

基于高斯混合模型的海面运动目标检测

张明杰¹ 李翠华² 刘明业¹

(北京理工大学计算机科学与工程系,北京 100081)

(厦门大学计算机科学系,厦门 361005)

E-mail: zhangmingjie@yeah.net

摘要 提出了一种基于变化检测的高斯混合模型参数估计方法,建立了象素点背景模型并用于海面运动目标的检测。在实验部分,将该方法估计的高斯混合背景模型的参数与基于迭代的EM算法估计的模型参数做比较,模拟实验的结果表明两者估计的参数值相差不大,而在对视频流中的象素点灰度值分布的逼近中,该文的方法比EM算法更接近真实的分布,并且在一定程度上减少了建立背景模型所需的内存和计算时间。运动目标检测的结果表明,使用该方法建立的背景模型可以比较准确地检测到海面上的运动船只。

关键词 变化检测 高斯混合模型 高斯混合背景模型 运动目标检测 EM算法

文章编号 1002-8331-(2005)05-0027-03 文献标识码 A 中图分类号 TP391.41

Ships Detection Based on Gaussian Mixture Model

Zhang Mingjie¹ Li Cuihua² Liu Mingye¹

(Department of Computer Science & Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

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

Abstract: This article proposes a parameter estimation method for Gaussian mixture model based on change detection, and uses the method to create background model for each pixel. And then uses the background model to detect the moving ships on the sea surface. The simulated experimental results show that the proposed method has the similar property with EM algorithm. But in the real experiments the proposed method has better property than the EM algorithm. And the result of moving ships detection is satisfactory.

Keywords: change detection, Gaussian mixture model, Gaussian mixture background model, moving target detection, EM algorithm

1 引言

海面运动目标自动检测技术在国防安全、海关管理、海上缉私以及港口船只调度等场合有比较重要的用途。常见的海面运动目标检测方法有基于红外图像的海面运动目标检测,如文献[1]研究了基于红外图像进行海面船只的检测;基于雷达图像的海面运动目标检测,如文献[2,3,4]研究了基于多孔径合成雷达图像的海面船只检测;以及基于视频图像序列的船只检测,如文献[5,6]研究了基于灰度图像的船只检测技术。

笔者研究的是在图像采集设备(摄像机)相对于地面静止的条件下,基于视频图像的海面运动目标检测技术,即固定海域的监控技术。海面运动目标检测需要综合考虑雾气、波浪等因素的影响,在海面存在波动的情况下,背景图像在不断地发生变化,如何准确地获得背景图像的信息对准确地检测到海面运动目标是至关重要的。

对于有运动的背景,许多研究者都使用高斯混合模型为象素点建立背景模型^[7-10]。然而文献[7-9]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,这就需要较大的存储空间;文献[10]提出了一种增量EM算法,它不需要额外的存储空间来存储图像序列,但是它要求预先知道一些背

景和目标的灰度分布知识。该文提出的基于变化检测的高斯混合背景模型建立方法,既不需要额外的空间存储图像序列,也不需要知道目标和背景的先验知识。

2 基于统计模型的变化检测

文章使用文献[11]中的方法进行变化区域的检测。该方法假设摄像机的噪声服从高斯分布,如果两帧图像 Y_1 与 Y_2 中某点 k 不是变化点,则该点在图像 Y_1 与 Y_2 中的灰度值 $Y(k)$ 与 $Y(k)$ 的差 $d_k=Y(k)-Y(k)$ 是随机变量,且服从高斯分布,即:

$$P(d_k|H_0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{d_k^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (1)$$

上式中 H_0 表示原假设,即象素点 k 不是变化点。 σ 代表噪声的标准方差。

在决定图像序列中某象素点 i 是否是变化点时,使用下面的统计量进行判断:

$$\Delta_i^2 = \sum_{k \in W_i} \left(\frac{d_k}{\hat{\sigma}}\right)^2 \quad (2)$$

基金项目:国家自然科学基金(编号:60175008)资助项目;国家创新研究群体项目(编号:60024301)

作者简介:张明杰(1977-),男,博士生,主要从事视频信息处理,计算机视觉等研究工作。李翠华(1960-),女,教授,博士生导师,主要从事计算机视觉、智能信息处理等方面的研究工作。刘明业(1934-),男,教授,博士生导师,主要从事ASIC设计及EDA技术,多媒体信息处理等研

式中 W_i 表示象素点 i 的邻域, 在实验中将该邻域窗口的大小取为 3×3 。

由统计学的知识可知 $\bar{\Delta}_i$ 服从自由度为 $|W_i|$ (邻域窗口中象素点的个数) 的 χ^2 分布, 给定显著性水平 α (即误警率), 可以由下式推得相应的阈值 t_α :

$$\alpha = \text{Prob}(\bar{\Delta}_i > t_\alpha | H_0) \quad (3)$$

在实验中, 取误警率 $\alpha = 0.01$, 由 χ^2 分布表可查得 $t_\alpha = 21.666$ 。

这种基于统计量的变化区域检测方法的优点在于它不需要根据经验由人工选定变化检测的阈值, 而只需指定犯第一类错误的概率, 即误警率 α , 并且该方法具有较强的抗噪声性能^[13]。

3 高斯混合背景模型的建立

假设使用 N 个高斯函数的混合模型对象素点建立背景模型, 即用 N 个高斯分布函数 $g_i(x)$ ($i=1 \dots N$) 的加权和来逼近该象素点的灰度值分布函数 $f(x)$, 即:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N w_i g_i(x; \mu_i, \sigma_i) \quad (4)$$

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

对式(4)中的参数 μ_i, σ_i, w_i ($i=1 \dots N$) 的估计过程就是高斯混合背景模型的建立过程。常用的参数估计方法有 EM 算法, 如文献[12], 但是 EM 算法是一种基于迭代的参数估计方法, 在对视频数据流进行处理时, 需要存储大量的图像数据, 且是批处理的计算^[10], 实用性较差。为了克服这些不足之处, 笔者提出了基于变化检测的高斯混合背景模型的建立方法。该方法所需的数据结构如下:

N 个背景参考图像 R_i ($i=1 \dots N$), 初始化为第一帧图像; 每个象素点已经建立的高斯模型个数 C ($1 \leq C \leq N$), 初始化为 1; 不同类象素点的个数寄存器 M ($i=1 \dots N$), 初始化为 0; 以及为了便于进行参数估计的象素点的灰度值的和 Sum ($i=1 \dots N$) 和灰度值的平方和 Sum2 ($i=1 \dots N$), 都初始化为 0。

具体的利用每一帧图像建立高斯混合背景模型的过程如下:

Step1. 对于每一帧图像 Frame ($i=1 \dots F$), 其中 F 是用于建立背景模型的图像帧数, 使用基于统计模型的变化检测方法, 计算它相对于各个参考图像的变化区域, 得到变化检测模板 CDM ($i=1 \dots N$)。

Step2. 对于图像中的每个象素点 (x, y) , 若该点在某个变化模板 CDM ($j=1 \dots C(x, y)$) 中值为 0, 即该点相对于 R_j 不是变化点, 则修改第 j 个参考图像和第 j 个高斯模型的参数, 第 j 个参考图像按下式修改:

$$R_j(x, y) = \alpha \cdot R_j(x, y) + (1-\alpha) \cdot \text{Frame}(x, y) \quad (5)$$

式中 α 是一个大于 0 小于 1 的常数。

第 j 个高斯模型的参数按下式修改:

$$M_j(x, y) = M_j(x, y) + 1 \quad (6)$$

$$\text{sum}_j(x, y) = \text{sum}_j(x, y) + \text{Frame}(x, y) \quad (7)$$

$$\text{sum2}_j(x, y) = \text{sum2}_j(x, y) + \text{Frame}^2(x, y) \quad (8)$$

$$\mu_j(x, y) = \frac{\text{sum}_j(x, y)}{M_j(x, y)} \quad (9)$$

$$\sigma_j(x, y) = \sqrt{\frac{\text{sum2}_j(x, y)}{M_j(x, y)} - \mu_j^2(x, y)} \quad (10)$$

若(10)中计算的标准方差小于 1, 则将该方差置为 1, 即假设最小标准方差为 1。

Step3. 若象素点 (x, y) 相对于 $C(x, y)$ 个参考图像均为变化点, 则分两种情况处理:

- (1) 若 $C(x, y) < N$, 则为该点建立一个新的高斯模型:
 $C(x, y) = C(x, y) + 1$
 $M_{\alpha_{x,y}}(x, y) = 1$
 $\mu_{\alpha_{x,y}}(x, y) = \text{Frame}_i(x, y)$
 $\sigma_{\alpha_{x,y}}(x, y) = 1$
- (2) 若 $C(x, y) = N$, 则使用已经建立的高斯模型参数来计算 $\text{Frame}_i(x, y)$ 的所属类别的编号 n :

$$n = \arg \max_s \{\text{Prob}_s\} \quad (s=1 \dots N) \quad (11)$$

其中 $\text{Prob}_s = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_s^2}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right\}$, 然后利用公式(5)-(10)修改第 n 个参考图像和高斯模型的参数。

Step4. 计算各个高斯分布函数的加权值。

$$w_i(x, y) = \frac{M_i(x, y)}{F} \quad (12)$$

由上述计算过程, 可以利用 F 帧背景图像为每个象素点建立高斯混合背景模型。该算法不需要额外的空间存储图像序列, 也不需要知道目标和背景灰度分布的先验知识, 所需要的仅仅是若干帧背景图像和使用的高斯函数的个数 N 。

4 运动目标检测

在对每个象素点建立了高斯混合背景模型之后, 笔者使用高斯分布的 3σ 准则确定某象素点 (x, y) 是运动目标上的象素点还是背景象素点。如果当前帧图像中某一象素点的灰度值与该象素点的各个高斯分布的均值的估计 $\mu_i(x, y)$ ($i=1 \dots N$) 的差的绝对值大于 3 倍的标准方差 $\sigma_i(x, y)$, 则认为该点是运动目标上的点, 即:

$$B(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(x, y) - \mu(x, y)| > 3\sigma(x, y) \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

其中 $I(x, y)$ 表示象素点 (x, y) 的灰度值, $i=1 \dots C(x, y)$, $B(x, y)$ 表示运动模板的象素点, 值为 0 表示该点是背景点, 值为 1 表示该点是运动目标上的点。

由于海面波动的复杂性, 难免会有一些背景象素点被误标记为运动目标点, 这里使用尺寸滤波方法去除虚假的运动目标, 即将面积小于某一阈值的连通分支去除, 得到最终的运动目标。

5 实验结果

5.1 模拟实验

笔者在 Matlab 提供的开发环境中做模拟实验。硬件配置为 1.8GHz 奔腾 4 处理器, 512M 内存, 操作系统为 Windows 2000。根据式(4)生成 3000 幅大小为 30×30 的背景图像序列, 式中高斯混合模型的参数如表 1 所示:

表 1 真实模型参数表

i	权重 w_i	均值 μ_i	标准方差 σ_i
1	0.3197	30	5
2	0.3383	100	10
3	0.3420	200	12

并且对每个象素点加上标准方差为 3 的高斯白噪声。

使用文献[12]中列出的 EM 算法对图像序列中的象素点(15, 15)建立混合高斯模型。具体过程是首先使用 K-均值聚类算法对该点灰度的 3000 个值进行聚类,以各个聚类的均值和标准方差作为模型参数的初始估计值,然后进行迭代,最终计算结果如表 2 所示。

表 2 EM 算法估计的模型参数表

i	权重 w_i	均值 μ_i	标准方差 σ_i
1	0.3197	29.9020	5.6891
2	0.3383	100.0965	10.3773
3	0.3420	200.1715	12.5099

使用该文提出的算法对所有象素点建立多高斯模型,象素点(15,15)的高斯混合模型参数如表 3 所示。

表 3 该算法估计的模型参数表

i	权重 w_i	均值 μ_i	标准方差 σ_i
1	0.3197	29.8686	5.7700
2	0.3387	100.0541	10.9984
3	0.3413	200.2168	12.4574

由表 2 和表 3 列出的实验结果可以看出,用该文提出的基于变化检测的高斯混合模型参数估计方法与 EM 算法估计的模型参数极为相似,但是文章提出的算法大大节省了建立背景模型所需的内存空间。在计算时间方面,该文算法为每个象素点建立背景模型的平均时间大约为 0.19s,EM 算法的建模时间大约为 0.40s,前者的建模速度大约是后者的两倍。

因此,文章提出的建模算法与 EM 算法相比,具有较强的实用性。

5.2 运动船只检测实验

此实验数据是使用日本 SONY 公司制造的数码摄像机在厦门港拍摄的视频片断,视频流中每帧图像大小为 320×240。对该视频流中的一个象素点(215,56)在 1001 帧中的灰度值分布进行研究,用 EM 算法和该文的算法对该点建立多高斯背景模型参数,得到的模型参数如表 4 和表 5 所示。

表 4 EM 算法估计的模型参数表

i	权重 w_i	均值 μ_i	标准方差 σ_i
1	0.3325	166.9949	7.3850
2	0.2867	196.4204	20.7130
3	0.3808	146.6026	8.7038

表 5 该算法估计的模型参数表

i	权重 w_i	均值 μ_i	标准方差 σ_i
1	0.0889	180.6742	6.5491
2	0.1239	204.3629	11.6289
3	0.7872	157.9353	14.4330

由以上两种方法得到的拟合曲线与该点的灰度值分布曲线的比较如图 1 所示。

图 1 中,较细的实线表示象素点(215,56)在 1001 帧图像中的灰度值分布曲线,虚线表示 EM 算法得到的高斯混合模型的拟合曲线,较粗的实线表示用该算法得到的高斯混合模型的

拟合曲线。

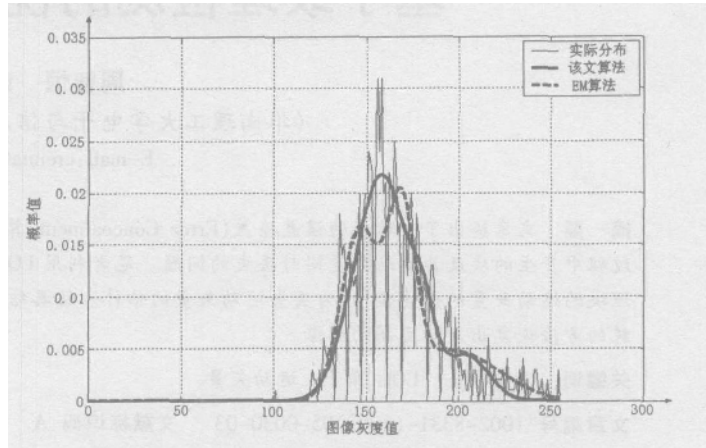


图 1 拟合曲线的比较

表 6 是拟合曲线的误差表:

表 6 拟合误差表

	EM 算法	该文算法
拟合最大误差	0.0202	0.0213
拟合总误差	0.4471	0.3998

由拟合曲线和拟合误差表可以看出,该文的算法得出的拟合曲线比使用文献[12]中的 EM 算法得出的拟合曲线更接近实际的灰度分布曲线,且拟合总误差较小。

在视频流中检测运动目标时,笔者使用 500 帧图像对每个象素点建立高斯混合背景模型,然后按第 3 部分介绍的方法检测在海面上运动的船只,检测结果如图 2 所示。



图 2 检测结果

图 2(a)是用于建立背景模型的无运动目标的背景图像,可以看到海面有较强的反射光,并且海面区域有明显的海浪波动。图 2(b)是检测出的海面运动的船只,由黑色矩形框框出。图 2(c)是检测到的运动目标的二值图像模板。

6 结论

该文提出了一种新的适用于视频图像处理的基于变化检测的高斯混合背景建模方法,并将背景模型用于海面运动目标的检测。模拟实验结果表明文章的建模算法与 EM 算法得到的模型参数极为近似;在对视频流中的象素点建立背景模型时,该文算法得出的拟合曲线比 EM 算法得出的拟合曲线更接近象素点的实际灰度值分布曲线,并且在计算高斯混合背景模型参数时,可以节省存储空间和计算时间,具有较强的实用性。

(收稿日期:2004 年 12 月)

参考文献

1.Zhang TianXu ,Zuo ZhengRong ,Zuo Zhen.Detection of Sea Surface Small Targets in Infrared Images Based on Multilevel Filter and Mini-

(下转 152 页)

用回调函数进行处理。

4.3 该系统的 I/O 处理编程实现

对代理结构的定义如下：

```
struct ProxyUnit
{
    OVERLAPPED overlapped //用于完成端口
    SOCKET clientSock //与客户端通讯的套接字
    SOCKET serverSock //与远程服务器通讯的套接字
    byte buf[BUFSIZE];
    bool clientConn //标识与客户端的连接状态
    bool serverConn //标识与远程服务器的连接状态
    bool fromClient //标识数据是从远程服务来的还是从客户端来的
}
```

编程处理流程如下：

(1) 创建侦听套接字,将该套接字与代理服务器内网卡 IP 地址绑定；

(2) 调用 accept 函数接收客户端请求,生成一个与客户端通讯的套接字 clientSock；

(3) 创建与远程服务器通讯的套接字 serverSock,将该套接字与代理服务器外网卡 IP 地址相绑定；

(4) 调用 BindIoCompletionCallback,将 clientSock 与完成端口相绑定,这样,一旦与客户端通讯的套接字 clientSock 上数据 I/O 完成时,就会自动调用 BindIoCompletionCallback 函数中指定回调函数 ProxyWorkThread 对完成的 I/O 操作进行处理；

(5) 调用 WSARcv 函数,在 clientSock 套接字上进行收操作,然后在 ProxyWorkThread 函数中,根据不同的情况分别进行处理：

客户端套接字收到数据,但与远程服务器还没连接好时,调用 QueueUserWorkItem 函数,为该函数的第一个参数 START_ROUTINE 指定处理与远程服务器连接的函数 ConnectFunc。

从客户端套接字收到的数据还没有转发完毕时,继续转发收到的数据,转发完毕后,马上接收与远程服务器连接的套接字 serverSock 上的数据。

处理从 clientSock 收到的数据已全部发送完毕的情况。

处理从 serverSock 收到的数据没有完全转发的情况；

(6) 在 ConnectFunc 函数中,在调用 connect 函数与远程服务器连接好后,调用 BindIoCompletionCallback,将 serverSock 绑定到完成端口。调用 WSEndSend 函数,在 serverSock 套接字上进行发送数据操作；

(7) 返回到(5)循环执行。

由于采用了能高效处理 I/O 的线程池函数,整个代理系统的 I/O 都是异步重叠执行,不会在任何时候阻塞主线程,可以很好满足大量用户的同时请求,最大限度地提高了系统的 I/O 效率。

编写网络代理程序时,利用多线程比较普遍。处理好代理服务器系统中大量并发的 I/O 操作是达到系统高效运行必须解决的问题。在采用缓存技术减少对远程服务器 I/O 的同时,通过线程池函数单独处理与远程服务器的连接,并且将收发数据的套接字与完成端口进行绑定,避免了各种阻塞主线程情况的发生。

5 应用实现

文章所述的代理及缓存实现方案已经应用于某公司的 3.5G 无线宽带^[4]控制系统。在实际应用中,作为其中的代理缓存模块,有效地解决了与远程服务器连接及大规模数据转发中的延迟易形成瓶颈的问题,并且用缓存技术有效的节约了出口带宽、提高了系统的响应速度,取得了良好的效果。

(收稿日期:2004年9月)

参考文献

- 1.陈和平,周静宁,顾晋广等.IOCP 机制与网络代理服务器实现方法[J].计算机应用,2003(4)
- 2.徐瑞京,徐学渊.应用层转发实现代理服务[J].计算机工程与应用,2002,38(12):180~182
- 3.Anthorry Jones,Jim Ohlund.Network Programming for Microsoft Windows.Chapter 8,1999
- 4.http://www.ccicc.com.cn/item/2004-04-28/7218.html

(上接 29 页)

mum Risk Bayes Test[J].International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,2000,14(7):907~918

2.Sciotti M,Lombardo P.Ship detection in SAR images a segmentation-based approach[C].In IEEE Radar Conference,Atlanta,Georgia,2001:81~86

3.Lombardo P,Sciotti M.Segmentation-based technique for ship detection in SAR images[J].IEEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation,2001,148(3):147~159

4.Wang P,Chong J,Wang H.Ship detection of the airborne SAR images[C].In IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium,Honolulu Hawaii,2000:348~350

5.Ren Mingwu,Cao Yulong.One Effective Method for Ship Recognition in Ship Locks[J].SPIE Proc,1999,3720

6.Cao Yulong,Ren Mingwu.On-line Monitoring for Ships in Lock[J].SPIE Proc,1998,3534

7.Grimson W E L,Stauffer C,Romano R et al.Using Adaptive tracking to classify and monitor activities in a site[C].In CVPR,Santa Barbara,California,1998:22~31

California,1998:22~31

8.Stauffer C,Grimson W E L.Adaptive background mixture models for real-time tracking[C].In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,Ft Collins,CO,1999:246~252

9.Ivanov Y,Stauffer C,Bobick,Jim Ohlund.Video surveillance of interactions[C].In Second IEEE Workshop on Visual Surveillance,Fort Collins,Colorado,1999:82~90

10.Nir Friedman,Stuart Russell.Image segmentation in video sequences: A probabilistic approach[C].In Proceedings of the Thirteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence(UAI),Rhode Island,1997

11.T.Aach,A.Kaup,R.Mester.Statistical model-based change detection in moving video[J].Signal Processing,1993,31:165~180

12.Saldju T,Adjudin,David A,Landgrebe.Robust parameter estimation for mixture model[J].IEEE transactions on geoscience and remote sensing,2000,38(1):439~445

13.Durucan E,Brahimi T.Change detection and background extraction by linear algebra[J].The Proceedings of the IEEE,Special Issue on Advanced Video Surveillance,2001,89(10):1368~1381