

基于前景-背景可区分性评价因子的 运动目标多源协同检测

张秀伟^{1,2*}, 张艳宁^{1,2}, 梁君^{1,2}

(1. 西北工业大学 计算机学院, 陕西 西安 710129; 2. 陕西省语音与图像信息处理重点实验室, 陕西 西安 710129)

摘要:在多源信息融合中,对同源信息及处理结果的可信度度量是影响多源信息融合精确性的关键.针对可见光和热红外运动目标检测问题,提出了基于F-BDEF的运动目标多源协同检测算法.F-BDEF即前景-背景可区分性评价因子,是一种无基准的运动分割质量评价因子,用来评价不同信息源(可见光/热红外)运动检测结果的好坏.实验表明:与现有融合检测算法比较,该算法具有较高的检测精度,能较好地解决光照突变、阴影、鬼影、低对比度夜晚场景等问题.

关键词:运动目标检测;多源;协同;无基准性能评价

中图分类号:TP751.1 **文献标识码:**A

Multi-modal cooperative moving objects detection based on F-BDEF

ZHANG Xiu-Wei^{1,2*}, ZHANG Yan-Ning^{1,2}, LIANG Jun^{1,2}

(1. School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China;

2. Shaanxi Provincial Key Laboratory of Speech & Image Information Processing, Xi'an 710129, China)

Abstract: How to evaluate the reliabilities of different image sensors and their processing results is an important issue in the field of multi-modal fusion. In this paper, we focus on multi-modal fusion moving objects detection, in which visible light and infrared image sensors are adopted. An evaluation factor named F-BDEF (Foreground-Background Distinguishability Evaluation Factor) was proposed to evaluate the reliabilities of the detection results of two sensors. Then a multi-modal fusion moving objects detection based on F-BDEF was proposed, in which F-BDEF was used to distinguish between false positive alarm and false negative alarm, and to choose the accurate detection region from visible light result and infrared result. The experiments showed that the proposed detection method received more accurate results and could overcome many disturbances, such as sudden change of illumination, shadow, ghost, low-contrast night scene.

Key words: moving object detection, multi-modal, cooperation, evaluation without Ground-truth (NGT)

PACS: 42.30.Tz

引言

可见光和热红外传感器具有互补特性,协同利用两类传感器使得全天时、鲁棒的智能监控成为可能,该类视觉监控已受到很多学者和研究机构的关注^{[1][3]}.本文重点研究基于可见光和热红外的运动目标协同检测问题,其核心是如何利用不同信息源的优势来提高运动检测精度.

现有多源融合运动检测方法可分为基于特征层融合的运动检测和基于决策层融合的运动检测.基于特征层融合的运动检测,主要集中在边缘特征上. Davis J W^[4]提出了基于边缘特征融合的运动目标检测方法,针对不同传感器图像的运动区域提取重要轮廓,使用“或”策略融合两类传感器获取的轮廓,并基于融合轮廓进行轮廓闭合和区域填充,最终获得运动目标区域. Sharma V^[5]改进了 Davis J W 方

收稿日期:2014-09-19,修回日期:2015-02-10

Received date: 2014-09-19, revised date: 2015-02-10

基金项目:国家自然科学基金(61303123, U1404607);陕西省自然科学基金(2015JQ6256);中央高校基本科研业务费专项资金(3102015JSJ0008, NPU-FFR-JCT20130109)

Foundation items: Supported by National Natural Science Foundation of China (61303123, U1404607), Natural Science Foundation of Shaanxi Province (2015JQ6256); the Fundamental Research Funds for the Central Universities (3102015JSJ0008, NPU-FFR-JCT20130109)

作者简介 (Biography): 张秀伟(1981-),女,柘城人,副教授,博士,主要研究领域为数字图像处理与计算机视觉.

* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: xwzhang@nwpu.edu.cn

法,增加了基于互信息进行轮廓特征选择。

基于决策层融合的多源传感器运动目标检测主要集中在基于概率的融合方法^[6-8]、基于布尔算子的融合方法^[9-11]、基于信度模型的方法^[12-13]。基于概率的融合适用于有明确概率分布或概率表示的情况,但难以处理相互矛盾和不确定的情况。布尔算子策略简单易实现,但当各信息源结果间存在矛盾时,直接应用布尔算子很难得到精确结果,“与”策略易造成漏检率增大,“或”策略则易导致虚警率增大。该类融合方法需要与其他策略结合使用,或者需要先验知识为其提供支持。基于信度模型的融合方法在实际应用中需要解决信度的动态更新、随着证据增加计算量急剧增加等问题。不同的决策层融合策略具有各自的优势和不足,多类策略的混合使用来解决运动目标检测成为一种趋势^[14-16]。

在多源传感器运动目标检测问题中,基于不同图像传感器信息所获得运动检测结果不尽相同,存在矛盾和不一致的情况:对于同一图像空间区域,基于有些图像传感器信息中可能认为是前景目标,而基于另一些传感器信息则判定为背景区域。例如,穿着白色衣帽在雪地里行走的行人,依据可见光图像很容易将该行人判定为背景,而依据热红外图像则清楚得判定为前景。因此,对不同源检测结果的优劣进行甄别是多源检测中的一个关键问题,也是选择融合策略的依据。对运动检测结果的评价并没有可参考的基准数据,这类评价属于无基准数据的性能评价。现有的无基准数据分割结果评价因子主要针对单源分割结果,不能直接运用于多源传感器运动目标检测问题。

针对多源传感器运动目标检测的特点,我们提出了一种适合于可见光-热红外协同检测问题的运动分割质量评价因子,即前景-背景可区分性度量因子(Foreground-Background Distinguishability Evaluation Factor, F-BDEF)。并将该因子用于多源传感器运动目标检测问题,提出了一种基于 F-BDEF 的可见光-热红外运动目标协同检测算法。该算法基于最大重叠区域进行可见光和热红外检测结果的关联,根据关联目标面积的差异,将多源检测结果分为目标整体虚警/漏检、目标部分区域虚警/漏检和关联目标区域优选三种情况,然后基于可信度量 F-BDEF 采用不同策略来融合处理多源的检测结果,最终将协同检测的结果反馈给多高斯背景建模,用于修正和更新背景模型。多组实验分析以及与多源融合检测算法的比较,验证了所提出算法的有效性

和优越性,有效抑制目标整体及部分的虚警和漏检,并能够获得较精确的目标区域。

1 前景-背景可区分性评价因子 F-BDEF

在多源传感器运动目标检测问题中,基于不同图像传感器信息所获得运动检测结果不尽相同,存在矛盾和不一致的情况。在多源信息融合之前,需要对基于单个传感器信息的检测结果进行可信度分析,从而为后续的融合决策提供依据。以可见光-热红外运动目标检测问题为例,考虑到成像条件、观测场景、目标属性等因素,对于同一前景目标区域,可见光图像和热红外图像具有不同的优势。例如,在夜晚场景中,由于光照不充分,可见光图像中的前景目标易与背景混为一体,但热红外成像不依赖于光照,取决于目标及背景的温度差异,对同一目标区域,热红外图像相对可见光图像通常具有更好的前景-背景可区分性;然而,当光照条件较好并且前景目标外观颜色与背景颜色差异较大时,对于同一目标区域,可见光图像相对热红外图像通常具有较好的前景-背景可区分性。显然较大的前景-背景差异有利于背景和前景的分离,可获得较好的运动检测结果。因此,前景-背景可区分性在一定程度上可以反映和区分出可见光图像检测结果和热红外图像检测结果的好坏。

在多源传感器运动目标检测的过程中,无法获得基准数据,因此对单个传感器检测结果的评价问题属于无基准数据的分割结果性能评价。这里将首先对现有无基准数据的分割性能评价进行分析说明,然后针对可见光-热红外协同运动目标检测问题,分析适合的评价因子,并给出前景-背景可区分性度量因子 F-BDEF 的描述。

1.1 无基准数据的分割结果性能评价

近年,无基准数据情况下的图像/视频分割算法性能评价方法(Evaluation without Ground-truth, NGT)得到了广泛的关注^[17-19],成为质量评价领域的热点问题之一。现有算法主要分为如下3类:1) 基于边界的评价^[20-21]:由分割目标边界来定义内外区域,通过内外区域属性来评价分割结果,分为内部区域一致性,如用空间特征圆度、延伸率和紧密度来判断目标空间同质特性,使用运动一致性判定时间同质特性;以及内外区域对比性,如颜色对比度、运动对比度。2) 基于模型的评价^[22]:需要已知观测目标的模型,如人体、阴影等,使用观测模型来估计分割结果的精确性。在分割区域满足系统需求时,该类

评价方法较为有效. 3) 基于辅助算法的评价^[23]: 该评价方法使用补充算法来评价前景分割效果, 将补充算法获得分割结果作为基准数据.

上述三类 NGT 方法, 基于模型的评价需要已知前景区域的模型, 基于辅助算法的评价需要精确的辅助算法, 二者的约束都较难以满足. 因此, 基于边界的评价方法较适合于视频目标分割问题. 在基于边界的评价方法中, 运动信息和色彩信息是两类常用特征, 反映了时间和空间两方面的变化特性. 基于运动信息的性能评价, 需要额外的计算来获得运动向量, 其准确性依赖于精确的运动估计或精确的背景模型建立, 多模态背景、慢速运动目标、前景-背景相似、鬼影等均会对运动估计造成影响. 此外, 运动检测算法大多都基于运动信息, 再利用运动信息对其进行性能评价, 使得评价并没有加入新的信息量, 很难发现运动检测算法自身的问题. 因此, 运动信息很难成为用于运动检测性能评价的鲁棒特征. 基于颜色信息的性能评价不易受运动估计结果的影响, 同时区域色彩的相关性也是人类视觉进行分割的准则之一. 因此, 基于色彩信息评价运动检测性能较为可行. SanMiguel C J^[24] 通过大量实验也得出了类似的结论, 即对于无基准数据运动检测评价问题, 基于运动信息度量的性能远不如基于色彩度量的准确.

1.2 前景-背景可区分性评价因子

由上一节分析可知, 在基于边界的无基准分割评价中, 基于色彩信息的方法为运动检测结果评价提供了可行手段. 对于可见光-热红外运动目标检测问题, 要对单个传感器检测结果进行可信度度量, 并且使得可见光检测结果与热红外检测结果可以进行可信度比较, 还面临着如下问题: 1) 两类图像的信息表示有所不同, 热红外图像反映观测场景的温度场变化, 常以灰度形式表示, 可见光图像反映观测场景的反射特性, 常以色彩信息表示; 2) 热红外图像由于边界模糊、光晕现象、易受热噪声影响等因素, 运动目标可能并不存在严格的目标边界. 然而, 现有的基于边界的无基准数据分割评价大多基于严格目标边界的内外区域对比性方法, 该类方法对于可见光图像分割而言较为可行, 但并不适用于热红外图像. 3) 对同一运动目标的检测结果, 可见光检测结果和热红外运动检测结果可能存在面积上的差异.

针对上述问题, 我们提出了一种前景-背景可区分性评价因子 (Foreground-Background Distinguishability Evaluation Factor, F-BDEF). 为了使可见光和

热红外二者的结果具有更好的可比性, F-BDEF 因子选择使用灰度信息进行差异性度量, 通过计算背景区域和前景区域平均灰度的绝对差值来度量背景和前景间的差异.

考虑到热红外目标可能不存在严格目标边界的问题, 同时为了克服目标和背景灰度不均匀分布带来的度量不准确问题, F-BDEF 因子不采用严格目标边界的内外区域对比方法, 而是考虑了纵向和横向两类前景-背景区域灰度差异. 为了合理的产生背景区域, 本文在前景区域外接矩形的基础上, 在纵向和横向上扩展了 $2Dh$ 和 $2Dw$, 分别获得了纵向扩展图像区域、横向扩展图像区域及整体扩展图像区域, 其扩展的过程如图 1 所示. 为了使背景面积与前景面积相当, Dh 和 Dw 分别选作前景区域外接矩形高度和宽度的五分之一.

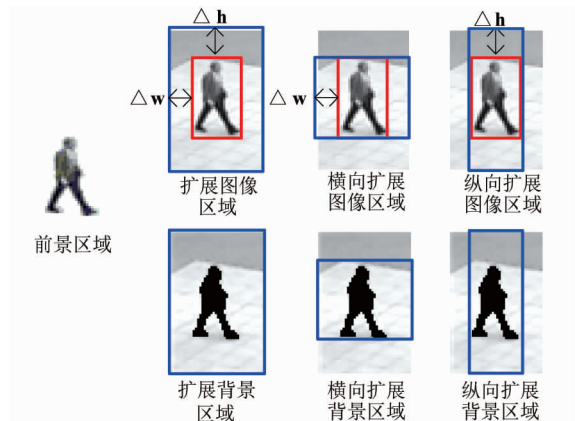


图 1 前景-背景可区分性因子计算示意图
Fig. 1 The schematic diagram of computing F-BDEF

纵向的前景-背景区域灰度差异, 即分别获得目标区域各列的灰度均值和背景区域各列的灰度均值, 并进行差异对比, 如公式(1)所示, 这里用 $HDiff_{f-g}$ 表示, 称为基于灰度的前景-背景可区分性纵向评价因子. 公式(1)中, O_r 是给定目标的前景区域, $L\hat{Q}_r$ 是由前景区域获得的纵向扩展图像区域, $L\hat{Q}_r - Q_r$ 即纵向扩展背景区域, (i, j) 为像素坐标, i 为行坐标, j 为列坐标, $I_g(i, j)$ 为像素 (i, j) 的灰度值, $M(j)$ 为 \hat{Q}_r 中第 j 列背景像素的个数, $N(j)$ 为 $L\hat{Q}_r$ 第 j 列中前景像素的个数, H_r 为目标区域像素的列坐标集合.

$$HDiff_{f-g} = \frac{1}{255} \sum_{\Delta \in H_r} \left| \frac{1}{M(j)} \sum_{(i,j) \in (L\hat{Q}_r - Q_r)} I_g(i,j) - \frac{1}{N(j)} \sum_{(i,j) \in O_r} I_g(i,j) \right|, \quad (1)$$

横向的前景-背景区域灰度差异, 即分别获得目标区域各行的灰度均值和背景区域各行的灰度均

值,并进行差异对比,如公式(2)所示,这里用 $LDiff_{f-g}$ 表示,称为基于灰度的前景-背景可区分性横向评价因子.公式(2)中, O_r 是前景目标区域, $H\hat{Q}_r$ 是由前景区域获得的横向扩展图像区域, $H\hat{Q}_r - Q_r$ 即横向扩展背景区域, $M(i)$ 为第 i 行背景像素的个数, $N(i)$ 为第 i 行前景像素的个数, W_r 为目标区域像素的行坐标集合. (i,j) 、 $i \setminus j$ 和 $I_g(i,j)$ 的含义与公式(1)相同.

$$LDiff_{f-g} = \frac{1}{255} \sum_{i \in W_r} \left| \frac{1}{M(i)} \sum_{(i,j) \in (H\hat{Q}_r - Q_r)} I_g(i,j) - \frac{1}{N(i)} \sum_{(i,j) \in O_r} I_g(i,j) \right|. \quad (2)$$

将 $HDiff_{f-g}$ 和 $LDiff_{f-g}$ 之和进行归一化处理,获得背景区域和目标区域可区分性度量因子 F-BDEF,这里用 l 表示,如公式(3)所示. $\|W_r\|$ 为集合 W_r 的元素个数,即目标区域的高度; $\|H_r\|$ 为集合 H_r 的元素个数,即目标区域的宽度.

$$l = (HDiff_{f-g} + LDiff_{f-g}) / (\|W_r\| + \|H_r\|). \quad (3)$$

考虑到可见光和热红外成像特性不同,两类传感器的检测结果区域存在着较大的差异.为了使得两类检测结果能够进行对比分析,需要对两类运动目标区域进行关联,从而使得能够对同一图像空间区域的两类图像的前景-背景可区分性进行度量.本文使用基于最大重叠面积的目标关联算法,将可见光和热红外检测结果进行关联,将关联结果分为 1-0 或 0-1 关联,1-1 关联,1-n 或者 n-1 关联三种情况,

具体请见下节.

对于 1-0 或 0-1 关联的情况,采用上述方法来计算获得 F-BDEF 因子 l ,但对于 1-1 和 1-n 或 n-1 关联的情况,红外和可见光关联目标的位置和面积可能存在一定的差异.为了尽量保证两个关联目标间的可比性,在求解目标的扩展区域时,选择可见光和热红外关联目标联合区域(并集)的外接矩形来生成扩展区域.如图 2 所示,(a)为联合目标的前景区域,(b)为红外目标及可见光目标扩展区域的图像.在生成横向和纵向扩展区域时,考虑关联目标的位置和面积存在差异,基于可见光和热红外各自的前景外接矩形,分别沿横向和纵向进行扩展,获得目标扩展区域,如图 2(c)和(d)所示.在 1-1 和 1-n 或 n-1 关联的情况,根据公式(3),分别计算红外和可见光关联目标的可区分性因子,红外的记为 l_{ir} ,可见光的记为 l_{cd} .

2 基于 F-BDEF 的运动目标多源协同检测算法

将 F-BDEF 运用于多源传感器运动目标检测问题,提出了一种基于前景-背景可区分性的可见光-热红外运动目标协同检测算法,算法基本流程如图 3 所示.

2.1 单源图像序列运动检测

基于混合高斯背景建模^[25](GMM)对单个传感

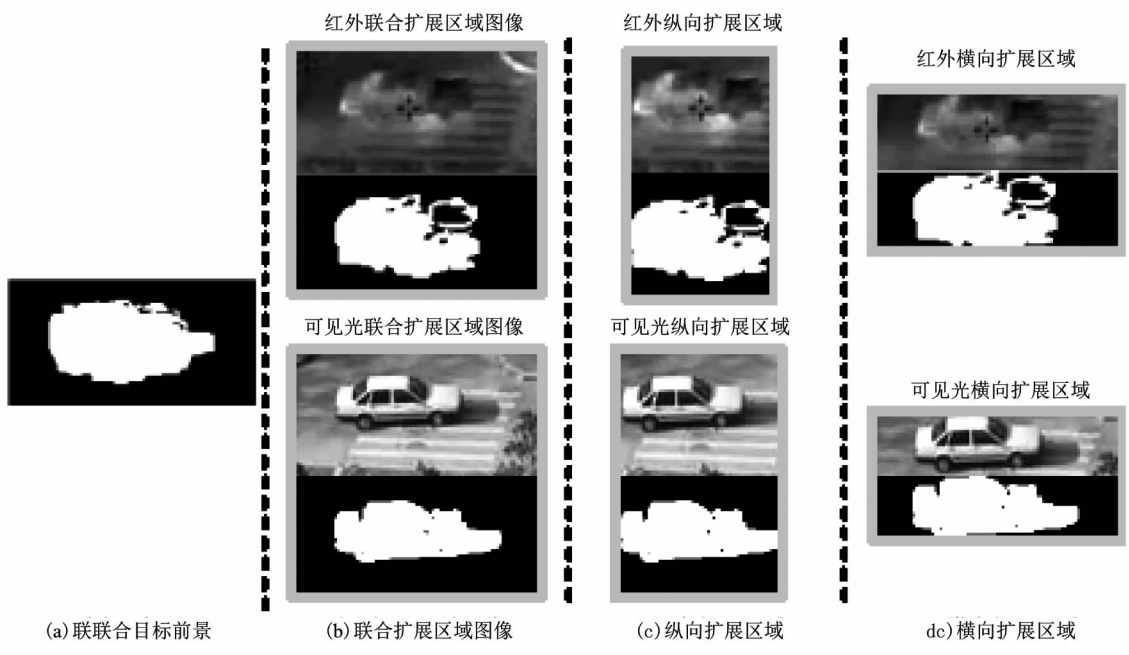


图 2 可见光及热红外目标的扩展区域及前景

Fig. 2 The extension regions and foreground regions of CCD object and thermal object

器图像序列进行运动目标检测,利用多个高斯模型来描述背景的多峰变化,从一定程度上抑制噪声引起的背景起伏、树木晃动、雨雪等造成的干扰运动。在背景更新阶段,基于多源协同检测的结果分别对可见光背景和热红外背景分别进行更新,详细分析见下文中的(5)。

2.2 浅色可见光运动阴影和红外光晕的去除

对于基于 GMM 的运动检测,由光照引起的可见光运动阴影和热红外目标周围的光晕现象也会被检测为前景。运动阴影和光晕均不属于运动目标,浅色运动阴影会致使 l 的值变小;在存在光晕的情况下,热红外目标具有较好的前景-背景可区分性,但光晕的存在使得热红外目标运动检测结果不准确。运动阴影和热红外光晕的去除将有利于前景-背景可区分性的分析对比,且使得前景检测的结果更为精确。

1) 基于亮度差异和区域分析可见光运动阴影去除

深色的运动阴影与目标的深色区域十分相似,难以区分,这里主要针对浅色运动阴影进行处理。浅色阴影相对于背景其亮度变暗,色度基本保持不变,

且梯度方向和模值与背景梯度相似,本文基于亮度差异和梯度信息,在 GMM 获得的运动区域 M_t 上进行浅色阴影检测,该方法类似于文献[25],如公式(4)所示。

$$S_t(x) = \begin{cases} 1 & S_t'(t) = 1 \wedge S_t^G(x) = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

$S_t'(x)$ 表示由亮度差异判定获得的阴影掩码,如公式(5)所示, $M_t'(x)$ 表示第 t 时刻 x 像素的灰度值, $B_t'(x)$ 为背景灰度, t_1, t_2 为灰度差异阈值,由于阴影亮度应低于背景, $t_1 = 1$ 。

$$S_t'(x) = \begin{cases} 1 & (M_t'(x)/B_t'(x)) < t_1 \wedge (M_t'(x)/B_t'(x)) > t_2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (5)$$

$S_t^G(x)$ 为由梯度差异判定获得的阴影掩码,如公式(6)所示, $B_t^G(x)$ 为背景梯度模值, $M_t^G(x)$ 为运动区域的梯度模值, t_c 为阴影梯度差异阈值。

$$S_t^G(x) = \begin{cases} 1 & (|M_t^G(x) - B_t^G(x)| < t_c) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (6)$$

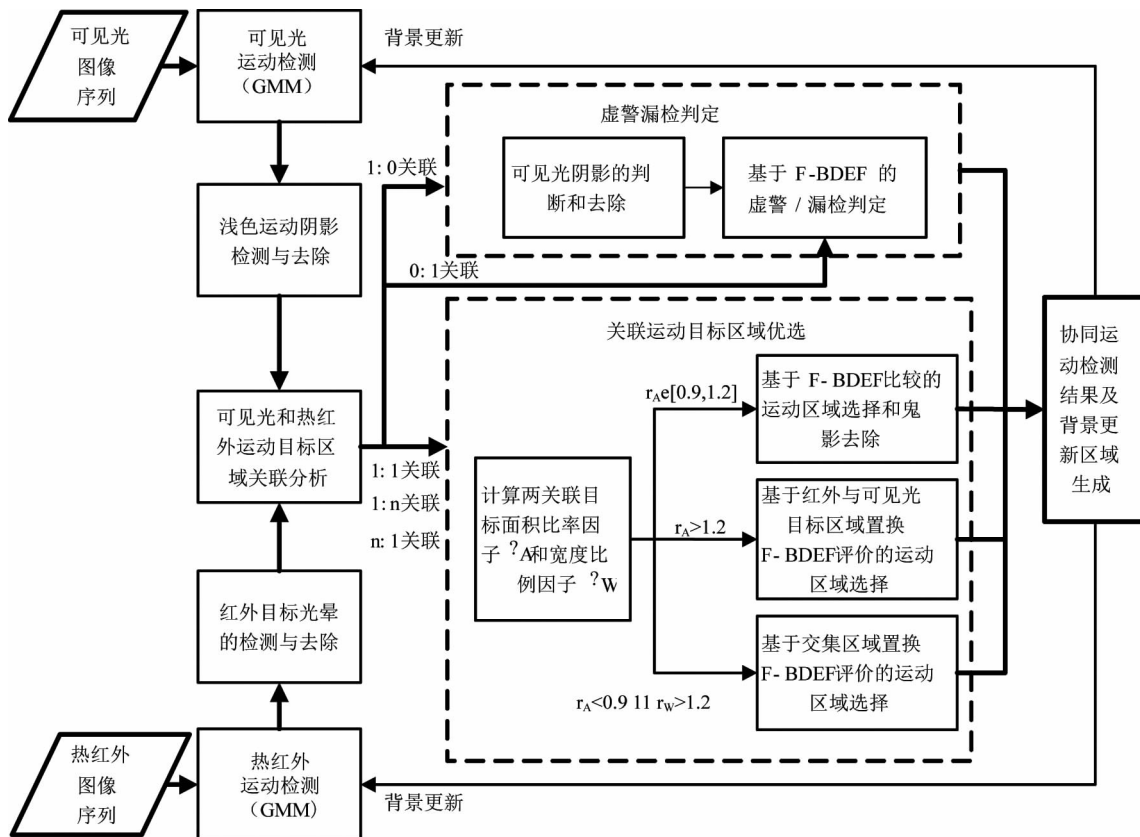


图3 基于 F-BDEF 的多源运动目标协同检测算法的基本流程图

Fig.3 Flowchart of multi-modal moving object detection algorithm based on F-BDEF

考虑到运动阴影通常是具有一定面积的连通区域,故在浅色阴影检测结果中可通过阴影区域面积滤波来去除部分虚假阴影区域.当 t_2 和 t_c 的值设置过于严格时,会致使较深色的目标区域被检测为阴影.这里选择较宽泛的阈值, $t_2 = 0.75$, $t_c = 15$,保证运动检测结果中尽量多的含有真实目标区域.

2) 热红外光晕现象的检测和去除

经过分析和对大量测试数据的观察,在监控场景中光晕现象大部分发生在较热的目标周围,而相对于背景的极冷目标不常出现,在白极显示设置情况下,使得目标周围的区域相对于背景而言变暗.这种情况下,光晕和可见光的阴影相似,因此采用与可见光运动阴影相似的方法检测和去除部分热红外光晕.

2.3 基于重叠区域的目标关联及分析

为了使得两类图像序列的检测结果能够进行对比分析,需要对两类运动目标区域进行关联,从而能够对同一图像空间区域的两类图像的前景-背景可区分性进行度量.在运动检测结果进行区域标记后,采用了基于最大重叠区域的目标关联方法,在可见光检测结果和热红外检测结果间进行目标关联.并将关联结果分为1-0关联、0-1关联、1-1关联、1-n关联、n-1关联几种情况.

1-0关联或0-1关联,意味着在两类运动检测结果中存在目标整体的漏检或虚警;1-n关联或n-1关联情况,即出现了目标局部区域虚警或目标局部区域漏检问题;对于1-1关联,需要考虑两类检测结果的面积及宽度差异,差异较大情况属部分目标虚警或漏检问题,无明显区域差异时需从两类检测中选择较好的运动区域.目标面积差异可用关联目标间的面积之比来表示,可见光目标区域面积作为分子,与之关联的热红外目标区域面积作为分母,记为 r_A .宽度差异可类似得用关联目标间的宽度之比来表示,记为 r_w .

由上述分析可知,运动检测对比结果可分为目标整体虚警/漏检、部分目标虚警/漏检以及目标区域优选三种情况.目标区域优选,即从可见光检测结果和热红外检测结果中选择可区分性较好的前景区域作为结果目标区域.由于热红外目标边缘模糊及热噪声等因素,根据统计,热红外目标相对关联的可见光目标,其面积平均大10%左右.因此,1-1关联中 r_A 在 $[0.9, 1.2]$ 区间且 $r_w < 1.2$ 的情况,应属于目标区域优选处理,其余的1-1关联则属于部分目标虚警/漏检判定处理.

2.4 基于前景-背景可区分性的目标协同检测

基于所提出的前景-背景可区分性度量因子F-BDEF,对上述分析的三种关联情况分别进行处理.

1) 目标整体虚警/漏检判定

对于没有相应关联目标的前景区域,采用公式(3)计算前景-背景灰度可区分性因子,当 l 大于一定阈值 q_{fa} 时,则认为该目标为真实目标,并将其保留在协同检测结果中.对于可见光的1-0关联目标可能是较深的可见光运动阴影,这类虚假目标与背景具有一定差异,具有较高的 l 值.需要在基于 l 的判定前进行该类虚假目标的检测和去除.这里通过调节 $t_2 = 0.5$ 和 $t_c = 20$ 去除较深的运动阴影.

2) 关联目标的优选

当 l_{IR} 和 l_{CCD} 不都小于阈值 q_{fa} 时,对比 l_{IR} 和 l_{CCD} ,取值较大的前景区域作为结果目标区域;当 l_{IR} 和 l_{CCD} 都小于阈值 q_{fa} ,混合高斯模型获得两类图像中目标的前景概率较大时,则认为该目标是由静止目标运动产生的鬼影目标,将其置为背景.

3) 目标部分区域漏检/虚警的判定

较大的面积差异会致使基于 l_{IR} 和 l_{CCD} 之差的区域选择发生错误.面积差异主要由前景目标部分漏检、部分虚警、目标在某个传感器中部分不可见等原因造成.可见光相对较大面积($r_A < 0.9 \parallel r_w \geq 1.2$),多由运动阴影、热红外目标灰度不均匀部分漏检等原因造成;热红外相对较大面积($r_A > 1.2$),多由低对比度情况目标在可见光图像中部分不可见、红外光晕、目标周围热噪声、红外阴影等引起.本文算法采用区域置换方式的对比方法进行再次度量,即在较大面积的图像中以面积较小目标的前景区域为模板,重新计算前景-背景可区分性度量因子,将其记为 l^R ,并与 l 进行差异分析.

• 可见光面积较大情况

采用交集区域置换方式进行度量,当 l_{CCD}^R 值相对有较大提高(q_{df}),且 l_{IR} 与 l_{IR}^R 的差值大于零时,则认为检测结果出现部分虚警,采用交集目标区域作为协同检测结果;当 l_{CCD}^R 相对有显著下降(q_{df}),而 l_{IR}^R 未下降时,采用可见光检测结果作为协同检测结果;对 l_{IR}^R 的判断,与 l_{CCD}^R 类似;当 l_{CCD}^R 、 l_{IR}^R 均未有显著变化,采用关联目标优选方式选择检测区域.

• 热红外面积较大情况

采用红外与可见光目标区域置换方式进行度量,当 l_{IR}^R 的值相对有较大提高(q_{df}),且热红外与可见光的差集中无红外显著运动区域时,采用可见光检测结果.红外显著运动区域是通过热红外目

标区域背景绝对差分图像使用自适应 OTSU 分割获得的. 反之则采用热红外检测结果作为协同检测结果.

在上述协同检测过程中,虚警判定阈值取值 q_{fa} 为 0.07,变化阈值取值 q_{df} 为 0.02.

2.5 协同检测结果的生成及背景更新

为获得更为精确的背景模型,将协同检测结果反馈给背景建模来更新背景. 由于光照变化等引起的可见光阴影及虚假目标等,这是由可见光的成像特性引起的,对于可见光背景模型而言属于正确检测,如果在背景更新时将其均视为背景,则会致使背景方差变大,反而不利于背景模型的精确建立. 但对于背景光照的整体突然变化,在背景更新时将其视为背景,则有利于背景模型更好更快的适应环境的变化.

红外的虚假目标常是由于背景噪声和背景起伏所引起,将其视为背景不影响背景模型的建立. 红外光晕存在较背景很热/很冷的目标周围,在背景更新时,应将其视为前景区域.

因此在用协同检测结果反馈指导背景建模时,主要考虑二种情况:当可见光检测结果与协同结果相比,虚假区域突增时,使用协同检测结果来更新背景模型;其他情况下,使用协同结果和红外结果的并集来更新红外背景模型,使用可见光检测结果更新可见光背景模型.

3 实验结果与分析

将从实验数据及评价指标选择、算法精确性分析对比、算法鲁棒性分析对比以及算法参数分析等几个方面对所提算法以及实验结果进行分析讨论.

3.1 实验数据及评价指标的选择

本文算法以可见光-热红外同步图像序列为输入,基于已有可见光-热红外图像序列配准参数进行运动目标的精确提取. 为验证算法的有效性,选择公开发布的 OSU 数据集^[8], AIC^[10] 及自建同步序列 Seq I 作为实验数据,测试数据分别代表着多源检测中的几类典型问题:

- OSU 数据集的前 3 个序列中,可见光序列场景中由于空中有云朵飘过,存在较大的光照变化和可见光阴影;热红外序列中不同观测目标温度差异较大,大多目标其灰度呈现出均匀的特性;

- OSU 数据集的后 3 个序列中存在较严重红外光晕现象,观测目标存在被树木暂时遮挡的情况;

- AIC 同步序列为夜晚场景,是典型的低光照

情况,并且在同一场景的不同区域其照度不同,红外和可见光图像的前景-背景可区分性各具优势;

- 自建同步序列 Seq I 存在严重热红外背景噪声,热红外虚警现象较显著.

在性能评价方面,采用像素级误差度量的召回率 (recall)、准确率 (precision), 综合评价指标 F_1 (F1-Measure). 这是因为本文算法不仅能处理目标的整体虚警漏检,还可以改善运动分割的质量. 像素级误差度量需要基准数据 (Ground-Truth, GT) 的支持,为此我们对每个同步测试序列每隔 10 帧以手动分割的方式获得了人工标注的基准数据. 在每帧检测结果 recall、precision 及 F_1 值计算的基础上,计算测试序列的平均 recall、precision 及 F_1 值.

3.2 算法精确性对比与分析

这里采用两种方式进行算法精确性对比分析. 其一,在公共数据集上与现有算法进行分析对比,对比算法的性能数据来自于文献. 其二,在多组数据集上与经典算法进行分析对比,对比算法的性能数据来自于实验结果. 当前多源传感器运动目标检测算法多较为复杂,完全复现现有算法工作量太大,采用第一种方式容易实现与最新方法的对比. 然而,现有多源公共数据集较少,该方式不能够全面的反应算法性能. 第二种方式,可较容易得实现在不同典型数据集上的性能分析对比. 因此,同时采用两种方式可以较全面进行算法精确性分析,详见表 1 和表 2.

表 1 给出了本文算法与 5 类现有算法在公开数据集 OSU 上的总体性能比较,表中用 R、P 和 F_1 分别表示 recall、precision 及 F_1 值. 这 5 类算法分别是,方法 1 是基于主成分分析和高斯背景差的融合算法,方法 2 是基于高斯背景差和各个波段取均值融合的方法,方法 3 是对高斯背景差结果进行或融合的方法,方法 4 是对基于码本背景差结果进行或融合的方法,前 4 个方法的性能数据来自于文献 [4],方法 5 是 Ulusoy I^[15] 提出的基于布尔算子和活动轮廓的融合检测算法,性能数据来自于文献 [15]. 从表 1 的结果看,本文算法的总体性能优于 5 类对比算法.

表 2 给出了本文算法与 3 个经典算法在 4 组测试序列上的性能比较. 4 组测试数据分别采用 AIC 数据、自建同步序列 Seq I, 以及 OSU 数据集中的第 3 组和第 4 组数据作为测试数据. 为了使得测试数据能够更加典型的代表监控场景中的相应情况,对 OSU3 同步序列,取其带有较强光照变化的前 500 帧数据;对 OSU4 同步序列,取其前 300 帧数据进行光

表 1 本文算法与其他 5 类算法的在 OSU 测试数据集上的总体性能比较

Table 1 Performance comparison of the proposed method and other 5 algorithms on Dataset OSU

算法	指标	R	P	F ₁
算法 1		0.505	0.503	0.504
算法 2		0.410	0.613	0.491
算法 3		0.910	0.635	0.748
算法 4		0.733	0.779	0.755
算法 5		0.946	0.730	0.824
本文算法		0.879	0.788	0.831

晕现象检测测试,这是因为 OSU4 中观测场景和观测目标无明显变换;AIC 同步序列共 8702 帧,Seq I 共 600 帧. 对比算法采用概率加法、“与”融合和“或”融合. 由表 2 可知,本文算法在 4 组实验序列上的平均 F₁ 性能指标均高于 3 类对比算法.

从表 1 和表 2 的对比结果可知,本文算法的精确度高于对比算法. 为了进一步直观的分析各算法的优势,以下对表 2 中的四类典型数据的部分实验结果进行分析,以说明本文算法的鲁棒性以及目标虚警/漏检、光晕、阴影、目标部分虚警/漏检等的适应情况.

• OSU3 同步序列实验结果

图 4 给出了 OSU3 同步序列实验结果的典型对比情况,分别为第 70 和第 300 帧两组结果数据. 第一行的 4 张图片分别为可见光图像、可见光检测结果、“或”融合结果和 SUM 融合结果,第二行为热红外图像、热红外检测结果、“与”融合结果和本文算法的检测结果,后续实验对比结果图与之类似,就不再赘述.

OSU3 序列中空中有云朵飘过,因此可见光存在较大的光照变化. 从第一组图中可以看出,通过两次阴影去除和阴影鬼影检测,本文算法很好的克服了浅色阴影和阴影鬼影的影响. 第二组图中,通过基于可信度度量因子的目标优选,得到了较精确的目标轮廓,但本文算法难以去除与目标区域粘连的深色阴影,这是因为该类接近于黑色的深阴影会加大

表 2 本文算法与其他 3 类算法在四组测试数据上的性能比较

Table 2 Performance comparison of the proposed method and other 5 algorithms on four datasets

测试数据	OSU3			OSU4			Seq I			AIC			
	指标	R	P	F ₁	R	P	F ₁	R	P	F ₁	R	P	F ₁
“或”融合		0.833	0.138	0.237	0.966	0.366	0.531	0.969	0.366	0.531	0.928	0.528	0.673
“与”融合		0.696	0.527	0.600	0.682	0.870	0.764	0.757	0.711	0.733	0.274	0.707	0.395
概率加法融合		0.794	0.481	0.599	0.854	0.655	0.741	0.895	0.581	0.705	0.839	0.681	0.752
本文算法		0.725	0.552	0.627	0.877	0.768	0.819	0.833	0.639	0.723	0.775	0.834	0.803

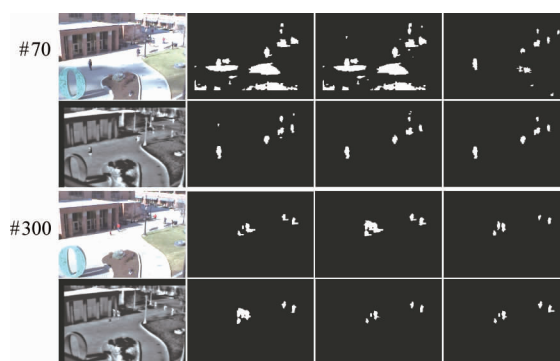


图 4 OSU3 同步序列检测结果对比图

Figure 4 Detection result comparison on Dataset OSU3

目标与背景的差异,通过交集置换方式度量并不能将其去除.

• OSU4 同步序列实验结果

图 5 给出了 OSU4 同步序列实验结果的典型对比情况,分别为第 30 帧和第 170 帧两组结果数据. 由图 5 可知,红外图像中存在着较严重的光晕现象,且处于图像左部边缘的目标受到了树木的部分遮挡. 由实验结果可知本文算法很好的去除了热红外光晕的干扰,且通过部分漏检/虚警判定克服了由部分遮挡引起的可见光部分漏检问题.

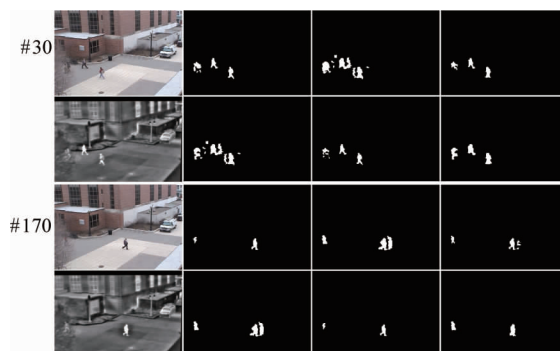


图 5 OSU4 同步序列检测结果对比图

Figure 5 Detection result comparison on Dataset OSU4

• AIC 同步序列实验结果

AIC 同步序列是典型低光照情况的夜晚场景. 图 6 给出了实验结果的对比,从第一组数据中可知,

可见光图像在楼宇前的光照较低,结果图中下方的两个行人目标出现了部分漏检情况,但由于路灯的照射,马路上的汽车及附近的行人具有较好的对比度.第二组数据中,楼宇前的可见光目标出现整体漏检情况,且红外目标周围存在光晕现象,热红外检测结果不准确.通过光晕去除、目标整体虚警/漏检判定、目标部分漏检/虚警判定、目标区域优选等协同检测步骤,本文算法较好的克服这些问题,得到了准确的目标轮廓.

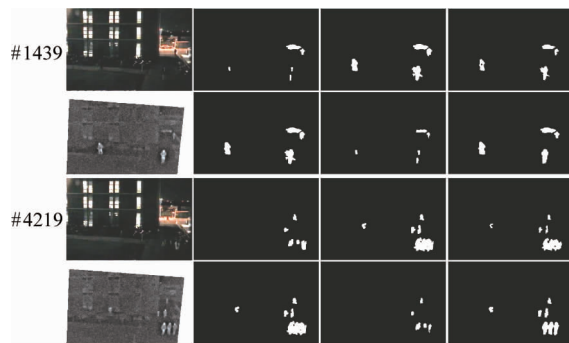


图6 Seq I 同步序列检测结果对比图
Figure 6 Detection result comparison on Dataset Seq I

• 自建同步序列 SeqI 实验结果

图7给出了自建同步序列 SeqI 实验结果的对比,从图中可以看出,由于受到背景起伏的影响,热红外检测结果中存在一些虚假目标,本文算法很好的抑制了热红外虚假目标,且不易受到可见光阴影的影响.

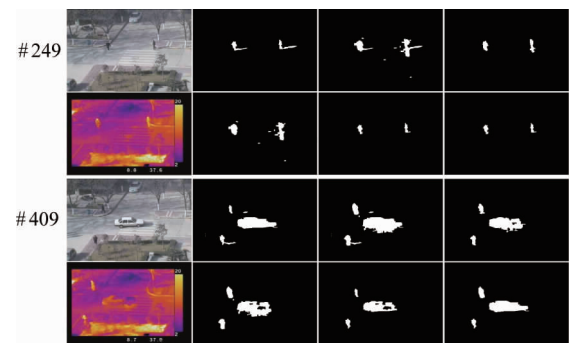


图7 AIC 同步序列检测结果对比图
Figure 7 Detection result comparison on Dataset AIC

3.3 算法参数分析

本文算法其主要思想是利用评价因子来评价不同源序列图像检测结果的好坏,并基于评价结果,或选择其中一种源的结果,或组合不同源的结果.然而,运动目标检测问题较为复杂,还涉及到阴影、鬼

影、运动干扰等众多问题,为了解决这些问题,算法中加入了鬼影、阴影的判定等,因此涉及的阈值较多,主要有:用于关联目标分类的 r_A 、 r_w ,用于检测区域优选判定的 q_{fa} 、 q_{df} ,用于判定浅色阴影、阴影鬼影、较深的运动阴影等问题的 t_2 和 t_C .其中,参数 r_A 、 r_w 的阈值选取是通过在同一目标在不同图像(可见光/热红外)中面积平均差异和宽度平均差异的统计分析获得,其他四个参数的阈值选择则根据实验经验获得.参数 q_{fa} 、 q_{df} 用于区域优选,参数 t_2 、 t_C 用于阴影判定,两者针对不同问题,彼此独立,不相互影响.参数 t_2 、 t_C 仅作用于阴影,算法的关键阈值是区域优选参数 q_{fa} 、 q_{df} .

这里以 OSU 数据为例,说明上述两个关键阈值的取值影响.图8给出了虚警判定阈值 q_{fa} 对综合评价指标 F_1 的影响(q_{df} 取值 0.02).从图8中可以看出,当 q_{fa} 阈值选取过小时(小于 0.06),则用该阈值无法有效判定虚警目标, F_1 性能不理想;当 q_{fa} 阈值选取在 $[0.07, 0.09]$ 范围内,可取得较好的效果;当继续增大 q_{fa} 时, F_1 指标稍有下降.图9给出了变化阈值 q_{df} 对综合评价指标 F_1 的影响(q_{fa} 取值 0.07).从图9中可以看出, q_{df} 对 F_1 的影响并不是很显著,当取值在 $[0.02, 0.35]$ 范围时, F_1 指标稍有提高.这是由于目标部分区域漏检/虚警情况在整个检测过程中占的比例较少,因此也只能在小范围内提高检测精度.

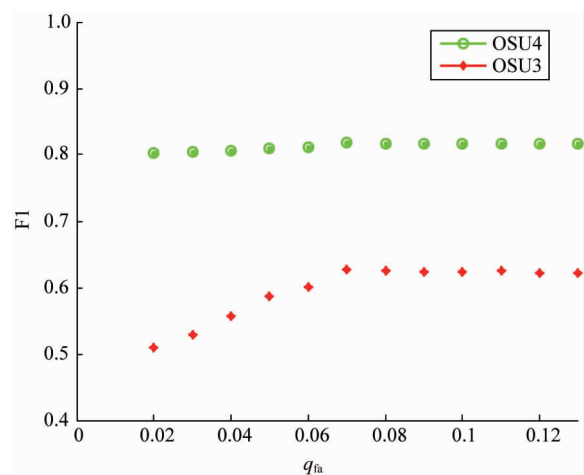


图8 q_{fa} 对综合评价指标 F_1 的影响
Figure 8 The influence of the threshold q_{fa} on F_1

3.4 算法复杂度分析

本文算法最耗时的部分是运动目标区域关联,该部分与输入图像对中的可见光图像检测出的目标区域个数 N 以及热红外图像检测出的目标区域个

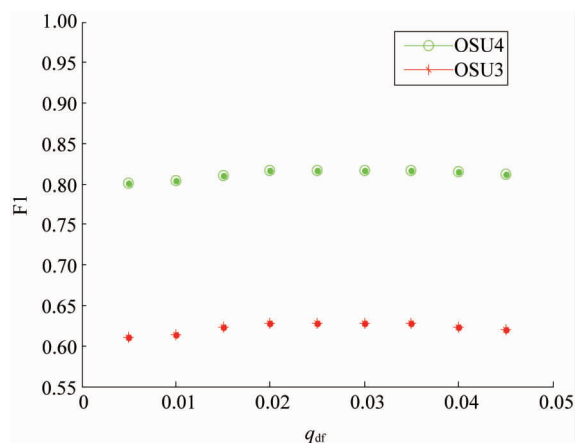


图9 q_{dr} 对综合评价指标 F_1 的影响

Figure 9 The influence of the threshold q_{dr} on F_1

数 M 密切相关,复杂度为 $O(M'N)$. 在硬件配置为 Intel Core i3-3110M 处理器(主频 2.40GHz)、4GB 内存的 ThinkPad X230i 笔记本上,运行环境为 MATLAB 2013a,对已有实验数据进行测试,算法的平均运行速度为 8.2 帧每秒.算法中,运动目标区域关联部分针对每个目标区域独立进行关联分析,并且基于 F-BDEF 的目标协同检测部分针对每一对关联目标区域独立进行融合计算,由于其子计算步骤相互独立,因此可利用并行计算技术或 GPU 进行加速,有望实现实时计算.

4 结论

在可见光—热红外协同运动检测算法中,需要对单个传感器检测结果的可信度进行度量,从而为后续的融合策略选择提供依据.然而,在多源传感器运动目标检测问题中,单传感器检测结果的可信度度量无法获得基准数据,属于无基准数据分割结果评价问题.现有的无基准数据分割结果评价因子主要针对单源分割结果.因此针对可见光-热红外运动目标协同检测问题的特点,我们提出了一种前景-背景可区分性度量因子 F-BDEF.该方法针对两类检测结果区域面积存在差异的问题,使用联合目标生成扩展背景区域,生成用于分析前景-背景可区分性的背景区域;针对目标和背景灰度分布不均匀以及热红外边缘模糊等特点,综合纵向和横向两类前景-背景区域灰度差异,通过归一化处理计算获得前景-背景可区分性度量因子.

基于 F-BDEF,提出了一种可见光-热红外序列运动目标协同检测方法.在单源检测结果基础上,基

于最大重叠区域进行目标关联,并结合两类检测结果目标面积差异,将其分为目标整体虚警/漏检、目标部分虚警/漏检和两类目标关联优选三种情况.针对三种情况,通过分析对比红外目标和可见光目标 F-BDEF 因子,进行虚警/漏检的判定和区域的优选,形成协同检测的结果.并将协同检测结果反馈给多高斯背景建模,用于修正和更新背景模型.针对多源检测中的典型问题(低光照、红外噪声、光照变化、光晕现象等),采用 recall、precision、 F_1 等评价因子,与多个多源融合检测进行了分析比较,算法能够适应运动干扰、光照突变、阴影、鬼影、低对比度的夜晚场景等多种复杂场景.

References

- [1] KHALEGHI B, KHAMIS A, KARRAY F O, *et al.* Multi-sensor data fusion: a review of the state-of-the-art [J]. *Information Fusion*, 2013, **14**(1): 28–44.
- [2] SIDEK O, QUADRI S A. A review of data fusion models and systems [J]. *International Journal of Image and Data Fusion*, 2012, **3**(1): 3–21.
- [3] KUMAR P, MITTAL A, KUMAR P. Study of robust and intelligent surveillance in visible and multimodal framework [J]. *Informatic*, 2008, **32**:63–77.
- [4] DAVIS J W, SHARMA V. Background-subtraction using contour-based fusion of thermal and visible imagery [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2007, **106**(2): 162–182.
- [5] SHARMA V, DAVIS J W. Feature-level fusion for object segmentation using mutual information [M]. *Augmented Vision Perception in Infrared*. Springer London, 2009: 295–320.
- [6] HAN J, BHANU B. Fusion of color and infrared video for moving human detection [J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**(6):1771–1784.
- [7] TORABI A, MASSE G, BILODEAU G-A, *et al.* Feedback scheme for thermal-visible video registration, sensor fusion, and people tracking: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2010 [C]. New York: IEEE, 2010: 15–22.
- [8] CONAIRE C O, COOKE E, CONNOR O N, *et al.* Background modeling infrared and visible spectrum video for people tracking: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition-Workshops, 2005 [C]. New York: IEEE, 2005: 20–20.
- [9] CONAIRE C O, COOKE E, CONNOR O N, *et al.* Fusion of infrared and visible spectrum for indoor surveillance: International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Service, 2005 [C]. New York: IEEE, 2005:382.
- [10] LEYKIN A, HAMMOUD R. Robust multi-pedestrian tracking in thermal-visible surveillance videos: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2006 [C]. New York: IEEE, 2006: 0–136.
- [11] BERTOZZI M, BROGGI A, FELISA M, *et al.* Low-level pedestrian detection by means of visible and far infra-red tetra-vision: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2006

- [C]. New York: IEEE, 2006:231–236.
- [12] NADIMI S, BHANU B. Multi-strategy fusion using mixture model for moving object detection; IEEE International Conference on Multi-sensor Fusion and Integration for Intelligent Systems, 2001 [C]. New York: IEEE, 2001: 317–322.
- [13] KUMAR P, MITTAL A, KUMAR P. Addressing uncertainty in multi-modal fusion for improved object detection in dynamic environment [J]. *Information Fusion*, 2010, **11**(4): 311–324.
- [14] ZHANG Yan-Ning, TONG Xiao-Min, ZHANG Xiu-Wei, *et al.* Pedestrian detection based on multi-modal cooperation; IEEE International Workshop on Multimedia Signal Processing, 2008 [C]. New York: IEEE, 2008: 148–152.
- [15] ULUSOY I, YUNUK H. New method for the fusion of complementary information from infrared and visual images for object detection [J]. *IET Image Processing*. 2011, **5**(1): 36–48.
- [16] SZWOCH G, SZCZODRAK M. Detection of moving objects in images combined from video and thermal cameras; International Conference on Multimedia Communications, Services and Security, 2013 [C]. Berlin Heidelberg: Springer, 2013: 262–272.
- [17] ZHANG H, FRITTS J, GOLDMAN S. Image segmentation evaluation; a survey of unsupervised methods [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, **110**:260–280.
- [18] ZHANG Xue-Liang, XIAO Peng-Feng, FENG Xue-Zhi. An unsupervised evaluation method for remotely sensed imagery segmentation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, **9**(2): 156–160.
- [19] VOJODI H, FAKHARI A, EFTEKHARI MOGHADAM A M. A new evaluation measure for color image segmentation based on genetic programming approach [J]. *Image and Vision Computing*, 2013, **31**(11): 877–886.
- [20] JOHNSON B, XIE Z. Unsupervised image segmentation evaluation and refinement using a multi-scale approach [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2011, **66**(4): 473–483.
- [21] KUBASSOVA O, BOESEN M, BLIDDAL H. General framework for unsupervised evaluation of quality segmentation results; IEEE International Conference on Image Processing, 2008 [C]. New York: IEEE, 2008: 3036–3039.
- [22] RINCON M, CARMONA E J, BACHILLER M, *et al.* Segmentation of moving objects with information feedback between description levels [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2007, **4528**:171–181.
- [23] CONAIRE C O, CONNOR N O, SMEATON A. Detector adaptation by maximising agreement between independent data sources; IEEE Workshop on Object Tracking and Classification Beyond and in the Visible Spectrum, 2007 [C]. New York: IEEE, 2007: 1–6.
- [24] SANMIGUEL C J, MARTINEZ M J. On the evaluation of background subtraction algorithm without ground-truth; IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2010 [C]. New York: IEEE, 2010:80–187.
- [25] ZIVKOVIC Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction; International Conference on Pattern Recognition, 2004 [C]. New York: IEEE, 2004: 28–31.
- [26] LIU Hong, LI Jin-Tao, LIU Qun, *et al.* Moving Cast Shadow Elimination Based on Color and Gradient Feature [J]. *Journal of Computer-aided Design & Computer Graphics* (刘宏, 李锦涛, 刘群, 等. 融合颜色和梯度特征的运动阴影消除方法. *计算机辅助设计与图形学报*), 2007, **19**(10):1279–1285.