JOURNAL OF ELECTRONIC MEASUREMENT AND INSTRUMENTATION

DOI: 10. 13382/j. jemi. B2306812

基于图像识别的铁路机车转向架螺栓紧固状态检测*

李 响^{1,2} 赖本涛¹ 张瑷霖¹ 李国正³

(1. 华东交通大学交通运输工程学院 南昌 330013;2. 江西开放大学 南昌 330046;3. 北京交通大学机械与电子控制工程学院 北京 100044)

摘 要:为通过可视化图像分析手段辅助机务检修作业人员进行铁路机车转向架螺栓紧固状态检测,提出一种基于图像识别的 铁路机车转向架螺栓紧固状态检测方法。首先,使用 YOLOv7 算法快速定位图像中的螺栓,利用深度学习算法的强鲁棒性和泛 化能力,在机务检修各场景下准确获得包含螺栓及其定位漆的螺栓目标检测结果图像。其次,将螺栓目标检测结果图像转换至 YCbCr 空间,结合螺栓定位漆的色彩特征,提取 Cr 分量图像并应用自适应分割算法,有效滤除背景像素后得到仅包含螺栓定位 漆的二值化图像。最后,针对螺栓定位漆的形状、位置和角度差异,提取 Hu 矩特征作为螺栓定位漆状态信息的定量表征,并结 合 SVM 建立分类模型得到最终的螺栓紧固状态检测结果。实验结果表明,该方法充分利用了铁路机车转向架螺栓的特点,在 保证螺栓目标检测准确率和螺栓定位漆分割精度的情况下,在所有场景下的铁路机车转向架螺栓紧固状态查准率为 92.42%, 查全率为 94.55%,平均正确率为 93.28%。

关键词:螺栓;紧固状态检测;YOLOv7;YCbCr;Hu矩 中图分类号:TP391.4;TN98 文献标识码:A

国家标准学科分类代码: 510.4050

Detection of bolt fastening state of locomotive bogie based on image recognition

Li Xiang^{1,2} Lai Bentao¹ Zhang Ailin¹ Li Guozheng³

(1. School of Transportation Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China;

2. Jiangxi Open University, Nanchang 330046, China; 3. School of Mechanical, Electronic and Control

Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: To assist maintenance personnel in detecting the fastening status of railway locomotive bogie bolts through visual image analysis, a railway locomotive bogie bolt fastening status detection method based on image recognition is proposed. Firstly, the YOLOv7 algorithm is used to quickly locate bolts in the image, and the strong robustness and generalization ability of deep learning algorithm are utilized to accurately obtain bolt target detection results images including bolts and their positioning paint in various scenarios of maintenance. Secondly, the bolt target detection result image is converted into YCbCr space, combined with the color characteristics of the bolt positioning paint, the Cr component image is extracted, and an adaptive segmentation algorithm is applied to effectively filter out background pixels to obtain a binary image containing only the bolt positioning paint. Finally, based on the differences in shape, position, and angle of bolt positioning paint, Hu moment features were extracted as quantitative representations of bolt positioning paint status information, and a classification model was established using SVM to obtain the final bolt tightening status detection results. The experimental results show that this method fully utilizes the characteristics of railway locomotive bogie bolts. While ensuring the accuracy of bolt target detection and bolt positioning paint segmentation, the accuracy of bolt tightening status in railway locomotive bogie bolts in all scenarios is 92. 42%, the recall rate is 94. 55%, and the average accuracy rate is 93. 28%.

Keywords: bolt; fastening state detection; YOLOv7; YCbCr; Hu moment

收稿日期: 2023-08-09 Received Date: 2023-08-09

^{*}基金项目:国家自然科学基金(51965021)、江西省自然科学基金(20202BABL202017)项目资助

0 引 言

随着铁路行业的快速扩张与不断提速,为保证铁路 运输的安全性和稳定性,铁路机车的机务检修工作成为 影响铁路运输安全质量的主要因素^[1]。铁路机车转向架 在运行过程中承受着巨大的作用力和负荷,长期受到振 动和冲击等外力导致转向架上用来联接和固定各部件的 螺栓产生脱落、松动等情况,进而形成安全事故隐患^[2]。 目前,铁路机车转向架螺栓紧固状态的检测主要依赖人 工巡检,但铁路机车转向架螺栓的数量众多且分布广泛, 需要耗费大量人力和时间成本,且易受到主观判断失误 影响,漏检率和误检率居高不下^[3]。而基于机器视觉的 螺栓松动检测技术是一种实时检测方法,可以降低机务 检修作业人员的工作负荷。因此,为辅助机务检修作业 人员进行作业,提高检修效率,在机务检修场景下开展针 对铁路机车转向架螺栓的机器视觉检测研究具有一定的 实际工程意义。

鉴于针对螺栓进行机器视觉检测研究的现实意义, 国内外学者进行相关研究,并取得了一定的实际应用效 果。Park 等^[4]将 Hough 变换和 Canny 边缘检测算法相结 合,通过跟踪螺栓边界的旋转轨迹推算螺栓松动。Cha 等^[5]使用 Hough 变换和支持向量机 (support vector machine, SVM)实现对螺栓紧固状态检测。随着基于深 度学习的目标检测算法快速发展,其被广泛应用于螺栓 检测。王向周等^[6]基于 YOLOv5s-T 和 RGB-D 相机实现 了角钢塔螺栓的实时检测与定位。朱均^[7]在 YOLOv4 对 车体关键部位螺栓进行定位的基础上,利用改进的 ResNeXt 提取螺栓特征,有效地检测出螺栓的松动。 Zhao 等^[8]使用 SSD 训练双目标检测模型,分别检测螺栓 头和其上数字标号,通过检测二者相对位置是否变化来 判断螺栓紧固状态。然而上述算法普遍针对通用场景, 目前研究未能有效针对和利用铁路机车转向架螺栓标记 有定位漆的显著特征,以协助识别螺栓紧固状态。

但在铁路机务检修实际场景下,对铁路机车转向架 螺栓展开机器视觉检测仍存在一些问题与挑战。机务检 修作业人员需不断走动以检测处于不同位置的螺栓,导 致拍摄尺度和拍摄背景不断变化,目标检测模型需具备 较强的鲁棒性和普适性。计算机在模拟人眼判断螺栓的 紧固状态时,需准确地分割出螺栓定位漆再加以识别。 但在机务检修环境下,不同区域或不同时段的光照变化 较大,螺栓定位漆的分割可能面临断裂、残缺、噪声和无 关背景干扰等问题,从而影响后续螺栓定位漆的准确识 别。针对螺栓定位漆状态的分类,深度学习算法所依赖 的卷积神经网络虽然在一定程度上具备旋转不变性的提 取能力,但对于较大角度的旋转变换仍然存在限制。由 于人工标记过程中勾画角度的不同,螺栓定位漆普遍围 绕螺栓中心旋转分布,深度学习算法难以充分表达其特 征,从而影响到螺栓紧固状态判断的准确性。

针对上述问题,本文提出一种新型的铁路机车转向 架螺栓紧固状态检测方法。利用铁路机车转向架螺栓带 有定位漆标记的显著性特征,首先通过 YOLOv7 算法提 取螺栓目标,获取螺栓目标检测结果图像;其次,对螺栓 目标检测结果图像应用自适应分割算法,得到仅包含螺 栓定位漆的二值化图像;然后对螺栓定位漆二值化图像 数据集进行特征提取与分类器训练,得到最终螺栓紧固 状态识别结果。最后在实际铁路机车机务检修场景下验 证了该方法的可行性和有效性。

1 理论分析

1.1 算法流程

以图 1 所示的 HXD1 电力机车为例。图 1(b)为其 一端的转向架,图 1(c)为转向架中部分螺栓区域放大示 意图,图 1(d)和(f)分别为正向螺栓图像和侧向螺栓图 像,其中红色油漆部分为螺栓定位漆,其作用为辅助机务 检修作业人员判断螺栓当前的紧固状态,当螺栓定位漆 两端对准时表明螺栓为紧固状态,当两端错位时为松动 状态。机务检修作业人员在对螺栓进行检测时,便是通 过观察螺栓定位漆是否错位来实现螺栓紧固状态的 判别。

受到不同型号机车、机务检修现场环境的复杂程度、 螺栓类型、螺栓定位漆标记位置、角度和形状不同的影 响,使得铁路机车转向架螺栓紧固状态的准确识别面临 着各种干扰和挑战。为提高此类场景下铁路机车转向架 螺栓紧固状态检测算法的检测精度和检测效率,本文充 分分析铁路机车转向架螺栓特点,采用分步检测的策略, 所提出的算法流程如下 3 步,算法结构和整体检测流程 如图 2 所示。

1)机务检修作业人员在机务检修现场通过拍摄设备 采集铁路机车转向架螺栓图像,然后输入 YOLOv7 目标 检测模型,通过深度学习算法模型的强泛化能力和鲁棒 性以便能够在各场景下均精确定位到包含螺栓和完整螺 栓定位漆的螺栓目标检测结果图像;

2) 对螺栓目标检测结果图像应用自适应分割算法。 即将其色彩空间由 RGB 空间转换至 YCbCr 空间,分离出 Y 亮度分量以抑制光照阴影变化的干扰,基于螺栓定位 漆与背景之间的色彩对比度差异,对 Cr 色度分量图像应 用自适应分割算法,进一步得到仅包含螺栓定位漆的二 值化图像;

3)根据螺栓定位漆标记带有位置、角度和形状多样性的特点,引入Hu矩特征并结合SVM建立螺栓定位漆



Fig. 1 Railway locomotive and bogie bolt images

分类模型,得到最终的螺栓紧固状态识别结果。

1.2 YOLOv7 铁路机车转向架螺栓目标检测区域定位

基于深度学习的目标检测算法一般可以分为两类。 一类是基于生成候选区域的两阶段算法,首先对输入模型的图像进行选择性搜索得到候选区域,然后对候选区域进行分类和回归来实现目标检测。代表算法有 Faster-RCNN^[9]、Spp-Net^[10]等,这类算法虽然检测准确性较高, 但其检测耗时相对较大。另一类则是基于端到端的一阶段算法,没有中间的区域检出过程,一次性从图像中直接预测出目标的类别和位置。这类算法的特点是实时性较高而准确性较差,代表算法有 SSD^[11]、YOLO^[12]系列等。

YOLO(you only look once)系列算法是经典的一阶段 目标检测算法,它将检测任务直接转化为回归问题,相较 于两阶段算法拥有更好的实时性且其检测精度也不逊 色^[13]。因此,本文选取目前具有更高检测精度和检测速 度的 YOLOv7 算法作为铁路机车转向架螺栓目标检测 模型。

YOLOv7 算法采取扩展高效长程注意力网络、基于级联模型的模型缩放、卷积重参数化等策略,在检测精度和速度上进行了进一步的优化。如图3所示,YOLOv7网络结构由输入端(Input)、主干网络(Backbone)、头部(Head)和预测(Prediction)4个模块组成^[14]。

输入端对输入图像进行尺寸归一化,以满足主干网络的输入要求。主干网络由 CBS 卷积层、E-ELAN 卷积



图 2 铁路机车转向架螺栓紧固状态检测模型结构 Fig. 2 Model structure for testing bolt fastening state of locomotive bogie

层及 MPConv 卷积层构成。E-ELAN 卷积层为高效聚合 网络,引导不同特征组的计算块学习多样化的特征,在不 破坏原有梯度的情况下进一步提升特征学习能力。 MPConv 卷积层在 CBS 层基础上增加 Maxpool 层,构成上 下分支来更改图像长宽和通道数,然后通过 Concat 操作 对上下分支提取的特征进行融合,提高网络的特征提取 能力。头部网络使用路径聚合特征金字塔网络结构 (PAFPN),自底向上的路径使底层信息更容易传递到高 层,从而实现不同层次特征的高效融合。Prediction 模块 对 PAFPN 输出的 P3、P4、P5 这 3 个尺度特征进行图像 通道数调整,最后经过 1×1 卷积用于目标置信度、类别和 位置的预测。

设待检测的图像为*I*,图像的原始高和宽为*H*和*W*, 将图像大小缩放至 640×640 大小后输入到 YOLOv7 算法 模型中。经过模型的推理,最终在每张图像上输出 *n* 个 检测框,检测框包含的信息有置信度 *Th*,检测框中心位 (1)

置的横坐标 c_{xi} ,纵坐标 c_{yi} ,检测框的高 h_i ,检测框的宽 w_i 。

由于模型输出前需进行归一化处理,则第 i 个检测 框高 H_i 和宽 W_i 的计算如式(1)所示, 左上角坐标 (x_{ai} , y_{ai}) 的计算如式(2)所示。

$$H_i = h_i \times H$$

$$W_i = w_i \times W$$

$$x_{ai} = c_{xi} \times W - W_i/2$$

$$y = c_{xi} \times H - W_i/2$$
(2)

保留所有置信度大于 Th 的检测框,并对剩余检测框 进行非极大值抑制(NMS)处理,去掉重叠的检测框,由 此得到的每个的检测框即螺栓目标检测结果图像,并将 其作为螺栓定位漆自适应分割的输入图像。



图 3 YOLOv7 网络结构 Fig. 3 YOLOv7 network structure

(V)

1.3 基于自适应分割模型的铁路机车螺栓定位漆分割

螺栓定位漆分割是进行螺栓紧固状态识别的基础和 前提,其分割的效果直接影响到最终的识别结果。选取 合适的色彩空间有助于实现准确的螺栓定位漆分割^[15]。 传统 RGB 色彩空间中各个分量相关性较高,且均包含亮 度信息,但铁路机务检修工作需全天候开展,在现场不同 时段、不同区域下采集到的图像曝光程度和背景差异较 大,不利于螺栓定位漆的分割。而 YCbCr 色彩空间中的 3 个分量(即亮度分量 Y,蓝色色度分量 Cb 和红色色度 分量 Cr)之间相互独立,Cb 色度分量和 Cr 色度分量不受 亮度分量的干扰,故选择在 YCbCr 色彩空间对螺栓定位 漆进行图像分割。从 RGB 色彩空间转换到 YCbCr 色彩 空间的线性转化公式如式(3) 所示:

$$\begin{pmatrix} I \\ Cr \\ Cb \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.5 & -0.4187 & -0.0813 \\ -0.1687 & -0.3313 & -0.5 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{pmatrix} (3)$$

以图 4(a) 所示的螺栓目标检测结果图像为例,将其转化至 YCbCr 色彩空间并提取各分量图像,如图 4(b)~(d) 所示。由于螺栓定位漆色彩特征明显,所以在 Cr 分量图中螺栓定位漆与背景之间有着较为明显的灰度差异。

在图 4(a) 中标记一条垂线穿过螺栓定位漆,并基于 该垂线绘制 3 个分量的灰度值剖面线图,如图 5 所示,在 螺栓图像 Cr 分量的灰度值剖面线中,螺栓定位漆所在区

6)

ŀ





Fig. 4 Component image of YCbCr color space

域(8~36 pixels、58~83 pixels)的灰度值范围在 155~ 200,而背景所在区域的灰度值范围在 150 上下浮动,螺 栓定位漆区域的灰度值普遍高于背景区域的灰度值,说 明 Cr 分量上的螺栓定位漆与背景之间的灰度差值可以 作为后续螺栓定位漆目标分割处理的重要依据。





Otsu 法^[16]是基于最大类间方差获取全局阈值的一种自适应阈值分割方法,适用于分割目标和灰度差明显的情况。而作为前景的螺栓定位漆与背景灰度值差异明显,两者的类间方差较大。因此,为准确获取螺栓定位漆目标区域,本文对 Cr 分量应用 Otsu 算法,并针对分割后的二值化图像应用中值滤波去除噪声点,优化图像分割结果,最终从螺栓图像中得到仅包含螺栓定位漆的二值化图像。

Otsu 法的原理是利用阈值将图像分为前景和背景两部分,计算前景和背景的方差,求得最佳分割阈值,具体实现流程如下。

对于一幅图像I,灰度级为i的像素点出现的概率 P_i 为:

$$P_i = s_i / S \tag{4}$$

式中: s_i 为灰度级为i的像素点个数, $i \in [0, L-1], L$ 为

图像灰度级数量,S为图像像素点的总个数。

假设图像 I 中的像素点按照最佳阈值 k 分为前景区 域 ω_i 和背景区域 ω_b ,其中 ω_i 包含灰度级 [0,k] 的像素 点, ω_b 包含灰度级 [k+1,L-1] 的像素点。则前景区域 内和背景区域内的像素点占整幅图像的比重分别为:

$$\omega_t = \sum_{i=0}^k P_i \tag{5}$$

$$_{b} = \sum_{i=k+1}^{L-1} P_{i} = 1 - \omega_{i}$$
(6)

由此可以计算出前景区域灰度均值和背景区域灰度 均值分别为:

$$u_{t} = \frac{\sum_{i=0}^{k} iP_{i}}{\omega_{t}}$$

$$\tag{7}$$

$$\mu_b = \frac{\sum_{i=k+1}^{b-1} iP_i}{\omega_b} \tag{8}$$

类间方差分别为:

$$\sigma_t = \frac{\sum_{i=0}^{k} (i - \mu_t)^2 P_i}{\omega_t}$$
(9)

$$\tau_{b} = \frac{\sum_{i=k+1}^{b-1} (i - \mu_{b})^{2} P_{i}}{\omega_{t}}$$
(10)

二者总灰度均值为:

$$\mu = \sum_{i=0}^{L-1} iP_i = \omega_i \mu_i + \omega_b \mu_b \tag{11}$$

尖间^员方差万:

$$\sigma^2 = \omega_t \sigma_t^2 + \omega_b \sigma_b^2 \tag{12}$$

由此 Otsu 法所得到的最佳阈值 T 为:

$$\Gamma = \operatorname{argmax} \sigma^2, 0 \le k \le L - 1$$
 (13)

式中: $\operatorname{argmax}\sigma^2$ 表示类间总方差 σ^2 取最大值时, k 作为 最佳分割阈值。

Otsu 法基于图像本身的特性来确定最佳阈值,它考虑到图像中不同区域的亮度和对比度变化。因此,在处理具有光照不均或存在噪声的图像时,Otsu 法能够将目标与背景尽可能地分开,并有效地抑制噪声的干扰,从而产生更加稳定和准确的分割结果。

在机务段室外进行铁路机车的检修和维护时,环境 中的建筑和树叶等物体可能会对机车产生遮挡。这种遮 挡现象会导致机车转向架上的螺栓受到不同程度的光照 和阴影影响。而在机务检修车间内的铁路机车,受到灯 光设备的制约,也存在着在不同部位照明条件各异的情 况。由于光照和阴影的差异,部分螺栓可能过于明亮,而 另一部分螺栓可能过于暗淡,螺栓目标检测结果图像存 在明显差异。

以不同场景下的螺栓目标检测结果图像为例,分别

应用固定阈值分割算法和本文所提自适应分割算法,分 割前后效果如图6所示。



图 6 螺栓定位漆分割示意图

Fig. 6 Schematic diagram of bolt positioning paint segmentation

由图 6 可见,在 145 和 150 固定阈值下进行图像分 割,面对不同的场景和图像对比度,使用单一阈值无法很 好地适应这些变化,螺栓定位漆的分割结果不够准确。 而本文所用方法未应用螺栓目标检测图像中亮度信息, 而是直接对其 Cr 色度分量图像进行螺栓定位漆的二值 化工作,因此在不同场景下具有较强的自适应性和鲁棒 性。在各场景下均表现出良好的分割效果,为后续螺栓 紧固状态的准确识别提供了可靠的基础。

同时,为验证 YCbCr 空间的适用性,与其他色彩空间如 HSV 空间、LAB 空间以及灰度空间进行对比实验。 与 YCbCr 空间类似,HSV 和 LAB 空间通过分离亮度分量 也能抑制光照阴影变化的干扰。因此,将螺栓目标检测 结果图像分别转换至上述色彩空间,并选取 HSV 空间的 H 分量图像、LAB 空间的 A 分量图像以及灰度图像,分 别应用自适应分割算法,分割效果如图 7 所示。

通过图 7 可以看出,H 分量图像和灰度图像的分割 效果较差,未能准确分割出螺栓定位漆,而 A 分量图像分 割效果与图 6 中本文方法基本一致。为进一步比较,分 别计算两种色彩空间进行二值化处理的时间,结果显示 LAB 空间平均处理时间为 1.04 s,而本文方法仅为 0.15 s,这是因为 RGB 空间需先转换至 XYZ 空间,再通 过转换矩阵才能将 XYZ 空间转换成 LAB 空间^[17]。相比 之下,本文所使用的 YCbCr 空间转换公式如式(3)所示, 无需进行复杂的数学运算,具有更好的实时性。因此,本 文选取在 YCbCr 色彩空间内进行螺栓定位漆分割。



Fig. 7 Schematic diagram of different color space segmentation

1.4 基于 Hu 矩特征的螺栓定位漆紧固状态判别

受人工标记的主观性影响,螺栓定位漆在位置、角度 和形状上具有多样性,但总体呈现围绕螺栓的中心旋转 分布的规律,具体表现如图 8 所示。



Fig. 8 Distribution diagram of bolt positioning paint

为针对铁路机车转向架螺栓定位漆的特点,本文采用 Hu 矩特征来描述螺栓定位漆二值化图像的形状信息和位置信息。Hu 矩具有旋转、缩放和平移不变性^[18],相同或相近的形状经过旋转、缩放和平移变换后,其 Hu 矩值保持不变。这意味着无论螺栓定位漆在图像中的旋转角度如何,其 Hu 矩值仍然保持不变,从而能够消除螺栓定位漆旋转变化对特征值的影响。对于人工标记的螺栓定位漆,Hu 矩能良好地表达其整体信息。因此,通过 Hu 矩所构建的图像形状特征适用于螺栓定位漆二值化图像中螺栓紧固状态信息的提取与分类。

以一副 *M* × *N* (*M*,*N* 分别为待处理图像的宽和高) 大小的二维离散图像为例,图像用 *f*(*x*,*y*) 表示,其 (*p* + *q*) 阶矩定义为:

$$m_{pq} = \sum_{y=1}^{N} \sum_{x=1}^{M} x^{p} y^{q} f(x, y)$$
(14)

$$\mu_{pq} = \sum_{y=1}^{N} \sum_{x=1}^{M} (x - \overline{x})^{p} (y - \overline{y})^{q} f(x, y)$$
(15)

式中: $p,q=0,1,2,3,\dots,x=m_{10}/m_{00},y=m_{01}/m_{00}$ 是图像 灰度重心的坐标,矩心 (x,y) 代表质心位置。矩心计算 公式为:

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$
(16)

式中:m₀₀为图像的零阶几何矩,m₁₀和m₀₁为图像的两个 一阶几何矩。

中心矩 μ_{να} 具备平移不变性,可以满足图像检测对平 移不变性的要求,为同时满足图像检测对缩放不变性的 要求,定义了中心不变矩特征 η_{μ} 为:

$$\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}, \gamma = \left[\frac{p+q}{2}\right] + 1 \tag{17}$$

在此基础上,用上述公式的线性组合,构造了如下7 个不变中心矩组成的一组特征向量,同时具备了旋转、缩 放和平移不变性。

$$M_1 = \eta_{20} + \eta_{02} \tag{18}$$

$$M_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$
(19)

$$M_{3} = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^{2} + (3\eta_{21} - \eta_{03})^{2}$$
(20)

$$M_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$$
(21)

$$M_{5} = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12}) [(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} - 3(\eta_{21} + \eta_{03})]^{2} + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})$$

 $\left[(3\eta_{03} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \right]$ (22) $M_{c} = (n_{20} - n_{02}) \left[(n_{20} + n_{12})^{2} - (n_{21} + n_{02}) \right]^{2} +$

$$4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$(23)$$

 $M_{7} = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^{2} 3(\eta_{21} + \eta_{03})]^2 + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})$ $[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$ (24)

由上述7个不变矩定义可以得到螺栓定位漆的 Hu 矩特征向量为.

$$\boldsymbol{M}_{H_{u}} = [M_{1}, M_{2}, M_{3}, M_{4}, M_{5}, M_{6}, M_{7}]$$
(25)

在螺栓定位漆二值化图像分类器的选择上,鉴于 SVM^[19]在图像分类、回归、异常检测任务表现出良好的 性能和业内的广泛应用^[20]。本文采用支持向量机算法 来建立螺栓定位漆二值化图像分类器,将螺栓定位漆分 类结果作为铁路机车转向架螺栓紧固状态检测的最终输 出。所提检测模型的各步骤及程序流程图如图9所示。



图 9 铁路机车转向架螺栓紧固状态检测程序流程

Fig. 9 Flow chart of inspection procedure for bolt tightening status of railway locomotive bogie

实验结果与对比分析 2

2.1 数据集介绍

为验证本文所提方法对铁路机车转向架螺栓的定位 效果与紧固状态识别性能,在实际铁路机务检修现场不 同时段、不同场景下进行采样,自制铁路机车转向架螺栓 数据集(Bolt-dataset)共计9760张,其中包括训练集 8 793 张,测试集 976 张,每张图像中所包含的螺栓数量 在 4~15 个不等, 由此共计 67 690 个。数据集部分样本 图如图 10 所示,主要包括室外亮场景(图 10(a))、室外 暗场景(图10(b))、室外阴影场景(图10(c))、室内亮场 景(图 10(d))和室内暗场景(图 10(e))。采用 Labeling 对数据集中的图像进行标注,生成与图像相对应的注释

文件用于目标检测模型的训练和测试。

2.2 实验运行环境及参数设置

本文所提算法在 Pycharm 平台下进行 YOLOv7 目标 检测模型的训练及测试,模型的推理及后续算法程序在 VS2017 平台下进行编译,通过 Python 与 C++混合编程实 现铁路机车转向架螺栓紧固状态识别算法。PC 端的操 作环境和函数依赖库如表1所示。

2.3 评价指标

为衡量本文算法在实际机务检修场景中的有效性和 可靠性,采用预测精度(mAP)、准确率(Precision)、召回 率(Recall)和预测时间(inference time)作为实验评价指 标来量化螺栓目标检测和螺栓定位漆二值化图像识别的 结果。其中 mAP 的计算公式如式(26)所示:



(a) 室外亮场景 (a) Outdoor bright scene



(b) 室外暗场景 (b) Outdoor dark



(d) 室内亮场景 (d) Indoor bright scene

scene



(e) 室内暗场景 (e) Outdoor dark scene

图 10 Bolt-dataset 部分样本图像 Fig. 10 Partial sample image of Bolt-dataset

表	1	计算机	参数
Table 1	Co	mputer	parameters

类型	参数				
操作系统	Windows11-x64				
CPU	12th Gen Inter(R) Core(TM)i5-12500H				
内存	16 GB				
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop				
	Pytorch 1. 12. 1				
深度学习框架及函数依赖库	CUDA Toolkit 11.3				
	cuDNN 8.5.0				
计算机视觉开源函数库	Opencv4. 6. 0				

$$mAP = \frac{\sum_{c=1}^{c} AP(c)}{C}$$
(26)

式中:C是检测类别数,在本文的目标检测模型中将螺栓 分为正向螺栓与侧向螺栓 2 类,即 C=2。mAP 是检测到 螺栓时精度(AP)的平均值,该值越高,螺栓的检测结果 越好。AP 是以召回率(Recall)为横轴,准确率 (Precision)为纵轴形成的 PR 曲线下的面积。Precision, Recall 的计算公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$
(27)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$
(28)

其中,TP、FP、FN 的意义分别为真阳性、假阳性、假 阴性的数量。预测时间指单帧检测时长。

2.4 实验结果分析

1) YOLOv7 目标检测实验与结果

铁路机车转向架螺栓目标检测模型训练超参数设置 如下:本文采用 YOLOv7 模型,初始学习率设置为 0.01, 并采用余弦退火算法作为学习率调整策略,使学习率平 滑地减小,帮助模型更有效地收敛到全局最优解。为防 止模型过拟合,权重衰减设定为0.0005,旨在控制模型 参数的规模,确保其不过于复杂,以提高模型的泛化能 力。选取 Adam 优化器优化训练过程中的参数,以平衡 快速收敛和对参数的精细调整,从而提高模型训练效率。 考虑到硬件资源和模型的复杂度,将图像的输入批次大 小设置为8,总的训练次数为300轮。

模型训练结果如图 11 所示,各指标于 40 轮后逐渐 趋于稳定,数据集的收敛速度较快,说明了本文的目标检 测模型参数设置合理。图 11(a) 为训练的损失函数 (Loss)曲线,最小值为 0.135 2;图 11(b)为准确率 (Precision)曲线,准确率收敛于 98.05%;图 11(c) 为召 回率(Recall)曲线,召回率收敛于98.68%;图11(d)为平 均精度均值(mAP)曲线,平均精度均值收敛于 98.93%, 模型的目标预测结果准确可靠。

在训练 YOLOv7 目标检测模型的同时,应用 SVM+ HOG、YOLOv5、Faster-RCNN、YOLOv7-tiny 等传统目标检 测模型和深度学习目标检测模型也在同一铁路机车转向 架螺栓数据集(Bolt-dataset)上进行训练和测试,以便进 行横向比较,各模型评价和分析结果如表2所示。

表 2 目标检测模型评价分析 Table 2 Evaluation and analysis of target detection model

構刊						
侯堂	Precision/%	Recall/%	mAP/%	预测时间/s		
SVM+HOG	86.81	88.52	87.41	0. 594		
YOLOv5	97.40	98.05	97.87	0.068		
Faster-RCNN	97.93	98.32	98.14	0. 243		
YOLOv7-tiny	96.43	97.35	97.26	0.053		
YOLOv7	98.05	98.68	98.93	0. 101		

在铁路机车转向架螺栓目标检测任务中, YOLOv7 模型表现出良好的螺栓检测能力,各项评价指标都为最 优,准确率为 98.05%, 召回率为 98.68%, mAP 值为 98.93%;在预测时间方面,其预测时间为0.101s,略高于 YOLOv5 模型和 YOLOv7-tiny 模型,但仍能满足铁路机务 检修现场实时检测的需求。虽然 YOLOv5 模型和 YOLOv7-tiny 模型在实时性方面表现更为优越,但本文所 提及的算法对于螺栓目标检测框的贴合度要求较高,为 确保螺栓位于检测框中央,目标检测模型应具备较好的 检测性能指标。YOLOv7 有着更大的参数量和更复杂的 网络结构,能够捕捉到更复杂的特征,从而拥有较强的检



测性能。因此,基于实时性和准确性的综合考虑,本文选 择使用 YOLOv7 建立目标检测模型。铁路机车转向架螺 栓目标检测的可视化结果如图 12 所示,图中检测框即螺 栓目标检测结果图像,将其统一缩放至 55×55 大小后用 于螺栓定位漆的分割与识别。



图 12 螺栓目标检测结果 Fig. 12 Bolt target detection results

2) 螺栓定位漆分割实验分析

为验证本文自适应分割方法在不同场景下的准确性 和鲁棒性,以5幅不同场景下的螺栓目标检测结果图像 为例,并与其他分割方法,如最大熵法、三角法进行对比 实验。为体现对比实验的公平性,均应用中值滤波去除 噪声点,优化最终分割结果。统计正确去除的背景、正确 分割的螺栓定位漆、错误去除的背景和错误分割出的螺 栓定位漆的像素数目,依据混淆矩阵的计算公式计算分 割图像的准确率,分割结果如图 13 所示,分割准确率如 表 3 所示。



图 13 3 种分割方法效果对比

Fig. 13 Comparison of three segmentation methods

	表 3	不同万法分割精度比较	
Table 3	Com	parison of segmentation	accuracy

betwo	een different i	metnods	(%)	
团桷八朝忆星	分割精度(准确率)			
图称刀刮切泉	最大熵法	三角法	本文方法	
室外亮场景	93.43	93.41	95.07	
室外暗场景	94.42	91.04	96.24	
室外阴影场景	87.12	23.74	89. 57	
室内亮场景	96.32	60.19	97.23	
室内暗场景	80.64	42.77	88.95	
所有 67690 幅均值	92.76	85.31	95.12	

根据图 13 所示的结果,在螺栓定位漆的分割效果 上,最大熵法和三角法容易夹杂细小的噪声点,而本文所 用方法则能够有效剔除噪声点。此外,在低对比度场景, 例如室外阴影场景和室内暗场景,三角法更易出现背景 粘连问题。相比之下,本文所采用的方法在这类场景下 表现更为稳定。

此外,本文所提到的自适应方法是在 YCbCr 空间内 提取 Cr 分量图像后应用 Otsu 算法进行螺栓定位漆的分 割。传统的 Otsu 算法往往在 RGB 空间或灰度空间中应 用,对颜色信息不够敏感,且易受到光照阴影变化的影 响。相比之下,基于 Cr 分量的 Otsu 算法在对光照阴影 变化等环境因素具有抗干扰能力的同时,对螺栓定位漆 的色彩信息更为敏感。因此,在该分量上应用 Otsu 算法 能够更好地捕捉到特定螺栓定位漆与背景的差异,从而 实现准确的螺栓定位漆分割。

从表 3 可以看出,本文所用方法在 4 种场景下的分 割精度均为最优。最大熵法的分割精度在室外亮场景和 室外暗场景的分割精度为 93.43%和 94.42%,稍弱于本 文方法的 95.07%和 96.24%。这是因为最大熵法对噪声 的处理能力较差,螺栓定位漆在人工标记过程中产生的 油漆飞沫对其造成一定干扰。此外,最大熵法在室内暗 场景下的分割精度为 80.64%,与本文方法的 88.95%相 差较大,最大熵法在低对比度图像下无法很好地将螺栓 定位漆与背景分离。三角法的分割精度最低,室外阴影 场景和室内暗场景的分割精度仅有 23.74%和 42.77%, 显著低于本文方法的 89.57%和 88.95%,这是由于在灰 度直方图中,背景像素占据所有像素的绝大部分,因此在 三角几何化的过程中,求得的阈值不能很好地分离螺栓 定位漆与背景像素。

为进一步验证本文方法在不同场景下的普遍适用 性,对所有 67 690 幅螺栓目标检测结果图像进行分割, 并统计 3 种方法的分割精度。实验结果如表 3 所示,本 文所用方法的分割精度均值达到了 95.12%,相较于最大 熵法和三角法,分别高出 2.36%和 9.81%,为后续螺栓紧 固状态的判断提供了可靠前提。然而,在实际的铁路机 车转向架上,由于时间、环境等因素影响,螺栓定位漆可 能会变得模糊或不完整(见图 8 最右侧螺栓定位漆图 像)。在此情况下,对于分割得到的螺栓定位漆,其紧固 状态难以明确判别,可能导致后续算法的错检。为避免 这一问题,机务检修作业人员应及时补全螺栓定位漆的 标记,并确保当前螺栓处于紧固状态。

3) 螺栓紧固状态判断实验

采用本文自适应分割算法处理所有螺栓目标检测结 果图像,得到形状、位置和角度不尽相同的螺栓定位漆二 值化图像数据集。同时为确保数据的准确性和可靠性, 经现场机务检修作业人员辅助确认,将图像分为正常状 态和松动状态两类,并按照9:1的比例划分为训练集和 测试集,以便进行模型的训练和评估。

将不同场景下由自适应分割算法得到的螺栓定位漆 二值化图像样本分别应用 3 种不同特征提取方法结合 SVM 进行实验,并通过准确率、查全率和平均正确率 3 个 评价指标进行性能评估。其中,方法 1 提取的图像特征 为计算图像局部区域梯度直方图的 HOG 特征,方法 2 提 取的图像特征为描述图像局部纹理的 LBP 特征,本文方 法则是提取基于图像几何矩的 Hu 矩特征,各场景下不 同检测方法的实验结果如表 4 所示。

表 4 不同场景下不同方法的检测结果 Table 4 Detection results of different methods in different scene

实验场景 样	出大物具	方法1结果		方法2结果			本文方法结果			
	件坐奴里	查准率/%	查全率/%	平均正确率/%	查准率/%	查全率/%	平均正确率/%	查准率/%	查全率/%	平均正确率/%
室外亮场景	23 148	91.48	90.81	90. 77	88.82	86. 98	87.46	93.27	95.14	93.87
室外暗场景	10 589	90.06	89.23	89.70	85.36	87.22	86.15	92.36	93.06	92.69
室外阴影场景	3 159	85.33	85.71	85.41	83.74	82.37	83.10	87.72	89.48	88.41
室内亮场景	21 357	90.74	90.06	90.48	88.95	87.10	88.20	93.54	95.71	94. 57
室内暗场景	9 437	86.39	89.60	87.54	85.31	87.39	85.94	89.54	93.81	91.28
所有场景	67 690	90.01	89.93	89.81	87.58	86.90	87.07	92.42	94. 55	93. 28

从表4所示的螺栓紧固状态检测结果可以看出,方法1的平均正确率分别为90.77%(室外亮场景)、89.70%(室外暗场景)、85.41%(室外阴影场景)、90.48%(室内亮场景)和87.54%(室内暗场景),与本文所采用的方法相比,仍存在一定差距。因为方法1所用HOG特征虽然具有较好的局部纹理描述能力,但本文中的螺栓定位漆形状多变,而HOG特征对形变敏感,因此对螺栓定位漆的特征表达能力不足。

方法 2 的平均正确率分别为 87.46% (室外亮场 景)、86.15% (室外暗场景)、83.10% (室外阴影场景)、 88.20% (室内亮场景)和 85.94% (室内暗场景),低于本 文所用方法。虽然方法 2 所用 LBP 特征通过比较邻域 像素值,可以捕捉纹理的局部结构和细节信息,但螺栓定 位漆的状态判断需从整体的角度判断是否错位,LBP 特 征只考虑了局部像素之间的比较关系,没有充分利用像 素点之间的上下文信息,对螺栓定位漆的全局结构描述 能力相对较弱。

相比之下,本文所用方法在所有场景下的查准率,查 全率和平均正确率分别为 92.42%,94.55%和 93.28%, 相较方法 1 高出 2.41%,4.62%和 3.47%,相较于方法 2 则高出 4.84%,7.65%和 6.21%。说明本文所采用的 Hu 矩特征不仅在形状信息描述方面表现优异(是否错位), 同时也显示出其对螺栓定位漆不同旋转角度位置信息描 述的有效性,为螺栓紧固状态的检测和分析提供了更准 确、更稳定的解决方案。

此外,在机务检修作业中,铁路机车转向架螺栓的松动是人工检视容易忽略的微小故障,而本文方法拥有较好的查全率指标 94.55%(即较低的漏检率),则表现为绝大多数铁路机车转向架螺栓的松动均能被该方法检出。通过本文方法辅助机务检修作业人员进行检视工作,可以更可靠地发现转向架螺栓松动故障。

3 结 论

为通过可视化图像分析手段辅助机务检修作业,本 文结合深度学习和传统的图像处理方法提出一种基于图 像识别的铁路机车转向架螺栓紧固状态检测方法。主要 结论如下:

1)基于 YOLOv7 算法训练得到铁路机车转向架螺栓 目标检测模型,模型目标检测准确率为 98.05%,召回率 为 98.68%,平均精度均值为 98.93%,单张图像的预测时 间为 0.101 s,模型的鲁棒性和实时性满足铁路机务检修 的现场检测需求。

2)针对铁路机务检修现场在不同时段以及室内外光 照不一致的情况,结合螺栓定位漆的色彩特征,将螺栓目 标检测结果图像的色彩空间转换至 YCbCr 色彩空间并 选取 Cr 分量应用自适应分割算法进行图像分割,得到螺 栓定位漆二值化图像。在不同场景下,该分割方法均能 保留螺栓定位漆的完整,并有效抑制背景区域噪声,其平 均分割精度为 95.12%。

3) 在深入分析螺栓定位漆形状、位置和角度多样性 特点的基础上,提取螺栓定位漆二值化图像的 Hu 矩特 征,并结合 SVM 训练得到螺栓紧固状态分类模型。Hu 矩特征可以描述图像的整体信息,对细微形变不敏感,且 不受目标在图像中的旋转角度的影响,对不同位置和角 度的螺栓定位漆具有较高的特征表达能力,在所有场景 下对螺栓紧固状态的识别率为 93.28%。

参考文献

- [1] 李响,李消, 王松,等. 铁路机务检修人员人因失误 影响因素研究[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(6):23-30.
 LI X, LI X, WANG S, et al. Study on factors leading to human errors in railway maintenance [J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(6):23-30.
- [2] 王庆领,程庆阳,谢隽然. 螺栓松动检测的若干关键 技术问题[J]. 科学技术与工程,2021,21(22): 9194-9202.
 WANG Q L, CHENG Q Y, XIE J R. Several key technical issues of bolt looseness detection[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21 (22): 9194-9202.
- [3] 王前选,王锐锋,李虎,等. 轨道车辆螺栓松动量与 预紧力视觉检测方法研究[J]. 铁道科学与工程学 报,2023,20(9):3511-3524.
 WANG Q X, WANG R F, LI H, et al. Research on visual detection method of rail vehicle bolt looseness and pre-tightening force[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2023, 20(9): 3511-3524.
- [4] PARK J H, HUYNH T C, CHOI S H, et al. Visionbased technique for bolt-loosening detection in wind turbine tower[J]. Wind Struct, 2015, 21(6): 709-726.
- [5] CHA Y J, YOU K, CHOI W. Vision-based detection of loosened bolts using the Hough transform and support vector machines[J]. Automation in Construction, 2016, 71: 181-188.
- [6] 王向周,杨敏巍,郑戍华,等.基于 YOLOv5s-T和 RGB-D 相机的螺栓检测与定位系统[J].北京理工大 学学报,2022,42(11):1159-1166.
 WANG X ZH, YANG M W, ZHENG SH H, et al. Bolt detection and positioning system based on YOLOv5s-T and RGB-D camera[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2022,42(11):1159-1166.
- [7] 朱均. 基于 ResNeXt 网络的多历史螺栓松动检测算法

研究[J]. 今日制造与升级, 2022(7): 63-68.

ZHU J. Research on multi history bolt looseness detection algorithm based on ResNeXt network[J]. Manufacture & Upgrading Today, 2022(7): 63-68.

- [8] ZHAO X, ZHANG Y, WANG N. Bolt loosening angle detection technology using deep learning [J]. Structural Control and Health Monitoring, 2019, 26(1): e2292.
- [9] 陈仁祥, 詹赞, 胡小林, 等. 基于多注意力 Faster RCNN 的噪声干扰下印刷电路板缺陷检测[J]. 仪器 仪表学报, 2021, 42(12): 167-174.
 CHEN R X, ZHAN Z, HU X L, et al. Printed circuit board defect detection based on the multi-attentive Faster RCNN under noise interference [J]. Chinese Journal of
- [10] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.

Scientific Instrument, 2021, 42(12): 167-174.

[11] 程敦诚, 王倩, 吴福庆, 等. 基于深度学习的接触网顶紧螺栓状态智能检测[J]. 铁道学报, 2021, 43(11): 52-60.

CHENG D CH, WANG Q, WU F Q, et al. Research on intelligent detection of state of catenary puller bolt based on deep learning [J]. Journal of the China Railway Society, 2021, 43(11): 52-60.

[12] 彭继慎,孙礼鑫,王凯,等. 基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法[J]. 仪器 仪表学报,2021,42(10):161-170.
PENG J SH, SUN L X, WANG K, et al. ED-YOLO power inspection UAV obstacle avoidance target detection

algorithm based on model compression [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42 (10): 161-170.

[13] 丁伟利,郝增号. 基于 YOLOv4-tiny 和完整度排序的标志物快速圆检测算法[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(2):12-22.

DING L W, HAO Z H. Fast circle detection algorithm for markers based on YOLOv4-tiny and comp[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(2): 12-22.

- [14] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-theart for real-time object detectors [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [15] 张彦斐,刘茗洋,宫金良,等. 基于两级分割与区域 标记梯度 Hough 圆变换的苹果识别[J]. 农业工程学

报,2022,38(19):110-121.

ZHANG Y F, LIU M Y, GONG J L, et al. Apple recognition based on two-level segmentation and regionmarked gradient Hough circle transform [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(19): 110-121.

- [16] 曹字,徐传鹏. 一种改进阈值分割算法在镜片缺陷检测中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 219-224.
 CAOY, XUCHP. Application of an improved threshold segmentation algorithm in lens defect detection [J]. Lasers & Optoelectronics Progress, 2021, 58(16): 219-224.
- [17] 杨超,刘本永. 基于 Lab 颜色空间纹理特征的图像前后景分离[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(12): 59-64.
 YANG CH, LIU B Y. Image foreground-background separation based on texture features extracted in Lab color space [J]. Lasers & Optoelectronics Progress, 2019, 56(12):59-64.
- [18] WU Z, JIANG S, ZHOU X, et al. Application of image retrieval based on convolutional neural networks and Hu invariant moment algorithm in computer telecommunications [J]. Computer Communications, 2020, 150: 729-738.
- [19] 李黄曼,张勇,张瑶. 基于 ISSA 优化 SVM 的变压器 故障诊断研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3):123-129.
 LI H M, ZHANG Y, ZHANG Y. Study of transformer fault diagnosis based on improved sparrow search algorithm optimized support vector machine [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3):123-129.
 [20] 李响 李国正 邓明君 等 基于语亲畅递图像转征
- [20] 李响,李国正,邓明君,等. 基于语音频谱图像特征的人体疲劳检测方法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(2):123-132.

LI X, LI G ZH, DENG M J, et al. A human fatigue detection method based on speech spectrogram features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(2): 123-132.

作者简介



李响,2004 年于重庆大学获得学士学 位,分别在 2007 年和 2016 年于北京交通大 学获得硕士和博士学位,现为华东交通大学 硕士生导师,江西开放大学副教授,主要研 究方向为安全技术及工程、信号处理和机器 视觉。

E-mail: lixiang@ecjtu.edu.cn

Li Xiang received his B. Sc. degree from Chongqing University in 2004, and received his M. Sc. degree and Ph. D. degree both from Beijing Jiaotong University in 2007 and 2016, respectively. He is currently a M. Sc. candidates supervisor at East China Jiaotong University and an associate professor at Jiangxi Open University. His main research interests include security technology and engineering, signal processing, and machine vision.



赖本涛(通信作者),2021年于华东交 通大学获得学士学位,现为华东交通大学硕 士生研究生,主要研究方向为机器视觉与图 像处理。

E-mail: 11198252187@163.com

Lai Bentao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from East China Jiaotong University in 2021. He is currently a M. Sc. candidate at East China Jiaotong University. His main research interests include machine vision and image processing.