

doi: 10.11830/ISSN.1000-5013.201704020



双背景模型的快速鲁棒前景检测算法

谢维波¹, 刘文¹, 夏远祥¹, 李雪芬²

(1. 华侨大学 计算机科学与技术学院, 福建 厦门 361021;
2. 华侨大学 科学技术研究处, 福建 厦门 361021)

摘要: 针对前景检测中的光照变化问题,提出一种基于双背景模型的快速鲁棒前景检测算法.通过建立简单的快慢双背景模型,提高前景检测的效率.结合视频时间感知信息和光照补偿措施,增强算法对光照变化的鲁棒性,提高前景检测精度.在具有光照变化的公开数据集上进行测试,实验结果表明:所提出的算法不仅对光照变化有较强的鲁棒性,同时,具有极快的处理速度.

关键词: 光照鲁棒; 前景检测; 双背景模型; 视频信息; 时间感知信息

中图分类号: TP 391 文献标志码: A 文章编号: 1000-5013(2017)04-0550-06

Fast and Robust Foreground Detection Algorithm Based on Double Background Model

XIE Weibo¹, LIU Wen¹, XIA Yuanxiang¹, LI Xuefen²

(1. College of Computer Science and Technology, Huaqiao University, Xiamen 361021, China;
2. Science and Technology Research Department, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In order to solve the problem of illumination changes in foreground detection, a fast and robust foreground detection algorithm based on double background model was proposed in this paper. The efficiency can be improved by establishing a simple double background model with fast and slow update rate; the robustness with illumination variations can be enhanced by combining with video time perception information and illumination compensation measures, and hence improving the precision of the foreground detection. Experiments were performed on several challenging sequences with illumination variations in the benchmark evaluation, and the results show that the proposed algorithm not only owns good robustness with changing of illumination, but also has very fast process speed.

Keywords: illumination robust; foreground detection; double background model; video information; time perception information

前景检测是计算机视觉中一个重要分支,其性能高度依赖于有效背景模型的建立;而背景模型受多种因素的影响,包括光照、时间、遮挡、抖动和突然静止的前景等因素^[1].为了解决这些问题,研究者们近年来提出了大量的背景建模方法^[2].文献[3-6]提出的混合高斯模型(GMM)、核密度估计模型、码本模型和 VIBE 等经典背景模型,虽然大都能够应对缓慢的光照变化,但是无法处理如开关灯、百叶窗的打开和关闭等带来的光照突变问题.文献[7-8]提出的 ESI 模型和 MB²S 模型虽然可以在一定程度上处理光照突变的影响,但是复杂度太高,需要较大的硬件资源才能达到实时应用的可能.背景模型涵盖了视

收稿日期: 2016-05-26
通信作者: 谢维波(1964-),男,教授,博士,主要从事信号处理、视频分析和嵌入式系统的研究. E-mail: xwblxf@hqu.edu.cn.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61271383);华侨大学研究生科研创新能力培育计划项目(1400214010)

频序列中很长一段时间的状态,通过一定的更新率去适应一个新的环境. 快慢双背景模型是利用更新率的一快一慢两种模型建立稳定背景的方法^[9],既可以利用慢速背景模型应付临时的变化和噪音,又可以利用快速背景模型快速发现最新变化. 文献[10-11]证实了双背景模型可以有效提高前景目标的检测精度. 为了解决光照突变的影响达到实时应用的要求,本文建立一种简单的快慢双背景模型,并使用一定的光照补偿措施,提出一种新的前景检测算法.

1 基于双背景模型的前景检测算法

1.1 双背景模型的建立

为了建立鲁棒的前景检测模型,首先需要建立两个更新速率快慢不一的背景. 设 BG_t^f 表示具有较快更新率的背景, BG_t^s 表示具有较慢更新率的背景, $I_t(i)$ 表示视频序列中的第 t 帧的像素点 i , α_s 表示慢速背景模型的更新率,则慢速背景模型的更新方式表示为

$$BG_t^s(i) = \begin{cases} I_t(i), & t = 0, \\ \alpha_s I_t(i) + (1 - \alpha_s) BG_{t-1}^s(i), & t > 0. \end{cases} \quad (1)$$

快速背景模型采用相同的更新策略,但是控制更新率 $\alpha_f = k\alpha_s$, 其中, k 为常数,取经验值 10. 背景模型的更新率由当前帧的视频时间感知信息决定.

对新来的每一帧图像与背景图像相减后,阈值化就可以得到对应不同背景的前景图. 设 FG_t^s 表示慢速背景模型对应的前景图像, FG_t^f 表示快速背景模型对应的前景图像,则慢速前景图为

$$FG_t^s(i) = \begin{cases} 0, & |I_t(i) - BG_t^s(i)| < T_s, \\ 255, & \text{其他}. \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: T_s 表示得到慢速前景所使用的阈值,默认值为 60. 快速前景 FG_t^f 可以采用相同的更新策略获得,其中, $T_s = \lambda T_f$, λ 取经验值 2.5.

1.2 视频时间感知信息

时间感知信息(time perception information, TI)表征视频序列在时域上的复杂度,是表示视频片段时间变化次数的测量法^[12]. 它通常高于高速运动的片段,视频序列变化越剧烈, TI 值越高. 视频序列中某一帧的 TI 值表达式为

$$TI_t(i) = \text{STD}_{\text{space}}(F_t(x, y) - F_{t-1}(x, y)). \quad (3)$$

式(3)中: $F_t(x, y)$ 表示时间上第 t 帧中第 x 行第 y 列的像素; $\text{STD}_{\text{space}}$ 表示两帧在空间上的标准差.

由于 TI 值能够很好地描述视频信息的变化,而背景的更新率也只有和视频信息的变化一致趋势时才能更好地描述背景. 因此,取慢速背景模型的更新率 α_s 由式(4)决定,即

$$\alpha_s = TI_t / TI_{\max}. \quad (4)$$

式(4)中: TI_{\max} 表示 TI 可能出现的最大值,由 TI 的定义式可知,对于 8 bit 像素的图像, TI_{\max} 为 255.

1.3 光照补偿模型

光照突变将导致前景检测算法不同程度地把背景误测为前景或者前景误判为背景. 因此,针对光照突变,需要一个合适光照补偿模型对背景进行补偿,从而让背景尽快适应当前的光照条件,减少误检. 假设只考虑视频场景中光照突变的影响,不考虑相机抖动、伪装、图像丢失等情况,为了应对光照变化带来的影响,需要采用不同的背景模型更新策略.

1.3.1 光照突变的判定 快速前景可以最快反映当前帧中出现的变化,即通过快速前景中前景点与背景点的比例 r 判定是否发生光照突变. 当 $r > T_r$ 时,可以认定发生光照突变, T_r 为光照突变的阈值,建议取 $T_r \geq 0.3$.

1.3.2 光照突变程度的判定 对于不同程度的光照突变,需要采用不同的补偿策略. 为了判断光照突变的程度,首先,计算当前帧、快速背景、慢速背景中像素点的平均亮度值. 通过当前帧与不同背景的平均亮度差度量光照突变的程度. 为了加快计算速度和噪音点的干扰,采用随机采样的方式选取一部分像素点作为代表计算整个图像的平均亮度. 设 S 代表随机采样点集合,则当前帧的平均亮度 $L(I(t))$,慢速背景的平均亮度 $L(BG_t^s(t))$,快速背景的平均亮度 $L(BG_t^f(t))$ 就可以通过 S 中的像素点计算获得,并

设像素点的采样率为 40%。然后,计算当前帧的平均亮度与快慢背景的平均亮度的差 SAIC 即可判定光照突变的程度,从而可以对不同光照突变进行不同的补偿策略。

当前帧与快速背景的平均亮度差定义为

$$SAIC_t^f = |L(I_t) - L(BG_t^f)|.$$

当前帧与慢速背景的平均亮度差定义为

$$SAIC_t^s = |L(I_t) - L(BG_t^s)|.$$

1.3.3 光照补偿策略 1) 当 $|I_t(i) - BG_{t-1}(i)| < SAIC$ 时,可以认定为当前帧发生较小的光照变化(包括局部光照突变),此时,考虑可能由于稳定背景和一些变化较小的区域不需要进行光照补偿或者需要较小的补偿值,而对于接近 SAIC 的像素,则需要较大补偿值.而 Sigmoid 函数曲线刚好满足这样的变化要求,将 Sigmoid 函数引入补偿量的计算中,可得到补偿方案为

$$BG_t(i) = BG_{t-1}(i) + \delta(I_t(i) - BG_{t-1}(i)). \tag{5}$$

式(5)中: $BG_t(i)$ 表示快慢速背景模型像素点 i ; I_t 表示当前帧的像素 i ; δ 表示补偿系数, $\delta = \frac{2}{1 + \exp(\frac{-5}{SAIC} \cdot (D - SAIC))}$;

D 表示 $|I_t(i) - BG_{t-1}(i)|$. 使用 Sigmoid 函数可以保证补偿系数对较小光照变化不敏感而对接近于 SAIC 的变化敏感,防止过补偿的情况.当 SAIC 等于 10 时,补偿系数 δ 的变化曲线,如图 1 所示.

2) 当 $|I_t(i) - BG_{t-1}(i)| > SAIC$ 时,可以认定为发生了较大的光照突变,此时,需要对该像素进行较大值的补偿.可以采用下式的补偿方案,即

$$BG_t(i) = \begin{cases} BG_{t-1}(i) + DTI_t, & BG_t(i) < I_t(i), \\ BG_{t-1}(i) - DTI_t, & BG_t(i) > I_t(i). \end{cases} \tag{6}$$

式(6)中: DTI_t 表示为

$$DTI_t = \begin{cases} \max_t(|TI_t - TI_{t-1}|), & t = 0 \text{ 或 } DTI_{t-1} < |TI_t - TI_{t-1}|, \\ \xi DTI_{t-1}, & \text{其他}. \end{cases} \tag{7}$$

式(7)中: \max_t 表示在发生光照突变时间序列上的最大值函数; ξ 为常数,取经验值 0.4.

1.4 稳定前景提取

经过上述算法流程之后,稳定的前景图像就可以经过下式运算,获得通过快速前景图像和慢速前景图像.即

$$FG_t = \begin{cases} FG_t^s \cap FG_t^f, & TI_t > 12, \\ (FG_t^s \cup FG_t^f) - (FG_t^f - FG_t^s), & \text{其他}. \end{cases} \tag{8}$$

式(8)中: FG_t^s 和 FG_t^f 由式(2)获得.

整个过程当中,用户可以不设定任何参数,全部采用提供的经验值即可,也可对极少数参数进行自定义设置,如前景阈值 T_s 和光照突变阈值 T_r .

2 实验结果与分析

2.1 评价指标

前景检测算法的评价指标多样化,常用的指标有精确度(R_P)、查全率(R)、 F_1 评价价值(F_1)和帧率(S_{FP}). S_{FP} 为算法每秒能够处理的帧数,用于评价算法的处理速度和复杂度,其他指标分别定义为

$$R_P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad F_1 = \frac{2 \cdot R_P \cdot R}{R_P + R}. \tag{9}$$

式(9)中: TP 表示检测正确的前景点数; FP 表示背景被误检为前景的点数; FN 表示前景被误检成背景

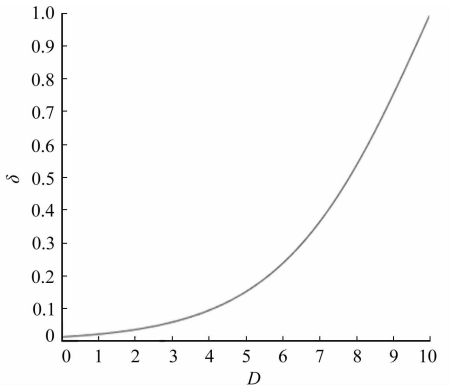


图 1 补偿系数 δ 的变化曲线示例
Fig. 1 Example of change curve about compensation factor δ

的像素点数; F_1 综合了精确度和查全率两种指标, 具有较为全面的评价^[13].

2.2 数据集与对比算法

为证明算法的有效性, 将文中提出的算法分别在公开的标准前景检测数据集 Wallflower 和实际的监控视频数据上进行测试, 并选取当前应用较为广泛和效果较好的混合高斯模型(GMM)^[3], 通用视频背景提取算法(VIBE)^[6]、多层背景模型(MLBGS)^[14]、自适应自组织网络(LBASOM)^[15]进行对比. 文中算法是基于 VS2013+Opencv2. 4. 10 实现的, 对比算法采用文献[2]中提供的算法库或原文作者提供的算法库实现. 硬件配置为 Intel i5-4590 处理器, 主频 3. 3 GHz, 8 GB 内存.

2.3 5 种前景检测算法的对比分析

文中算法与其他 4 种算法在标准数据集 Wallflower(分辨率为 160 px×120 px)上的前景检测结果, 如表 1 所示. 表 1 中的视频序列可以分为 4 类: Bootstrap 代表前景驻留的场景; Camouflag, ForegroundAperture 代表存在伪装情况的视频场景; LightSwitch 和 TimeOfDay 代表存在光照突变的场景, 其中, LightSwitch 是灯光突然打开的场景; TimeOfDay 是一天中光照均匀变化; WavingTrees 代表存在抖动背景的场景.

由表 1 可知: 文中提出的算法在所有的视频序列上都有较好的表现, 特别是在发生较大光照突变的 LightSwitch 序列上, 其余方法模型基本失效, 而文中方法仍能较好地还原前景. 在 TimeOfDay 序列上, GMM 和 VIBE 模型存在空洞较为严重的情况, 而 LBASOM 则将背景中的光源检测为前景, 文中算法仅次于 MLBGS 模型, 在引入少量前景的情况下, 较好地还原了前景. 从这两个视频序列可以看出文中算法对光照突变有一定的抑制能力. 从 WavingTrees 序列可以看出, 文中算法只将极少的抖动背景检测成前景, 说明文中算法有一定处理背景抖动的能力; 不过, 从 Camouflage 序列上看到文中算法还存在一定的不足, 不能很好地处理伪装, 导致前景检测的空洞.

表 1 不同算法在标准数据集 Wallflower 上的前景检测结果

Tab. 1 Foreground detection results of different algorithms on Wallflower dataset

视频序列	背景模型						
	原始图像	真实前景	GMM 算法	VIBE 算法	MLBGS 算法	LBASOM 算法	文中算法
Bootstrap							
Camouflage							
Foreground Aperture							
LightSwitch							
TimeOfDay							
WavingTrees							

为了更好地量化文中算法的检测性能, 分别给出 5 种算法在 Wallflower 数据集上的精确度 R_P 、查全率(R)和 F_1 评价值的对比结果, 如表 2 所示. 由于该数据集的分辨率较低, 处理速度 S_{FP} 对算法实际应用不具有参考价值, 所以表 2 未给出 5 种算法在该数据集上的 S_{FP} 值. 此外, 5 种算法在真实视频数据的效果图和用 S_{FP} 表示的处理速度结果, 如表 3 所示. 表 2, 3 中: 针对各项指标, 获得最大值的用粗体表示, 次大值用斜体表示.

由表 2,3 可知:MLBGS 算法在所有算法中综合各项指标取得最好的结果. 文中算法在性能指标不占很大优势,但是可以看到算法在所有序列上都有较高的精度值,说明算法误检率较低.

结合表 3 的数据可知:MLBGS 算法和 LBASOM 算法的复杂度都较高,特别是 MLBGS 算法无法达到实时应用的条件;文中所提出的算法在分辨率为 352 px×288 px 的视频上处理速度(S_{FP})达到 510.558,仅次于 VIBE 算法的 590.303,这样的处理速度足够应对实时应用.

相对 VIBE 算法,文中算法在多个视频序列上取得更高的精度值. 在 LightSwitch 序列上,结合表 1 的检测效果和表 2 的各项指标,文中算法都取得较优的表现,可以说明文中算法可以有效地处理光照突变场景. 综合所有情况考虑,所提出的算法不仅可以实现快速处理,同时还能够针对各种情况特别是在光照突变情况下达到鲁棒的效果,具有一定的优势.










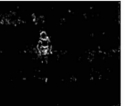


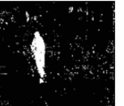








表 2 不同算法在标准数据集 Wallflower 上的检测性能评价

Tab. 2 Evaluation performance of different algorithms on Wallflower dataset

视频序列	评价指标	GMM 算法	VIBE 算法	MLBGS 算法	LBASOM 算法	文中算法
Bootstrap	R_p	0.842	0.571	0.918	0.578	0.925
	R	0.295	0.363	0.681	0.629	0.464
	F_1	0.437	0.444	0.782	0.602	0.618
Camouflage	R_p	0.919	0.945	0.966	0.829	0.998
	R	0.060	0.894	0.996	0.971	0.567
	F_1	0.112	0.919	0.981	0.894	0.723
ForegroundAperture	R_p	0.279	0.837	0.826	0.600	0.845
	R	0.409	0.489	0.758	0.577	0.462
	F_1	0.332	0.617	0.791	0.589	0.597
LightSwitch	R_p	0.739	0.127	0.429	0.180	0.641
	R	0.161	0.474	0.944	0.897	0.466
	F_1	0.265	0.200	0.590	0.300	0.540
TimeOfDay	R_p	0.864	0.979	1.000	0.928	0.375
	R	0.280	0.212	0.056	0.904	0.193
	F_1	0.423	0.348	0.105	0.916	0.255
WavingTrees	R_p	0.833	0.952	0.920	0.759	0.947
	R	0.786	0.704	1.000	0.993	0.497
	F_1	0.809	0.809	0.958	0.860	0.652

表 3 不同算法的真实监控视频测试结果

Tab. 3 Test results of different algorithms on real surveillance videos

帧序	背景模型						
	原始图像	真实前景	GMM 算法	VIBE 算法	MLBGS 算法	LBASOM 算法	文中算法
100							
750							
890							
S_{FP}	—	—	184.061	590.303	17.752	84.003	510.558

3 结束语

基于双背景模型的思想,采用简单的双背景模型建立方法,结合视频时间感知信息(TI)对视频变化有较好描述的特点,实现了背景更新率自动更新的特点.通过随机采样像素点和平均亮度差的方式,建立针对局部光照突变和全局光照突变的光照补偿模型,对发生光照突变的视频序列有较好的检测效率.由于对前景提取采用简单的阈值化导致存在无法应对前景伪装的情况,使得前景容易出现空洞和低召回率的情形,因此,解决前景伪装将是下一步需要研究的主要问题.

参考文献:

- [1] BOUWMANS T, PORIKLI F, HOFERLIN B, *et al.* Background modeling and foreground detection for video surveillance[M]. Boca Raton: CRC Press, 2014: 3-8.
- [2] SOBRAL A, VACAVANT A. A comprehensive review of background subtraction algorithms evaluated with synthetic and real videos[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 122: 4-21.
- [3] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins: IEEE Press, 1999: 246-252.
- [4] ELGAMMAL A, HARWOOD D, DAVIS L. Non-parametric model for background subtraction[C]// European Conference on Computer Vision. Dublin: Springer Berlin Heidelberg, 2000: 751-767.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] VOSTERS L, SHAN Caifeng, GRITTI T. Real-time robust background subtraction under rapidly changing illumination conditions[J]. Image and Vision Computing, 2012, 30(12): 1004-1015.
- [8] SAJID H, CHEUNG S C S. Background subtraction under sudden illumination change[C]// 2014 IEEE 16th International Workshop on Multimedia Signal Processing. Jakarta: IEEE Press, 2014: 1-6.
- [9] LI Xuli, ZHANG Chao, ZHANG Duo. Abandoned objects detection using double illumination invariant foreground masks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 2(4): 582-596.
- [10] GRUENWEDEL S, PETROVIC N I, JOVANOVIĆ L, *et al.* Efficient foreground detection for real-time surveillance applications[J]. Electronics Letters, 2013, 49(18): 1143-1145.
- [11] MAHMOUDPOUR S, KIM M. Robust foreground detection in sudden illumination change[J]. Electronics Letters, 2016, 52(6): 441-443.
- [12] 国际电联无线电通信全会. ITU-R BT. 1788 建议书: 对多媒体应用中视频质量的主观评估方法[S]. ITU: ITU-R 102/6 号研究课题, 2007: 1-13.
- [13] 杨涛, 李静, 潘泉, 等. 一种基于多层背景模型的前景检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(7): 1303-1308.
- [14] YAO Jian, ODOBEZ J M. Multi-layer background subtraction based on color and texture[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [15] MADDALENA L, PETROSINO A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(7): 1168-1177.

(责任编辑: 黄晓楠 英文审校: 吴逢铁)