

DOI:10.16136/j.joel.2022.04.0504

基于自适应高斯混合模型的铁轨异物入侵检测研究

侯 涛*, 宝才文, 陈燕楠

(兰州交通大学 自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要:针对复杂铁路环境下异物入侵动态检测抗扰能力弱和快速性差等问题,本文提出了一种基于自适应高斯混合模型(adaptive Gaussian mixture model, AGMM)的铁轨异物入侵检测方法。通过分析铁路场景发生复合抖动时存在随机性的特点,首先对输入的铁路视频进行抖动检测,然后引入仿射变换与中值滤波,对视频序列中存在抖动的图像进行处理。再采用逐帧迭代填充的方法,对去抖后图像出现的黑边进行填充,得到无抖动和无黑边的铁路视频帧。最后,在现有高斯混合模型的基础上,设计了自适应选择高斯分布个数和学习率,利用改进后的高斯混合模型实现复杂铁路视频的背景建模,并由此提高前景目标的检测速度。实验结果表明,本文方法在铁路视频存在抖动的情形下,轨道异物入侵目标检测的精度是原有的 2.6 倍,检测速度是 2.8 倍,能提高目标检测的抗干扰性和快速性。

关键词:异物检测; 图像去抖; 仿射变换; 中值滤波; 高斯混合模型

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)04-0403-11

Research on detection of foreign object intrusion in railroad tracks based on AGMM

HOU Tao*, BAO Caiwen, CHEN Yannan

(School of Automation & Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou, Gansu 730070, China)

Abstract: Aiming at the problems of weak anti-interference ability and poor speed of dynamic foreign object detection in complex railway environment, a rail foreign object intrusion detection method based on an adaptive Gaussian mixture model (AGMM) is put forward in this paper. By analyzing the characteristics of randomness when compound jitter occurs in railway scenes, Firstly, jitter detection on the input railway video is performed, and then affine transformation and median filtering are introduced to process the jittery images in the video sequence. Secondly, the method of iterative filling frame by frame is used to fill the black edges of the image after debounce to obtain a railway video frame without jitter and without black edges. Finally, on the basis of the existing Gaussian mixture model, an adaptive selection of the number of Gaussian distributions and learning rate is designed, and the improved Gaussian mixture model is used to realize the background modeling of complex railway videos, and thereby improve the detection speed of foreground objects. The experimental results show that in the case of jitter in the railway video, the accuracy rate of the track foreign body intrusion target detection is 2.6 times, and the detection speed is 2.8 times that of the original algorithm, which can improve the anti-interference and rapidity of target detection.

Key words: foreign object detection; image debounce; affine transformation; median filter; Gaussian mixture model

* E-mail: ht_houtao@163.com

收稿日期: 2021-07-21 修订日期: 2021-08-27

基金项目: 兰州交通大学“百名青年优秀人才培养计划”和甘肃省高等学校科研项目(2017A-026)资助项目

1 引 言

截至 2019 年底,全球铁路总里程数达 133 万公里,带来出行方便的同时,防灾问题又成为了人们关注的热点。列车的安全运行受到了异物入侵的影响,部分入侵还造成了铁路重大事故。2019 年 4 月 11 日,京广高铁上一颗倒下的树侵入铁路,导致 G580 火车被迫停车,随后的 28 趟火车被推迟造成晚点。2020 年 3 月 5 日,法国东部城市斯特拉斯堡开往巴黎的高速 TGV 列车,由于路途中某段山体滑坡导致头车脱轨,多人受伤。由于不规则性的异物入侵导致快速准确的检测变得至关重要。

目前轨道异物检测方法分为接触式和非接触式 2 种^[1]。接触式异物检测采用防护网,只有当异物接触并产生形变才能检测到。非接触式异物检测包括激光、图像处理、红外等方法,其中应用最多的是图像处理。目前已经有不少研究成果,MUKOJIMA 等^[2]提出了用参考列车的前视摄像机拍摄的图像与此时输入的差异来检测异物入侵。徐岩等^[3]针对在铁路环境中,因环境差,导致识别率低的问题,设计了一种基于改进更快地 R-CNN(faster region-based convolutional neural network, Faster R-CNN)网络模型的铁路异物检测算法。XUNGU 等^[4]开发了一个用智能小车和铁路勘测检查设备结合在一起的测试平台,让搭载设备的小车行驶在距离列车前方 2 km 处,在行驶的过程中,检查轨道是否存在异物入侵,来降低列车的运行事故。何文玉等^[5]在深度学习 YOLOV3 网络模型的基础上,结合入侵区域的划分,解决了轨道异物检测存在快速性差和检测精度低等问题。宁正等^[6]针对铁路环境中异物入侵目标检测不全的问题,将高斯混合模型与小波变换结合,以此来解决异物入侵目标检测不完整的问题。王东方等^[7]针对现有的高斯混合模型在对异物入侵检测的初始阶段出现因环境因素导致的大量误检问题,设计了一种多帧平均代替单帧的初始化背景策略,同时记录并比较当前帧与前一帧前景像素点的差值来判断,当前帧的前景像素点是否可以作为真正的前景。陈根重^[8]针对因大风或者火车在旁边行驶过程中,拍摄的视频图像存在抖动,进而影响目标前景检测精度低的问题,设计了利用钢轨特征自动匹配的去抖算法,以此来解决铁路场景下异物检测精度低的问题。郭保青等^[9]针对铁路场景中,发生在垂直方向的抖动图像,提出了一种 1 维灰度投影结合高斯滤波的去抖算法。李劲菊等^[10]针对摄像头的转动,引起像素误检问

题,提出了基于仿射运动模型和双向差分相乘法,提高了目标检测的精度。

上述研究在运动目标检测方面取得了较多的成果,但是在视频存在抖动时,未先对输入视频进行抖动检测,且在抖动处理完成后未对视频出现的黑边现象进行处理。现有的高斯混合模型在动态目标检测^[11]中,由于固定的高斯分布个数和学习率,导致存在快速性差的问题。

本文针对以上问题,提出了基于自适应高斯混合模型(adaptive Gaussian mixture model, AGMM)的铁轨异物入侵检测方法,该方法在图像抖动检测、图像去抖动和图像边缘填充的基础上,实现铁轨异物入侵的检测。

2 图像的抖动检测与去抖动处理

2.1 图像抖动检测

铁路沿线关键区域的摄像机,一般都安装在铁路沿线,易受大风天气或列车行驶引起的振动等外在因素的影响,拍摄的视频可能发生复合抖动,且抖动的发生没有规律性。抖动会使得前后帧错位,致使在目标前景检测中将部分背景当作目标异物检测出来,因此需要去抖。去抖时,如果涉及全部图像,既加大工作任务,又增加处理时间。因此,要进行抖动检测。抖动检测的目的确定某帧是否有抖动,进而对此视频是否去抖做判断。

对于 t_0 和 t 时刻拍摄的相邻两帧图像 f_0 和 f ,引入 f_0 相对于 f 的水平位移 Δ_x 、垂直位移 Δ_y 和旋转角度 Δ_θ 作为两帧间的运动参数。采用 M. V. Srinivasan 提出的图像插补算法^[12]求出三个运动参数。通过阈值函数进行抖动判断,其函数表达式为:

$$dd = \begin{cases} 1, \Delta_x > K_1 \text{ or } \Delta_y > K_1 \text{ or } \Delta_\theta > K_2 \\ 0, \text{other} \end{cases} \quad (1)$$

当运动参数 Δ_x 或 Δ_y 超过给定值 K_1 或者运动参数 Δ_θ 超过给定值 K_2 ,则认为相邻两帧图像间存在抖动,需要进行去抖处理。

2.2 图像去抖

图像抖动会使得图像后续帧与先前帧错位,导致先前帧的背景与后续帧的背景发生改变,进而影响目标检测的结果,因此图像去抖是后续目标检测精度提高的前提。

由于铁路监控摄像头采用定点安装,其背景变化在一定范围内。因此采用固定参考帧补偿方法,其原理示意图如图 1 所示。以视频的某一帧做为参考帧,目的是把所有视频帧的视角,都与所选帧的视角调整一致。方法操作简单,没有累积误差,该方法能够达到较好的稳像效果。

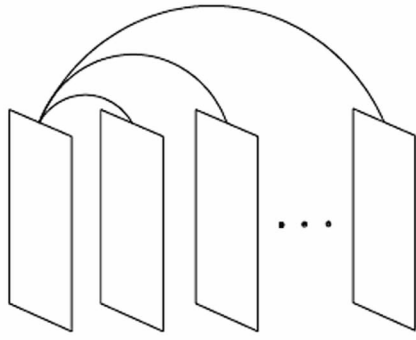


图1 固定参考帧原理示意图

Fig. 1 Schematic diagram of fixed reference frame principle

图像去抖动主要分为以下几个步骤,其框图如图2所示。先对输入抖动图像运动估计,获取全局运动参数,然后采用双线性插值算法进行图像补偿,最后进行图像黑边填充,得到去抖后的图像。

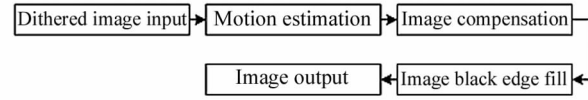


图2 图像去抖动框图

Fig. 2 Image debounce block diagram

2.2.1 运动估计

运动估计中包含角点^[15]的提取、角点的匹配以及求出全局运动参数。角点提取采用基于灰度的角点提取方法。角点匹配首先检测出每帧图像中的特征角点,然后利用其定义找到与其对应的特征角点。

图像的角点提取和匹配如图3所示。图3为存在抖动的视频序列2中第1帧(参考帧)和第50帧的特征角点提取和匹配结果。

采用仿射变换模型^[13]计算全局运动参数,仿射变换矩阵表示为:

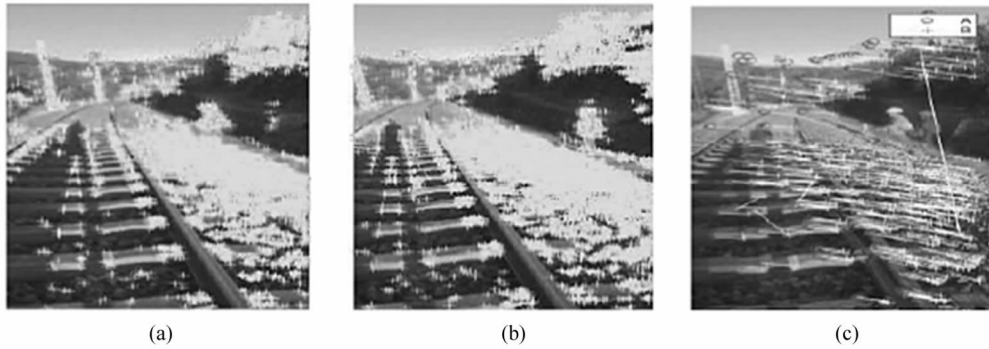


图3 图像的角点提取和匹配:(a) 第1帧图像的角点提取;
(b) 第50帧图像的角点提取;(c) 第50帧图像的角点匹配结果

Fig. 3 Image corner extraction and matching: (a) Corner extraction of the first frame image;
(b) Corner extraction of the 50th frame image; (c) The corner matching result of the 50th frame image

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} s_x \cos \theta & -s_y \sin \theta & m_2 \\ s_y \sin \theta & s_x \cos \theta & m_5 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

式中, s_x 是 x 轴方向的缩放因子, s_y 是 y 轴方向上的缩放因子, m_2 和 m_5 表示两幅图的平移量, θ 为旋转角度。

假设当前帧的坐标点为 $(\hat{x}, \hat{y})$, 参考帧的坐标点为 (x, y) , 可知对应坐标变换的关系为:

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_x \cos \theta & -s_y \sin \theta & m_2 \\ s_y \sin \theta & s_x \cos \theta & m_5 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (3)$$

仿射变换模型公式可以简化为:

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} m_2 \\ m_5 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

参数仿射变换矩阵:

$$\mathbf{M}^T = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中, m_0, m_1, m_3, m_4 表示尺度和旋转量。

本文针对复合抖动, 由于矩阵 $\mathbf{M}^T$ 一般都用在平移运动中, 对于描述帧间旋转角度变化存在误差。因此改变为相似变换模型, 这种模型可以很好的表示旋转运动, 仿射变换模型表示为:

$$\begin{bmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{bmatrix} = z \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} dx \\ dy \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中, z 为帧间缩放系数, 水平方向的位移用 dx 表示, 垂直方向的位移用 dy 表示, θ 为帧间旋转角度。对比式(4)和式(6)可知:

$$dx = m_2, \quad (7)$$

$$dy = m_3, \quad (8)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{m_3}{m_4}\right) = \arctan\left(-\frac{m_1}{m_0}\right). \quad (9)$$

在复合运动中, 帧间缩放系数 z , 不受平移和旋转量的影响, 其只与任意图像间的距离有关, 且成反比关系。假设新的特征点集 s 共有 K 对特征点对, 则可以求出参考帧和当前帧中特征点的质心 (x_c, y_c) 和 $(\hat{x}_c, \hat{y}_c)$ 表达式为:

$$(x_c, y_c) = \left(\sum_{i=1}^K x_i / K, \sum_{i=1}^K y_i / K \right), \quad (10)$$

$$(\hat{x}_c, \hat{y}_c) = \left(\sum_{i=1}^K \hat{x}_i / K, \sum_{i=1}^K \hat{y}_i / K \right). \quad (11)$$

因此, 缩放系数计算式为:

$$z =$$

$$\frac{\sum_{i=1}^K \left(\sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} \sqrt{(\hat{x}_i - \hat{x}_c)^2 + (\hat{y}_i - \hat{y}_c)^2} \right)}{\sum_{i=1}^K [(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2]}, \quad (12)$$

2.2.2 图像补偿

图像补偿利用上面求出的全局运动矢量 d_x 、 d_y 、 θ 、 z , 然后坐标变换得到稳像后的坐标, 稳像后会出现一些像素点的坐标不是整数坐标, 本文采用双线性插值算法^[14]进行计算。

双线性插值原理如图4所示, 所求点 P 的灰度值 $f(x, y)$, 坐标假设为 (x, y) , 已知点 Q_{11} 、 Q_{12} 、 Q_{21} 和 Q_{22} 的坐标分别为 (i, j) 、 $(i, j+1)$ 、 $(i+1, j)$ 和 $(i+1, j+1)$, 相应的像素灰度值为 $f(i, j)$ 、 $f(i, j+1)$ 、 $f(i+1, j)$ 和 $f(i+1, j+1)$ 。

首先, 在 x 方向上进行线性插值得到点 R_1 和 R_2 的坐标分别为 (x, j) 和 $(x, j+1)$, 其灰度值分别为:

$$f(x, j) \approx (i+1-x)f(i, j) + (x-i)f(i+1, j), \quad (13)$$

$$f(x, j+1) \approx (i+1-x)f(i, j+1) + (x-i)f(i+1, j+1). \quad (14)$$

然后, 对 R_1 和 R_2 在 y 方向上进行线性插值, 得到点 P 的灰度值:

$$f(P) \approx (j+1-y)f(x, j) + (y-j)f(x, j+1), \quad (15)$$

即:

$$f(x, y) \approx (i+1-x)(j+1-y)f(i, j) +$$

$$(x-i)(j+1-y)f(i+1, j) + (i+1-x)(y-j)f(i, j+1) + (x-i)(y-j)f(i+1, j+1), \quad (16)$$

式中, $i \leq x \leq i+1, j \leq y \leq j+1$ 。双线性插值后, 不在整数位置的坐标, 变换到了整数位置。

采用上述方法, 所有视频帧视角调整到一致后, 黑边将出现在抖动图像的边缘, 这将会对后续去抖视频的完整性和前景目标的检测造成负面影响。针对此问题, 需要对黑边进行填充。

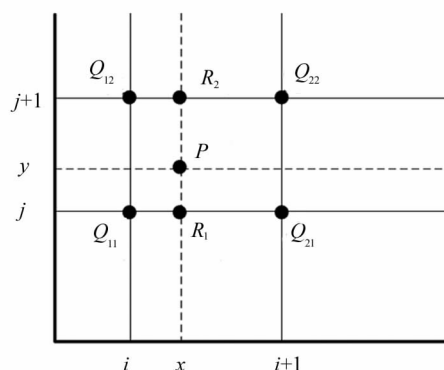


图4 双线性插值原理

Fig. 4 Principle of bilinear interpolation

2.2.3 图像黑边填充

为了让铁路环境中的背景变得实时有效, 图像黑边采用逐帧迭代填补的方法, 图5、图6分别是逐帧迭代填充原理图和第50帧图像黑边填充的结果。

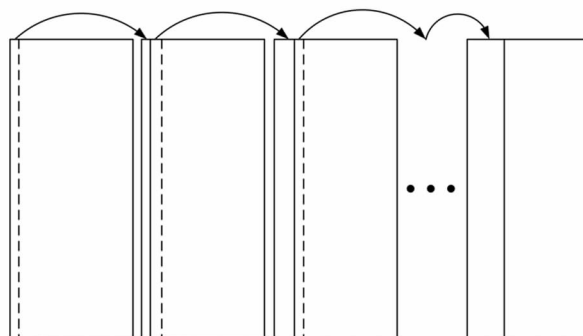


图5 逐帧迭代填充原理

Fig. 5 The principle of iterative filling frame by frame

图6(a)是利用仿射变换结合中值滤波对第50帧图像去抖后的结果, 且存在黑边。图6(b)是采用逐帧迭代的方法, 对第50帧图像存在的黑边进行填充后的结果。



图 6 第 50 帧图像黑边填充的结果:
(a) 去抖后的结果;(b) 填补的结果

Fig. 6 The results of the black border filling of the 50th frame image:(a) After debouncing; (b) After filling

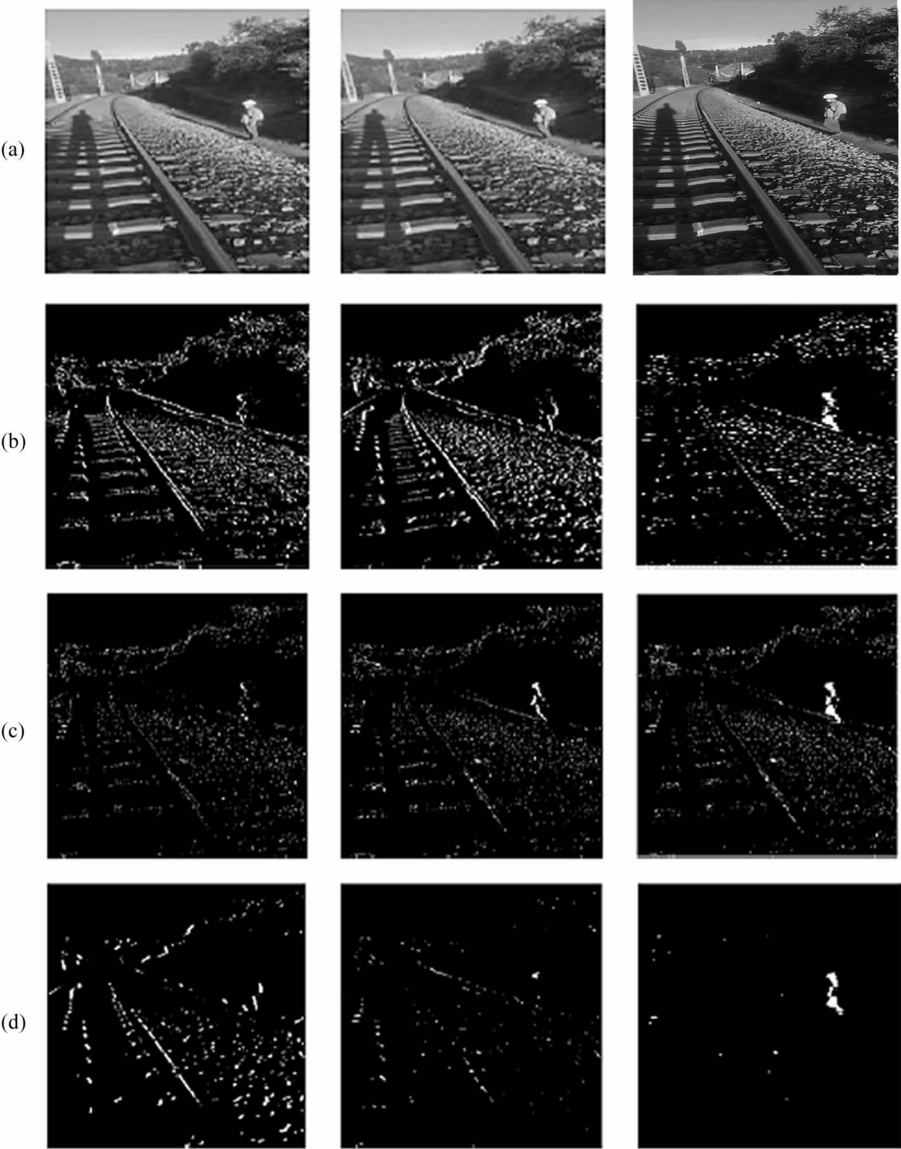
采用这种去抖方法,只能消除整像素的抖动,实际包含的亚像素抖动仍会引入噪声,对于此类噪声,

本文采用中值滤波进行去除。

2.3 去抖效果

本文采用存在抖动的视频序列 2,对算法的可行性进行仿真。验证的方法是帧差二值化,去抖效果是通过当前帧与基准帧的帧差二值化结果验证。检测结果中白色前景点越少说明去抖效果越好。图中 1—3 列分别为视频图像的 10 帧、15 帧、20 帧。

图 7 是采用不同去抖算法的效果及对比,可以得出,抖动图像在检测过程中会出现大量误检和噪声,单独进行仿射变换去抖或者中值滤波算法去抖都能在一定程度上减少这种现象,但检测效果不佳。而本文采用的仿射变换与中值滤波结合的去抖算法,图像的误检和噪声基本上已被完全消除。



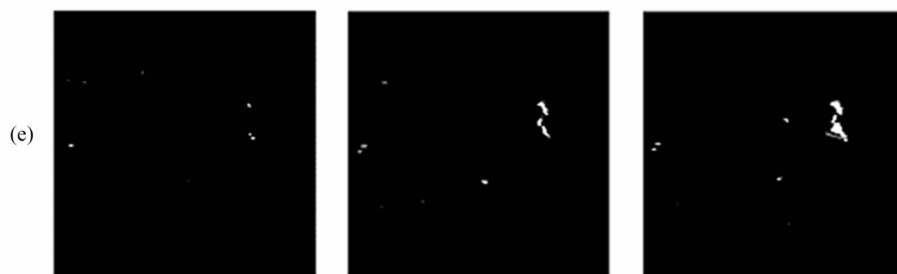


图 7 去抖动算法效果及对比:(a) 存在抖动的原始视频帧;

(b) 不去抖的检测结果;(c) 只采用仿射变换的去抖检测结果;

(d) 只采用中值滤波的去抖检测结果;(e) 中值滤波与仿射变换算子的去抖检测结果

Fig. 7 Effect and comparison of debouncing algorithms:(a) Original videos frame with jitter;

(b) Detection result without debounce;(c) Debounce detection result using only affine transformation;

(d) Debounce detection result using only median filtering;

(e) Debounce detection result of median filter and affine transformation operator

3 自适应的高斯混合模型的运动目标检测

3.1 高斯混合模型

铁路轨道背景中的每个像素分别由 M 个高斯分布构成的高斯混合模型建模^[15]表示为:

$$P(x_{j,t}) = \sum_{i=1}^M \omega_{i,t} \cdot \eta(x_{j,t}; \mu_{i,t}, \sum_{i,t}), \quad (17)$$

式中, M 是高斯分布的个数, 取 3—5。 $\omega_{i,t}$ 表示 t 时刻高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)中第 i 个高斯分布的权重, $x_{j,t}$ 表示 t 时刻第 j 个像素的取值, η 表示高斯分布概率密度函数为:

$$\eta(x_{j,t}; \mu_{i,t}, \sum_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{d}{2}} |\sum_{i,t}|^{\frac{1}{2}}} \cdot \exp\left[-\frac{1}{2}(x_{j,t} - \mu_{j,t})^T (\sum_{i,t})^{-1} (x_{j,t} - \mu_{j,t})\right], \quad (18)$$

式中, $\sum_{i,t}$ 表示 t 时刻 GMM 中第 i 个高斯分布的协方差矩阵, $\mu_{i,t}$ 表示 t 时刻 GMM 中第 i 个高斯分布的均值, d 表示 $x_{j,t}$ 的维数。

3.1.1 参数更新

为了使 GMM 能够更好的描述图像的像素分布, 适应铁路轨道背景的动态变化, 各参数需要实时更新。 t 时刻, 将铁路场景中当前图像的任意像素 $x_{j,t}$ 都与 GMM 进行匹配, 规则表示为:

$$|x_{j,t} - \mu_{i,t-1}| \leq 2.5\sigma_{i,t-1}. \quad (19)$$

若匹配满足式(19), 则匹配成功, 高斯分量的参数按式(20)更新。

$$\begin{cases} \mu_{i,t} = (1-\rho)\mu_{i,t-1} + \rho x_{j,t} \\ \sigma_{i,t}^2 = (1-\rho)\sigma_{i,t-1}^2 + \rho(x_{j,t} - \mu_{i,t-1})^T (x_{j,t} - \mu_{i,t-1}) \\ \omega_{i,t} = (1-\alpha)\omega_{i,t-1} + \alpha \end{cases} \quad (20)$$

式中, α 为权重的更新速率, 代表了背景的更新速度;

ρ 为参数更新速率, 有 $\rho \approx \frac{\alpha}{\omega_{i,t}}$ 。

若第 i 个高斯分量与像素值不匹配, 保持该高斯分量的均值方差不变, 更新权重计算式为:

$$\omega_{i,t} = (1-\alpha)\omega_{i,t-1}. \quad (21)$$

若匹配不满足式(19), 去除权值最小的高斯分量, 建立一个新分量, 并将它初始化为较小的权重、较大的方差, 将当前像素值 $x_{j,t}$ 作为均值。

3.1.2 背景选择与前景目标检测

为了实现前景目标检测, 需要分清此时的像素是背景图像还是前景目标。参数更新后, 将 M 个高斯分量采用降序排列, 假设排序后为 $i_1, i_2, \dots, i_K$, 此时最佳背景图像的表示是选用权重较大的前 B 个高斯分量, 其表达式为:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{i=i_1}^b \omega_{i,t} > T \right), \quad (22)$$

式中, T 为预定的阈值。

在复杂环境下, 为了适应铁路场景中各种不确定的因素, 将 T 设为 0.75。最后, 检验当前像素点为背景点还是前景点的唯一标准, 就是用当前像素去匹配前 B 个高斯分布, 若找不到与之对应的高斯分量, 则为前景点。

3.2 自适应的高斯混合模型

3.2.1 自适应选择高斯分布的个数

在高斯模型中 M 值是一个固定的常数, 为每个

像素建立 M 分布,本文 $M=3$ 。但在实际铁路场景中,由于环境复杂多变,因此像素点在时间域上可能出现在一段时间是单峰值,一段时间是多峰值。因此,采用一种自适应选择高斯分布个数的方法^[16]。每隔 10 帧,对高斯分布进行扫描,计算出所有高斯分布的权重。设定初始权值 $\omega_{\text{init}}=0.1$ 和初始标准差 $\sigma_{\text{init}}=15$ 。当其中的任意高斯分布计算满足式(23),则认为此时的高斯分布是多余的,需删除。

$$\omega_{i,t} < \omega_{\text{init}} \& (\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}) < (\omega_{\text{init}}/\sigma_{\text{init}})。(23)$$

3.2.2 自适应选择学习率参数

高斯混合模型的更新速度主要取决于学习率 α 。当 α 值较小,将会出现过慢的背景更新,将会在一段时间出现误检。反之, α 取值较大,将会出现过快的背景更新,有可能会将目标前景当作背景。本文采用了自适应的学习率,其利用前景像素与总像素的比值来选择合适的学习率^[17]。具体表达式为:

$$\alpha = \begin{cases} 0.1, 0 \leq \frac{fr}{sum} < 10\% \\ -0.4 \frac{fr}{sum} + 0.14, 10\% \leq \frac{fr}{sum} < 30\% \\ 0.01(1 - \frac{fr}{sum}), 30\% \leq \frac{fr}{sum} < 50\% \\ 0.005, \frac{fr}{sum} \geq 50\% \end{cases}, \quad (24)$$

式中, sum 表示这一帧图像的像素的总个数, fr 表示被检测是前景目标的像素点个数。

复杂的铁路环境下,自适应选择学习率,更加符合轨道异物目标检测的实际情况。

4 实验结果与分析

为验证算法的可行性,本文模拟实际铁路场景,拍摄了 2 种场景下的铁路视频,在 MATLAB2014b 平台下对改进前后的算法进行仿真实验。

1) 实验 1

视频序列 1 是模拟简单环境下异物入侵铁路轨道的视频图像,实验方法分别用 GMM 方法和本文方法进行异物检测,从左到右依次是随机选取视频序列 1 的第 1 帧,第 55 帧,第 132 帧,第 220 帧。不同检测方法检测效果对比如图 8 所示。

2) 实验 2

视频序列 2 是模拟复杂环境下异物入侵铁路轨道的视频图像,实验方法分别用 GMM 方法和本文方法进行异物检测,从左到右依次是随机选取视频序列 2 的第 25 帧,第 100 帧,第 180 帧。不同检测方法检测效果对比如图 9 所示。

由图 8 和图 9 的检测结果可知,采用 GMM 方法的目标检测,尽管检测出了大部分前景目标,但由于手机拍摄存在抖动,其检测结果中有大量检测出的背景像素。本文方法很好的降低了由于手机抖动引起的误检,并且目标检测精度有明显的改善。

为了定量分析,将评价指标设定为前景检测的精确率且用 P 表示, F_T 为检测到正确前景目标像素个数, F_1 表示图像实际前景目标像素个数,计算式 $P = \frac{F_T}{F_1} \times 100\%$, 2 种方法的前景精确率如表 1 所示。

表 2 给出了本文的 AGMM 与 GMM 在 2 个测

表 1 2 种方法的前景精确率

Tab. 1 Prospect accuracy rates of the two methods

Lab environment	GMM method/%	Our method/%	Increased accuracy/%
Experiment 1	31.2	80.4	49.2
Experiment 2	24.3	76.2	51.9

表 2 2 种算法的运行时间

Tab. 2 Running time of the two methods

Lab environment	Data size	Number of frames	GMM method/s	Our method/s
Experiment 1	1 080×1 920	250	263.13	87.20
Experiment 2	448×960	204	113.07	40.37

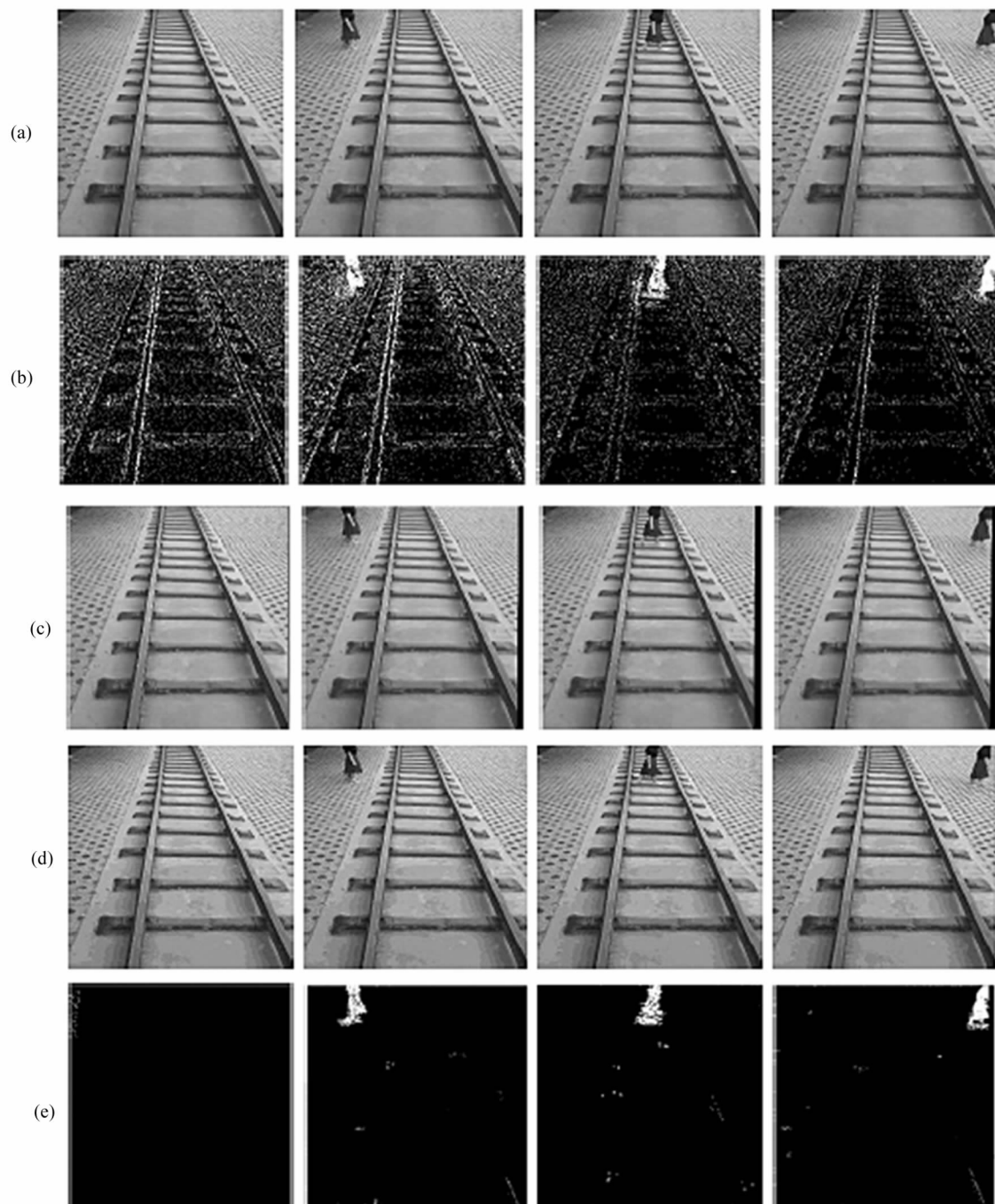


图 8 简单环境下不同检测方法检测效果对比：

- (a) 环境简单且存在抖动的原始视频帧；(b) 采用 GMM 方法的目标检测；
 (c) 去抖后的视频帧；(d) 去抖后图像黑边填补后的视频帧；
 (e) 去抖填补后本文方法的目标检测

Fig. 8 Comparison of the detection results of different detection methods in a simple environment;

- (a) Original video frame with jitter in a simple environment;
 (b) Target detection using GMM method;
 (c) Video frame after debouncing;
 (d) Video frame after debouncing with black edges filled;
 (e) Target detection of this method after debouncing and filling



图9 复杂环境下不同检测方法检测效果对比:

- (a) 环境复杂且存在抖动的原始视频帧; (b) 采用 GMM 方法的目标检测;
 (c) 去抖后的视频帧; (d) 去抖后图像黑边填补后的视频帧;
 (e) 去抖填补后本文方法的目标检测

Fig. 9 Comparison of detection effects of different detection methods in complex environments;

- (a) Original video frame with jitter in complex environment;
 (b) Target detection using GMM method; (c) Video frame after debouncing;
 (d) Video frame after debouncing with black edges filled;
 (e) Target detection of this method after debouncing and filling

试视频序列 1 和 2 不加入去抖处理的运行时间,实验环境为 CPU2.8 GHz, Matlab2014b。

5 结 论

本文针对复杂铁路环境下动态异物入侵检测抗干扰弱、快速性差等问题,对现有的 GMM 方法进行改进,引入仿射变换算子与中值滤波,克服了相机抖动引起的前景目标检测不完整和误检等问题。利用逐帧迭代的方法填充去抖后图像的黑边,得到了完整的无黑边视频帧。自适应的选择高斯分布和学习率,以及对输入图像抖动检测,提高了检测方法的快速性。实验结果表明,本文方法在运行速度提高的情况下,同时保持高的检测精度,证明了本文方法的有效性。

参考文献:

- [1] WANG Y, YU Z J, ZHU L Q, et al. Fast feature extraction algorithm for high-speed railway clearance intruding objects based on CNN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(05): 1267-1275.
王洋, 余祖俊, 朱力强, 等. 基于 CNN 的高速铁路侵限异物特征快速提取算法[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(5): 1267-1275.
- [2] MUKOJIMA H, DEGUCHI D, KAWANISHI Y, et al. Moving camera background-subtraction for obstacle detection on railway tracks[C]//IEEE International Conference on Image Processing, September 25-28, 2016, Phoenix, AZ, USA. New York: IEEE, 2016: 3967-3971.
- [3] XU Y, TAO H Q, HU L L. Railway foreign body intrusion detection based on faster R-CNN network model[J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(5): 91-98.
徐岩, 陶慧青, 虎丽丽. 基于 Faster R-CNN 网络模型的铁路异物侵限检测算法研究[J]. 铁道学报, 2020, 42(5): 91-98.
- [4] XUNGU S, NOTUNUNU L, MBIZENI A, et al. Design of railway obstacle detection prototype [C]//2017 Pattern Recognition Association of South Africa and Robotics and Mechatronics (PRASA-RobMech), November 30-December 1, 2017, Bloemfontein, South Africa. New York: IEEE, 2017: 56-71.
- [5] HE W Y, YANG J, ZHANG T L. Orbital foreign object intrusion detection algorithm based on deep learning[J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41(12): 3376-3383.
何文玉, 杨杰, 张天露. 基于深度学习的轨道异物入侵检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(12): 3376-3383.
- [6] NING Z, NIU H X, ZHANG Z X. Railway foreign body intrusion detection method based on improved mixed Gaussian model[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(5): 146-149.
宁正, 牛宏侠, 张肇鑫. 基于改进混合高斯模型的铁轨异物入侵检测方法[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(5): 146-149.
- [7] WANG D F, WANG Y D, WANG J W. Moving objects detection algorithm based on improved Gaussian mixture model[J]. Laser Technology, 2014, 38(6): 776-779.
王东方, 王玉德, 王景武. 基于改进的混合高斯模型的运动目标检测方法[J]. 激光技术, 2014, 38(6): 776-779.
- [8] CHEN G C. Research of railway clearance intrusion detection with monocular vision[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2013.
陈根重. 基于单目视觉的轨道交通异物侵限检测方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013.
- [9] GUO B Q, YANG L X, SHI H M, et al. High-speed railway clearance intrusion detection algorithm with fast background subtraction[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(6): 1371-1378.
郭保青, 杨柳旭, 史红梅, 等. 基于快速背景差分的高速铁路异物侵入检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1371-1378.
- [10] LI J J, ZHU Q, WANG Y N A. Detecting and tracking method of moving objects in complex environment[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(10): 2242-2247.
李劲菊, 朱青, 王耀南. 一种复杂背景下运动目标检测与跟踪方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(10): 2242-2247.
- [11] XU Y C, TAN W A, CHEN L T. Moving object detection algorithm based on improved mixture gaussian model[J]. Scientific Journal of Control Engineering, 2018, 25(4): 630-635.
许益成, 谭文安, 陈丽婷. 基于改进混合高斯模型的运动目标检测算法[J]. 控制工程, 2018, 25(4): 630-635.
- [12] SRIIVASAN M V. An image interpolation technique for the computation of optic flow and egomotion[J]. Biological Cybernetics, 1994, 71(5): 401-415.
- [13] HUI J Z, LUO L, YANG Y K, et al. Research on location algorithm and target recognition matching based on SURF-BRISK[J]. Journal of Chang'an University (Natural Science Edition), 2016, 36(3): 93-101.
惠记庄, 罗丽, 杨永奎, 等. 基于 SURF-BRISK 的目标

- 识别匹配与定位方法研究[J]. 长安大学学报(自然科学版), 2016, 36(3): 93-101.
- [14] WANG Z, KOU H Y, DU J K, et al. A new edge image interpolation algorithm[J]. Journal of Guizhou Normal University (Natural Sciences), 2019, 37(2): 104-108.
- 王震, 寇宏玉, 杜进楷, 等. 一种新的边缘图像插值算法[J]. 贵州师范大学学报(自然科学版), 2019, 37(2): 104-108.
- [15] YANG Y H, HUI B, CHANG Z, et al. Sea moving target detection algorithm based on Gaussian mixture model[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S1): 310-313.
- 杨雨涵, 惠斌, 常铮, 等. 基于高斯混合模型的海上运动目标检测算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 310-313.
- [16] WANG Y Z, LIANG Y, PAN Q, et al. Spationtemporal background modeling based on adaptive mixture of Gaussians[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(4): 371-378.
- 王永忠, 梁彦, 潘泉, 等. 基于自适应混合高斯模型的空背景建模[J]. 自动化学报, 2009, 35(4): 371-378.
- [17] LV M M, SUN J M. Moving image objects detection based on modified Gaussian mixture model[J]. Semiconductor Optoelectronics, 2019, 40(6): 874-878+885.
- 吕苗苗, 孙建明. 基于改进高斯混合模型的运动图像目标检测算法[J]. 半导体光电, 2019, 40(6): 874-878+885.

作者简介:

侯 涛 (1975—), 男, 工学博士, 教授, 硕士生导师, 主要从事智能控制与智能信息处理研究.