



(12)发明专利

(10)授权公告号 CN 105654516 B

(45)授权公告日 2019.03.26

(21)申请号 201610091741.4
 (22)申请日 2016.02.18
 (65)同一申请的已公布的文献号
 申请公布号 CN 105654516 A
 (43)申请公布日 2016.06.08
 (73)专利权人 西北工业大学
 地址 710072 陕西省西安市友谊西路127号
 (72)发明人 杨涛 张艳宁 姚博伟 贺战男
 (74)专利代理机构 西北工业大学专利中心
 61204
 代理人 王鲜凯

(51)Int.Cl.
 G06T 7/20(2017.01)

(56)对比文件
 CN 101344967 A,2009.01.14,
 CN 101520892 A,2009.09.02,
 CN 101546429 A,2009.09.30,
 CN 101567087 A,2009.10.28,
 US 2009/0309966 A1,2009.12.17,
 CN 102081800 A,2011.06.01,
 CN 102096829 A,2011.06.15,
 CN 102103748 A,2011.06.22,
 CN 104143197 A,2014.11.12,

CN 104200492 A,2014.12.10,
 CN 105261043 A,2016.01.20,
 Jinqiu Sun et al..Small and Dim Moving Target Detection in Deep Space Background.《MMSP 2008》.2008,902-905.
 Jens Leitloff et al..Vehicle Detection in Very High Resolution Satellite Images of City Areas.《IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING》.2010,第48卷(第7期),2795-2806.
 姚睿 等.基于迭代距离分类与轨迹关联检测空间弱小目标.《光学精密工程》.2012,第20卷(第1期),179-189.
 Yun Zhai et al..Visual Attention Detection in Video Sequences Using Spatiotemporal Cues.《Proceedings of the 14th ACM international conference on Multimedia》.2006,815-824.
 FU-YUAN HU et al..AN EFFECTIVE DETECTION ALGORITHM FOR MOVING OBJECT WITH COMPLEX BACKGROUND.《Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics》.2005, 5011-5015.

审查员 崔蓝芳

权利要求书2页 说明书5页

(54)发明名称
 基于目标显著性的卫星图像对地面弱小运动目标检测方法

(57)摘要
 本发明公开了一种基于目标显著性的卫星图像对地面弱小运动目标检测方法,用于解决现有方法对弱小运动目标检测率低的技术问题。技术方案是首先对显著性图像进行背景建模,对灰度图像进行显著性分析,强化图像中的运动目标。通过对显著性图像进行高斯混合背景建模,解决了弱小运动目标检测难题,利用分级产生轨迹,利用轨迹信息滤除虚警,相对于背景技术方

法,检测率提升了10%,虚警率降低了5%。

CN 105654516 B

1. 一种基于目标显著性的卫星图像对地面弱小运动目标检测方法,其特征在于包括以下步骤:

步骤一、对于当前输入图像计算显著性图像;记图像中某像素值为 I_k ,其中 k 表示图像中第 k 个像素,即像素 k ;记 W 为以像素 k 为中心的滑动窗口; $\|\cdot\|$ 表示像素间灰度距离矩阵, d_o 表示像素 k 到像素 o 的距离;则图像像素 k 的局部显著性表示为

$$Sal(k) = \sum_{\forall o \in W} f(d_o) \|I_k - I_o\| \quad (1)$$

其中, $f(\cdot)$ 是关于 d_o 的线性递减函数,因此随着像素间距离的增加其显著性值越小;当某像素与其邻近像素灰度差越大,其为运动目标的可能性越大;对于输入的灰度图像通过式(1)得到每个像素 k 的局部显著性,最终形成显著性图像;

步骤二、对显著性图像利用自适应混合高斯背景建模获得输入图像的背景图像,对背景图像与显著性图像做背景减法,得到候选运动目标集合;

步骤三、对候选运动目标集合的虚警采用时空信息进行滤除,利用目标连续性信息抑制虚警;基于运动、轨迹和时空信息分层产生轨迹片段的关联;将轨迹关联分为初级轨迹关联和高级轨迹关联;

初级轨迹关联:假设第 t 帧存在 m' 个运动目标,第 $t+1$ 帧存在 n' 个运动目标;将当前帧中的运动目标与下一帧每个运动目标之间的欧式距离作为输入矩阵,利用匈牙利算法计算第 t 帧与第 $t+1$ 帧的运动目标关联信息;若 $m' < n'$,即第 $t+1$ 帧中的运动目标较多,则将未关联上的运动目标作为新的运动目标;若 $m' \geq n'$,即第 t 帧中运动目标较多,则将运动目标保留两帧,然后根据后续的关联判断是否为虚警;

高级轨迹关联:利用匈牙利算法从每帧提取检测点,形成短轨迹集合;利用运动相似性约束、轨迹相似性约束和时空约束来保证长轨迹的准确度;

运动相似性约束:线性函数 $f(x_i^m, \Delta t, v) = x_i^m + \Delta t v$ 表示目标的运动距离函数, x_i^m 表示轨迹 v_i 中第 m 帧对应的位置的坐标, Δt 表示时间间隔, v 表示在这段时间间隔内的速度常量;令 $t(x_i^m, x_i^n)$ 表示轨迹 v_i 中 x_i^m 和 x_i^n 之间的时间间隔;时间上相邻的轨迹 v_i 和轨迹 v_j 分别向后和向前预测,为减少计算复杂度,只计算 τ 帧,则轨迹 v_i 和 v_j 之间的运动相似性为:

$$\sum_{p=l_i-\tau}^{\tau} \sum_{n=1}^p \sum_{q=1}^{\tau} (\|dis_1(x_i^p, x_j^q, n)\|) + \sum_{p=1}^{\tau} \sum_{n=l_i-\tau}^{\tau} \sum_{q=l_i-\tau}^{l_j} (\|dis_2(x_i^p, x_j^q, l_j, n)\|) \quad (2)$$

其中, dis_1 和 dis_2 分别为:

$$dis_1(x_i^p, x_j^q, n) = x_j^q - f\left(x_i^p, t(x_i^p, x_j^q), \frac{x_i^n - x_i^1}{t(x_i^n, x_i^1)}\right) \quad (3)$$

$$dis_2(x_i^p, x_j^q, l_j, n) = x_j^q - f\left(x_i^p, t(x_i^p, x_j^q), \frac{x_j^l - x_j^n}{t(x_j^l, x_j^n)}\right) \quad (4)$$

轨迹相似性约束:在道路上运动的车辆,它的轨迹在较短的时间域内为一条直线;因此利用RANSAC算法根据短轨迹拟合一条直线;轨迹 v_i 上的点应该分布于轨迹 v_i 估计的直线 L_i 上或者在这条直线的附近;若某条轨迹是由虚警点得到的,则将该条轨迹抛弃;两条轨迹 v_i 和 v_j 之间的轨迹相似性表示为

$$S_{track}(v_i, v_j) = \max_{x_i^m \in v_i} dis(x_i^m, L_j) \quad (5)$$

其中, $dis(x_i^m, L_j)$ 是轨迹 v_i 中点 x_i^m 与直线 L_j 的直线距离;

时空约束: 由于车辆在同一时间不能出现在两个不同的位置, 因此同一帧中不同位置的运动目标必然不是同一目标; 在道路上运动的车辆如果走出卫星拍摄的范围则它必然不能与当前视野中的目标进行关联, 且轨迹 v_i 和 v_j 如果有重叠区域或者其中之一的关联轨迹已存在则其两个轨迹之间的关联为 $S(v_i, v_j) = 0$;

根据运动相似性约束、轨迹相似性约束和时空约束, 得到两个轨迹之间的相似性约束如下:

$$S(v_i, v_j) = w_1 S_{motion}(v_i, v_j) + w_2 S_{track}(v_i, v_j) \quad (6)$$

其中, $S_{motion}(\cdot)$ 和 $S_{track}(\cdot)$ 分别表示运动相似性和轨迹相似性; w_1 和 w_2 是权重因子;

得到不同轨迹间的相似性后, 利用匈牙利算法关联形成候选目标轨迹, 由于虚警产生的检测点忽隐忽现导致关联后的轨迹并非直线, 因此对产生的轨迹进行直线拟合; 根据轨迹中符合所得直线方程的内点率以及候选目标轨迹与拟合得到的直线的匹配程度, 保留匹配度最好的直线方程的参数; 当轨迹长度超过 T_{length} 且内点率高于 T_{inner} 时, 则认为在该条轨迹上的运动目标是真正的运动目标;

至此获得了卫星图像中弱小运动目标, 将经过基于时空信息虚警滤除后的运动目标作为真正的运动目标, 将运动目标结果在图像中输出。

基于目标显著性的卫星图像对地面弱小运动目标检测方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种卫星图像对地面弱小运动目标检测方法,特别是涉及一种基于目标显著性的卫星图像对地面弱小运动目标检测方法。

背景技术

[0002] 卫星图像对地运动目标检测是计算机视觉领域中的重要研究课题。现有的卫星图像对地弱小运动目标检测算法检测率较低。文献“Vehicle Detection and Roadside Tree Shadow Removal in High Resolution Satellite Images,2010”公开了一种卫星图像对地面弱小运动目标检测方法。该方法利用卫星图像中车辆的几何特征,采用改进的尺度圆斑匹配算法,对卫星图像中的椭圆形运动车辆进行检测。对于道路中行使的车辆,高斯椭圆拉普拉斯滤波,使图像中道路方向与椭圆运动目标几何的方向一致,当滤波方程解析式达到局部极值,可得到图像中的候选运动目标。但是该方法检测结果好坏依赖于运动目标几何方向的特征,对于弱小的运动目标无法得到运动目标的几何方向,弱小运动目标检测率极低,虚警率较高。

发明内容

[0003] 为了克服现有方法对弱小运动目标检测率低的不足,本发明提供一种基于目标显著性的卫星图像对地面弱小运动目标检测方法。该方法首先对显著性图像进行背景建模,对灰度图像进行显著性分析,强化图像中的运动目标。通过对显著性图像进行高斯混合背景建模,解决了弱小运动目标检测难题,利用分级产生轨迹,利用轨迹信息滤除虚警,相对于背景技术方法,检测率提升了10%,虚警率降低了5%。

[0004] 本发明解决其技术问题所采用的技术方案是:一种基于目标显著性的卫星图像对地面弱小运动目标检测方法,其特点是包括以下步骤:

[0005] 步骤一、对于当前输入的图像计算显著性图像。记图像中某像素值为 I_k ,其中 k 表示图像中第 k 个像素。记 w 为以像素 I_k 为中心的滑动窗口。 $\|\cdot\|$ 表示像素间灰度距离矩阵, d_i 表示像素 k 到像素 i 的距离。则图像像素 I_k 的局部显著性值表示为

$$[0006] \quad Sal(I_k) = \sum_{\forall I_i \in W} f(d_i) \|I_k - I_i\| \quad (1)$$

[0007] 其中, $f(\cdot)$ 是关于 d_i 的线性递减函数。

[0008] 当某像素与其邻近像素灰度差越大,其为运动目标的可能性越大,因此随着距离的增加其显著性倍数越小。对于输入的灰度图像中通过式(1)得到每个像素 I_k 局部区域显著性,最终形成局部显著性图像。

[0009] 步骤二、对显著性图像利用自适应混合高斯背景建模获得输入图像的背景图,根据背景图像与输入的显著性图像做背景减法,得到候选运动目标集合。

[0010] 步骤三、对候选运动目标集合的虚警采用基于时空信息进行滤除,利用目标连续性信息抑制虚警。基于运动、轨迹和时空信息分层产生轨迹片段的关联。将轨迹关联分为初

级tracklets关联和高级tracklets关联。

[0011] 初级轨迹关联:假设第t帧存在m个目标,第t+1帧存在n个目标,t帧中的目标与第t+1中的目标是一对一的关系。将当前帧中的目标与下一帧每个目标之间的欧式距离作为输入矩阵,利用匈牙利算法计算第t帧与第t+1帧的目标关联信息。若 $m < n$,即第t+1帧中的运动目标较多,则将未关联上的运动目标做为新的运动目标。若 $m \geq n$,即第t帧中目标较多,则将目标保留两帧,然后根据后续的关联判断是否为虚警。

[0012] 高级tracklets关联:利用匈牙利算法从每帧提取的检测点,形成短轨迹集合。利用运动相似性约束、轨迹相似性约束和时空约束来保证长轨迹的准确度。

[0013] 运动相似性约束:线性函数 $f(x_i^m, \Delta t, v) = x_i^m + \Delta t v$ 表示目标的运动距离函数,表示 x_i^m 轨迹片段 v_i 中第m个位置的坐标, Δt 表示时间间隔, v 表示在这段时间间隔内速度常量。令 $t(x_i^m, x_i^n)$ 表示检测 x_i^m 与 x_i^n 之间的时间间隔。则时间上相邻的轨迹 v_i 和 v_j 分别分别向后和向前预测,为减少计算复杂度,只计算 τ 帧,则轨迹 $tracklet_{v_i}$ 和 $tracklet_{v_j}$ 之间的运动相似性为:

$$[0014] \quad \sum_{p=l_i-\tau}^{\tau} \sum_{n=1}^p \sum_{q=1}^{\tau} (\|dis_1(x_i^p, x_j^q, n)\|) + \sum_{p=1}^{\tau} \sum_{n=l_i-\tau}^{\tau} \sum_{q=l_i-\tau}^{l_j} (\|dis_2(x_i^p, x_j^q, l_j^q, n)\|) \quad (2)$$

[0015] 其中, dis_1 和 dis_2 分别为:

$$[0016] \quad dis_1(x_i^p, x_j^q, n) = x_j^q - f\left(x_i^p, t(x_i^p - x_j^q), \frac{x_i^n - x_i^1}{t(x_i^n - x_i^1)}\right) \quad (3)$$

$$[0017] \quad dis_2(x_i^q, x_j^p, l_j^l, n) = x_j^p - f\left(x_j^p, t(x_j^p - x_i^q), \frac{x_j^l - x_j^n}{t(x_j^l - x_j^n)}\right) \quad (4)$$

[0018] 轨迹相似性约束:在道路上运动的车辆,它的轨迹在较短的时间域内为一条直线。因此利用RANSAC算法根据短轨迹拟合一条直线。轨迹 v_i 上的点应该分布于轨迹 v_i 估计的直线 L_i 上或者在这条直线的附近。由虚警点关联得到的轨迹,则将该条轨迹抛弃。两条轨迹如果属于同一目标则两条轨迹 v_i 和 v_j 之间的轨迹相似性表示为

$$[0019] \quad S_i(v_i, v_j) = \max_{x_i^m \in v_i} dis(x_i^m, L_j) \quad (5)$$

[0020] 其中, $dis(x_i^m, L_j)$ 是轨迹j中点 x_j^m 与直线 L_i 直线的距离。

[0021] 时空约束:由于车辆在同一时间不能出现在两个不同的位置,因此同一帧中不同位置的运动目标必然不是同一目标。在道路上运动的车辆如果走出卫星拍摄的范围则它必然不能与当前视野中的目标进行关联,且轨迹片段 v_i 和 v_j 如果有重叠区域或者其中之一的关联轨迹已存在则其两个轨迹之间的关联为 $S(v_i, v_j) = 0$ 。

[0022] 根据三个约束条件,得到两个轨迹片段之间的相似性约束如下:

$$[0023] \quad S(v_i, v_j) = w_1 S_m(v_i, v_j) + w_2 S_t(v_i, v_j) \quad (6)$$

[0024] 其中, $S_m(\cdot)$ 和 $S_t(\cdot)$ 分别表示运动相似性和轨迹相似性。 w_1 和 w_2 是其权重因子。

[0025] 得到不同轨迹间的相似性后,利用匈牙利算法关联形成候选目标轨迹,由于虚警产生的检测点忽隐忽现导致关联后的轨迹并非直线,因此对产生的轨迹进行直线拟合。根据最好匹配程度,即轨迹中符合得到直线方程的内点率以及目标轨迹集与计算出模型的匹配程度,统计在直线上的点的个数,保留匹配度最好的直线方程的参数。当轨迹长度超过

T_{length} 且内点率高于 T_{inner} 时,则认为在该条轨迹上的运动目标是真正的目标。

[0026] 至此获得了卫星图像中弱小运动目标,将经过基于时空信息虚警滤除后的运动目标作为真正的运动目标,将目标结果在图像中输出。

[0027] 本发明的有益效果是:该方法首先对显著性图像进行背景建模,对灰度图像进行显著性分析,强化图像中的运动目标。通过对显著性图像进行高斯混合背景建模,解决了弱小运动目标检测难题,利用分级产生轨迹,利用轨迹信息滤除虚警,相对于背景技术方法,检测率提升了10%,虚警率降低了5%。

[0028] 下面结合具体实施方式对本发明作详细说明。

具体实施方式

[0029] 本发明基于目标显著性的卫星图像对地面弱小运动目标检测方法具体步骤如下:

[0030] (a) 显著性图像计算:对于当前输入的图像计算显著性图像。记图像中某像素值为 I_k ,其中 k 表示图像中第 k 个像素。记 w 为以像素 I_k 为中心的滑动窗口。 $\|\cdot\|$ 表示像素间灰度距离矩阵, d_i 表示像素 k 到像素 i 的距离。则图像像素 I_k 的局部显著性值表示为

$$[0031] \quad Sal(I_k) = \sum_{\forall I_i \in W} f(d_i) \|I_k - I_i\| \quad (1)$$

[0032] 其中, $f(\cdot)$ 是关于 d_i 的线性递减函数。

[0033] 输入一段卫星拍摄的图像序列,首先利用局部显著性对当前帧图像计算每个像素的局部显著性。为了保证计算效率和检测性能,本实例中取滑动窗口 w 的大小为3。

[0034] 当某像素与其邻近像素灰度差越大,其为运动目标的可能性越大,因此随着距离的增加其显著性倍数越小。对于输入的灰度图像中通过式(1)可以得到每个像素 I_k 局部区域显著性,最终形成局部显著性图像。

[0035] (b) 高斯混合背景建模:由于混合高斯背景建模对于复杂背景有较强的适应能力,故对显著性图像利用自适应混合高斯背景建模获得输入图像的背景图,根据背景图像与输入的显著性图像做背景减法,得到候选运动目标集合。

[0036] 考虑到计算复杂度和准确性,对于输入的局部显著性图像利用自适应混合高斯背景建模方法计算背景图像。在本实例中利用3个不同权重的高斯分布逼近每个像素点的背景分布。然后利用最开始的十帧连续图像计算初始的背景模型。对背景差获得的图像进行阈值化,阈值设为15。至此获得候选运动目标集合。

[0037] (c) 基于时空信息的虚警滤除:考虑到运动目标的外观特征不可用,故对候选运动目标集合的虚警采用基于时空信息进行滤除,利用目标连续性信息抑制虚警。基于运动、轨迹和时空信息分层产生轨迹片段的关联。将轨迹关联分为初级tracklets关联和高级tracklets关联。

[0038] 初级轨迹关联:假设第 t 帧存在 m 个目标,第 $t+1$ 帧存在 n 个目标, t 帧中的目标与第 $t+1$ 帧中的目标是一对一的关系。将当前帧中的目标与下一帧每个目标之间的欧式距离作为输入矩阵,利用匈牙利算法计算第 t 帧与第 $t+1$ 帧的目标关联信息。由于虚警的存在,上下两帧之间运动目标的数量可能不同。若 $m < n$,即第 $t+1$ 帧中的运动目标可能较多,则将未关联上的运动目标做为新的运动目标。若 $m \geq n$,即第 t 帧中目标较多,则将目标保留两帧,然后根据后续的关联判断是否为虚警。

[0039] 高级tracklets关联:利用匈牙利算法从每帧提取的检测点,形成短轨迹集合。利用运动相似性约束、轨迹相似性约束和时空约束来保证长轨迹的准确度。

[0040] 运动相似性约束:线性函数 $f(x_i^m, \Delta t, v) = x_i^m + \Delta t v$ 表示目标的运动距离函数,表示 x_i^m 轨迹片段 v_i 中第 m 个位置的坐标, Δt 表示时间间隔, v 表示在这段时间间隔内速度常量。令 $t(x_i^m, x_i^n)$ 表示检测 x_i^m 与 x_i^n 之间的时间间隔。则时间上相邻的轨迹 v_i 和 v_j 分别分别向后和向前预测,为减少计算复杂度,我们只计算 τ 帧,则轨迹tracklet v_i 和tracklet v_j 之间的运动相似性为:

$$[0041] \quad \sum_{p=l_i-\tau}^{\tau} \sum_{n=1}^p \sum_{q=1}^{\tau} (\|dis_1(x_i^p, x_j^q, n)\|) + \sum_{p=1}^{\tau} \sum_{n=l_i-\tau}^{l_i} \sum_{q=l_i-\tau}^{l_j} (\|dis_2(x_i^p, x_j^q, l_j^i, n)\|) \quad (2)$$

[0042] 其中, dis_1 和 dis_2 分别为:

$$[0043] \quad dis_1(x_i^p, x_j^q, n) = x_j^q - f\left(x_i^p, t(x_i^p - x_j^q), \frac{x_i^n - x_i^1}{t(x_i^n - x_i^1)}\right) \quad (3)$$

$$[0044] \quad dis_2(x_i^q, x_j^p, l_j^i, n) = x_j^p - f\left(x_i^q, t(x_i^q - x_j^p), \frac{x_j^l - x_j^n}{t(x_j^l - x_j^n)}\right) \quad (4)$$

[0045] 轨迹相似性约束:在道路上运动的车辆,它的轨迹在较短的时间域内为一条直线。因此利用RANSAC算法根据短轨迹拟合一条直线。轨迹 v_i 上的点应该分布于轨迹 v_i 估计的直线 L_i 上或者在这条直线的附近。由虚警点关联得到的轨迹,则将该条轨迹抛弃。两条轨迹如果属于同一目标则两条轨迹 v_i 和 v_j 之间的轨迹相似性可以表示为

$$[0046] \quad S_i(v_i, v_j) = \max_{x_i^m \in v_i} dis(x_i^m, L_j) \quad (5)$$

[0047] 其中, $dis(x_i^m, L_j)$ 是轨迹 j 中点 x_i^m 与直线 L_i 直线的距离。

[0048] 时空约束:由于车辆在同一时间不能出现在两个不同的位置,因此同一帧中不同位置的运动目标必然不是同一目标。在道路上运动的车辆如果走出卫星拍摄的范围则它必然不能与当前视野中的目标进行关联,且如果轨迹片段 v_i 和 v_j 如果有重叠区域或者其中之一关联的轨迹已存在则其两个轨迹之间的关联为 $S(v_i, v_j) = 0$ 。

[0049] 根据三个约束条件,可以得到两个轨迹片段之间的相似性约束如下:

$$[0050] \quad S(v_i, v_j) = w_1 S_m(v_i, v_j) + w_2 S_t(v_i, v_j) \quad (6)$$

[0051] 其中, $S_m(\cdot)$ 和 $S_t(\cdot)$ 分别表示运动相似性和轨迹相似性。 w_1 和 w_2 是其权重因子。

[0052] 得到不同轨迹间的相似性后,利用匈牙利算法关联形成候选目标轨迹,由于虚警产生的检测点忽隐忽现导致关联后的轨迹并非直线,因此对产生的轨迹进行直线拟合。根据最好匹配程度,即轨迹中符合得到直线方程的内点率以及目标轨迹集与计算出模型的匹配程度,统计在直线上的点的个数,保留匹配度最好的直线方程的参数。本发明中,当轨迹长度超过 T_{length} 且内点率高于 T_{inner} 时,则认为在该条轨迹上的运动目标是真正的目标。

[0053] 对候选运动目标,使用分层轨迹关联,高级轨迹关联的运动相似性约束,为减少计算复杂度,选取 $\tau = 5$ 帧。运动相似性和轨迹相似性权重 w_1 和 w_2 分别为0.8和0.2。根据获得的轨迹拟合直线,当轨迹长度 T_{length} 大于等于10,且拟合直线内点率 T_{inner} 高于0.6时,则认为该条轨迹上的检测点为实际目标检测点,在图像中输出检测到的弱小运动目标点。

[0054] 至此获得了卫星图像中弱小运动目标,将经过基于时空信息虚警滤除后的运动目标作为真正的运动目标,将目标结果在图像中输出。