DOI:10.14188/j.2095-6045.20260335

文章编号:2095-6045(2026)05-0130-08

基于自适应背景差分与二维最大熵的钢轨表面缺陷检测

王东豪[1] 吴云龙[1,2,3] 袁梦瑶[1] 李邵波[1,2,3] 谌一夫[4]

1 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院,湖北 武汉,430074

2 中国地质大学(武汉)区域生态过程与环境演变湖北省重点实验室,湖北 武汉,430074

3 中国地质大学(武汉)信息技术湖北省重点学科实验室,湖北 武汉,430074

4 中国地质大学(武汉)计算机学院,湖北 武汉,430074

Steel Rail Surface Defect Detection Based on Adaptive Background Difference and Two-Dimensional Maximum Entropy

WANG Donghao[1] *WU Yunlong*[1,2,3] *YUAN Mengyao*[1] *LI Shaobo*[1,2,3] *CHEN Yifu*[4]

1 School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

2 Hubei Key Laboratory of Regional Ecology and Environmental Change, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

3 Hubei Key Laboratory of Information Technology, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

4 School of Computer Science, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China

摘 要:针对复杂轨面图像中灰度不均衡和噪声干扰导致缺陷与背景可分性下降的问题,提出一种自适应局部趋势背景建模与邻域一致性二维最大熵的钢轨表面缺陷检测方法。首先,根据列灰度的局部变化趋势自适应估计背景,抑制列向亮度漂移产生的差分残差;随后结合灰度对比度增强与缺陷比例限制,提高缺陷与背景之间的灰度可分性;进一步引入邻域平均灰度构建二维统计信息,实现最大熵自适应分割,并采用形态学重构抑制残余噪声。实验结果表明,本文方法的召回率、精确率和 F_2-score 分别达到92.8%、92.6%和92.7%,其中 F_2-score 高于对比方法,表明该方法在复杂轨面条件下具有较好的综合检测性能。

关键词:钢轨表面缺陷;背景差分;最大熵;形态学重构

中图分类号:P207;U216;P237

文献标志码:A

Abstract: To address the problem of decreased separability between defects and background due to uneven gray levels and noise interference in complex rail surface images, an adaptive local trend background modeling and neighborhood consistency two-dimensional maximum entropy method for steel rail surface defect detection is proposed. Firstly, the background is adaptively estimated based on the local change trend of column gray levels, and the differential residuals caused by column-wise brightness drift are suppressed; then, by combining gray contrast enhancement and defect proportion limitation, the gray separability between defects and background is improved; further, the neighborhood average gray level is introduced to construct two-dimensional statistical information, achieving adaptive segmentation by maximum entropy, and morphological reconstruction is adopted to suppress residual noise. Experimental results show that the recall rate, precision rate and F_2-score of this method reach 92.8%, 92.6% and 92.7% respectively. Among them, the F_2-score is higher than that of the comparison method, indicating that this method has better comprehensive detection performance under complex rail surface conditions.

Key words: rail surface defects; background subtraction; maximum entropy; morphological reconstruction

随着铁路网络的不断扩展以及列车运行速度和载荷的持续增加,钢轨长期承受滚动接触疲劳作用,表面易产生剥落、划痕和擦伤等各类缺陷[1,2]。此类缺陷会加大轮轨之间的冲击负荷,并可能诱发内部裂纹甚至轨道断裂,严重影响着行车安全与乘坐舒适性[3]。因此,快速、准确地检测钢轨表面缺陷对保障铁路安全运营具有重要意义[4]。目前,钢轨缺陷检测方式主要包括超声波、涡流、漏磁等无损检测方法[5]以及机器视觉检测方法。相比传统无损检测,机器视觉具有非接触、检测速度快和精度较高等特

引用格式:王东豪,吴云龙,袁梦瑶,等. 基于自适应背景差分与二维最大熵的钢轨表面缺陷检测[J]. 测绘地理信息,2026,51(5):130-137(WANG Donghao, WU Yunlong, YUAN Mengyao, et al. Steel Rail Surface Defect Detection Based on Adaptive Background Difference and Two-Dimensional Maximum Entropy[J]. Journal of Geomatics, 2026, 51(5): 130-137)

基金项目:国家自然科学基金(42574073,42442015,42274111)。

点,已成为钢轨表面缺陷检测的重要研究方向[6]。现有机器视觉方法主要可分为图像处理方法和深度学习方法。

基于图像处理的方法早期多采用阈值分割来完成缺陷检测,但实际场景中光照分布不均匀和反射差异会引起明显灰度波动,影响其检测稳定性。为此,研究者主要从图像增强、背景建模及阈值分割等方面展开改进。Li和Ren等[7]通过局部归一化和缺陷比例限制滤波减弱背景不均匀影响,并借助投影剖面实现缺陷定位。袁小翠等[8]采用目标方差加权的一维Otsu方法修正阈值偏置。针对全局阈值难以适应局部光照变化的问题,贺振东等[9]、闵永智等[10]以及曹义亲等[11]分别通过列方向背景建模、自适应双边滤波和改进背景差分方法增强缺陷与背景的可分性,提高了复杂条件下的检测性能。王国伟等[12]进一步结合改进的遗传算法与最大熵法优化分割阈值,但计算耗时有所增加。总体而言,背景差分法具有较好的应用潜力,但在强纹理干扰和纵向灰度不均匀条件下,其鲁棒性仍有提升空间。

此外,低秩矩阵分解[13]、马尔可夫随机场[14]和立体视觉[15]等方法也被用于钢轨表面缺陷检测。这些方法分别利用背景低秩与缺陷稀缺性、局部空间约束以及二维纹理与三维轮廓信息提升检测性能,但在高速实时检测场景下仍需兼顾鲁棒性、计算效率及硬件成本。

近些年来,Faster R-CNN[16]、SSD[17]和YOLOv3[18]等深度学习目标检测方法也逐渐应用于铁路基础设施病害检测。这类方法具有较强的特征表达能力和端到端的检测优势,但钢轨表面缺陷样本的获取与精细标注成本较高,同时样本数量有限、类别分布不均以及小尺度目标且易受反光和锈蚀纹理干扰等问题,使得模型训练与跨场景泛化更具挑战。因此,在样本条件有限且强调实时性的应用场景中,图像处理方法仍具有较高的实用价值。

综合来看,复杂成像条件下的灰度不均匀和强干扰纹理会削弱缺陷与背景之间的可分性,影响传统分割方法的稳定性;深度学习方法受限于数据规模与标注成本等因素。针对上述问题,本文提出了一种适用于复杂场景下基于趋势自适应背景建模与最大熵分割的钢轨表面缺陷检测方法,通过改进背景建模和阈值分割策略,并结合后处理去噪手段,以提高检测的精度与稳定性。

1　钢轨缺陷检测方法

本文方法检测流程如图1所示,主要包括背景建模与差分增强、邻域一致性二维最大熵阈值分割和形态学去噪三个阶段。首先,根据轨面列灰度的局部变化趋势构建自适应背景模型,并结合灰度对比度增强与缺陷比例限制滤波,提高缺陷与背景的可分性;随后,利用像素灰度与邻域平均灰度的二维联合统计信息自适应确定分割阈值;最后,通过形态学去除噪点和小连通域,得到缺陷检测结果。

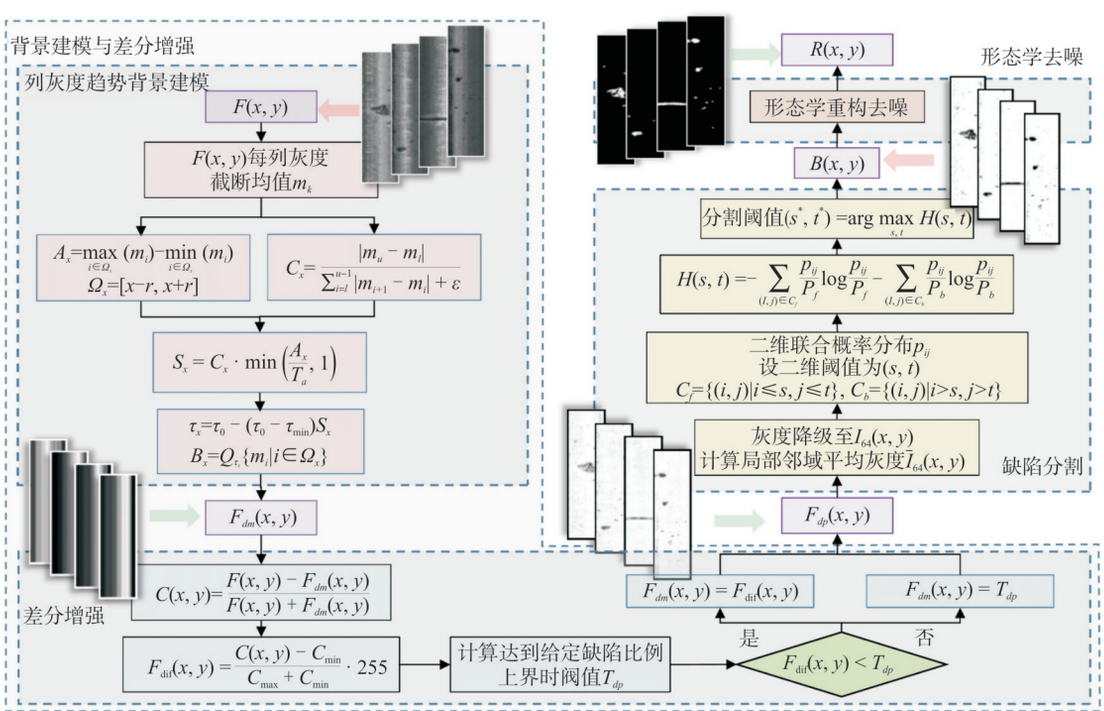


图1　本文缺陷检测算法流程

Fig. 1　The Defect Detection Algorithm Process of This Article

1.1 背景建模与差分增强

1.1.1 基于列灰度趋势背景建模

实际轨面图像采集过程中，光照入射角变化及相机姿态偏差会导致轨面图像沿列方向出现明显的灰度渐变或突变，如图 2 所示。若直接采用列均值或均值—中值背景模型进行差分，轨面不同区域之间的亮度差异容易形成“阴影”伪影，并在后续分割中被误判为缺陷。

针对上述问题，本文提出一种基于局部趋势感知的自适应列背景建模方法，通过分析列局部灰度变化幅度及趋势一致性，自适应调整背景估计分位参数，以减弱列方向灰度不均匀的影响。

设轨面灰度图像为 $F(x,y)$，其中 $x=1,2,\cdots,W$；$y=1,2,\cdots,\mathrm{H}$。为降低异常灰度值对列统计量的影响，首先采用截尾均值计算第 x 列的鲁棒灰度代表值：

$$m_x = TrimMean_{\alpha}\left\{F(x,y)\middle| y=1,2,\cdots,\mathrm{H}\right\} \tag{1}$$

式中，$TrimMean_{\alpha}$ 为截尾均值算子；α 为截尾比例，即去除排序后两端共 α 比例的极端灰度值计算均值；当 $\alpha=0$ 时，退化为普通列均值。

为进一步描述列灰度在局部范围内的变化趋势，以第 x 列为中心构建局部窗口。考虑到图像边界，定义窗口的左右边界为 $l=\max(1,x-r)$，$u=\min(W,x+r)$。在此基础上，分别定义窗口内的灰度变化幅度 A_x、趋势一致性系数 C_x 以及局部趋势强度 S_x：

$$A_x = \max_{i\in\Omega_x}(m_i) - \min_{i\in\Omega_x}(m_i) \tag{2}$$

$$C_x = \frac{|m_u - m_l|}{\sum_{i=l}^{u-1}|m_{i+1}-m_i| + \varepsilon} \tag{3}$$

$$S_x = C_x \times \min\left(\frac{A_x}{T_a}, 1\right) \tag{4}$$

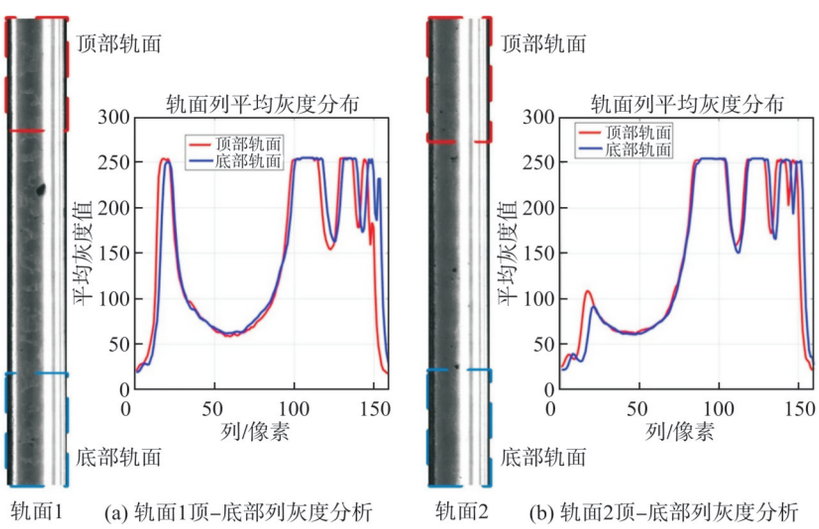
式中，ε 为防止分母为零的极小常数；A_x 用于描述局部灰度变化的幅度，C_x 用于衡量灰度变化的单调一致性：当局部灰度接近单调变化时，C_x 接近 1；灰度波动越明显，其值越小；T_a 根据当前图像各列局部灰度变化幅度的 75% 分位数自适应确定，同时设置最小取值为 12，以避免灰度波动较小时阈值过低。由此可看出，S_x 综合了灰度变化幅度与变化趋势的一致性，其值越大，表明当前区域存在越明显的趋势性灰度变化。

根据局部趋势强度 S_x 自适应调整分位参数，并进一步估计第 x 列的背景灰度值：

$$\begin{cases} \tau_x = \tau_0 - (\tau_0 - \tau_{\min})S_x \\ B_x = Q_{\tau_x}\left\{m_i \middle| i\in\Omega_x\right\} \end{cases} \tag{5}$$

式中，τ_0 表示平稳区域的默认分位参数，可取 0.5；$\tau_{\min}$ 表示趋势显著区域的最小分位参数，可取 0.1～0.2。$Q_{\tau_x}()$ 表示 τ_x 分位数算子。随着局部趋势增强，τ_x 相应减小，使背景估计向较低灰度水平自适应调整，从而抑制由列方向亮度变化产生的伪影。

最终，将各列背景估计值 B_x 沿列方向扩展，构成与原始轨面图像尺寸一致的二维背景模型 $F_{dm}(x,y)$，用于后续差分增强处理。



轨面1 (a) 轨面1顶–底部列灰度分析 轨面2 (b) 轨面2顶–底部列灰度分析

图 2 轨面列灰度分析

Fig. 2 Analysis of Rail Surface Grayscale

1.1.2 差分增强

传统差分方法[9,11,12]在缺陷与低亮度背景灰度接近，或存在锈蚀、磨损等干扰时，易因差分响应不足造成缺陷细节衰减。为此，本文引入灰度对比度增强方法[19]，利用原图像与背景模型间的相对灰度差异增强缺陷响应。

设原始轨面图像为 $F(x,y)$,背景模型为 $F_{dm}(x,y)$,定义像素级灰度对比度系数为:

$$C(x,y)=\frac{F(x,y)-F_{dm}(x,y)}{F(x,y)+F_{dm}(x,y)} \tag{6}$$

式中,$C(x,y)$介于[−1,1]。与直接采用绝对灰度差相比,该系数通过原始像素灰度与背景估计之间的相对灰度差异进行度量,能够降低整体灰度水平对差分响应的影响,从而提高低亮度区域中缺陷与背景之间的对比度。随后,将 $C(x,y)$线性归一化至[0,255],得到差分增强图像 $F_{\mathrm{dif}}(x,y)$。

经灰度对比度增强后,缺陷区域的响应得到提升,但图像中仍可能存在由锈蚀、反光及局部纹理引起的高灰度干扰。考虑到轨面图像中无缺陷区域通常占据较大比例,进一步引入缺陷比例限制滤波器[7],对高响应区域的动态范围进行约束。设缺陷上限比例为 dp,由 $F_{\mathrm{dif}}(x,y)$的灰度直方图频率 $p(i)$可确定截断阈值 T_{dp},并对增强图像进行截断处理:

$$\begin{cases} T_{dp}=\max\left\{t\left|\sum_{i=0}^{t}p(i)\leqslant dp\right.\right\} \\ \tilde{F}_{dp}(x,y)=\min\left(F_{\mathrm{dif}}(x,y),T_{dp}\right) \end{cases} \tag{7}$$

式中,T_{dp}为由缺陷比例 dp 确定的灰度截断阈值。该处理将超过阈值的高响应像素统一限制在 T_{dp},从而压缩异常高响应区域的动态范围,减弱锈蚀、反光及局部纹理等强干扰对后续阈值分割的影响。

最后,将截断后的图像 $\tilde{F}_{dp}(x,y)$线性归一化至[0,255],得到最终差分增强图像 $F_{dp}(x,y)$。

1.2　邻域一致性二维最大熵阈值分割

经缺陷比例限制滤波后,差分增强图像 $F_{dp}(x,y)$,灰度主要集中于高灰度区域,低灰度像素占比小且分布相对离散。为降低二维阈值搜索的计算量,本文先对截断图像进行灰度降级,首先将 8-bit 灰度图像由 256 级化至 64 级,记为 $I_{64}(x,y)$,并计算像素的局部邻域平均灰度:

$$\bar{I}_{64}(x,y)=\frac{1}{\left|N(x,y)\right|}\sum_{(u,v)\in N(x,y)}I_{64}(u,v) \tag{8}$$

式中,$I_{64}(x,y)$表示降级后的像素值,$N(x,y)$则表示以(x,y)为中心的局部邻域,$|N(x,y)|$表示邻域的像素数,$\bar{I}_{64}(x,y)$为对应的邻域平均灰度。

传统一维最大熵阈值分割时根据像素灰度直方图确定分割阈值,未充分考虑缺陷的局部空间特征。实际轨面缺陷通常具有一定的区域连续性,而孤立噪声的邻域一致性相对较弱。基于这一差异,本文联合像素灰度 $I_{64}(x,y)$与邻域平均灰度 $\bar{I}_{64}(x,y)$构建二维联合统计分布,以增强缺陷与随机干扰之间的区分能力。

设二维灰度对 (i,j)出现的次数为 n_{ij},则二维联合概率及阈值(s,t)对应的候选缺陷区域 C_f和背景区域 C_b定义为:

$$\begin{cases} p_{ij}=\dfrac{n_{ij}}{WH}, \quad i,j=0,1,\cdots,L-1 \\ C_f=\left\{(i,j)|i\leqslant s,j\leqslant t\right\} \\ C_b=\left\{(i,j)|i>s,j>t\right\} \end{cases} \qquad L=64 \tag{9}$$

式中,W和H分别为图像的宽度和高度;L取降级后灰度级数64。

进一步计算两区域的累积概率 P_f、P_b,并构建二维最大熵评价函数:

$$\begin{cases} P_f=\sum_{(i,j)\in C_f}p_{ij} \\ P_b=\sum_{(i,j)\in C_b}p_{ij} \\ H(s,t)=-\sum_{(i,j)\in C_f}\dfrac{p_{ij}}{P_f}\log\dfrac{p_{ij}}{P_f}-\sum_{(i,j)\in C_b}\dfrac{p_{ij}}{P_b}\log\dfrac{p_{ij}}{P_b} \end{cases} \tag{10}$$

当候选缺陷区域与背景区域的信息熵之和取得最大值时,对应的(s,t)即为所求的最优分割阈值:

$$(s^*,t^*)=\arg\max_{s,t}H(s,t) \tag{11}$$

最后,根据最优阈值对(s^*,t^*),同时判断像素灰度及其邻域平均灰度,将满足 $I_{64}(x,y)\leqslant s^*$ 且 $\bar{I}_{64}(x,y)\leqslant t^*$的像素划分为缺陷候选区域,其余像素划分为背景,从而得到二值分割结果 $B(x,y)$。

1.3　形态学去噪

经阈值分割得到的二值图像仍存在孤立噪点及面积较小的非目标区域,易干扰后续缺陷的识别与判断。为此,本文采用基于测地距离的形态学重构进行去噪,结构元素 S 选用圆盘状(disk),半径 r 用于控制滤波器强度。

设输入的二值图像为 $B(x,y)$,采用开-闭重构的组合得到去噪结果[20-22]:

$$\begin{cases} O^R=R_D(B\odot S,B) \\ R=R_E(O^R\oplus S,O^R) \end{cases} \tag{12}$$

式中,$\odot$、$\oplus$ 分别表示腐蚀与膨胀运算;$R_D(g,f)$与 $R_E(g,f)$分别表示以f为掩膜图像、以g为标记图像的膨胀重构与腐蚀重构。最终得到去噪后的二值图像R。

2 实验与结果分析

2.1 数据集与评价指标

本研究设有两个数据集。数据集 1 为 RSDDs 的快速铁路轨面 Type-I 数据集[23]，包含 67 张缺陷图像及其对应的标注真值，主要用于算法阶段结果分析、参数敏感性分析和消融实验。数据集 2 来源于荷兰铁路基础设施管理公司 ProRail 在 Kaggle 平台公开发布的轨面图像数据集，经轨面区域提取和去噪等处理后得到 840 张轨面图像，其中含缺陷图像 340 张、无缺陷图像 500 张，共包含 684 个缺陷，主要用于不同检测方法的综合性能对比。

为评价本文背景差分方法后缺陷与背景的可分性，采用均值对比度 Mc 和类间方差 Bcv 两项指标。Mc 表征缺陷与背景的平均灰度差异，Bcv 表征两类像素的分离程度，二者取值越大，说明缺陷与背景的可分性越强。其定义分别为：

$$Mc = \left| \mu_d - \mu_b \right| \tag{13}$$

$$Bcv = \omega_d (\mu_d - \mu)^2 + \omega_b (\mu_b - \mu)^2 \tag{14}$$

式中，μ_d 与 μ_b 分别为差分图像中缺陷区域与背景区域的平均灰度；ω_d 与 ω_b 分别为两类像素占比，μ 为图像平均灰度。

在缺陷检测性能评价中，采用召回率 Rc、精确率 Pr、加权调和均值 F_X-score 及平均处理时间进行评价。其中，Rc、Pr 分别反映检出能力和检测结果的准确性[24]，F_X-score 表达式用于综合评价二者，其表达式为：

$$F_X\text{-score} = (1 + X^2) \frac{P_r \times R_c}{X^2 \times P_r + R_c} \tag{15}$$

考虑到轨面缺陷检测漏检的影响较大，取 $X = 2$，即采用 F_2-score，以提高召回率在综合评价中的权重。

2.2 算法阶段结果及分析

为直观验证本文方法在轨面灰度不均衡与噪声干扰的抑制效果，选取数据集 1 中的代表性轨面图像，对背景建模、差分增强、阈值分割及形态学重构等阶段结果进行展示。各阶段缺陷比例限制参数 dp 均设为 0.3。

如图 3 所示，传统列均值背景差分在轨面存在列向灰度渐变或突变时易产生明显残差。采用本文列灰度趋势自适应的背景模型后，列向灰度变化造成的残差得到抑制；经灰度对比度增强和缺陷限制滤波后，缺陷的响应更加集中，背景动态范围得到压缩，缺陷与背景的灰度差异显得更加突出。此外，邻域一致性二维最大熵能够较完整地提取缺陷区域，形态学重构进一步去除孤立噪点和小连通域，同时保持主要缺陷的边界与连通性。

表 1 进一步给出的是不同背景差分方法的定量结果。本文方法的 Mc 与 Bcv 分别达到 158.5 和 137.7，均高于对比方法，表明缺陷与背景的可分性得到增强。

2.3 参数敏感性分析

缺陷限制比例 dp 控制着差分图像的截断程度。

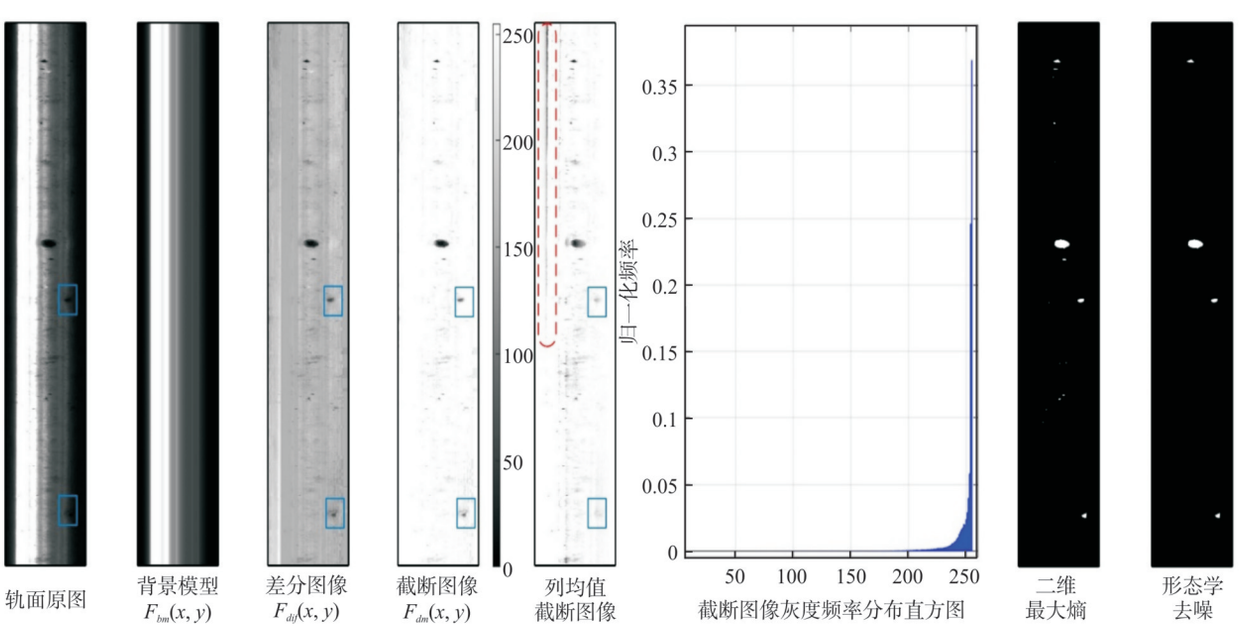


图 3 本文方法各阶段结果

Fig. 3 The Results at Each Stage of the Method Presented in This Article

表 1　不同背景差分方法下 Mc、Bcv 值

Tab. 1　Values of Mc and Bcv Under Different Background Difference Methods

差分方法	*Mc*	*Bcv*
BGD[9]	152.6	128.6
DPL_BGD[11]	154.5	129.9
GA_BGD[12]	156.4	131.7
本文方法	158.5	137.7

为分析其敏感性,在数据集 1 上设置 dp=0.05,0.1,0.2,…,0.9 进行实验,结果如图 4 所示。各取值下召回率和精确率均保持在 91% 以上,并在 dp=0.3 附近取得较优结果,表明本文方法在合理取值范围内对 dp 的敏感性较低。

产生上述现象的主要原因在于,差分增强后背景像素主要集中于高灰度区域,缺陷响应主要分布于中低灰度区域,二者已具有一定的灰度可分性,加上缺陷所占像素比例极低。因此,在一定 dp 取值范围内,缺陷区域的主要灰度响应及其与背景之间的相对差异仍能得到保留,曲线仅产生小幅波动。当 dp 值过小或过大时,背景抑制程度与缺陷信息保留之间的平衡有所改变,因而召回率和精确率出现一定下降。

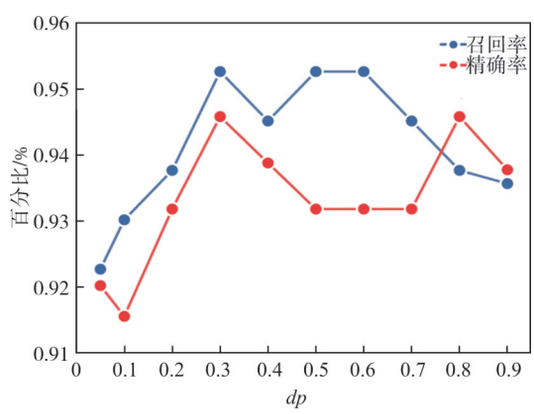


图 4　缺陷限制比例参数分析

Fig. 4　Analysis of Defect Limitation Proportion Parameters

2.4　消融实验分析

为验证各模块对检测性能的贡献,在数据集 1 上开展消融实验,结果如图 5 和表 2 所示。全流程方法取得 Rc=95.2% 的召回率和 Pr=94.6% 的精确率。移除列灰度趋势自适应背景建模后,两项指标均有所下降,这表明该模块有助于轨面灰度不均衡的缺陷提取;去除差分增强及缺陷比例截断处理后,检测性能显著下降,表明该模块对增强缺陷响应和提高缺陷与背景的可分性作用明显。在阈值分割方面,一维最大熵对非规则灰度分布具有一定适应性,但由于缺少空间邻域约束,对离散噪声较为敏感;Otsu 方法受缺陷像素占比较小及灰度分布不均衡影响,阈值易发生偏移,因此性能显著下降。本文方法引入邻域均值信息,利用真实缺陷的局部连续性抑制孤立噪声的响应,因此能够减少误检并提高分割稳定性。

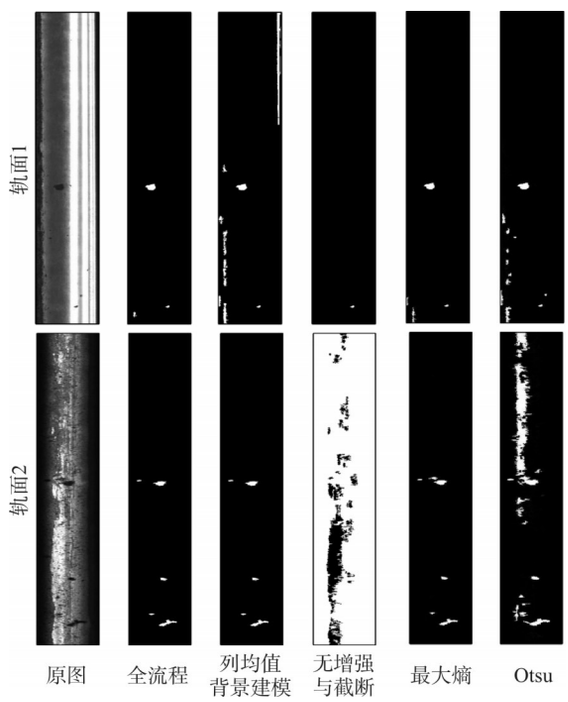


图 5　消融实验样例结果

Fig. 5　Example Results of Ablation Experiment

表 2　消融实验结果

Tab. 2　Results of the Ablation Experiment

方法/变体	召回率/%	精确率/%
全流程方法	95.2	94.6
无趋势自适应建模	88.5	91.6
无增强与截断	45.1	43.0
最大熵	93.2	92.8
Otsu	84.4	54.4

2.5　不同方法对比实验

本文所有实验均在 Intel Core i5-7300HQ CPU (2.50 GHz)、16 GB 内存、64 位 Windows 10 平台上完成,算法运行环境为 MATLAB R2022b。各对比方法均在相同计算平台和运行环境下进行测试,以保证实验结果的可比性。

为验证本文方法的整体检测性能,在数据集 2 上将所提方法与 WOV[8]、BGD[9]、BGD2[10]、DPL_ME[11]、GA_ME[12]方法进行对比实验。各方法参数设置如下:BGD 方法中参数 C=2.5;BGD2 中 α=2.5、β=0.6、邻域半径 r=6;DPL_ME 与本文方法中缺陷限制比例 dp 均为 0.3。部分样例的分割结果见图 6,定量指标对比结果见表 3。表 3 中所列

耗时为数据集 2 中全部测试图像的平均单幅处理时间。

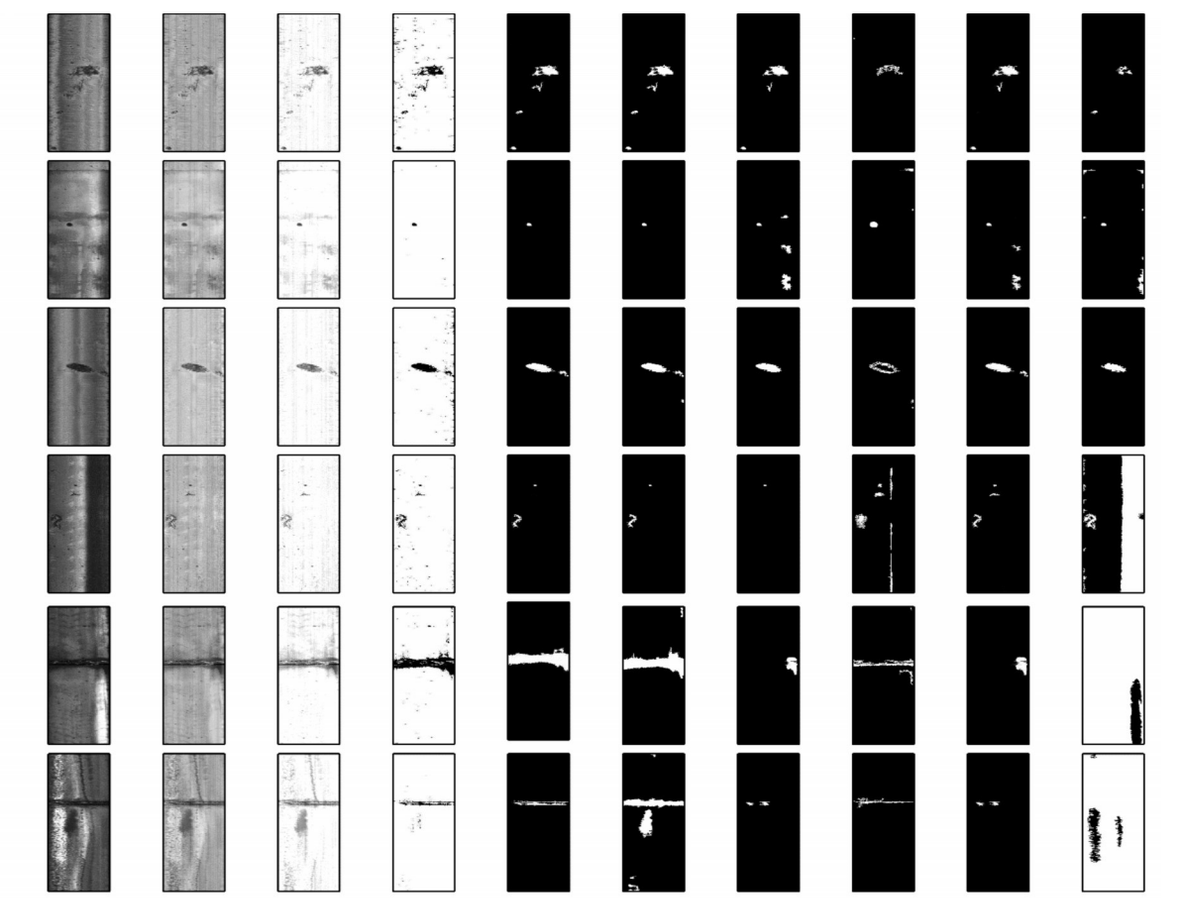
从图 6 和表 3 可见，各方法在复杂轨面下表现出明显差异。WOV 在缺陷与背景灰度差异较大时分割效果较好，但在光照不均或背景灰度起伏时会降低全局阈值的有效性；BGD 和 BGD2 均较依赖背景估计，当轨面存在列向亮度变化或明显灰度突变时，背景模型难以准确表征局部灰度变化，差分结果中容易残留线状伪响应，并在高、低灰度交界区域产生误检；DPL_ME 通过缺陷比例限制改善了块状缺陷的提取效果，但对接缝及高反差非缺陷结构仍存在误分割；GA_ME 提高了最大熵阈值的寻优能力，但难以消除背景差分阶段产生的强干扰响应。相比之下，本文方法在多种复杂轨面条件下获得了较稳定的分割结果，F_2-score 最高，平均处理时间略高于 WOV、BGD 和 DPL_ME。

不同方法性能的差异主要体现在差分图像的质量及后续阈值判别能力上。轨面出现列向亮度漂移或局部灰度突变时，现有背景差分方法易产生伪响应。本文采用趋势自适应背景建模抑制此类残差，并通过差分增强与缺陷比例限制强化缺陷响应、压缩背景及异常高响应的动态范围，从而提高了缺陷与背景的灰度可分性。邻域一致性二维最大熵利用缺陷的局部连续性进一步抑制孤立干扰。背景建模、差分增强与阈值判别的协同作用，使本文方法在复杂轨面条件下获得了更稳定的分割结果。

表 3 不同缺陷分割方法性能评估

Tab. 3 Performance Evaluation of Different Defect Segmentation Methods

方法	召回率/%	精确率/%	F_2-score/%	耗时/ms
WOV	74.8	52.1	68.8	29.6
BGD	91.8	87.9	91.0	21.0
BGD2	87.8	68.7	81.6	85.3
DPL_ME	87.2	93.8	88.4	39.5
GA_ME	93.0	90.3	92.4	328.9
本文方法	92.8	92.6	92.7	47.4



(a) 轨面图像 (b) 差分图像 (c) 截断图像 (d) 分割图像 (e) 本文方法 (f) GA_ME (g) DPL_ME (h) BGD2 (i) BGD (j) WOV

图 6 多种缺陷分割方法实验结果

Fig. 6 Experimental Results of Various Defect Segmentation Methods

3 结束语

本文针对复杂轨面图像中列向灰度漂移、背景起伏及噪声干扰导致缺陷与背景可分性下降的问题，提出了一种融合局部趋势自适应背景建模、差分增强与邻域一致性二维最大熵分割的钢轨表面缺陷

检测方法。通过消融实验表明,各模块对检测性能均具有积极贡献;对比实验中,本文方法取得92.8%的召回率、92.6%的精确率和92.7%的F_2-score,其中F_2-score最高,表明该方法在复杂轨面条件下能够兼顾缺陷检出能力与误检抑制。

本文方法的主要特点在于从背景残差抑制、缺陷与背景可分性增强和局部空间约束三个层面协同提高传统阈值分割方法在复杂场景下的稳定性。但该方法仍主要依赖灰度差异和局部空间一致性,当缺陷与背景灰度高度接近,或与接缝、锈蚀等强纹理结构发生混叠时,检测性能仍会受到影响。后续将进一步引入多尺度纹理特征和轻量化学习策略,以提升复杂缺陷条件下的泛化能力。

参考文献

[1] Xu CanYang, Liao Yingying, Liu Yongqiang, et al. Lightweight Rail Surface Defect Detection Algorithm Based on an Improved YOLOv8[J]. Measurement, 2025, 242: 115922

[2] 张辉, 宋雅男, 王耀南, 等. 钢轨缺陷无损检测与评估技术综述[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(2): 11-25

[3] Ni X, Liu H, Ma Z, et al. Detection for Rail Surface Defects via Partitioned Edge Feature[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23(6): 5 806-5 822

[4] Zhang Hui, Jin Xiating, Wu Q. M. J, et al. Automatic Visual Detection System of Railway Surface Defects With Curvature Filter and Improved Gaussian Mixture Model[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67(7): 1 593-1 608

[5] Lei Kou. A Review of Research on Detection and Evaluation of the Rail Surface Defects[J]. Acta Polytechnica Hungarica, 2022, 19(3): 167-186

[6] Dubey A K, Jaffery Z A. Maximally Stable Extremal Region Marking-Based Railway Track Surface Defect Sensing[J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(24): 9 047-9 052

[7] Li Qingyong, Ren Shengwei. A Real-Time Visual Inspection System for Discrete Surface Defects of Rail Heads[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012, 61(8): 2 189-2 199

[8] 袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 基于Otsu方法的钢轨图像分割[J]. 光学精密工程, 2016, 24(7): 1 772-1 781

[9] 贺振东, 王耀南, 刘洁, 等. 基于背景差分的高铁钢轨表面缺陷图像分割[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(3): 640-649

[10] 闵永智, 岳彪, 马宏锋, 等. 基于图像灰度梯度特征的钢轨表面缺陷检测[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 220-229

[11] 曹义亲, 刘龙标. 基于缺陷比例限制的背景差分钢轨表面缺陷检测方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(10): 3 066-3 074

[12] 王国伟, 陈光武, 魏宗寿. 基于背景差分与最大熵的轨面缺陷分割[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(10): 184-190

[13] 张琳娜, 岑翼刚. 铁轨图像的低秩矩阵分解缺陷检测[J]. 信号处理, 2019, 35(4): 667-675

[14] 张辉, 李平, Wu Q. M. J, 等. 基于改进马尔可夫随机场的钢轨缺陷分割[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(4): 1 052-1 061

[15] Niu Menghui, Song Kechen, Huang Liming, et al. Unsupervised Saliency Detection of Rail Surface Defects Using Stereoscopic Images[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(3): 2 271-2 281

[16] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1 137-1 149

[17] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C]//Computer Vision - ECCV 2016. Cham: Springer, 2016: 21-37

[18] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement[PP/OL]. arXiv, 2018, doi: 10.48550/arXiv.1804.02767

[19] 彭方进. 一种高鲁棒性的钢轨表面缺陷检测算法[J]. 中国机械工程, 2019, 30(3): 266-270

[20] Kurhan D, Havrylov M. Mathematical Support of Machine Surfacing for the Railway Track[J]. Acta Technica Jaurinensis, 2020, 13(3): 246-267

[21] 张蒙蒙, 李伟, 刘欢, 等. 基于形态变换与空间逻辑聚合的高光谱森林树种分类[J]. 测绘学报, 2023, 52(7): 1 202-1 211

[22] 孙昆襄, 丁雨淋, 曾浩炜, 等. 基于精细DEM的同震滑坡隐患自动提取方法[J]. 测绘地理信息, 2022, 47(4): 82-86

[23] Gan Jinrui, Li Qingyong, Wang Jianzhu, et al. A Hierarchical Extractor-Based Visual Rail Surface Inspection System[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(23): 7 935-7 944

[24] Li Qingyong, Shi Zhiping, Zhang Huayan, et al. A Cyber-Enabled Visual Inspection System for Rail Corrugation[J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 79: 374-382

修回日期:2026-08-21

第一作者:王东豪,硕士,研究方向:大地测量学与测量工程等。E-mail:wangdonghao@cug.edu.cn

通信作者:吴云龙,教授,博士,研究方向为大地测量学教学与研究等。E-mail:wuyunlong@cug.edu.cn