

改进ViBe的井下视频图像检测算法

郭锋锋

(宿州职业技术学院,安徽 宿州 234101)

摘要:针对矿井下视频图像检测问题,提出一种改进ViBe的矸石检测算法。首先,划定ROI区域并进行图像转换和图像平滑,降低计算量及环境噪声影响。然后从改进背景建模初始化方法和自适应阈值2个方面解决原始ViBe算法存在的“鬼影”问题和背景扰动导致的检测效果欠佳问题。最后,计算检测到矸石的相对面积并与警戒值比较,判断画面中是否存在大块矸石。实验证明,所提出的算法能够满足实时性,同时准确检测视频图像中出现的大块矸石,识别率达96.06%。

关键词:图像处理;目标检测;ViBe算法;矸石检测

中图分类号:TD528.1;TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-1891(2020)02-0073-04

Improved ViBe Detection Algorithm for Video Image in Underground Coal Mine

GUO Fengfeng

(Suzhou Vocational Technical College, Suzhou, Anhui 234101, China)

Abstract: To solve the problem of video image detection in underground coal mine, an improved ViBe algorithm is proposed. First, to reduce the impact of calculation and environmental noise, we delineate the ROI area and perform image conversion and image smoothing. Second, the “ghosting” problem of the original ViBe algorithm and poor detection effect caused by background disturbance can be solved by improving the background modeling initialization method and adaptive threshold. Finally, the relative area of gangue is calculated and compared with the alert value to determine whether there is a large gangue in the picture. The experiment proves that the algorithm proposed in this paper can meet the real-time performance and accurately detect the large gangue appearing in the video image, and the algorithm recognition rate can reach 96.06%.

Keywords: image processing; object detection; ViBe algorithm; gangue detection

0 引言

矿井下煤炭运输趋向高速化、皮带化,带式输送机已成为各个煤矿运煤的主要工具^[1]。然而在煤炭运输过程中,尤其是皮带间的落煤口处,大块矸石堆积极易造成堆煤现象。目前,针对矿井下异常检测方法主要有人工检测、传感器检测^[2]以及视频图像分析^[3-5]检测。人工检测往往一个人同时要兼顾多条皮带,费时费力,容易产生疏忽。传感器检测易受矿井下潮湿复杂的环境影响,抗干扰能力差,其灵敏度、耐久度、可靠性都不理想。视频图像分析检测一般借助计算机强大的计算能力,利用图像处理技术对视频画面进行抽取和分析,为监控者提供有帮助的关键信息,该方法易于实现,检测效果好,近年来迅速发展并得到广泛应用。

在运动的皮带上,煤流可近似为背景,而矸石灰度值明显高于末煤,因此带式输送机矸石检测可认为是复杂背景下的运动目标检测^[6]问题。主流运动目标检测算法有帧间差分法^[7]、光流法^[8]和背景减除法^[9]。帧间差分法原理简单,运算速度快,但检测的目标区域不完整,易出现空洞或漏检的现象;光流法检测精度高,但容易受到背景噪声干扰,且难以保证实时性;背景减除法提取的运动目标轮廓完整,信息丰富,能够满足实时性要求,适合应用在矿井下的视频监控中。背景的背景建模和更新^[10]一直是背景减除法的重点和难点。常见的背景建模方法有GMM^[11]、CodeBook^[12]、SOBS^[13]和ViBe^[14],其中ViBe算法具有简单、易实现、检测效果好等特点,在众多算法中脱颖而出,近年来被广泛应用在运动目标检测领域^[15-16]。

收稿日期:2020-02-04

基金项目:安徽省教育厅高等学校自然科学重点项目(KJ2019A1060)。

作者简介:郭锋锋(1986—),女,安徽宿州人,讲师,硕士,研究方向:大数据处理、软件工程、计算机网络和像处理。

针对矿井下视频图像中的矸石检测,传统 ViBe 算法存在局限性,背景初始化时可能会误将矸石目标当作背景,从而产生“鬼影”。此外,矿井下环境复杂,噪声干扰、背景扰动等现象时有发生,这使得算法检测效果大打折扣。

为解决以上问题,提出改进 ViBe 的矸石检测算法。利用选择平均背景法获得纯净的初始化背景样本,从而消除“鬼影”;根据背景动态复杂程度,自适应的改变匹配阈值,提高动态背景中检测准确性;最后求取前景目标的相对面积进行矸石判断。

1 算法描述

1.1 预处理

对视频图像每一帧直接进行处理,一些无关的画面会影响检测的准确性,同时也会增加额外处理时间,因此,要在原画面上对检测区域进行划定和提取。对原视频画面中的长和宽按一定比例截取一个固定大小的矩形区域,作为感兴趣区域(ROI),仅对该区域进行检测,其范围刚好覆盖落煤口。示意图如图1所示。

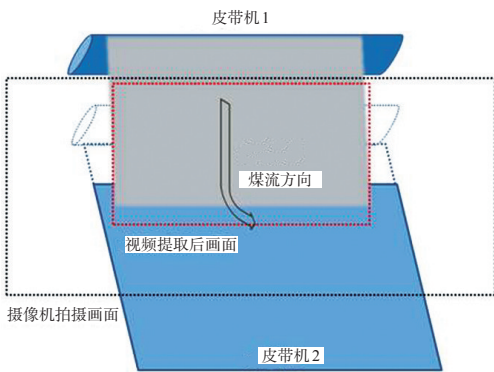


图1 ROI区域示意图

在井下矸石目标检测过程中,图像彩色信息相对次要,采用加权平均法^[17]将RGB图像转换成灰度图,RGB三个颜色分量的值分别记为 $R(x,y)$ 、 $G(x,y)$ 、 $B(x,y)$,像素灰度值为 $g(x,y)$,则:

$$g(x,y)=0.299 \times R(x,y)+0.587 \times G(x,y)+0.114 \times B(x,y) \quad (1)$$

最后,采用高斯滤波^[18]抑制图像中的噪声。

1.2 改进 ViBe 的矸石检测算法

1.2.1 背景模型初始化

获取真实的背景模型是消除鬼影的关键。ViBe算法用第一帧来初始化背景模型,然而在煤矿井下皮带视频监控中,获取的第一帧图像很可能存在矸石,这会导致在背景样本初始化时错误地把矸石初始化为背景。为了解决该问题,本文提出选择平均背景法来获得较为可靠的背景模型,从而消除

鬼影。

选取符合要求的前帧图像,并把帧图像的均值作为新的背景,表示为式(2):

$$\overline{B}_n = \frac{1}{k}(f'_n + f'_{n+1} + \dots + f'_{n+k-1}) \quad (2)$$

其中, \overline{B}_n 表示第 n 帧用于初始化的背景帧, $f'_n, f'_{n+1}, \dots, f'_{n+k-1}$ 表示被选中的 k 帧图像。选择 k 帧图像的原则是让背景帧中尽可能不出现大块矸石,这样取平均得到背景帧才更接近真实背景。通过二值化近似的方法来粗略判断当前帧中是否存在大块矸石,具体方法为:设置差分图像二值化阈值 T'_g ,将每个像素点 $f_n(x,y)$ 带入公式(3),求得二值图像 $F_n(x,y)$,

$$F_n(x,y) = \begin{cases} 255, & f_n(x,y) \geq T'_g \\ 0, & f_n(x,y) < T'_g \end{cases} \quad (3)$$

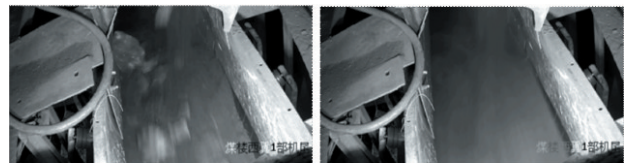
统计 $F_n(x,y)$ 中矸石像素点数占比 p ,

$$p = \frac{\sum F_n(x,y)}{il \times iw \times 255} \quad (4)$$

式中, il 、 iw 分别表示 ROI 区域的长和宽。矸石和皮带的灰度值要远大于煤流,因此若 p 较小,则当前帧画面为煤流; p 较大,则当前帧画面可能是空皮带或者煤流中存在大块矸石,设置选择系数 η 来判断当前帧是否被选择,

$$\begin{cases} p > \eta & \text{当前帧不被选择} \\ p \leq \eta & \text{当前帧被选择} \end{cases} \quad (5)$$

对 k 帧被选中的背景帧求平均作为最终背景 \overline{B}_n 。图2a为原始背景图,图2b为采用选择平均背景法得到的背景。可以看出,原始背景图中存在矸石,在背景模型初始化的时会被误判为背景,从而产生“鬼影”,影响检测效果,而本文提出的改进算法能够获得较为纯净的背景帧。



a. 原始背景图 b. 选择性平均背景图

图2 初始化背景对比图

在所得到的背景模型中,为每一个像素点 (x,y) 建立一个由 N 个样本组成的背景模型 $B(x,y)$,表示为:

$$B(x,y) = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_N\} \quad (6)$$

其中,第 i 个背景采样像素值为 v_i ,采用随机概率策略从 (x,y) 的 8 邻域中选取得到。

1.2.2 自适应匹配阈值的前景目标检测

ViBe算法进行前景目标检测,首先要计算当前

像素点 (x,y) 与背景模型中各样本之间的欧式距离 d_i ,其组成的样本集表示为 $D(x,y)$:

$$D(x,y) = \{d_1, d_2, d_3, \dots, d_N\} \quad (7)$$

然后设置匹配阈值 R ,统计 $D(x,y)$ 中样本距离小于 R 的点的个数,如果个数大于阈值 T ,则认为当前点 (x,y) 为背景点,否则为前景点,表示为:

$$(x,y) = \begin{cases} \text{前景点}, & \sum_{i=1}^N u_i \leq T \\ \text{背景点}, & \sum_{i=1}^N u_i > T \end{cases} \quad (8)$$

其中, $u_i = \begin{cases} 1, & d_i < R \\ 0, & d_i \geq R \end{cases}$ 。式(8)中,匹配阈值 R 是固定的,

这种方法适用于静态背景,对于运动皮带上的矸石检测,背景存在扰动,此时应根据背景动态复杂程度自适应的修改匹配阈值 R ,从而使煤流不会被误检为前景目标。本文提出自适应匹配阈值法,具体方法为:

每个像素点到背景样本集的最小距离 $\min D(x,y)$,统计 k 个点并将其组成一个新的集合 $MD(x,y)$:

$$MD(x,y) = \{\min D_1(x,y), \min D_2(x,y), \dots, \min D_k(x,y)\} \quad (9)$$

计算 $MD(x,y)$ 的离散系数来描述背景的动态程度。离散系数是衡量观测值离散程度的一个归一化度量,定义为:

$$c_v(x,y) = \frac{\sigma(x,y)}{\mu(x,y)} \quad (10)$$

其中, $\mu(x,y)$ 和 $\sigma(x,y)$ 分别是标准差和平均值。具体表示为:

$$\mu(x,y) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \min D_i(x,y) \quad (11)$$

$$\sigma(x,y) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (\min D_i(x,y) - \mu(x,y))^2} \quad (12)$$

静态背景中,离散系数 $c_v(x,y)$ 趋于0;动态背景中, $c_v(x,y)$ 是变化的。当 $c_v(x,y)$ 较大时,表明当前背景的动态程度高,应该适当增大阈值 R ,当 $c_v(x,y)$ 较小时,表明当前背景的动态程度低,需要适当减小匹配阈值 R 。自适应匹配阈值计算公式如式(13),

$$R(x,y) = \begin{cases} R \times (1 + \omega_{inc}), & c_v(x,y) > \delta \\ R \times (1 - \omega_{dec}), & c_v(x,y) \leq \delta \end{cases} \quad (13)$$

式(13)中, ω_{inc} 是自增参数, ω_{dec} 是自减参数, δ 是判定因子。

图3a、3b、3c分别为原图、固定匹配阈值效果图和自适应匹配阈值效果图。观察图中目标边缘及红色方框内容,可以看出原始ViBe算法受到背景干扰,将运动煤流错误判断为前景目标,而本文提出

的自适应匹配阈值检测算法一定程度上降低煤流影响,获得较好的检测结果。

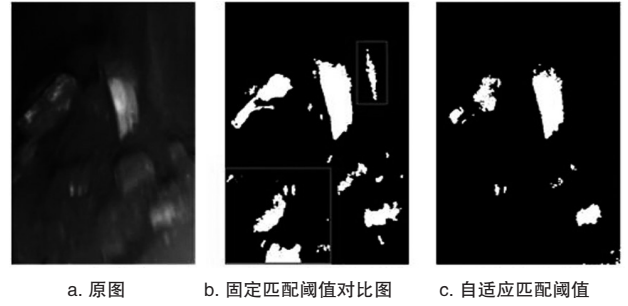


图3 不同匹配阈值对比图

1.2.3 背景更新

如果当前像素为背景像素,则有 $1/\varphi$ 的概率更新背景模型,同时也有 $1/\varphi$ 的概率更新该像素邻域的某一像素。

1.3 矸石判断

对检测到的矸石面积进行估算,判断是否达到警戒值。通常,求取面积首先要计算闭合区域,但输送机煤流背景复杂,闭合区域的计算容易出现较大误差。因此,本文提出利用相对面积估算矸石面积的方法,具体为式(14)~(16)。

遍历前景图像 $F_n(x,y)$ 所有像素,计算二值图像中矸石像素数 n_g :

$$n_g = \frac{\sum F_n(x,y)}{255} \quad (14)$$

定义相对面积 s_g 为矸石像素数与ROI区域总像素数比值,即:

$$s_g = \frac{n_g}{il \times iw} \quad (15)$$

设置矸石判别阈值 T_g ,比较相对面积与判别阈值的大小,输出判断结果:

$$\begin{cases} \text{画面正常} & s_g < T_g \\ \text{存在矸石} & s_g \geq T_g \end{cases} \quad (16)$$

2 对比实验

本实验基于VS2013平台,结合OpenCV计算机视觉库,采用C++语言进行编译。实验环境为Windows10 x64系统,计算机配置为Intel(R)Core i5-8400,主频:2.8 GHz,内存:16 GB。实验视频来自平煤十一矿主运1部皮带,视频尺寸为1280×720,帧率25帧/s。参数取值与文献[14]一致,新增参数取值如表1所示。

表1 实验参数

参数	T_g'	k	η	K	ω_{inc}	ω_{dec}	δ	T_g
值	50	30	0.1	20	0.5	0.5	0.3	0.2

实验结果如图4,从上至下分别是原图、原始ViBe算法结果图、本文改进算法结果图,4组图分别来自第11、16、52和76帧。ViBe算法背景初始化时,将前景目标中的矸石当成了背景,严重影响了检测结果。图4a组图中,画面中的矸石与背景帧中的矸石重叠,导致原始ViBe算法误把矸石当作背景,检测画面中出现空洞,目标不完整;图4b、4c、4d组图中,ViBe算法检测结果左侧中部均存在鬼影,画面中出现多个目标,影响矸石判断。而本文提出的改进算法在背景初始化时使用了选择平均法,有效消除了鬼影。此外,从图中边缘细节可以看出,本文采用的自适应匹配阈值方法在动态背景下取得了良好的效果,相对于原始ViBe算法,误检率大大降低。

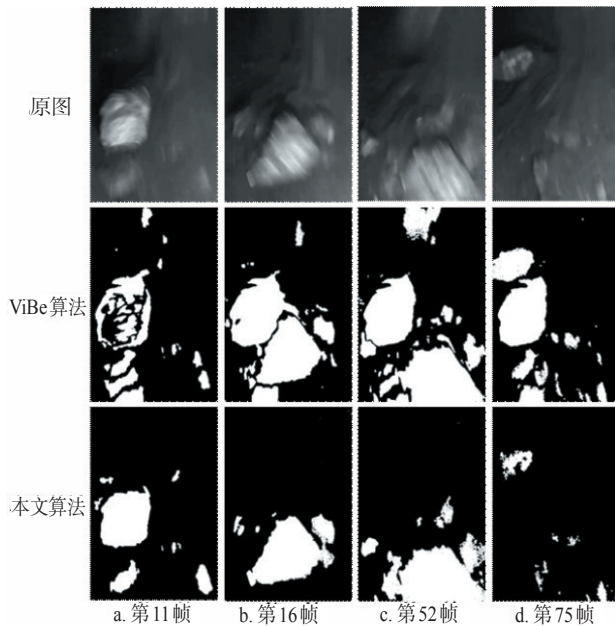


图4 实验结果图

对比原始ViBe和本文改进算法在处理时间上的差别,随机选取连续200帧视频画面,计算从预处理到输出判断结果所用时间,结果如表2所示。

表2 运行时间对比 ms

所用时间	ViBe算法	本文算法
最短处理时间	11	12
最长处理时间	16	19
平均处理时间	13.6	15.3

从表2中可以看出,本文改进算法相对原始

ViBe算法每帧平均处理耗时仅相差1.7ms,几乎可以忽略。以25帧/s的视频速率来看,本文改进算法完全能够胜任实时性的要求。

在实际生产过程中,通过人工计数和自动检测对比的形式进一步验证矸石判断的准确性,定义识别率和误检率作为评判参数,表示为式(17)和(18):

$$\text{识别率}(\%) = \frac{\text{正确识别次数}}{\text{视频中异物出现总次数}} \times 100\% \quad (17)$$

$$\text{误检率}(\%) = \frac{\text{错误识别次数}}{\text{视频中异物出现总次数}} \times 100\% \quad (18)$$

为了便于统计和对比,规定同一块矸石在视频多帧中出现,仅记1次。检测结果如表3所示。

表3 矸石检测结果

项目	值
视频总时长/s	11 322
人工计数总矸石数	178
自动检测总个数	182
自动检测正确个数	171
自动检测错误个数	11
自动检测漏检个数	7
识别率/%	96.06
误检率/%	6.18

分析表3可知,视频中共出现矸石178块,本文算法正确检测到171块,有7块未能成功识别,识别率达96.06%;有11块识别错误,误检率为6.18%。实验结果显示,虽然存在部分误检、漏检现象,总体而言,改进ViBe的矿井下矸石检测算法多数情况下能够识别皮带上大块矸石。

3 结语

提出一种改进ViBe的检测算法,用于解决矿井视频图像中矸石识别问题。采用选择平均背景法获得纯净背景进行初始化,根据背景的动态程度自适应匹配阈值,对检测到的前景目标,求取相对面积进行矸石判断。实验结果表明,本文算法检测到的前景目标轮廓清晰完整,有效消除“鬼影”现象,降低环境噪声和背景扰动的影响,能够准确识别矸石目标。

参考文献:

[1] 秦容军.我国煤炭开采现状及政策研究[J].煤炭经济研究,2019,39(1):57-61.
 [2] LI M, LIU Y. Underground coal mine monitoring with wireless sensor networks[J]. ACM Transactions on Sensor Networks (TOSN), 2009, 5(2): 10.
 [3] 田将杉.煤矿视频监控系统的现状与发展趋势[J].机械管理开发, 2017, 32(9): 130-131.

的得奖率达到了48.3%,而普通班只有32.4%;我校毕业生毕业设计选题通过学生自主选题或自主命题2种方式确定,教改班硬件类选题占30.3%,普通班占15.6%,硬件类选题比例增加说明有更多的学生对计算机硬件感兴趣并有意向从事硬件相关工作。

4 结语

随着计算机技术的发展,计算机系统分析及设计能力已经是衡量人才能力的重要依据。基于OBE理念,根据应用型本科“应用型”的特点及当前

计算机发展需求,培养具有计算机硬件系统的分析、设计、调优、测试、纠错等能力的人才,是课程群建设的主要目标。而这些能力的培养不仅需要合理的课程及内容体系,还需要拥有具有代表性的工程项目、工程能力强的师资团队和完整的学习资源作为支撑,从而实现硬件系统能力的构建和工程实施能力的培养。此课程群建设为应用型本科硬件教学提供了明确的培养目标和实现方法,从“教改班”的实验效果来看,有效地提高了计算机硬件的教学效果。

参考文献:

- [1] 雷艳静,钱丽萍,秦娥,等.OBE理念下计算机硬件课程群建设研究与实践[J].计算机教育,2016(4):88-68.
- [2] 沈澍,吕彩霞,徐欣迪.基于OBE的计算机硬件人才递进式培养模式研究[J].计算机时代,2019(10):70-73.
- [3] 赖晓铮,毕盛.面向系统能力培养的计算机硬件课程实验教学改革[J].计算机教育,2018(2):161-165.
- [4] 陈智勇.计算机科学与技术专业学生系统能力培养的改革与实践[J].计算机教育,2019(3):58-61.
- [5] 杨欣宇,李诚,陈长春.计算机专业硬件课程整合与课程群建设[J].高师理科学刊,2017,37(4):90-93.
- [6] 谢爱娟,陶宇炜,罗士平,等.基于CDIO理念下的高校实践教学体系的构建[J].常州大学学报,2015(3):118-121.

(责任编辑:蒋召雪)

(上接第76页)

- [4] 袁姮,王志宏,姜文涛.熵能量堆煤图像的定位与识别[J].中国图象图形学报,2015,20(8):1062-1069.
- [5] 孟凡芹,王耀才.煤矿井下带式输送机煤流图像识别方法的研究[J].煤炭学报,2003(1):91-95.
- [6] 王殿伟,杨旭,韩鹏飞,等.复杂背景下全景视频运动小目标检测算法[J/OL].控制与决策,2019(6):1-7[2020-01-13].https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686.DOI:10.13195/j.kzyjc.2019.0686.
- [7] CHENG Y H, WANG J. A motion image detection method based on the inter-frame difference method[J].Applied Mechanics and Materials,2014,490:1283-1286.
- [8] ASLANI S, MAHDAVI-NASAB H. Optical flow based moving object detection and tracking for traffic surveillance[J]. International Journal of Electrical, Computer, Energetic, Electronic and Communication Engineering,2013,7(9):1252-1256.
- [9] PICCARDI M. Background subtraction techniques: a review[C]//2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (IEEE Cat. No. 04CH37583). IEEE, 2004,4:3099-3104.
- [10] 汪舟,何军,胡昭华.适用于高清监控视频的多ROI背景建模方法[J].小型微型计算机系统,2018,39(6):1190-1194.
- [11] ZHOU D, ZHANG H. Modified GMM background modeling and optical flow for detection of moving objects[C]//2005 IEEE international conference on systems, man and cybernetics. IEEE, 2005,3:2224-2229.
- [12] 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.
- [13] MADDALENA L, PETROSINO A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications [J].IEEE Transactions on Image Processing,2008,17(7):1168-1177.
- [14] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences[C]//2009 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing. IEEE, 2009:945-948.
- [15] 郭迎春,杨飞飞,师硕.基于自适应的ViBe运动目标检测方法[J].控制工程,2019,26(9):1703-1711.
- [16] 王彤,王巍,崔益豪,等.基于CLD的ViBe算法改进[J/OL].计算机应用:1-10[2020-01-13].http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1307.TP.20190919.1421.030.html.
- [17] YUSTE S B. Weighted average finite difference methods for fractional diffusion equations[J].Journal of Computational Physics, 2006,216(1):264-274.
- [18] MASRELIEZ C. Approximate non-Gaussian filtering with linear state and observation relations[J].IEEE Transactions on Automatic Control,1975,20(1):107-110.

(责任编辑:蒋召雪)