

基于融合邻域信息的海面运动目标检测

王明芬, 李翠华*, 余强力

(厦门大学计算机科学系, 福建 厦门 361005)

摘要: 运动目标检测是视频信息处理的重要研究课题之一. 本文提出了一种基于高斯混合模型邻域信息融合的海面运动目标检测算法. 该算法融合了背景差分 and 背景邻域信息差分, 充分利用同一幅图像的像素邻域信息得到运动目标的种子点, 认为高斯背景差分图像中包含种子点的连通区域为真实前景目标. 实验表明, 该方法可以避免背景模型在构建或更新阶段对场景的表征不足或错误而造成的误检, 对强光下的海杂波也有良好的抑制作用, 且对不同的气候环境有较好的鲁棒性.

关键词: 邻域信息融合; 高斯混合模型; 运动目标检测

中图分类号: TP 391. 41

文献标识码: A

文章编号: 0438-0479(2007)05-0641-05

运动目标检测和提取是计算机视觉研究的重点与难点, 海面运动目标自动检测技术在军事和安全领域都有着广泛地应用前景. 常见的海面运动目标检测方法有基于雷达图像的海面运动目标检测^[1]和基于视频图像序列的船只检测^[2-3], 前者研究了多孔径合成雷达图像的海面船只检测, 但是运动检测成本高, 只有目标点, 不利于目标的识别. 后者研究了基于灰度图像直方图的船只检测技术, 把检测区域分为干扰区和非干扰区, 对阈值的选择比较敏感, 且对传感器要求较高.

对室外复杂条件下的运动目标检测, 人们更多地采用背景减法进行实时运动目标提取, 背景减法能够完整地分割出运动对象, 而且一旦背景建好后可以实现实时运动检测, 因而在许多视觉监视系统中得到广泛的应用. 很多学者在背景建模方面进行了研究, 如混合高斯法和其他背景算法^[4-7]. 文献[6-7]在估计高斯混合模型的参数时, 需要存储连续若干帧的图像用于参数估计, 需要较大的存储空间. 文献[4]提出了增量 EM 算法, 它不需要额外的存储空间来存储图像序列, 但是需要场景的先验知识. 文献[5]提出了基于变化区域检测的建模方法, 它不需要额外存储空间和先验知识, 但是对场景表征不足, 容易造成错误检测. 这些文献在建模后都没有考虑融合像素的空间信息, 从而不能弥补背景构造的错误或不完整及背景更新过程中造成的错误检测. 信息融合技术是对所处理的对象

进行多方面、多角度的全面分析, 得到代表不同特征的有效信息, 可以使信息互补集成, 改善不确定环境中的决策过程^[8].

1 高斯混合背景模型构建及更新

假设使用 K 个高斯函数的混合模型对像素点建立背景模型, 即使用 K 个高斯分布函数 $g_i(x) (i = 1, \dots, K)$ 的加权和来逼近该像素点的灰度值分布函数 $s(x)$, 即

$$s(x) = \sum_{i=1}^M \omega_i g_i(x; \mu_i, \sigma_i^2) \quad (1)$$

其中 $g_i(x; \mu_i, \sigma_i^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\{-\frac{(x - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\}$, ω_i 是相应的高斯分布函数的加权值.

对式(1)中参数 $\mu_i, \sigma_i, \omega_i (i = 1, \dots, K)$ 的估计过程就是高斯混合背景模型的建立过程.

K 个背景参考图像 $B_i (i = 1, \dots, K)$ 初始化为第一帧图像. 然而随着时间的推移, 光照变化, 运动场景混乱, 多目标重叠以及各种难以预知的变化都会显现出来, 为了应付这些外来变化, 必须对 K 个背景模型进行更新, 使其具有鲁棒性和自适应性. 对于像素点 (x, y) , 根据当前时刻的灰度值 $I^k(x, y)$ 与相应的高斯模型所对应的背景图像相比较, 若属于其中之一, 则使用该值修改相应的参数; 否则为该像素点建立一个新的高斯模型. 选择视频的前 N 帧来构建初始化背景, 为每个像素点建立高斯混合背景模型. 本文采用基于变化检测的高斯混合模型参数估计方法^[5], 该方法在一定程度上减少了建立背景模型所需要的内存和计算时间.

收稿日期: 2006-12-29

基金项目: 国家自然科学基金(60175008), 国家创新研究群体资助项目(60024301), 厦门大学 985 二期信息创新平台项目资助

* 通讯作者: chli@xmu.edu.cn

2 基于信息融合的混合高斯背景差检测

图像信息融合技术的关键是从原始图像得到更多的图像信息. 像素级融合技术是像素之间的直接运算, 也是特征级融合和决策级融合的基础, 该策略是一种低层次的图像融合, 保留了尽可能多的信息, 精度比较高, 因此是人们研究的重点. 本文的算法采用基于同一张图片的像素级融合技术, 充分利用了图片的信息, 使信息互补集成, 达到较好的分割效果.

基于信息融合的混合高斯背景差的运动检测算法融合了背景差分、背景空间邻域信息差分, 得到运动目标的种子点, 认为背景差分图像中包含运动种子点的连通区域为前景目标. 图 1 为算法示意图.

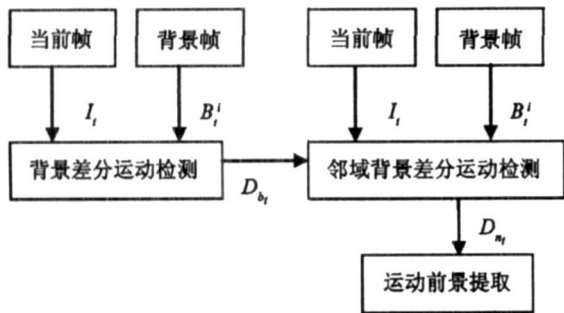


图 1 基于信息融合的运动目标检测算法示意图

Fig. 1 Sketch map of moving object detection based on information fusion

2.1 背景差分检测

背景重建算法为每个像素构建了 K 个背景图像, 利用高斯分布的 3σ 准则确定某像素点 (x, y) 是运动目标上的像素点还是背景像素点. 如果当前帧图像中某一像素点的灰度值与该像素点的各个高斯分布的均值估计 $\mu_i(x, y) (i = 1, \dots, K)$ 的差值大于 3 倍的标准方差 $\sigma_i(x, y)$, 则认为是运动目标上的点, 满足

$$D_{b_i}(x, y) = \begin{cases} 1, & |I_t(x, y) - \mu_i| > 3\sigma_i(x, y) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

$$D_b(x, y) = D_{b_{1t}} \wedge D_{b_{2t}} \wedge \dots \wedge D_{b_{Kt}}$$

其中 $I_t(x, y)$ 为像素点 (x, y) 的灰度值, $\wedge$ 为与运算, $D_{b_i}(x, y)$ 为检测模板的像素点, 值为 0 表示该点是背景点, 值为 1 表示该点是前景点.

2.2 邻域背景差分检测

基于邻域信息差分, 根据图像像素点邻域的灰度变化来判断当前像素点是否属于运动目标. 为了避免重复计算, 邻域背景差分检测只对 D_b 中的前景区域进

行检测, 对当前图像像素点的值和各个高斯背景图像对应的邻域像素点进行减运算. 如式(3)所示, 如果差值的最小值大于 3σ , 则认为是前景目标, 否则认为是虚假目标, 如式(4)所示.

$$S_{n_i}(x, y) = \min_l (\min_{i,j} (|I_t(x, y) - B_l^i(x + i, y + j)|)), \quad D_{n_i}(x, y) = 1, \\ i, j \in \{-1, 0, 1\}, \forall l \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3)$$

通常考虑 3×3 或 5×5 的小邻域, 式(3)所示为考虑 3×3 的邻域.

$$D_{n_i}(x, y) = \begin{cases} 1, & S_{n_i}(x, y) > 3\sigma(x, y) \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

D_{n_i} 为最后的运动种子点, 即背景差分运动检测和邻域背景差分检测同时判定为前景的像素, 它表示 t 时刻输入图像中不完整的运动种子点.

高斯混合背景模型的更新, 如果运动种子点 $D_{n_i}(x, y)$ 的值为 0, 则背景保持不变, 如果 $D_{n_i}(x, y)$ 的值为 1, 则可以根据下面的式(5)利用当前图像 f_t 对背景进行更新^[8].

$$B_{i_t}(x, y) = (1 - \alpha) \cdot B_{i_{t-1}}(x, y) + \alpha \cdot f_t(x, y), \quad D_{n_i}(x, y) = 1 \quad (5)$$

其中 $f_t(x, y)$ 表示在 t 时刻帧的像素值, $\alpha (0 < \alpha < 1)$ 表示更新因子. 由于海上运动目标的特性, 更新因子一般取较小值.

本文用像素级的空间图像融合方法, 对两幅图像的像素值进行逻辑滤波运算. 如果两个像素值均大于特定的门限, 则进行“与”运算, 认为来自“与”运算的特征对应了复杂海面场景中的运动目标.

2.3 运动前景的检测

这种时空的差分算法结合时间和空间的相关性, 具有较好的抗噪性, 对环境也有较好的鲁棒性, 而且对场景表征不足也有较好的去噪作用, 但是这些运动点具有不完整性, 分割的前景区域可能发生断裂或空洞. 所以在视频的后处理中, 应用膨胀算子, 对断裂和空洞部分进行处理. 这里为了提高算法的效率, 我们假设 D_b 中包括完整的运动点. 只要在 D_b 中应用膨胀算子, 找到和运动种子点连通的区域, 就可以得到完整而正确的运动前景区域.

本文的算法步骤如下:

1) 若帧数 $N \leq F$, 其中 F 是用于建立背景建模的图像帧数, 用 K 个高斯函数的混合模型对像素点建立背景模型.

2) 若 $N > F$,

(a) 对每一个高斯背景模型:

i) 将图像 I_K 与建立的高斯背景图像相比较, 根据



图 2 多目标图像序列运动分割结果与比较

Fig. 2 Results and comparison of the motion segmentation in multi object video sequence

高斯分布的 3σ 准则得到变化检测模板 $D_b(x, y)$, 其中 $D_b(x, y) = 1$ 表示前景目标, $D_b(x, y) = 0$ 表示背景.

ii) 若 $D_b(x, y) = 1$, 将图像 $I_k(x, y)$ 与高斯背景图像的对应像素点的邻域进行差分运算, 求出邻域差分的最小值, 根据高斯分布的 3σ 准则得到最后的运动种子点 $D_n(x, y)$, 其中 $D_n(x, y) = 1$ 表示前景目标, $D_n(x, y) = 0$ 表示背景.

(b) 使用 D_n 对高斯混合背景模型进行更新.

(c) 对图像进行后处理: 若 $D_b(x, y) = 1$, 则在 $D_n(x, y)$ 中应用膨胀算子, 得到完整而正确的运动前景区域

上述算法通过邻域信息融合, 降低了对噪声的敏感度且弥补了背景建模的不足而造成的错误检测, 同时该算法不需要增加额外的空间存储若干帧图像序列, 也不需要场景分布的先验知识. 该算法只涉及区域减法运算, 且计算运动种子点时避免了重复计算, 实时性能较好.

3 实验结果及分析

为了检验算法的有效性, 对多个图像序列进行了

测试. 实验所用的图像均是在厦门港实地拍摄的 AVI 视频, 视频流中每帧图像大小为 320×240 像素.

背景差分算法可以提取出完整的运动目标, 但是对构建出的背景要求比较高. 背景构建或更新过程中对场景表征不足容易造成错误检测. 由于更新因子较小, 这种误检可能在较长一段时间内存在. 图 2 为多艘船只运动的复杂场景, 本文算法采用前 233 帧进行背景建模, 2(a), 2(b), 2(c) 表示建模背景帧. 在建模过程中, 近处有一艘船只离开了场景, 这时构建出的背景模型对场景的表征不足, 若只采用背景差分检测, 则在船只离开的场景后, 误检在较长的一段时间内存在, 其结果如图 2(d), 2(e), 2(f). 本文算法利用信息融合的思想考虑了背景邻域的信息, 有效地消除了噪声, 得到了正确地运动目标, 如图 2(g), 2(h), 2(i) 所示; 也能鲁棒地检测出运动极其缓慢的小目标, 2(g) 中的较小目标只有 31 个像素且运动速度极其缓慢, 实验结果表明信息融合算法在复杂背景下不会丢失小的前景目标. 场景中始终保持静止的物体被认为是背景的一部分.

在海面复杂的环境下, 场景本身常常表现为邻域运动. 如户外强光下的粼粼波光, 远处飘动的树叶等.

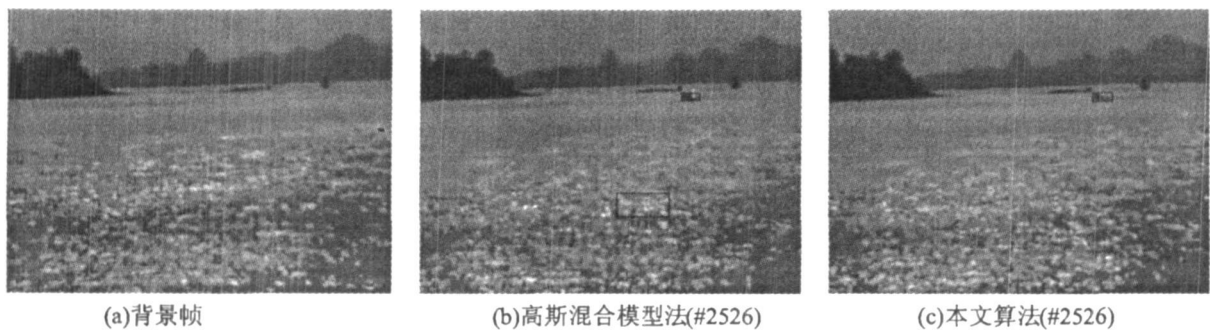


图3 大风强光图像序列检测结果

Fig. 3 Detection results of video sequence in blowy and sunlit weather

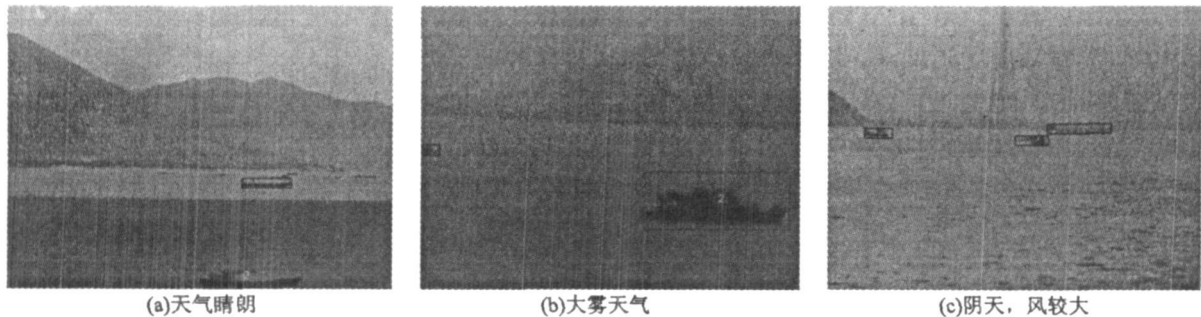


图4 不同气候下运动船只跟踪结果

Fig. 4 Ship tracking results in variable climates

因而在进行运动检测时,考虑像素的邻域信息可以避免将场景本身运动检测为运动目标,可以有效地消除海杂波噪声,得到准确的运动目标.图3为在风大阳光强照的复杂环境下的运动目标检测跟踪结果.从图像序列可以看到,随着时间的推移,光照发生了变化,而且大风使得整个海面看起来波光粼粼,杂乱无章.这种强光下的海波表现为邻域运动,很容易被误检为运动目标.3(a)为建立的背景模型,3(b)为高斯混合模型背景差法的检测结果,尽管高斯混合模型采用多个高斯表征场景,但是随着时间的推移,场景中波光变化较大的区域还是被误检为运动目标,3(c)为本文的检测结果.本文算法结合了邻域的信息,认为光照会随着海浪的波动表现为邻域运动.实验结果表明,本文的算法很好地消除了虚假的前景目标,正确检测出了运动目标.

图4为在不同图像序列中的船只检测和跟踪结果,矩形框内的数字标识了不同的运动目标.我们捕捉了在各种各样的天气情况下的图像序列:4(a)天气晴朗;4(b)大雾天气;4(c)阴天,风较大的天气.实验结果表明,本文的算法对环境也有较好的鲁棒性,尽管有的天气情况复杂,但是仍然可以检测出正确的运动目标,也能鲁棒地检测出小目标,信息融合算法在复杂背景下不会丢失小的前景目标.

4 结束语

针对复杂背景下的海上视频图像运动目标的检测问题,本文提出了一种基于邻域信息融合的高斯混合模型的海面运动目标检测方法.该算法采用像素级图像融合技术,考虑了像素点的空间信息,对两幅图像的像素值进行逻辑滤波运算,结合了背景差分信息、空间差分信息得到运动目标的种子点.弥补了背景构建的不完整及背景更新过程中造成的误检,对海面场景中的复杂噪声也有良好的去噪效果,同时对环境有较好的鲁棒性.该算法不需要任何的场景先验知识,也不需要额外的存储空间,适用于小目标及复杂场景的海面运动目标检测.

参考文献:

- [1] Marià Tello, Carlos López Martínez, Jordi J. Mallorqui. A novel algorithm for ship detection in SAR imagery based on the wavelet transform [J]. IEEE Geoscience And Remote Sensing Letters, 2005, 2(2): 201- 205.
- [2] 任明武, 曹雨龙, 杨静宇. 复杂条件下的船舶目标检测的图像预处理[J]. 计算机工程, 2000, 10: 68- 70.
- [3] Cao Yulong, Yang Jingyu, Ren Mingwu, et al. Novel object detection method by probability velocity field [C]// Machine Vision Applications in Industrial Inspection VI

II. Bellingham, U SA: SPIE, 2000: 309– 314.

[4] Nir Friedman, Stuart Russell. Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach [C]// Proceedings of the Thirteenth Conference on Uncertainty in Arifical Intelligence (UVI) . San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1997: 175– 181.

[5] 张明杰, 李翠华, 刘明业. 基于高斯混合模型的海面运动目标检测[J] . 计算机工程与应用, 2005, 41(5): 27– 29.

[6] Stauffer Chris, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for rea+time tracking [C]// IEEE Confer-

ence on Computer Vision and Pattern Recognition. Fort Collins, Colorado: Computer Society, 1999: 246– 252.

[7] Hou Zhiqiang, Han Chongzhao. A background reconstruction algorithm based on pixel intensity classification in remote video surveillance system [C]// International Conference on Information Fusion. Stockholm, Swiden: FOI, 2004: 754– 759.

[8] 王月兰, 曾迎生. 信息融合技术在彩色图像分割方法中的应用[J] . 计算机学报, 2000, 23(7): 763– 767

Ship Detection Based on Neighboring Information Fusion

WANG Ming-fen, LI Cui-hua* , YU Qiang-li

(Department of Computer Science, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: Moving object detection is one of the most important research topics in the video information processing. This paper proposes a new method of tracking the moving maritime objects in video sequences based on neighboring information fusion using Gaussian mixture model. It fuses the background difference and neighboring background information difference, makes full use of the information of neighboring pixels to get the moving seed. The experimental results show that, when constructing and updating the background model, this method is able to avoid false detection from inadequate or incorrect background characterization completely. The proposed motion detection also restrains illumination from ocean wave and is robust to various climates.

Key words: neighboring information fusion; Gaussian mixture model; moving object detection