

# 基于综合卫星遥感的典型铁路设施提取方法研究

袁慕策<sup>1,3</sup> 姚京川<sup>1,2</sup> 简国辉<sup>1,3</sup> 郭继亮<sup>3</sup> 解志峰<sup>3</sup>

(1 中国铁道科学研究院集团有限公司铁道建筑研究所, 北京 100081)

(2 中国铁道科学研究院集团有限公司高速铁路轨道系统全国重点实验室, 北京 100081)

(3 铁科检测有限公司, 北京 100081)

**摘要** 随着遥感技术在铁路行业应用的深入, 应用多源遥感对铁路设施状态进行观测成为学界和产业界关注的热点。针对铁路设施状态定量化监测问题, 应用 InSAR 技术可以获得铁路设施沉降信息, 沉降信息的分析提取往往要借助设施的类别、位置等属性, 否则无法进一步对特定铁路设施的沉降进行量化评估。文章综合利用星光学与微波遥感影像, 通过目标检测技术对铁路设施进行自动提取, 确定铁路设施微波散射点与光学属性中类别与位置的对应关系; 选取典型区域, 以接触网立柱为例, 利用多源遥感影像对文中提出的提取方法进行验证, 结果显示: 综合光学遥感影像的高空间分辨率以及 SAR 影像对铁路设施特异性散射的特征对铁路设施进行提取, 提取准确率较光学遥感影像提取准确率提高 2.8%, 较 SAR 影像提取准确率提高 9.2%, 同时提取结果中设施位置更准确, 可减少因设施的错误监测造成的行车安全影响, 为 InSAR 对铁路设施形变的定量化监测提供参考。

**关键词** 铁路设施 接触网立柱 遥感 光 SAR 融合 目标检测

中图分类号: P237; U298.1

文献标志码: A

文章编号: 1009-8518(2024)01-0029-12

DOI: 10.3969/j.issn.1009-8518.2024.01.003

## Research on Typical Railway Facilities Extraction Method Based on Comprehensive Satellite Remote Sensing

YUAN Muce<sup>1,3</sup> YAO Jingchuan<sup>1,2</sup> JIAN Guohui<sup>1,3</sup> GUO Jiliang<sup>3</sup> XIE Zhifeng<sup>3</sup>

(1 Railway Engineering Research Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China)

(2 State Key Laboratory for Track System of High-speed Railway, CARS, Beijing 100081, China)

(3 Beijing Tiede Inspection Co Ltd., Beijing 100081, China)

**Abstract** With the deepening of the application of remote sensing technology in the railway industry, the application of multi-source remote sensing to observe the state of railway facilities has become a hot topic in academia and industry. In order to solve the problem of quantitative monitoring of the state of railway facilities, the settlement information of railway facilities can be obtained by applying InSAR technology, and the analysis and extraction of settlement information often rely on the attributes such as the type and location of the facilities,

收稿日期: 2023-12-11

基金项目: 中国铁道科学研究院集团有限公司科技研究开发计划项目(2022YJ329); 四川省重大科技专项(2023ZDZX0030)

引用格式: 袁慕策, 姚京川, 简国辉, 等. 基于综合卫星遥感的典型铁路设施提取方法研究[J]. 航天返回与遥感, 2024, 45(1): 29-40.

YUAN Muce, YAO Jingchuan, JIAN Guohui, et al. Research on Typical Railway Facilities Extraction Method Based on Comprehensive Satellite Remote Sensing[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2024, 45(1): 29-40. (in Chinese)

otherwise the settlement of specific railway facilities cannot be further quantitatively evaluated. In this paper, satellite-based optics and microwave remote sensing images are used to automatically extract railway facilities through target detection technology, and the correspondence between microwave scattering points and categories and locations in the optical properties of railway facilities is determined. The results show that the extraction accuracy of railway facilities is increased by 2.8% compared with that of optical remote sensing images, and 9.2% is higher than that of SAR images, at the same time, the facility extraction results are more accurate in terms of location compared to SAR image extraction results. It can reduce the impact of driving safety caused by incorrect monitoring of facilities, and provide a reference for the quantitative monitoring of deformation of InSAR railway facilities.

**Keywords** railway facility; contact wire column; remote sensing; optical SAR fusion; object detection

## 0 引言

中国铁路运行里程逐年增长,截至2023年11月30日,铁路运营总里程达到 $15.55 \times 10^4$  km,其中高铁运营里程达到 $4.37 \times 10^4$  km。由于运行时速高,高速铁路对基础设施性能及状态要求极高,大范围的铁路基础设施形位变化是表征铁路基础设施运营状态的重要参数。铁路设施种类多且呈长大线状分布,其形变监测要求持续周期长、精度高。目前铁路设施形变监测主要利用全站仪、物位计、移动检测车等进行监测,观测方法多为局部观测且连续性差,作业需要申请天窗点,传统的地面测量方法难以满足线路级别的铁路设施形变监测要求。

近年,中国卫星遥感技术取得了重大进展,卫星星座不断完善,遥感影像质量、空间分辨率也不断提升,重访周期缩短。遥感观测具有大范围、周期性、可溯源等优势,被广泛应用于铁路工程地质监测<sup>[1]</sup>、生态环境监测<sup>[2]</sup>、外部环境监测<sup>[3]</sup>、地质灾害监测<sup>[4]</sup>、铁路区域<sup>[5]</sup>及设施形变监测等定量化观测领域<sup>[6]</sup>。尤其在桥梁形变观测领域,高分辨率 InSAR 结果应用于桥梁形变评估的关键在于如何确定微波散射点与实际铁路设施的对应关系<sup>[7-8]</sup>。

应用 InSAR 技术对铁路设施形变监测结果只包含铁路设施形变信息,不包含铁路设施类别、位置等信息,无法进一步对铁路设施形变进行定量化评估,利用目标检测技术对铁路设施进行提取,能够为铁路设施的形变定量化评估提供类别与位置等参考信息。光学遥感影像空间分辨率高,光谱信息更加丰富<sup>[9]</sup>,铁路基础设施大部分为标准化结构件,在光学影像中具有特定的纹理特征与光谱特征。光学遥感的劣势在于为被动式遥感,成像质量受天气、地表覆盖等影响。SAR 遥感为主动式遥感,不受云雨天气的限制并且穿透性强<sup>[10]</sup>。综合铁路设施在光学遥感影像中特定的几何结构与背景等特征,以及在 SAR 影像强度图中的特异性散射和散射差异进行提取。本文综合铁路设施在光学影像与 SAR 影像中的特征,对接触网立柱进行提取,提高铁路设施提取的准确率,为 InSAR 技术设施形变监测的定量化评估提供参考。

## 1 基于单一遥感影像源的典型铁路设施提取技术

### 1.1 基于光学影像的典型铁路设施提取技术

基于光学影像的铁路设施自动提取技术主要是对光学遥感影像中的铁路设施进行自动化检测,给出铁路设施的类别、位置等信息。本文以接触网立柱为例进行自动提取,由于接触网立柱尺寸较小,背景复杂,对其轮廓的精确提取造成干扰,因此对接触网立柱的自动提取研究工作主要是将其以最小范围圈定,用矩形包围框或中心点表示,这即是计算机视觉领域中的目标检测问题。基于深度学习的目标检测

算法不依赖于人工设计特征提取因子, 因此本文选取基于深度学习的目标检测算法对光学影像中的接触网立柱进行提取。

基于深度学习的目标检测算法分为单阶段目标检测和双阶段目标检测。单阶段目标检测算法的特点是仅需将遥感影像送入网络一次就可以预测出目标的类别与位置, 速度相对较快, 但精度稍逊, 代表算法有 YOLO 系列<sup>[11]</sup>与 SSD<sup>[12]</sup>等; 双阶段目标检测要先生成预选框, 然后进行细粒度的物体检测, 速度较慢但精度较高, 代表算法有 RCNN 系列算法<sup>[13-15]</sup>等。考虑到要检测的目标是接触网立柱, 属于小尺度目标, 因此采用包含多尺度特征融合与池化精度更高的 Mask R-CNN 作为目标检测算法。

Mask R-CNN 是通过 Faster R-CNN 网络结构改进而来, 区域生成网络 (Region Proposal Network, RPN) 与 Faster R-CNN 相同, 其在 Faster R-CNN 的基础上, 增加了第三个分支, 输出每个 ROI 的 Mask 掩膜, 用于对目标的分割。Mask R-CNN 的损失函数  $L$  为

$$L = L_{cls} + L_{box} + L_{mask} \quad (1)$$

式中  $L_{cls}$  为分类损失函数;  $L_{box}$  为目标检测损失函数;  $L_{mask}$  为分割损失函数。

Mask R-CNN 将 Faster R-CNN 的 ROI pooling 改为 ROI Align, 使得目标的范围与轮廓更精确。Mask R-CNN 的整体架构如图 1 所示。

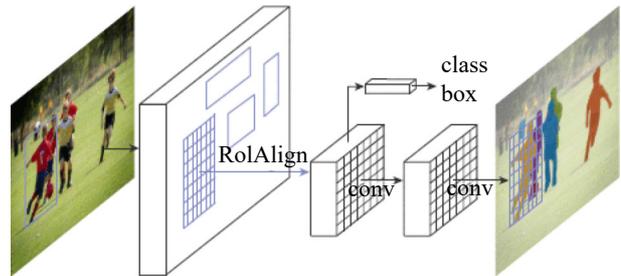


图 1 Mask R-CNN<sup>[15]</sup>

Fig.1 Mask R-CNN<sup>[15]</sup>

## 1.2 基于 SAR 影像的典型铁路设施提取技术

基于 SAR 影像的铁路设施提取技术主要是根据不同地物微波散射特性的不同来完成特定铁路设施目标的提取工作。SAR 可以穿透云层、雨雪以及夜晚等复杂环境, 并且对于不同地物具有不同的散射特性, 在目标检测和识别方面具有独特的优势。通过对 SAR 影像中铁路设施进行检测与识别, 最终达到对特定铁路目标的定位和识别。基于 SAR 影像的目标检测与识别流程主要包括: 1) 数据准备。获取 SAR 图像数据, 并进行预处理操作, 如去噪、辐射校正、几何校正等, 以提高图像质量和一致性。2) 目标识别。首先是进行特征提取, 对于检测到的目标, 进一步提取详细的特征描述信息, 如形状、尺寸、纹理、角点、极化信息等, 这些特征信息有助于进一步区分和识别不同类型的目标; 然后应用适当的目标分类算法对目标进行识别, 如支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 等。利用这些算法通过学习和训练可以识别不同的目标类别。3) 结果评估。采用准确率、召回率等指标或现场验证的方式对检测和识别结果进行评估, 以验证算法的性能和效果。

## 2 基于多源遥感影像铁路设施提取技术

### 2.1 光学影像与 SAR 影像融合技术

光学遥感影像空间分辨率高, 影像中铁路设施具有丰富纹理以及光谱等信息, 但是光学遥感为被动式遥感, 成像质量受天气、地表覆盖等影响, 从而造成部分目标检测精度低或无法检测; SAR 影像为主动式遥感, 具有一定的穿透能力, 且对铁路设施具有特异性散射的特征, 若融合光学影像与 SAR 影像, 则能够保留铁路设施在两类影像中的特征, 提高铁路设施提取的准确率。

铁路场景下的影像融合是对观测区域内的多幅遥感影像进行融合, 形成满足铁路观测任务需求的单幅遥感影像。遥感影像融合可分为像元级融合、特征级融合及决策级融合。像元级融合是从像元层级对光学影像与 SAR 影像融合, 可以保持铁路设施的散射特征, 同时保留更高的空间分辨率及高精度的位置信息。特征级融合是对预处理和特征提取后的边缘、形状、纹理等进行融合处理, 相较于像元级融合,

对原始图像的利用率较低。决策级融合是对提取到的目标进行融合处理，需要设定准则与决策对有价值的复合数据（图像特征数据和辅助信息）的可信度进行综合评估，需要强大的外部知识库来进行决策评估。因此采用保留更多细节信息的像元级的融合方法对光学影像与 SAR 影像进行融合。像元级的光学与 SAR 影像融合方法包括：基于成分替换的图像融合、基于多尺度变换的图像融合以及基于 PCNN 模型的图像融合<sup>[16]</sup>。

基于多尺度变换的图像融合是对图像进行多级、多尺度分解，中间数据较多，计算过程和处理难度要明显高于基于成分替换的图像融合方法，但是能够提供空间域与频率域定位，同时融合影像会保留源图像的近似信息和细节信息，如目标地物与周边地物的纹理特征与梯度信息等。

多尺度变换主要有金字塔分解、小波分解等，离散小波变换是小波变换的一种，具有良好的时频特性，被广泛应用于图像融合。

### 2.1.1 二维图像 DWT 变换

离散小波变换（Discrete Wavelet Transform, DWT）是一种典型的基于多尺度变换的图像融合方法。DWT 变换将二维图像进行多层次分解（见图 2），每一层级的分解，都可以获得一个低频子图像（LL）与 3 个方向（水平 HL、垂直 LH、对角线 HH）的高频子图像，经过  $N$  次分解后，源图像被分解为 1 个低频子图像和  $3N$  个高频子图像。

二维图像的 DWT 分解与重构方法根据一维小波分解与重构方法转化而来。分别设置一维纵向低通滤波器  $H_c$  与高通滤波器  $G_c$ ，横向低通滤波器  $H_r$  与高通滤波器  $G_r$ ，则按照 Mallat 算法，在二维图像分解尺度为  $j$  时，低频图像和高频图像的分解公式如下：

$$\begin{cases} C_j = H_r H_c C_{j-1} \\ D_{j1} = G_r H_c C_{j-1} \\ D_{j2} = H_r G_c C_{j-1} \\ D_{j3} = G_r G_c C_{j-1} \end{cases}, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中  $C_j$  为第  $j-1$  级分解后图像的低频图像； $D_{j1}$ 、 $D_{j2}$ 、 $D_{j3}$  分别为第  $j-1$  级分解后的垂直方向、水平方向和对角线方向上的高频图像。根据 Mallat 算法，二维图像 DWT 重构方式可表示为

$$C_{j-1} = H_c^* H_r^* C_j + H_c^* G_r^* D_{j1} + G_c^* H_r^* D_{j2} + G_c^* G_r^* D_{j3} \quad (3)$$

式中  $H_r^*$  和  $G_r^*$  分别为  $H_r$  和  $G_r$  的共轭转置矩阵； $H_c^*$  和  $G_c^*$  分别为  $H_c$  和  $G_c$  的共轭转置矩阵。

### 2.1.2 基于 DWT 变换的影像融合

选择“北京三号” A 卫星影像与 TerraSAR-X 影像作为源图像进行融合处理。主要过程包括：1) 数据预处理。对待融合的光学影像与 SAR 影像进行预处理，使得两幅影像具有相同的投影系统、地理范围等。2) DWT 分解。对预处理得到的光学遥感影像与 SAR 影像分别进行 3 级分解，得到光学遥感影像与 SAR 影像的低频部分与高频部分。3) 低频和高频部分融合。选择特定的融合方法与策略，分别对 SAR 影像与光学影像的低频部分与高频部分融合。4) DWT 重构。将光学影像低频部分与 SAR 影像的低频部分采用局部能量最大规则进行融合，得到融合图像的低频部分，将光学影像高频部分与 SAR 影像高频部分采用局部方差最大规则进行融合，再将低频部分与高频部分通过式 (3) 进行 DWT 重构，获得最终的融合影像。

上述过程中，低频部分和高频部分的融合分两个步骤进行：

1) 影像低频部分能量计算。SAR 影像和光学影像的  $p$  行  $q$  列处低频部分的局部能量  $E_{SAR}(p, q)$ 、 $E_{光}(p, q)$  的计算公式分别为：

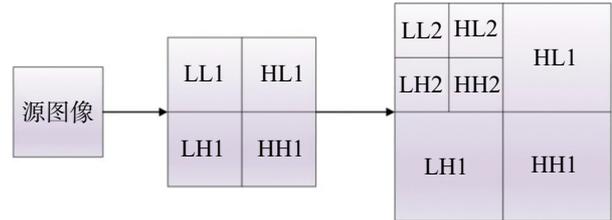


图 2 二维图像小波分解

Fig.2 The discrete wavelet decomposition of 2D image

$$E_{\text{SAR}}(p, q) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \omega(m, n) [C_{0, \text{SAR}}(p+m, q+n)]^2 \quad (4)$$

$$E_{\text{光}}(p, q) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \omega(m, n) [C_{0, \text{光}}(p+m, q+n)]^2 \quad (5)$$

式中  $\omega(m, n)$  为权重系数矩阵在滑动窗口区域  $(m, n)$  处的权重值;  $C_{0, \text{SAR}}(p+m, q+n)$  和  $C_{0, \text{光}}(p+m, q+n)$  分别为 SAR 和光学影像 DWT 分解后的低频图像在  $(p+m, q+n)$  处的像元值。根据局部能量最大原则, 则融合后的低频子影像在  $(p, q)$  处的像元值  $C_{0, \text{F}}(p, q)$  为:

$$C_{0, \text{F}}(p, q) = \begin{cases} C_{0, \text{SAR}}(p, q) & E_{\text{SAR}}(p, q) \geq E_{\text{光}}(p, q) \\ C_{0, \text{光}}(p, q) & E_{\text{SAR}}(p, q) < E_{\text{光}}(p, q) \end{cases} \quad (6)$$

式中  $C_{0, \text{SAR}}(p, q)$  和  $C_{0, \text{光}}$  分别为 SAR 和光学影像 DWT 分解后的低频图像在  $(p, q)$  处的像元值。

2) 高频部分包含光学影像与 SAR 影像原始图像的形状、边缘、角点等信息, 采用局部方差最大规则进行融合。SAR 影像和光学影像原始图像的方差计算公式分别为:

$$\sigma_{jk, \text{SAR}}(p, q) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \omega(m, n) [D_{jk, \text{SAR}}(p+m, q+n) - \bar{\mu}_{jk, \text{SAR}}(p, q)]^2 \quad (7)$$

$$\sigma_{jk, \text{光}}(p, q) = \sum_{m=-1}^1 \sum_{n=-1}^1 \omega(m, n) [D_{jk, \text{光}}(p+m, q+n) - \bar{\mu}_{jk, \text{光}}(p, q)]^2 \quad (8)$$

式中  $D_{jk, \text{SAR}}(p+m, q+n)$  和  $D_{jk, \text{光}}(p+m, q+n)$  分别为 SAR 影像和光学影像第  $j$  层 DWT 高频分解的图像, 其中  $k=1, 2, 3$  分别对应高频图像水平、垂直、对角线三个方向;  $\sigma_{jk, \text{SAR}}(p, q)$  和  $\sigma_{jk, \text{光}}(p, q)$  分别为  $D_{jk, \text{SAR}}(p, q)$  和  $D_{jk, \text{光}}(p, q)$  在以  $(p, q)$  为中心的窗口区域内的局部方差;  $\bar{\mu}_{jk, \text{SAR}}(p, q)$  和  $\bar{\mu}_{jk, \text{光}}(p, q)$  分别为  $D_{jk, \text{SAR}}(p, q)$  和  $D_{jk, \text{光}}(p, q)$  在以  $(p, q)$  为中心的窗口区域内的像元值均值。

融合后第  $j$  级分解的高频图像在  $(p, q)$  处的像元值  $D_{jk, \text{F}}(p, q)$  为:

$$D_{jk, \text{F}}(p, q) = \begin{cases} D_{jk, \text{SAR}}(p, q) & \sigma_{jk, \text{SAR}}(p, q) \geq \sigma_{jk, \text{光}}(p, q) \\ D_{jk, \text{光}}(p, q) & \sigma_{jk, \text{SAR}}(p, q) < \sigma_{jk, \text{光}}(p, q) \end{cases} \quad (9)$$

## 2.2 多源遥感影像典型铁路设施提取技术

融合影像的铁路设施提取算法及流程与 1.2 节中提到的 SAR 影像铁路设施提取过程类似, 首先计算铁路设施在融合影像中的特征, 再利用分类器对特征进行分类, 从而完成铁路设施的提取。

本文采用 DWT 对光学影像与 SAR 影像进行融合, DWT 将光学影像与 SAR 影像进行低频与高频分解, 保留图像中的低频与高频信息。高频信息代表图像变化剧烈的部分, 如物体的边缘、角点等。由于接触网立柱尺寸较小, 通常在 SAR 影像表现为一个或几个像元, 因此采用角点检测与 SVM<sup>[17]</sup> 方法对接触网立柱进行提取。

角点检测算法主要包括基于灰度图像的角点检测、基于二值图像的角点检测和基于轮廓曲线的角点检测这 3 类方法。利用接触网立柱与周围地物的梯度差异进行角点检测一般采用 Harris 角点检测算法, 该算法是典型的基于灰度图像梯度的角点检测算法, 对二维平移、少量的光照及视角的变化具有鲁棒性。

### 2.2.1 Harris 算子

Harris 算子<sup>[18]</sup> 是 Harris 和 Stephenes 提出的特征点提取算子, 应用微分方程和像元的自相关函数来检测图像中存在的角点。图像中, 若某点的像元值与周围像元值差异较大时, 被判定为角点。在检测过程中, 向  $x$  方向与  $y$  方向移动检测窗口, 在这两个方向分别产生  $u$  和  $v$  的像元值变化量, 对应产生的灰度值变化的自相关函数  $E(u, v)$  可描述为:

$$E(u, v) = \sum_{x, y} \varphi(x, y) [I(x+u, y+v) - I(x, y)]^2 \quad (10)$$

式中  $\varphi(x, y)$  为权重系数矩阵在滑动窗口区域  $(x, y)$  处的权重值； $I(x+u, y+v)$  与  $I(x, y)$  分别代表检测窗口移动前后的像元值。

用泰勒公式展开并简化后，形成自相关矩阵，其特征值为自相关函数的一阶曲率，用于计算角点响应值，自相关矩阵  $\mathbf{M}$  为

$$\mathbf{M} = \sum_{x, y} \varphi(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中  $I_x$ 、 $I_y$  分别为图像在水平、垂直方向的偏导函数。

则角点响应函数  $R$  的数学定义为

$$R = \det \mathbf{M} - k(\text{tr } \mathbf{M})^2 = \lambda_1 \lambda_2 - k(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (12)$$

式中  $k$  是设置的经验参数； $\lambda_1$  与  $\lambda_2$  为自相关矩阵的特征值，特征值反映了像元之间的变化程度。通过设置角点响应阈值  $T$ ，若  $R \geq T$ ，则判定该像元点为角点。

### 2.2.2 SVM

SVM 是一种用于二分类学习的监督分类算法，通过寻找两类目标间隔最大的分割超平面完成目标的二分类。该分类方法在一组类别已知的数据集中，通过特征向量与标签值训练分类器，获得目标分类的参数与边界，从而更好地对测试数据进行分类。

给定二分类的数据集及其标签值的集合  $D(\chi_l, Y_l)$ ，其中  $\chi_l$  表示待分类的数据， $Y_l$  表示待分类数据的标签， $l = 1, 2, 3, \dots, W$ ， $\chi_l \in \mathbf{R}$ ， $Y_l \in \{-1, 1\}$ 。

线性二分类是对特征向量  $\chi$  的线性组合。存在一组线性变化参数  $(\mathbf{w}, b)$ （其中  $\mathbf{w}$  为线性映射向量， $b$  为平移参数），使得其线性变化值与标签值符号一致，若  $\chi$  的线性组合值大于 0，其值取 1，若小于 0，其值取 -1，用数学形式可表示为

$$t(\chi) = \text{sgn}(\mathbf{w}^T \chi + b) \quad (13)$$

式中  $t$  为向量  $\chi$  的线性组合值的符号值。

当目标向量线性可分时，需要训练获得一组参数  $(\mathbf{w}, b)$ ，使得数据线性变化之后的值与标签值乘积  $k(\chi) > 0$ ，即：

$$k(\chi) = Y_l \text{sgn}(\mathbf{w}^T \chi + b) > 0 \quad (14)$$

当目标向量线性不可分时，无法找到超平面将数据集分开，需要利用核函数对目标向量进行高维空间变化，使得目标向量在高维空间线性可分。

## 3 试验与分析

### 3.1 试验区域

选取某铁路作为试验区域，该铁路位于华北平原，于 2020 年 12 月 27 日全线运营，全长 106 km，设 6 座车站，运营速度按 250 km/h 与 350 km/h 分段设计。试验区域内有接触网立柱约 950 根，常用接触网立柱尺寸如表 1 所示。根据《铁路电力牵引供电设计规范》（TB10009—2016）要求，接触网线距轨面的最高高度不应大于 6 500 mm<sup>[19]</sup>，接触网立柱的整体高度通常在 7.5 m 以上，在分辨率为 3.5 m×3.5 m 的 SAR 影像中，表现为一个或几个像元；在分辨率为 0.5 m×0.5 m 的光学影像中，其包围框大于 3 像元×3 像元。

表 1 常用接触网立柱尺寸

Tab.1 Common dimensions of overhead contact line pillars

支柱型号	柱顶尺寸/mm	柱底尺寸/mm
G150/13; G200/13; G250/13	500×400	1 000×600
G200/15; G250/15; G300/15; G350/15; G400/15; G450/15; G500/15; G600/15	400×400	1 200×800
G250-250/15; G300-250/15; G350-250/15; G400-250/15; G450-250/15	400×400	1 200×1 200
GZ200/15; GZ250/15; GZ300/15; GZ350/15; GZ400/15; GZ450/15	400×300	800×600

### 3.2 试验数据

选取 2022 年 4 月“北京三号”A 卫星光学影像、TerraSAR-X 影像强度图像以及两者的融合影像作为试验数据, 对铁路接触网立柱进行提取。

“北京三号”A 卫星和 TerraSAR-X 光学影像的参数如表 2 所示, 影像如图 3 所示。

表 2 “北京三号”A 卫星和 TerraSAR-X 卫星参数

Tab.2 Beijing 3A satellite and TerraSAR-X satellite parameters

参数名称	“北京三号”A 卫星	TerraSAR-X 卫星
卫星轨道	太阳同步轨道	太阳同步轨道
轨道高度/km	499.703 7	514.8
空间分辨率/m	0.5 (全色); 2.0 (多光谱)	3
幅宽	优于 23 km	30 km×80 km
谱段	全色: 450~700 nm; 蓝: 450~520 nm; 绿: 520~590 nm; 红: 630~690 nm; 近红外: 770~890 nm	
飞行方向		升轨
极化方式		HH
重访周期	4 d	11 d
影像采集日期	2022 年 4 月	2022 年 4 月

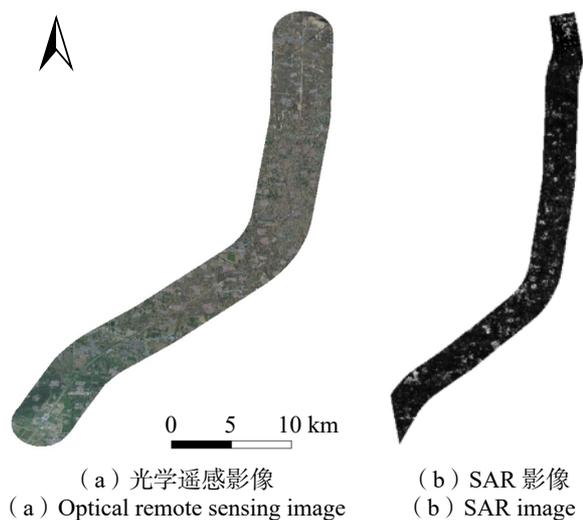


图 3 试验区域的光学遥感影像和 SAR 影像  
Fig.3 Optical remote sensing image and SAR image of the experimental area

### 3.3 目标提取试验

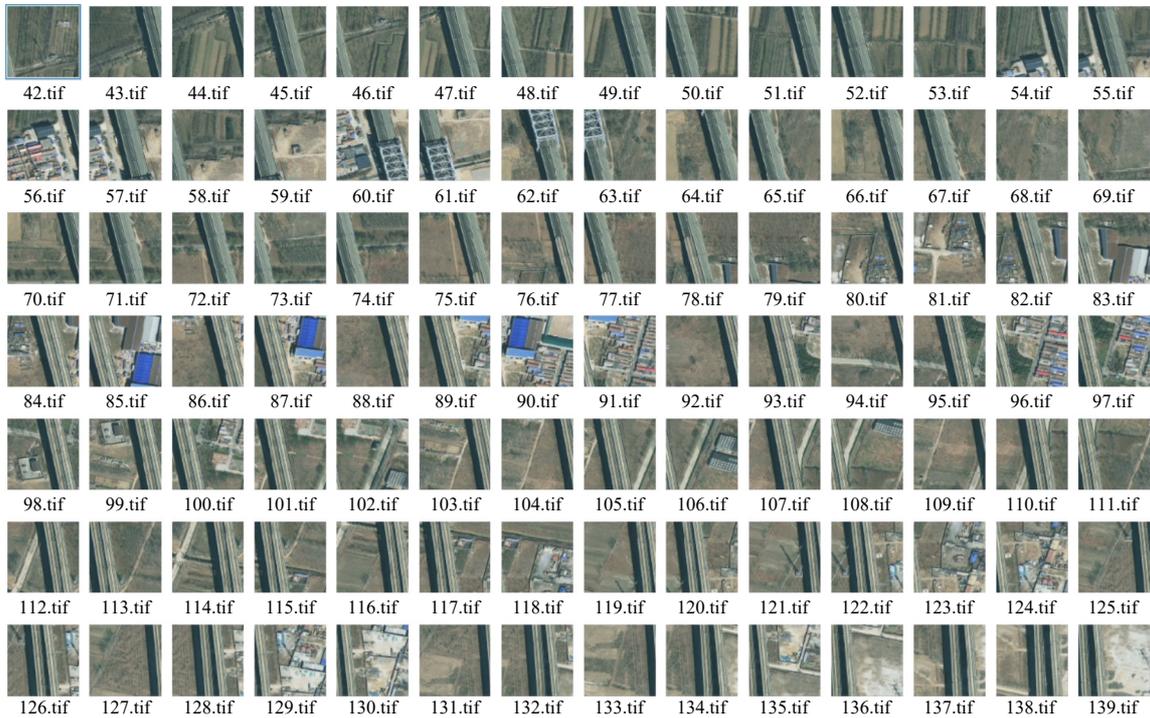
在试验区域内开展基于光学影像、SAR 影像以及融合影像的接触网立柱提取试验, 获得接触网立柱的类别与位置信息, 该区域内有接触网立柱约 950 根, 考虑工程实际需求, 通过现场验证的方式, 对提取结果进行分析, 为铁路设施 InSAR 形变量化评估提供参考。

#### (1) 光学遥感影像接触网立柱提取

1) 数据准备。首先进行缓冲区分析, 建立铁路线路 2 000 m 缓冲区, 利用缓冲区对光学遥感影像进行裁剪; 然后进行数据集制备, 将“北京三号”A 卫星 R, G, B 三个波段的遥感影像裁剪为 256×256 大小, 横向重叠度与纵向重叠度为 25%, 对影像中的接触网立柱进行标注, 并按照 7 : 2 : 1 划分训练集、验证集与测试集。数据集影像与标签如图 4 所示。

2) 模型训练与测试。首先用特征提取网络处理原始图像, 得到特征图像, 同时将特征提取网络输出的特征输入到 RPN 网络中, 得到相应的锚框。得到锚框和特征图后, 采用 ROI Align 算法, 将每个锚框对应的特征图归一为相同尺寸。在得到每个锚框的特征图之后, 将该特征图输入到全连接层中, 再分别经过回归层和分类层得到 Box Regression, 也就是锚框位置矫正和分类, 从而获得该锚框中目标划归为每一类的概率。铁路线路接触网立柱样本较少, 训练过程中模型权重不易收敛, 所以采用了迁移学习的策略, 将其他线路的接触网立柱样本<sup>[20]</sup>训练权重作为初始权重, 利用试验区域

内的接触网立柱样本进行训练微调，直至模型权重收敛；对数据集中的所有接触网立柱进行提取测试，得到试验区域的接触网立柱提取结果。



(a) 数据集影像  
(a) Dataset images



(b) 数据集影像标签  
(b) Dataset image labels

图4 数据集影像与标签  
Fig.4 Dataset images and labels

3) 提取结果后处理。将所有接触网立柱提取结果赋予投影并进行拼接, 得到试验区域内接触网立柱的提取结果。对于影像重叠区域内的提取结果, 若两个识别框交叠度大于 60%, 则认定为一个接触网立柱。

### (2) SAR 影像接触网立柱提取

1) 数据准备。首先进行数据预处理, 对 SAR 影像进行辐射校正与几何校正, 得到 SAR 影像的强度图像; 然后进行重投影与缓冲区分析, 将 SAR 影像投影到与光学影像相同的坐标系, 并利用 2 000 m 的缓冲区对 SAR 影像进行裁剪。

2) 特征提取。SAR 影像空间分辨率较低, 接触网立柱在影像中只占据一个或几个像元, 现有算法难以对其轮廓及范围进行检测, 利用接触网立柱与周围地物的梯度差异, 通过 Harris 算子对整个影像进行角点检测, 同时利用线路的位置及范围对线路中的角点进行筛选检测, 从而获得铁路线路在 SAR 影像中的角点特征。

3) 接触网立柱提取。构建影像中接触网立柱的角点数据集, 按 7 : 3 的比例将数据集划分为训练集、测试集, 其中训练集数据用于对支持向量机进行分类训练, 测试集用于对支持向量机的分类性能进行测试。测试直至支持向量机收敛, 此时得到 SAR 影像中接触网立柱角点的分类边界, 即获取式 (13) 中的线性变化参数 ( $w, b$ ), 利用该组参数对试验区域内的接触网立柱进行提取。

### (3) 光学影像与 SAR 影像融合影像接触网立柱提取

1) 数据准备。光学遥感影像与 SAR 影像融合需将光学遥感影像与 SAR 影像进行裁剪与重投影, 使得融合影像具有相同的投影系统与地理范围。以光学遥感影像为基准, 将两幅影像进行几何精校正, 在校正过程中, 对铁路区域进行配准点加密, 使得铁路设施在两幅影像中具有良好的空间对应关系。

2) 光学影像与 SAR 影像融合。对光学遥感影像与 SAR 影像利用 DWT 算法进行三级分解, 得到光学影像与 SAR 影像的低频部分与高频部分; 然后根据局部能量最大原则, 利用式 (6), 对光学影像与 SAR 影像的低频部分进行融合, 从而得到融合影像的低频部分; 再根据局部方差最大原则, 利用式 (9) 将光学影像与 SAR 影像的高频部分融合, 从而得到融合图像的高频部分; 最后对融合图像的低频部分与高频部分进行 DWT 重构, 获得试验区域内光 SAR 融合影像。

3) 特征提取。融合影像空间分辨率高, 同时具有对铁路设施的特异性散射特征, 接触网立柱特征明显。与 SAR 影像接触网立柱提取的方法相同, 首先利用 Harris 算子对融合影像中的角点进行检测, 然后, 利用线路的位置及范围对影像中的角点进行筛选, 从而获得铁路线路在光 SAR 融合影像中的角点特征。

4) 接触网立柱提取。融合影像的接触网立柱提取与 SAR 影像相同, 首先构建接触网立柱的角点数据集, 并对数据集按 7 : 3 进行划分, 得到训练集与测试集, 然后分别利用训练集和测试集对支持向量机进行训练和分类性能测试, 直至支持向量机收敛, 得到光 SAR 融合影像中接触网立柱角点的分类边界, 最后利用分类边界对接触网立柱的角点尽心提取。

## 3.4 试验结果分析

选取 3 个典型验证区域, 主要包括路基区域、桥梁区域以及多桥梁跨穿区域, 对提取结果进行现场验证, 光学影像、SAR 影像以及光 SAR 融合影像在验证区域内的提取结果如表 3 所示。

表 3 不同影像在验证区域内提取结果  
Tab.3 Extracting results from different images within the validation area

影像类别	实际接触网数量/根	正确提取接触网数量/根	接触网立柱提取准确率/%
光学遥感影像	120	107	89.17
SAR 影像	120	100	83.33
光 SAR 融合影像	120	111	<b>92.50</b>

现场验证区域为包含路基、桥梁以及多桥梁跨穿等典型背景环境的铁路区域，在验证区域内有接触网立柱 120 根。其中光学影像中有 107 根接触网立柱被正确提取，准确率可达到 89.17%，在区域背景不复杂的桥梁以及路基部分的接触网立柱检测结果较好；SAR 影像中有 100 根接触网立柱被正确提取，准确率可达到 83.33%，在南北向或近南北向铁路的接触网立柱检测结果较好，主要与线路方向、卫星观测角度以及角点检测算法的梯度计算方向有关；光 SAR 融合影像中有 111 根接触网立柱被正确提取，准确率达到 92.50%，融合后的影像综合了光学影像的高分辨率特征及 SAR 影像对铁路设施的散射特征，在该区域内检测结果精度较高，同时根据线路以及接触网在影像中的位置可以看出，光 SAR 融合影像较 SAR 影像的接触网立柱位置更准确。不同影像针对不同背景环境的提取结果如图 5 所示。

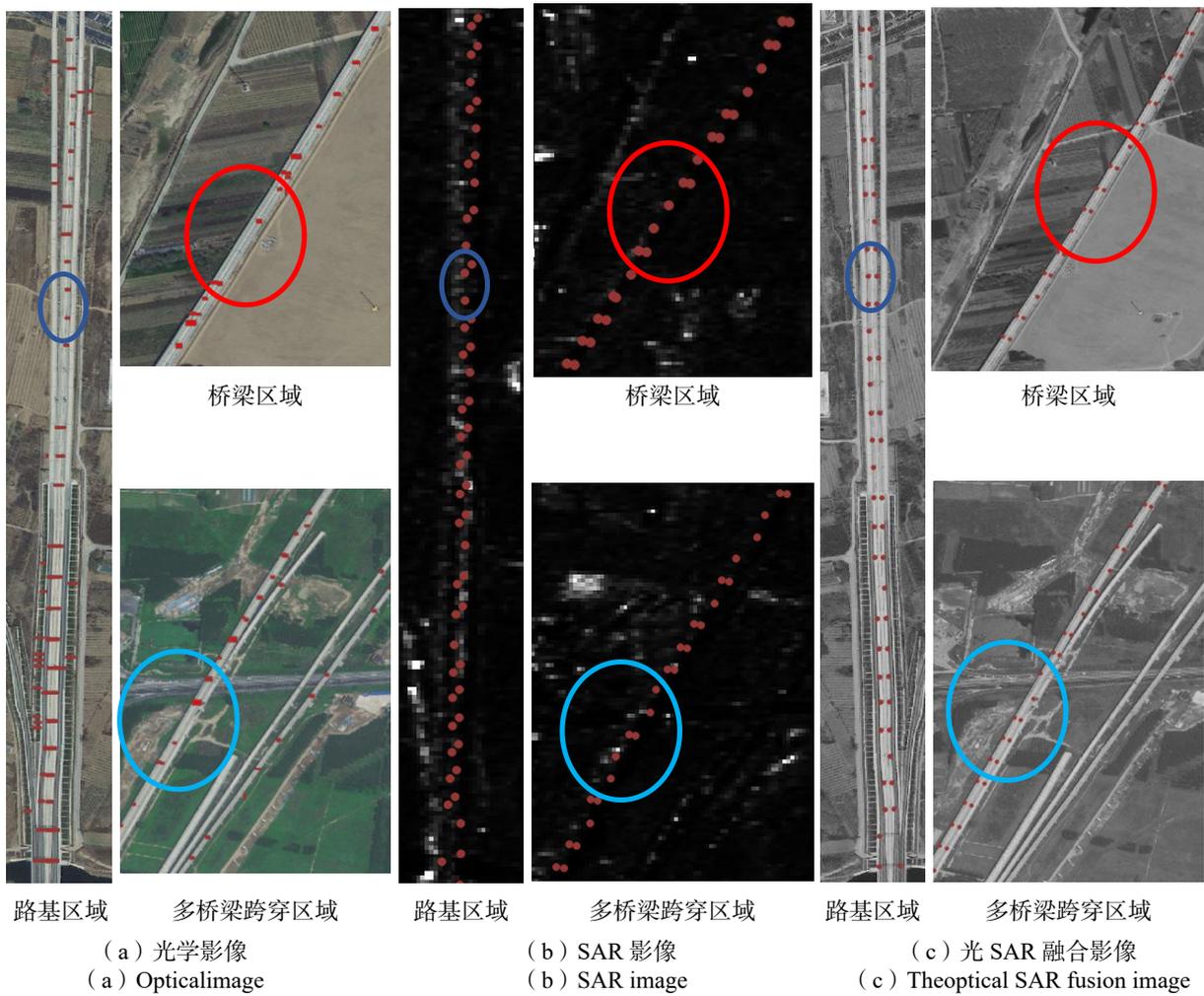


图 5 某铁路光学影像、SAR 影像、光 SAR 融合影像的接触网立柱提取结果

Fig.5 The extraction results of a railway optical image, SAR image and the optical SAR fusion image catenary column

#### 4 结论

本文针对 InSAR 在铁路设施沉降量化评估工作中对铁路设施类别与位置信息的需求，利用深度学习的方法对光学遥感影像解译，利用角点检测结合支持向量机分类的方法对 SAR 影像及光 SAR 融合影像进行解译，得到铁路设施的类别及位置信息；再选取某铁路试验区域，以铁路设施中的接触网立柱为目标进行提取与现场验证。3 个典型区域中 120 根接触网立柱的现场验证结果表明：

1) 光学遥感影像的接触网立柱提取准确率为 89.17%, SAR 影像的接触网立柱提取准确率为 83.33%, 光 SAR 融合影像的接触网立柱提取准确率为 92.50%。

2) 光 SAR 融合影像综合光学遥感影像的高分辨率特征及 SAR 影像对铁路设施的特异性散射特征, 可以提高铁路设施提取的准确率, 同时可对 SAR 影像提取的铁路设施位置结果进行校正。

3) 在实际工程应用中, 可以对光学遥感影像提取结果与光 SAR 融合影像的提取结果进行决策级融合, 提高铁路设施的提取准确率, 同时为铁路设施 InSAR 定量化评估提供类别与位置等参考信息, 提高设施监测的准确度。

4) 光学遥感和 SAR 遥感由于成像性能的差异, 本身采用像元级配准融合并不适应于所有铁路设施提取, 后续应根据铁路设施自身特性与成像特征, 选取适当的方法进行提取。

对于铁路设施沉降定量化评估, 漏检与错检会导致设施定量化评估不准确, 影响列车行车安全, 应进一步分析不同铁路设施在融合影像中的特征, 设计针对不同设施的提取算法、参数以及提取结果应用策略, 提高铁路设施提取的准确率与鲁棒性。

**致谢** 感谢国家遥感数据与应用服务平台对本工作提供的支持!

#### 参考文献 (References)

- [1] 路瀚, 孙海龙, 周明霞, 等. 遥感解译在川藏铁路昌都至林芝段的应用研究[J]. 地质装备, 2022, 23(3): 26-32.  
LU Han, SUN Hailong, ZHOU Mingxia, et al. Research on the Application of Remote Sensing Interpretation in Changdu-Nyingchi Section of Sichuan-Tibet Railway[J]. Equipment for Geotechnical Engineering, 2022, 23(3): 26-32. (in Chinese)
- [2] 孙健. 利用遥感技术监测高速铁路临时用地复垦动态[J]. 铁路节能环保与安全卫生, 2017, 7(6): 290-293.  
SUN Jian. Using Remote Sensing Technology to Monitor the Land Reclamation Dynamics of the High-speed Railway Temporarily Construction Land[J]. Protection & Occupational Safety and Health, 2017, 7(6): 290-293. (in Chinese)
- [3] 袁慕策. 基于遥感技术的铁路外部环境安全隐患监测[J]. 铁道建筑, 2023, 63(4): 114-118.  
YUAN Muce. Monitoring of Railway External Environmental Safety Hazards Based on Remote Sensing Technology[J]. Railway Engineering, 2023, 63(4): 114-118. (in Chinese)
- [4] 童鹏, 伍尚前, 谢猛, 等. 新建高速铁路滑坡隐患遥感解译及风险评估[J]. 铁道勘察, 2023, 49(6): 56-63.  
TONG Peng, WU Shangqian, XIE Meng, et al. Remote Sensing Interpretation and Risk Assessment of Landslide Hazards in Newly Built High-speed Railway[J]. Railway Investigation and Surveying, 2023, 49(6): 56-63. (in Chinese)
- [5] 刘国祥, 于冰, 张瑞, 等. CR-PS 网络化雷达干涉及其应用于京沪高速铁路沉降监测[C]//中国遥感大会, 2012年10月19—21日, 武汉. [出版地不详]: [出版者不详], 2012.  
LIU Guoxiang, YU Bing, ZHANG Rui, et al. CR-PS Networked Radar Interferometry and Its Application to Settlement Monitoring of Beijing-Shanghai High-speed Railway[C]//China Remote Sensing Conference, Oct 19-21, 2012, Wuhan. [S.l.: s.n.], 2012.
- [6] 李威. 基于PS-InSAR的桥梁形变监测技术研究-温度及随机车载分析[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2019.  
LI Wei. Research on Bridge Deformation Monitoring Technology Based on PS-InSAR-the Analysis of Temperature and Random Vehicle Load[D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2019. (in Chinese)
- [7] D'AMICO F, GAGLIARDI V, CIAMPOLI L B, et al. Integration of InSAR and GPR Techniques for Monitoring Transition Areas in Railway Bridges[J]. *NDT & E International:Independent Nondestructive Testing and Evaluation*, 2020, 115: 102291-1-102291-8.
- [8] SELVAKUMARAN S, SADEGHI Z, COLLINGS M, et al. Comparison of in Situ and Interferometric Synthetic Aperture Radar Monitoring to Assess Bridge Thermal Expansion[J]. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Smart Infrastructure and Construction*, 2022, 175(2): 73-91.
- [9] 张皋. 面向对象的光学遥感影像特征提取与分类研究[D]. 郑州: 河南大学, 2021.  
ZHANG Gao. Research on Object-oriented Optical Remote Sensing Image Feature Extraction and Classification[D]. Zhengzhou: Henan University, 2021. (in Chinese)

- [10] 李想, 张永彬, 刘玮佳, 等. 融合主被动遥感与随机森林算法的冬小麦信息提取[J]. 赤峰学院学报(自然科学版), 2023, 39(10): 44-50.  
LI Xiang, ZHANG Yongbin, LIU Weijia, et al. Extracting Winter Wheat Information by Integrating Active and Passive Remote Sensing with Random Forest Algorithm[J]. Journal of Chifeng University (Natural Science Edition), 2023, 39(10): 44-50. (in Chinese)
- [11] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-time Object Detection[C]//29th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2016.
- [12] LIU W, DRAGOMIR A, DUMITRU E, et al. SSD: Single Shot Multibox Detector[C]//European Conference on Computer Vision. Amsterdam: Springer, 2016: 21-37.
- [13] GIRSHICK R. Fast R-CNN[C]//Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). [S.l.: s.n.], 2015: 1440-1448.
- [14] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. arXiv e-prints, 2015: arXiv: 1506.01497.
- [15] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R-CNN[J]. arXiv e-prints, 2017: arXiv: 1703.06870.
- [16] 郭欣. 光学与SAR图像像元级融合的水体变化检测[D]. 徐州: 中国矿业大学(江苏), 2019.  
GUO Xin. Water Change Detection Based on Pixel-level Fusion of Optical and SAR Images[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology(Jiangsu), 2019. (in Chinese)
- [17] CORTES C, VAPNIK V. Support-Vector Networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297. DOI: [10.1023/A:1022627411411](https://doi.org/10.1023/A:1022627411411).
- [18] HARRIS C G, STEPHENS M J. A Combined Corner and Edge Detector[C]//Alvey: Alvey Vision Conference, 1988, 1550. [S.l.: s.n.]: 1988. DOI: [10.5244/C.2.23](https://doi.org/10.5244/C.2.23).
- [19] 中铁电气化勘测设计研究院有限公司. 铁路电力牵引供电设计规范: TB 10009—2016[S]. 北京: 中国铁道出版社, 2016.  
China Railway Electrification Survey Design & Research Institute CO., Ltd.. Code for Design of Railway Traction Power Supply: TB 10009—2016[S]. Beijing: China Railway Publishing House, 2016. (in Chinese)
- [20] 国家遥感数据与应用服务平台[DB/OL]. [2023-12-2]. <https://www.cpeos.org.cn>.  
China Platform of Earth Observation System[DB/OL]. [2023-12-2]. <https://www.cpeos.org.cn>. (in Chinese)
- [21] 邢云飞, 刘萍, 谢育斌, 等. 基于高分辨率遥感影像的面向对象建筑物分级提取方法[J]. 航天返回与遥感, 2023, 44(4): 88-102.  
XING Yunfei, LIU Ping, XIE Yuting, et al. Object-Oriented Building Grading Extraction Method Based on High Resolution Remote Sensing Images[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2023, 44(4): 88-102. (in Chinese)
- [22] 虎振兴, 徐泓, 汪超亮, 等. 基于时间序列遥感影像的滑坡检测方法[J]. 航天返回与遥感, 2018, 39(2): 104-114.  
HU Zhenxing, XU Hong, WANG Chaoliang, et al. A Landslides Detection Method Based on Time Series Remote Sensing Images[J]. Spacecraft Recovery & Remote Sensing, 2018, 39(2): 104-114. (in Chinese)
- [23] 胡在良, 邹友一, 简国辉, 等. InSAR技术在城市环境轨道交通设施沉降监测中的应用[J]. 铁道建筑, 2023, 63(7): 144-148.  
HU Zailiang, ZOU Yuoyi, JIAN Guohui, et al. Application of InSAR Technology in Settlement Monitoring of Urban Environmental Rail Transit Facilities[J]. Railway Engineering, 2023, 63(7): 144-148. (in Chinese)
- [24] 刘国祥, 丁晓利, 陈永奇, 等. 极具潜力的空间对地观测新技术——合成孔径雷达干涉[J]. 地球科学进展, 2000(6): 734-740.  
LIU Guoxiang, DING Xiaoli, CHEN Yongqi, et al. New and Potential Technology For Observation of Earth from Space: Synthetic Aperture Radar Interferometry[J]. Advance In Earth Sciences, 2000(6): 734-740. (in Chinese)
- [25] 姚京川, 郭继亮, 简国辉, 等. 基于TSInSAR技术的铁路线路沉降监测[J]. 中国铁路, 2022(7): 53-58.  
YAO Jingchuan, GUO Jiliang, JIAN Guohui, et al. Settlement Monitoring of Operating Railway Lines Based on TSInSAR Technology[J]. China Railway, 2022(7): 53-58. (in Chinese)

#### 作者简介

袁慕策, 男, 1994年生, 2021年获中国矿业大学摄影测量与遥感硕士学位, 工程师。主要研究方向为铁路综合遥感观测与数字图像处理。Email: [cumtymc@163.com](mailto:cumtymc@163.com)。

(编辑: 夏淑密)