的跟踪性能。

表 4 不同算法的跟踪重叠率

Table 4 Tracking overlap rates of different algorithms

unit: %

Frame No.	Ours	Ref. [3]	Ref. [5]	Ref. [6]	Ref. [8]	Ref. [11]	Ref. [12]
100	98.76	97.58	97.48	97.85	97.85	97.58	97.52
200	98.58	97.52	97.28	97.86	97.94	97.46	97.51
300	98.61	97.16	97.64	97.48	97.95	97.26	97.26
400	98.64	96.25	97.58	97.34	97.18	97.54	97.54
500	99.28	96.48	96.25	97.18	96.25	97.63	97.67
600	99.34	96.34	96.48	97.26	96.43	97.54	97.79
700	98.64	96.81	96.12	97.49	96.16	96.85	96.85
800	98.16	96.48	96.34	96.58	96.85	96.71	96.79
900	98.27	97.25	96.85	96.76	96.23	96.85	97.84
1000	98.64	97.46	97.11	96.24	96.71	96.18	97.97

3.2.4 平均跟踪速度

为检测本算法跟踪的实时性,统计不同算法的跟踪速度,结果如表 5 所示。可以发现,用本算

法跟踪不同复杂环境视频图像内的多目标时,跟踪速度明显高于其他算法,有效验证了本算法的实时性。

表 5 不同算法每秒传输的帧数

Table 5 Number of frames transmitted per second by different algorithms

unit: frame

Environment	Ours	Ref. [3]	Ref. [5]	Ref. [6]	Ref. [8]	Ref. [11]	Ref. [12]
Slight occlusion	86.51	37.58	51.64	26.52	10.52	9.85	18.64
Severe occlusion	79.84	41.52	67.85	23.54	16.85	10.54	25.46
Shield leaves	66.85	59.52	43.52	28.64	18.64	11.26	21.34
Shade is similar in color	71.58	58.61	41.25	39.52	19.52	12.46	23.52
Color of the shelter is obviously different	88.64	48.61	65.85	37.51	25.64	13.52	19.52
Size change	89.31	39.52	61.25	41.58	34.52	15.67	31.54
Illumination change	71.52	47.62	58.76	42.64	28.64	16.85	27.54
Angle change	75.87	46.25	51.32	32.46	39.54	14.52	16.52

综上所述,相比其他算法,本算法具有更优的跟踪成功率、跟踪精确度、跟踪重叠率、平均跟踪速度,原因是本算法将视频图像目标运动轨迹的 3 帧图像时间作为线性段,利用线性判断方法捕获目标,利用动态边缘演化技术准确提取捕获目标的边缘特征,解决了视频图像多目标处于运动状态时边缘特征模

糊导致的目标跟踪难度大问题。

4 结 论

提出了一种基于多目标视频图像边缘特征的核相关滤波跟踪算法,采用动态边缘演化技术提取视频图像的多目标边缘特征,在提高算法边缘特征提

取能力的同时提升了算法对多目标跟踪的实时性以及鲁棒性。实验结果表明,本算法在长时间跟踪及目标被遮挡的情况下,仍具有较高的跟踪效果。依据不同特征响应大小分配跟踪权重,利用分类器响应获取最终跟踪目标的位置,实现视频图像中的多目标精准跟踪。与其他 6 种跟踪算法的对比结果表明,本算法对视频图像多目标跟踪的成功率最高,且跟踪多目标的中心误差明显低于其他算法,在光照变化、尺寸变化以及角度变化等复杂环境下,仍可保持较低的中心误差;本算法的跟踪重叠率为 7 种算法中最高且平均跟踪速度最快,可满足多目标跟踪算法实时跟踪的需求。下一步研究还可将位置特征以及运动特征加入算法,进一步提升算法的跟踪性能。

参 考 文 献

- [1] Lü Y Q, Liu K, Cheng F. Kernelized correlation tracking based on point trajectories[J]. Journal on Communications, 2018, 39(6): 190-198.
吕韵秋, 刘凯, 程飞. 基于点轨迹的核相关滤波器跟踪算法[J]. 通信学报, 2018, 39(6): 190-198.
- [2] Zhu H J, Yu F Q. Feature-weight and scale adaptive algorithm for kernel correlation tracking[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(10): 101501.
朱宏基, 于凤芹. 特征权值与尺度自适应的核相关跟踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(10): 101501.
- [3] Xiong C Z, Zhao L L, Guo F H. Kernelized correlation filters tracking based on adaptive feature fusion[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(6): 1068-1074.
熊昌镇, 赵璐璐, 郭芬红. 自适应特征融合的核相关滤波跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(6): 1068-1074.
- [4] Qian T H, Luo Z Q, Li G J, et al. Scale adaptive improvement of kernel correlation filter tracking algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(3): 811-816.
钱堂慧, 罗志清, 李果家, 等. 核相关滤波跟踪算法的尺度自适应改进[J]. 计算机应用, 2017, 37(3): 811-816.
- [5] Tan S K, Liu Y P, Li Y C. Improved kernel correlation filter tracking with Gaussian scale space[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(1): 29-33, 141.
谭舒昆, 刘云鹏, 李义翠. 基于高斯尺度空间的核相关滤波目标跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(1): 29-33, 141.
- [6] Li C, Lu C Y, Zhao X, et al. Scale adaptive correlation filtering tracking algorithm based on feature fusion[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(5): 0515001.
李聪, 鹿存跃, 赵珣, 等. 特征融合的尺度自适应相关滤波跟踪算法[J]. 光学学报, 2018, 38(5): 0515001.
- [7] Yin M F, Bo Y M, Zhu J L, et al. Multi-scale context-aware correlation filter tracking algorithm based on channel reliability[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(5): 0515002.
尹明锋, 薄煜明, 朱建良, 等. 基于通道可靠性的多尺度背景感知相关滤波跟踪算法[J]. 光学学报, 2019, 39(5): 0515002.
- [8] Hu Z H, Li G F, Chen H X. Multi-channel feature and preferred parallel update for kernel correlation filter tracking[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(15): 161-168, 270.
胡昭华, 李高飞, 陈胡欣. 多通道特征和择优并行更新的核相关滤波跟踪[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(15): 161-168, 270.
- [9] Chen W, Li J L, Xing J C, et al. Long-term object tracking based on kernelized correlation filter and hierarchical convolution features[J]. Computer Science, 2019, 46(9): 271-276.
陈威, 李决龙, 邢建春, 等. 基于核相关滤波器和分层卷积特征的长时间目标跟踪[J]. 计算机科学, 2019, 46(9): 271-276.
- [10] Zhu W J, Tang J L, Wang D, et al. An improved kernel correlation filter object tracking method[J]. Laser & Infrared, 2018, 48(11): 1430-1435.
朱伟杰, 唐晶磊, 王栋, 等. 一种改进的核相关滤波目标跟踪方法研究[J]. 激光与红外, 2018, 48(11): 1430-1435.
- [11] Li G C, Fang Y S, Ji R Y, et al. High-precision laser tracking system based on two-dimensional galvanometers and position sensitive detectors[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(7): 0704007.
李桂存, 方亚砂, 纪荣祯, 等. 基于二维振镜与位置灵敏探测器的精度激光跟踪系统[J]. 中国激光, 2019, 46(7): 0704007.
- [12] Yang J L, Tang Y, Zhang G N. Visual multi-object tracking using convolution feature and multi-bernoulli filter[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2019, 13(11): 1945-1957.
杨金龙, 汤玉, 张光南. 卷积特征多伯努利视频多目标跟踪算法[J]. 计算机科学与探索, 2019, 13(11): 1945-1957.
- [13] Li Z M, Fu H J, Liu Y J, et al. Multi-template correlation filter tracking based on deep feature[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer

Graphics, 2019, 31(5): 792-799.

李宗民, 付红姣, 刘玉杰, 等. 融入深度特征的多模板相关滤波跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(5): 792-799.

- [14] He X D, Zhou S Z. Fast scale adaptive kernel correlation filtering algorithm for target tracking[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(12): 121501.
何雪东, 周盛宗. 快速尺度自适应核相关滤波目标跟

踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 121501.

- [15] Pan C C, Liu Y Y, Zheng Z Q, et al. Kernel correlation filtering target tracking based on quasi-residual updating strategy[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(10): 1-6.
潘长城, 刘妍妍, 郑志强, 等. 类残差更新策略的核相关滤波目标跟踪[J]. 电光与控制, 2019, 26(10): 1-6.