



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 104599291 B

(45)授权公告日 2017.07.28

(21)申请号 201510030116.4
 (22)申请日 2015.01.21
 (65)同一申请的已公布的文献号
 申请公布号 CN 104599291 A
 (43)申请公布日 2015.05.06
 (73)专利权人 内蒙古科技大学
 地址 014010 内蒙古自治区包头市阿尔丁大街7号
 (72)发明人 张宝华 刘鹤 黄显武 裴海全 周文涛
 (74)专利代理机构 上海交达专利事务所 31201
 代理人 王毓理 王锡麟
 (51)Int.Cl.
 G06T 7/215(2017.01)
 (56)对比文件
 CN 102968782 A,2013.03.13,

CN 103077520 A,2013.05.01,
 JP 2014137688 A,2014.07.28,
 CN 102968786 A,2013.03.13,
 CN 102509303 A,2012.06.20,
 CN 103336947 A,2013.10.02,
 沈凌云等.一种用于CTP版面瑕疵的自适应检测算法.《长春理工大学学报(自然科学版)》.2014,第37卷(第6期),
 王永忠.基于自适应混合高斯模型的时空背景建模.《自动化学报》.2009,第35卷(第4期),
 孙伟等.基于改进分水岭算法的红外图像分割.《红外与激光工程》.2006,第35卷
 田洪金等.基于自适应分块和SSIM的运动目标检测.《计算机科学》.2014,第41卷(第2期),
 审查员 牛力敏

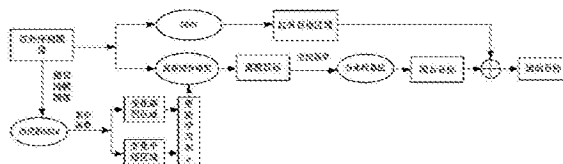
权利要求书3页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

基于结构相似度和显著性分析的红外运动目标检测方法

(57)摘要

一种图像处理领域的基于结构相似度和显著性分析的红外运动目标检测方法,利用GBVS对源图像显著性分析,得到显著性区域;再将源图像通过改进的SSIM区分为变化剧烈区域和变化平缓区域,并采用不同学习率的方式优化高斯混合模型;最后利用优化后的高斯混合模型检测出封闭区域,该封闭区域与显著性区域的重叠区域即为当前帧的最终运动目标。本发明解决了混合高斯算法边缘模糊的问题,具有较好的自适应性和检测效果。



1. 一种基于结构相似度和显著性分析的红外运动目标检测方法,其特征在于,首先利用GBVS对源图像显著性分析,得到显著性区域;再将源图像通过改进的SSIM区分为变化剧烈区域和变化平缓区域,并采用不同学习率的方式优化高斯混合模型;最后利用优化后的高斯混合模型检测出封闭区域,该封闭区域与显著性区域的重叠区域即为当前帧的最终运动目标;

所述的变化剧烈区域和变化平缓区域,通过以下方式得到:

1) 利用改进的SSIM算法求取红外序列图像中相邻两帧图的局部子块的结构相似度;

2) 采用滑动窗口方式计算局部子块的结构相似度统计值 $A_t'(x, y)$,并在此基础上生成基于红外序列图像的统计图 $D_t(x, y)$;

3) 利用CDF方式计算统计图 $D_t(x, y)$ 中图像局部变化情况,找到平滑后分布曲线曲率最大的点对应的累加数 $A_{U_{max}}$,将统计图 $D_t(x, y)$ 中大于 $A_{U_{max}}$ 的点构成的区域区分为变化剧烈区域 A_{tr} ,其余为变化平缓区域 A_{tg} ;

所述的局部子块的结构相似度,通过以下方式得到:

i) 将整幅图像通过 7×7 像素大小的滑动窗口按由上至下,由左至右顺序分成若干重叠子块,滑动窗口超出图像范围时则对图像进行镜像扩展获取 7×7 子块,若图像的尺寸为 $m \times n$ 时,则得到的子块数为 $m \times n$;

ii) 来自图像F和图像L中同一位置的子块 $Block(x, y)$ 的结构相似度为:

$$SSIM(Block(x, y)) = \frac{(2u_F u_L + C_1)(2\sigma_F \sigma_L + C_2)}{(u_F^2 + u_L^2 + C_1)(\sigma_F^2 + \sigma_L^2 + C_2)}, \text{ 其中: } (x, y) \text{ 表示子块中心像素, } u_F, u_L,$$

σ_F, σ_L 分别表示图像F和图像L的子块 $Block(x, y)$ 的均值和方差; C_1, C_2 分别为趋于0的正常量;

所述的基于红外序列图像的统计图,采用滑动窗口方式计算局部子块的结构相似度统计值 $A_t'(x, y)$,并在此基础上生成 $D_t(x, y) = A_t'(x, y) - A_t(x, y)$,

$$A_t'(x, y) = \begin{cases} A_t(x, y), & \text{if } SSIM_{t,j}(Block(x, y)) \geq 0.9 \\ A_t(x, y) + Ones(x, y), & \text{if } SSIM_{t,j}(Block(x, y)) < 0.9 \end{cases} \text{ 其中: } Ones(x, y) \text{ 为以 } (x, y) \text{ 为}$$

中心 7×7 大小的1矩阵,当局部子块的结构相似度高于0.9时,认为其变化程度不大, $A_t(x, y)$ 不变,当子块的结构相似度小于0.9时,以 (x, y) 为中心 7×7 的矩阵的统计值均加1。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征是,所述的显著性区域,利用GBVS算法对红外序列图像 A_t 进行显著性分析得到,具体步骤包括:

1.1) 定义序列图像 A_t 特征图的两个像素点 $m_1(i_1, j_1)$ 和 $m_2(i_2, j_2)$ 的差异性:

$$d(m_1, m_2) = \left| \log_2 \frac{M_f(m_1)}{M_f(m_2)} \right| \text{ 其中: } M_f(\cdot) \text{ 为特征图中的像素点;}$$

1.2) 得到图像中任意两点的差异性后构建出全连接的图,图中每个顶点代表一个像素,每条边代表两个像素点之间的权重,即 $w(m_1, m_2) = d(m_1, m_2) \cdot \exp\left(-\frac{(i_1 - i_2)^2 + (j_1 - j_2)^2}{2\sigma^2}\right)$,

其中: σ 为尺度因子, $m_1(i_1, j_1)$ 和 $m_2(i_2, j_2)$ 为两个像素点;

1.3) 经过对所有权重进行归一化处理后得到显著性区域。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征是,所述的图像局部变化情况,通过计算累积分

布函数,即图像的局部变化程度的函数得到:计算统计图 $D_t(x, y)$ 中像素值出现的概率 $P(s)$,累积分布函数 $CDF(s) = P(S \leq s)$ 经过10次差值拟合获取平滑曲线函数,该曲线曲率最大的点所对应 $D_t(x, y)$ 的值 $A_{U_{max}}$,将 $D_t(x, y)$ 中像素值大于 $A_{U_{max}}$ 的点组成的区域即为变化剧烈区域。

4. 根据权利要求2所述的方法,其特征是,所述的优化高斯混合模型是指:将红外序列图像通过不同区域对应学习率的方式更新高斯混合模型,即高斯混合模型在学习过程中根据新一帧的图像信息对权重、均值、方差进行更新,且变化剧烈区域以10倍学习率进行更新,变化平缓区域保持原来的学习率 α 。

5. 根据权利要求2或4所述的方法,其特征是,所述的优化高斯混合模型,具体包括:

$$i) \text{ 计算代表运动目标的像素点: } \begin{cases} P(S_t(x, y)) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t}(x, y) \eta(S_t(x, y), u_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \\ \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_{i,t}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - u_{i,t})^T \Sigma_{i,t}^{-1} (X_t - u_{i,t})}, \text{ 其中: } P \\ \Sigma_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 I \end{cases}$$

(S_t) 为 $S_t(x, y)$ 的分布函数, $S_t(x, y)$ 表示第 t 幅图像的像素值, $\omega_{i,t}(x, y)$ 表示第 t 幅图像像素点属于第 i 个高斯分布的权值, $u_{i,t}$ 为高斯模型均值, $\Sigma_{i,t}$ 为高斯模型的协方差, $\sigma_{i,t}$ 为标准差, I 为单位矩阵, n 为 X_t 的维数, $\eta(\cdot)$ 为高斯模型的概率密度函数;

$$ii) \text{ 对高斯模型进行以下更新: } \begin{cases} \omega_t = (1 - \alpha)\omega_{t-1} + \alpha(M_t) \\ u_t = (1 - \rho)u_{t-1} + \rho X_t \\ \sigma_t^2 = (1 - \rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(X_t - u_t)^T (X_t - u_t), \end{cases} \text{ 其中: } \alpha \text{ 为学习率,表}$$

示运动目标融入背景的速度,将像素值 $S_t(x, y)$ 与 K 个高斯模型匹配,且当 $S_t(x, y)$ 与第 i 个高斯模型的差小于2.5倍标准差 $\sigma_{i,t}$ 时认为与当前模型匹配,即 $M_t = 1$ 时表示匹配,当不匹配时 $M_t = 0$,并相应减小权重且不对均值和方差进行更新;

iii) 由于与 $S_t(x, y)$ 最为匹配的高斯模型具有最大的权值和最小的标准差,将 K 个高斯模型按照 $\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 的比值降序排列,处于排序顶部的高斯模型最有可能描述稳定背景,而处于排序底部的高斯模型描述运动目标,将 K 个高斯模型中的前 Num 个作为背景模型, τ 表示背景高斯模型在概率分布中所占的最小比例,即背景模型的个数 $Num = \arg \min(\sum_{i=1}^k \omega_{i,t} > \tau)$;

iv) 当 $S_t(x, y)$ 与 K 个高斯模型都不匹配,则把排在最后的高斯模型使用均值为 x_t 、标准差 $\sigma_{i,t}$ 和权值 $\omega_{i,t}$ 分别设置为初始值的高斯模型代替;每次更新完成后,对权值 $\omega_{i,t}$ 进行归一化处理;

v) 以每个像素的灰度值作为水平高度值,计算 $P(S_t)$ 的空间频率 SF_t 得到离散目标的边缘,再采用分水岭算法连接边缘得到封闭区域 E_t 。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征是,所述的封闭区域 $E_t = \{x | x \in Wshed, \text{ and } x \notin Wshed_{max}\}$, $Wshed_{max}$ 为图像中面积最大的闭合区域,即分水岭区域, $Wshed(f) = D_t(x, y) - X(h_{max})$,其中:图像 $D_t(x, y)$ 中, $X(h_{max})$ 为水平值为 h_{max} 时各个区域集合的联合,即图像中灰度值小于 h_{max} 的点的集合;

所述的分水岭由测地影响区域的边界形成,具体通过分水岭算法迭代计算获得:

$$\begin{cases} X(h_{\min}) = \{p \in D \mid I(p) = h_{\min}\} = T(h_{\min}) \\ X(h+1) = \text{MIN}(h+1) \cup Z_{T(h+1)}(X(h)), h \in [h_{\min}, h_{\max}] \end{cases}$$

其中: $X(h)$ 为水平值为 h 时各个区域

集合的联合,即图像中灰度值小于 h 的点的集合, $I(p)$ 表示图像的灰度值, h_{\min} 和 h_{\max} 表示图像最低与最高灰度值; $T(h_{\min})$ 表示灰度值最小时对应的连通域, $\text{MIN}(h+1)$ 为灰度值在 $h+1$ 时所有最小区域的联合, $Z_{T(h+1)}(X(h))$ 表示区域 $X(h)$ 在连通域 $T(h+1)$ 中的测地影响区域。

7. 一种实现上述任一权利要求所述方法的系统,其特征在於,包括:显著性区域提取模块、结构相似度分类模块、高斯模型更新模块以及封闭区域检测模块,其中:结构相似度分类模块将图像分成背景区域和目标区域,高斯模型更新模块与结构相似度分类模块相连,分别采用不同学习率更新背景区域和目标区域,传输离散运动目标信息,封闭区域检测模块与高斯模型更新模型相连传输闭合目标信息,显著性区域提取模块与封闭区域检测模块相连传输精确地运动目标信息。

基于结构相似度和显著性分析的红外运动目标检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及的是一种图像处理领域的技术,具体是一种基于结构相似度和显著性分析的红外运动目标检测方法。

背景技术

[0002] 运动目标实时检测是后续目标跟踪,识别的前提,其效果直接影响后续工作的稳健性和准确性。运动目标检测是指在视频序列中提取与背景存在着相对运动的前景目标,为随后的目标跟踪等更高级的运动分析做准备,是计算机视觉领域的一个重要研究方向,在智能监控系统、人机交互系统等领域得到广泛应用。

[0003] 运动目标检测通过对图像传感器拍摄到的图像序列进行分析,检测出运动目标,为更高层的行为理解打下良好基础。运动目标检测是视频序列分析的重点和难点。在运动目标检测的长期研究中,人们提出包括差分法、背景差法、光流法等许多经典算法。其中:以背景差分法应用最广泛,通过获取背景模型并比较帧间差异检测运动目标。背景模型的精度决定背景差分法的有效性,若背景建模过程发生场景变动,成像设备颤动等情况,会严重降低图像的对比度和信噪比,影响对红外目标的识别。

[0004] 基于高斯混合模型的背景建模方法,依靠连续的高斯分量建模背景信息,再利用背景信息差异检测出运动目标,能较好地解决多模态背景问题,尤其适合室外光线和天气变化小而速度快的运动目标检测。但当高斯混合模型初始化,新模型建立以及学习率不匹配时都会产生虚影现象。

[0005] 经过对现有技术的检索发现,中国专利文献号CN103810703A公开(公告)日2014.05.21,公开了一种基于图像处理的隧道视频运动目标检测方法,该方法包括以下步骤:建立初始背景模型;建立实时动态更新背景模型;构造局部结构相似性测度函数;构造局部灰度统计测度函数;根据局部结构相似性测度函数和局部灰度统计测度函数提取运动目标区域。但该技术单纯地判断有无运动目标,通过算法提取运动目标是离散的,不包含原始目标的特征信息,无法为后续对运动目标的进一步处理提供支撑。

发明内容

[0006] 本发明针对传统高斯混合模型不能及时检测出背景的变化,通过其检测得到的红外目标包含虚假轮廓,不易准确识别的不足,提出一种基于结构相似度和显著性分析的红外运动目标检测方法及系统,通过分水岭算法结合表征目标区域离散像素点的空间信息得到闭合区域,再通过基于PCNN(Pulse Coupled Neural Network,脉冲耦合神经网络)的分割算法消除虚影,最终检测出完整的红外运动目标,从而能够较好地提取前景目标,具有较好的效果以及较强的鲁棒性。

[0007] 本发明是通过以下技术方案实现的:

[0008] 本发明涉及一种基于结构相似度和显著性分析的红外运动目标检测方法,首先利用GBVS(Graph-Based Visual Saliency,基于图论的图像显著性分析算法)对源图像显著

性分析,得到显著性区域;再将源图像通过改进的SSIM(Structural similarity,结构相似度算法)区分为变化剧烈区域和变化平缓区域,并采用不同学习率的方式优化高斯混合模型;最后利用优化后的高斯混合模型检测出封闭区域,该封闭区域与显著性区域的重叠区域即为当前帧的最终运动目标。

[0009] 所述的显著性区域,利用GBVS对红外序列图像进行显著性分析得到。

[0010] 所述的变化剧烈区域和变化平缓区域,通过以下方式得到:

[0011] 1) 利用改进的SSIM算法求取红外序列图像中相邻两帧图的局部子块的结构相似度;

[0012] 2) 采用滑动窗口方式计算局部子块的结构相似度统计值,并在此基础上生成基于红外序列图像的统计图;

[0013] 3) 利用CDF方式计算统计图中图像局部变化情况,找到平滑后分布曲线曲率最大的点对应的累加数 $A_{u_{max}}$,将统计图中大于 $A_{u_{max}}$ 的点构成的区域区分为变化剧烈区域,其余为变化平缓区域。

[0014] 所述的优化高斯混合模型是指:针对变化剧烈区域采用较大学习率、变化平缓区域采用较小学习率。

[0015] 本发明涉及一种实现上述方法的系统,包括:显著性区域提取模块、结构相似度分类模块、高斯模型更新模块以及封闭区域检测模块,其中:结构相似度分类模块将图像分成背景区域和目标区域,高斯模型更新模块与结构相似度分类模块相连,分别采用不同学习率更新背景区域和目标区域,传输离散运动目标信息,封闭区域检测模块与高斯模型更新模块相连传输闭合目标信息,显著性区域提取模块与封闭区域检测模块相连传输精确地运动目标信息。

[0016] 技术效果

[0017] 与现有技术相比,本发明在模型学习方面,为解决背景模型的更新问题,利用结构相似度算法将红外图像背景分为梯度变化明显与缓慢的区域,分别设定不同的学习率更新高斯混合模型,保证模型的准确性和稳定性,以快速获取红外运动目标区域的位置;在目标检测方面,利用基于空间信息的水岭算法获取目标的闭合区域,再利用基于图形的视觉显著性(Graph-Based Visual Saliency,GBVS)算法去除虚影,最终得到完整的运动目标。实验结果表明,本方法很好的解决了混合高斯算法边缘模糊的问题,具有较好的自适应性和检测效果。

附图说明

[0018] 图1为累积分布函数图;

[0019] 图2为本发明流程示意图;

[0020] 图3为实施例1效果示意图;

[0021] 图中:(a),(b)分别为红外序列图像第18,19帧,(c),(d)分别为恒定学习率和变学习率检测的目标区域,(e)-(h)分别为通过分水岭算法、邻间帧差法、背景差分法和本发明方法得到的检测结果。

[0022] 图4为由图3(b)手工分割得到的准确目标区域。

具体实施方式

[0023] 下面对本发明的实施例作详细说明,本实施例在以本发明技术方案为前提下进行实施,给出了详细的实施方式和具体的操作过程,但本发明的保护范围不限于下述的实施例。

[0024] 实施例1

[0025] 如图2所示,本实施例对红外序列图像为 A_t ($t=1\cdots n$) 进行以下处理:

[0026] 第一步:利用GBVS算法对红外序列图像 A_t 进行显著性分析,得到显著性区域 B_t ,具体步骤包括:

[0027] 1.1) 定义序列图像 A_t 特征图的两个像素点 $m_1(i_1, j_1)$ 和 $m_2(i_2, j_2)$ 的差异性:

[0028] $d(m_1, m_2) = \left| \log_2 \frac{M_f(m_1)}{M_f(m_2)} \right|$, 其中: $M_f(\cdot)$ 为特征图中的像素点。

[0029] 1.2) 得到图像中任意两点的差异性后构建出全连接的图,图中每个顶点代表一个像素,每条边代表两个像素点之间的权重,即 $w(m_1, m_2) = d(m_1, m_2) \cdot \exp\left(-\frac{(i_1 - i_2)^2 + (j_1 - j_2)^2}{2\sigma^2}\right)$,

其中: σ 为尺度因子, $m_1(i_1, j_1)$ 和 $m_2(i_2, j_2)$ 为两个像素点;

[0030] 1.3) 经过对所有权重进行归一化处理得到显著性区域。

[0031] 第二步:利用改进的SSIM算法求取红外序列图像中相邻两帧图的局部子块的结构相似度,具体步骤包括:

[0032] 2.1) 将整幅图像通过 7×7 像素大小的滑动窗口按由上至下,由左至右顺序分成若干重叠子块,滑动窗口超出图像范围时则对图像进行镜像扩展获取 7×7 子块,若图像的尺寸为 $m \times n$ 时,则得到的子块数为 $m \times n$;

[0033] 2.2) 来自图像F和图像L中同一位置的子块Block(x, y)的结构相似度为:

$$[0034] \quad SSIM(Block(x, y)) = \frac{(2u_F u_L + C_1)(2\sigma_F \sigma_L + C_2)}{(u_F^2 + u_L^2 + C_1)(\sigma_F^2 + \sigma_L^2 + C_2)} \quad (1)$$

[0035] 其中:(x, y)表示子块中心像素, $u_F, u_L, \sigma_F, \sigma_L$ 分别表示图像F和图像L的子块Block(x, y)的均值和方差; C_1, C_2 分别为趋于0的正常量。

[0036] 第三步:采用滑动窗口方式计算局部子块的结构相似度统计值 $A_t'(x, y)$,并在此基础上生成基于红外序列图像的统计图:

[0037] $D_t(x, y) = A_t'(x, y) - A_t(x, y)$,

$$[0038] \quad A_t'(x, y) = \begin{cases} A_t(x, y), & \text{if } SSIM_{i,j}(Block(x, y)) \geq 0.9 \\ A_t(x, y) + Ones(x, y), & \text{if } SSIM_{i,j}(Block(x, y)) < 0.9 \end{cases} \quad (2)$$

[0039] 其中: $Ones(x, y)$ 为以(x, y)为中心 7×7 大小的全1矩阵,当局部子块的结构相似度高于0.9时,认为其变化程度不大, $A_t(x, y)$ 不变,当子块的结构相似度小于0.9时,以(x, y)为中心 7×7 的矩阵的统计值均加1。

[0040] 所述的统计图 $D_t(x, y)$ 中灰度值越大的区域表示该区域变化程度越剧烈。

[0041] 第四步:利用CDF(s) (Cumulative Distribution Function, 累积分布函数)方式计算统计图 $D_t(x, y)$ 中图像局部变化情况,找到平滑后分布曲线曲率最大的点对应的累加

数 $A_{U_{max}}$,将统计图 $D_t(x,y)$ 中大于 $A_{U_{max}}$ 的点构成的区域区分为变化剧烈区域 A_{tr} ,其余为变化平缓区域 A_{tg} 。

[0042] 所述的累积分布函数是图像的局部变化程度的函数,即求图像 $D_t(x,y)$ 中像素值 s 出现的概率 $P(s)$,累积分布函数 $CDF(s) = P(S \leq s)$ 经过10次差值拟合获取平滑曲线函数,如图1所示;求出该曲线曲率最大的点所对应 $D_t(x,y)$ 的值 $A_{U_{max}}$,将 $D_t(x,y)$ 中像素值大于 $A_{U_{max}}$ 的点组成的区域即为变化剧烈区域。

[0043] 第五步:将红外序列图像 $A_t(t=1 \cdots n)$ 通过不同区域对应学习率的方式更新高斯混合模型,即高斯混合模型在学习过程中根据新一帧的图像信息对权重、均值、方差进行更新,且变化剧烈区域以10倍学习率进行更新,变化平缓区域保持原来的学习率 α ,具体步骤包括:

[0044] 5.1) 计算代表运动目标的像素点:

$$[0045] \begin{cases} P(S_t(x,y)) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t}(x,y) \eta(S_t(x,y), u_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \\ \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_{i,t}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - u_{i,t})^T \Sigma_{i,t}^{-1} (X_t - u_{i,t})} \\ \Sigma_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 I \end{cases} \quad (3)$$

[0046] 其中: $P(S_t)$ 为 $S_t(x,y)$ 的分布函数, $S_t(x,y)$ 表示第 t 幅图像的像素值, $\omega_{i,t}(x,y)$ 表示第 t 幅图像像素点属于第 i 个高斯分布的权值, $u_{i,t}$ 为高斯模型均值, $\Sigma_{i,t}$ 为高斯模型的协方差, $\sigma_{i,t}$ 为标准差, I 为单位矩阵, n 为 X_t 的维数, $\eta(\cdot)$ 为高斯模型的概率密度函数。

[0047] 5.2) 对高斯模型进行以下更新:

$$[0048] \begin{cases} \omega_i = (1 - \alpha)\omega_{i-1} + \alpha(M_t) \\ u_i = (1 - \rho)u_{i-1} + \rho X_t \\ \sigma_i^2 = (1 - \rho)\sigma_{i-1}^2 + \rho(X_t - u_i)^T (X_t - u_i) \end{cases} \quad (4)$$

[0049] 其中: α 为学习率,表示运动目标融入背景的速度,将像素值 $S_t(x,y)$ 与 K 个高斯模型匹配,且当 $S_t(x,y)$ 与第 i 个高斯模型的差小于2.5倍标准差 $\sigma_{i,t}$ 时认为与当前模型匹配,即 $M_t = 1$ 时表示匹配,当不匹配时 $M_t = 0$,并相应减小权重且不对均值和方差进行更新。

[0050] 5.3) 由于与 $S_t(x,y)$ 最为匹配的高斯模型具有最大的权值和最小的标准差,将 K 个高斯模型按照 $\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 的比值降序排列,处于排序顶部的高斯模型最有可能描述稳定背景,而处于排序底部的高斯模型描述运动目标,因此:

[0051] 将 K 个高斯模型中的前 Num 个作为背景模型, τ 表示背景高斯模型在概率分布中所占的最小比例,即背景模型的个数 $Num = \arg \min(\sum_{i=1}^k \omega_{i,t} > \tau)$

(5)

[0052] 当 $S_t(x,y)$ 与 K 个高斯模型都不匹配,则把排在最后的高斯模型使用均值为 x_t 、标准差 $\sigma_{i,t}$ 和权值 $\omega_{i,t}$ 分别设置为初始值的高斯模型代替;每次更新完成后,对权值 $\omega_{i,t}$ 进行归一化处理。

[0053] 第六步:以每个像素的灰度值作为水平高度值,计算 $P(S_t)$ 的空间频率 SF_t 得到离散目标的边缘,再采用分水岭算法连接边缘得到封闭区域 E_t 。

[0054] 所述的空间频率是指:表征图像中灰度变化剧烈程度的指标,即灰度在平面空间上的梯度。

[0055] 所述的分水岭算法通过以下迭代方式实现:

[0056]
$$\begin{cases} X(h_{\min}) = \{p \in D \mid I(p) = h_{\min}\} = T(h_{\min}) \\ X(h+1) = \text{MIN}(h+1) \cup Z_{T(h+1)}(X(h)), h \in [h_{\min}, h_{\max}] \end{cases}$$
 其中: $X(h)$ 为水平值为 h 时各个

区域集合的联合,即图像中灰度值小于 h 的点的集合, $I(p)$ 表示图像的灰度值, h_{\min} 和 h_{\max} 表示图像最低与最高灰度值; $T(h_{\min})$ 表示灰度值最小时对应的连通域, $\text{MIN}(h+1)$ 为灰度值在 $h+1$ 时所有最小区域的联合, $Z_{T(h+1)}(X(h))$ 表示区域 $X(h)$ 在连通域 $T(h+1)$ 中的测地影响区域。

[0057] 所述的封闭区域 $E_t = \{x \mid x \in \text{Wshed}, \text{ and } x \notin \text{Wshed}_{\max}\}$, Wshed_{\max} 为图像中面积最大的闭合区域, $\text{Wshed}(f) = D - X(h_{\max})$ 即在图像 $D_t(x, y)$ 中 $X(h_{\max})$ 的补集。

[0058] 所述的测地影响区域是指:当 $B \subseteq A$ 是被划分为 k 个相连通的区域 $B_i, i = 1, \dots, k$,则在 A 中,子集 B_i 的测地影响区域定义为: $\{p \in A \mid d_A(p, B_i) < d_A(p, B \setminus B_i)\}$,测地影响区域称为集水盆,而集水盆的边界则形成分水岭。

[0059] 第七步:将第五步中更新后的高斯混合模型对第六步中的封闭区域 E_t 进行检测,所得区域与第一步中得到的显著性区域 B_t 的重叠部分区域即为当前帧的最终运动目标。

[0060] 本方法得到的目标区域比其他方法得到的结果完整准确,如图3所示,经过与图4所示的标准图像比较如下所示,其中MI表示相关系数,QAB/F表示边缘梯度信息,值越大表示得到的运动目标与原目标越接近。

	MI	QAB/F
本方法	0.2577	0.5922
背景差分法	0.2459	0.4003
邻间差分法	0.0854	0.1374

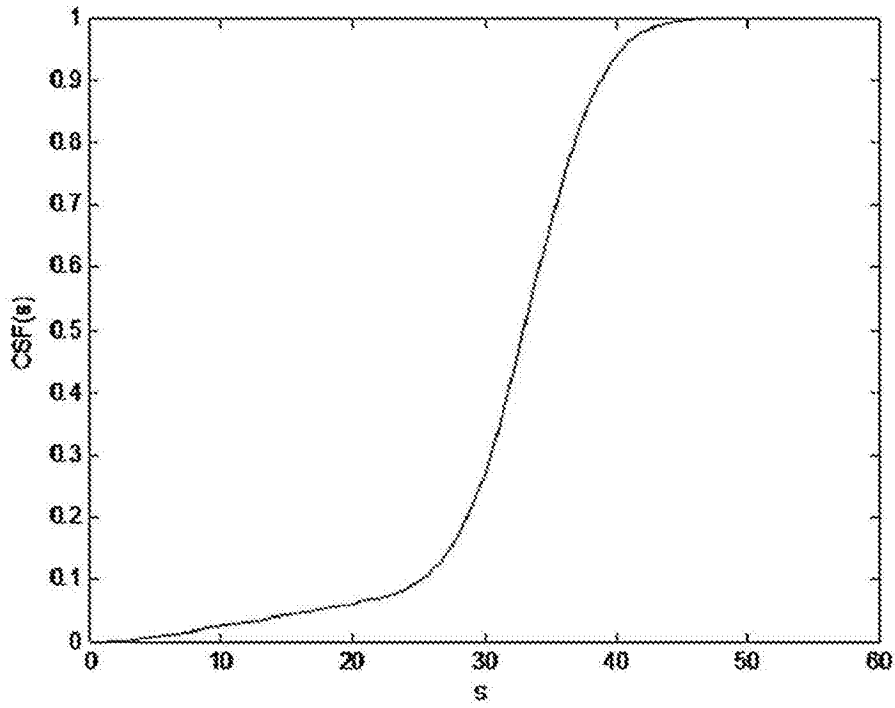


图1

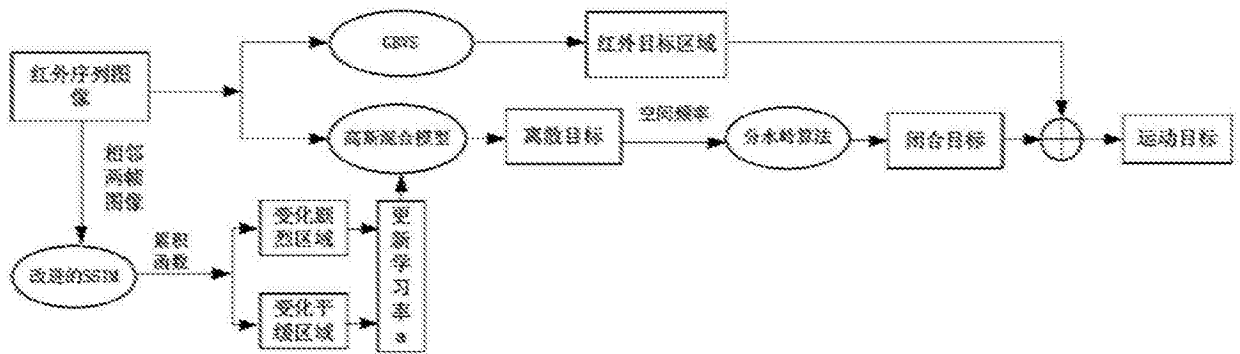


图2



(a)

(b)

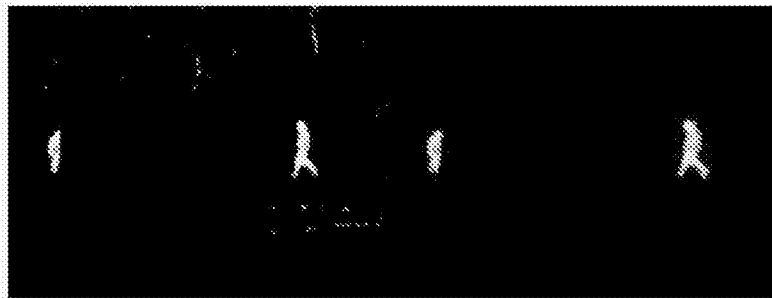
(c)



(d)

(e)

(f)



(g)

(h)

图3



图4