

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104073

面向列车轮轨接触区域图像分割的生成对抗网络*

秦菲菲 董 昱
(兰州交通大学自动化与电气工程学院 兰州 730070)

摘 要:列车和轨道之间的开放约束条件决定了车辆脱轨的客观存在。轮轨接触区域边缘曲线分割对列车轮轨接触关系的研究具有重要意义,提出了一种基于生成对抗网络的轮轨接触区域边缘曲线分割算法。通过将残差模块引入生成器网络中,增强了网络对输出变化的敏感程度,进而更好的调整生成器权重。此外,膨胀残差模块的引入,有效扩大了特征图的接收区域。实验结果显示,改进的生成对抗网络对轮轨接触区域边缘曲线的分割准确度达到 96.13%,敏感度、特异度、F1 值、ROC 曲线下的面积分别为 83.90%、97.13%、83.67%和 98.12%,验证了该方法能够准确分割轮轨接触区域边缘曲线。
关键词:轮轨接触区域边缘曲线分割;生成对抗网络;卷积神经网络;对抗学习
中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.3030

Generative adversarial network for image segmentation of train wheel-rail contact area

Qin Feifei Dong Yu
(College of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract:The open constraint condition between the train and the track determines the objective existence of the train derailment. Curve segmentation of the edge of wheel-rail contact area is of great significance to the research of the train wheel-rail contact relationship. In this paper, an algorithm for the curve segmentation of the edge of wheel-rail contact area based on generative adversarial networks is proposed. By introducing the residual module into the generator network, the sensitivity of the network to output changes is enhanced, and the generator weight can be better adjusted. In addition, in order to effectively expand the receiving area of the feature map, the expansion residual module is introduced. The experimental results show that the accuracy of curve segmentation of the edge of wheel-rail contact area reaches 96.13% by improved generative adversarial networks, and the sensitivity, specificity, F1 value and area under the ROC curve is 83.90%, 97.13%, 83.67% and 98.12% respectively, which verify that this method can accurately segment the edge curve of the wheel-rail contact area.
Keywords:edge curve segmentation of wheel-rail contact area; generative adversarial network; convolutional neural network; adversarial learning

0 引 言

自有铁路以来,预防列车脱轨即成为国际铁路研究的重要课题^[1]。车轮脱轨几何判据的物理意义在于,当钢轨的轮辋顶部到达轨顶后,钢轨无法阻止车轮从轨道侧向移动。此时若轮对上稍有侧向力作用,就会使车轮脱轨掉道^[2]。国际电工协会标准 IEC62290-1 根据人和设备在列车运行过程中必须履行的责任划分,对列车自动化运行等级 (grade of automation, GOA) 进行了定义,

GOA-3、GOA-4 级要求列车宜配置脱轨监测装置,当检测到列车脱轨时,列车能够自动紧急制动并上传脱轨信息^[3]。目前,动态仿真模拟是国内外研究人员研究轮轨接触问题采用的主要方法。文献[4]应用 ADAMS/Rail 软件建立轮轨接触模型,通过仿真实验得到轮轨接触点、车轮的横、纵向位移量、脱轨系数等参数,对列车的运行状态进行预测。文献[5]提出了一种估算钢轨与轮缘摩擦状态的新方法,并利用摩擦系数的估计值,提出了一种新的爬轨脱轨安全措施指标 FCI,利用该指标对爬轨事故的安全裕度进行定量评价。但由于轮轨接触条件的复

杂性,很难根据准静态力学分析或动态仿真分析进行准确且精确的分析。且这些方法缺乏实时连续的监测能力,对轮轨接触状态的可视化监测无法实现^[6-7]。此外,我国现阶段采用 Nadal 准则和轮重减载率等指标对列车是否脱轨进行评定,但大量实验证明这些指标具有较大的局限性,国内外对运行列车是否脱轨的评定方法仍然没有全面、清晰的认识,因此对脱轨瞬间的列车轮轨间状态的直观监测成为研究者们待解决的问题。近年来,随着深度学习在图像处理领域的广泛应用,通过使用图像处理技术来真实反映轮轨接触状态并准确确定其接触位置。因此,研究的主要任务是处理由车载摄像头收集的运行中的列车轮轨接触图像,提取轮轨接触区域的边缘曲线,并为下一步构建监测列车运行状况的可视化装置奠定基础。文献[8]采用改进的分水岭算法获得侧面踏面分割图,然后基于图像的水平 and 垂直坐标变形的不同特征来完成图像的透视,最后转换并完成二次分割,得到最终踏面区域分割图,但该算法的过程复杂,难以实际应用。文献[9]首先采用椭圆检测的方法对采集图像的轮对区域进行定位,再通过改进 U-Net 网络分割车轮踏面图像,分割效果良好,但只对静止的车轮踏面进行了研究,未考虑到列车运动的连续性。文

献[10]提出了一种基于 T-Snake 模型的轮轨接触区域图像分割算法,首先采用组合标记法提取出轮对初始边缘轮廓线,其次结合区域动量项对轮廓线进行优化。虽然对凹陷边缘具有较好的处理效果,但迭代计算耗时长实时性较差。

综上,本文提出了基于生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN) 的轮轨接触区域图像分割算法。利用 U 型网络良好的边缘检测能力,结合生成对抗思想,使生成网络在判别网络的监督和反馈下,以更高的精度生成轮轨边缘曲线分割图像。采用某编组站测试数据进行验证,实验结果显示,该方法抗干扰性强,可以得到较好的分割结果。

1 深度卷积生成对抗网络 (DCGAN)

Goodfellow 等^[11]于 2014 年提出 GAN, DCGAN 是 GAN 发展早期的典型改进^[12]。网络由生成器和判别器组成。生成器的功能为通过捕获实际数据样本分布来生成新数据。判别器是一种二元分类网络,用于区分输入数据的来源,即生成器生成数据和真实数据集。GAN 网络总体框架如图 1 所示。

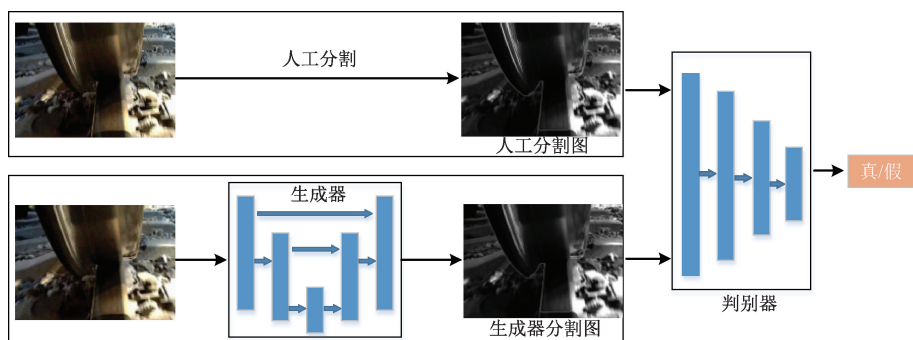


图 1 GAN 网络总体框架图

Fig. 1 GAN network overall framework structure diagram

判别器通过比较生成器生成的轮轨接触轮廓曲线和人工分割轮轨接触轮廓曲线,对生成器生成的轮廓曲线图像属于真实图像的概率进行判断,范围在 0~1。为了提高生成器的生成能力和判别器的判断能力,判别结果被反馈到生成器和判别器中。生成器和判别器在损失函数的限制下,进行迭代优化,最终达到判别器无法判断输入图像是专家分割还是生成器生成的假图像,目标函数如式(1)所示。

$$L_{\text{cGAN}}(G, D) = E_{x, y \sim P_{\text{data}}(x, y)} [\log D(x, y)] + E_{x \sim P_{\text{data}}(x)} [\log (1 - D(x, G(x)))] \quad (1)$$

式中: x 表示预处理后的轮轨接触图像; y 表示人工分割出的轮轨接触区域踏面边缘曲线; $G(x)$ 表示生成器生成的轮轨接触区域踏面边缘曲线; $P_{\text{data}}(x, y)$ 和 $P_{\text{data}}(x)$ 分别表示 (x, y) 和 x 的数据分布; E 表示期望

值; $D(x, y)$ 表示判别器认为人工分割图像是真实轮轨接触图像的概率; $D(x, G(x))$ 表示判别器认为生成器生成的分割图像是真实轮轨接触图像的概率。

在 GAN 网络的训练过程中,当目标函数取到最小值,认为生成器模型达到最优^[13];而当目标函数取到最大值,认为判别器模型达到最优,因此目标函数表达式为:

$$G^* = \min_G \max_D L_{\text{cGAN}}(G, D) \quad (2)$$

轮轨接触轮廓曲线的提取实际上是一个二分类任务,为了在训练过程中生成出的钢轨轮廓曲线更加趋近于人工分割的轮廓曲线,可以使用损失函数对生成的图像与目标图像之间的距离在网络训练过程中对其参数进行调整。采用交叉熵损失函数优化生成网络参数,如式(3)所示。

$$L_E(G) = E_{x,y \sim Pdata(x,y)} [-y \log G(x) - (1-y) \log(1 - G(x))] \quad (3)$$

通过将 GAN 的目标函数与损失函数进行结合,最终的目标函数如式(4)所示^[14]。

$$G^* = \operatorname{argmin}_G [\max_D L_{cGAN}(G, D) + \lambda L_E(G)] \quad (4)$$

式中: λ 用于调整两目标函数,本文设置 λ 的值为 100。

2 网络结构

通过结合 DCGAN 和 U-net 的特点^[15-16],在生成网络中利用了 U 型卷积网络的边缘检测能力对轮轨接触图像中轮缘和钢轨边缘进行提取,将提取出的轮轨接触区域踏面边缘曲线和原图像共同输入到判别网络中进行判断,直到判别器无法鉴别出输入图像的来源。判别器输出 1 表示输入的轮轨接触区域踏面边缘曲线来源于人工分割,输出 0 表示轮轨接触区域踏面边缘曲线来源于生成器。

2.1 残差模块

梯度消失和梯度爆炸问题会随着网络深度的增加在训练过程中出现^[17]。而残差网络通过使用跳跃连接,将某一层的数据反馈给下一层,甚至更深层,可以很好的解决此问题,计算过程如式(5~8)所示。

$$H(x) = h(x_l) + \sum_{i=l}^L F(x_i) \quad (5)$$

$$F(x_i) = f_1(C_i^1, C_i^2, \dots, C_i^c) \quad (6)$$

$$C_i^m = \sum_{n \in K_m} x_{i-1}^n * k_{nm}^l + b_m^l \quad (7)$$

$$x_{l+1} = f_2(H(x)) \quad (8)$$

式中: x_l 和 x_{l+1} 为该层特征图的输入、输出; $f_1(\cdot)$ 和 $f_2(\cdot)$ 为卷积层、输出层的激活函数; $F(x_i)$ 为对第 i 层特征图 C_i 激活后的输出; C_i^m 为第 i 层特征图的第 m 个通道; k_{nm}^l 为第 l 层特征图第 m 个通道的卷积核矩阵。跳跃

两层 ($L = 2$) 时的残差模块如图 2 所示。

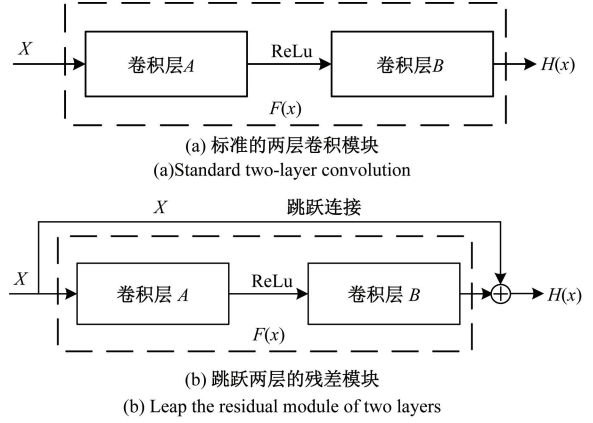


图 2 残差模块

Fig. 2 Residual error block

图 2(a)、(b) 的函数表达式如下:

$$H(x) = F(x_l) \quad (9)$$

$$H(x) = h(x_l) + F(x_l) \quad (10)$$

残差模块使得输入与输出之间建立了直接通道。因此,在网络的前向传播中,当卷积层没有学到信息时,可以直接使用 x 进行相加;而当卷积层学习到有用信息时,通过上边建立的函数关系使学习效果更好。在网络的反向传播中,残差模块可以使网络对输出的变化更加敏感,从而更好的调整权重^[18]。

2.2 生成器网络结构

本文利用了 U 型卷积网络的思想^[19]来构建生成器,网络结构如图 3 所示。网络由编码器和解码器组成。为使生成器获得更多特征,编码器(左侧)中进行了 4 次降采样,代替原网络的最大池化操作。降采样操作后,通过跳跃连接,形成残差模块,缓解梯度减少现象,使网络结构对权重调整更加敏感,过程如图 4 所示。

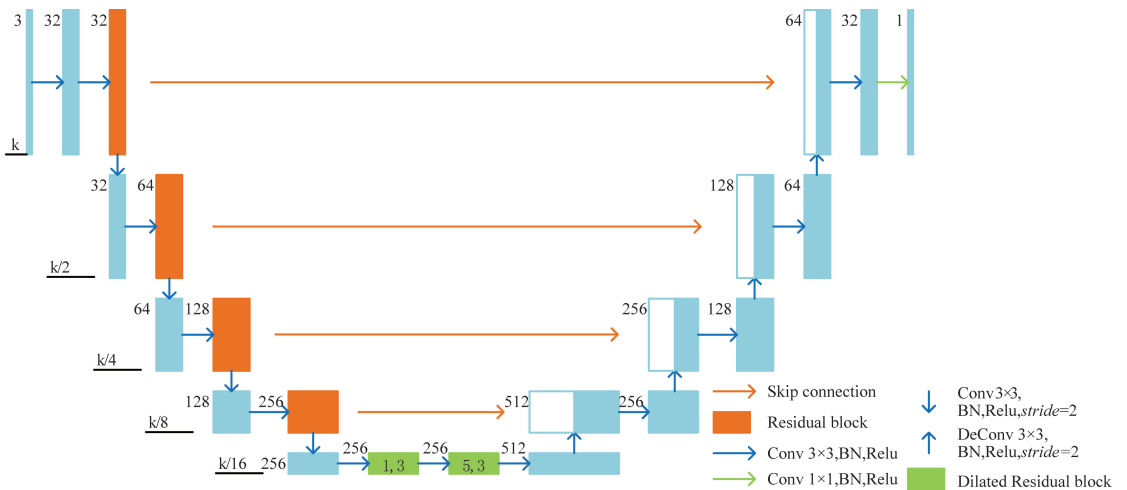


图 3 生成器网络结构

Fig. 3 Generator network structure

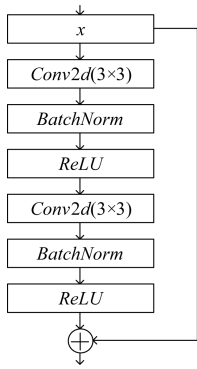


图 4 残差模块过程

Fig. 4 Process diagram of residual block

编码部分结束后,采用两个膨胀残差模块^[20],扩大其接收区域,第 1 个模块进行了膨胀率为 1 和 3 的卷积操作,第 2 个模块进行了膨胀率为 3 和 5 的卷积操作。其次是解码过程,右侧部分可视为一个解码器,分辨率通

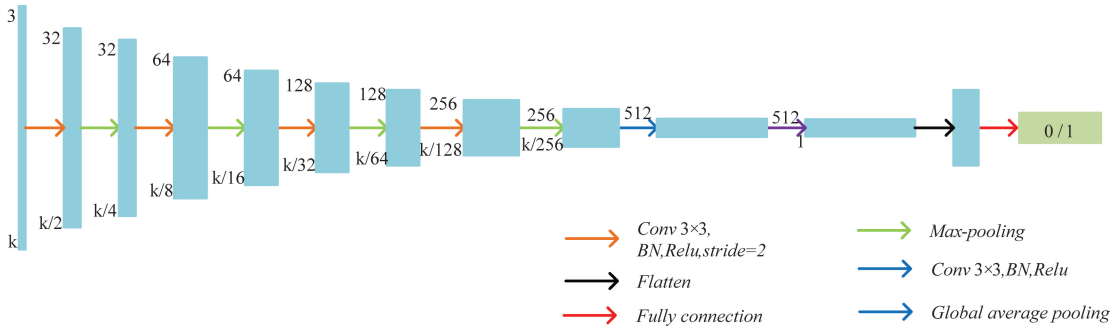


图 5 判别器网络结构

Fig. 5 Discriminator network structure

3 训练

生成器的训练过程如图 6 所示,权重通过两个途径进行调整使生成的结果更加趋近于目标图像。调整途径如下:1)比较生成器分割出的边缘轮廓曲线图像和人工分割的标准图像间的差值,进行权重的调整,使其差值达到最小;2)生成器期望所生成分割图像无限接近于目标图像使判别器不能鉴别出其来源于生成器,而判别器期望准确鉴别出输入图像的来源。因此,将轮轨接触图像和生成器分割出的轮轨踏面接触曲线图像输入判别器中,比较输出结果与 1 的差值,优化生成器的权重^[21]。

判别器的训练过程如图 7 所示,权重也是通过两个途径进行调整使判别器可以更准确的判断分割图像是来源于人工分割还是生成器生成。调整途径如下:1)判

过上采样操作依次上升。最后,为使大量可以直接穿过网络层的低级信息被生成器的输入和输出共享,笔者在编码和译码的整个过程中引入残差模块,即将网络第 i 层和第 $n - i$ 层的输出相连接,作为第 $n - i + 1$ 层节点的输入。其中 n 为生成器网络结构总层数。在该生成网络中,输入图像包括 RGB 的 3 个通道,每层都使用 3×3 的卷积核,并进行批量归一化处理,激活函数选用 $ReLU$ 。

2.3 判别器网络结构

判别器网络结构如图 5 所示。在判别器中有 3 个 $stride = 2$ 的卷积操作和 4 次 $Max - pooling$ 操作,使用 $ReLU$ 作为激活函数。输入为 $\{x_i, y_i\}$ 和 $\{x_i, G(x_i)\}$ 时,判别器对应的正确输出为 1 和 0。判别器通过不断学习输入图像的特征,不仅可以增强自身的判断能力,还使生成器更好的调整参数,最终使分割图像更接近于人工分割图像。

器中输入原图像和人工分割图像,根据输出值和标准值 1 的差值调整权重;2)判别器中输入原图像和生成器生成图像,根据输出值和标准值 0 的差值调整权重。通过以上两种方式,使判别器可以准确判断轮廓曲线图像是来自人工分割还是生成器。

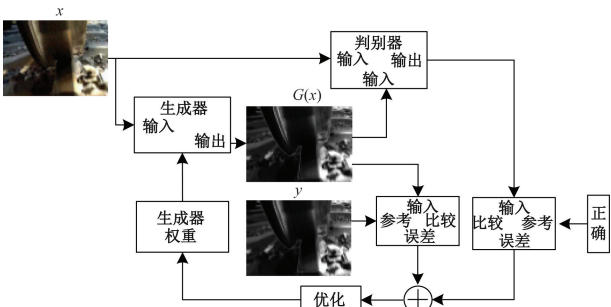


图 6 生成器训练过程

Fig. 6 Generator training process

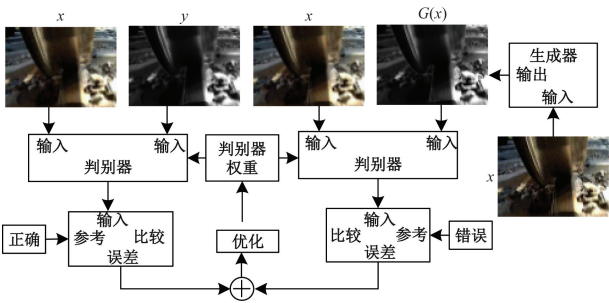


图 7 判别器训练过程

Fig. 7 Discriminator training process

4 实验

实验涉及软硬件为 3.70 GHz Intel Core i9-10900K CPU, 16GB 内存、NVIDIA GeForce GTX TITAN RTX 2080Ti GPU, 64 位 Ubuntu 16.04 操作系统。本文提出的基于 GAN 的轮轨踏面区域边缘曲线提取算法是采用开源深度学习库 PyTorch。训练时使用 Adam 算法优化目标函数, 参数采用 DCGAN 推荐值(学习率、第 1 动量系数、第 2 动量系数分别为 0.000 2、0.5、0.999)。

4.1 数据

本文实验数据来源于某编组站, 通过对车载摄像机采集到的运行列车轮轨接触区域视频进行分帧处理, 再对得到轮轨接触图像进行轮廓分割, 进而分割出轮轨接触区域轮轨边缘曲线。车载摄像机安装位置如图 8 所示, 车载摄像机选用 360 G600P, 部分参数配置如表 1 所示。

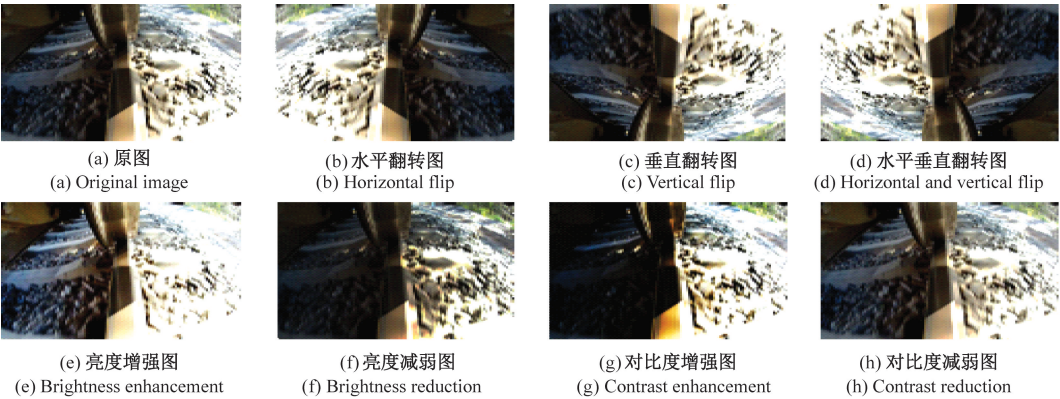


图 9 数据扩充部分示例

Fig. 9 Example diagram of data expansion part

4.2 实验过程

本文对轮轨接触图像进行训练, 测试图像如图 10 所示, 设置最大迭代次数为 200。不同迭代次数模型的训练效果如图 11 所示。损失函数在训练过程中的变化如

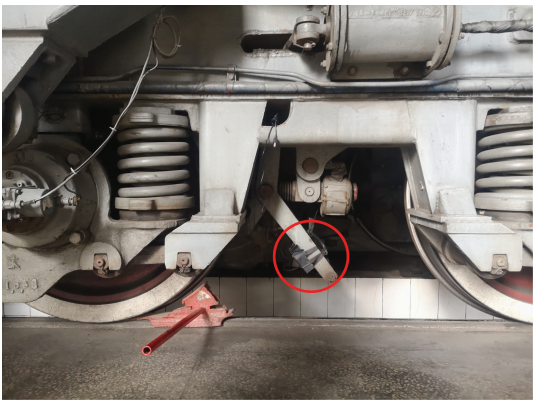


图 8 车载摄像机安装位置图

Fig. 8 Schematic diagram of the installation position of the car camera

表 1 车载摄像机部分参数配置表

Table 1 Partial parameter configuration table of vehicle camera

性能	参数
相机分辨率	2 560×1 600
相机帧率	30 fps
像素密度	736 PPI
检测视野	139°
主镜头光圈	F1.8

实验所测线路车轮踏面及钢轨型号为 LMA-30、CHN60 轨, 钢轨材质为 U71 Mn。实验共采集到图像 13 465 张, 采用旋转、垂直翻转、平移图像等方法扩充数据集, 最终形成 26 752 张图像。其中, 训练集 20 000 张, 验证集 3 376 张, 测试集 3 376 张。数据扩充部分示例如图 9 所示。

图 12 所示。

综合图 11 和 12 可以发现, 当迭代次数为 75 时, 提取曲线已经比较契合轮轨边缘, 损失函数也基本趋于稳定。因此, 设置训练迭代次数为 75。



图 10 测试图
Fig. 10 Test chart

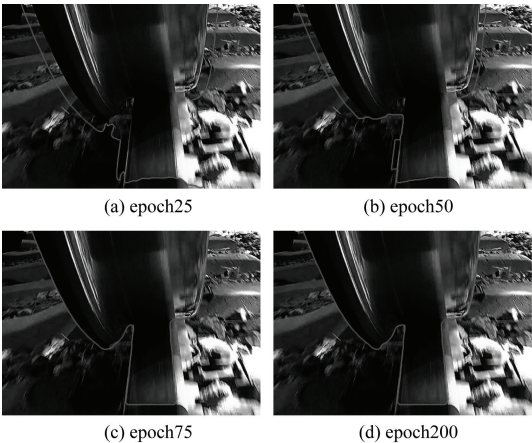


图 11 模型不同迭代次数训练效果
Fig. 11 Training effect diagram under
different iteration times model

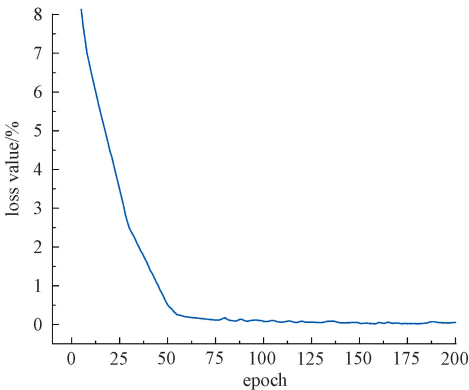


图 12 损失函数在训练过程中的变化
Fig. 12 Change curve of loss function during the training process

4.3 结果分析

1) 性能评价指标

选用敏感性 Se 、特异性 Sp 、准确率 Acc 和 $F -$

$Measure$ 等评估指标评价分割效果。评估指标定义为：

$$Se = \frac{TP}{TP + FN} \tag{11}$$

$$Sp = \frac{TN}{TN + FP} \tag{12}$$

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FN + TN + FP} \tag{13}$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{14}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{15}$$

$$F - Measure = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{16}$$

式中， TP 、 FN 分别表示正确、错误分割的边缘曲线像素数目； TN 、 FP 分别表示正确、错误分割的背景像素数目。

2) 本文算法结果

本文引入 pix2pix 网络^[22]，通过判别器和生成器两者间的相互对抗学习，得到了较好的轮轨边缘曲线提取效果。其次 U 型网络结构在生成器中的使用使得轮轨细微边缘处的分割更加全面、清晰，具有更好的精度和鲁棒性。根据损失函数的变化曲线结果可知，该算法可在短时间内完成训练。在列车的实际运行过程中会出现强光、阴天、摄像头抖动等情况。分别对上述情况进行实验验证，分割效果如图 13 所示，其中图 13 (a)、(c)、(e)、(j) 分别为阴天、强光、抖动、加入椒盐噪声情况，图 13 (b)、(d)、(f)、(h) 为本文算法对相应情况的分割效果。

3) 模型改进前后的结果对比

为验证对 GAN 的改进结构对轮轨边缘曲线分割的有效性，进行以下对比实验，对比结果如表 2 所示。

- (1) 选用 GAN 网络；
- (2) 选用 GAN 网络，生成器使用 U-net；
- (3) 选用加入残差模块的 U-net 网络；
- (4) 选用 GAN 网络，生成器使用加入残差模块的 U-net 网络；
- (5) 选用 GAN 网络，生成器使用加入残差模块、膨胀残差模块的 U-net 网络。

表 2 模型改进前后的分割结果

Table 2 Segmentation results before and after model improvement					
方法	Se	Sp	Acc	$F - Measure$	
GAN	0.825 4	0.970 1	0.951 2	0.824 1	
GAN+U-net	0.829 3	0.970 5	0.956 3	0.825 0	
U-net+Residual	0.832 5	0.970 3	0.953 3	0.824 8	
GAN+U-net+Residual	0.837 1	0.970 8	0.959 7	0.834 9	
GAN+U-net+Residual+Dilated residual (本文结构)	0.839 0	0.971 3	0.961 3	0.836 7	

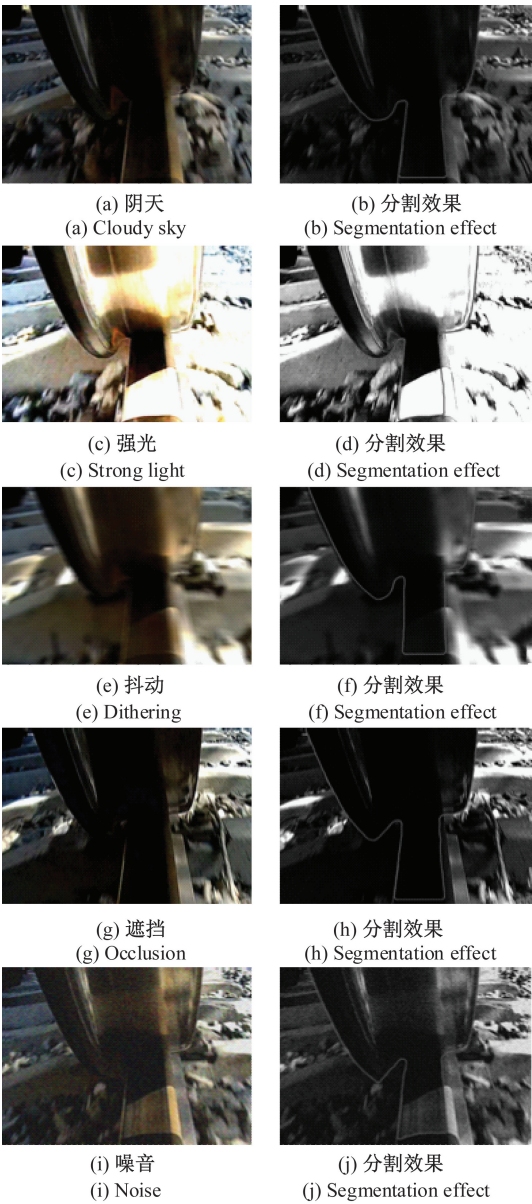


图 13 各种情况分割效果

Fig. 13 Segmentation effect diagram in various situations

综合对比这 5 种方式,发现笔者所提出的算法对轮轨接触区域的边缘曲线提取的综合性性能最优。通过比较第 3 种和第 4 种方式,可以得出引入残差模块使得权重调整更加精确,生成器能够更加准确的提取轮轨边缘曲线。通过比较第 4 种和第 5 种方式,可以得出扩张卷积的使用,保持了网络深层特征图的数据信息同时也维持了后续层接收野的分辨率,提高了分割的精度。

为进一步比较该算法提取轮轨边缘曲线的准确性,接下来对改进前后模型的 ROC 和 PR 曲线进行对比^[23]。ROC 曲线通过图示方法将 Se 与 Sp 结合,直观准确反映出模型 Se 和 Sp 的关系,是验证准确性的综合指标。 $Precision$ 和 $Recall$ 是一对矛盾体,而 PR 曲线可以直观反

映出两者间的关系。ROC、PR 曲线如图 14 所示。

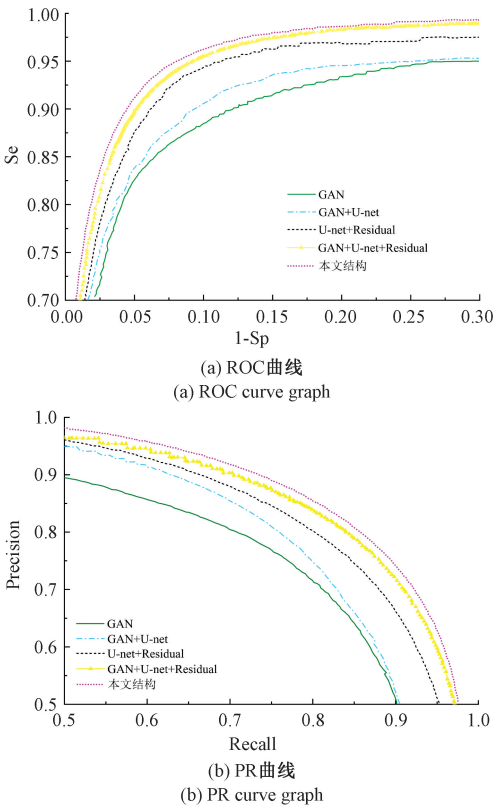


图 14 ROC、PR 曲线对比

Fig. 14 Comparison of ROC and PR curves

ROC、PR 曲线包围区域越大,表示该算法的性能越佳。观察图 14 得出,与本文所提算法相应的 ROC 曲线、PR 曲线均高于比较方法对应曲线,故该算法优于对比算法。

5 结 论

轮轨接触区域边缘曲线的正确分割对列车轮轨接触关系可视化检测装置的建立具有实际意义。本文使用深度卷积生成对抗网络对轮轨接触图像的边缘曲线进行提取,通过层层卷积对图像的特征进行提取最终生成趋近于人工分割的轮轨边缘曲线。残差网络的引入使网络对特征值的变化更加敏感,使分割结果更加准确。采用现场实测数据进行实验,该算法分割精度达到了 96.13%。且对不同状况下的图像也具有良好的分割效果,得出本文提出的分割方法相较于其他方法更具优势。

在今后的研究中将进行以下改进:1) 该研究只针对某一型号车轮踏面与钢轨进行分析,下一步希望对其他型号车轮踏面与钢轨进行分析研究,提高算法的通用性;2) 该研究实验数据中列车行驶速度为 45 km/h,下一步希望对较高行驶速度的数据进行实验,提高算法的适用性。

参考文献

- [1] 关庆华. 列车脱轨机理及运行安全性研究[D]. 成都:西南交通大学,2011.
GUAN Q H. Study on the derailment mechanism and running safety of trains[D]. Chengdu:Southwest Jiaotong University, 2011.
- [2] 王健. 基于轮轨关系的小号码道岔转辙器区脱轨机理研究[D]. 成都:西南交通大学,2018.
WANG J. Study on derailment theory of switch area in small number turnouts based on wheel-rail relationships[D]. Chengdu:Southwest Jiaotong University, 2018.
- [3] Railway applications-Urban transport management and command/control systems-Part 1: System principles and fundamental concepts, IEC 62290-1[S]. 2014:17.
- [4] 刘俊君, 校美玲, 陈明义. 基于轮轨接触关系的列车运行安全预测仿真研究[J]. 石家庄铁路职业技术学院学报, 2019, 18(3):47-52.
LIU J J, XIAO M L, CHEN M Y. Simulation research on train operation safety prediction based on wheel-rail contact relationship[J]. Journal of Shijiazhuang Institute of Railway Technology, 2019, 18(3):47-52.
- [5] MATSUMOTO A, MICHITSUJI Y, ICHIYANAGI Y, et al. Safety measures against flange-climb derailment in sharp curve-considering friction coefficient between wheel and rail[J]. Wear, 2019, 432-433: 202931.
- [6] 马建, 孙守增, 芮海田, 等. 中国筑路机械学术研究综述 · 2018[J]. 中国公路学报, 2018, 31(6):1-164.
MA J, SUN SH Z, RUI H T, et al. Review on China's road construction machinery research progress, 2018[J]. China Journal of Highway and Transport, 2018, 31(6):1-164.
- [7] 占栋, 景德炎, 吴命利, 等. 钢轨轮廓测量基准对齐和重采样方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(2):149-159.
ZHAN D, JING D Y, WU M L, et al. Study on datum alignment and resampling method of rail profile measurement [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(2):149-159.
- [8] 王永胜, 马增强, 宋子彬, 等. 基于图像畸变校正的车轮踏面区域提取[J]. 图学学报, 2018, 39(3):432-439.
WANG Y S, MA Z Q, SONG Z B, et al. Wheel tread area extraction based on image distortion correction[J]. Journal of Graphics, 2018, 39(03):432-439.
- [9] 秦松岩. 基于深度学习的火车轮对踏面图像分割[D]. 石家庄:石家庄铁道大学, 2019.
QIN S Y. Depth image segmentation of train wheel based on deep learning [D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Railway University, 2019.
- [10] 杨桐, 董昱. 基于多传感器数据融合的道岔区脱轨系数预测算法[J]. 铁道科学与工程学报, 2020, 17(8):1883-1892.
YANG T, DONG Y. Prediction algorithm of derailment coefficient in turnout area based on multi-sensor data fusion[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2020, 17(8):1883-1892.
- [11] GOODFELLOW I J, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets[C]. Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. Montreal: MIT Press, 2014:2672-2680.
- [12] 林懿伦, 戴星原, 李力, 等. 人工智能研究的新前线:生成式对抗网络[J]. 自动化学报, 2018, 44(5):775-792.
LIN Y L, DAI X Y, LI L, et al. The new Frontier of AI research: Generative adversarial networks [J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(5):775-792.
- [13] YU Y, GONG Z Q, ZHONG P, et al. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks[C]. ICLR, 2016.
- [14] ZHAO H L, QIU X Q, LU W L, HUANG H, JIN X G. High-quality retinal vessel segmentation using generative adversarial network with a large receptive field [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 2020, 30(3):828-842.
- [15] OLAF R, PHILIPP F, THOMAS B. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015.
- [16] 姜慧明, 秦贵和, 邹密, 等. 改进 U 型卷积网络的细胞核分割方法[J]. 西安交通大学学报, 2019, 53(4):100-107, 121.
JIANG H M, QIN G H, ZOU M, et al. An improved U-net for cell nuclear segmentation[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2019, 53(4):100-107, 121.
- [17] 蒋芸, 谭宁. 基于条件深度卷积生成对抗网络的视网膜血管分割[J/OL]. 自动化学报: 1-12[2020-10-24].
JIANG Y, TAN N. Retinal vessel segmentation based on conditional deep convolutional generative adversarial networks [J/OL]. Acta Automatica Sinica: 1-12[2020-10-24].
- [18] 王飞, 张莹, 邵豪, 等. 多尺度残差网络模型的研究及其应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(4):19-28.
WANG F, ZHANG Y, SHAO H, et al. Research and application of the multi-scale residual networks model[J].

- Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(4): 19-28.
- [19] 蓝金辉, 王迪, 申小盼. 卷积神经网络在视觉图像检测的研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(4): 167-182.
- LAN J H, WANG D, SHEN X P. Research progress on visual image detection based on convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 167-182.
- [20] 罗会兰, 黎宵. 基于上下文和浅层空间编解码网络的图像语义分割方法[J/OL]. 自动化学报; 1-18 [2021-03-13].
- LUO H L, LI X. Image semantic segmentation method based on context and shallow space encoder-decoder network [J/OL]. Acta Automatica Sinica; 1-18 [2021-03-13].
- [21] 张巍, 张筱, 万永菁. 基于条件生成对抗网络的书法字笔画分割[J/OL]. 自动化学报; 1-8 [2021-03-12].
- ZHANG W, ZHANG X, WAN Y J. Stroke segmentation of calligraphy based on conditional generative adversarial network [J/OL]. Acta Automatica Sinica; 1-8 [2021-03-12].
- [22] 丁赛赛, 吕佳. 采用 pix2pixHD 的高分辨率皮肤镜图像合成方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(11): 1795-1803

DING S S, LV J. High resolution dermoscopy image synthesis method with pix2pixHD [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(11): 1795-1803.

- [23] YU Y, GONG Z Q, ZHONG P, et al. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks [J]. Computer Science, 2015, arXiv:1511.06434.

作者简介



秦菲菲, 2019 年于江苏师范大学获得学士学位, 现为兰州交通大学硕士研究生, 主要研究方向为交通运输自动化, 图形图像处理。
E-mail: 1822330606@ qq. com

Qin Feifei received her B. Sc. degree from Jiangsu Normal University in 2019. Now she is a M. Sc. candidate at Lanzhou Jiaotong University. Her main research interest includes transportation automation, graphics and image processing.



董昱, 1985 年于兰州交通大学获得学士学位, 现为兰州交通大学教授, 主要研究方向为轨道交通运输自动化。
E-mail: 1162483144@ qq. com

Dong Yu received the B. Sc. degree from Lanzhou Jiaotong University in 1985. Now he is a professor at Lanzhou Jiaotong University. His main research interest includes rail transit transportation automation