

一种改进的 IVT 目标跟踪算法

仇春春¹ 李庆武^{1,2} 王恬¹ 程海粟¹

¹河海大学物联网工程学院, 江苏 常州 213022

²常州市传感网与环境感知重点实验室, 江苏 常州 213022

摘要 针对增量视觉跟踪(IVT)算法无法对受遮挡目标进行有效跟踪的问题,提出了一种改进的IVT目标跟踪算法。该算法对IVT算法中目标外观模型表示单一的问题进行了改进,对目标外观采用混合表示方法。若目标未被遮挡则使用增量主成分分析与高斯观测噪声进行表示,反之则使用连续均匀概率分布进行表示,对混合模型进行能量最小化求解来实现对目标的跟踪。实验结果表明,该算法在跟踪过程中具有较好的抗遮挡性能,同时能够实现对目标的实时跟踪。

关键词 图像处理;目标跟踪;抗遮挡;增量视觉跟踪;增量主成分分析

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP53.011002

An Improved IVT Algorithm for Object Tracking

Qiu Chunchun¹ Li Qingwu^{1,2} Wang Tian¹ Cheng Haisu¹

¹College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213022, China

²Changzhou Key Laboratory of Sensor Networks and Environmental Sensing, Changzhou, Jiangsu 213022, China

Abstract Aiming at the problem that the occlusion interference of unable tracking object effectively in incremental visual tracking (IVT) algorithm, an improved IVT target tracking algorithm is proposed. The problem of a single target appearance model in the IVT algorithm is solved and a hybrid representation method is adopted to represent the target appearance. If the target is not blocked, using the incremental principal component analysis and Gaussian observing noise to represent, otherwise using the continuous uniform probability distribution to represent. The energy minimization method is implemented for mixed model target tracking. Experimental results show that the proposed algorithm has the better ability of anti-occlusion interference during object tracking and it can realize real-time tracking of targets at the same time.

Key words image processing; object tracking; anti-occlusion interference; incremental visual tracking; incremental principal component analysis

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.4999

1 引言

基于视频的目标跟踪技术^[1-3]目前在视频监控、智能交通、机器人视觉导航^[4]、人机交互等多个领域中得到了广泛的应用。由于现实场景中存在许多干扰因素,如光照变化、目标姿态及形状的变化、运动模糊、背景杂乱、尺度变化以及遮挡等,目标跟踪一直是计算机视觉领域的研究难点与热点。

近年来,在跟踪领域涌现了大量优秀的目标跟踪算法。2008年,Ross等^[5]提出了基于增量主成分分析(IPCA)的目标跟踪算法,即增量视觉跟踪(IVT)算法。该算法是利用增量空间模型来更新子空间,对目标外观及光照变化有较好的稳健性,但对光照比较敏感。2011年,Babenko等^[6]提出了一种基于多示例学习(MIL)的跟踪算法,该算法由于特征选择计算复杂难以满足实时性需求。2013年,Zhang等^[7]对MIL跟踪算

收稿日期: 2015-07-17; 收到修改稿日期: 2015-08-14; 网络出版日期: 2015-12-23

基金项目: 国家自然科学基金(41306089)、江苏省产学研前瞻性研究项目(BY2014041)、常州市科技支撑项目(CE20145038)

作者简介: 仇春春(1990—),女,硕士研究生,主要从事数字图像处理及计算机视觉方面的研究。

E-mail: Qiu_cchun@163.com

导师简介: 李庆武(1964—),男,博士,教授,主要从事智能感知与图像处理方面的研究。E-mail: li_qingwu@163.com

法进行了改进,提出了一种高效的特征在线选择(ODFS)算法,在很大程度上提高了算法的时效性。2014年,Zhang等^[8]提出了一种基于压缩感知理论的高效目标跟踪算法,不仅很大程度降低了算法复杂度,而且提高了跟踪实时性。但由于未进行特征选择,跟踪过程中易出现漂移甚至失败。

为了实现对受遮挡目标进行有效实时的跟踪,学者们先后提出了众多的观测模型。其中,基于线性表示模型的稀疏表示跟踪算法,在实验中具有较强的抗遮挡跟踪性能。2013年,杨大为等^[9]提出一种基于粒子滤波与稀疏表示的目标跟踪算法,能有效地减少光照变换对跟踪效果的影响。粒子数越多效果越好,但随着粒子数增加算法实时性变差。2015年,贾敏等^[10]提出一种基于 $l_{1/2}$ 正则化稀疏表示的目标跟踪算法,每个候选目标通过在线构建的过完备字典以及模板解 $l_{1/2}$ 最小化问题稀疏表示。算法稳定性得到改善,但实时性较差。基于此类模型的算法表现出了良好的抗遮挡性能,但大多无法实现对目标的实时在线跟踪。本文在充分研究分析基于线性表示模型的IVT算法后,提出了一种改进的IVT目标跟踪算法。分别对目标区域与异常区域(遮挡部分)进行建模得到混合观测模型,利用该模型对目标进行跟踪。实验表明,本文算法的抗遮挡性能较强,同时具有很好的实时性。

2 IVT跟踪算法

基于线性子空间的目标跟踪算法其实是子空间表示方法在目标跟踪领域上的延展。Black等^[11]早在1996年就提出了基于子空间表示的目标跟踪算法。当目标外观变化不明显时,该算法能够取得良好的效果,若目标外观有着明显变化时学习到的子空间无法对目标进行良好地表示,会出现很大的跟踪误差甚至会跟踪失败,Qing等^[12]提出的IVT算法不需要预先学习目标模型,使用IPCA算法在线学习与更新目标的外观模型。IVT算法利用一个低维的主成分分析子空间来对感兴趣的目标进行描述。在跟踪中采用增量PCA算法进行高效学习以及更新PCA子空间,能有效地适应跟踪过程中目标出现外观变化的情况,进行目标外观的在线估计。IVT算法中运动模型采用基于六个仿射参数的粒子滤波模型^[13-14],外观模型采用IPCA模型。该算法主要步骤为:1)在第一帧中初始化目标位置;2)初始化基向量与均值;3)提取下一帧,利用动态模型进行参数采样获得候选区域;4)根据参数提取对应图像块,用外观模型估计其是目标的可能性;5)筛选候选区域,可能性最大的则为目标;6)存储目标图像块,并更新基向量与均值并跳转到3)。

IPCA在目标表示时默认观测的误差服从高斯分布(即观测样本受到小的密集噪声干扰),且认为方差比较小。目标受到光照变化而引起的外观变化可以用高斯函数近似,则IVT算法仍能保持良好的跟踪效果。而当目标被遮挡导致外观发生强烈的形变时,高斯噪声的假设不再成立,所以使用IPCA对目标进行表示会出现很大误差,从而导致了IVT算法对遮挡特别敏感。

3 改进的IVT目标跟踪算法

针对IVT算法无法解决目标遮挡的问题,提出了一种基于概率连续异常模型的IVT跟踪方法。当目标无遮挡时采用IPCA表示,当目标未异常时采用小方差高斯模型表示目标的概率函数,当目标发生异常时采用均匀概率来表示目标的概率函数,从而较好地解决跟踪中遮挡的影响,提高算法的稳健性。

3.1 观测模型

当目标受遮挡时,噪声不再服从高斯分布,使得IVT算法无法有效地跟踪被遮挡的目标。因此,提出一种新的目标观测向量表示方法。样本未被遮挡部分的观测向量服从噪声为小方差高斯噪声的线性表示,被遮挡部分与基向量没有关系,采用均匀概率分布来表示。为了显性表示异常部分,引入二值指示向量 $w=(w_1, w_2, \dots, w_n)$, $w_i=1$ 表示 y_i 为正常部分, $w_i=0$ 表示 y_i 为异常部分。

当 y_i 为正常时,则 y_i 的条件概率密度函数为

$$p(y_i|w_i=1, x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} \exp\left\{-\frac{[y_i - (Ax)_i]^2}{2\delta^2}\right\}, \quad (1)$$

式中 A 为子空间,当 y_i 为异常时,可以使用 $[a, b]$ 中的一个值表示, $[a, b]$ 表示像素灰度值的范围,使用均匀概率分布来表示异常部分的条件概率模型,并且异常部分概率分布与稀疏矩阵无关。

$$p(y_i|w_i=0, \mathbf{x}) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq y_i \leq b \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

根据图割理论^[15], 图像区域可以表示成一个图的形式 $G=(V, E)$, 其中 $V=\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 是由 n 个像素组成的顶点集, E 为像素点的四邻域边界。在样本区域的空间连续性(包含异常与正常)可以使用马尔可夫随机场^[16]表示。使用 Ising 模型^[17]表示指示向量 \mathbf{w} 的概率分布函数, 即

$$p(\mathbf{w}) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{i,j \in E} \beta_{ij} |w_i - w_j|\right), \quad (3)$$

式中 β_{ij} 为影响因子, 用来控制 w_i 与 w_j 的相互作用, Z 为归一化常数。

假设系数矩阵 \mathbf{X} 为统一的先验概率, 则后验概率 $p(\mathbf{w}, \mathbf{x}|\mathbf{y})$ 为

$$p(\mathbf{w}, \mathbf{x}|\mathbf{y}) \propto p(\mathbf{y}|\mathbf{w}, \mathbf{x})p(\mathbf{w}) = \left[\prod_{i=1}^n p(y_i|w_i, \mathbf{x})\right] p(\mathbf{w}) = \left[\prod_{i=1}^n p(y_i|w_i=1, \mathbf{x})^{w_i} p(y_i|w_i=0, \mathbf{x})^{1-w_i}\right] p(\mathbf{w}) =$$

$$\left\{ \prod_{i=1}^n \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} \exp\left(-\frac{(y_i - (A\mathbf{x})_i)^2}{2\delta^2}\right) \right]^{w_i} \left(\frac{1}{b-a}\right)^{1-w_i} \right\} \times \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{i,j \in E} \beta_{ij} |w_i - w_j|\right), \quad (4)$$

最优参数 $\hat{\mathbf{w}}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}$ 可以通过最大化后验概率 $p(\mathbf{w}, \mathbf{x}|\mathbf{y})$ 得到, 即得到最小的 $-\log p(\mathbf{w}, \mathbf{x}|\mathbf{y})$ 。可以推导出 $-\log p(\mathbf{w}, \mathbf{x}|\mathbf{y}) = C + \frac{1}{\delta^2} J(\mathbf{w}, \mathbf{x})$, 式中 C 为常数, $J(\mathbf{w}, \mathbf{x})$ 为

$$J(\mathbf{w}, \mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \left\{ w_i \frac{[y_i - (A\mathbf{x})_i]^2}{2} + (1-w_i) \frac{\lambda^2}{2} \right\} + \sum_{i,j \in E} \lambda_{ij} |w_i - w_j|, \quad (5)$$

式中 $\lambda = \left(2\delta^2 \log \frac{b-a}{\sqrt{2\pi}\delta}\right)^{\frac{1}{2}}$, $\lambda_{ij} = \delta^2 \beta_{ij}$ 。

在实践中, λ, λ_{ij} 有明确的物理意义, 可以直接选取合适的值。其中, 参数 λ 是 y_i 是否异常的判断条件(如 $|y_i - (A\hat{\mathbf{x}})_i| \leq \lambda$ 时 y_i 为正常值, 反之为异常值), 参数 λ_{ij} 控制着指示向量之间的空间关系。 $J(\mathbf{w}, \mathbf{x})$ 没有确定的闭合解, 可以通过迭代计算, 得到最优的 $\hat{\mathbf{w}}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}$, 同时求解出 $J(\mathbf{w}, \mathbf{x})$, 从而对跟踪目标进行完全表示。

假设 $\hat{\mathbf{w}}$ 已知, 则 $J(\mathbf{w}, \mathbf{x})$ 的最小值即转化为最小值

$$F(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \frac{1}{2} [y_i - (A\mathbf{x})_i]^2, \quad (6)$$

由最小二乘法推导可得最优 $\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A}_*)^{-1} \mathbf{A}_*^T \mathbf{y}_*$, 其中 \mathbf{A}_* 为对应指示向量 \mathbf{w} 中非零元素位置, 同样 \mathbf{y}_* 也是如此。

假设 $\hat{\mathbf{x}}$ 已知, 则 $J(\mathbf{w}, \mathbf{x})$ 的最小化可以转化为最小化, 即

$$G(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^n \left(|0-w_i| \frac{e_i^2}{2} + |1-w_i| \frac{\lambda^2}{2} \right) + \sum_{i,j \in E} \lambda_{ij} |w_i - w_j|, \quad (7)$$

引入误差项 $\mathbf{e} = \mathbf{y} - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}$ [$e_i = y_i - (A\hat{\mathbf{x}})_i$], 将(7)式看成图割中能量函数, 则可以通过图割中最大流-最小割方法来求解使(7)式最小的 \mathbf{w} 。

在实际视频中, 两个连续帧之间的指示向量差异很小, 可以使用不含约束项的最小二乘方法来建立似然函数。每个候选样本对应一个观测向量, 计算最优系数 $\hat{\mathbf{x}}_i^t$,

$$\hat{\mathbf{x}}_i^t = \arg \min_{\mathbf{x}_i^t} \|\mathbf{w}_{t-1} \odot (\mathbf{y}_i^t - \mathbf{A}\mathbf{x}_i^t)\|_2^2, \quad (8)$$

式中 i 表示状态 z_t 的第 i 个样本, t 表示帧的索引, \odot 表示点积运算。 $\hat{\mathbf{w}}_{t-1}$ 为第 $t-1$ 帧得到的最优指示向量。

得到 $\hat{\mathbf{x}}_i^t$ 后, 观测似然函数可度量为

$$p(\mathbf{y}_i^t|z_t^t) \propto \exp\left[-\frac{1}{\gamma} \|\hat{\mathbf{w}}_{t-1} \odot (\mathbf{y}_i^t - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_i^t)\|_2^2\right], \quad \gamma = 0.1. \quad (9)$$

3.2 在线更新

在进行目标跟踪时, 受周围环境的影响目标可能被不同程度地遮挡(轻微、严重甚至全部遮挡), 同时遮挡

的时间也有长短之分。当目标被局部遮挡且遮挡不严重时可以对观测模型进行更新,而当目标被全部遮挡时则不能更新观测模型。为了实现对目标受遮挡程度的评价,提出一种定量的评价方法,即计算遮挡率,即

$$O_{\text{occ}} = \frac{1}{d} \|1 - \mathbf{w}\|_1, \quad (10)$$

式中 d 表示目标全部像素数, \mathbf{w} 为指示向量。设更新阈值 T_{th} , $O_{\text{occ}} < T_{\text{th}}$ 表示未受遮挡或受到轻微遮挡则对目标观测模型进行更新, $O_{\text{occ}} > T_{\text{th}}$ 表示目标受到严重遮挡不更新观测模型。

在观测模型中,指示向量 \mathbf{w} 中零元素表示异常部分,在每帧中得到最优样本后,可以得到对应的观测向量 \mathbf{y}_0 和指示向量 \mathbf{w}_0 。则可以使用异常部分的均值向量 $\boldsymbol{\mu}$ 代替异常部分来恢复观测向量 \mathbf{y}_r , 即

$$\mathbf{y}_r = \mathbf{w}_0 * \mathbf{y}_0 + (1 - \mathbf{w}_0) \boldsymbol{\mu}. \quad (11)$$

3.3 算法步骤

本文算法的具体步骤如下:

输入:需跟踪的图像序列的第 t 帧图像,目标在上一帧中的位置 z_{t-1} ,特征子空间 \mathbf{A} 以及均值向量 \mathbf{u} ,粒子数量 N ;

1) 以均值 z_{t-1} 和方差 ψ 的高斯先验分布生成 N 个粒子 $\{z_i^k; k=1,2,\dots,N\}$,且各粒子权重相同;获取每个候选目标位置 z_i^k 所对应的图像块,归一化处理后拉伸为向量,记作 \mathbf{y}_i^k ;

2) 对所有候选目标 \mathbf{y}_i^k 用子空间 \mathbf{A} 进行表示,并用本文提出的模型求出所有候选目标的最优表示系数 $\hat{\mathbf{x}}_i^k$ 和指示向量 \mathbf{w} ;

3) 计算(9)式的似然函数,并且依次更新每个粒子的权重;

4) 筛选权重最高的粒子,并提取其对应的位置 z_i^k 以及目标向量 \mathbf{y}_i^k ,利用新样本 \mathbf{y}_i^k 增量学习子空间 \mathbf{A} 和均值向量 \mathbf{u} ;

输出:目标在第 t 帧图像中的位置 z_t^k ,更新后的子空间 \mathbf{A} 和均值向量 \mathbf{u} 。

4 实验结果与分析

本文算法运行环境为 CPU: Intel(R)Core(TM)i5-2450M@2.5GHz,内存:4.00 GB,程序代码使用 Matlab 语言编写。实验选取标准测试集中具有代表性的 10 组包含遮挡干扰的图像序列进行跟踪,并进行稳健性测试。为了直观反映本文算法的跟踪性能,选取其中两个序列,与 CT^[4]、MIL^[2]、ODFS^[3] 算法做实验对比,对算法的跟踪精度进行定性与定量评价。其中,跟踪结果如图 1 所示,定量评价采用中心误差表征,即计算结果与实际目标中心位置之间的距离,距离越小误差越小,表明跟踪精度越高,中心误差曲线如图 2 所示。

序列 Occlusion1 中,存在着目标尺度变化、遮挡、旋转的干扰;序列 Occlusion2 中,存在着目标尺度变化、光照变化、背景与目标相似等干扰因素。从图 1(a)、(b)可以看出本文算法与 ODFS 算法都能对目标进行有效地跟踪,而 MIL 与 CT 算法会产生漂移。这是因为本文算法与 ODFS 算法在模型设计时考虑到了遮挡的干扰。

图 2 的跟踪中心误差曲线表明本文算法的跟踪精度要比其他几种典型算法高很多,从上述实验数据可以看出,本文算法在目标跟踪过程中具有较好的抗遮挡性。

为了客观衡量算法的稳健性,采用空间稳健性衡量标准(SRE)^[6],从跟踪精度与跟踪成功率两个方面定量分析算法的空间稳健性。跟踪精度曲线定义为一个序列中跟踪结果与目标中心误差小于给定阈值 d 的帧数占总帧数的比率。令 $d=20$,计算算法的平均跟踪精度。跟踪结果的边界窗口为 r_1 ,目标窗口为 r_a ,重

叠率定义为 $S = \frac{|r_1 \cap r_a|}{|r_1 \cup r_a|}$,当 S 大于所给的阈值 t 则表示当前帧跟踪成功。 $t=0.5$ 时计算的平均跟踪成功率,

无法全面反映出算法的稳健性。因此,采用成功率曲线下的面积^[6](AUC)来衡量算法的性能,面积越大说明性能越好。选取具有代表性的 7 种算法(MIL^[6]、ODFS^[7]、CT^[8]、IVT^[5]、TLD^[18]、CSK^[19]、OAB^[20])进行对比实验。

空间稳健性衡量曲线如图 3 所示。图 3(a)是算法跟踪精度曲线图,随着中心误差阈值的增大,本文算法的性能提高最快。图 3(a)中括号内的数值是当 $d=20$ 时对应的跟踪精度平均值,显然本文算法精度最高。图 3(b)是算法跟踪成功率曲线图,随着所给重叠率阈值 t 的增大,本文算法的跟踪稳健性最强,成功率衰减的较慢。图 3(b)中括号内的数值代表每种算法对测试序列的 AUC 平均值,可知本文算法的成功率最高。从上述实验结

果可知,本文算法在跟踪精度和稳健性上均取得了较好的效果,能够有效抵抗遮挡的干扰实现对目标的稳健跟踪。图1、2中,红色代表本文算法,黄色代表MIL算法,绿色代表ODFS算法,蓝色代表CT算法。

通过每秒钟处理的帧数(FPS)来衡量算法的实时性,FPS越大则算法的实时性越好,反之越差。表1为各算法在测试序列上平均处理速度,由表可知本文算法平均处理速度达28 frame/s,满足了实时性要求。

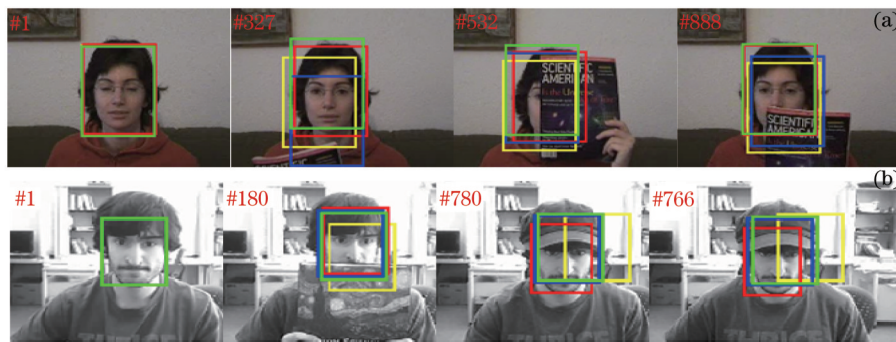


图1 图像序列跟踪结果。(a) Occlusion1; (b) Occlusion2

Fig.1 Tracking results of the image sequences. (a) Occlusion1; (b) Occlusion2

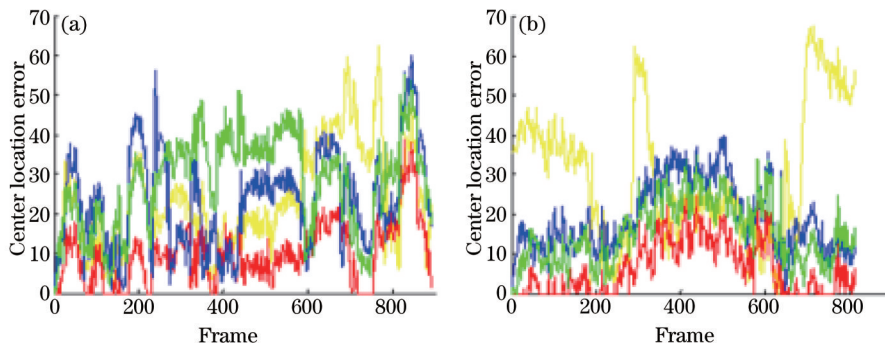


图2 跟踪中心误差曲线。(a) Occlusion1; (b) Occlusion2

Fig.2 Tracking center error curves. (a) Occlusion1; (b) Occlusion2

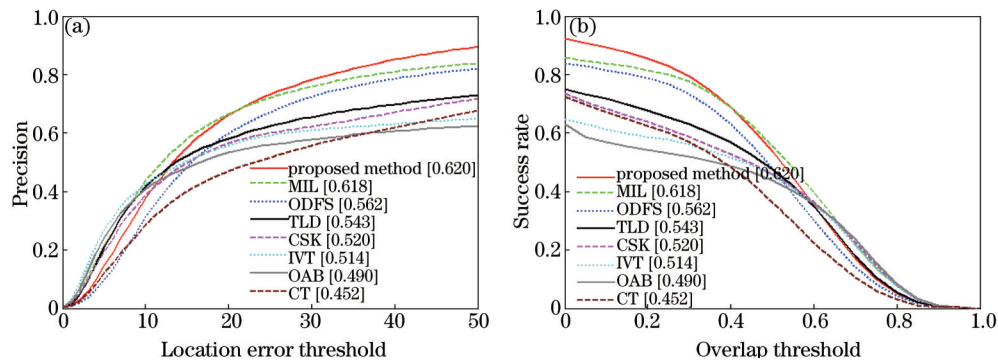


图3 空间稳健性曲线图。(a) 跟踪精度; (b) 跟踪成功率

Fig.3 Spatial robustness evaluation curve. (a) Tracking precision; (b) tracking success rate

表1 各算法平均处理速度

Table 1 Average processing speed of each algorithm

Method	MIL	ODFS	CT	TLD	OAB	CSK	IVT	Proposed method
FPS	10.3	30	33	9.4	8.5	182	12	28

5 结 论

对IVT算法进行了研究与分析,提出了基于连续异常模型的改进IVT目标跟踪算法。该算法对目标区域进行IPCA表示,对遮挡等干扰造成目标区域像素发生异常变化使用均匀概率密度估计来表示,对此混合目标表示模型使用图割方法进行求解。实验结果表明,该算法具有较高的跟踪精度与较好的稳健性,能够较好地抵抗遮挡等严重影响跟踪性能的干扰因素。

参考文献

- 1 Hu Kai, Qian Weixian, Chen Qian, *et al.*. Improvement and implementation of KLT tracking algorithm based on TMS320C6678 [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2014, 51(4): 041001.
胡楷, 钱惟贤, 陈钱, 等. 基于 TMS320C6678 的 KLT 跟踪算法的改进与实现[J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(4): 041001.
- 2 Zhao Rujin, Liu Enhai, Zhang Qiheng, *et al.*. A method of extended target tracking based on inertia ellipse and pose compensation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(3): 0315001.
赵汝进, 刘恩海, 张启衡, 等. 一种基于惯量椭圆位姿补偿的扩展目标精确定位方法[J]. *光学学报*, 2014, 34(3): 0315001.
- 3 Zhao Xin, Song Yansong, Tong Shoufeng, *et al.*. Dynamic demonstration experiment of acquisition, pointing and tracking system in space laser communications[J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(3): 0305005.
赵馨, 宋延嵩, 佟首峰, 等. 空间激光通信捕获、对准、跟踪系统动态演示实验[J]. *中国激光*, 2014, 41(3): 0305005.
- 4 Wan Lei, Huang Shuling, Zhang Tiedong, *et al.*. Autonomous underwater vehicle tracking pipeline system based on optical images[J]. *Chinese J Lasers*, 2014, 41(s1): s109006.
万磊, 黄蜀玲, 张铁栋, 等. 基于可见光图像的智能水下机器人管道跟踪系统[J]. *中国激光*, 2014, 41(s1): s109006.
- 5 Ross D A, Lim J, Lin R S, *et al.*. Incremental learning for robust visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77(1-3): 125-141.
- 6 Babenko B, Yang M H, Belongie S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8): 1619-1632.
- 7 Zhang K H, Zhang L, Yang M H. Real-time object tracking via online discriminative feature selection[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(12): 4664-4677.
- 8 Zhang K H, Zhang L, Yang M H. Fast compressive tracking[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2014, 36(10): 2002-2015.
- 9 Yang Dawei, Cong Yang, Tang Yandong. Object tracking method based on particle filter and sparse representation[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2013, 26(7): 680-687.
杨大为, 丛杨, 唐延东. 基于粒子滤波与稀疏表达的目标跟踪方法[J]. *模式识别与人工智能*, 2013, 26(7): 680-687.
- 10 Ben Min, Deng Ping, Wang Baoyun. Research on object tracking algorithm of sparse representation based on $l_{1/2}$ normalization [J]. *Computer Technology and Development*, 2015, 25(1): 82-86.
贲敏, 邓萍, 王保云. 基于 $l_{1/2}$ 正则化的稀疏表示目标跟踪算法的研究[J]. *计算机技术与发展*, 2015, 25(1): 82-86.
- 11 Black M J, Jepson A D. Eigentracking: Robust Matching and Tracking of Articulated Objects using a View-Based Representation[M]. Berlin: Springer, 1996.
- 12 Qing C M, Zhao S M, Xu X M. The incremental PCA tracking with negative samples[C]. 2014 IEEE International Conference on Consumer Electronics, 2014: 1-4.
- 13 Liao Yiqi, Ren Kan, Gu Guohua, *et al.*. Kalman particle filter algorithm for moving target tracking based on the complex dynamic scene[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2014, 51(9): 091001.
廖逸琪, 任侃, 顾国华, 等. 复杂动态场景下运动目标跟踪的卡尔曼粒子滤波方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(9): 091001.
- 14 Wang Zebing, Yang Wei, Qin Li. Target tracking based on particle swarm optimization using dynamic pyroelectric infrared sensor[J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(10): 1004001.
王泽兵, 杨卫, 秦丽. 基于粒子群算法的动态热释电目标跟踪[J]. *光学学报*, 2014, 34(10): 1004001.
- 15 Fu K S, Mui J K. A survey on image segmentation[J]. *Pattern Recognition*, 1981, 13(1): 3-16.
- 16 Li S Z. Markov Random Field Modeling in Computer Vision[M]. Berlin: Springer, 2012.
- 17 Glauber R J. Time-dependent statistics of the Ising model[J]. *J Math Phys*, 1963, 4(2): 294-307.
- 18 Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1409-1422.
- 19 Henriques J F, Caseiro R, Martins P, *et al.*. Exploiting the Circulant Structure of Tracking-by-Detection with Kernels[M]. Berlin: Springer, 2012.
- 20 Grabner H, Grabner M, Bischof H. Real-time tracking via on-line boosting[C]. *Proceedings of the British Machine Vision Association Conference*, 2006.

栏目编辑: 苏岑