



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
05
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像自动聚类 P574



第21卷第5期（总第241期）
2016年5月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文
编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

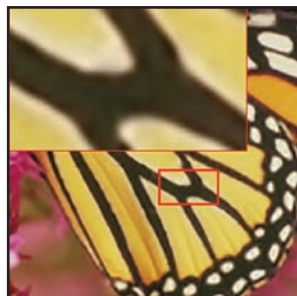
Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

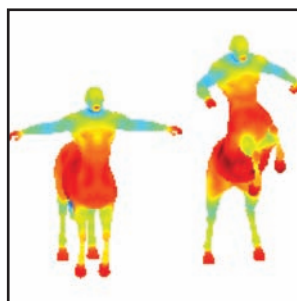
Editor-in-Chief LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

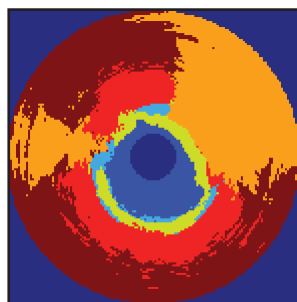
CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



利用双通道卷积神经网络的
图像超分辨率算法(第556页)



融合特征描述约束的3维
等距模型对应关系计算(第
628页)



结合先验形状信息和序贯学
习的心血管内超声外弹力膜
检测(第646页)

综述

中国图像工程: 2015

章毓晋 533

图像处理和编码

基于代价敏感Adaboost目标跟踪

薛一哲, 王拓 544

利用双通道卷积神经网络的图像超分辨率算法

徐冉, 张俊格, 黄凯奇 556

图像分析和识别

局部均匀模式描述和双加权融合的人脸识别

任福继, 李艳秋, 许良凤, 胡敏, 王晓华 565

K步稳定的鞋印花纹图像自动聚类

王新年, 舒莹莹 574

空间约束混合高斯运动目标检测

董俊宁, 杨词慧 588

图像理解和计算机视觉

分层信息融合的物体级显著性检测

李波, 金连宝, 曹俊杰, 冷成财, 卢春园, 苏志勋 595

结合区域协方差分析的图像显著性检测

张旭东, 吕言言, 缪永伟, 郝鹏翼, 陈佳舟 605

前景判别的局部模型匹配目标跟踪

刘大千, 刘万军, 费博雯 616

计算机图形学

融合特征描述约束的3维等距模型对应关系计算

杨军, 闫寒, 王茂正 628

一类加权有理插值样条曲面及局部约束控制

刘植, 肖凯, 陈晓彦, 江平, 谢进 636

医学图像处理

结合先验形状信息和序贯学习的心血管内超声外弹力膜检测

林慕丹, 杨丰, 梁淑君, 赵海升, 黄铮, 崔凯 646

遥感图像处理

局部显著特征下的光学遥感图像舷靠舰船检测

李轩, 刘云清, 卞春江, 毛博年 657

长时序高光谱图像清晰度影响因素分析

尚任, 黑保琴, 李盛阳, 覃帮勇, 张九星 665

基于变差函数的中高分辨率SAR影像农村建筑区提取

林晨曦, 周艺, 王世新, 刘文亮, 田野, 张燕楠 674

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

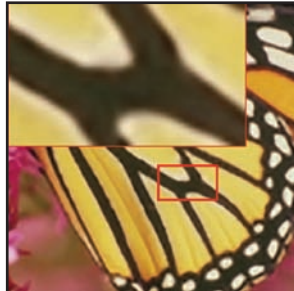
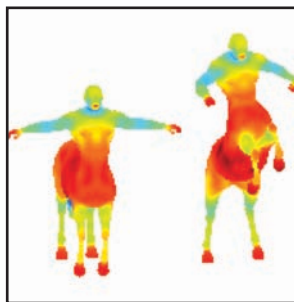
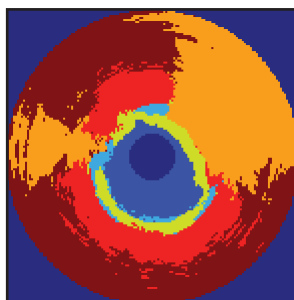


Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks(P556)



Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor (P628)



External elastic membrane border detection based on for intravascular ultrasound images(P646)

Review

Image engineering in China: 2015	
Zhang Yujin	533

Image Processing and Coding

Object-tracking method based on improved cost-sensitive Adaboost	
Xue Yizhe, Wang Tuo	544
Image super-resolution using two-channel convolutional neural networks	
Xu Ran, Zhang Junge, Huang Kaiqi	556

Image Analysis and Recognition

Face recognition method based on local mean pattern description and double weighted decision fusion for classification	
Ren Fuji, Li Yanqiu, Xu Liangfeng, Hu Min, Wang Xiaohua	565
K-steps stabilization based on automatic clustering of shoeprint images	
Wang Xinnian, Shu Yingying	574
Moving object detection using improved Gaussian mixture models based on spatial constraint	
Dong Junning, Yang Cihui	588

Image Understanding and Computer Vision

Object level saliency detection by hierarchical information fusion	
Li Bo, Jin Lianbao, Cao Junjie, Leng Chengcai, Lu Chunyuan, Su Zhixun	595
Image saliency detection using regional covariance analysis	
Zhang Xudong, Lyu Yanyan, Miao Yongwei, Hao Pengyi, Chen Jiazhou	605
Foreground discrimination in local model-matching tracking	
Liu Daqian, Liu Wanjun, Fei Bowen	616

Computer Graphics

Calculation of correspondences between three-dimensional isometric shapes with the use of a fused feature descriptor	
Yang Jun, Yan Han, Wang Maozheng	628
Weighted rational interpolation spline surfaces and local constraint control	
Liu Zhi, Xiao Kai, Chen Xiaoyan, Jiang Ping, Xie Jin	636

Medical Image Processing

External elastic membrane border detection based on sequential learning and prior shape information for intravascular ultrasound images	
Lin Mudan, Yang Feng, Liang Shujun, Zhao Haisheng, Huang Zheng, Cui Kai	646

Remote Sensing Image Processing

Inshore ship detection method in optical remote sensing images using local salient characteristics	
Li Xuan, Liu Yunqing, Bian Chunjiang, Mao Bonian	657
Analysis of factors influencing clarity of hyper spectral images in long time series	
Shang Ren, Hei Baoqin, Li Shengyang, Qin Bangyong, Zhang Jiuxing	665
Variogram-based rural build-up area extraction from middle and high resolution SAR images	
Lin Chenxi, Zhou Yi, Wang Shixin, Liu Wenliang, Tian Ye, Zhang Yannan	674

中图法分类号: TP301.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)05-588-07

论文引用格式: Dong J N, Yang C H. Moving object detection using improved Gaussian mixture models based on spatial constraint[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(5): 588-594. [董俊宁, 杨词慧. 空间约束混合高斯运动目标检测[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(5): 588-594.] [DOI:10.11834/jig.20160506]

空间约束混合高斯运动目标检测

董俊宁, 杨词慧

1. 南昌航空大学信息工程学院, 南昌 330063; 2. 江西省图像处理与模式识别重点实验室, 南昌 330063

摘要: **目的** 针对传统混合高斯模型前景检测运算量过大问题, 提出一种基于空间约束的混合高斯前景检测算法。 **方法** 通过快速初始化缩短模型的初始建立过程; 采用双重背景模型机制, 以自适应背景减法的前景检测结果作为混合高斯前景检测的空间约束条件, 降低模型在背景区域的冗余运算; 运用多策略自适应模型更新, 提高前景检测的准确性。 **结果** 在各种测试场景下, 与传统混合高斯法、CodeBook、GMG、偏差均值混合高斯模型(MODG-MM)等算法相比, 该算法具有更好的准确率以及4倍以上的处理速度。 **结论** 在固定相机场景下的运动目标检测中, 算法能有效提高传统混合高斯法的准确性且具有极高的实时性。

关键词: 运动目标检测; 混合高斯模型; 空间约束

Moving object detection using improved Gaussian mixture models based on spatial constraint

Dong Junning, Yang Cihui

1. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China
2. Key Laboratory of Jiangxi Province for Image Processing and Pattern Recognition, Nanchang 330063, China

Abstract: **Objective** Aiming at reducing the high computation cost of the classic Gaussian mixture model (GMM), we propose a GMM with spatial constraint (SCGMM). The main reason for the high computation cost of the GMM is that all pixel models are computed at every frame, and a large part of the computation is useless for GMM. Thus, the SCGMM focuses on reducing the number of models involved in the computation of the GMM. **Method** For the three parts of the GMM, three methods are utilized to reduce the computation cost of the GMM. In the initial part of the GMM, a method of fast initialization is utilized to shorten the process of initial modeling. The initialization of the GMM requires a large amount of statistical information from all the pixel points. Each pixel should be involved in all operations and the computation cost for one frame used in the initial part cannot be obviously reduced. For this reason, a simple adaptive learning rate is applied to reduce the number of frames required in the initial part of the GMM. In the moving object detection part of the GMM, a double background model is adopted. The detection results for moving objects of the first adaptive background model are used as the spatial constraint condition of the GMM to reduce the redundant computation of the GMM at the region without moving

收稿日期: 2015-10-23; 修回日期: 2015-12-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(61402218, 61272077); 江西省自然科学基金项目(20142BAB217013); 江西省教育厅青年自然科学基金项目(GJJ14540); 江西省图像处理与模式识别重点实验室开放基金项目(TX201304002)

第一作者简介: 董俊宁(1989—), 男, 南昌航空大学信息工程学院计算机应用技术专业在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。E-mail: nchudjning@foxmail.com

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61402218, 61272077); Natural Science Foundation of Jiangxi Province, China (20142BAB217013)

objects. The moving object detection method of the GMM is also used at the region that may contain moving objects to maintain the accuracy of the GMM. Therefore, the advantages of the SCGMM in the moving object detection part is that the SCGMM reduces the number of pixels involved in the computation of the GMM and maintains the accuracy of the GMM. In the parameter update part, multi-strategy adaptive model updating is adopted. The final result of the moving object detection part is used as the spatial constraint condition to reduce the quantity of pixels involved in parameter update. Adaptive learning rate and periodic global update are applied to improve the accuracy of moving object detection. By using the aforementioned methods, the performance of GMM is evidently optimized. **Result** Experimental results show that SCGMM has better performance and accuracy than GMM, CodeBook, GMG, and MODGMM (mean of deviation GMM). The processing speed is increased by more than three times. Notably, the processing speed of SCGMM is increased by more than six times compared with that of GMM, and the percentage of pixels involved in the complex computation process is less than 20%. **Conclusion** Compared with GMM, SCGMM has better performance at real-time processing and better accuracy in a fixed camera scene.

Key words: moving object detection; Gaussian mixture models; spatial constraint

0 引言

背景减除法是目前最常用的运动目标检测方法之一。其中, Stauffer 和 Grimson^[1-2]提出的基于混合高斯模型(GMM)的运动目标检测方法, 是一种经典算法。GMM 为每个像素点建立 K 个高斯模型, 能够较好地描述固定相机下的复杂背景, 克服背景的缓慢变化和规律性扰动。现有的 GMM 改进算法, 主要关注算法的准确性^[3-4], 针对算法实时性的改进较少。白向峰等人^[5]提出以偏差均值作为 GMM 前景匹配阈值参数的方法, 黄玉等人^[6]提出基于 YCb-Cr 颜色空间的 GMM 建模方法, 二者均在一定程度上减少了 GMM 的运算量, 但仍难以满足运动目标检测的实时性要求。

针对传统 GMM 运动目标检测方法的模型建立、前景检测、模型更新等主要模块, 分别提出快速初始化、双重背景模型空间约束前景检测、自适应模型更新等改进方法, 在提高 GMM 准确性的同时, 极大地提高了 GMM 的实时性。

1 混合高斯模型

混合高斯模型为每个像素点建立 K 个高斯分布, 以此表征该像素点的背景值。如果将图像中一个像素点在一段时间内像素值的变化表示为时间序列 $\{X_1, X_2, \dots, X_t\}$, 则该像素点的概率分布为

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_{i,t}|^{\frac{1}{2}}} \times$$

$$\exp\left(-\frac{1}{2} [X_t - \mu_{i,t}]^T \Sigma_{i,t}^{-1} [X_t - \mu_{i,t}]\right) \quad (1)$$

K 为像素点的高斯分布个数, $\omega_{i,t}$ 、 $\mu_{i,t}$ 、 $\Sigma_{i,t}$ 分别为 t 时刻第 i 个高斯分布的权值、均值向量、协方差矩阵, n 为像素点颜色通道数。

若像素值 X_t 任意通道的值 X_t^c 均满足 $|X_t^c - \mu_{i,t-1}^c| < 2.5\sigma_{i,t-1}^c$, 则认为像素值与第 i 个高斯分布匹配, 并对首个匹配的高斯分布进行更新

$$\begin{cases} \omega_t = (1 - \alpha)\omega_{t-1} + \alpha \\ \mu_t = (1 - \rho)\mu_{t-1} + \rho X_t \\ \sigma_{i,t}^2 = (1 - \rho)\sigma_{i,t-1}^2 + \rho [X_t - \mu_t]^T [X_t - \mu_t] \end{cases} \quad (2)$$

式中, α 为学习率, $\rho = \alpha \eta(X_t | \mu_t, \sigma_t)$ 为参数更新的学习因子, $\sigma_{i,t}^2$ 为第 i 个高斯分布在时刻 t 的方差。对其他高斯匹配则只进行权值衰减

$$\omega_t = (1 - \alpha)\omega_{t-1}$$

若 X_t 与所有高斯分布均不匹配, 则令其为新的高斯分布加入模型或取代原模型中优先级 $\beta_{i,t} = \omega_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 最小的高斯分布。完成参数更新后, 按优先级 β 对高斯分布进行降幂排序, 取前 B 个高斯分布作为背景模型, 即

$$B = \arg \min_b \left\{ \sum_{k=1}^b \omega_{k,t} > T_w \right\} \quad (3)$$

式中, T_w 表示权重阈值。

由于传统 GMM 对每一帧的每个像素点均要进行大量复杂的运算, 因此很难达到实时性要求。本文将通过空间约束的方法, 减少每一帧中参与 GMM 运算的像素点数量, 进而达到提升实时性的效果。

2 GMM 快速初始化

GMM 快速初始化的主要思想是在保证初始化效果的同时,减少初始化过程中的计算量。为保证初始化效果,应保留参与帧尽量多的统计信息;为减少运算量,应减少参与帧的数量及每帧的运算量。

以序列图像的前 N 帧对像素点 $\mathbf{X}$ 进行初始化,若初始化过程满足

$$\begin{cases} \mu_t = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \mathbf{X}_i \\ \sigma_t^2 = \frac{1}{t} \left[\sum_{i=1}^{t-1} \sigma_i^2 + [\mathbf{X}_t - \mu_t]^T [\mathbf{X}_t - \mu_t] \right] \end{cases} \quad (4)$$

则可认为各参与帧数据对初始化结果具有相同的影响因子。

传统 GMM 算法在每帧中都需要经过复杂的过程计算 ρ 值,在提出的算法中,将 ρ 取值为 α ,以减少每帧的运算量。根据式(4)可推导出模型在第 t 帧 ($1 \leq t \leq N$) 时的初始化运算为

$$\begin{cases} \mu_t = \mathbf{X}_t & t = 1 \\ \mu_t = t^{-1} \times [(t-1)\mu_{t-1} + \mathbf{X}_t] & 1 < t \leq N \end{cases} \quad (5)$$

$$\begin{cases} \alpha_t = 1/t \\ \sigma_t^2 = \gamma & t = 1 \\ \sigma_t^2 = (1 - \alpha_t) \sigma_{t-1}^2 + \alpha_t (\mathbf{X}_t - \mu_t)^T (\mathbf{X}_t - \mu_t) & 1 < t \leq N \end{cases} \quad (6)$$

式中, γ 为 σ^2 的初始赋值。

3 基于空间约束的 GMM 前景检测

在传统的 GMM 算法中,无论像素点 $\mathbf{X}$ 是前景点还是背景点, GMM 都会对该像素点进行高斯分布匹配、参数运算更新、优先级排序等操作。若 $\mathbf{X}$ 为背景点,则该操作会增加模型的冗余运算量。为减少 GMM 对背景像素点的计算,采用建立双重背景模型的方法:在第 1 重背景模型的运算中,将当前帧的像素点分为背景和疑似前景两部分,为 GMM 提供空间约束;然后通过 GMM 对疑似前景部分的像素点进行前景检测,得到最终的前景检测结果。

3.1 基于背景抽取的固定背景模型

由于第 1 重背景模型的结果是后续 GMM 前景检测的空间约束条件,因此应满足:被判定为背景部分的像素点中,伪背景点数量应足够少,以保证后续检测的精度;被判定为疑似前景部分的像素点中,伪前景点数量应尽量少,以减少后续检测的运算量。因此采用基于背景抽取的固定背景模型作为算法的第 1 重背景模型。

GMM 本身具有较好的背景描述能力,因此采用 GMM 获得一帧最接近实际背景的背景帧。GMM 初始化工作完成后,将每个像素点中优先级 $\beta_{i,t} = \omega_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 最高的高斯分布均值 $\mu_{i,t}$ 抽取至一帧同尺寸的空白图像中,形成固定背景帧。设 t 时刻的背景帧 $\mathbf{Z}$ 在坐标 (x, y) 处的像素值为 $\mathbf{Z}_{t,x,y}$, 则有 $\mathbf{Z}_{t,x,y} = \mu_{1,t,x,y}$ 。由于背景抽取本身仍需要一定量的运算且固定相机场景下的背景在短时间内一般变化不大,因此采用每 H_1 帧进行一次背景帧抽取更新的策略,进一步提高算法的实时性。

3.2 GMM 空间约束矩阵的计算

对当前帧 $\mathbf{F}$ 和固定背景帧 $\mathbf{Z}$ 各通道的像素值进行运算,得到约束矩阵 $\mathbf{M}$ 。图像中任意点 (x, y) 所对应的具体运算为

$$M_{x,y} = \begin{cases} 0 & |\mathbf{F}_{x,y}^c - \mathbf{Z}_{x,y}^c| < T, 1 \leq c \leq n \\ 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中, T 为阈值参数。当 $M_{x,y} = 1$ 时,点 (x, y) 被判定为疑似前景点; $M_{x,y} = 0$ 时,点 (x, y) 被判定为背景点。 T 取值应处在合适的范围内。 T 过大易导致背景部分中存在伪背景点,使算法准确性降低,过小则易导致疑似前景部分中伪前景点过多,使算法实时性降低。

3.3 空间约束下的 GMM 前景检测

整个前景检测过程的流程图如图 1 所示。模型通过自适应背景抽取和固定背景减法,进行第 1 次前景检测并计算空间约束矩阵。通过约束矩阵 $\mathbf{M}$,模型只对场景中的疑似前景像素点进行计算量较大的二次 GMM 前景检测,对大部分背景像素点不进行二次检测。

设最终的前景检测结果帧为 $\mathbf{G}$,则对任意像素点 (x, y) ,其第 t 帧对应的具体运算为

$$\mathbf{G}_{t,x,y} = \begin{cases} 0 & \mathbf{M}_{t,x,y} = 0 \cup [\exists i \in [1, B] | \\ & |\mathbf{X}_{t,x,y}^c - \mu_{i,t-1,x,y}^c| < 2.5\sigma_{i,t-1}^c] \\ 2^d - 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

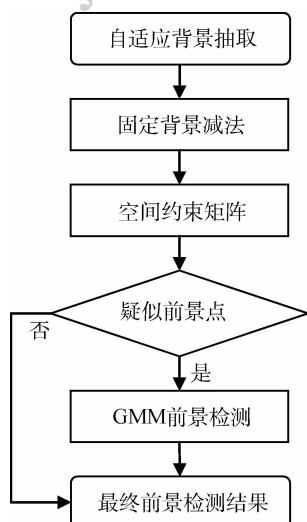


图1 空间约束 GMM 流程图

Fig. 1 Flowchart of SCGMM

式中, n 为图像深度, $G_{t,x,y} = 0$ 时为黑色背景, $G_{t,x,y} = 2^d - 1$ 时为白色前景。

模型通过对参与 GMM 前景检测的像素点进行空间约束, 大量减少了参与运算的像素点数量, 进而有效地降低了计算量。

4 自适应模型参数更新

模型的参数更新主要分为基于空间约束的自适应参数更新和全局参数更新两部分。

4.1 空间约束参数更新

采用自适应学习率, 使用式(2)(3)对参数进行更新。学习率的计算公式为

$$\alpha_t = \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + t^2} + \alpha_1, t > N \quad (9)$$

式中, λ_1, λ_2 为常数参数, 使 α 具有合理的初始值及收敛速率, α_1 为模型学习率的收敛值。在帧数 t 较小时, α 收敛速度较慢, 随着 t 的增大, α 将快速收敛于 α_1 。采用式(9)的学习率收敛方式, 可以使算法避免模型刚完成快速初始化时可能出现的收敛性不足问题。

对于像素点 (x, y) , 其第 t 帧更新率 $\alpha_{t,x,y}$ 为

$$\alpha_{t,x,y} = \begin{cases} 0 & M_{t,x,y} = 0 \\ \alpha_t & M_{t,x,y} = 1 \end{cases} \quad (10)$$

式中, $\alpha_{t,x,y} = 0$ 时, 像素点 (x, y) 不参与第 t 帧的更新。

4.2 全局参数更新

若只进行基于空间约束的参数更新, 对于场景中某些经常运动的区域, 可能会出现实际背景像素值所对应的高斯分布优先级不断下降的问题。采用每 H_2 周期进行一次全局参数更新的方法。全局更新的学习率 α' 在第 t 帧的计算公式为

$$\alpha'_t = \begin{cases} 0 & t \bmod H_2 \neq 0 \text{ 且 } t \leq N \\ \alpha_2 + \lambda_3/t & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中, λ_3 为常数参数, α_2 为全局学习率的收敛值, $\alpha'_t = 0$ 时不进行全局更新。

为充分保证背景像素值的高斯分布优先级, 全局更新应具有更高的学习率, 更慢的收敛速度以及更高的收敛值。即在第 t 帧时, 式(9)(11)应满足

$$\begin{cases} \alpha_2 > \alpha_1 \\ \alpha'_t > \alpha_t, \alpha'_t \neq 0 \\ \alpha'_t/\alpha'_{t-1} > \alpha_t/\alpha_{t-1} \end{cases} \quad (12)$$

5 实验结果与分析

选择 outdoor、indoor、campus 3 种场景视频进行实验。所用计算机 CPU 为 Pentium(R) 双核 3.20 GHz, 内存为 4 GB。实验将从前景检测结果的准确性和算法运行速度两方面对 GMM^[1]、CodeBook^[7]、GMG^[8]、偏差均值混合高斯 (MODGMM)^[5] 及本文提出的 SCGMM 算法进行比较。

5.1 参数 T 对 SCGMM 的影响

式(7)中参数 T 的取值对 SCGMM 的算法处理速度和准确性具有较大的影响。 T 值越小, 固定背景减法结果中包含的前景信息越完整, 算法精度越高, 但结果中包含的噪声及背景也越多, 二次检测的运算量也随之增多, 使算法处理速度降低。反之, T 值越大, 算法精度越低, 处理速度越快。

outdoor 场景中, 不同 T 取值对 SCGMM 的性能影响如图 2 所示。算法精度与 T 值负相关且在 $T > 10$ 时快速下降; 算法处理速度与 T 值正相关且在 $T < 10$ 时快速上升, 当 $T > 10$ 时, 处理速度变化趋于缓慢。若以算法精度和处理速度的乘积 VF 作为算法综合性能的指标, 则 $T = 10$ 时, VF 取得最大值 63.18, 因此 T 在 outdoor 场景中的最佳取值为 10。其他场景中的性能曲线与图 2 类似。

不同的场景 VF 的取值不同, T 值也不同, 在算

法运行前无法计算 VF 值或获取准确的场景信息。根据实验,对于 outdoor、indoor 和 campus 3 个场景,算法在 $T=10$ 时均能取得良好的性能表现。因此,在后续的实验,将 T 取值为 10。本文算法涉及的主要参数如表 1 所示。

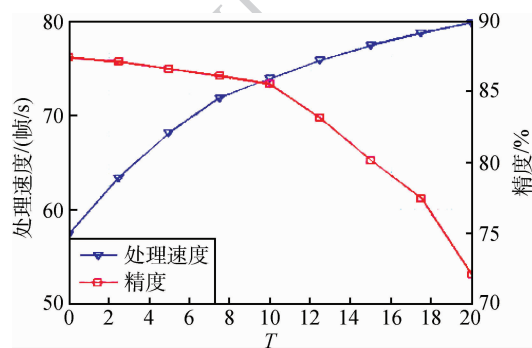


图 2 T 对 SCGMM 性能的影响 (outdoor)

Fig. 2 Effect of T on SCGMM's performance (outdoor)

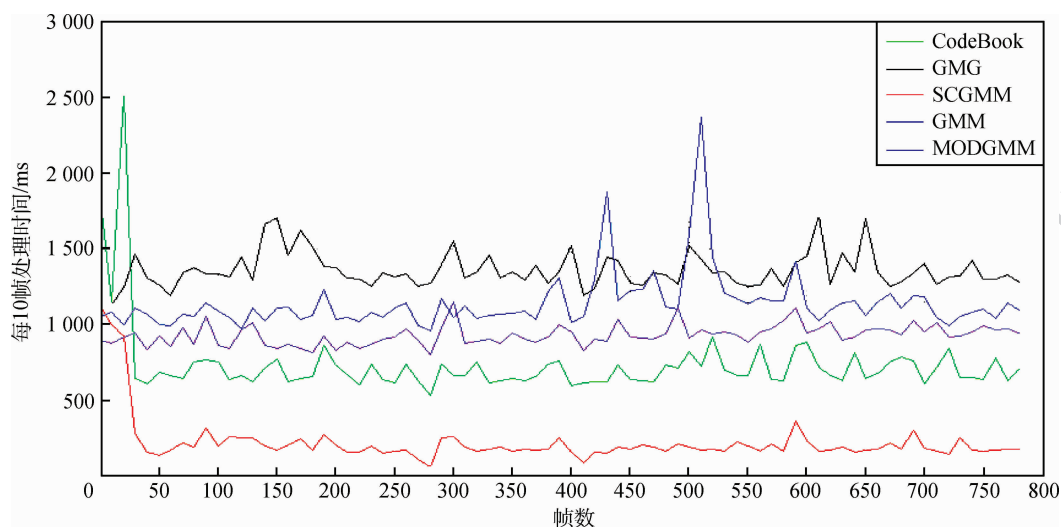


图 3 各算法处理速度 (outdoor)

Fig. 3 Algorithms' processing speed (outdoor)

各场景中,算法处理速度的具体数据如表 2 所示。通过表 2,可以看到 SCGMM 与其他实验算法相比,具有 4 倍以上的处理速度;与 GMM 相比,具有 6 倍以上的处理速度。

SCGMM 的高实时性,其主要原因是通过空间约束,大量减少了参与前景检测和参数更新的像素点数量。各算法参与模型复杂运算的像素点数量如表 3 所示。通过表 3 可以看到,与其他算法所有像素点均参与每一帧的复杂模型运算相比,SCGMM 参与复杂模型的像素点比例仅为 10% 左右。该比例受场景中运动目标的相对尺寸和运动

表 1 算法主要参数
Table 1 Key Parameter of SCGMM

参数	数值	参数	数值
T_w	0.7	λ_1	1 000
N	30	λ_2	40
H_1	150	H_2	50
T	10	λ_3	0.78
α_1	0.002	α_2	0.005

5.2 算法运行速度比较

各算法在 outdoor 场景运行耗时如图 3 所示。由于本文算法 SCGMM 在初始建模时,并未进行空间约束,因此在初始化建模的前 30 帧内,其运行速度与 GMM 比较接近。初始化完成后,通过进行空间约束,大量减少了算法的运算量,算法实时性得到了极大的提升。

密度的影响。

表 2 算法处理速度比较
Table 2 Comparison of algorithms' processing speed

算法	outdoor	indoor	campus
GMM	9.58	14.54	4.89
GMG	8.33	11.92	4.14
MODGMM	11.50	18.18	6.36
CodeBook	15.04	21.81	7.82
SCGMM	73.92	91.49	47.78

表 3 参与模型复杂运算的平均像素点数量比较
Table 3 Avg num of pixels for complex compute

场景	帧尺寸/像素	平均像素点数量		平均像素点比例/%	
		SCGMM	其他	SCGMM	其他
outdoor	768 × 576	51 757	442 368	11.70	100.00
indoor	640 × 480	59 290	307 200	19.30	100.00
campus	1 280 × 720	79 118	921 600	8.58	100.00

5.3 前景检测结果准确性比较

各算法在 outdoor 场景第 300 帧的前景检测结果如图 4 所示。从图 4 可以看出, 本文提出的 SCGMM 算法准确性比较高。GMM、GMG、MODGMM 对场景最右侧的目标的检测, 均存在一定程度前景缺失; CodeBook、GMG、MODGMM 的前景检测

结果中, 均存在一定程度的人物阴影噪声; 参与对比的算法中, 只有 GMG 未误检场景中飘动的彩带。各算法在不同场景的检测精度数据如表 4 所示。SCGMM 在干扰较少的 outdoor、indoor 场景和干扰较多的 campus 场景均有优于 GMM 的精度表现。这证明了自适应参数更新对算法精度的提升作用。

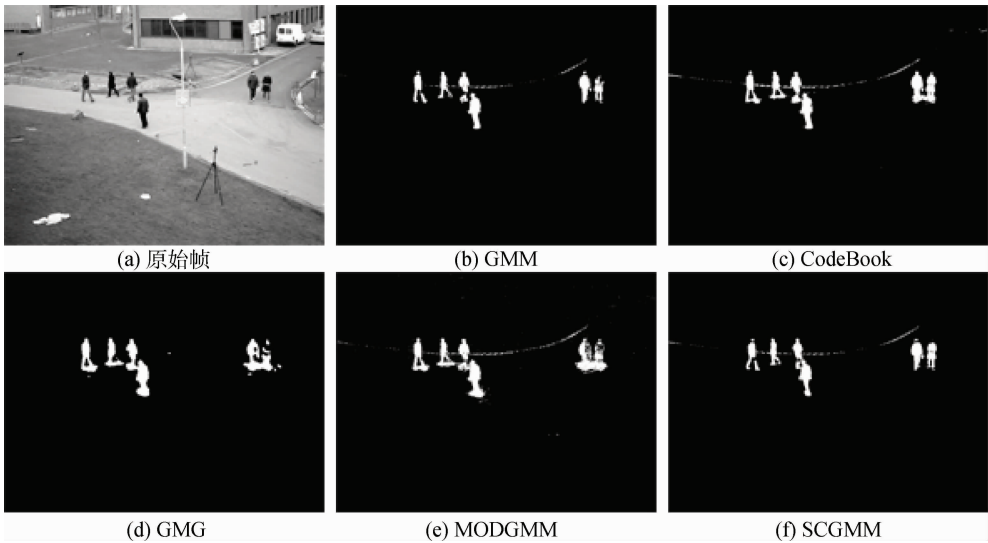


图 4 各算法前景检测结果(outdoor)

Fig. 4 Algorithms' results of moving object detection (outdoor) ((a) original-frame; (b) GMM; (c) CodeBook; (d) GMG; (e) MODGMM; (f) SCGMM)

表 4 算法精度比较
Table 4 Comparison of algorithms' accuracy

算法	outdoor	indoor	campus
GMM	80.1	83.8	75.8
CodeBook	81.2	80.7	78.4
GMG	82.7	81.3	87.5
MODGMM	75.3	82.4	67.7
SCGMM	85.5	89.6	82.9

6 结 论

针对传统混合高斯运动目标检测实时性较差的问题, 提出一种能够进行快速初始化、双背景模型空间约束前景检测、自适应参数更新的新型混合高斯运动目标检测方法。实验结果表明, 在固定相机场景下的运动目标检测中, 本文算法能有效提高传统混合高斯法的准确性且具有极高的实时性。但参数

T 的理论研究尚有不足,影响了算法在少数极端场景下的性能;参与初始化建模及全局参数更新的少数特定帧,仍需要较高的计算量。今后将对上述问题做进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, CO: IEEE, 1999. [DOI: 10.1109/CVPR.1999.784637]
- [2] Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction [C]//Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Cambridge: IEEE, 2004, 2: 28-31. [DOI: 10.1109/ICPR.2004.1333992]
- [3] Liu W J, Li L. Moving objects detection algorithm of improved mixture Gaussian model based on entropy theory [J]. Application Research of Computers, 2015, 32 (7): 2226-2229, 2233. [刘万军, 李琳. 基于熵理论改进混合高斯模型的运动目标检测算法 [J]. 计算机应用研究, 2015, 32 (7): 2226-2229, 2233.] [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2015.07.075]
- [4] Zhou J Y, Wu X P, Zhang C, et al. A moving object detection method based on sliding window Gaussian mixture model [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2013, 35 (7): 1650-1656. [周建英, 吴小培, 张超, 等. 基于滑动窗的混合高斯模型运动目标检测方法 [J]. 电子与信息学报, 2013, 35 (7): 1650-1656.] [DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01449]
- [5] Bai X F, Li A H, Li X L, et al. A novel background Gaussian mixture model [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16 (6): 983-988. [白向峰, 李艾华, 李喜来, 等. 新型背景混合高斯模型 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16 (6): 983-988.] [DOI: 10.11834/jig.100325]
- [6] Huang Y, Yin C M, Zhou S R. An adaptive MoG background modeling based on YCbCr [J]. Computer Engineering & Science, 2015, 37 (1): 152-156. [黄玉, 殷荃茗, 周书仁. 基于 YCbCr 的自适应混合高斯模型背景建模 [J]. 计算机工程与科学, 2015, 37 (1): 152-156.] [DOI: 10.3969/j.issn.1007-130X.2015.01.023]
- [7] 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. [DOI: 10.1016/j.rti.2004.12.004]
- [8] Godbehare A B, Matsukawa A, Goldberg K. Visual tracking of human visitors under variable-lighting conditions for a responsive audio art installation [C]//Proceedings of American Control Conference. Montreal, QC: IEEE, 2012: 4305-4312. [DOI: 10.1109/ACC.2012.6315174]