

引用本文:张旭苹,闫森,张益昕,等. DAS技术在公路智能监测领域的应用[J]. 光通信技术, 2026, 50(4): 23–33.

DAS技术在公路智能监测领域的应用

张旭苹^{1,2†}, 闫森^{1,2†}, 张益昕^{1,2}, 董智捷³,
黄尚佚^{1,2}, 江亚楠^{1,2}, 桂今^{1,2}, 赵晓宇^{1,2}, 陈奕文⁴

(1. 南京大学 现代工程与应用科学学院, 南京 210023; 2. 智能光传感与调控技术教育部重点实验, 南京 210023;
3. 东南大学 交通学院, 南京 211189; 4. 杭州法艾博光电科技有限公司, 杭州 310000)

摘要:针对传统点式传感在公路长距离连续监测及内部隐性病害识别方面的局限,本文阐述了分布式光纤声传感(DAS)的传感原理、系统架构、光缆布设方案以及信号处理与参数反演技术;归纳了其在路面病害检测、边坡预警及周界安防中的应用;并实施了非开挖路面全链路监测系统进行分车型车流全天量化监测验证。结果表明:该系统能有效实现交通运行状态与结构健康的一体化监测,提供全天候车型、车流量数据,验证了DAS技术在智慧公路全结构深度感知中的可行性与应用价值。

关键词:分布式光纤声传感;公路智能监测;结构健康监测;交通流监测

中图分类号: TN256 **文献标志码:** A **文章编号:** 1002-5561(2026)04-0023-011

DOI: 10.13921/j.cnki.issn1002-5561.2026.04.004

Application of DAS technology in intelligent highway monitoring

ZHANG Xuping^{1,2†}, YAN Sen^{1,2†}, ZHANG Yixin^{1,2}, DONG Zhijie³,
HUANG Shangyi^{1,2}, JIANG Yanan^{1,2}, GUI Jin^{1,2}, ZHAO Xiaoyu^{1,2}, CHEN Huanwen⁴

(1. College of Engineering and Applied Sciences, Nanjing University, Nanjing 210023, China; 2. Key Laboratory of Intelligent Optical Sensing and Manipulation, Ministry of Education, Nanjing 210023, China; 3. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, China; 4. Hangzhou Fiber Photonics Technology Co., Ltd., Hangzhou 310000, China)

Abstract: To address the limitations of traditional point sensors in long-distance continuous monitoring and internal hidden defect identification on highways, this paper elaborates on the sensing principles, system architecture, optical fiber deployment schemes, as well as signal processing and parameter inversion techniques of distributed acoustic sensing (DAS). The applications of DAS in pavement defect detection, slope warning, and perimeter security are summarized. Furthermore, a non-excavation full-link pavement monitoring system was implemented to verify vehicle type identification and all-day quantitative traffic flow monitoring. The results demonstrate that the system can effectively achieve integrated monitoring of traffic operational status and structural health, providing all-weather data on vehicle types and quantified traffic flow, thereby validating the feasibility and application value of DAS technology in deep perception of the entire structure of smart highways.

Key words: distributed acoustic sensing, intelligent highway monitoring, structural health monitoring, traffic monitoring

收稿日期: 2026-07-12。

基金项目: 国家自然科学基金项目(62175100, U2001601)资助; 中央高校基本科研业务费专项资金(2024300447, 0213-14380264, 0213-14380265)资助。

作者简介: 张旭苹(1962—), 女, 博士, 南京大学二级教授、博士生导师。1983年、1986年、1995年分别获得东南大学电子工程学士、硕士、博士学位。长期从事分布式光纤传感原理、技术及应用研究。

闫森(1996—), 男, 博士研究生, 现就读于南京大学, 主要研究方向为分布式光纤交通监测及传感数据的智能信号处理。

†张旭苹和闫森为本文共一作者, 对本文有同等贡献。



0 引言

公路是现代交通基础设施的重要组成部分,路面服役状况与实时交通运行状态直接关系到运行安全和运输效率^[1]。随着服役年限不断增加,早期建设的公路逐步进入老化、病害高发阶段,路面破损、路基沉降、桥梁损伤、边坡滑坡等病害频发,严重影响公路通行安全与服役寿命^[2]。同时,现阶段公路交通流量持续攀升,违规施工、极端天气、地质灾害等外部因素进一步加剧了结构损耗,对公路常态化、精细化、智能化监测提出了极高需求^[3]。

现有公路监测以人工巡检与点式传感设备为主。人工巡检依赖工作人员现场排查, 人力成本高, 监测结果主观性强^[4-5]。地感线圈、微波雷达、视频摄像头等点式监测设备均存在明显技术局限性: 地感线圈易受路面变形破坏, 维护频次高; 微波雷达在雨雪、大雾天气下监测精度大幅下降; 视频摄像头依赖良好光照条件, 易被遮挡、干扰, 且无法监测结构内部物理参数^[6]。上述方法都难以满足公路长距离、全域连续状态感知的需求。因此, 亟需一种新型分布式监测技术弥补上述技术空白^[7]。

分布式光纤传感(DAS)可实现数十千米级线路的全域连续不间断监测, 从根本上突破了传统点式监测手段的空间覆盖局限。该技术对振动、微应变等时变动态信号具有极高感知灵敏度, 能够精准捕捉车辆荷载诱发的路面振动响应, 与公路交通感知、结构健康与安全监测的双重应用需求高度契合。凭借无源抗扰、全域连续的技术特性, DAS可沿线路无盲区采集微弱形变信号, 单条链路即可同步实现交通流感知与多结构健康监测^[8], 为公路全要素全生命周期监测提供统一感知方案^[9], 是当前公路监测领域的重要研究方向, 在长距离干线监测、隐性病害早期识别等场景优势显著^[10-11]。当前, DAS公路监测技术已从可行性验证阶段迈向工程化落地研究, 并在高速公路车流监测与道路健康监测等场景中实现了规模化示范应用。国内外众多科研团队正围绕适配公路环境的传感光缆布设、环境噪声抑制、车辆轨迹提取及交通量多参数反演等核心工程难题开展系统性攻关, 有效打通了DAS公路监测从理论试验到现场部署的技术链路^[12-13]。

尽管DAS应用前景广阔, 但在复杂环境下面临噪声抑制与信号解耦等挑战。鉴于此, 本文系统阐述DAS原理与关键技术, 剖析现存技术瓶颈, 归纳典型应用场景, 并通过实测验证系统有效性。最后展望该技术未来发展方向, 旨在为构建智慧公路全结构深度感知体系提供理论参考与技术支撑。

1 基于DAS的公路监测原理与方案

1.1 DAS技术及其公路监测基本原理

当外界声场作用于光纤时, 光纤的长度、芯径和折射率等因受到机械应力作用而发生改变, 因此受扰动区域的光程会发生变化, 从而使传输光的相位发生变化。相瑞利散射光相位变化量表达式为

$$\Delta\varphi = \frac{4\pi n}{\lambda} \Delta L \quad (1)$$

式中: n 为光纤纤芯折射率, λ 为入射激光波长, ΔL 为外界扰动引发的光纤局部轴向形变量。

式(1)是DAS实现振动、声波定量测量的理论基础^[14-15]。然而, 直接解调输出的原始相位信号混杂了激光器频漂、全线均匀温漂及系统基底噪声等全域共模干扰, 难以精准分离局部微小扰动。因此, 工程上多采用空间域差分鉴相技术对原始相位信号进行处理, 以提取有效相位信息。

车辆通行过程中, 轮胎花纹、轴距、行驶速度及路面平整度等多重因素共同影响荷载的时空分布特征, 使路面、近地表介质中诱发准静态应变、弹性波动与局部振动, 并经由介质传递至道路沿线的传感光缆中, 最终由DAS完成信号采集。相位及应变率信号呈现复杂的非线性映射关系, 无法直接换算为车速、轴载等量化交通指标; 同一车辆途经不同路段或光缆布设形式存在差异时, 采集到的信号波形也会明显不同^[16-17]。DAS检测到的行驶车辆信号可分为2类: 一是随车辆同步移动的低频准静态应变场信号; 二是轮胎与路面冲击、摩擦耦合作用产生的高频动态面波场信号^[18-19]。

光纤轴向应变与应变率是反映车辆荷载特征的关键物理量, 应变率计算公式为

$$\dot{\varepsilon}(x, t) = \frac{\partial \varepsilon(x, t)}{\partial t} = \frac{\partial^2 u_z(x, y, z, t)}{\partial x \partial t} \quad (2)$$

式中: $\varepsilon(x, t)$ 是光纤轴向应变, $\dot{\varepsilon}(x, t)$ 是DAS的直接输出应变率, 即路基土体耦合垂直向位移 $u_z(x, y, z, t)$ 对横向坐标 x 和时间 t 的二阶混合偏导数, 表征了土体垂直变形空间梯度随时间的变化速率, x 、 y 和 z 分别表示三维空间中沿横向、纵向和垂直向的位移, t 为时间。 $u_z(x, y, z, t)$ 其表达式为

$$u_z(x, y, z, t) = \frac{Fzx}{4\pi Gr^2} \left(\frac{z}{r} + \frac{2p-1}{1+\frac{z}{r}} \right) \quad (3)$$

式中: F 为车辆对地面的总垂直载荷, G 为土壤的剪切模量, p 为泊松比, r 为空间径向距, $r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$ 。

车辆行驶速度影响荷载作用时长, 荷载空间影响范围制约土体有效变形区间, 二者共同决定DAS振动信号的特征频率, 结合路基土体常规物理参数计算可得车辆准静态振动信号特征频率集中在0.1~5 Hz, 动态波的频率为5~50 Hz^[18-19]。

路基直埋光缆的布设工况下,光缆与路基土体贴合程度高,车辆荷载产生的准静态位移场传递至光纤,进而形成能量集中、形态稳定的应变响应^[20]。若现场条件不支持光缆直埋施工,则需采用路面贴敷布设方案。但路面贴敷布设仅将光纤附着于道路表层,无法与路基土体实现紧密力学耦合,可能致使低频准静态形变信号能量微弱;而轮胎与路面耦合作用激发出的高频动态面波可作用于表层贴敷光缆,在瀑布图中表现为能量突出的离散信号,成为该布设方式下的主要可识别监测信号^[21]。

1.2 基于DAS的公路监测系统

基于DAS的公路监测系统架构图如图1所示。该架构分为3层:前端传感光缆、中端解调设备以及后端数据处理与预警平台。3层协同完成从光信号感知到工程决策支持的完整闭环^[22-23]。

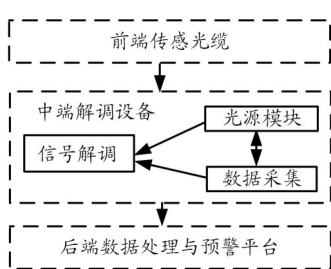


图1 公路监测系统架构

前端传感光缆是物理量感知的直接载体,需根据工程工况选型。单模光纤传输损耗低,适配数十千米长距离监测,可满足DAS交通振动监测需求,是当前公路干线光纤传感的主流选型^[24-25]。针对施工碾压、沥青摊铺高温、路基腐蚀、沿海盐雾等恶劣工况,需选用不锈钢丝铠装、聚酰亚胺耐高温、防水防腐等特种强化光缆,保障施工与运营阶段的链路完整性与传感精度^[26]。

中端解调设备是整套系统的核心硬件单元,基于瑞利后向散射原理完成光信号的收发转换与物理量反演,其核心参数直接决定系统的空间分辨率、采样频率与极限传感距离,目前主流解调设备多采用一体化集成架构,可兼容动态感知、微形变监测等多元监测需求^[27]。

后端数据处理与预警平台负责原始数据的清洗、分析、预警以及决策支撑,通过现场边缘计算单元完成信号降噪、特征提取等前置处理,再由云端平台依托智能算法实现病害识别、性能演化预测与分级预警,最终输出结构化工程数据,提供数据支撑^[28]。

1.3 监测用光缆

监测用光缆埋设工艺、布设位置及防护方案直接决定了监测数据是否真实有效,同时影响整套传感系统长期服役稳定性^[26]。在实际工程应用中,需综合考量不同监测对象的力学响应特征,并兼顾新建公路预

埋与既有公路改造等差异化施工约束,从而选取相匹配的光缆布设方案。目前,公路监测常用的光缆主要包括依托既有通信光缆、直埋布设光缆以及表面贴敷光缆3类。

1.3.1 既有通信光缆

既有通信光缆指复用公路沿线已铺设的通信光缆的冗余信道,无需额外布设光缆,具有工程成本低、避免大规模布设的优势,是公路大范围快速监测的常用方案。但受既有通信光缆的建设标准与路由条件限制,沿线光缆接续点、管道弯折点较多,易形成多处信号死区,难以实现全线连续无盲区观测^[29];同时,既有通信光缆以信号传输为设计目标,其与路基、路面结构的力学耦合一致性较差,难以实现高精度参量反演,通常仅适用于道路交通状态初步识别与大范围监测趋势分析。

1.3.2 直埋布设光缆

开槽直埋布设光缆是公路高精度结构监测主流布设方案,通过将光缆嵌入路面、路肩、混凝土附属构件内部实现紧密力学耦合,包含开槽预埋法、路肩开槽预埋法、同步一体化埋设3类工艺。

开槽预埋法:面向新建沥青、混凝土道路,施工阶段在结构层间开槽布设耐高温铠装光缆并回填密封,光缆与路面协同变形,应变传递高效,可长期监测层间脱空、细微裂缝等内部病害,服役周期与道路本体同步^[30]。

路肩开槽预埋法:适用于已运营道路改造,在行车道外侧路肩处开挖浅沟敷设光缆,以沙土、混凝土分层防护,仅需要道路最外侧车道实施短时交通管制,多用于全线车流与路基沉降常态化监测^[31]。

同步一体化埋设法:新建路侧混凝土护栏施工时一体化预埋光缆,光缆完全包裹于混凝土内,耦合效果极佳,可稳定采集低频准静态形变信号,施工效率高、长期防护性能优异。

整体而言,直埋布设能够让光缆与道路结构、路基土体形成紧密的力学耦合,可高效采集亚赫兹准静态低频形变信号,实现车辆荷载与结构响应的定量反演,充分发挥直埋方案优异的低频传感特性。但直埋布设方案下的高精度低频监测能力存在多重约束:一方面,亚赫兹频段信号对DAS解调系统的灵敏度、频率分辨率要求严苛,需配备高性能解调硬件;另一方面,直埋所需的路面切槽施工会大幅提升工程造价与系统整体复杂度,且施工过程需临时占道封路,难以应用于交通保通需求高、不具备封闭施工条件的运营

张旭苹, 闫森, 张益昕, 等: DAS 技术在公路智能监测领域的应用

道路, 适用场景存在明显局限。

1.3.3 表面贴敷光缆

针对运营道路不具备开挖施工条件、直埋布设方案难以落地的工程场景, 路面表面贴敷式光缆布设提供轻量化非开挖监测解决方案。该布设方式施工灵活, 可结合现场工况选用胶粘固定或轧带绑扎 2 种固定手段: 针对硬化路面, 打磨清理表层后采用宽度不小于 2 cm 的环氧树脂或聚氨酯结构胶粘贴光缆, 表层铺设沥青防护层抵御温变、雨水等环境侵蚀; 针对护栏、金属杆件等路侧刚性构件, 直接使用轧带完成光缆绑扎固定。整体施工流程简便, 监测周期结束后光缆均可拆除回收、重复利用, 适配短期科研试验、道路病害应急排查等监测场景。

2 公路车辆监测技术

2.1 信号增强与降噪技术

DAS 公路监测中, 首要环节是采集信号的处理。依据信号处理技术的实现原理可将现有降噪增强手段划分为经典信号降噪增强技术与基于深度学习的信号增强技术两大类。

2.1.1 经典信号降噪增强技术

经典信号降噪方法依靠人工设定固定参数完成噪声抑制与轨迹优化, 实现逻辑简单、实时性较好, 但在高密度车流、强环境干扰场景下处理效果存在明显局限。具体分为预处理降噪、域变换信号降噪 2 类技术。

1) 预处理降噪。预处理降噪是车辆振动信号降噪的前置基础流程, 核心目标是剔除采集数据中直观明显的噪声干扰, 优化原始数据质量, 为后续特征提取、目标识别提供稳定输入。主流手段包含带通低通滤波、中值滤波、异常幅值抑制、列归一化、背景校正等^[32]。

道路交通荷载产生的振动以低频振动为主, 工程中一般优先采用带通低通滤波滤除高频随机噪声^[32]; 不同道路工况、车型对应的振动频率区间存在差异, 滤波频带参数会直接决定车辆轨迹增强效果。针对光源波动、探测器扰动带来的横竖条纹干扰, 可通过异常值检测、幅值截断结合中值滤波完成抑制^[33]。该类算法计算量小、实时性突出, 在车流量小、信噪比高的道路场景降噪效果优异。

文献[32]研究表明, 不同滤波频带对应的车辆轨迹清晰程度存在明显差异, 其中 0.4~1.7 Hz 频带在抑制背景噪声的同时较好地保留了车辆轨迹特征。合

理设置滤波频带能够在抑制随机噪声的同时较好地保留车辆响应特征, 从而提高车辆轨迹的可辨识性。

但当道路车流密集、环境噪声与车辆振动频带重叠时, 仅依靠固定滤波参数、经验阈值会出现轨迹断裂、弱车辆目标丢失、多车轨迹混叠等缺陷, 单一预处理手段无法满足复杂交通高精度监测需求。

2) 域变换信号降噪。为进一步提高车辆轨迹的可分辨性, 研究者提出了基于域变换降噪的信号增强方法, 即通过将时空信号映射至其他特征域, 实现车辆信号与噪声的有效分离^[34~36]。典型方法包括小波变换^[37]、Curvelet 变换、波束形成^[38]以及频率-波数(F-K)变换^[34]等。小波变换通过多尺度分解分离不同频率分量, 搭配阈值处理压制随机噪声; Curvelet 变换可完整保留车辆线性轨迹的连续性与方向特征, 对细长轨迹目标增强效果突出; F-K 变换能够充分利用车辆轨迹在时空域中的速度方向特征, 已成为交通监测中应用最广泛的域变换方法之一。文献[34]研究表明, 经过局部 F-K 滤波后, 车辆轨迹更加清晰, 随机噪声及非目标干扰得到有效抑制, 同时保留了车辆轨迹的连续性, 为后续车辆检测、速度估计和轨迹提取提供了更加可靠的数据基础。

相比传统滤波方法, 域变换降噪方法能够充分利用车辆轨迹的时空连续特性, 在车辆轨迹提取和背景噪声抑制方面具有更好的表现。但这类方法通常依赖人工选择滤波参数、阈值及变换尺度, 对不同道路环境的适应能力有限。当交通密度较高或车辆轨迹严重重叠时, 其增强效果仍受到一定限制。

2.1.2 基于深度学习的信号增强技术

深度学习是近年 DAS 车辆监测信号增强的重要发展方向。区别于经典信号降噪、域变换方法, 该类模型可基于海量数据挖掘轨迹空间连续性与噪声分布规律, 完成端到端信号优化, 解决了传统算法调参繁琐、复杂场景适应性弱的痛点, 在 DAS 交通信号增强研究中得到广泛应用。

根据实现方式不同, 现有研究主要包括无(自)监督和有监督等技术路线^[17, 39~40]。Van den Ende M 等人^[17]提出了一种基于自监督反卷积自编码器的车辆信号增强方法, 通过构建“反卷积-卷积”一致性约束, 无需人工构建理想反卷积标签即可完成网络训练。该方法利用实际道路采集的车辆准静态响应完成模型训练与验证, 实现了车辆轨迹的高效增强。然而, 该方法主要利用时间域信息恢复车辆响应, 对于车辆轨迹空间连续性的建模能力仍然有限。当交通密度进

一步增加时,仅依赖时间域反卷积难以有效分离相邻车辆轨迹,因此该课题组进一步将反卷积由时间域扩展至空间域。Yuan Siyuan 等人^[39]研究表明,空间反卷积通过车辆轨迹在距离-时间域中的空间连续性,实现了不同车速条件下车辆轨迹的稳定增强。空间域 U-Net 能够持续输出较窄且连续的车辆轨迹,在车辆测速任务中取得了最低均方根误差,同时能够有效分离重交通条件下间距较小的车辆目标。该研究表明,空间域 U-Net 能够保持车辆轨迹的连续性,并有效提高密集交通条件下车辆目标的分离能力,在车辆测速和参数反演方面具有更好的综合性能^[39]。

相较于时间域反卷积方法,空间域深度学习反卷积模型虽能充分利用车辆轨迹的空间结构信息,在复杂交通环境下具备更强的鲁棒性与泛化能力,但 2 类方案均采用无监督学习范式,仅依靠轨迹自身时空连续性完成信号重建;由于缺乏显式监督信号约束,其对井盖冲击、道路接缝等非平稳强背景干扰的滤除效果有限,导致复杂路况下轨迹恢复稳定性不足。

针对无监督范式的固有缺陷,Zhang Zhiyu 等人^[40]提出了 CarDenoiseNet 方法,即采用成对监督学习方案,以多级物理滤波得到的洁净 DAS 数据作为真值标签,构建一一对应的“含噪原始数据-物理去噪标签”训练样本对,结合对抗损失与对比损失联合优化模型。该方法依托物理去噪结果约束基础信号分布,同时借助对比学习挖掘车辆信号固有特征,可有效规避标签内残留干扰与信号畸变问题,最终输出去噪结果的信噪比与车辆特征保真度均优于物理滤波得到的基准标签。该研究表明,与传统去噪方法的效果对比,CarDenoiseNet 方法能够在抑制井盖冲击等局部强干扰的同时较好地保留车辆轨迹的连续性和完整性,相比去噪自编码器(DAE)、传统物理去噪方法及曲线波/剪切波变换(CUT)方法具有更好的噪声抑制能力和轨迹保持效果^[40]。

2.2 车辆轨迹检测与交通状态反演

时空瀑布图中的连续斜线轨迹描述车辆沿光纤方向的运动过程,斜率对应速度,斜线起止坐标对应车辆进入和离开监测区间的时间和位置。即通过解析车辆轨迹提取车辆位置、速度等运动信息^[41-42],统计得到路段平均车速、车流量与车型分类结果等,再执行交通事件检测,完成道路运行状态反演^[43]。

经典的车辆轨迹检测方法以阈值分割、峰值连线等信号处理手段为主,通过提取信号峰值特征并拟合连线,实现车辆行驶轨迹的识别重构。但是,阈值分

割、峰值连线法易受路面环境噪声、多车信号混叠干扰,提取的轨迹常出现断裂、无法区分独立车辆^[44]。霍夫变换算法依托参数空间投票机制,将时空域内所有有效振动特征点映射至霍夫参数域,时空平面内同一条轨迹上的全部信号点,会在参数空间相交形成能量峰值,每个峰值唯一对应一条完整车辆行驶直线轨迹;峰值对应的角度参数可直接换算车速,由此同步完成轨迹拟合与速度反演,是目前轨迹检测的常用方法^[45]。然而,经典霍夫变换属于像素投票类算法,存在多车轨迹难以分离、弱目标易漏检、依赖人工调参等短板;Notch power 检测器以极大似然统计建模为核心,通过迭代能量凹除、完整轨迹表征与自适应终止条件解决上述问题,是 DAS 交通轨迹提取极具竞争力的改进替代方案,为低信噪比、高密度车流道路监测提供全新信号处理思路^[46]。

除此之外,上述基于霍夫变换的方案检测逻辑建立在车辆匀速运动假设之上,车辆轨迹为标准斜直线。当车辆存在加速、减速、启停等变速行为时,其在时空瀑布图中呈现非线性弯曲轨迹,就容易出现轨迹断裂、速度估算失真、目标漏检等问题。为突破直线拟合局限、提升复杂路况轨迹提取完整度,研究人员开发了基于深度学习处理方法。目前,该领域主要形成了两大技术路线:基于 YOLO 系列的包围框目标检测方案与基于像素级分割的方案。

1) 基于 YOLO 系列的包围框目标检测方案。通过水平边界框定位车辆完整时空信号,从底层摆脱直线先验束缚^[47]。研究人员基于 YOLOv5 构建了 DAS 车辆检测框架,将预处理后的时空瀑布图作为输入,通过标注车辆完整轨迹包围框完成模型训练。该方法无需假设车辆匀速行驶,对转弯、变速形成非线性轨迹可完整框选识别;依靠目标分类分支依据轨迹宽度、振动幅值区分小型乘用车与大型货车,天然实现多车分离,不存在霍夫峰值混叠问题。但基础 YOLOv5 仅输出包围框坐标,且速度估算精度不及霍夫斜率反演。在此基础上,Ye Zhipeng 等人^[48]提出基于 YOLOv8 的 DAS 噪声鲁棒车辆检测方法,弥补了 YOLOv5 的不足。该模型优化特征提取模块,大幅提升垂直敷设光缆、低信噪比、偏振衰落严重的道路数据适应性。但该方法的缺点在于仅输出目标外接矩形,光缆耦合不均造成轨迹断裂时易产生误检,密集车流下多目标检测框交并比过高,经非极大值抑制后容易将多台车辆判定为单一目标,产生漏检。

2) 基于像素级分割的方案。鉴于包围框方案的局限,Peng Fei 等人^[49]采用 U-Net 编解码架构对 DAS 准静态

张旭苹, 闫森, 张益昕, 等: DAS 技术在公路智能监测领域的应用

应变时空图做二值语义分割。该方法依托多层卷积与跳跃连接挖掘微弱振动特征, 无需人工阈值即可完整提取车辆加减速产生的弯曲非线性轨迹。Zhang Wenting 等人^[50]进一步提出分层霍夫融合分布式声学传感-高速公路交通跟踪(DAS-HTT)分割网络, 将可训练分层霍夫变换解码器嵌入 U 型分割架构, 把车辆直线运动先验融入深度特征提取流程, 实现了轨迹分割与车速估算同步, 在高速匀速场景下精度优于纯 U-Net 与传统霍夫变换。

基于 U-Net 的语义分割仅能实现车辆信号与背景噪声的二值区分, 只能粗略统计路段总车流量及全局平均车速, 无法实现分车道、分车型的精细化统计。在早晚高峰车流密集、多车轨迹粘连时, 该方法难以拆分独立目标, 缺乏单条轨迹区分能力, 难以完成单车测速及车型分类等精细化监测任务。

针对上述缺陷, Zhang Wenting 等人^[50]采用 YOLOv8-seg 实例分割网络提取 DAS 车辆轨迹提取, 相较于普通语义分割具有两大优势: 一是生成独立像素掩码, 天然实现多车实例分离, 解决密集车流下轨迹混叠问题; 二是分附带分类分支, 依据轨迹幅值与带宽特征自动区分私家车、公交车等车型。该模型不依赖匀速直线先验, 可完整提取转弯、加减速形成的非线性弯曲轨迹, 通过全域像素还原振动轮廓, 有效实现了轨迹的检测。

依托 YOLOv8-seg 输出的独立轨迹掩码、时空坐标及轨迹倾斜斜率, 可定量反演精细化交通参数: 利用轨迹首尾空间间隔与时间差计算单车瞬时速度; 按固定时长滑动窗口统计掩码数量获取各车型车流量, 实现指标分时段统计。长时间连续反演的时序数据可完整还原道路全天动态运行特征, 为路网管控与拥堵研判提供量化数据支撑。经典工程实例如美国 I-29 高速项目, OptaSense^[51]使用 DAS 系统实现了道路速度、行程时间及交通流量的实时监测, 其中速度分析空间尺度约 10 m, 更新频率达秒级。

3 公路基础设施多场景健康与安全监测技术

公路基础设施监测的复杂程度远高于车辆轨迹监测, 路面病害、路基边坡灾变、外部破坏等监测目标对应的信号形态、演化周期差异显著。依托 DAS 开展公路多场景一体化健康与安全监测时, 需结合各类监测对象的损伤演化、失效机理, 筛选适配的敏感物理量并匹配专属信号解析方案。

3.1 路面损伤监测

路面病害往往先在结构内部发展, 材料疲劳、基层局部松和微裂纹扩展出现之后, 路面病害才逐渐转

化为肉眼可见的表面病害。对于已经显露的裂缝、网裂和坑槽, 视觉模型通过提取图像中的纹理和形态特征, 完成病害分类与位置框选, 可用于大范围快速巡查。但其无法识别尚未显露于表面的基层松散和层间损伤; 另外, 光照、阴影、遮挡及低对比度还会引起误检或漏检。对于尚未显露于表面的基层松散和层间损伤, DAS 可以利用沿线散射信号随轴向应变变化的特性, 记录车辆荷载作用下不同结构层的应变。正常状态下, 同一车辆荷载引起的各层应变峰值、谷值和峰间距具有相对稳定的对应关系, 反映荷载在多层路面结构中的传递过程^[52]。

当裂缝扩展、材料松散、基层软化或层间结合退化时, 局部刚度和传力路径随之改变, 使同一车辆荷载在各层之间的传递关系发生变化, 可能表现为应变峰值异常、峰谷对应关系改变、层间应变比偏移、波形不同步或残余应变增加。通过这些特征与健康状态下的基线进行比较, 可识别局部承载能力下降和层间传力异常, 并跟踪异常区域的发展趋势。

3.2 路基病害与地质灾害监测

路基病害监测的物理基础在于含水量变化会引发土体收缩或膨胀, 产生的应变可通过与土体耦合的光纤进行监测^[53]。Kang Jiahui 团队^[54]利用埋地光纤 DAS 监测草质土坡的湿干循环响应, 通过分析低频应变及环境噪声波速变化, 连续识别含水变化引起的土体收缩、膨胀和刚度变化。除此之外, DAS 能够以约 1 m 通道间距记录纳应变尺度的昼夜变形及降雨响应, 多个监测坡段均表现出长期应变变化和明显昼夜周期, 在降雨事件后, 应变曲线与有效应力以及土壤含水率共同变化, 但不同通道的变形幅度和响应时间并不完全相同, 这表明 DAS 还能反映土体内部的非均匀性。

路基病害具有明显的慢变特征。冻胀融沉、湿干循环、降雨入渗和地下空洞通常先改变土体刚度、含水状态和局部应变, 再表现为路面沉降、开裂等。DAS 可通过环境噪声、车辆诱发波场感知近地表介质变化。

DAS 的优势在地质灾害等极端条件下更容易体现。Zhu Chenyuan 等人^[55]在浙江余姚利用既有长距离光缆 DAS 监测台风“梅花”期间的滑坡地质灾害, 通过提取低频信号的能量、持续时间及相邻通道空间连续性识别滑坡事件。

3.3 道路外界破坏与安防监测

道路安防的监测目标不同于连续车辆监测, 其重点聚焦各类突发风险异常振动事件, 涵盖非法地面开挖、护栏撞击损毁、机动车冲撞路侧设施、人员翻越入

侵等道路安全隐患。目前,主流算法分为人工设计特征识别、时空图像端到端分类识别两类。

1)人工设计特征识别。经典的识别方法是依靠领域先验知识人工构造时域、频域、时频特征算子,先从光纤振动时序信号中手工提取特征,再送入传统机器学习或浅层卷积神经网络(CNN)完成事件分类识别,整体架构轻量化、计算开销低,便于边缘设备实时部署。常用人工特征包含短时幅值^[56]、过零率等时域指标^[57],快速傅里叶变换(FFT)频谱^[58-59]、离散小波变换(DWT)^[60-61]、梅尔频率倒谱系数(MFCC)等频域与时频特征^[62],分类器可搭配支持向量机(SVM)^[63]、随机森林^[64]、浅层CNN等^[65]模型完成事件判别。例如,Tomasov A团队^[65]依托道路既有通信光纤搭建DAS采集系统,采集校园周界场景下多类振动样本,包含通行车辆常态振动、环境背景噪声、井盖启闭典型事件。随后其分别提取FFT、实数离散傅里叶变换(RDFT)、DWT、MFCC多种频域手工特征作为CNN输入完成事件分类对比试验。研究结果表明,公路廊道安防不宜依靠单次振动信号直接判定风险,易造成大量误报警,应当构建异常粗定位-事件精细分类-人工/视频复核三级链式处置流程,逐级过滤无效告警,大幅降低系统虚警率。

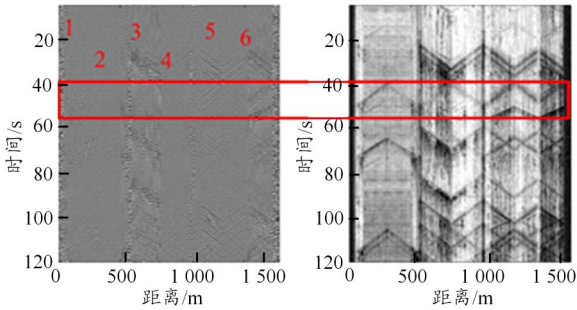
2)时空图像端到端分类识别。随着复杂道路安防场景识别需求提升,时空图像端到端深度学习分类方案逐步成为重要研究方向,该路线直接将DAS采集的距离-时间二维时空瀑布图作为网络原始输入,无需人为设计时频特征算子,由网络自主学习振动在空间、时间维度的耦合关联特征,可同步完成异常目标定位与多类别事件分类。文献[66]提出两级多任务学习框架用于地面振动事件径向定位与识别。文献[67]将Faster 区域卷积神经网络(RCNN)通用视觉目标检测网络迁移至DAS振动数据,依靠目标检测算法实现事件类别。

总体而言,传统基于手工频域特征的CNN结构简单、算力需求低,但对微弱破坏事件的检出能力不足。相比之下,端到端时空检测网络能够同步完成异常定位与多类风险事件识别,兼顾了微弱扰动的检出精度与毫秒级的实时推理速度,已成为当前道路光纤安防监测的重要研究方向。

4 实验验证

本文作者团队在欧洲斯洛文尼亚的某路段,采用振动敏感光缆(以下简称振动缆)和普通通信光缆(以下简称通信缆)开展了多种布设方式的验证实验。实

验共采用3种布设方式,各方式对应光缆序号如下:使用胶带或绑带固定于金属栅栏上(序号1、2);直接放置于土质路面上(序号3、4);使用胶带或绑带固定于水泥栅栏上(序号5、6)。采集的数据按低频0.1~5 Hz,高频5~50 Hz进行带通滤波处理,各布设方式对应的瀑布图如图2所示(其中1、3、5为振动缆,2、4、6为通信光缆;图中红色矩形框标示了车辆经过时的振动信号响应区域)。结果表明,在非直埋布设状态下,高频(5~50 Hz)信号轨迹更为清晰,说明在无法开挖或不适宜直埋的道路环境中,非直埋光缆仍可为交通设施状态感知提供有效数据来源。各类布设方式在低频持续时间、低频能量、高频持续时间、高频能量及信噪比5项指标上的差异如表1所示。



(a) 低频0.1~5 Hz信号轨迹 (b) 高频5~50 Hz信号轨迹

图2 各布设方式对应瀑布图

表1 不同布设方式的性能指标对比

样本编号及类型	低频持续时间/s	低频能量/rad ²	高频持续时间/s	高频能量/rad ²	信噪比/dB
1.振动缆-金属栅栏	6.178	2.595	2.183	0.115	10.442
2.通信缆-金属栅栏	5.662	0.061	1.608	0.030	10.232
3.振动缆-土质路面	4.635	7.609	1.625	0.014	6.739
4.通信缆-土质路面	5.230	0.304	1.603	0.004	6.885
5.振动缆-水泥栅栏	4.538	21.201	1.580	0.233	16.834
6.通信缆-水泥栅栏	4.618	0.871	1.828	0.097	14.505

由表1可知,2类光缆的性能差异主要体现在低频特征参数上:振动缆的低频持续时间与低频能量均显著高于通信缆,表明其与基底的力学耦合效果更优;而在高频参数方面,2类光缆的数值较为接近。此外,振动缆在核心指标信噪比也整体占优。另一方面,基底刚度是决定监测质量的关键因素,不同基底条件下的信号感知效果排序为:水泥栅栏>金属栅栏>土地表层。水泥与金属属于刚性基底,振动传递损耗小,低频能量与信噪比均维持较高水平;其中,水泥栅栏刚度最大,信号能量与信噪比达到最高值。土地表层

张旭苹, 闫森, 张益昕, 等: DAS 技术在公路智能监测领域的应用

土体阻尼效应显著,大幅衰减高频振动并抬升环境噪声,各项指标均为最低,车辆轨迹辨识度明显下降。

另外,结合图2中红色矩形框内的波形特征可以明显发现,非直埋布设状态下单车的信号在低频段呈现多峰叠加的状态,而高频段则呈现出明显的单峰状态。以往研究多认为非直埋贴敷的光缆信号稳定性差,但实验证实表面贴敷光缆可与刚性基底形成有效力学耦合,稳定传递5~50 Hz频段的高频动态振动信号。该频段内车辆运动轨迹清晰可辨且呈单峰特征,可避免低频多峰叠加导致的车辆数量误判,更适配车辆流量统计与轨迹检测场景。依托高频信号实现监测功能,无需追求亚赫兹级低频观测能力,对系统硬件性能要求更低,可有效降低工程成本与系统复杂度。鉴于水泥、金属等刚性基底的高频信噪比与信号能量显著优于土地表层,贴敷布设应优先选择刚性路侧构件与硬化路面,可在完全不开挖的前提下为交通设施状态感知提供有效数据支撑。

本文作者团队的技术在多地得到应用。例如,在温州长距离高速公路监测项目中,通过构建涵盖信号增强、目标检测跟踪及交通流参数估计在内的全链路交通流监测系统,实现了对路基、桥梁、隧道等多种路段的监测。

为验证系统实测性能,团队选取节假日开展全天候交通流监测,某节假日全天乘用车与商用车流量及平均车速的统计结果如图3所示。可以看出,日间乘用车流量整体远高于商用车;乘用车流量在21:00—22:00达到全天峰值,而商用车白天18:00—20:00通行量降至最低,23:00后流量持续上涨,凌晨时段2类车辆流量差距明显缩小。全天乘用车平均车速始终高于商用车。日间2类车型车速保持相对稳定,乘用车和商用车平均车速分别在85~100 km/h、65~78 km/h。该系统能够在不同交通运行条件下获取交通流变化

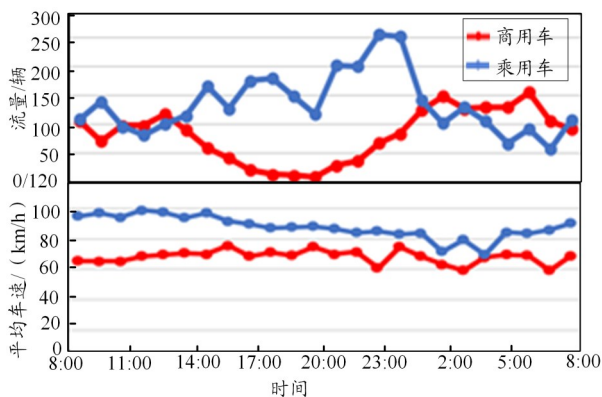


图3 某节假日全天乘用车与商用车流量及平均车速的统计

数据,为交通调度与运行管理提供数据支撑。

除面向机动车的交通流监测外,本文团队^[68]还同步开展了道路安防入侵监测相关研究。传统方法对人员走动、小型机械远距离挖掘等微弱扰动识别能力较差,微弱振动易被车流、施工强背景噪声淹没,存在漏检问题。本文团队^[68]提出面向DAS时空图像的LR-Net多任务检测网络,有效解决了道路周界漏检难题。该模型采用LR-Net识别示意图如图4所示。网络创新设计分组卷积骨干网络平衡DAS时空不平衡数据,并搭配LAMFS位置注意力特征融合压缩模块与DMS动态样本匹配训练策略,强化微弱入侵特征的提取权重;同时,将二维时空特征图压缩为一维预测特征图,在保证精度前提下压缩推理开销。

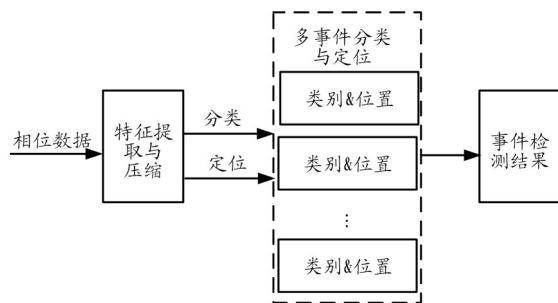


图4 LR-Net识别示意图

对比Faster R-CNN和YOLOv11通用检测模型,LR-Net在多事件重叠、低信噪比道路场景下平均精度均值(mAP)可达99.1%,事件定位误差控制在 ± 1.5 m以内,能够稳定区分低能量行人扰动与重型机械强振动,适配长距离市政道路及管线廊道全天候安防巡检需求。

5 现存挑战与未来展望

5.1 技术现存挑战

尽管基于DAS的公路一体化监测已开展大量理论研究与现场示范,并逐步实现小规模工程落地,但面向全国大范围干线公路、城乡路网常态化规模化监测的需求,该技术在信号处理、布设施工、数据应用等方面仍存瓶颈。

1)复杂交通与环境工况下信号解译精度与泛化性不足。公路监测场景的复杂性致使DAS有效信号提取难度极大。在高密度车流场景下,多车辆轨迹交叉重叠、信号严重混叠;同时,降雨大风、桥梁伸缩缝、路面附属设施及沿线施工等外界干扰会持续引入环境杂波。传统固定参数滤波、F-K变换等经典信号处理算法无法自适应区分车辆有效信号与环境噪声。现有深度学习识别模型也存在明显短板,在路基土

质、路面刚度差异化路段泛化能力薄弱,极易引发车辆漏检、重复计数及车速估算偏差等问题。此外,长距离光纤链路存在传输衰减与接头损耗累积问题,导致远端监测路段信噪比大幅降低,进一步削弱了车辆运行特征与道路结构病害特征的提取可靠性。

2)多场景光缆布设缺乏统一标准化体系。现有研究主要聚焦开槽直埋方式的耦合机理,针对运营道路适用的路面胶贴、护栏绑扎、暗光纤复用等非开挖布设方式的研究尚不系统。在不同基底(水泥路面、金属护栏、土质路肩)与各异的固定工艺下,光纤-结构力学耦合规律缺乏定量标定,尚未形成配套的施工流程、防护方案及选型规范。此外,贴敷光缆长期受日照、雨水及车辆气流冲刷,表层胶层老化与脱粘会持续改变振动传递效率,其长期服役稳定性缺乏实测数据支撑;暗光纤因原始敷设标准不一,普遍存在耦合不均与信号盲区,难以支撑荷载定量反演。目前,各类开挖与非开挖方案的适用工况、寿命及成本对比仍缺少量化指标,制约了工程设计的科学选型。

3)多参量融合病害诊断的数据应用能力不足。现阶段DAS公路监测研究存在场景割裂问题,多聚焦于交通流监测或单一结构病害监测,未建立交通荷载-路面-路基-桥梁结构损伤的关联耦合模型,难以实现多维度数据的协同分析。仅依靠单一振动或应变信号只能定位异常区段,无法量化损伤程度;同时,行业尚未构建完善的多维度监测特征阈值库,无法自动识别道路损伤类型与程度并触发分级预警,大量异常信号仍需人工复核研判,制约了公路路网长期、全自动、无人值守的智能化监测的实现。

5.2 技术发展未来展望

结合当前行业痛点与智慧公路发展需求,DAS公路监测技术将围绕传感优化、算法革新、布设标准化及多系统融合等方向持续迭代,推动该技术从示范试验迈向路网常态化商用。

1)研发物理约束轻量化智能算法,解决复杂场景信号解译难题。针对复杂工况下信号噪声混杂、模型泛化性差的问题,未来需融合弹性力学物理先验知识与深度学习算法,构建物理约束型人工智能(AI)识别网络。结合光纤直埋、路面贴敷等不同布设形式,以及道路基底刚度差异特征,实现特征提取规则的自适应调整,强化密集车流、恶劣环境下的多车信号分离与杂波抑制能力。同时,开发轻量化反卷积、旋转目标检测模型,将信号降噪、车辆识别、车速流量统计等核心算力前置至路侧终端,实现监测数据秒级实时解析。此外,构建跨路段迁移学习样本库,降低不同路

况下模型重新训练的数据成本与时间成本,全面提升算法的场景泛化能力与信号解译精度,有效解决远端路段低信噪比条件下的特征提取难题。

2)构建全工况标准化布设体系,补齐工程应用短板。针对光缆布设工艺不规范、服役稳定性差、工程选型无依据的问题,未来需系统开展直埋、路面胶贴、护栏轧带绑扎、既有暗光纤复用4类主流布设方式的长期对比试验。量化不同布设工艺、不同道路基底对应的振动传递效率、信号信噪比与长期服役寿命,建立涵盖光缆选型、标准化施工、专项防护、质量验收的完整技术规范体系。同时,区分新建道路预埋施工、在役道路无损改造两大应用场景,明确各类布设方案的适用边界,界定贴敷工艺在交通流量监测中的应用、以及直埋工艺在结构损伤定量反演中的适用性,形成标准化工程实施方案。

3)搭建车路一体化融合平台,实现智能化病害精准诊断。针对监测场景割裂、数据利用率低、病害诊断依赖人工的问题,未来需构建统一的DAS监测数据标准化接口,打通光纤传感、视频监控、毫米波雷达、路面传感器、人工巡检等多源数据壁垒,搭建集车流感知、结构健康监测、路域安防预警于一体的智慧公路云平台。基于长期时序监测数据,构建车辆荷载与道路结构损伤的耦合数值模型,建立多维度病害识别与分级预警阈值库,实现车流运行状态、路面开裂、路基沉降、桥梁振动及边坡滑移的同步研判。

6 结束语

本文对DAS技术在公路交通运行、道路结构健康及路域安全监测中的工作机理、系统结构、采集信号特征提取及处理、监测光缆的布设方式等进行了系统分析和讨论,并对DAS系统在车辆轨迹识别、速度监测、结构振动特征提取、异常扰动定位进行了现场实验测试。结果表明,DAS系统可通过光纤形成连续长距离、高密度的时空感知链路,使公路监测由离散点式转为连续全域监测,从而实现公路交通状态、道路结构健康和安全的连续不间断监测。DAS系统在公路监测中的应用,需要综合考虑传感光缆的选型、光缆的布设方法、采集信号的处理及智能化运算等众多因数。将来,需要进一步研究物理机理约束的智能算法、标准化光缆布设、多源信息融合和长期基线建模,完善统一的数据与施工标准。

参考文献:

- [1] Zhao Jingnan, Ma Tianju, Zhang Fujie. Distributed optical fiber sen-

张旭苹, 闫森, 张益昕, 等: DAS 技术在公路智能监测领域的应用

- sors for pavement engineering: a state of art review[J]. Measurement, 2025, 246: 116732.
- [2] Senkans U, Silkans N, Merijs-Meri R, et al. Fiber-optical-sensor-based technologies for future smart-road-based transportation infrastructure applications[J]. Photonics, 2026, 13(2): 106.
- [3] Lv Bin, Peng Yuqing, Du Cong, et al. Review of Brillouin distributed sensing for structural monitoring in transportation Infrastructure[J]. Infrastructures, 2025, 10(6): 148.
- [4] Macchiarulo V, Milillo P, Blenkinsopp C, et al. Monitoring deformations of infrastructure networks: a fully automated GIS integration and analysis of InSAR time-series[J]. Structural Health Monitoring, 2022, 21(4): 1849–1878.
- [5] Wang Shun, Yang Zhihong, Mohanty L P, et al. Distributed fiber optic sensing for internal strain monitoring in full life cycle of concrete slabs with BOFDA technology[J]. Engineering Structures, 2024, 305: 117798.
- [6] Ranyal E, Sadhu A, Jain K. Road condition monitoring using smart sensing and artificial intelligence: a review[J]. Sensors, 2022, 22(8): 3044.
- [7] Xin Xue, Hui Junyao, Chen Lin, et al. Monitoring the internal conditions of road structures by smart sensing and in situ monitoring technology: a review[J]. Applied Sciences, 2025, 15(7): 3945.
- [8] Gui Xin, Zeng Fanhao, Zhang Yunchuan, et al. Intelligent distributed optical fiber sensing in transportation infrastructures: research progress, applications, and challenges[PP/OL]. arXiv preprint arXiv (2026-01-20) [2027-7-12]. <http://arxiv.org/pdf/2601.13891>.
- [9] Bado M F, Casas J R. A review of recent distributed optical fiber sensors applications for civil engineering structural health monitoring[J]. Sensors, 2021, 21(5): 1818.
- [10] Li Zhen, Yuan Kun, Zhao Ligu. Optical-fiber-embedded beam for subgrade distributed settlement monitoring: experiments and numerical modeling[J]. Applied Sciences, 2023, 13(16): 9047.
- [11] Deng Jingxiang, Jin Long, Wang Hongzhi, et al. Distributed acoustic sensing for road traffic monitoring: principles, signal processing, and emerging applications[J]. Infrastructures, 2025, 10(9): 228.
- [12] 桂鑫, 王一鸣, 江河, 等. 大规模光栅阵列光纤传感网络与应用综述[J]. 激光与光电子学进展, 2025, 62(13): 1306012.
- [13] An Yuhang, Ma Jihui, Xu Tuanwei, et al. Traffic vibration signal analysis of DAS fiber optic cables with different coupling based on an improved wavelet thresholding method[J]. Sensors, 2023, 23(12): 5727.
- [14] 张旭苹, 丁哲文, 洪瑞, 等. 相位敏感光时域反射分布式光纤传感技术[J]. 光学学报, 2021, 41(1): 0106004.
- [15] 张驰, 邹宁睦, 宋金玉, 等. Φ -OTDR 系统的数字信号处理及应用[J]. 光电工程, 2023, 50(2): 220088-1–220088-18.
- [16] Cardenas J J, Al-Qadi I L. Impact of road roughness on tire-pavement contact stresses during vehicle maneuvering[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2025, 151(2): 04024115.
- [17] Van den Ende M, Ferrari A, Sladen A, et al. Deep deconvolution for traffic analysis with distributed acoustic sensing data[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 24(3): 2947–2962.
- [18] Liou J Y, Sung J C. Surface responses induced by point load or uniform traction moving steadily on an anisotropic half-plane[J]. International Journal of Solids and Structures, 2008, 45(9): 2737–2757.
- [19] Jousset P, Reinsch T, Ryberg T, et al. Dynamic strain determination using fibre-optic cables allows imaging of seismological and structural features[J]. Nature Communications, 2018, 9(1): 2509.
- [20] Martin E, Lindsey N, Dou S, et al. Interferometry of a roadside DAS array in Fairbanks, AK[C]//SEG. Proceedings of International Exposition and Annual Meeting, Dallas: SEG, 2016: 13963708.
- [21] Yuan Siyuan, Lellouch A, Clapp R G, et al. Near-surface characterization using a roadside distributed acoustic sensing array[J]. The Leading Edge, 2020, 39(9): 646–653.
- [22] Barrias A, Casas J R, Villalba S. A review of distributed optical fiber sensors for civil engineering applications[J]. Sensors, 2016, 16(5): 748.
- [23] Yue Lina, Li Sheng, Liu Fang, et al. Research on distributed monitoring system of intelligent highway based on weak fiber Bragg grating[J]. Measurement, 2025, 242: 116273.
- [24] Bao Xiaoyi, Chen Liang. Recent progress in distributed fiber optic sensors[J]. Sensors, 2012, 12(7): 8601–8639.
- [25] Hartog A H. An introduction to distributed optical fibre sensors[M]. Boca Raton: CRC press, 2017.
- [26] Glisic B, Inaudi D. Fibre optic methods for structural health monitoring[M]. Chichester: John Wiley & Sons, 2007.
- [27] Masoudi A, Newson T P. Contributed review: distributed optical fibre dynamic strain sensing[J]. Review of scientific instruments, 2016, 87(1): 011501.
- [28] Ye Xingwei, Jin Tao, Yun C B. A review on deep learning-based structural health monitoring of civil infrastructures[J]. Smart Structures and Systems, 2019, 24(5): 567–585.
- [29] Rodet J, Tauzin B, Amin P M, et al. Urban dark fiber distributed acoustic sensing for bridge monitoring[J]. Structural Health Monitoring, 2025, 24(1): 636–653.
- [30] Hubbard P G, Ou Ruonan, Xu Tianchen, et al. Road deformation monitoring and event detection using asphalt-embedded distributed acoustic sensing (DAS)[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2022, 29(11): e3067.
- [31] 赵君黎. 公路工程结构可靠性设计统一标准[M]. 北京: 人民交通出版社股份有限公司, 2020.
- [32] Li Yinghuan, Zhang Jingming, Yan Yaxi, et al. Traffic monitoring using optical fiber distributed acoustic sensing for metropolitan environments[J]. Journal of Lightwave Technology, 2025, 44(3): 913–929.
- [33] Min Rui, Chen Yunfeng, Wang Hang, et al. DAS vehicle signal extraction using machine learning in urban traffic monitoring[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1–10.
- [34] Wang Hang, Chen Yunfeng, Min Rui, et al. Urban DAS data processing and its preliminary application to city traffic monitoring[J]. Sensors, 2022, 22(24): 9976.
- [35] García L, Mota S, Titos M, et al. Fiber optic acoustic sensing to understand and affect the rhythm of the cities: proof-of-concept to create data-driven urban mobility models[J]. Remote Sensing, 2023, 15(13): 3282.
- [36] Narisetty C, Hino T, Huang Mingfang, et al. Overcoming challenges of distributed fiber-optic sensing for highway traffic monitoring[J]. Transportation Research Record, 2021, 2675(2): 233–242.
- [37] Liu Huiyong, Ma Jihui, Xu Tuanwei, et al. Vehicle detection and classification using distributed fiber optic acoustic sensing[J]. IEEE Transac-

- tions on Vehicular Technology, 2019, 69(2): 1363–1374.
- [38] Hald J. Beamforming and wavenumber processing[M]//Havelock D, Kuwano S, Vorländer M. Handbook of signal processing in acoustics. New York: Springer, 2008: 131–144.
- [39] Yuan Siyuan, Van den Ende M, Liu Jingxiao, et al. Spatial deep deconvolution u-net for traffic analyses with distributed acoustic sensing[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2023, 25(2): 1913–1924.
- [40] Zhang Zhiyu, Li Jing, Xiong Hongqiang, et al. Intelligent vehicle automatic identification and classification with distributed acoustic sensing[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(1): 892–903.
- [41] Liu Fang, Xie Yu, Yue Lina, et al. Long-distance and real-time vehicle detection on highway using RCF network and PPHT based on ultra-weak FBG array[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1–16.
- [42] Corera I, Piñeiro E, Navallas J, et al. Long-range traffic monitoring based on pulse-compression distributed acoustic sensing and advanced vehicle tracking and classification algorithm[J]. Sensors, 2023, 23(6): 3127.
- [43] OptaSense. Interstate 20 atlanta highway traffic monitoring case study [EB/OL]. [2026–07–12]. <https://www.optasense.com/case-study-optasense-traffic-monitoring-solution-deployed-on-interstate-20-atlanta>.
- [44] Lindsey N J, Yuan Siyuan, Lellouch A, et al. City-scale dark fiber DAS measurements of infrastructure use during the COVID-19 pandemic[J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47(16): e2020GL089931.
- [45] Xie Dongzi, Wu Xinming, Guo Zhixiang, et al. Intelligent traffic monitoring with distributed acoustic sensing[J]. Seismological Research Letters, 2025, 96(4): 2477–2488.
- [46] Fontana M, García-Fernández Á F, Maskell S. Notch power detector for multiple vehicle trajectory estimation with distributed acoustic sensing[J]. Signal Processing, 2025, 232: 109905.
- [47] Wang Zheng, Zhang Taiyin, Chen Huiliang, et al. Enhancing traffic monitoring with noise-robust distributed acoustic sensing and deep learning[J]. Journal of Applied Geophysics, 2025, 233: 105616.
- [48] Ye Zhipeng, Wang Weijun, Wang Xin, et al. Traffic flow and vehicle speed monitoring with the object detection method from the roadside distributed acoustic sensing array[J]. Frontiers in Earth Science, 2023, 10: 992571.
- [49] Peng Fei, Zhu Ziyang, Zhang Yujie, et al. A deep learning image segmentation model for detection of weak vehicle-generated quasi-static strain in distributed acoustic sensing[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(6): 8933–8944.
- [50] Zhang Wenting, Li Chuanling, Qi Zhenyu, et al. Expressway traffic trajectory recognition on DAS vibration spatiotemporal images[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2025, 26(4): 5120–5134.
- [51] OptaSense. DAS Traffic monitoring system case study: i-29 highway, North Dakota, USA[EB/OL]. [2026–07–12]. <https://www.optasense.com/case-study-optasense-traffic-monitoring-solution-deployed-on-us-highway>.
- [52] Song Hongyang, Ma Xianrong, Dong Zejiao, et al. Estimating traffic load based on multi-layer pavement strain monitored by distributed optical fiber sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(4): 6789–6801.
- [53] 李时宜, 李浩, 季文斌, 等. 基于布里渊光时域反射仪的边坡监测光纤传感器结构[J]. 光子学报, 2021, 50(9): 115–123.
- [54] Kang Jiahui, Walter F, Halter T, et al. Soil slope monitoring with distributed acoustic sensing under wetting and drying cycles[J]. Earth Surface Dynamics, 2025, 13(6): 1133–1155.
- [55] Zhu Chengyuan, Yang Yiyuan, Yang Kaixiang, et al. Monitoring landslide disturbances using distributed acoustic sensing under extreme weather conditions[J]. NPJ Natural Hazards, 2026, 3(1): 23.
- [56] Zhu Hui, Pan Chao, Sun Xiaohan. Vibration pattern recognition and classification in OTDR based distributed optical-fiber vibration sensing system[C]//SPIE. Proceedings of Smart Sensor Phenomena, Technology, Networks. Bellingham: SPIE, 2014: 29–34.
- [57] Fang Nian, Wang Lutang, Jia Dongjian, et al. Walking intrusion signal recognition method for fiber fence system[C]//IEEE. Proceedings of 2009 Asia Communications and Photonics conference and Exhibition (ACP). Shanghai: IEEE, 2009: 1–6.
- [58] 王照勇, 潘政清, 叶青, 等. 用于光纤围栏入侵告警的频谱分析快速模式识别[J]. 中国激光, 2015, 42(4): 167–172.
- [59] 郑印, 段发阶, 涂勤昌, 等. Φ -OTDR 识别不同频率振动事件研究[J]. 光电工程, 2015, 42(5): 68–74.
- [60] Wu Huijuan, Xiao Shunkun, Li Xiaoyu, et al. Separation and determination of the disturbing signals in phase-sensitive optical time domain reflectometry (Φ -OTDR) [J]. Journal of Lightwave Technology, 2015, 33(15): 3156–3162.
- [61] Sun Qian, Feng Hao, Yan Xueying, et al. Recognition of a phase-sensitivity OTDR sensing system based on morphologic feature extraction[J]. Sensors, 2015, 15(7): 15179–15197.
- [62] Wu Huijuan, Liu Xiangrong, Xiao Yao, et al. A dynamic time sequence recognition and knowledge mining method based on the hidden Markov models(HMMs) for pipeline safety monitoring with Φ -OTDR[J]. Journal of Lightwave Technology, 2019, 37(19): 4991–5000.
- [63] 张俊楠, 姜淑琴, 梁生. 基于 SVM 算法的 ϕ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(4): 219–225.
- [64] Wang Xin, Liu Yong, Liang Sheng, et al. Event identification based on random forest classifier for Φ -OTDR fiber-optic distributed disturbance sensor[J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 97: 319–325.
- [65] Tomasov A, Zaviska P, Dejdar P, et al. Advancing perimeter security: Integrating DAS and CNN for object classification in fiber vicinity[J]. IEEE Access, 2025, 13: 63600–63610.
- [66] Wu Huijuan, Wang Yufeng, Liu Xinyu, et al. Smart fiber-optic distributed acoustic sensing (sDAS) with multitask learning for time-efficient ground listening applications[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 11(5): 8511–8525.
- [67] Xu WeiJie, Liu Shuaiqi, Yu FeiHong, et al. Disturbance recognition for Φ -OTDR based on Faster-RCNN[C]//SPIE. Proceedings of Eighth Symposium on Novel Photoelectronic Detection Technology and Applications, Kunming: SPIE, 2022: 1196.
- [68] Yan Sen, Zou Ningmu, Shang Ying, et al. LR-Net for weak vibration event location and recognition with DAS[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(23): 42954–42963.