

基于相似性特征估计的目标跟踪算法研究

张博^{1*}, 刘刚^{1,2}

¹长沙师范学院信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410100;

²中南大学物理与电子学院, 湖南 长沙 410083

摘要 基于深度学习的目标跟踪算法将卷积深层输出结果作为特征, 虽然准确度高但耗时长; 基于融合特征的目标跟踪算法按照响应值融合目标特征, 虽然跟踪速度快, 但降低了准确度。为了兼顾目标跟踪算法的时效性和准确度, 提出基于相似性特征估计的目标跟踪算法。首先利用重要性重采样滤波粒子构建目标观测模型, 其中包括选择粒子状态、转移系统状态、构建观测模型、粒子权值更新以及重采样过程。在此基础上, 提取目标的统计纹理特征、运动尺寸特征以及运动速度与方向特征, 并融合目标特征构建目标特征框架。结合相似性特征估计完成目标定位, 包括描述目标模型、表示候选模型、度量目标具体相似度以及目标定位过程。在完成目标定位后, 基于实时压缩实现目标跟踪。本文算法的跟踪准确度均在 90% 以上, 跟踪过程耗时保持在 450 ns 以下, 性能优于基于深度学习和融合特征的目标跟踪算法。本文算法能够快速、准确实现对目标的跟踪, 应用优势较强。

关键词 图像处理; 相似性特征估计; 目标跟踪算法; 目标观测模型; 预估均值; 观测阈值

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.241005

Research on Target Tracking Algorithm Based on Similarity Feature Estimation

Zhang Bo^{1*}, Liu Gang^{1,2}

¹College of Information Science and Engineering, Changsha Normal University, Changsha, Hunan 410100, China;

²Physical Science and Electronics, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China

Abstract The target tracking algorithm based on deep learning takes the deep convolution output as the feature, which is high in accuracy but time-consuming. The target tracking algorithm based on fusion features fuses the target features according to the response value, although the tracking speed is fast, but the accuracy is reduced. In order to consider the timeliness and accuracy of the target tracking algorithm, a target tracking algorithm based on similarity feature estimation is proposed. First, sampling importance resampling filter particle is used to construct the target observation model, which includes selection of particle state, transfer system state, construction of observation model, particle weight update, and resampling process. On this basis, the statistical texture features, moving size features, moving speed, and direction features of the target are extracted, and the target feature framework is constructed by using the target features. The target positioning is estimated based on the similarity features, including describing the target model, representing the candidate model, measuring the specific similarity of the target, and the target positioning process. After the target positioning, the target tracking is realized based on real-time compression. The tracking accuracy of the proposed algorithm is above 90%, the tracking time is kept below 450 ns, and the performance of this algorithm is better than that of the target tracking algorithm based on deep learning and fusion features. The proposed algorithm can track the target quickly and accurately, and has strong application advantages.

Key words image processing; similarity feature estimation; target tracking algorithm; target observation model; estimated mean value; observation threshold

OCIS codes 100.4999; 150.1135; 100.2960

收稿日期: 2020-04-27; 修回日期: 2020-05-19; 录用日期: 2020-05-29

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

*E-mail: zb801121@126.com

1 引言

目前,计算机视觉的应用已经相当广泛^[1]。作为计算机视觉的重要分支之一,目标跟踪能够通过估计视频连续帧中的物体状态,获取目标的轨迹、轮廓以及位置等信息,从而为对目标状态进行更高级的分析奠定基础^[2]。随着视频摄像机的普及、计算机性能的提升以及视频分析领域需求的不断增加,目标跟踪的前景更加广阔^[3]。而对于目标跟踪的研究,国外起步较早,日本、美国等国家已经在识别行为、识别目标、分类目标、跟踪及检测目标等方面开展大规模研究。近几年,我国学者也已经取得了颇为丰硕的研究成果。

文献[4]中提出了一种基于显著性特征的目标跟踪算法。该算法综合了方向梯度直方图(HOG)特征和颜色统计特征,利用前景概率图抑制背景信息的干扰,再通过建立选择性跟踪和检测框架减少跟踪漂移问题,并解决重度照明和遮挡等挑战性场景中的目标丢失问题。文献[5]中提出了一种基于融合特征的目标跟踪算法。该算法在采集目标颜色命名(CN)特征的基础上,根据上下文感知框架得到目标动态特征响应值,对其进行归一化操作后,按照响应值占比完成线性融合,获得融合后响应值并对目标进行定位,然后利用尺度相关滤波器预估目标尺度变化,并判断目标下一时刻的位置。文献[6]中提出了一种基于背景加权的跟踪算法。该算法将目标模型与目标周围背景模型形结合,构建了一种差分加权函数,提高对目标的识别能力。然后结合颜色与纹理特征构建基于目标和目标背景区域的特征自适应融合机制,实现对目标物的自动跟踪。文献[7]中提出了一种基于卷积网络的目标跟踪算法。该算法对传统的卷积网络结构进行了改进和结构优化,主要分为以下步骤:1)引入特征融合过程提取更多、更精细的目标特征;2)引入空洞卷积过程减少目标特征融合过程的计算量,并扩大目标捕捉范围。该算法主要是改进了目标的速度和方向。文献[8]中提出了一种双特征模型核相关滤波目标跟踪算法。该算法将浅层纹理特征HOG和包含深层语义信息的卷积神经网络(CNN)特征相结合,建立相关滤波器,然后采用主成分分析法对CNN特征进行降维,再通过尺度优化提高跟踪算法的准确性。

虽然相关研究成果已经获得应用,然而目标跟踪仍然面临很多困难,特别在复杂的场景下实现目

标跟踪仍然非常困难。例如,光线照度发生变化、非刚性目标的运动不受约束、自遮挡、遮挡、变形、摄像机导致目标出现相对运动旋转、平移以及目标自身的尺寸缩小与放大等因素都会为目标跟踪带来图像灰度的随意变化,使相邻图像差分运算成为十分复杂的问题。

为了兼顾目标跟踪算法的时效性和准确度,本文结合相似性特征估计方法,设计了一种新的目标跟踪算法。同时,本文还通过实验结果证明了基于相似性特征估计的目标跟踪算法在跟踪耗时和跟踪准确度方面的优势。

2 目标跟踪算法设计

2.1 构建目标观测模型

首先利用SIR滤波粒子构建目标观测模型,具体步骤包括选择粒子状态、转移系统状态、构建观测模型、粒子权值更新以及重采样。首先选择粒子状态,粒子状态表示为

$$X_k = (x, y, s), \quad (1)$$

式中: (x, y) 代表视频帧中的粒子具体坐标位置,也就是粒子矩形框对应的中心位置; s 代表矩形框的变化尺度因子; X_k 代表粒子状态。在SIR滤波粒子中选择200个粒子,对选择粒子实施初始化处理,将其位置恢复成目标框中心初始位置,即

$$X_0 = (x_0, y_0, s_0), \quad (2)$$

式中: (x_0, y_0) 代表目标框中心初始位置; s_0 代表矩形框的初始变化尺度因子; X_0 代表粒子初始状态^[9]。

将粒子尺度初始化成1,并对初始位置目标框的色调-饱和度-明度(HSV)对应颜色直方图进行计算。

然后转移系统状态:利用自回归二阶转移模型将粒子位置从上一帧转移至下一帧,自回归二阶转移模型是对之前的粒子状态进行随机组合,并利用组合结果对下一帧中粒子位置进行预测^[10]。自回归二阶转移模型的具体表达式为

$$X_k - \bar{X} = A_1(X_{k-1} - \bar{X}) + A_2(X_{k-2} - \bar{X}) + Bw, \quad (3)$$

式中: X_k 代表 k 时刻的对应粒子状态; \bar{X} 代表全部粒子的预估均值; X_{k-1} 代表 $k-1$ 时刻的对应粒子状态; X_{k-2} 代表 $k-2$ 时刻的对应粒子状态; w 代表随机噪声; A_1 、 A_2 为常量; B 代表粒子的具体传播半径。

根据(3)式对 k 时刻粒子的具体状态进行预测,

表示为

$$X_k = A_1(X_{k-1} - \bar{X}) + A_2(X_{k-2} - \bar{X}) + B\omega_k + \bar{X}, \quad (4)$$

式中： ω_k 代表 k 时刻的噪声^[11]。

假设常数参数为已知参数,具体表示为

$$\begin{cases} A_1 = \text{diag}\{a_1, a_1, a_1\} \\ A_2 = \text{diag}\{a_2, a_2, a_2\}, \\ B = \text{diag}\{b, b, b\} \end{cases}, \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} a_1 = 2.0 \\ a_2 = 1.0, \\ b = 1.0 \end{cases}, \quad (6)$$

并且,

$$\omega_k \in (0, 0.001). \quad (7)$$

设全部粒子均值的估计值为

$$\bar{X} = (x'_0, y'_0, 1.0), \quad (8)$$

式中： (x'_0, y'_0) 代表目标在上一帧的中心位置；1.0 代表平均尺度^[12]。

那么,粒子单个传播的计算方式为

$$x_k = a_1(x_{k-1} - x_0) + a_2(x_{k-2} - x_0) + b\omega_k + x_0, \quad (9)$$

式中： x_k 代表 k 时刻单个粒子左坐标对应粒子状态； x_{k-1} 代表 $k-1$ 时刻单个粒子左坐标对应粒子状态； x_{k-2} 代表 $k-2$ 时刻单个粒子左坐标对应粒子状态； b 代表单个粒子的具体传播半径； a_1, a_2 代表已知常数参数； x_0 代表单个粒子在上一帧的中心位置左坐标^[13]。

$$y_k = a_1(y_{k-1} - y_0) + a_2(y_{k-2} - y_0) + b\omega_k + y_0, \quad (10)$$

式中： y_k 代表 k 时刻单个粒子右坐标对应的粒子状态； y_{k-1} 代表 $k-1$ 时刻单个粒子右坐标对应的粒子状态； y_{k-2} 代表 $k-2$ 时刻单个粒子右坐标对应的粒子状态； y_0 代表单个粒子在上一帧的中心位置右坐标。

$$s_k = a_1(s_{k-1} - 1.0) + a_2(s_{k-2} - 1.0) + b\omega_k + 1.0, \quad (11)$$

式中： s_k 代表 k 时刻矩形框的变化尺度因子； s_{k-1} 代表 $k-1$ 时刻矩形框的变化尺度因子； s_{k-2} 代表 $k-2$ 时刻矩形框的变化尺度因子。

在此基础上,构建观测模型:完成下一帧中粒子位置的预测后,还需要观测粒子,也就是对各粒子代表的对应目标与目标真实状态间的实际相似度进行判断^[14]。如果实际相似度较大,则赋予其较

大权值,反之,则赋予其较小权值。

首先,利用 $\hat{p}(x)$ 代表 x 这一候选粒子的 HSV 颜色区域直方图,利用 \hat{q} 代表目标参考模型的 HSV 颜色区域直方图,则二者之间的巴氏距离系数表示为

$$\rho[\hat{p}(x), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(x)\hat{q}_u}, \quad (12)$$

式中： ρ 代表 $\hat{p}(x)$ 与 \hat{q} 之间的巴氏距离系数； u 代表维数； $\hat{p}_u(x)$ 代表 u 维下候选粒子 x 的 HSV 颜色区域直方图； \hat{q}_u 代表 u 维下目标参考模型的 HSV 颜色区域直方图^[15]。

通过定义两个 HSV 颜色区域直方图的实际测量分布构建观测模型,具体表示为

$$\begin{cases} d[\hat{p}(x), \hat{q}] = 1 - \rho[\hat{p}(x), \hat{q}] \\ p(z_k | x_k) \propto \exp(-\lambda d) \end{cases}, \quad (13)$$

式中： d 代表两个 HSV 颜色区域直方图的实际测量分布； $p(z_k | x_k)$ 代表观测模型； λ 代表观测阈值,根据经验, λ 通常取值为 20^[16]。

基于此,对观测模型中粒子的权值进行更新,更新方法表示为

$$\sum_{i=1}^N \omega_{k+1}^i = 1, \quad (14)$$

式中： N 代表粒子总数； i 代表更新阈值； ω_{k+1}^i 代表观测模型中的一个粒子。

$$\omega_{k+1}^i \propto p(z_k | x_k^i), \quad (15)$$

式中： $p(z_k | x_k^i)$ 代表更新后的观测模型。

然后,将最大权值粒子的对应那个目标框当做目标框的最终位置。

最后,进行重采样。以各粒子权值为依据对其进行排序,排序顺序为从大到小。当粒子的总数目固定时,增加较大权值的整体粒子数目,减少较小权重的整体粒子数目,甚至将权重过小的粒子直接舍弃。

2.2 目标特征框架构建

对目标特征进行提取,包括统计纹理特征、运动尺寸特征以及运动速度与方向特征,融合目标特征构建目标特征框架^[17]。

运动尺寸特征的提取需要对运动矢量场实施分析与处理,提取流程如下:1)实施运动矢量场的去噪处理,并进行稠密化与区域局部生长处理,得到运动矢量的有效数据;2)以运动矢量的分布区域特征为依据对运动区域进行标识,从而通过目标的实际外接矩形对运动尺寸特征进行提取。

其中运动矢量场的去噪处理主要利用滤波器来去除,采取的具体方法为邻域法,即通过对宏块的具体运动矢量实施一致性判断实现噪声的去除。具体步骤为:寻找帧中任一运动矢量为非零的宏块,对其周围邻域8个宏块具体运动矢量与该宏块具体运动矢量的相似性进行判断,也就是对这些宏块运动矢量的角度与幅值大小的差异进行判断,如图1所示。当结果超出范围时,则该宏块与其邻域的运动矢量有差异,为噪声,并对该宏块进行去除。

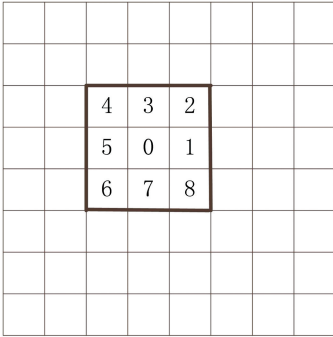


图1 邻域法

Fig. 1 Neighborhood method

稠密化处理就是补上编码后宏块缺失的矢量,具体方法为若当前帧某宏块的实际运动矢量是 $(0,0)$,则对前一帧位置相同的宏块进行检查。当该宏块在检测目标之内时,则当前帧该宏块的实际运动矢量与前一帧位置相同的宏块的实际运动矢量相同;当该宏块不在检测目标之内时,则当前帧该宏块的实际运动矢量也为 $(0,0)$ 。

区域局部生长处理能够解决目标中心的中空问题,具体处理方法为判断目标区域内宏块与邻域宏块的具体相似性,当相似性判断结果满足提前设定的闭值条件时,则认为邻域宏块也在目标区域内,并将其合并到目标区域内。重复该操作使目标区域内不断扩大生长,直到满足条件的全部宏块都被合并到目标区域内为止^[18]。为了进行更为完整的分割,采取增长法对前期目标提取区域及其邻域的各个宏块进行遍历以实施区域生长处理。

统计纹理特征的提取需要对离散余弦变换(DCT)块实施纹理特征的提取,也就是在压缩域对统计参数进行计算,包括方差与平均值。利用计算结果构建直方图对 8×8 宏块进行纹理特征描述,实现统计纹理特征的提取。

运动速度与方向特征的提取步骤如下:首先求出目标区域内全部运动矢量的编码方向密度概率

分布,从而获取运动矢量编码方向最大密度概率^[19]。当运动矢量编码方向最大密度概率超过规定阈值时,表明运动区域中指向相同运动方向的矢量的具体个数达到相应比例,即运动目标具备该特性:整体位移。此时对运动速度特征与运动方向特征进行获取,否则,该区域中的运动速度与运动方向均为零^[20]。获取方法为对运动平均矢量进行定义,并求出其在竖直方向与水平方向的具体分量均值,利用分量均值对运动速度与运动方向进行计算。

利用获取的统计纹理特征、运动尺寸特征以及运动速度与方向特征构建目标特征框架。

2.3 目标定位

基于相似性特征估计进行目标定位,具体步骤包括描述目标模型、表示候选模型、度量目标具体相似度以及定位目标。

1)描述目标模型:假设初始帧里的目标中心是 x_0'' ,利用 $\{x_i'', i=1,2,\dots,M\}$ 代表目标区域中的 M 个像素点,其特征值的具体个数是 m 。通过核函数进行权重赋予,对距目标较远的中心点像素实施较小权重的赋予,对距目标较近的中心点像素实施较大权重的赋予^[21]。

特征值为

$$u = 1, 2, \dots, m. \quad (16)$$

概率为

$$P = C \sum_{i=1}^M k \left(\left\| \frac{x_0'' - x_i''}{h} \right\|^2 \right) \delta [\text{bin}(x_i'') - u], \quad (17)$$

式中: h 代表带宽; bin 代表 b 函数,利用该函数可以求出 x_i'' 这一像素点的 bin 对应值。 δ 也代表一种函数,它是选择函数,能够对 x_i'' 这一像素点的像素值属性进行判断,也就是对其是否属于第 u 个特征空间的 bin 进行判断,若是,则取1这个函数值;反之,则取0这个函数值。 C 是归一化常数,满足下式,

$$C \sum_{u=1}^m P = 1. \quad (18)$$

2)表示候选模型:设目标候选区域的实际中心为 y'' ,并设目标候选区域的实际像素点个数为 N_b 。利用 $k(x)$ 代表对应核函数的轮廓函数,则对于候选目标模型而言,其特征值的概率可以用下式来描述^[22]。

特征值为

$$u' = 1, 2, \dots, m. \quad (19)$$

概率为

$$P' = Ch \sum_{i=1}^M k \left(\left\| \frac{y'' - x''_i}{N_h} \right\|^2 \right) \delta [\text{bin}(x''_i) - u']。 \quad (20)$$

在此基础上,度量待跟踪目标的相似度,原理如下:利用度量相似性函数表示候选模型与目标模型的具体相似度,也就是候选目标与初始目标分布的离散距离。度量相似性函数表示为

$$d(y) = \sqrt{1 - \hat{\rho}(y)}, \quad (21)$$

式中: $d(y)$ 代表候选目标与初始目标分布的离散距离; $\hat{\rho}(y)$ 代表巴氏距离系数。

在度量过程中,候选目标与初始目标分布的离散距离越小,表示二者间的实际相似度越大;候选目标与初始目标分布的离散距离越大,表示二者的实际相似度就越小。

3)完成定位目标:以度量目标具体相似度的结果为依据可知,若要实现有效的定位目标,需要满足候选目标与初始目标相似度最大的条件。为了满足相似度最大,将目标在上一帧的位置设定为目标起始位置,利用 y'' 来表示该位置^[23]。对目标在该处的模型进行表示,也就是求出其概率分布,并对其进行泰勒展开与数学推导,得到巴氏距离系数的一个近似估计值。利用巴氏距离系数的近似估计值对目标进行定位。

2.4 实现目标跟踪算法

在完成目标定位后,基于实时压缩实现目标跟踪算法。算法处理的具体流程如下。

- 1)输入视频序列中的第 t 帧。
- 2)进行初始化,使 $t = 1$ 。

具体初始化步骤如下:

①在首帧中利用手动方式对目标区域 Γ 进行选取,将目标用 $(\dot{x}, \dot{y}, \dot{w}, \dot{h})$ 来表示,其中 \dot{x}, \dot{y} 表示目标区域 Γ 左上角的实际坐标; \dot{w} 表示目标区域 Γ 的宽; \dot{h} 表示目标区域 Γ 的高^[24]。

②随机生成一个测量矩阵 \mathbf{R} 。

③选定目标的具体搜索区域,具体方法如图 2 所示。

图 2 中,最中间的那个矩形区域代表目标区域 Γ , γ, β, α 分别代表由大到小的搜索半径。则正样本的具体搜索区域为

$$\Gamma_{\text{pos}} = \left\{ x \left\| \left\| L_i(x) - L_i(x^*) \right\| < \alpha \right\} \right\}, \quad (22)$$

式中: Γ_{pos} 代表正样本的具体搜索区域; $L_i(x)$ 代表第 i 帧视频图像里 x 这一样本的实际中心位置; $L_i(x^*)$ 代表第 i 帧视频图像里 x^* 这一目标的实际

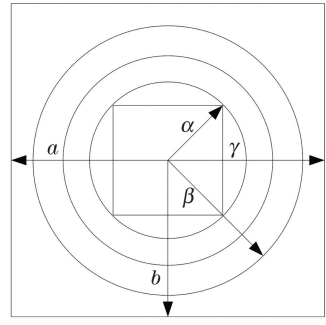


图 2 选取具体搜索区域的具体方法

Fig. 2 Specific method for selecting specific search area

中心位置。

负样本的具体搜索区域为

$$\Gamma_{\text{neg}} = \left\{ x \left| \beta < \left\| L_i(x) - L_i(x^*) \right\| < \gamma \right. \right\}, \quad (23)$$

式中: Γ_{neg} 代表负样本的具体搜索区域。

为了保障能够在一致相位的图像中对样本进行选取,需要将变换区域拓展至样本的全部选取区域,所以将图中最外边的那个矩形区域当作一致相位变换的 Γ_{search} 区域,其中,

$$\begin{cases} \alpha = \gamma + \frac{\dot{w}}{2} \\ \beta = \gamma + \frac{h}{2} \end{cases} \quad (24)$$

④对一致相位变换的 Γ_{search} 区域进行一致相位变换计算,从而获取一致相位图像。在一致相位图像中采集多个负样本与正样本,生成一个包含负样本与正样本的样本集,并对其中的正样本实施加权处理,然后对负样本与正样本实施降维处理,并对其特征进行计算,从而更新并训练多个弱分类器,获取弱分类器的一个集合^[25]。最后,从该集合中选择出最优的 k 个弱分类器,并对其进行计算获得强分类器。

3)实现目标跟踪, $t \geq 2$ 。

具体步骤如下:

①根据检测的第 $t - 1$ 帧中的目标位置对当前帧的搜索目标区域进行确定,并对其一致相位图像进行计算。

②在当前帧搜索目标区域的一致相位图像中对负样本与正样本进行采集,对获取样本实施降维处理,并通过第 $t - 1$ 帧中获取的强分类器进行分类,将分类时响应最大的样本当做目标,并记录其位置。

③根据记录的目标位置对搜索区域进行重新

确定,并实施一致相位变换,对负样本与正样本进行采集,生成一个包含负样本与正样本的样本集,并对其中的正样本实施加权处理,然后对负样本与正样本实施降维处理,并对其 Haar 特征进行计算,从而更新并训练新的弱分类器,获取新弱分类器的一个集合,进行对新强分类器进行构建。

4)进行输出。输出强分类器与目标位置,实现基于相似性特征估计的目标跟踪算法。

3 实验验证与结果分析

为了证明基于相似性特征估计的目标跟踪算法的有效性,设计如下性能验证实验。实验以对比的形式进行,通过对比各算法的目标跟踪效果判断各算法的实际应用性能。

3.1 搭建实验环境

首先搭建实验环境。实验环境中的主要硬件为 PC 机,软件部分采用 XP 操作系统。实验环境的具体配置数据如表 1 所示。

表 1 实验环境的具体配置数据

Table 1 Specific configuration data of the experimental environment

No.	Configuration type	Specific configuration	Configuration data
		CPU	Intel Core 2
1	Hardware part	Frequency/GHz	1.2
		RAM/G	2
2	Software part	Operating system	XP
		Development tools	2015 VS platform

实验以 XVID 参考软件为基础,视频编码与参数的具体配置数据如表 2、3 所示。

表 2 实验中的视频编码具体配置数据

Table 2 Specific configuration data of video coding in the experiment

No.	Configuration type	Configuration data
1	Coding class	High class
2	Image tracking size	4CIF、CIF
3	Encoding bandwidth/k	2048、1024、768、384
4	Coding format	4MPEG
5	Reference code	XVID reference software
6	Code specific bit rate	1024
7	Encode the specific frame rate/(frame/s)	25

表 3 参数具体配置数据

Table 3 Parameter specific configuration data

No.	Configuration type	Configuration data
1	Color space configuration	HSV space
2	Component configuration	H component
3	Quantization treatment series	32
4	Kernel function	Epanachnekov

3.2 实验材料

由于实验中需要用到视频场景中图像运动目标缩小以及放大的视频图像,因此选择 4CIF 和 CIF 格式的通用标准国际测试序列。应用场景中主要采用 BQ、Hall 监控。拍摄时产生的镜头变化包括摄像机固定序列与拉伸序列。除此以外,还专门为实验录制了一些采集自监控视频摄像头的测试序列,以保障所选择的测试序列合理、科学,并且具有广泛的代表性。

3.3 实验方法

设计两种场景下的目标跟踪性能实验方法:放大目标尺寸与缩小目标尺寸。

在实验中,首先对测试环境进行搭建,接着在同组实验测试序列中对跟踪初始目标进行选择,并对跟踪窗口的大小进行确定与统一。然后将颜色空间中的 HSV 作为实验算法的特征颜色模型,并分别采用文献[4]中的基于显著性特征的目标跟踪算法、文献[5]中的基于融合特征的目标跟踪算法、文献[6]中的基于背景加权的跟踪算法、文献[7]中的基于卷积核的目标跟踪算法以及文献[8]中的双特征模型核相关滤波目标跟踪算法对目标实施跟踪。结果统计方式及过程如下:记录各个实验目标跟踪算法跟踪采样到的目标中心的实际坐标与真正目标中心坐标的距离作为实验数据,并对实际尺寸的具体分布与核窗宽具体大小进行采样,并对各个实验目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度进行计算,获取实验结果。此外,还需统计不同目标追踪算法的跟踪过程耗时,从而判断不同算法的工作效率。

3.4 结果与分析

1)初步验证

以 3 段视频中不连续的 3 帧图像作为跟踪对象,3 段视频的帧匹配系数均为 0.86,目标场模板参数为 120×120 ,像素跟踪的强度为 80 dB。利用本文所提的基于相似性特征估计的目标跟踪算法对其中的目标进行追踪,实验结果如图 3 所示。

由图 3 可知,利用基于相似性特征估计的目标跟踪算法能够实现对目标的准确跟踪,无目标丢失的现象,也不受目标遮挡物的干扰,初步证明了基



图3 基于相似性特征估计的目标跟踪算法跟踪结果
Fig. 3 Tracking results of target tracking algorithm based on similarity feature estimation

于相似性特征估计的目标跟踪算法的有效性。

2) 对比验证

在初步验证基于相似性特征估计的目标跟踪算法的有效性基础上,为了进一步突出其应用优势,在放大目标尺寸实验场景中,不同目标跟踪算法的跟踪性能实验结果如图4所示。

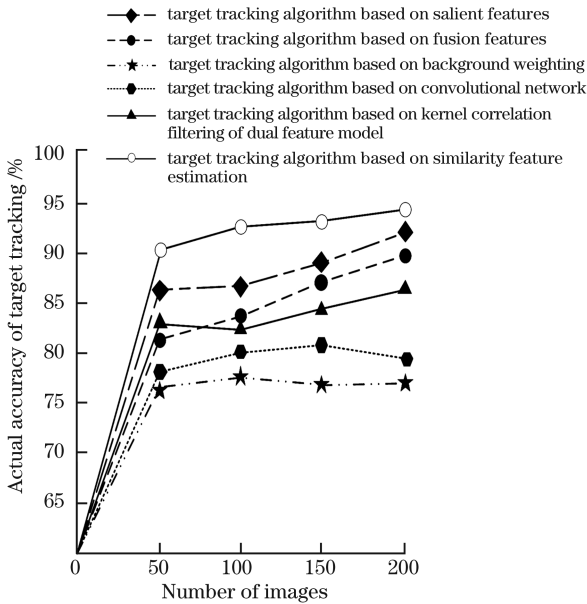


图4 在放大目标尺寸实验场景中,不同目标跟踪算法性能对比

Fig. 4 Performance comparison of different target tracking algorithms, under the experimental scene of enlarged target size

由图4可知,在放大目标尺寸实验场景中,基于显著性特征的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度变化较为平稳,成持续上升趋势,准确度始终保持在85%以上;基于融合特征的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度虽然呈上升态势,但整体偏低;基于背景加权和基于卷积网络的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度较为稳定,但数值较低;双特征模型核相关滤波目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度始终在85%以下;而基于相似性特征估计的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度高于前两种对比算法,均保持在90%以上。也就是说,基于相似性特征估计的目标跟踪算法在放大目标尺寸实验场景中的目标跟踪性能较优。

在缩小目标尺寸实验场景中,不同目标跟踪算法的跟踪性能实验结果如图5所示。

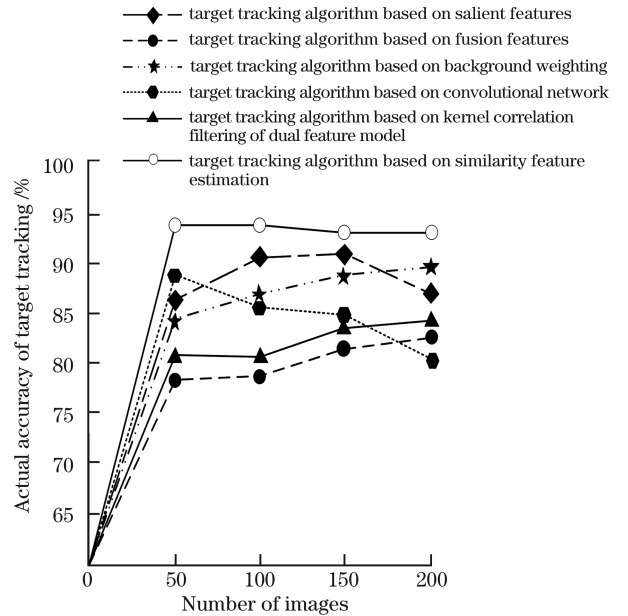


图5 在缩小目标尺寸实验场景中,不同目标跟踪算法性能对比

Fig. 5 Performance comparison of different target tracking algorithms, under the experimental scene of reduced target size

由图5可知,在缩小目标尺寸实验场景中,基于显著性特征的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度先上升后下降,但准确度始终处于90%以下;基于背景加重的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度始终处于90%以下;基于卷积网络的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度呈现出明显的下降趋势;基于融合特征的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度呈上升趋势,但相比于放大目标尺寸实验场

景,其准确度有所下降;双特征模型核相关滤波目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度处于 80%~85%以下;而基于相似性特征估计的目标跟踪算法的目标跟踪实际准确度依旧高于前两种算法,其最高准确度可达到 94.5%。也就是说,在缩小目标尺寸实验场景中,基于相似性特征估计的目标跟踪算法也能保持较好的应用效果。

综合分析以上结果可知,不论是在放大目标尺

寸实验场景还是缩小目标尺寸实验场景中,本文设计的基于相似性特征估计的目标跟踪算法的跟踪准确度均较高。产生这一结果的原因是该算法利用融合目标特征构建了目标特征框架,在此基础上根据目标相似性特征估计实现对目标的准确定位,从而提高了跟踪准确度。

在此基础上,统计不同目标跟踪算法的跟踪过程耗时情况,结果如表 4 所示。

表 4 不同算法目标跟踪过程耗时对比结果

Table 4 Time-consuming comparison of target tracking process with different algorithms

Scenario	Enlarge the target size experiment scene			Reduce the target size of the experimental scene		
	1	3	5	1	3	5
Track target number	1	3	5	1	3	5
Target tracking algorithm based on salient features/ns	623	789	817	626	749	860
Algorithm based on fusion features/ns	571	577	634	524	581	612
Algorithm based on background weighting/ns	597	682	701	582	654	693
Algorithm based on convolutional network/ns	412	421	430	461	487	496
Target tracking algorithm based on kernel correlation filtering of dual feature model/ns	532	597	631	624	636	675
Algorithm based on similarity feature estimation/ns	245	344	435	267	355	430

由表 3 可知,在放大/缩小目标尺寸实验场景中,随着跟踪目标数量的增加,不同目标跟踪算法的跟踪过程耗时也在不断增加。基于显著性特征的目标跟踪算法的跟踪过程耗时均在 600 ns 以上,最大耗时达到 860 ns;基于融合特征的目标跟踪算法的跟踪过程耗时在 524~634 ns 之间;基于背景加权的跟踪过程耗时在 597~701 ns 之间;基于卷积网络的目标跟踪算法的跟踪过程耗时在 412~496 ns 之间;双特征模型核相关滤波目标跟踪算法的跟踪过程耗时在 532~675 ns 之间;而基于相似性特征估计的目标跟踪算法的跟踪过程耗时小于其他 5 种算法,始终保持在 450 ns 以下。由此可知,基于相似性特征估计的目标跟踪算法的工作效率更高。产生这一结果的原因是该算法利用 SIR 滤波粒子构建了目标观测模型,使得粒子状态选择、转移系统状态、构建观测模型、粒子权值更新以及重采样过程更加便捷、快速,从而有效缩短了跟踪耗时。

为了进一步说明基于相似性特征估计的目标跟踪算法的有效性,将输出结果信噪比(SNR)作为

实验指标,对比不同目标跟踪方法的输出结果信噪比值,从而判断不同方法输出结果的有效性。对比结果如图 6 所示。

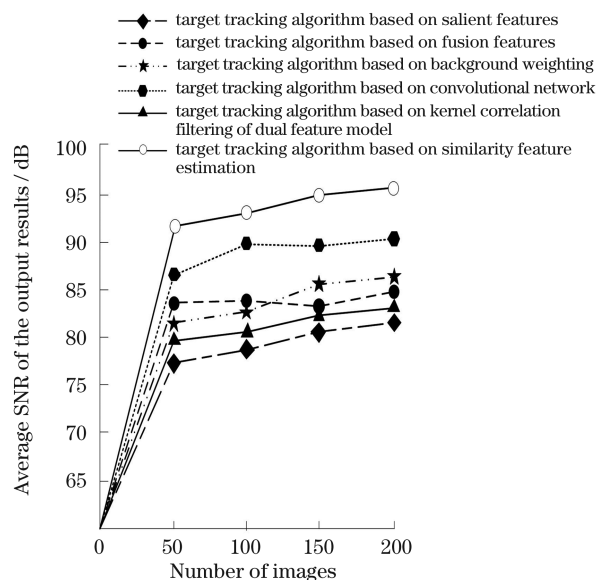


图 6 不同目标跟踪算法输出结果信噪比对比

Fig. 6 SNR comparison of output results with different target tracking algorithms

由图6可知,基于显著性特征的目标跟踪算法的输出结果信噪比最小,始终处于80 dB以下;基于融合特征的跟踪算法的输出结果信噪比始终处于85 dB以下;基于背景加权的目标跟踪算法的输出结果信噪比与基于融合特征的跟踪算法较接近;基于卷积网络的目标跟踪算法的输出结果信噪比大于其他4种传统方法,但小于本文方法;双特征模型核相关滤波目标跟踪算法的输出结果信噪比处于80 dB上下;而基于相似性特征估计的目标跟踪算法的输出结果信噪比最大,其最高输出结果信噪比超过95 dB。也就是说,本文设计的基于相似性特征估计的目标跟踪算法输出结果的有效性更强。产生这一结果的原因是该算法在目标观测模型的基础上,提取目标的统计纹理特征、运动尺寸特征以及运动速度与方向特征,从而形成了融合目标特征的目标特征框架,从根本上保证了跟踪结果的有效性。

综上所述,基于相似性特征估计的目标跟踪算法实现了目标跟踪性能的突破,应用优势更强。

4 结 论

随着现代化视频技术的普及与广泛应用,目标跟踪技术成为了机器视觉领域的研究热点,进而也出现了一些相对成熟的目标跟踪方法。针对现有的目标跟踪算法存在的跟踪准确度低、跟踪过程耗时长的问题,本文利用相似性特征估计过程设计了这种目标跟踪算法,有效实现了目标跟踪实际准确度的提升,同时也有效减少了跟踪过程耗时,为目标快速、准确跟踪提供了高效的技术支持。研究中发现:

1)利用SIR滤波粒子构建目标观测模型可以使粒子状态选择、粒子权值更新以及重采样过程更快速,从而有效缩短目标跟踪过程所用的时间;

2)通过所构建的目标观测模型,融合目标的统计纹理特征和运动方向等特征,有利于更好地把握目标的运动信息;

3)根据目标特征融合结果对目标进行定位可以使定位结果更加精准,提高目标跟踪准确度。

本文还通过实验结果证明了基于相似性特征估计的目标跟踪算法同时实现了提高目标跟踪准确度、缩短目标跟踪耗时的目的,具有明显的应用优势。

虽然基于相似性特征估计的目标跟踪算法兼顾了目标跟踪过程的时效性和跟踪结果的准确度,但其运行过程能耗较高,且使用范围较小。因此,为了进一步提高该算法的实用性,在未来的研究阶段,将从减少运行能耗和扩大应用范围两个角度对

该算法进行优化。

参 考 文 献

- [1] Chen Y F, Wu Y, Zhang W. Survey of target tracking algorithm based on siamese network structure [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(6): 10-18.
陈云芳, 吴懿, 张伟. 基于孪生网络结构的目标跟踪算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(6): 10-18.
- [2] Pillutla L S. Network coding based distributed indoor target tracking using wireless sensor networks [J]. Wireless Personal Communications, 2017, 96(3): 3673-3691.
- [3] Wang D W, Xu C X, Liu Y. Kernelized correlation filter for target tracking with multi-feature fusion[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(12): 3463-3468.
王殿伟, 许春香, 刘颖. 基于多特征融合的核相关滤波目标跟踪算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(12): 3463-3468.
- [4] Ding X Y, Zhang X. Visual tracking with salient features and selective mechanism [J]. Acta Electronica Sinica, 2020, 48(1): 118-123.
丁新尧, 张鑫. 基于显著性特征的选择性目标跟踪算法[J]. 电子学报, 2020, 48(1): 118-123.
- [5] Chen Z, Liu P Z, Luo Y M, et al. Multi-scale correlation filter tracking algorithm based on adaptive feature fusion[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(11): 2063-2073.
陈智, 柳培忠, 骆炎民, 等. 自适应特征融合的多尺度相关滤波目标跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(11): 2063-2073.
- [6] Gong H, Yang F S, Wang D Q, et al. A multi-feature fusion target tracking algorithm based on background weighting [J]. Computer Engineering, 2019, 45(12): 249-256, 262.
龚红, 杨发顺, 王代强, 等. 一种基于背景加权的多特征融合目标跟踪算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(12): 249-256, 262.
- [7] Zhao C M, Chen Z B, Zhang J L. Research on target tracking based on convolutional networks [J]. Opto-Electronic Engineering, 2020, 47(1): 180668.
赵春梅, 陈忠碧, 张建林. 基于卷积网络的目标跟踪应用研究[J]. 光电工程, 2020, 47(1): 180668.
- [8] Meng L, Li C X. Kernel correlation filtering algorithm based on a dual-feature model [J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(12): 2183-2199.
孟球, 李诚新. 双特征模型核相关滤波目标跟踪算法

- [J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(12): 2183-2199.
- [9] Zheng P, Bai H Y, Li Z M, et al. Design of accurate detection and tracking algorithm for moving target under jitter interference [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 90-98.
郑浦, 白宏阳, 李政茂, 等. 抖动干扰下运动目标精准检测与跟踪算法设计[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 90-98.
- [10] Huang Y, Song T L, Lee J H. Joint integrated track splitting for multi-path multi-target tracking using OTHR detections[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2018, 2018(1): 1-17.
- [11] Li X, Zha Y F, Zhang T Z, et al. Survey of visual object tracking algorithms based on deep learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(12): 2057-2080.
李玺, 查宇飞, 张天柱, 等. 深度学习的目标跟踪算法综述[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(12): 2057-2080.
- [12] Lee C J, Park S K, Lim M T. Multi-target tracking and track management algorithm based on UFIR filter with imperfect detection probability [J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2019, 17(12): 3021-3034.
- [13] Izadi-Ghodosi Z, Hosseinpour M, Safaei F, et al. An efficient target tracking in directional sensor networks using adapted unscented Kalman filter[J]. Wireless Personal Communications, 2019, 109(3): 1925-1954.
- [14] Lei Y, Wu Y, Chowdhury A J K. Multi-target tracking algorithm in intelligent transportation based on wireless sensor network[J]. Open Physics, 2018, 16(1): 1000-1008.
- [15] Shen Q, Yan X L, Liu L F, et al. Multi-scale correlation filtering tracker based on adaptive feature selection[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(5): 0515001.
沈秋, 严小乐, 刘霖枫, 等. 基于自适应特征选择的多尺度相关滤波跟踪[J]. 光学学报, 2017, 37(5): 0515001.
- [16] Dong E Z, Deng M T, Tong J G, et al. Moving vehicle tracking based on improved tracking-learning-detection algorithm[J]. IET Computer Vision, 2019, 13(8): 730-741.
- [17] Li G C, Fang Y M, 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, 方亚秒, 纪荣祎, 等. 基于二维振镜与位置灵敏探测器的高精度激光跟踪系统[J]. 中国激光, 2019, 46(7): 0704007.
- [18] Yu Y Y, Shi Z L, Liu Y P. Foreground-aware based spatiotemporal correlation filter tracking algorithm [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(22): 221503.
虞跃洋, 史泽林, 刘云鹏. 基于前景感知的时空相关滤波跟踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(22): 221503.
- [19] Wang H, Yu L J, Guo T, et al. Research on mean shift tracking algorithm based on target motion information [J]. Experimental Technology and Management, 2020, 37(3): 153-157.
王辉, 于立君, 郭涛, 等. 基于目标运动信息的 Mean Shift 跟踪算法研究[J]. 实验技术与管理, 2020, 37(3): 153-157.
- [20] Hu Y C, Lu H, Yang C, et al. Scale adaptive tracking algorithm combining DSST and KCF [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(12): 3563-3568.
胡云层, 路红, 杨晨, 等. 融合 DSST 和 KCF 的尺度自适应跟踪算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(12): 3563-3568.
- [21] Wang B, Feng K L, Yang W Z, et al. Study on multiple targets tracking algorithm based on multiple sensors [J]. Cluster Computing, 2019, 22(6): 13283-13291.
- [22] Shen J, Tang J W, Zhao H X, et al. Adaptive manoeuvring target tracking algorithm based on acceleration pre-estimation model[J]. The Journal of Engineering, 2019, 2019(21): 7831-7833.
- [23] Zhao C M, Chen Z B, Zhang J L. Application of aircraft target tracking based on deep learning [J]. Opto-Electronic Engineering, 2019, 46(9): 180261.
赵春梅, 陈忠碧, 张建林. 基于深度学习的飞机目标跟踪应用研究[J]. 光电工程, 2019, 46(9): 180261.
- [24] Liu M H, Hou W. New method for target detection and tracking by changing illumination[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019, 17(6): 1000-1005, 1026.
刘默涵, 侯巍. 基于光强变化场景的目标检测与跟踪新方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019, 17(6): 1000-1005, 1026.
- [25] Feng W K, Chun S X. Moving target detection and tracking based on improved FCM algorithm [J]. International Journal of Cognitive Informatics and Natural Intelligence, 2020, 14(1): 63-74.