



利用混合高斯和拓扑结构的人体“鬼影”抑制算法

许国梁, 周航, 袁良友

引用本文:

许国梁, 周航, 袁良友. 利用混合高斯和拓扑结构的人体“鬼影”抑制算法[J]. 智能系统学报, 2021, 16(2): 294–302.

XU Guoliang, ZHOU Hang, YUAN Liangyou. Human “ghost” suppression algorithm using Gaussian mixture model and topology[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(2): 294–302.

在线阅读 View online: <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201912030>

您可能感兴趣的其他文章

深度自编码与自更新稀疏组合的异常事件检测算法

Abnormal event detection method based on deep auto-encoder and self-updating sparse combination

智能系统学报. 2020, 15(6): 1197–1203 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.202007003>

基于特征融合及自适应模型更新的相关滤波目标跟踪算法

Correlation filter target tracking algorithm based on feature fusion and adaptive model updating

智能系统学报. 2020, 15(4): 714–721 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201803036>

基于反卷积和特征融合的SSD小目标检测算法

SSD small target detection algorithm based on deconvolution and feature fusion

智能系统学报. 2020, 15(2): 310–316 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201905035>

基于动态系统的机器人模仿学习方法研究

Research on robot imitation learning method based on dynamical system

智能系统学报. 2019, 14(5): 1026–1034 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201807018>

高斯核函数卷积神经网络跟踪算法

Convolutional neural network tracking algorithm accelerated by Gaussian kernel function

智能系统学报. 2018, 13(3): 388–394 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201612040>

流形排序的交互式图像分割

Interactive image segmentation based on manifold ranking

智能系统学报. 2016, 11(1): 117–123 <https://dx.doi.org/10.11992/tis.201505037>

 微信公众平台



关注微信公众号, 获取更多资讯信息

DOI: 10.11992/tis.201912030

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20200714.1417.018.html>

利用混合高斯和拓扑结构的人体“鬼影”抑制算法

许国梁, 周航, 袁良友

(北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044)

摘 要: 若在建模时存在目标, 部分目标像素会进入背景模型, 会在检测时产生“鬼影”。为了有效抑制“鬼影”, 提出一种利用混合高斯和拓扑结构 (Gaussian mixture model and topological structure, GMMT) 的人体“鬼影”抑制算法。算法分为两个阶段, 背景建模阶段采用双通道建模, 通道一利用混合高斯模型进行预检测, 接着利用拓扑结构将分散的人体目标连接获得完整的目标并取其外接矩形, 然后将矩形外的像素加入背景模型, 经过多帧的建模得到空背景; 通道二使用多帧平均法计算背景模型。通过设置建模帧数的阈值 T 选择建模方式, 若建模帧数小于 T 则使用通道一建模, 否则使用双通道联合建模。目标检测阶段利用改进的背景差分法实现人体分割并进一步消除“鬼影”。经过测试, GMMT 在建模阶段存在目标的情况下可有效地抑制“鬼影”。

关键词: 人体检测; 背景建模; “鬼影”; 混合高斯模型; 网状拓扑; 均值漂移; 背景差分法; 像素邻域

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2021)02-0294-09

中文引用格式: 许国梁, 周航, 袁良友. 利用混合高斯和拓扑结构的人体“鬼影”抑制算法 [J]. 智能系统学报, 2021, 16(2): 294-302.

英文引用格式: XU Guoliang, ZHOU Hang, YUAN Liangyou. Human “ghost” suppression algorithm using Gaussian mixture model and topology[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2021, 16(2): 294-302.

Human “ghost” suppression algorithm using Gaussian mixture model and topology

XU Guoliang, ZHOU Hang, YUAN Liangyou

(School of Electronic and Information engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: When modeling, if a target is present, some of its pixels will appear in the background model, which produces a “ghost” during detection. To effectively suppress this “ghost,” we propose a human “ghost” suppression algorithm that uses a Gaussian mixture model and a topological structure (GMMT). The proposed algorithm contains two main stages: a background modeling stage and a target detection stage. In the background modeling stage, the GMMT algorithm adopts double-channel modeling. A Gaussian mixture model is used in channel 1 for pre-detection. Then, scattered human objects are connected by a topological structure to obtain the complete target and its bounding box. Pixels outside the bounding box are added to the background model, and the background is obtained by multi-frame modeling. The multi-frame averaging method is used in channel 2 to calculate the background model. The modeling method is selected by setting the threshold T of the modeling frames. Channel 1 modeling is used when the modeling frame number is less than T , otherwise double-channel joint modeling is used. In the target detection stage, the improved background difference method is used to realize segmentation of the human body and eliminate the “ghost” during modeling. Test results prove that the GMMT algorithm can effectively suppress a “ghost” if a target is present when modeling.

Keywords: human body detection; background modeling; “ghost”; Gaussian mixture model; mesh topology; Meanshift; background difference method; pixel neighborhood

收稿日期: 2019-12-24. 网络出版日期: 2020-07-14.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (61872027, 61573057);
北京交通大学“北京交通大学-中建电子智能交通联合实验基地建设”项目.

通信作者: 周航. E-mail: hangzhou@bjtu.edu.cn.

监控视频中的人体检测和跟踪一直是研究的热点, 在人工智能、安全监控和人机交互等领域有广泛的应用^[1-4]。通过建立背景模型, 利用背景

差分法检测目标具有检测速度快、准确度高和易实现的特点,得到了广泛的研究^[5-9]。但缺点是会因为背景模型中包含目标像素而在检测中产生“鬼影”。背景差分法包括 GMM (Gaussian mixture model)、Vibe、CodeBook、Color (基于颜色信息的背景建模检测方法) 等算法^[10-15]。Shahbaz 等^[16]将检测算法分为了三类,并利用大型真实标准数据集对算法进行定量和定性比较。Wren 等^[17]首次提出使用单高斯模型对简单背景建模,对单一背景有较好的效果。为了提高算法的鲁棒性,算法需要适应在复杂背景情况下的建模^[18]。Stauffer 等^[19]提出利用 K 个高斯分布对背景的每一个像素建模,实现了对汽车和行人的分类和跟踪。Zivkovic 等^[20]提出将混合高斯模型中的 K 值根据背景的复杂度自适应调整,提高了算法的执行效率。以上提出的高斯背景建模算法建模速度快,对运动目标有较好的检测效果,但是对缓慢运动或静止的目标会检测不完整。Kim 等^[21]利用 CodeBook 算法对动态目标进行检测,算法在室内外的效果都比较好并且适应小范围周期运动的背景。Barnich 等^[22-23]提出一种有效的 ViBe 目标检测算法,该算法实现简单并且运行效率高。针对 ViBe 不足,国内外学者也对其进行了许多改进^[24-26]。文献[24]利用多帧平均法改进 Vibe 的建模过程并给出自适应半径阈值的计算方法。文献[25]通过利用时空梯度改进 ViBe 算法。文献[26]通过灰度空间信息构建像素生命长度字典改进 ViBe。文献[21-26]算法虽然可以检测出较为完整的目标,但是依然无法准确剔除目标像素,会使检测结果可能产生“鬼影”。现阶段抑制“鬼影”的方法分为两类:1) 在建模阶段通过剔除目标像素去除“鬼影”;2) 目标检测阶段将“鬼影”检测为背景并且更新进背景内。Codebook 通过过滤初始化码本中的目标像素削弱“鬼影”的影响。ViBe 采用首帧建模思想,若首帧存在目标,则会产生严重“鬼影”。文献[24-26]产生的“鬼影”都需要利用背景模型的更新消除。St-Charles P L 等^[27-28]利用背景的快速更新去除“鬼影”,但过快的更新容易将目标更新进背景内,会使目标检测不完整。由上述算法看出,在建模阶段有效地从背景模型中剔除目标像素是一个关键问题,否则“鬼影”会影响检测结果。

为了有效解决建模阶段包含目标像素造成的“鬼影”问题,本文结合混合高斯模型和拓扑结构提出 GMMT 算法,在背景建模阶段剔除目标像素,在目标检测阶段利用邻域相关性实现目标分

割,有效地抑制了“鬼影”。

1 算法概述

本文提出的 GMMT 算法需要先进行背景建模,然后利用背景模型实现目标检测。在背景建模阶段采用双通道建模方式,通道一利用混合高斯模型进行预检测,接着利用 Meanshift 确定分散区域之间的联系,在区域之间生成网状拓扑结构^[29],形成统一的整体并计算整体区域的外接矩形。最后将矩形外的像素加入背景模型中,利用多帧平均法计算空背景;通道二保留背景建模阶段的输入帧,直接利用多帧平均法计算空背景。通过设置建模帧数阈值 T 判断建模方式,若建模帧数小于 T ,则使用通道一建模,否则使用双通道联合建模。在目标检测阶段,利用改进的背景差分法考虑邻域像素的相关性检测目标并且进一步消除背景建模阶段由于抑制不彻底而遗留的“鬼影”。GMMT 算法通过这两个阶段的处理,可以有效地抑制“鬼影”,实现目标分割。图1中为 GMMT 的框图结构。

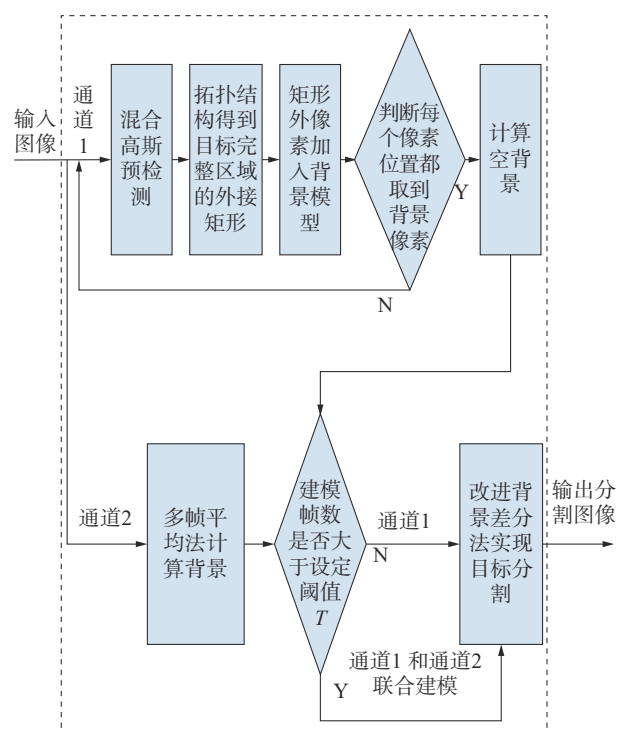


图1 GMMT 算法框图

Fig. 1 Block diagram of GMMT

2 背景建模

首先,对人体静止、缓慢运动和快速运动加以定义。本文中人体静止是指人体不走动,但是上肢或者下肢在摆动角区间 $[10^{\circ}, 90^{\circ}]$ 范围内摆

动;运动缓慢和运动快速区分是通过视频序列前后两帧图像中人体目标运动是否相差半个身位:相差小于半个身位则为缓慢运动,大于半个身位则为快速运动。

“鬼影”即为虚假目标,通常是由于背景模型中包含目标像素造成的。当利用背景模型进行背景差分时,若背景模型中包含目标像素,而待检测帧的对应位置不包含真正的目标时,依然会检测出目标,此时就形成了“鬼影”。背景建模的难点就在于目标像素会进入背景模型中。其中,在目标静止或运动缓慢时“鬼影”问题尤为严重。因为背景像素会被目标像素长期遮挡,无法采集到真实的背景像素,这样会在检测过程中产生“鬼影”。GMMT 通过利用混合高斯模型和拓扑结构剔除目标 1 像素,建立有效的背景模型。

2.1 混合高斯模型

混合高斯模型由于更新速度快,所以可以有效地检测目标的运动信息。混合高斯模型的概率函数可表达为

$$p(x_N) = \sum_{j=1}^K w_j \eta(x_N, \theta_j) \quad (1)$$

式中: w_j 表示每个高斯分布所占的权重; $\eta(x_N, \theta_j)$ 表示标准 K 高斯分布的概率密度函数。

GMMT 利用混合高斯模型检测目标的运动信息。图 2 为混合高斯模型对目标运动信息的检测结果。由图 2 可看出,运动快速的目标检测完整,运动缓慢和静止的目标检测不完整。图 2 中 (b) 和 (d) 可看出,目标静止或运动缓慢时,变化最明显的位置是目标边缘。



图 2 混合高斯模型对不同运动状态目标的检测结果
Fig. 2 Detection results of Gaussian mixture model for objects in different moving states

为了建立有效的背景模型,需要将检测到的目标像素和未检测到目标像素全部剔除, GMMT 将混合高斯模型检测得到的运动目标信息作为先验信息,然后利用拓扑结构估计未检测到的目标像素。

2.2 利用拓扑估计目标完整区域

受到网状拓扑结构在计算机网络中应用的启发,本文将网状拓扑结构应用于目标区域的估计。图 3 为网状拓扑结构 1 示意图,图中身体各部分表示节点,直线表示连接关系。从图中可以看出利用网状拓扑结构可以充分将分散的身体运动区域连接为一个整体。GMMT 就是利用拓扑结构这种将所有分散个体连接成统一整体的思想。由图 2 可知,不易检测的像素容易出现在目标内部,而易检测像素出现在目标边缘,所以 GMMT 充分利用目标边缘的变化信息,用网状拓扑结构将边缘所有的运动像素连接。在 GMMT 中将已检测到的目标区域抽象节点,然后使用 Meanshift 算法确定节点之间的连接关系。

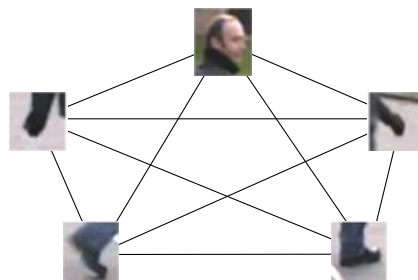


图 3 网状拓扑结构
Fig. 3 Mesh topology

2.2.1 Meanshift

Meanshift 聚类采用欧式距离判断点是否为当前聚类的兴趣点。为了使算法更好地适应对人体区域的聚类, GMMT 中利用更符合人体长宽比的矩形框代替欧式距离判断。下面是 Meanshift 的具体步骤:

- 1) 首先随机选取一个未被标记的点作为聚类中心 center;
- 2) 找出以 center 为中心长宽比为 2 的矩形框区域内所有的数据点集合 N , 认为集合 N 属于同一聚类 C , 并记录数据点在该类出现的次数加 1;
- 3) 计算以 center 为起始到集合 N 中每一个元素的向量, 将向量相加得到 shift 向量;
- 4) 使 center 沿着 shift 向量移动, 即 $center = center + shift$;
- 5) 重复步骤 2)~4), 直至 shift 向量很小, GMMT 设置 shift 为 0 时迭代停止, 该过程遇到的

全部点属于聚类 C;

6) 重复步骤 1)~5), 直至所有的点都被访问;

7) 若一个聚类中心在另一个聚类中心的长宽比为 2 的矩形框区域内, 则合并两个聚类并将数据点出现的次数也合并;

8) 按照每个点不同类的访问频率进行分类, 将点分配给访问频率最大的聚类。

通过 Meanshift 将混合高斯模型检测后图像中的区域聚类, 同一目标或相邻很近目标分离的区域被聚类为一类。通过在多个场景进行测试, Meanshift 采用长宽为 200×100 的矩形框。在利用 Meanshift 聚类前, 利用混合高斯模型预检测得到的图像需要进行形态学运算去除过小的噪声点。图 4 为利用 Meanshift 得到的聚类结果, 彩图表示原图, 二值图表示对原图预检测后聚类的结果, 不同的颜色表示不同的类别。从 (b)、(d)、(f)、(h) 和 (j) 可以看出, Meanshift 将同一目标或相邻目标分散的区域聚为一类。需要注意的是图 (h) 中红色聚类为目标造成的阴影区域, GMMT 算法在背景建模阶段会将目标造成的阴影像素当作目标像素处理。

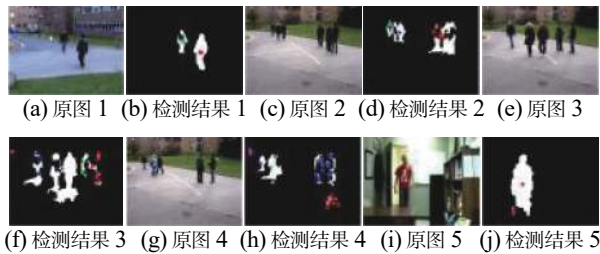


图 4 Meanshift 聚类结果
Fig. 4 Results of Meanshift clustering

2.2.2 估计目标区域

由 Meanshift 确定点之间的联系后, 在同一类点内生成网状拓扑结构, 将分散的区域连接成一个整体并得到整体区域的外接矩形。图 5 为利用网状拓扑结构将分散区域连接的流程图, 聚类过程的介绍以图 4(h) 中蓝色聚类为例。图 5(d) 为利用网状拓扑结构思想将分散的目标区域连接在一起, 然后在图 5(e) 中取整体区域的外接矩形, 最后图 5(f) 为将外接矩形在原图中标记。网状拓扑会在每个节点连接多条边, 目的是将同一类的区域全部连接在一起。通过估计目标区域得到的外接矩形内包含已检测的目标像素 (白色区域) 和未检测到的目标像素。背景建模时将矩形框内的像素全部剔除, 这样可以尽可能剔除所有的目标像素, 达到有效抑制“鬼影”的目的。

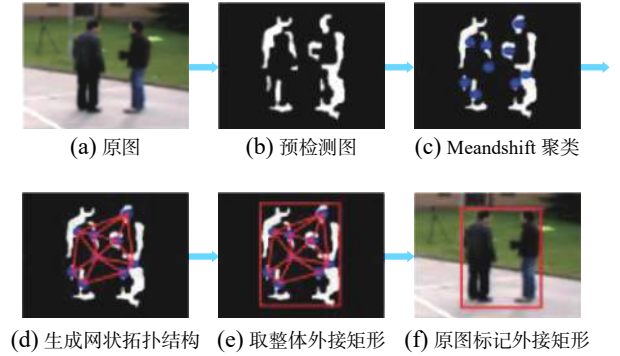


图 5 估计目标区域流程
Fig. 5 Process of estimate target area

2.3 计算空背景

得到背景像素后需要计算空背景, 利用背景差分法实现目标检测。在计算空背景时考虑到部分背景像素可能由于目标长期遮挡背景或背景长期剧烈变化 (如树枝剧烈晃动) 不能采集到稳定的背景像素, 所以 GMMT 算法如图 6 所示采用双通道的方式计算背景模型。

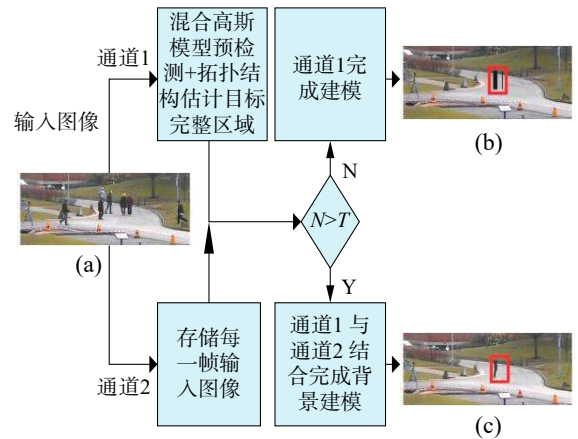


图 6 双通道计算背景流程
Fig. 6 Process of two channel computing background

通道 1 根据 2.2 节和 2.3 节介绍的方法剔除目标像素, 当所有的背景像素出现至少一次后就计算空背景。计算背景公式为

$$Bg(x, y) = \left(\sum_{i=1}^N Model_i(x, y) \right) / cou(x, y) \quad (2)$$

式中: $Bg(x, y)$ 表示计算得到的空背景; $Model_i(x, y)$ 表示背景模型, 存储每一帧剔除目标像素后留下的背景像素; $cou(x, y)$ 表示每一个像素位置背景像素的采集次数; N 表示建模用的帧数。

通道 2 存储每一帧输入的图像 $Frame_i(x, y)$, 当建模帧数 $N > T$ 时, 利用多帧平均法计算输入图像的均值图像 $Mean(x, y)$ 。

如图 6 所示为 GMMT 算法利用双通道计算空背景, 输入图像中示例场景建模帧数大于 200, 图 (b) 中矩形框内为通道一无法采集的背景像

素,图(c)中矩形框为使用联合建模采集的背景像素。阈值 T 可以按照实验时所能接受的建模帧数上限设置,本文设置建模所用帧数阈值 $T=200$ 帧。若建模帧数小于 T 时,则只用通道一完成背景建模;否则采用通道一与通道二联合建模。因为建模帧数不小于 T 说明通道一存在无法采集的背景像素。如图6中示例场景由于人群密集导致在建模帧数上限内存在无法采集的背景像素(图(b)矩形框内的黑色像素),所以将无法采集的背景像素利用通道二多帧平均法填补。通过通道一建模和双通道联合建模对比可发现,双通道联合建模填补了缺失的背景像素。

3 目标分割

GMMT 使用背景差分法将人体与背景分离,这样可以使算法快速地实现目标检测。传统的背景差分法只考虑了单个像素,没有考虑像素邻域的相关性。像素邻域的分布是比较相似的,可以借助像素邻域之间的相似性提高算法的鲁棒性。如图7所示为像素 $f(x,y)$ 与背景相同位置的像素 $Bg(x,y)$ 及其8邻域像素,箭头表示 $f(x,y)$ 需要和 $Bg(x,y)$ 像素运算。

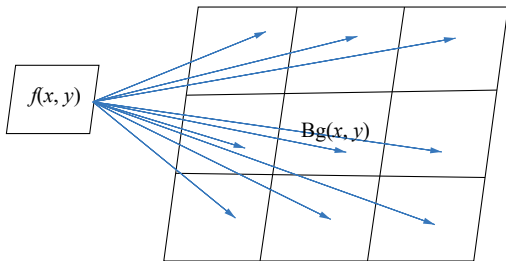


图7 当前像素和与其对应的空背景8邻域像素

Fig. 7 Current pixel and its corresponding empty background 8 neighborhood pixels

改进的背景差分法计算方法为

$$\text{dif}(x,y) = \arg \min(|f(x,y) - Bg(x+m,y+n)|) \quad m,n = -1,0,1 \quad (3)$$

改进的背景差分法使像素 $f(x,y)$ 与其对应的背景像素及其8邻域像素作差并取绝对值,形成

差值序列,然后取序列的最小值赋值给 $\text{dif}(x,y)$ 。这样可以改善目标像素偏移造成的误检测。经实验发现,改进后的背景差分法可以适应动态的背景,比如风吹动树叶、横幅等小幅摆动并且还可以快速地消除“鬼影”。图8(a)~(c)为改进的背景差分法处理动态背景,可以发现改进后的背景差分法的检测结果中无条幅出现,提高了算法的鲁棒性。由于改进的背景差分法考虑了像素的邻域信息,所以“鬼影”区域会由外到内逐渐更新为背景。图8(d)~(f)为改进的差分法消除“鬼影”,经过114帧“鬼影”区域就完全消除。

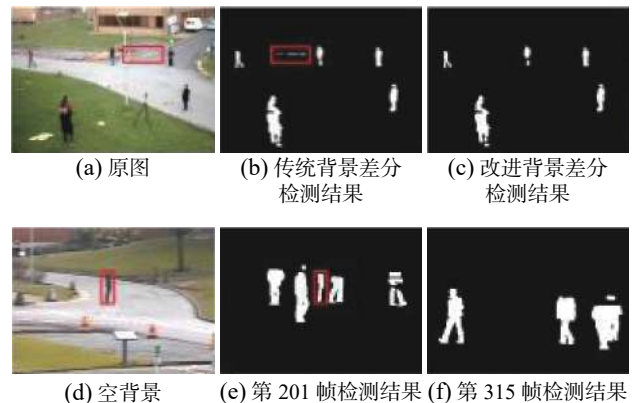


图8 改进的背景差分法处理动态背景和消除“鬼影”
Fig. 8 Improved background difference method deals with dynamic background and eliminates “ghosts”

4 实验结果及分析

为了验证 GMMT 可以在建模时准确地剔除目标像素,本文与文献[21] CodeBook 算法、文献[23] Vibe 算法、文献[27] Subsense 算法和文献[28] Pawcs 算法在 Dataset2012 数据库、Camera-Parameter 数据库和 LightSwitch 数据库进行比较。由于建模阶段经常在场景中出现目标,为了验证算法可以有效剔除背景模型中的目标像素,所用场景背景建模时的每一帧都存在目标。表1中为测试用的场景起始帧和测试帧在数据库中的帧位置。

表1 测试场景信息

Table 1 The information of test scenes

场景	起始帧	测试帧	场景	起始帧	测试帧
Camera parameter	1 102	1 160	Sofa	2 685	2 734
Light switch	673	695	Cubicle	6 945	7 059
Pedestrians	607	667	Copy machine	1 445	1 551
Office	595	671	People In shade	842	968
PETS2006	40	300	Backdoor	1 657	1 968
BusStation	935	1 099			

从图 9 中每种算法在不同场景下的建模效果对比可以看出, Codebook、Vibe、Subsense 和 Pawcs 背景模型中包含了大量的目标像素, 而 GMMT 建立的背景模型剔除了目标像素, 建立的背景更符合真实场景。

图 10 为算法在各场景中的检测结果, 从图 10 中可以看出 Codebook 和 Vibe 算法在检测结果中

产生了较多的“鬼影”, Subsense 产生了较少的“鬼影”, Pawcs 和 GMMT 没有产生“鬼影”。因为 Subsense 和 Pawcs 算法背景更新速度快, 所以经过一段时间更新后可以消除“鬼影”, 但是过快的更新会使运动缓慢或静止的目标更新进背景内, 会使目标检测不完整。GMMT 在背景建模阶段就消除了目标像素, 使检测结果没产生“鬼影”。

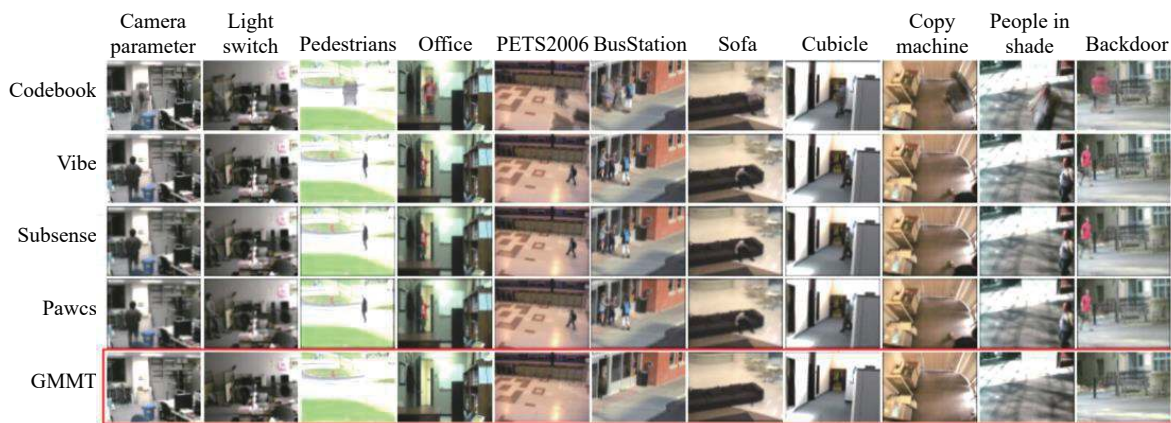


图 9 算法在不同场景下的建模效果

Fig. 9 Modeling effect of the algorithm in different scenes

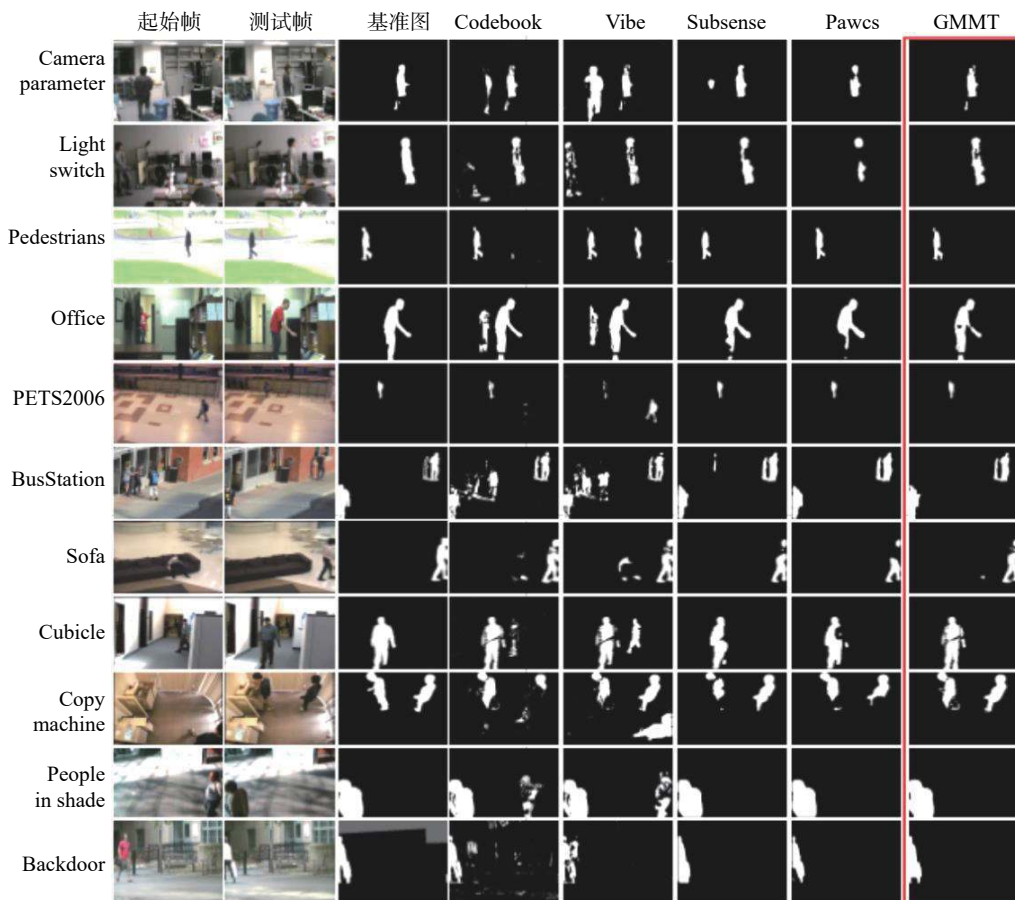


图 10 算法在不同场景中的检测结果

Fig. 10 Result of algorithms in each scene

“鬼影”像素为 F_p 像素(背景像素误划分为目标像素的个数),从表2中可以看出,Codebook和Vibe算法由于“鬼影”的影响 F_p 像素数量很高,而Subsense、Pawcs和GMMT算法的 F_p 像素数量一直保持在较低水平。Subsense和Pawcs算法利用快速更新的方法降低了 F_p 像素的数量。为了进一步验证GMMT消除“鬼影”时不会使目标检测不完整,本文利用召回率(R)将GMMT与Subsense和Pawcs算法进行对比。召回率可以衡量算法对真实目标像素的检测能力, $R = T_p / (T_p + F_N)$ 。

通过计算得到Subsense、Pawcs和GMMT的在数据集上的平均召回率分别为0.7811、0.7202和0.8219。从召回率中可看出GMMT在抑制“鬼影”的同时召回率高于Subsense和Pawcs算法。

最后,本文对各算法的运行效率进行分析。本文所用的实验环境为WIN7 64位、Inter Core i5-3230M CPU、VS2017搭配OpenCV2.4.9。如表3所示为各算法在数据库上的平均运行时间,可以看出GMMT在保证检测效果的基础上有较高的运行效率,算法复杂度较低。

表2 算法在各场景的检测结果中 F_p 像素数量

Table 2 Number of F_p pixels detected by the algorithm in each scene

算法	Codebook	Vibe	Subsense	Pawcs	GMMT
Camera parameter	1031	4627	451	36	70
Light switch	814	1615	103	24	123
Pedestrians	92	1372	5	21	32
Office	2357	2095	189	234	125
PETS2006	424	4712	29	29	154
BusStation	3422	4307	694	457	374
Sofa	458	900	37	11	133
Cubicle	1164	2212	47	34	267
Copy machine	5454	6000	179	503	2955
People In shade	2822	3652	4	4	8
Backdoor	1388	785	477	58	208

表3 在数据集上不同算法处理的图像数量

Table 3 Average number of images processed by the algorithm per second on the dataset

帧/s

算法	Codebook	Vibe	Subsense	Pawcs	GMMT
运行效率	60	17	9	5	19

5 结束语

GMMT算法使用双通道建模方式和改进的背景差分法实现背景建模和目标分割。通道一利用混合高斯模型预检测和拓扑结构连接分散区域的方式剔除目标像素,通道二采用多帧平均法。双通道建模保证了算法在复杂背景下完成建模并且有效地剔除目标像素抑制“鬼影”。改进的背景差分法可快速分割目标并利用邻域信息消除“鬼影”。通过与Codebook、Vibe、Subsense和Pawcs的对比,证明了GMMT算法的有效性。算法有效地抑制了“鬼影”并且保持了较高召回率。

背景建模会受多种因素的影响,现阶段主要可以概括为4个方面:1)光照的缓慢变化和突然

变化问题;2)背景会不断发生变化的动态背景问题;3)背景中物体、运动目标等形成的阴影问题;4)由视频采集设备造成的噪声问题。这些问题都会影响背景建模和目标检测的效果,所以算法需要适应多模态的背景、相机抖动和PTZ相机等复杂环境,这是以后需要努力的方向。

参考文献:

- [1] 咎孟恩,周航,韩丹,等. 粒子滤波目标跟踪算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 8-17.
- ZAN Mengen, ZHOU Hang, HAN Dan, et al. Survey of particle filter target tracking algorithms[J]. Computer engineering and applications, 2019, 55(5): 8-17.
- [2] 李明杰,刘小飞,张福泉,等. 基于粒子滤波和背景减除

- 的多目标检测与跟踪算法[J]. *计算机应用研究*, 2018, 35(8): 2506–2509.
- LI Mingjie, LIU Xiaofei, ZHANG Fuquan, et al. Multi target detection and tracking algorithm based on particle filtering and background subtraction[J]. *Application research of computers*, 2018, 35(8): 2506–2509.
- [3] 杜鹃, 吴芬芬. 高斯混合模型的运动目标检测与跟踪算法[J]. *南京理工大学学报*, 2017, 41(1): 41–46.
- DU Juan, WU Fenfen. Movement target tracking algorithm by using Gaussian mixture model[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2017, 41(1): 41–46.
- [4] 陈聪, 杨忠, 宋佳蓉, 等. 一种改进的卷积神经网络行人识别方法[J]. *应用科技*, 2019, 46(3): 51–57.
- CHEN Cong, YANG Zhong, SONG Jiarong, et al. An improved pedestrian detection method based on convolutional neural network[J]. *Applied science and technology*, 2019, 46(3): 51–57.
- [5] 丁哲, 陆文总. 基于 Vibe 背景建模的运动目标检测算法[J]. *计算机系统应用*, 2019, 28(4): 187–191.
- DING Zhe, LU Wenzong. Moving target detection algorithm based on vibe background modeling[J]. *Computer systems & applications*, 2019, 28(4): 187–191.
- [6] 左军辉, 贾振红, 杨杰. 基于改进背景减法的视频图像运动目标检测[J]. *计算机工程与设计*, 2020, 44(5): 1367–1372.
- ZUO Junhui, JIA Zhenhong, YANG Jie. Moving object detection in video image based on improved background subtraction[J]. *Computer engineering and design*, 2020, 44(5): 1367–1372.
- [7] YANG Dan, ZHAO Chenqiu, ZHANG Xiaohong, et al. Background modeling by stability of adaptive features in complex scenes[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2018, 27(3): 1112–1125.
- [8] MOUDGOLLYA R, MIDYA A, SUNANIYA A K, et al. Dynamic background modeling using intensity and orientation distribution of video sequence[J]. *Multimedia tools and applications*, 2019, 78(4): 22537–22554.
- [9] ZHOU Anran, XIE Weixin, PEI Jihong. Background modeling in the Fourier domain for maritime infrared target detection[J]. *IEEE transactions on circuits and systems for video technology*, 2020, 30(8): 2634–2649.
- [10] HUYNH-THE T, HUA C H, TU N A, et al. Locally statistical dual-mode background subtraction approach[J]. *IEEE access*, 2019, 7: 9769–9782.
- [11] DEWAN P, KUMAR R. Detection of object in motion using improvised background subtraction algorithm[C] // *Proceedings of 2017 International Conference on Trends in Electronics and Informatics*. Tirunelveli, India, 2017: 651–656.
- [12] 刘晓芳, 周航, 韩权, 等. 基于视觉的步态识别研究综述[J]. *小型微型计算机系统*, 2018, 39(8): 1685–1692.
- LIU Xiaofang, ZHOU Hang, HAN Quan, et al. Survey of vision-based gait recognition[J]. *Journal of Chinese computer systems*, 2018, 39(8): 1685–1692.
- [13] 刘相锋, 周航. 步态识别技术及其在视频监控中的应用[J]. *电视技术*, 2011, 35(1): 119–121.
- LIU Xiangfeng, ZHOU Hang. Gait recognition technology and application in video surveillance[J]. *Video engineering*, 2011, 35(1): 119–121.
- [14] 金静, 党建武, 王阳萍, 等. 一种基于鲁棒局部纹理特征的背景差分方法[J]. *计算机工程与科学*, 2017, 39(8): 1513–1519.
- JIN Jing, DANG Jianwu, WANG Yangping, et al. A background subtraction method based on robust local texture features[J]. *Computer engineering & science*, 2017, 39(8): 1513–1519.
- [15] 孙挺, 齐迎春, 耿国华. 基于帧间差分 and 背景差分的运动目标检测算法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2016, 46(4): 1325–1329.
- SUN Ting, QI Yingchun, GENG Guohua. Moving object detection algorithm based on frame difference and background subtraction[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2016, 46(4): 1325–1329.
- [16] SHAHBAZ A, KURNIANGGORO L, WAHYONO, et al. Recent advances in the field of foreground detection: an overview[M]//KRÓL D, NGUYEN N T, SHIRAI K. *Advanced Topics in Intelligent Information and Database Systems*. Cham: Springer, 2017: 261–269.
- [17] WREN C R, AZARBAYEJANI A, DARRELL T, et al. Pfunder: real-time tracking of the human body[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1997, 19(7): 780–785.
- [18] YONG Hongwei, MENG Deyu, ZUO Wangmeng, et al. Robust online matrix factorization for dynamic background subtraction[J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2018, 40(7): 1726–1740.
- [19] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//*Proceedings of 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Fort Collins, USA, 1999: 246–252.
- [20] ZIVKOVIC Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction[C]//*Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*. Cambridge, UK, 2004: 28–31.
- [21] KIM K, CHALIDABHONGSE T H, HARWOOD D, et al. Real-time foreground-background segmentation using

- codebook model[J]. [Real-time imaging](#), 2005, 11(3): 172–185.
- [22] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: A powerful random technique to estimate the background in video sequences[C]// 2009 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei, China, 2009: 945–948.
- [23] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences[J]. [IEEE transactions on image processing](#), 2011, 20(6): 1709–1724.
- [24] 杨丹, 戴芳. 运动目标检测的 ViBe 算法改进 [J]. [中国图象图形学报](#), 2018, 23(12): 1813–1828.
YANG Dan, DAI Fang. Improved ViBe algorithm for detection of moving objects[J]. [Journal of image and graphics](#), 2018, 23(12): 1813–1828.
- [25] LIU Shanyi. An improved ViBe moving object detection algorithm based on spatial-temporal gradient of image[C]//Proceedings of 2016 International Conference on Progress in Informatics and Computing. Shanghai, China, 2016: 192–197.
- [26] MIN Weidong, FAN Mengdan, GUO Xiaoguang, et al. A new approach to track multiple vehicles with the combination of robust detection and two classifiers[J]. [IEEE transactions on intelligent transportation systems](#), 2018, 19(1): 174–186.
- [27] ST-CHARLES P L, BILODEAU G A, BERGEVIN R. SuBSENSE: a universal change detection method with local adaptive sensitivity[J]. [IEEE transactions on image processing](#), 2015, 24(1): 359–373.
- [28] ST-CHARLES P L, BILODEAU G A, BERGEVIN R. Universal background subtraction using word consensus models[J]. [IEEE transactions on image processing](#), 2016, 25(10): 4768–4781.
- [29] 朱海滨. 网络拓扑发现技术探析 [J]. [网络安全技术与应用](#), 2017(3): 26–27.
ZHU Haibin. Analysis of network topology discovery technology[J]. [Network security technology & application](#), 2017(3): 26–27.

作者简介:



许国梁, 硕士研究生, 主要研究方向为智能图像处理。



周航, 副教授, 主要研究方向为智能图像处理、目标检测和跟踪、步态识别、智能交通系统的信息与控制技术。发表学术论文 40 余篇。



袁良友, 硕士研究生, 主要研究方向为智能图像处理。