文章编号:1671-4598(2026)09-0165-07 DOI:10.16526/j.cnki.11-4762/tp.2026.09.020 中图分类号:TP69.27 文献标识码:A

基于数字孪生与视觉驱动的重载铁路沿线障碍物识别

岳彩青，于国宾
（国能朔黄铁路发展有限责任公司，北京 100000）

摘要：铁路沿线轨道上障碍物若没有及时发现和清理，极有可能导致列车脱轨、碰撞，造成重大人员伤亡与经济损失；在此背景下，提出基于数字孪生与视觉驱动的多模态融合识别方法；激光雷达扫描与无人机倾斜摄影技术获取的数据，通过三维建模技术构建高精度铁路沿线实体对应的无障碍背景数字孪生模型，结合视觉传感器实时采集图像，根据SSIM的计算进行虚实场景匹配，实现障碍物的精准识别；有结果表明：该方法对静态和动态障碍物均具有较好的识别效果，可以适应复杂铁路环境，识别结果可为智能铁路安全监测提供价值的参考意见。

关键词：数字孪生；视觉驱动；重载铁路沿线；相似性计算；障碍物识别

Recognition of Obstacles Along Heavy-Duty Railway Lines Based on Digital Twins and Vision-Driven

YUE Caiqing，YU Guobin
（Guoneng Shuohuang Railway Development Co.，Ltd.，Beijing 100000，China）

Abstract：If the obstacles on the railway tracks are not detected and cleared in a timely manner，it is highly likely to cause train derailment or collision，resulting in significant casualties and economic losses. Based on this，a multimodal fusion recognition method based on digital twins and vision-driven is proposed. The data obtained by laser radar scanning and drone oblique photography technology and 3D modeling technology are used to construct the high-precision barrier-free digital twin models corresponding to the entities along railway lines. The images are collected in real time through visual sensors，and the virtual and real scenes based on structural similarity (SSIM) calculation are matched，achieving the accurate recognition of obstacles. The results indicate that the method has a good static and dynamic obstacle recognition performance and is suitable for complex railway environments，and the recognition results can provide a valuable reference for intelligent railway safety monitoring.

Keywords：digital twins；vision-driven；heavy-duty railway extension lines；similarity calculation；recognition method for obstacles

0 引言

铁路是现代交通的重要组成部分，在大宗商品运输方面起到了不可替代的作用。随着科技的发展，铁路运输量在持续增长，运行速度在逐步提升，因此对铁路的运行安全提出了更高的要求[1]。现代铁路四通八达，沿线地形复杂多样，山体滑坡、落石、散落货物及设备设施脱落等障碍物常出现在轨道上，一旦没有及时发现和清理，当列车通过时，极大提高了与列车发生碰撞的风险，造成列车脱轨、颠覆等事故[2]。面对这种情况，重载铁路沿线障碍物识别成为保证铁路安全的研究重点。

针对上述重点，专家、学者依据先进技术和智能算法提出了很多解决方法，盛峰等采用帧间差分阈值法联合灰度分布统计模型实现动态场景分类，根据场景识别结果动态调整Canny算子参数，优化轨道区域的梯度

收稿日期:2025-09-02； 修回日期:2025-11-04。
作者简介:岳彩青(1977-),女,大学本科,高级工程师。
引用格式:岳彩青,于国宾.基于数字孪生与视觉驱动的重载铁路沿线障碍物识别[J].计算机测量与控制,2026,34(9):165-171.

响应特性，最后基于类滑动窗格和卡尔曼滤波器实现无人驾驶列车障碍物检测[3]。但由于铁路沿线常有移动设备干扰，该方法基于静态背景假设的差分法易产生伪目标，增加误检率。孙峥等通过将视觉传感器和激光雷达采集到的原始数据进行直接融合，生成一个包含更丰富信息的数据集，然后对基于特征提取的深度学习进行模型训练，获取障碍物目标的类别和方位并结合激光测距获得障碍物距离信息[4]。但该方法在列车高速运行场景下，相机图像容易运动模糊，点云容易发生畸变，这会干扰模型对真实目标，特别是“小目标”的特征学习，可能导致对小体积障碍物的漏检，构成安全隐患。邱刚等从红外和可见光图像中分别提取具有代表性的特征，将提取的特征进行匹配，找到它们之间的对应关系，将红外图像和可见光图像的对应区域进行融合，实现图像配准，将配准图像作为输入，送入 YOLOv5 网络，对融合特征图进行目标检测和识别，输出目标的边界框和类别信息[5]。但该方法采用的 YOLOv5 对小目标检测性能有限，小目标在图像中所占的像素较少，特征信息相对较弱，容易被噪声或其他干扰因素掩盖，导致识别性能下降。陈成坤等利用双目视觉两个摄像头从不同位置对果园场景进行拍摄，获取两幅具有视差的图像并通过特征匹配算法实现配准，获取深度图像，最后通过 YOLOv4 检测出障碍物的位置和类别[6]。该方法采用双目视觉能够提供准确的障碍物深度信息，但对于一些外观相似或纹理不明显的障碍物，难以准确识别其类别。胡兆冰等人[7]针对高速铁路地震预警系统大规模工程化应用带来的运维复杂难题，构建了包含物理系统、虚拟系统、孪生数据库、对外服务及模块关联的数字孪生模型。搭建了涵盖数据采集、3D 可视化建模、故障诊断与预测等模块的技术架构，实现了远程操控、智能维护、可视化展示与供应链优化，提升系统可用性与维护水平，为系统数字化、智能化提供参考。但该方法无法准确识别所有故障类型和预测故障发生时间。Armijo A 等人[8]提出基于低成本无线加速度计与机器学习（ML）的铁路桥梁 SHM 数字孪生方案。通过融合本地边缘计算与云端分析，实时监测并存储完整时间历程数据集。并采用加速度计对列车通过的原始振动数据进行后，实时传回，经频域处理与机器学习分析，检测出预示潜在结构问题的异常信号，识别出铁路结构完整性潜在变化的异常频谱峰值。但该方法在精度、灵敏度和稳定性方面不如高端设备，不适用于视觉层面的障碍物识别。

复杂环境下，传统检测方法存在环境适应性弱、错误识别率高等问题，难以满足重载铁路复杂运营环境下的高可靠性需求，为此提出基于数字孪生与视觉驱动的多模态融合检测方法，通过构建高精度的铁路沿线无障碍背景数字孪生模型，为实时视觉感知提供可靠的先验背景，从而针对性解决传统方法因环境动态变化和特征学习不足导致的“伪目标误检”问题；通过虚实场景的精细匹配，增强对“小目标”的辨识能力；并借助多模态数据融合，提升在复杂场景下对障碍物类别和状态的判断准确性。该方法以期实现物理世界与虚拟空间的深度协同，从本质上提升重载铁路障碍物检测的鲁棒性与准确性，为保障铁路运营安全提供一种新的技术路径。

1 基于数字孪生的重载铁路沿线无障碍背景虚拟模型构建

数字孪生是指在虚拟空间中建立实体模型的映射，从而映射对应实体装备的全生命周期状态或过程[9]。简单来说，数字孪生技术就是参考现实世界的组成，在虚拟数字世界建立一个“双胞胎”虚拟模型[10]。通过多传感器技术手段，精确获取重载铁路沿线环境信息，然后通过三维建模算法建立重载铁路沿线环境虚拟模型[11-13]。具体过程如下：首先通过激光扫描、无人机倾斜摄影、卫星遥感等多传感器技术手段获取重载铁路沿线的环境信息。接下来，基于点云数据进行三维建模。点云数据坐标表示为：

$$\begin{cases} x = \gamma\cos\kappa\sin\chi \\ y = \gamma\sin\kappa\sin\chi \\ z = \gamma\cos\chi \end{cases} \tag{1}$$

$$\gamma = \frac{1}{2}\varphi\Delta t \tag{2}$$

式中，γ 代表铁路沿线到激光扫描仪的距离；κ、χ 分别代表水平、垂直方向的角度；A 代表铁路沿线与激光扫描仪之间的距离；Δt 代表激光脉冲信号往返时间；φ 代表激光传播速度[14]。

从点云数据中筛选关键点云，设点云 B 中有 n 个点 $b_i=(x_i,y_i,z_i)$，围绕 b_i 建立坐标系，设定一个搜索半径 $r=0.5$ m，该取值基于标准轨道宽度（1.435 m）与点云平均密度（约 1 000 点/m^2），确保覆盖轨枕、钢轨等关键结构，同时避免过度平滑。搜索 b_i 为中心、r 为半径的区域内所有点，计算连接权重 v_{ij}，即：

$$v_{ij} = \frac{1}{\| b_i - b_j \|}, | b_i - b_j | < r \tag{3}$$

式中，b_j 代表半径 r 区域内的任意点。

根据 v_{ij} 构建协方差矩阵 $cov(b_i)$。

$$cov | b_i | = \frac{\sum\limits_{|b_i-b_j|<r} v_{ij}(b_i-b_j)(b_i-b_j)^T}{\sum\limits_{|b_i-b_j|<r} v_{ij}} \tag{4}$$

计算 $cov(b_i)$ 的特征值并排序，取排名前三的特征值 c_i^1, c_i^2, c_i^3，设置阈值 $\lambda_1=0.1$（无量纲），该值通过

网格搜索在 0.05～0.2 范围内优化确定，用于区分平面与边缘特征，将符合 $\frac{c_i^2}{c_i^1} \leqslant \lambda_1, \frac{c_i^3}{c_i^2} \leqslant \lambda_1$ 条件的点 b_i 视为关键点[15]。接下来，将筛选出来的点云数据转换为指示函数的泊松方程，进而求解得到物体的表面模型，具体过程如下。

步骤 1：输入点云数据 b_i 并获取每个点的法向量 β_i。

步骤 2：将点云数据中的每个点视为向量源，构建向量场 $D(s)$，即：

$$D(s) = \sum_{b_i \in B} \varpi_i \beta_i \psi(\| s - b_i \|) \tag{5}$$

式中，B' 代表筛选出来的关键点集合；ϖ_i 代表点云 b_i 的权重系数，用于平衡密集与稀疏区域贡献；$\psi(\| s - b_i \|)$ 代表核函数，用于衡量点 b_i 对空间点 s 处向量场的贡献程度，核函数参数 ψ 设置为 0.1，基于点云精度与计算效率权衡确定。

步骤 3：基于 $D(s)$ 建立泊松方程，即：

$$E(s) = \begin{cases} 1, s \text{在物体表面内部} \\ 0, \text{否则} \end{cases} \tag{6}$$

$$\Delta E = \nabla \cdot D(s) \tag{7}$$

式中，ΔE 代表指示函数 $E(s)$ 的拉普拉斯算子；∇ 代表散度算子。

步骤 4：使用八叉树等结构对三维空间进行离散化。

步骤 5：将泊松方程离散化为线性方程组，利用共轭梯度法对线性方程组求解，得到指示函数在离散点上的值。

步骤 6：使用 Marching Cubes 等值面提取算法从指示函数中提取出物体的绘制等值面。

步骤 7：基于等值面生成三角网格曲面[16]。

步骤 8：从无人机倾斜摄影图像中提取出场景的纹理图像，使用高斯核对原始图像进行卷积操作，得到平滑后的图像 $\hat{I}(i,j)$。

$$\hat{I}(i,j) = (I \cdot \varphi)(i,j) \tag{8}$$

式中，$I(i,j)$ 代表原始重载铁路沿线场景图像；$\varphi(i,j)$ 代表高斯核函数，高斯核标准差设置为 $\sigma = 1.0$ 像素，该值基于图像分辨率（0.1 m/像素）与纹理细节保留需求确定。计算 $I(i,j)$ 与 $\hat{I}(i,j)$ 的差值图像 $\tilde{I}(i,j)$。对 $\tilde{I}(i,j)$ 进行阈值处理，从而得到纹理图像，即：

$$\tilde{I}(i,j) = \begin{cases} \Delta I(i,j); |\Delta I(i,j)| \geqslant T \\ 0; \text{否则} \end{cases} \tag{9}$$

式中，T 代表阈值，设置为 0.1，用于分离纹理与平滑区域；$\tilde{I}(i,j)$ 代表纹理图像。

将三角网格模型导入虚拟建模软件，对三角网格曲面进行纹理图像贴图。基于三维几何模型，结合数字孪生建立重载铁路沿线无障碍背景虚拟模型，步骤如下：

步骤 1：通过激光雷达、无人机倾斜摄影、视觉传感器、毫米波雷达等构成的多源传感网络，持续采集铁路沿线的几何、图像及环境数据。

步骤 2：将三维几何模型与物理属性、业务规则相结合。集成了轨道区域界定规则、障碍物识别算法以及多模态数据融合逻辑，使虚拟模型具备“可计算”的能力。

步骤 3：建立物理世界与虚拟模型之间的实时数据通道。通过实时视觉图像与虚拟背景模型进行 SSIM 匹配，实现了物理状态（有无障碍物）到虚拟模型（触发报警）的映射，完成了重载铁路沿线无障碍背景环境孪生建模[17]。

为实现数字孪生模型与真实环境的一致性，本文制定了模型的动态更新方案：每季度利用无人机倾斜摄影与车载激光扫描进行一次全线复测与模型重建，确保模型与长期环境变化，如植被生长、基础设施改造同步；当系统运行时，基于视觉与毫米波雷达的实时感知数据，对识别出的局部环境变化如临时施工围挡、新增标志物进行标记，并在孪生模型中以可变透明度图层进行动态叠加与预警，增量更新周期≤1 小时。

针对工程化应用的关键考量，以 10 公里重载铁路线段为基准，采用无人机＋激光扫描仪进行建模，总耗时约 20 小时，硬件及软件授权总成本约为 45 万元人民币。该指标表明，本文所提方法在耗时与成本上均具备在实际铁路运维中推广应用的可操作性。

2　视觉驱动识别重载铁路沿线障碍物

视觉驱动是指利用摄像头等视觉传感器获取图像信息，借助先进的图像处理和机器学习算法，实现对目标物体的快速、准确识别[18-19]。针对重载铁路沿线视觉图像，先提取视觉感兴趣区域，因为只有在重载铁路沿线轨道区域内的障碍物会对铁路安全运行造成影响，轨道区域外的障碍物（如护栏外的小型物体、植被、非侵入性异物等）即使存在，也不会对铁路安全运行造成实质性影响，无需纳入监测范围[20]。轨道区域界定依据《铁路线路设计规范》（TB 10098－2017），标准轨道宽度为 1.435 m，考虑安全余量及道床范围，设定轨道区域宽度为 3.0 m，覆盖钢轨、轨枕及道砟表面。因此，需要针对重载铁路沿线视觉图像进行感兴趣区域提取，具体过程如图 1 所示。

图 1 中，对输入的“原始图像”进行“预处理”，提升图像质量，抑制噪声。将预处理后的图像送入 3 个并行的特征提取通道，颜色特征提取旨在捕获图像中与障碍物相关的色彩和色度信息，区分与背景色调差异明

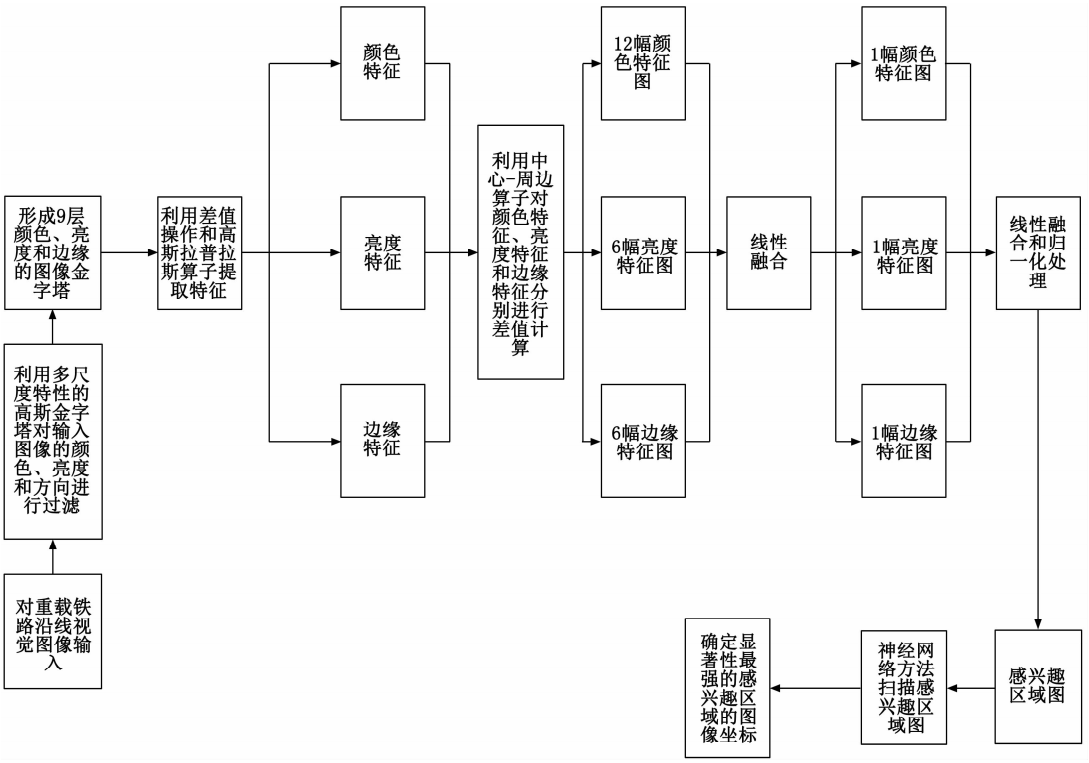


图 1 视觉感兴趣区域提取过程

显的物体；亮度特征提取旨在分析图像的明暗分布和光照强度，发现因阴影或自身材质而产生的亮度异常区域，这些区域可能是障碍物的位置；边缘特征提取旨在检测图像中物体的轮廓和结构边界，识别轨枕、钢轨的边缘以及侵入这些结构的障碍物轮廓。将上述提取的颜色、亮度和边缘特征图进行特征融合，通过加权等方式综合 3 种特征的互补信息，生成一张能够突出潜在障碍物位置的综合显著性图谱。最后，基于此图谱和预设的轨道区域物理规则，执行感兴趣区域生成，精确输出只包含轨道关键区域的结果图像，极大缩小了后续障碍物识别的搜索范围，提升了处理效率和准确性。

经过融合和归一化处理后，得到的感兴趣区域图表示为：

$$Q=\frac{[N_C(q_C)+N_I(q_I)+N_E(q_E)]}{3} \tag{10}$$

式中，$f(q_C)$、$f(q_I)$、$f(q_E)$ 分别代表颜色特征图 q_C，亮度特征图 q_I 和边缘特征图 q_E 的线性归一化[21]，权重系数 $N_C=0.3$、$N_I=0.3$、$N_E=0.4$，基于特征重要性分析及网格搜索优化确定，以最大化障碍物与背景的区分度。

将重载铁路沿线视觉感兴趣区域图像与重载铁路沿线无障碍背景环境数字孪生模型进行匹配和比对，从而识别重载铁路沿线是否存在障碍物。相似性计算公式如下：

$$\mathrm{SSIM}(P,Q)=\frac{(2\mu_P\mu_Q+\varepsilon_1)(2\eta_P\eta_Q+\varepsilon_2)}{(\mu_P{}^2+\mu_Q{}^2+\varepsilon_1)(\eta_P{}^2+\eta_Q{}^2+\varepsilon_2)} \tag{11}$$

式中，μ、μ 分别代表图像像素局部均值和标准差，ε_1、ε_2 代表稳定常数；SSIM（P，Q）代表孪生虚拟图像 P 和视觉图像 Q 之间的相似度。

若二者高度相似（$\geqslant 0.95$），则判定不存在障碍物，若二者相似性小于设定阈值 $\xi=0.95$，则认为感兴趣区域内存在障碍物[16]。

视觉驱动的障碍物识别具体处理过程如下：

步骤 1：对实时采集的视觉图像进行灰度化、高斯滤波去噪，并采用直方图均衡化增强对比度。

步骤 2：依据前述规则，从预处理后的图像中精确提取轨道区域的感兴趣区域。

步骤 3：在感兴趣区域内，并行提取颜色、亮度和边缘特征，并依据公式（10）进行加权融合，生成显著性图谱。

步骤 4：将融合后的感兴趣区域图像与数字孪生模型生成的同视角虚拟背景图像进行配准。

步骤：5：采用结构相似性指数计算虚实图像的相似度。若 SSIM 值低于设定阈值 0.95，则判定该 ROI 内存在障碍物，并触发报警。

3 性能测试结果与分析

为验证数字孪生模型与实时视觉数据融合的障碍物

检测准确性和鲁棒性，在长约 5 公里的重载铁路实验段，进行实验测试，如图 2 所示。



图 2　重载铁路线路示意图

实验测试环境搭建如表 1 所示。

表 1　实验环境

环境	名称	参数
硬件	高清摄像头	海康威视 DS－2CD3346WD－I（400 万像素，1080P@30FPS，IP66 防护）
	毫米波雷达	大陆 ARS408(77GHz，检测范围 100m，角度±60°)
	边缘计算设备	NVIDIA Jetson AGX Orin（64GB 内存，1008 TOPS 算力）
	服务器集群	8×NVIDIA A100 GPU，256GB 内存，Ubuntu 20.04 系统
	数字孪生端	Intel i9－13900K，NVIDIA RTX 4090，64GB 内存
	地面激光扫描仪	RIEGL VZ－400i 地面激光扫描仪，扫描距离≤600 m，角度分辨率 0.001°，扫描速率≥220，000 点/秒
软件	操作系统	Ubuntu20.04 LTS
	深度学习框架	PyTorch2.0.1
	数字孪生平台	Unity 3D2022.3.0f1
	数据管理	MySQL8.0.33
	可视化工具	Grafana9.5.2

利用地面激光扫描仪以及倾斜摄影技术获取重载铁路沿线无障碍背景环境图像。扫描前进行站点布设，每站间距≤50 m，确保点云覆盖完整、重叠率≥30%。扫描仪通过内置 GPS 接收器记录位置信息，配合标靶球进行多站点云配准，最终生成铁路沿线完整点云数据，如图 3 所示。

为明确多模态数据协同机制，本文方法建立了统一的时间同步与空间配准方案。时间同步上，所有传感器均接入 GPS 授时模块，采用脉冲信号进行硬件触发，确保数据采集时间戳对齐误差≤1 ms。空间配准采用最近点迭代（ICP，iterative closest point）算法，通过标定板预先获取各传感器之间的外参矩阵，并利用 ICP 算法迭代优化激光点云与视觉图像特征点的匹配，将不同



(a)可见光视觉图像　　(b)点云图像

图 3　重载铁路背景环境图像

传感器坐标系统一至 WGS84 世界坐标系，实测平均配准误差≤5 cm。

毫米波雷达主要用于动态障碍物速度测算与极端天气（如浓雾、强降雨）下的辅助定位。通过恒虚警率（CFAR，constant false alarm Rate）算法检测雷达点云中的潜在目标；基于多普勒效应解析目标的径向速度；最后，将该速度信息与视觉检测框进行融合。在视觉图像因天气恶劣质量下降时，本文方法优先采纳毫米波雷达提供的目标距离与速度信息，显著提升了系统在复杂气象条件下的鲁棒性。

利用数字孪生技术进行重载铁路沿线无障碍背景虚拟模型建模，数字孪生技术运行参数设置如表 2 所示。

表 2　数字孪生技术运行参数

名称	参数
几何精度	±2 cm(轨道/基础设施)
材质还原度	85%(基于纹理映射)
模型分辨率	0.1 m
拓扑完整性	100%
同步频率	10～100 Hz
延迟	≤50 ms(5G 网络)
坐标系对齐精度	±5 cm
交互响应时间	≤200 ms(用户操作→虚拟反馈)
渲染帧率	≥30 FPS(复杂场景)
模型加载时间	≤5 s

建立的重载铁路沿线无障碍背景虚拟孪生模型示例如图 4 所示。

在铁路上模拟障碍物场景，具体如下：

1）静态障碍物：落石、倒伏树木、散落货物。随机放置在轨道或路肩，部分遮挡。

2）动态障碍物：行人、动物（牛群）。沿轨道移动或突然闯入，速度可变。

按预设坐标投放静态或动态障碍物，同步触发所有传感器，记录 10 秒内的数据，由此获取视觉图像 800 组，运行本文提出的数字孪生与视觉驱动融合识别算



图 4 重载铁路沿线无障碍背景虚拟孪生模型示例

法，对每一组数据进行处理，提取感兴趣区域，如图 5 所示。从图 5 中可以看出，示例视觉图像中提取出了感兴趣区域并在该区域内存在 1 个静态障碍物。



图 5 视觉图像与感兴趣区域示例

将视觉感兴趣区域图像与重载铁路沿线无障碍背景虚拟孪生模型进行匹配和比对，随机选择 10 个样本，测试结果如表 3 所示。从表 3 中可以看出，所研究方法应能够识别出“无障碍物”的有 7 个，包括图像样本 1、2、3、6、7、8、9；识别出“障碍物”的有 3 个，包括图像样本 4、5、10。

表 3 相似度计算结果(部分)

图像样本	SSIM(P,Q)	识别结果
1	0.98	无障碍物
2	0.96	无障碍物
3	0.94	无障碍物
4	0.42	障碍物
5	0.61	障碍物
6	0.96	无障碍物
7	0.98	无障碍物
8	0.97	无障碍物
9	0.99	无障碍物
10	0.33	障碍物

以对数似然损失为衡量标准，具体如下：

$$J(h,\tilde{h}) = -\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}[h_i\log(\tilde{h}_i)+(1-h_i)\log(1-\tilde{h}_i)] \quad (12)$$

式中，$J(h,\tilde{h})$ 代表对数似然损失；h_i 代表是第 i 个样本的真实标签，取值为 0 或 1；$\tilde{h}_i$ 代表方法识别第 i 个样本为正类（有障碍物）的概率；N 代表样本的总数量。

选取帧间差分法、YOLOv5 和双目视觉作为传统方法进行对比。帧间差分法通过连续帧间差异检测运动目标，属于经典的背景建模方法，但对光照变化敏感，易产生伪目标。YOLOv5 是单阶段目标检测算法的代表，虽检测速度快，但对小目标和类别模糊目标识别能力有限，且依赖大量标注数据。双目视觉通过视差计算深度，能提供距离信息，但计算复杂度高，且对纹理缺乏区域匹配困难。这 3 种方法均未引入先验的环境数字模型进行虚实比对，因而在复杂铁路环境下其适应性、准确性与鲁棒性受限，故归类为传统方法。

为保障对比实验的公平性与真实性，3 种传统方法的实现均基于开源代码或经典论文复现，关键参数设置如下：

帧间差分法：连续帧时间间隔为 33 ms。差分阈值设置为 15，形态学后处理使用 3×3 的矩形核进行先膨胀后腐蚀操作，以消除噪声并填充空洞。

YOLOv5：采用 YOLOv5s 预训练模型进行迁移学习。使用本实验采集的 5 000 张含障碍物的铁路图像进行微调，训练周期为 150 epochs，初始学习率为 0.01，批量大小为 16。输入图像分辨率调整为 640×640。

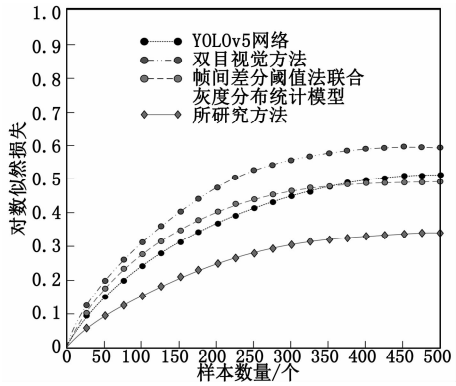
双目视觉：采用三维块匹配（BM，block matching）算法。两个摄像头的基线距离为 0.2 米，图像经过畸变校正和对极线校正。匹配窗口大小为 15×15 像素，视差搜索范围为 0～128 像素。最终通过三角测距法计算障碍物深度，深度值小于 10 米的目标被判定为障碍。

以上方法均在相同的实验数据集和硬件环境（见表 1）下运行，确保了对比结果的可比性。

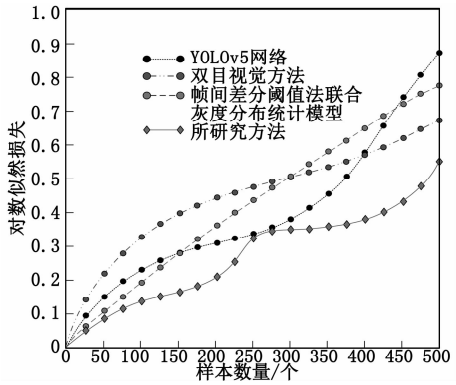
将本文方法与这 3 种传统方法进行对比结果如图 6 所示。由图 6 可知，所有方法中，所研究方法的对数似然损失值最低，表明对静态障碍物的检测置信度最高，损失值仍优于其他方法，但对动态目标略高于静态场景且存在一定的波动性，这是因为动态目标运动模糊和瞬时遮挡会短暂降低孪生模型匹配精度，主要是因为数字孪生为视觉图像的匹配和识别提供的精确背景模型，降低了误判概率，提高了障碍物识别的准确性。

4 结束语

设计了基于数字孪生与视觉驱动的重载铁路沿线障碍物识别方法，通过虚实融合的数字孪生环境构建与视觉感知的深度融合，为铁路安全保障提供了智能化、精准化的解决方案，结果表明：通过数字孪生提供先验环



(a) 静态障碍物样本



(b) 动态障碍物样本

图 6　对数似然损失对比

境信息，弥补了视觉传感器在极端天气、动态干扰下的局限性，通过相似性度量与阈值动态调整平衡了检测灵敏度与误报率，为智能铁路安全监测提供了一种新的解决方案，也为数字孪生技术在交通基础设施智能监测中的广泛应用奠定了理论与实践基础。

参考文献：

[1] 邹俊逸，刘　畅，郭文彬，等. 面向智能车辆的路面凹凸障碍物识别方法研究 [J]. 中国机械工程，2024，35 (6)：951－961.

[2] 李　昊，李浩泽. 非可视条件下路面可跨越障碍物特征识别 [J]. 汽车工程，2025，47 (1)：67－76.

[3] 盛　峰，沈　拓，谢远翔，等. 全自动无人驾驶列车障碍物检测的轨道区域检测算法 [J]. 同济大学学报（自然科学版），2025，53 (3)：402－409.

[4] 孙　峥，林国成，谢　睿，等. 视觉图像与三维点云融合的障碍物主动识别与距离感知研究 [J]. 机床与液压，2024，52 (16)：80－86.

[5] 邱　刚，张廼龙，柏　仓，等. 基于红外与可见光图像匹配的巡检机器人障碍识别与分类 [J]. 红外技术，2025，47 (1)：81－88.

[6] 陈成坤，陈　军. 基于双目视觉的果园障碍物检测与定位 [J]. 农机化研究，2023，45 (4)：196－201.

[7] 胡兆冰，杨　林. 数字孪生技术在高速铁路地震预警系统中的应用研究 [J]. 铁道运输与经济，2024，46 (3)：115－124.

[8] ARMIJO A，ZAMORA-SÁNCHEZ D. Integration of railway bridge structural health monitoring into the internet of things with a digital twin：a case study [J]. Sensors，2024，24 (7)：2115.

[9] 蔡　杰，张凌乐，贺兰菲，等. 面向数字孪生的输电线路设备识别方法 [J]. 智慧电力，2025，53 (4)：45－52.

[10] NARANIECKI H，LAZOGLU A，MARX S，et al. Concept for a digital twin of railway bridges on the example of the new Filstal bridges [J]. ce/papers，2023，6 (5)：711－717.

[11] 陈　超，吕艳云，王宇昀，等. 基于 SERIC 的智慧高速公路数字孪生系统研究 [J]. 公路，2025，70 (4)：251－257.

[12] 汪　健，王　华，戴天赐，等. 基于数字孪生的滚动轴承故障诊断方法研究 [J]. 传感器与微系统，2025，44 (3)：17－20.

[13] 沈　拓，张　颖，韩安平，等. 基于雷达和视觉融合的地铁工程车障碍物检测系统 [J]. 城市轨道交通研究，2023，26 (12)：258－261.

[14] 谭　钧，纳智敏，石利荣，等. 带电作业机器人的数字孪生技术及试验研究 [J]. 机械设计与研究，2024，40 (6)：52－57.

[15] 朱　潇，张钰奇，熊景然，等. 数字孪生驱动的水工闸门损伤在线识别与监测方法 [J]. 水电能源科学，2024，42 (9)：143－147.

[16] BERNAL E，WU Q，SPIRYAGIN M，et al. Augmented digital twin for railway systems [J]. Vehicle System Dynamics，2024，62 (1)：67－83.

[17] 杨　豚，郭永存，王　爽，等. 煤矿井下无人驾驶轨道电机车障碍物识别 [J]. 浙江大学学报（工学版），2024，58 (1)：29－39.

[18] AHMAD S，SPIRYAGIN M，WU Q，et al. Development of a Digital Twin for prediction of rail surface damage in heavy haul railway operations [J]. Vehicle System Dynamics，2024，62 (1)：41－66.

[19] 薛振华，李　强，黄　超. 视觉基础模型驱动的像素级图像异常检测方法 [J]. 计算机应用，2025，45 (3)：823－831.

[20] DIRNFELD R，DE DONATO L，SOMMA A，et al. Integrating AI and DTs：challenges and opportunities in railway maintenance application and beyond [J]. Simulation，2024，100 (9)：903－917.

[21] 李扬涛，赵海涛，魏　洋，等. 视觉驱动的涉水混凝土结构水下多类别缺陷辨识和区域弱监督定位方法 [J]. 应用基础与工程科学学报，2025，33 (1)：60－75.