DOI：10.13890/j.issn.1000-128X.2027.01.414

基于ReDCGAN多维去噪的钢轨伤损判别方法

韩治平[1]，杨一涛[1]，夏　浪[2]
（1.中国神华能源股份有限责任公司 神朔铁路分公司，陕西 神木 719300；
2.株洲时代电子技术有限公司，湖南 株洲 412007）

摘　要：在钢轨超声波伤损检测中，技术人员主要通过观察超声波B型图像的形状和分布状态进行人工判别，部分研究也尝试采用智能算法对超声波B型图像进行自动伤损判断。然而，在数据采集过程中，环境因素干扰或增益参数调整不当易导致B型图像中混入大量噪声，使得B型图像质量欠佳，从而增加人工或智能算法判别难度。为此，文章提出一种基于ReDCGAN（精调深度卷积生成对抗网络）多维去噪的钢轨伤损判别方法。该方法首先利用超声波B型图像的基本特征，结合基于膨胀腐蚀以及基于Gabor滤波器的边缘检测技术形成初始去噪数据；然后以无噪声数据和初始去噪数据作为联合指导，采用ReDCGAN模型进行生成式去噪优化，不仅能够提升噪声去除效果，还能从图像特征表达形式上识别并抑制残留噪声，有效增强数据中有用信息的表征能力。最后，文章采用Faster R-CNN（更快基于区域的卷积神经网络）对去除噪声后的B型图像进行智能判别，能够以较高的识别率区分钢轨内部的正常结构和伤损，显著提升了检测回放效率。

关键词：ReDCGAN；超声波B型图像；多维去噪；智能判别；深度学习；人工智能

中图分类号：U213.4+2　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1000-128X(2026)04-0196-11

0　引言

钢轨状态直接关系到列车运行安全与乘客生命财产安全，如何高效、精准地识别钢轨内部伤损已成为亟待解决的问题。当前主流的钢轨探伤技术为大型钢轨探伤车搭载超声波探头对钢轨进行信号采集并生成超声波B型图像（B-scan image），随后通过人工判读进行伤损识别。此种方式过度依赖操作人员的经验，存在明显主观性。同时，随着检测里程的不断累积，人工分析难以应对日益增长的数据需求，也难以满足智能化、精准化的运维要求。

随着人工智能技术的快速发展，结合其优势在智能检测钢轨伤损方面涌现了众多钢轨伤损智能识别方法。在数据去噪方面，部分学者发现受硬件限制与传输复杂性的影响，B型图像中的噪声与冗余信息严重干扰了智能模型的分析，因此需要通过预处理技术对采集的数据进行去噪并增强伤损特征表征，以优化特征提取与模型训练效能。文献[1]结合小波分析技术、贝叶斯隐马尔可夫树等技术对超声回波信号进行了去噪研究和检测。文献[2]利用小波与主成分分析对超声波信号进行了去噪，使用粒子群算法识别伤损。上述去噪算法中，主要依靠人工设计去噪算子，存在主观性，且生成的去噪结果缺乏明确的指向性。在伤损图像特征提取方面，文献[3-4]归纳了典型和非典型伤损的形态特征，提高回放的准确率，为智能算法的特征工程与训练数据构建提供了重要的先验知识。在伤损识别方面，文献[5]综述了基于机器视觉的表面缺陷检测关键技术，涵盖图像采集、图像预处理、特征提取与缺陷识别等环节。文献[6]研究了基于机器视觉的钢轨表面缺陷检测技术，采用图像处理算法进行缺陷区域的定位与识别。然而，上述方法主要针对钢轨表面缺陷，且依赖人工设计特征与充足的先验知识，在面对内部伤损的超声B型图像时，特征提取能力与泛化性能均存在不足。文献[7]利用B-scan数据的时序特性，将B型图像处理为时间序列，采用循环神经网络模型进行

通信作者：杨一涛，男，研究方向为铁道工程及铁路线路桥隧养护与维修；E-mail: 11250623@ceic.com
引用格式：韩治平，杨一涛，夏浪．基于ReDCGAN多维去噪的钢轨伤损判别方法[J]. 机车电传动，2026(4): 196-206.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2027.01.414.
Citation：HAN Zhiping, YANG Yitao, XIA Lang. Rail flaw discrimination using ReDCGAN-based multi-dimensional denoising[J]. Electric drive for locomotives,2026(4): 196-206.DOI:10.13890/j.issn.1000-128X.2027.01.414.

钢轨伤损识别与分类，但对B型图像的空间特征利用不充分。文献[8]针对钢轨超声B型图像特点改进了YOLOv3算法，仅实现了对焊缝、正常螺孔、异常螺孔和表面伤损4类目标的识别。文献[9]采用深度残差网络对B型图像中的5类标签进行分类，分类准确率达99.3%，对杂波干扰具有良好的鲁棒性，但仅能完成图像级分类，无法提供伤损的空间位置信息。文献[10]基于目标检测网络实现了钢轨内部缺陷的自动识别与定位，将检测从分类层面推进到定位层面。但其在探伤仪超声波数据中主要对比不同模型的检测结果及效率，难以迁移至极端噪声环境下。

综上所述，现有方法在钢轨B型图像去噪与伤损检测方面仍面临以下挑战：一是传统去噪方法依赖人工设计去噪算子，难以适应真实作业场景中的复杂噪声；二是基于分类的深度学习方法无法提供伤损的空间位置信息，而基于检测的方法在精度与效率之间尚需进一步权衡。为此，本文提出一种基于精调深度卷积生成对抗网络（refine deep convolutional generative adversarial network，ReDCGAN）多维去噪的钢轨伤损判别方法。该方法将无噪声数据和初始去噪数据作为训练数据，通过融合基础去噪先验与生成对抗学习，实现噪声抑制与特征增强的协同优化，随后，采用计算速度更快的基于区域的卷积神经网络（faster region-based convolutional neural network，Faster R-CNN[11]）目标检测模型对去除噪声后的B型图像进行定位和判别，并与YOLO[12]、SSD[13]的单步快速检测方法及基于Transformer架构下的RT-DETR[14]进行试验对比。

1　主要结构及方法

本文提出一种基于ReDCGAN多维去噪的钢轨伤损判别方法，先基于ReDCGAN多维去噪方法去除B型图像中的噪声，再使用目标检测模型对钢轨超声波B型图像中的伤损进行定位与判别。整体结构如图1所示。

在钢轨超声B型图像的生成过程中，噪声主要来源于超声波发射与接收过程中的波束扩展、回波信号中的干扰，以及设备本身的性能限制等。噪声在B型图像中表现为离散、无密集性和分布趋势的形态。从数据源头降低噪声干扰，可增强数据内有用信息的表征能力，提升图像的可读性，降低模型训练及推理的代价。

本文以钢轨探伤车采集的钢轨超声波数据而绘制的B型图像为研究对象，检测的伤损类别如表1所示，各类别目标的B型图像示例与特征如图2所示。

由图2可知，每个目标类别均具有明显的回波特征，且部分类别存在多种回波形式。以异常螺孔为例，异常螺孔细粒度类别如图3所示，不同形态间颜色与形状差异明显。尽管同一类别存在多种回波形式，采用本文提出的基于ReDCGAN多维去噪的钢轨伤损判别方法仍能对其进行有效判别。

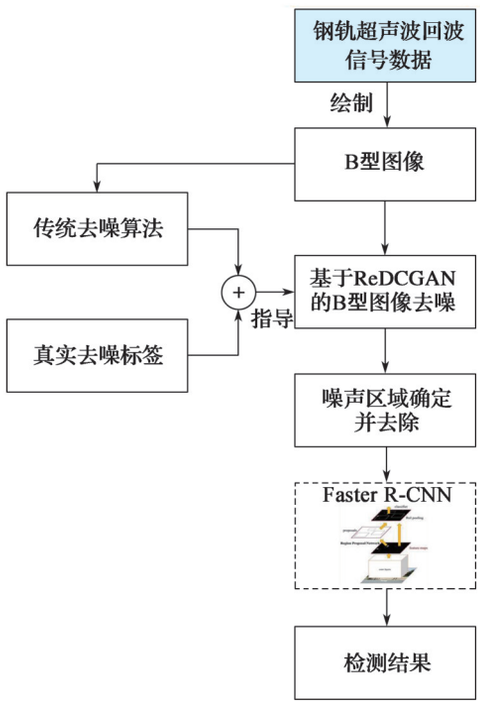


图1　基于视觉去噪的钢轨伤损检测方法结构图

Fig. 1　Diagram of rail flaw detection method based on visual denoising

表1　本文主要检测的伤损类别

Table 1　Types of flaws targeted by the proposed method

检测类别	类别名称	位置	相关通道
伤损目标	轨头核伤	轨头	F_F70,F_C70,F_G70,F_XF70,R_F70,R_C70,R_G70,R_XF70
	异常焊缝	轨颚	F_F70,F_C70,F_G70,F_XF70,R_F70,R_C70,R_G70,R_XF70
	异常螺孔	轨腰	F45,R45,F0,R0
	轨腰伤损	轨腰	F45,R45,F0,R0
	轨底伤损	轨底	F45Base,R45Base
正常目标	正常接头	轨头	F_F70,F_C70,F_G70,F_XF70,R_F70,R_C70,R_G70,R_XF70
	焊缝	轨颚	F_F70,F_C70,F_G70,F_XF70,R_F70,R_C70,R_G70,R_XF70
	螺孔	轨腰	F45,R45,F0,R0
	单孔	轨腰	F45,R45,F0,R0

1.1　基于ReDCGAN的多维去噪

在B型图像中，有用目标在视觉上呈现较强的一致性，例如正常焊缝在轨颚线出现轨头通道呈倒“八”字形；正常螺孔呈“A”字形。各类目标均可通过趋势、位置及周围回波特征进行描述，但散点噪声及无趋势噪声不具有通道聚集成簇或形成有延伸趋势的规律。

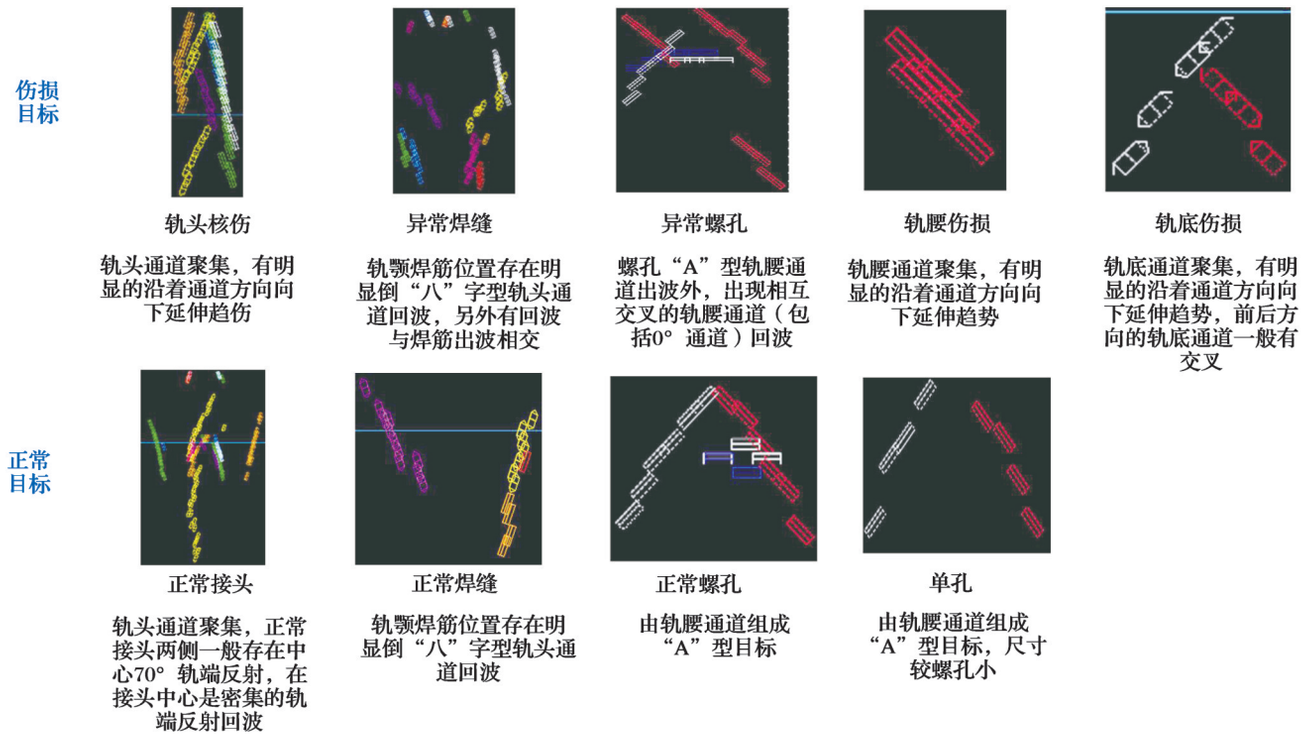


图2 各类别目标的示意图及B型图像视觉一致性描述

Fig. 2 Schematic diagrams of various categories of targets and visual consistency description of B-scan images

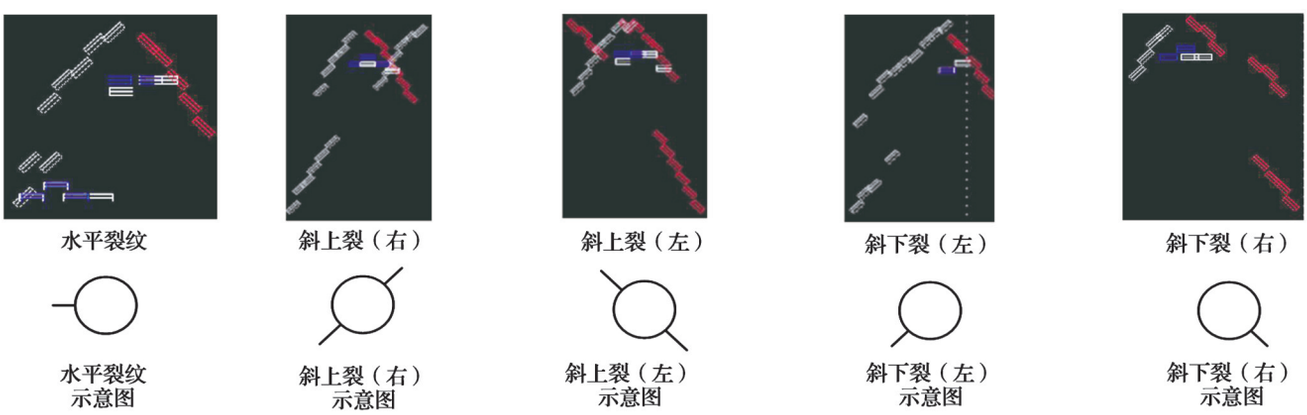


图3 异常螺孔细粒度类别示意图

Fig. 3 Schematic diagram of fine-grained categories for abnormal screw holes

本节首先阐述采用膨胀-腐蚀去噪的方式去除B型图像中的散点噪声，然后采用边缘检测技术去除未成趋势的回波噪声，最后以初始去噪结果为指导进行多维ReDCGAN去噪。

1.1.1 基于膨胀-腐蚀的B型图像去噪

将B型图像二值化后，采用形态学闭运算（先膨胀后腐蚀，核为3×3）将数据连接成簇点，再用开运算（先腐蚀后膨胀，同核）去除散点噪声。为避免直接开运算导致伤损特征丢失，研究团队通过分步处理保留有效回波信息。具体流程如图4所示。其中，腐蚀核和膨胀核分别为k_{cor}和k_{dil}，尺寸均为3×3的矩形核。

1.1.2 基于边缘检测技术的B型图像去噪

B型图像中各类目标均呈现出较强的一致性特征，可通过伤损趋势、组成形态及周围回波状态等对其进行描述。研究团队采用边缘检测技术进一步识别钢轨超声波B型图像中的残余噪声。

Gabor函数为带限平面波，其滤波器由特定频率和方向的正弦波与高斯窗函数卷积构成，适用于纹理分割、边缘检测及特征提取等图像处理任务。二维Gabor滤波器在空间域中的表达式如式(1)。

$$g\left(x,y;\lambda,\theta,\psi,\sigma,\gamma\right)=\mathrm{e}^{-\frac{x'^2+\gamma^2y'^2}{2\sigma^2}}\mathrm{e}^{\mathrm{i}\left(2\pi\frac{x'}{\lambda}+\psi\right)} \tag{1}$$

式中：x'和y'为原始坐标x、y旋转角度θ后的坐标；λ为正弦分量的波长；θ为控制Gabor函数的方向；σ为控制带宽；γ为控制长宽比；ψ为相位参数。

研究团队采用Gabor滤波器对钢轨超声波B型图像进行噪声判断与滤除。图5展示了不同滤波器参数下的Gabor滤波核的形态。

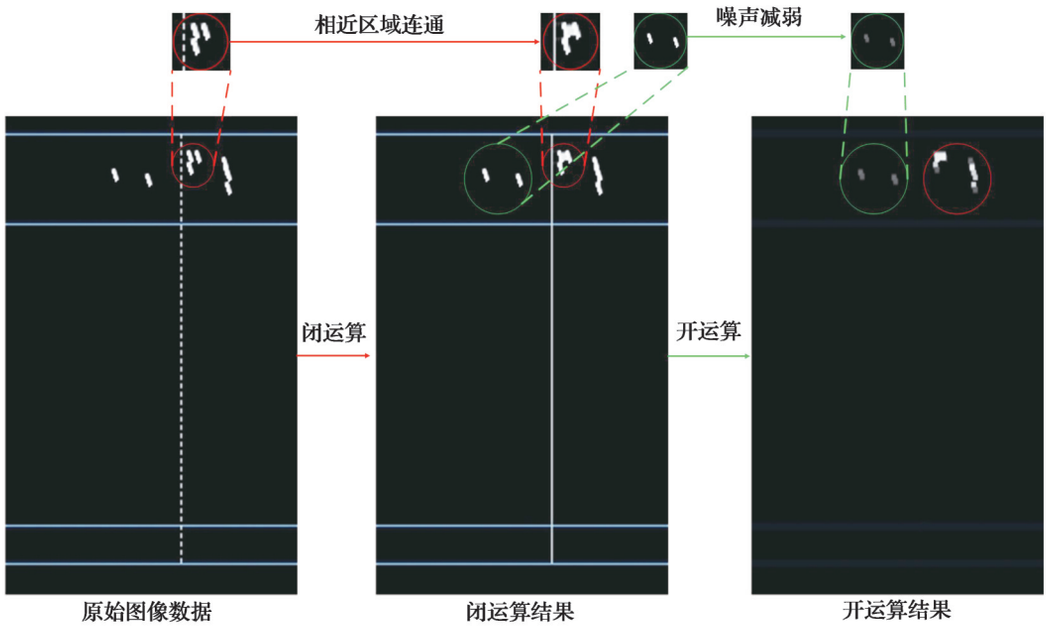


图4　基于B型图像的膨胀-腐蚀运算流程图

Fig. 4　Flow chart of dilation-erosion operation on B-scan images

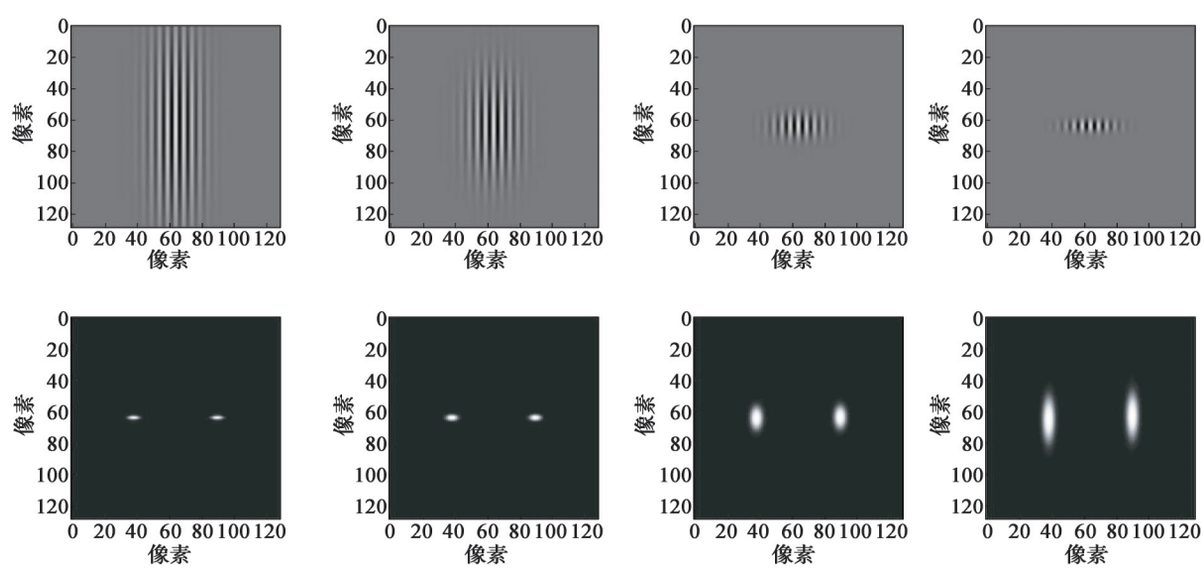


图5　不同参数下的Gabor滤波核形态

Fig. 5　Gabor filter kernel shapes under different ultrasonic parameters

1.1.3　ReDCGAN多维去噪

传统膨胀-腐蚀与边缘检测技术依赖人工预设参数，只能消除部分噪声，难以处理B型图像中复杂多变的噪声分布。研究团队采用的ReDCGAN方法通过非线性拟合结合先验知识，利用生成器、判别器及优化模块协同实现自适应去噪，能够突破固定规则的局限，提升复杂场景下的鲁棒性。ReDCGAN网络结构如图6所示。

如图6所示，生成器以待去噪的B型图像为输入。该网络首先通过ResNet18骨干网络对输入图像进行逐级下采样，提取多尺度深层特征；其次利用反卷积操作对特征图进行上采样，逐步恢复空间分辨率；然后将下采样阶段的各层特征与对应上采样层进行跨层特征融合，充分保留原始像素级细节信息，以有效抑制伪影与模糊现象；最后经网络输出端生成高质量的去噪图像，记为I_{g}。

判别器以生成器输出的去噪图像与经人工核验的高质量去噪图像作为输入，分别通过深度卷积神经网络提取特征表示，并采用Sigmoid函数计算对抗损失。判别器的损失函数定义为：$\log\left(D\left(x,G\left(x,z\right)\right)\right)$，其中，$D(*)$表示判别器，$G(*)$表示生成器生成的数据，$z$表示随机噪声。当判别器无法区分生成数据和原始标准数据时，停止训练并固定参数。

生成器在数据生成时引入随机噪声z，输出图像仍可能存在局部模糊与伪影等质量问题，需通过优化器对成像结果进行精细化校正。图6中优化器为本文设计

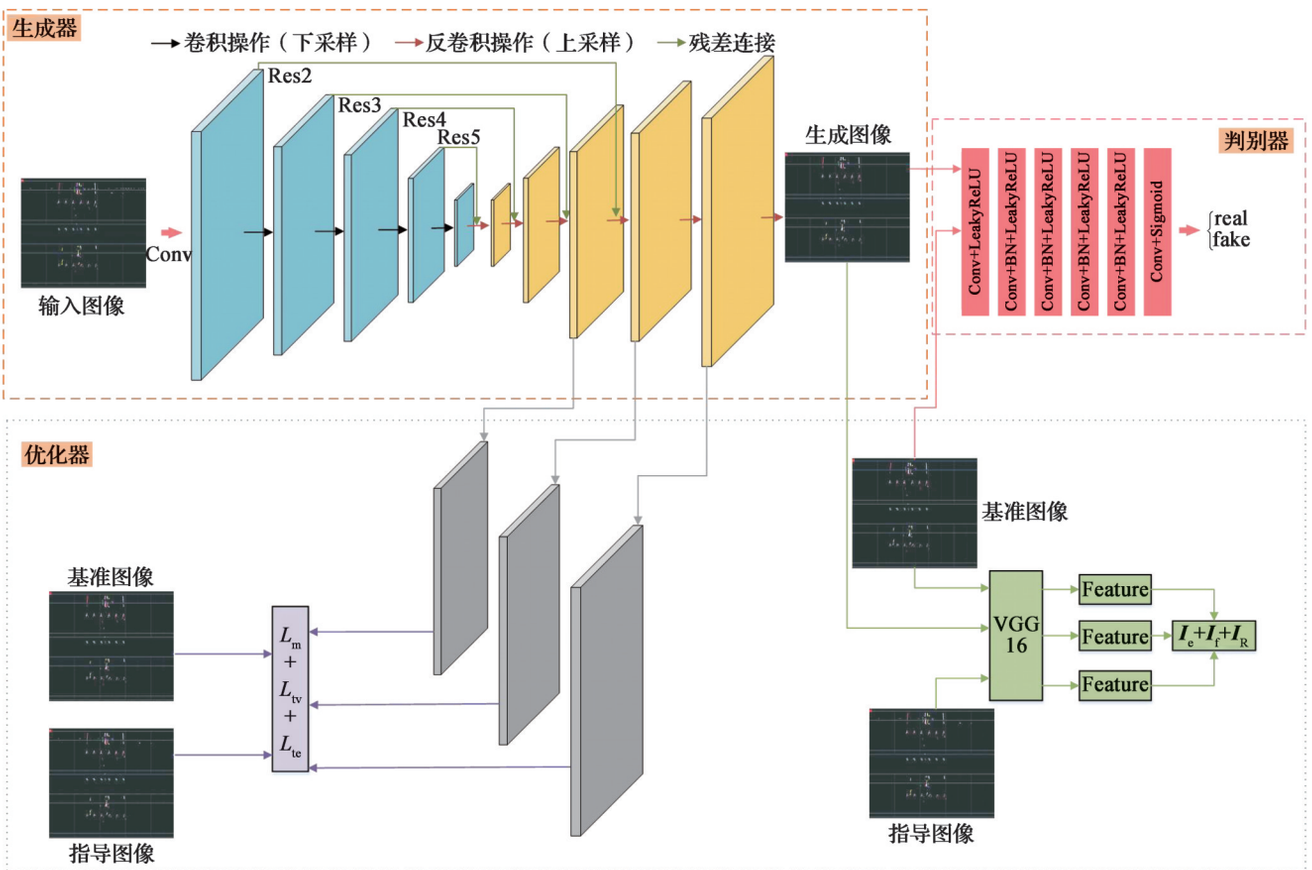


图6　ReDCGAN网络结构示意图

Fig. 6　Architecture of ReDCGAN

的多尺度约束模块：取生成器反卷积后3层的特征图，进行1×1卷积后，生成3个不同尺寸的特征图，然后分别与基准图像以及指导图像计算损失，以优化生成图像的精度。此外，该模块引入掩膜标签对图像中的关键区域进行标记，实现区域加权优化。

优化器部分包括以下6项损失的最小优化：

① 多尺度回归损失。该损失通过在不同分辨率的特征层上分别计算回归误差，增强模型对多尺度目标的检测与定位能力。具体而言，该损失以生成器反卷积阶段后3层卷积层输出的特征图为输入，其空间分辨率分别为原始输入图像的1/4、1/2和1倍，从而实现从粗到细的多层级约束。损失函数如式(2)。

$$L_{\mathrm{m}}\left(M,I_{\mathrm{g}},I_{\mathrm{gt}}\right)=\sum_{i=1}^{n}\lambda_i\cdot\left(\left\|M_i\otimes\left(I_{\mathrm{g}(i)}-I_{\mathrm{gt}(i)}\right)\right\|_1+\alpha\left\|\left(1-M_i\right)\otimes\left(I_{\mathrm{g}(i)}-I_{\mathrm{gt}(i)}\right)\right\|_1\right)\tag{2}$$

式中：$I_{\mathrm{g}(i)}$为反卷积第i层的输出特征；$I_{\mathrm{gt}(i)}$为对应i层特征图大小的标准图像；M_i为对应i层特征图尺寸的掩膜图像；λ_i为每一层特征贡献的权重；α为权重系数，用于控制生成图像向标准图像逼近的程度，其值越大，生成图像越贴近标准图像。

② 多维校验回归损失。该损失用于约束生成器，避免将有效特征误判为噪声而去除，通过后3层反卷积输出的特征图进行计算和参数调整，其损失函数如式(3)。

$$L_{\mathrm{te}}\left(I_{\mathrm{g}},I_{\mathrm{gt}},I_{\mathrm{te}}\right)=\sum_{i=1}^{n}\lambda_i\left(\left\|I_{\mathrm{g}(i)}-I_{\mathrm{gt}(i)}\right\|_1+\beta\left\|I_{\mathrm{g}(i)}-I_{\mathrm{te}(i)}\right\|_1\right)\tag{3}$$

式中：$I_{\mathrm{te}(i)}$为对应第i层特征图尺寸的基础去噪算子的结果图；β为控制生成图更趋向标准图还是简单算子去噪的指导结果图。

③ 图像内容感知校验。该校验即为生成图的高级语义内容与标准图的校验。具体如式(4)。

$$L_{\mathrm{C}}=\sum_{i=1}^{N-1}\left\|A_n\left(I_{\mathrm{g}}\right)-A_n\left(I_{\mathrm{gt}}\right)\right\|_1+\sum_{i=1}^{N-1}\left\|A_n\left(I_{\mathrm{comp}}\right)-A_n\left(I_{\mathrm{gt}}\right)\right\|_1\tag{4}$$

式中：A_n为VGG16的前n个卷积层；I_{comp}为去噪区域直接替换为标准图像区域形成的特征图。

④ 去噪算法的指导图与生成图的内容校验，即判断指导图与生成图分布是否满足要求，具体如式(5)。

$$L_{\mathrm{R}}=\sum_{i=1}^{N-1}\left\|A_n\left(I_{\mathrm{g}}\right)-A_n\left(I_{\mathrm{te}}\right)\right\|_1+\gamma\sum_{i=1}^{N-1}\left\|A_n\left(I_{\mathrm{comp_te}}\right)-A_n\left(I_{\mathrm{gt}}\right)\right\|_1\tag{5}$$

式中：$I_{\mathrm{comp_te}}$为去噪区域直接替换为标准图像区域形成的特征图，但此处需要控制参量γ。

⑤ 纹理损失。通过优化Gram矩阵差值的1范数使得生成的图像和真实标签数据的风格更加接近，由于

标准图像和基础去噪算子的结果图纹理信息一样，仅需计算一遍。纹理损失表示为L_{T}。

⑥ 平滑损失。为了让图像更为真实，引入平滑损失，表示为L_{tv}。最终通过不断回传更新上述参数，使得生成器不断优化自身的生成图结果，并将其用作后续的识别任务。

在整个去噪算法流程中，研究团队先采用膨胀-腐蚀去噪算法，再采用边缘检测器的滤波算法，将这两者的结果作为指导图像，与原始基准图像共同指导ReDCGAN网络进行去噪，具体流程图如图7所示。

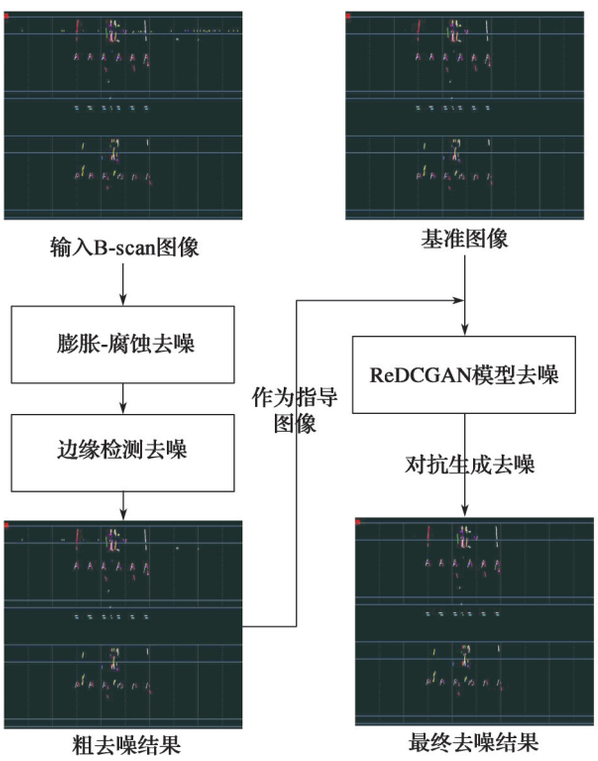


图7　去噪算法全流程图

Fig. 7　Full flow chart of the denoising algorithm

1.2　钢轨伤损判别网络

通过计算机视觉和图像去噪方式对B型图像进行去噪处理后，研究团队采用Faster R-CNN检测网络对去噪后的B型图像进行智能定位、判别。Faster R-CNN的具体结构图如图8所示。

Faster R-CNN的主要组成部分包括：

① 卷积特征提取层：采用深度卷积神经网络提取输入图像的特征图，用于生成候选区域、目标分类与边界框回归。

② 区域推荐网络（region proposal network，RPN）：通过二分类任务区分前景目标与背景区域，并对判定为前景的锚框进行位置与尺寸的回归微调，从而生成高质量的候选区域。

③ 感兴趣区域池化层：RoI池化（region of interest pooling）将每个候选区域映射回特征图上，提取固定大小的特征并生成固定大小的特征表示，以便进行后续处理。

④ 分类与回归层：通过全连接层对每个候选区域进行类别分类与边界框精调。

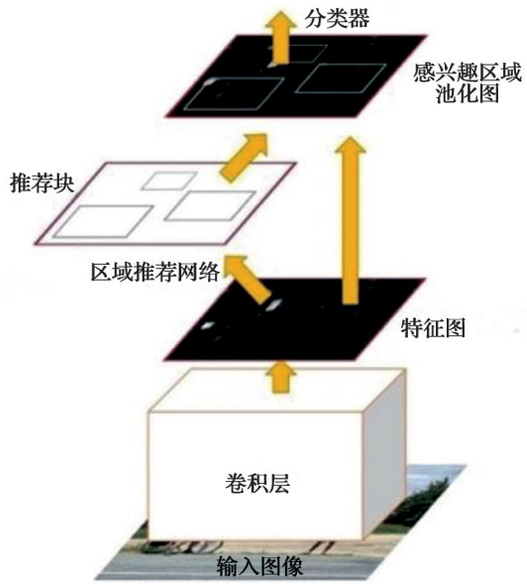


图8　Faster R-CNN结构图

Fig. 8　Architecture of Faster R-CNN

2　试验及结果分析

研究团队标注并进行判别的目标包括：正常目标——正常接头、焊缝、螺孔、单孔；伤损目标——轨头核伤、异常焊缝、异常螺孔、轨腰伤损、轨底伤损。每个类别样本数量均大于1 000个，其中螺孔样本量可达12 000余个。需要标注正常目标的原因为：①真实数据中部分正常目标（如出波不全的焊缝）与伤损目标（如轨头核伤）视觉特征类间差异较小，标注正常目标可避免类别边界混淆的问题；②B型图像为回波信号的可视化呈现，具有抽象性，标注正常目标可消除其与背景的歧义，并通过对比强化模型对异常目标的检测能力。

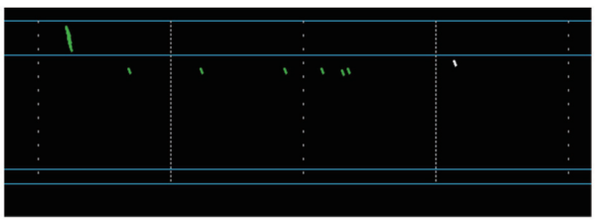
图3展示了异常螺孔的诸多形态，不同形态间差异较大，研究团队统一采用“异常螺孔”标签进行模型训练，未按子类别单独统计数量，所有异常螺孔样本总计3 100余个。

研究团队采用原始超声波信号绘制B型图像，可以较好地保留数据的尺度与清晰度，可通过超声波数据重新排序方法解决通道遮掩问题，以满足实际使用需要。试验过程中，验证集、测试集与训练集保持统一标注标准，训练集、验证集、测试集数据量比例按照8:1:1比例划分。

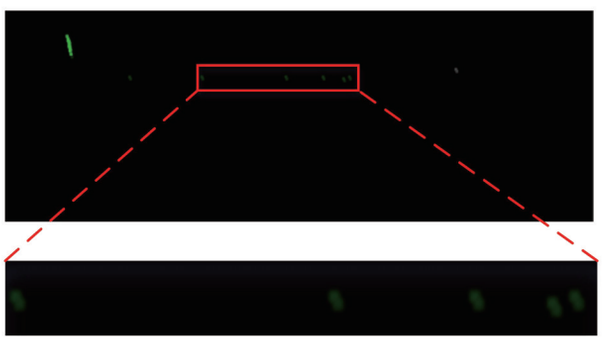
2.1　基础去噪算子的B型图像去噪结果

采用膨胀-腐蚀形态学计算方法对B型图像进行处理，主要将距离较近的簇进行分解，并抑制背景噪声

干扰。具体效果如图 9 所示。



（a）原始 B 型图像



（b）膨胀-腐蚀形态学计算后 B 型图像与噪声部分的放大图

图 9　B 型图像进行膨胀-腐蚀形态学计算处理效果图

Fig. 9　Results of morphological expansion-corrosion processing on B-scan images

为评估膨胀-腐蚀形态学方法的去噪效果，研究团队对各数据段经去噪处理后所消除的噪声区段数量进行统计，并通过式(6)计算噪声去除量。

$$P_c = \frac{D}{L} \tag{6}$$

式中：P_c为噪声去除率；D为被去除的噪声区域；L为全部的回波长度。

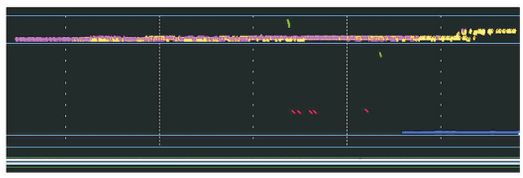
由于数据来源和路段不同，去噪效果存在较大差异，因此本试验选取了普速铁路、高速铁路、重载铁路的相关数据，数据长度累计里程超过 23 000 km，通过式(6)计算得到P_c=14.3%。

通过图 9 可知，膨胀-腐蚀形态学处理后虽然降低了 B 型图像中小簇回波的亮度，使噪声相较于有用目标的特征不明显，但膨胀-腐蚀方法未完全消除对应的噪声区域回波。同时，研究团队采用 Gabor 滤波器对 B 型图像进行处理，对噪声的通道以及回波数据段进行统计，其最后保留的信号信息为原始 B 型图像数据 Gabor 滤波器结果。具体效果如图 10 所示。

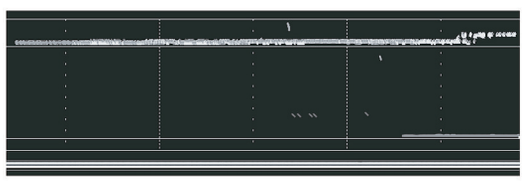
为评估 Gabor 滤波器的去噪效果，研究团队对各数据段经去噪处理后所消除的噪声区段数量进行统计，并通过式(6)计算噪声去除量。试验条件保持相同，Gabor 滤波器的计算结果P_c=13.6%。由图 10(c)绿色框出部分可知，Gabor 滤波器在深度突变区域的纹理判定效果不佳。

2.2　ReDCGAN 去噪结果

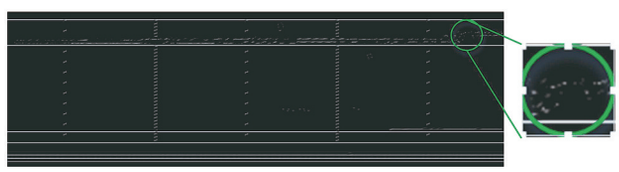
ReDCGAN 模型采用深度卷积神经网络架构构建生成器与判别器，通过优化器对生成内容的特征表达



（a）原始 B 型图像



（b）灰度图



（c）Gabor 滤波图像与区域截取图

图 10　线性滤波器处理 B 型图像效果图

Fig. 10　Results of linear filter processing on B-scan images

与纹理细节进行迭代优化。基础去噪算子引导对 ReDCGAN 生成结果的影响对比如图 11 所示。试验结果表明，在未引入基础去噪算子作为生成引导机制时，模型输出倾向于呈现标准图像特征，但由于实际线路中罕见目标的先验信息不足，导致去噪过程过度平滑化，从而引发有用信号丢失与后续检测中的漏报风险。该现象可通过 B 型图像局部细节的放大对比得到验证。

ReDCGAN 模型的最终去噪结果如图 12 所示。采用基础去噪算子结果作为指导时，生成图像的去噪效果较好，但生成图像中仍存在部分伪影问题，由于深度检测网络对局部一致性特征不敏感，该类伪影通常不会影响最终的伤损判别结果。

为评估 ReDCGAN 模型的去噪效果，研究团队对各数据段经去噪处理后所消除的噪声区段数量进行统计，并通过式(6)计算噪声去除量。试验条件保持相同，ReDCGAN 模型的计算结果P_c=21.7%。由于掩膜的干扰，图 12 中第一组图中轨底通道存在去噪误差，第二组图中，噪声未完全去除。

2.3　Faster R-CNN 判别结果

研究团队分别对 Faster R-CNN、YOLO 系列及 SSD 3 种检测模型的检测结果与实际伤损检出情况进行统计，基于前文所述测试集，各模型的检测结果如表 2 所示。

结果表明，Faster R-CNN 的两阶段检测范式取得了最优的 mAP（mean average precision，平均精度均值），其通过解耦目标定位与类别判定 2 个子任务，有效规避了 YOLO 系列中网格级多目标检测冲突问题，从而实现了更高的检测精度。然而，由于 2 个阶段架构

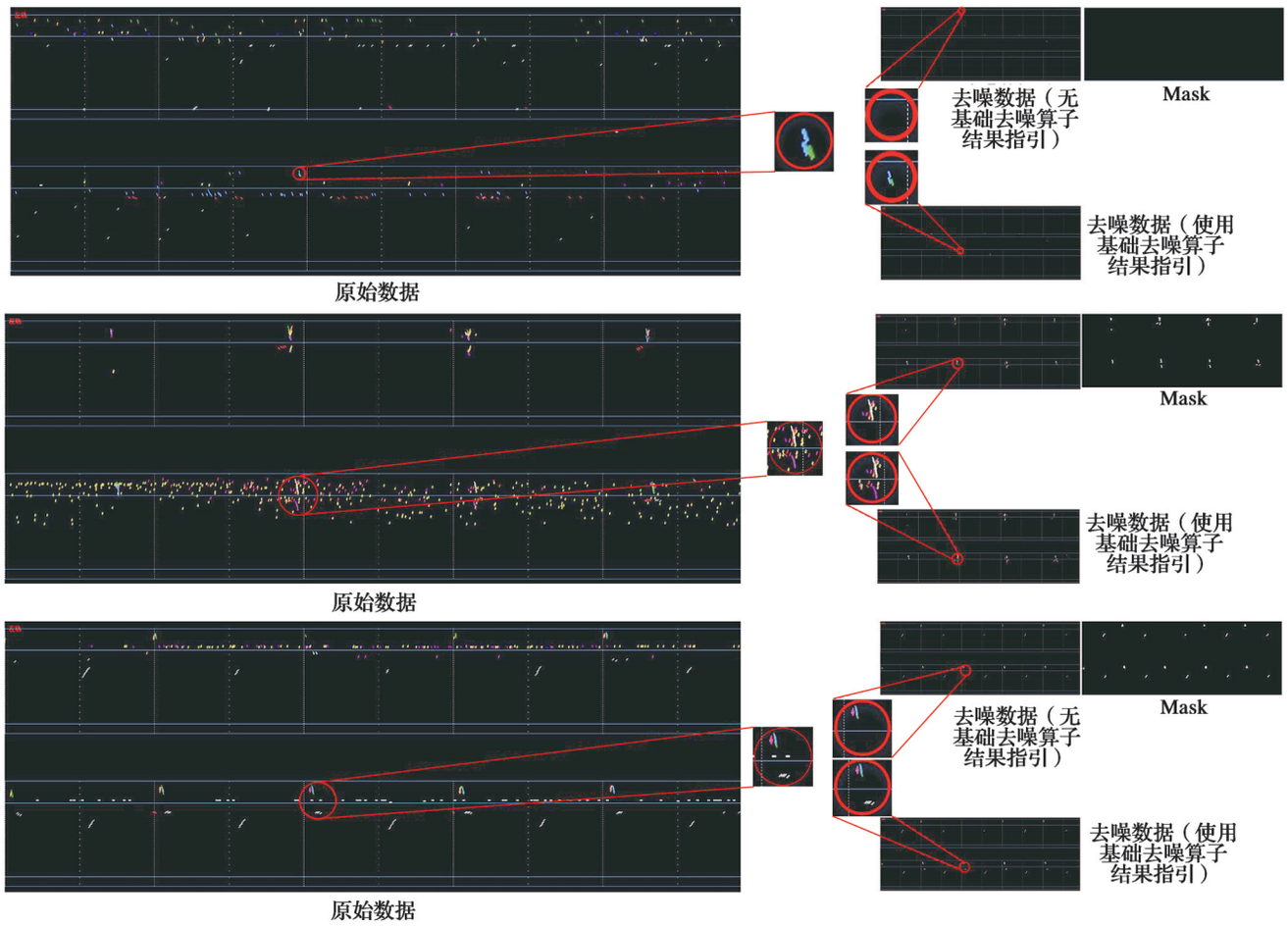


图 11　基础去噪算子引导对ReDCGAN生成结果的影响对比

Fig. 11　Comparison of ReDCGAN generation results with versus without basic denoising operator guidance

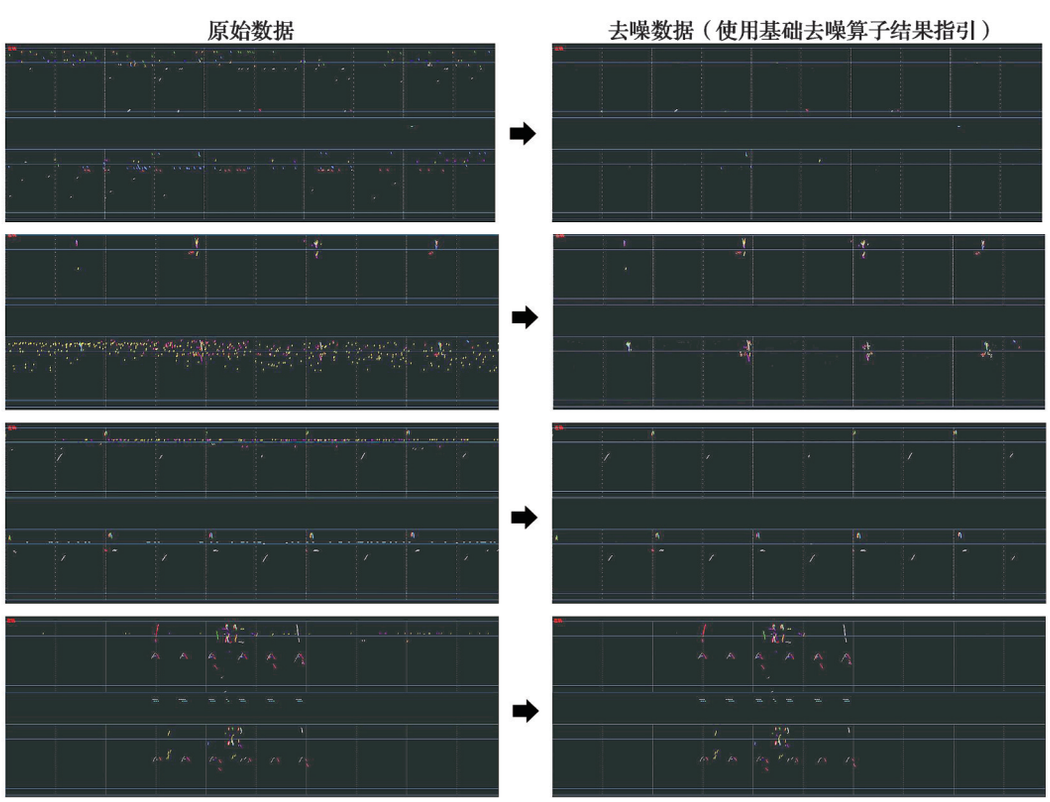


图 12　ReDCGAN模型采用基础去噪算子结果指引的最终去噪结果

Fig. 12　Final denoising results of the ReDCGAN model guided by the basic denoising operator output

表2　Faster R-CNN、YOLO、SSD检测结果

Table 2　Detection results of Faster R-CNN, YOLO and SSD

模型	mAP/%（0.5）	帧率/FPS
Faster R-CNN	81	22
YOLOv5x	75	32
SSD	72	26

引入了额外的区域提议生成环节，其推理速度低于YOLO系列与SSD等单阶段检测模型。此外，SSD在检测精度与推理速度上均处于劣势，后续不再将其进行对比试验。

本试验进一步对比 Faster R-CNN、YOLOv10 系列及RT-DETR模型在实际线路中的检测精度、误报率及推理效率。

首先，将去噪后的数据按每960个脉冲生成一帧B型图像，若末段150个脉冲内存在回波点，则下一帧起始脉冲与前帧重叠150个脉冲，以避免目标被分割。随后，采用Faster R-CNN、YOLOv10系列及RT-DETR模型分别检测每个文件中的所有B型图像。具体识别情况如表3所示。其中，大伤识别率为成功识别为大伤的数量与人工判定的大伤数量的比值，小伤识别率同理；误报率为采用本文方法的伤损识别数量与现有车载系统的伤损总数的比值。识别速度=总里程/总耗时，所有数据的速度检测结果取平均值。

表3　Faster R-CNN、YOLO、RT-DETR模型检出结果、误报率以及识别效率

Table 3　Detection results, false positive rates, and recognition efficiency of the Faster R-CNN, YOLO, and RT-DETR models

模型	实际下发大伤/个	实际下发小伤/个	实际判别大伤/个	实际判别小伤/个	大伤识别率/%	小伤识别率/%	误报率/%	识别速度/（km·h^{-1}）
Faster R-CNN	12	182	12	180	100	98.9	10.5	123.6
YOLOv10m	12	182	11	176	91.7	96.7	7.3	177.3
RT-DETR	12	182	12	181	100	99.5	11.4	144.8

本试验在NVIDIA QuadroA5000推理加速卡环境下开展。表3数据显示，Faster R-CNN与RT-DETR均实现大伤100%检出，而RT-DETR在小伤检出率上达99.5%，显著高于Faster R-CNN。在检测效率方面，YOLO系列模型呈现最优推理速度，RT-DETR次之，而Faster R-CNN时效性最低。综合考虑多种因素，本研究仍选取Faster R-CNN作为核心模型，原因在于：① 其满足大伤全检出的硬性需求；② 推理速率超越探伤车数据采集的最高速度（80 km/h），能够达到实时性要求；③ 相较于Transformer架构的DETR模型，模型Faster R-CNN对硬件算力依赖性更低，具备经济性优势。

在高强度噪声环境下，数据自带噪声引起的误报已由前文所述的膨胀-腐蚀去噪、边缘检测去噪以及ReDCGAN网络进行滤除。现存的误报（如表3中所示的误报）主要源于钢轨检测领域对“大伤零漏检”与“小伤高识别”的高要求，导致人工在数据标注阶段存在人为偏差——即对疑似伤损形态采取“宁标勿漏”的策略，致使模型在推理时易将正常特征误判为伤损，形成假阳性。

研究团队以Faster R-CNN模型为基础识别模型，基于车载系统伤损框较多的数据进行对比试验，未使用前文所述去噪算法的误报数量与使用后的误报数量对比结果如表4所示。

表4　Faster R-CNN模型下未去噪与去噪后的误报数量对比

Table 4　Comparison of false positive counts for the Faster R-CNN model without versus with denoising

文件名	车载系统伤损数/个	未去噪检出数/个	去噪后检出数/个	未使用去噪算法的误报率/%	使用去噪算法的误报率/%
_DF1008**_	226 031	46 178	21 018	20.4	9.3
_DF1210**_	96 635	14 722	8 250	15.2	8.5
_DF1308**_	61 487	8 438	6 053	13.7	9.8
_DF1504**_	63 652	10 006	7 575	15.7	11.9
_DF1505**_	100 772	22 107	10 249	21.9	10.2

为验证本文所提方法的鲁棒性以及去噪方法的可行性，除选用表4单一铁路局数据外，考虑南北地区差异、气温差异等对数据质量影响较大，本文另选用了西北某铁路局的数据、南方某铁路局数据以及南方某地铁数据分别测试识别率和误报率指标，具体检测结果如表5所示，本试验采用Faster R-CNN模型做最终的检测模型，均选用2024年全年检测数据做汇总比对，不再对识别效率进行测试。

不同于铁路局主要使用60 kg/m的轨型，在重载铁路中主要使用60 kg/m和75 kg/m两种钢轨型号，针对这两种不同型号的钢轨的具体检测结果数据如表6所示。

表5　Faster R-CNN模型下不同铁路局检测结果

Table 5　Detection results of the Faster R-CNN model across CR regional groups

铁路局信息	实际下发大伤数量/个	实际下发小伤数量/个	实际检测大伤数量/个	实际检测小伤数量/个	车载系统伤损总数/个	大伤识别率/%	小伤识别率/%	误报率/%
西北某铁路局	20	67	20	66	582 804	100	98.5	9.8
南方某铁路局	10	145	10	142	589 484	100	97.9	10.6
南方某地铁	31	288	31	276	1 279 694	100	95.8	9.3

表6　Faster R-CNN模型下不同轨型检测结果

Table 6　Detection results of the Faster R-CNN model across rail types

钢轨型号	实际下发大伤数量/个	实际下发小伤数量/个	实际检测大伤数量/个	实际检测小伤数量/个	车载系统伤损总数/个	大伤识别率/%	小伤识别率/%	误报率/%
75 kg/m（上行）	83	792	83	779	1 060 421	100	98.4	12.0
60 kg/m（下行）	141	953	141	938	5 129 155	100	98.4	10.2

由表6可以看出，针对不同轨型数据的测试表明，误报率均小于15%，其中针对75 kg/m轨型的误报率高于60 kg/m轨型的误报率，其原因在于75 kg/m轨型线路的噪声和幻象波较60 kg/m轨型多。

综合表5和表6可以得出，原有车载系统误报偏高，采用本文提出的方法在不同铁路局及不同轨型数据上均能将误报率控制在较低水平（9.3%~12.0%），验证了该方法具有良好的泛化迁移能力。

3　结束语

针对传统去噪方法依赖人工设计算子，难以适应真实作业场景中复杂噪声分布的问题，以及现有深度学习方法在伤损检测中面临无法提供伤损的空间位置信息、需在定位精度与推理效率之间进一步权衡的不足，本文提出了一种基于ReDCGAN多维去噪的钢轨伤损判别方法。该方法构建了从形态学预处理、生成对抗网络增强去噪到深度目标检测的级联处理框架：首先利用膨胀-腐蚀运算与Gabor滤波器对B型图像进行多方向、多尺度的噪声抑制，初步改善图像信噪比；随后引入ReDCGAN有指导性的对预处理后的图像进行二次去噪优化，进一步恢复伤损区域的纹理与边缘细节；最后采用Faster R-CNN对增强后的图像实施伤损目标的精准定位与分类识别。试验验证表明，采用本文所提方法实现大伤零漏报，对小伤识别率达到98.9%，误报率降至约10%，在识别率与可靠性方面均取得了显著提升，能够有效降低人工分析的工作强度。

下一步研究将聚焦于轻量化检测模型与便携式部署，探索单阶段检测网络以提升推理效率，优化网络结构与损失函数以增强生成稳定性，并结合边缘计算与模型压缩技术，推动算法在便携式检测设备上的应用，最终实现高效的人机协同智能探伤作业。

参考文献：

[1]　付光怀. 基于小波变换的超声波信号检测与处理研究[D]. 无锡: 江南大学, 2008.
Fu Guanghuai. Research on detection and processing of ultrasonic signals based on wavelet transform[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2008.

[2]　姚锋涛. 基于超声回波信号的钢轨伤损识别与分类研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2020.
Yao Fengtao. Identification and classification of rail damage based on ultrasonic echo signals[D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2020.

[3]　任松斌. 浅谈钢轨超声波探伤中B显的应用及典型伤损图谱的分析[J]. 科技资讯, 2014, 12(23): 94-95.
Ren Songbin. Brief discussion on the application of B-scan in ultrasonic rail flaw detection and analysis of typical flaw patterns[J]. Science & Technology Information, 2014, 12(23): 94-95.

[4]　陈修忻, 许辉, 邹钰. 钢轨超声检测典型损伤B显图谱特征分析[J]. 失效分析与预防, 2022, 17(4): 229-235.
Chen Xiuxin, Xu Hui, Zou Yu. Characteristic analysis of B-display image of typical damage in rail ultrasonic inspection[J]. Failure Analysis and Prevention, 2022, 17(4): 229-235.

[5]　吴绍锋, 白云娇. 基于机器视觉的表面缺陷检测关键技术[J]. 农业技术与装备, 2023(10): 66-69.
Wu Shaofeng, Bai Yunjiao. Key technology of surface defect detection based on machine vision[J]. Agricultural technology & equipment, 2023(10): 66-69.

[6]　王时丽. 基于机器视觉的钢轨表面缺陷检测技术研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2016.
Wang Shili. Detection technology on rail surface defects based on machine vision[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2016.

[7]　徐勤华. 基于循环神经网络的钢轨探伤识别分类方法[D]. 济南: 济南大学, 2021.
Xu Qinhua. Rail defect identification and classification method based on recurrent neural network[D]. Jinan: University of Jinan, 2021.

[8]　何庆, 陈正兴, 王启航, 等. 基于改进YOLO V3的钢轨伤损B显图像识别研究[J]. 铁道学报, 2022, 44(12): 82-88.

He Qing, Chen Zhengxing, Wang Qihang, et al. Research on B-scan image recognition of rail defect based on improved YOLO V3[J]. Journal of the China Railway Society, 2022, 44(12): 82-88.

[9] Chen Z X, Wang Q H, Yang K H, et al. Deep learning for the detection and recognition of rail defects in ultrasound B-scan images[J]. Transportation Research Record, 2021, 2675 (11): 888-901.

[10] Wang S, Yan B, Xu X Y, et al. Automated identification and localization of rail internal defects based on object detection networks[J]. Applied Sciences, 2024, 14(2): 21.

[11] Ren S Q, He K M, 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): 1137-1149.

[12] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 779-788.

[13] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Computer Vision - ECCV 2016: Springer International Publishing, 2016: 21-37.

[14] Zhao Y, Lv W, Xu S I, et al. Detrs beat YOLOs on real-time object detection[EB/OL]. (2023-04-17) [2026-03-10]. https://arxiv.org/abs/2304.08069.

Rail flaw discrimination using ReDCGAN-based multi-dimensional denoising

HAN Zhiping[1], YANG Yitao[1], XIA Lang[2]

(1. Shenshuo Railway Branch, China Shenhua Energy Company Limited, Shenmu, Shaanxi 719300, China;
2. Zhuzhou Times Electronic Technology Co., Ltd., Zhuzhou, Hunan 412007, China)

Abstract: Ultrasonic flaw detection typically depends on technicians manually identifying rail flaws from shapes and distributions shown in ultrasonic B-scan images. Attempts have also been made to develop intelligent algorithms for automatic flaw recognition from these images. However, substantial image-degrading noise can be introduced during the data collection process due to improper gain settings and environmental disturbances, complicating flaw identification for both manual and intelligent methods. This paper proposes a rail flaw discrimination method based on refined deep convolutional generative adversarial network (ReDCGAN) for multi-dimensional denoising. Utilizing basic features of ultrasonic B-scan images, the method first combines dilation and erosion with a Gabor filter-based edge detection technique to generate initially denoised data. The ReDCGAN model is then employed for generative denoising optimization under the joint guidance of these initially denoised data and noise-free data. This operation improves denoising performance and enables further identification and suppression of residual noise via image feature representations, thereby greatly enhancing the representational capacity of useful information contained in the data. A Faster R-CNN detector is finally applied to perform intelligent identification based on the denoised B-scan images, achieving high-precision discrimination between normal rail structures and flaws. The proposed method markedly improves the efficiency of flaw identification during data replay.

Keywords: ReDCGAN; ultrasonic B-scan image; multi-dimensional denoising; intelligent identification; deep learning; AI

收稿日期：2025-11-20；修回日期：2026-03-16
责任编辑：詹　婧