

城市非均匀噪声场条件下被动源地震成像的挑战与机遇

郭永鹏¹

¹ 中国地质大学（北京）地球物理与信息技术学院，北京 100081

中图分类号：P631

摘要：随着城市化推进，利用**城市背景噪声**开展**被动源地震成像**已成为解决地下空间探测难题的重要路径。该技术基于**地震干涉理论**，通过互相关处理恢复格林函数以获取地下结构信息。然而，城市环境中显著的非均匀噪声场会导致虚假震相产生，挑战了频散曲线提取的可靠性。为解决这一科学问题，**分布式声学传感（DAS）**技术利用既有光缆实现超高密度观测，有效减弱了非均匀源的影响并提升了分辨率。同时，结合物理约束的**机器学习**方法（如 DispFormer）显著增强了复杂数据处理的自动化与精度。这些技术的深度融合，正推动城市随机噪声向高价值探测资源的跨越式转变。

关键词：城市背景噪声 被动源地震成像 分布式声学传感（DAS）机器学习

Challenges and Opportunities of Passive Source Seismic

Imaging Under Urban Inhomogeneous Noise Field Conditions

Guo Yongpeng¹

¹School of Geophysics and Information Technology, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100081, China

Abstract: With the continuous advancement of urbanization, utilizing **urban ambient noise** to perform **passive source seismic imaging** has emerged as a vital pathway for addressing challenges in underground space exploration. This technology is rooted in **seismic interferometry theory**, which extracts underground structural information by recovering the empirical Green's function through cross-correlation processing of noise signals. However, the prominently **inhomogeneous noise field** in urban environments often leads to the generation of spurious phases, which challenges the reliability of automatic dispersion curve extraction. To address this scientific problem, **Distributed Acoustic Sensing (DAS)** technology utilizes existing "dark fiber" infrastructure to achieve ultra-high-density observations, effectively mitigating the interference caused by inhomogeneous sources and enhancing spatial resolution. Furthermore, **machine learning** methods integrated with physical constraints—such as the DispFormer model—significantly improve the automation and precision of processing complex seismic data. The deep integration of these

*通信作者：郭永鹏（2004-），男，本科生，主要从事地球物理学研究。E-mail: yp_2020@outlook.com

39 advanced technologies is driving the transformative shift of urban
40 random noise from "interference" into a high-value resource for
41 geophysical exploration.

42 Keywords: Urban ambient noise; Passive source seismic imaging;
43 Distributed Acoustic Sensing (DAS); Machine learning; Seismic
44 interferometry theory

45
46 随着全球城市化推进,城市地下空间开发对活断层探测、地热资源评估及基
47 础设施安全监测等任务提出了更高要求,亟需高精度地下结构成像。传统人工震
48 源地震勘探在城市环境中受到场地空间、安全管控等因素严格限制(闫浩飞,刘
49 国峰, 2024; 刘国峰等, 2021)。因此,研究者开始关注城市中广泛存在的背景
50 振动信号(如交通、地铁等随机噪声)。基于地震干涉理论,通过对不同接收点
51 噪声信号进行互相关处理,可在一定条件下恢复经验格林函数,实现被动源成像
52 (杨积忠等, 2025)。

53 背景噪声成像技术的奠基性工作来自背景噪声地震学的发展。Shapiro 等
54 (2005)通过对连续地震记录进行互相关处理,成功提取了瑞利波频散曲线,并
55 实现了区域尺度的地壳结构层析成像。这一研究首次证明,在合适的噪声场条件
56 下,随机噪声可以替代人工震源用于地下结构探测,从而推动了被动源地震学的
57 迅速发展。

58 然而,与自然环境相比,城市噪声场具有显著的非均匀性和非稳态特征,噪
59 声源往往集中分布于道路或轨道交通沿线(Zhao, K., et al.),导致虚假震相
60 (Spurious phases)的产生,进而干扰面波频散曲线的自动提取。因此,一个核
61 心科学问题逐渐凸显:

62 在高度非均匀噪声源条件下,城市随机噪声是否仍能够可靠地恢复地下结构
63 信息并实现高分辨率成像?

64 近年来,一系列信号处理方法被提出以提升互相关函数的稳定性,例如谱白
65 化、相位加权叠加以及时频域滤波等技术。这些方法在一定程度上提高了城市噪
66 声数据的信噪比,但对于低频信号恢复能力仍然有限,从而限制了深部结构成像
67 的能力(杨积忠等, 2025)。

68 在观测技术方面,分布式声学传感(Distributed Acoustic Sensing, DAS)的
69 出现为城市噪声成像提供了新的机遇。DAS 技术利用光纤作为连续传感器,通
70 过检测光纤中的瑞利散射信号变化,实现沿光纤长度方向的高密度应变测量。与
71 传统地震仪相比,DAS 能够以米级间距提供数万至数十万观测通道,从而构建
72 超高密度地震观测阵列,减弱了非均匀噪声源带来的影响(Li, Yuanyuan, et al.)。

73 与传统地震仪相比,DAS 在城市环境中具有显著优势:

74 1.高密度覆盖:米级的道间距能够捕捉到极其细微的波场特征,有效压制空
75 间混叠。

76 2.利用既有基础设施:通过城市已有的通信光缆(Dark Fiber)进行探测,极
77 大地降低了布设成本(Li H et al., 2025)。

78 3.多模态成像:高密度的采样支持多模态面波(Multimodal surface waves)的
79 分离与反演,显著提升了横波速度剖面的垂向分辨率(Cheng et al., 2023)。

80 然而,DAS 系统仍然存在一些技术限制。例如,空间分辨率、监测距离和频
81 率响应之间存在一定的权衡关系。此外,光纤耦合条件及噪声特性也会对观测数
82 据质量产生显著影响。因此,如何充分发挥 DAS 高密度观测的优势,仍然是当

83 前研究的重要方向(Li, Yuanyuan, et al.2026)。

84 此外,随着观测数据规模的迅速增加,数据驱动方法逐渐成为噪声信号处理
85 的重要工具。近年来,机器学习方法被引入城市噪声成像研究,用于自动识别和
86 分类不同类型的噪声源。

87 在此背景下,Zhao 等(2025)提出了一种多阶段深度聚类框架(Deep Embedded
88 Clustering, DEC),在频率-波数($f-k$)域对城市噪声波场特征进行自动学习与分
89 类,实现了对列车远场相干源、近场干扰源及间歇性单频源等不同类型噪声的区
90 分(图 1)。在此基础上,通过优选相干性较高的“有效”噪声片段进行叠加,提高
91 了互相关函数的信噪比,使可利用信号的最低频率由约 8 Hz 拓展至约 4 Hz,从

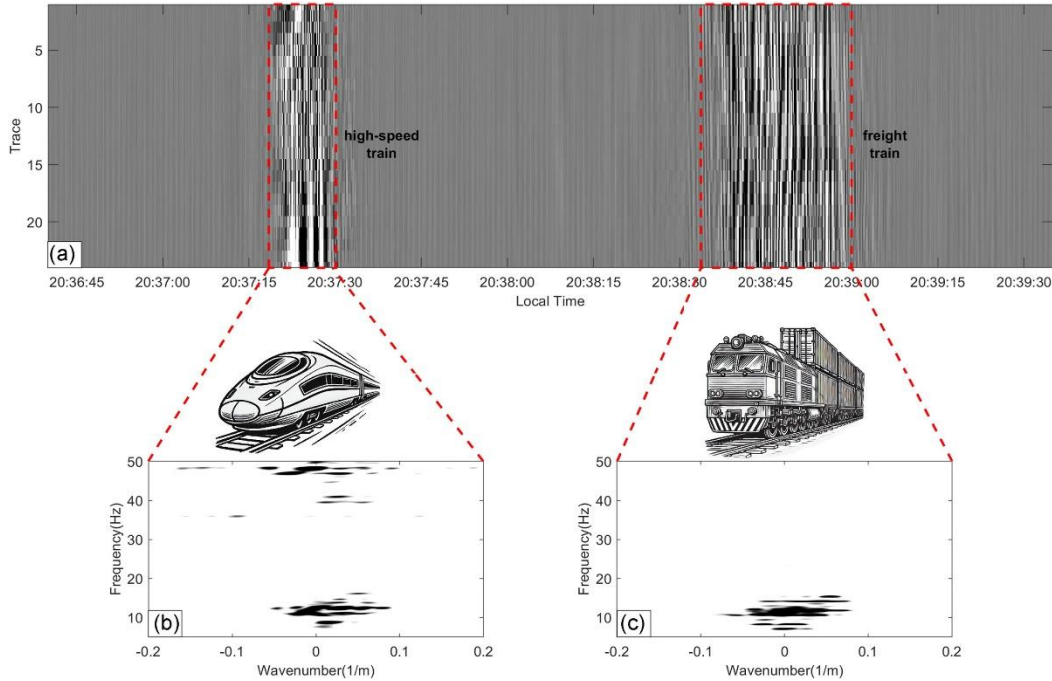


图 1 列车源特征。(a) 从 $x-t$ 域波场中识别出的两类不同列车:较短连续时间段表示高铁,较长连续时间段表示货运列车。(b)和(c)为对应的 $f-k$ 域波场,呈现出离散频谱特征。

Figure 1 Characteristics of train sources. (a) Two different categories of trains identified from the $x-t$ domain wavefield: the shorter continuous time segment indicates a high-speed train, while the longer continuous time segment indicates a freight train. Panels (b) and (c) show the corresponding $f-k$ domain wavefields, which display discrete spectral characteristics. (Zhao, K., et al.)

92 而显著提升了城市环境下的深部成像能力。

93 针对传统深度学习方法在处理实际频散数据时面临的挑战,Liu F 等(2025)提
94 出了基于 Transformer 的 DispFormer 模型。与依赖固定长度输入的 CNN 等方法
95 不同,DispFormer 能直接处理变周期范围、含噪声或缺失的实测频散曲线,并通
96 过预训练和物理约束策略,实现了端到端的高精度反演。这一框架不仅提升了效
97 率,也通过自动化的特征学习降低了人工提取和建模的主观性。

98 尽管机器学习方法在噪声识别和数据处理方面展现出良好潜力,但其物理可
99 解释性仍然有限。目前,大多数研究仍主要将机器学习用于数据预处理或参数反
100 演阶段,而尚未从根本上改变背景噪声干涉成像的理论框架。如何将机器学习与
101 传统地震物理模型相结合,即物理信息神经网络(PINN)的构建,是未来研究的
102 重要方向。

103 总体来看,城市随机噪声成像技术在过去二十年取得了显著进展,但仍面临
104 若干关键挑战。首先,城市噪声源分布高度非均匀,使互相关函数难以严格满足
105 扩散场假设,从而可能导致经验格林函数恢复存在系统偏差。其次,城市噪声中
106 低频能量通常较弱,限制了深部结构成像能力。此外,大规模 DAS 阵列产生的
107 数据量巨大,对数据处理和存储提出了新的挑战。

108 未来研究可能在以下几个方面取得突破:建立适用于非均匀噪声源条件的理
109 论模型,以更准确地恢复格林函数;或结合高密度 DAS 观测与传统地震台阵,
110 实现多尺度联合成像;或将机器学习方法与地震物理约束相结合,构建物理信息
111 神经网络(PINN),提高反演结果的可靠性;或利用城市轨道交通等稳定振动源
112 开展可控被动源成像实验。

113 随着观测技术和数据分析方法的不断发展,城市随机噪声有望从传统意义上
114 的“干扰信号”转变为重要的地球物理探测资源,为城市地下结构高分辨率成像提
115 供新的技术路径。

116 References

117 刘国峰,刘语,孟小红,等. 2021. 被动源面波和体波成像在内蒙古浅覆盖区勘探
118 应用[J]. [地球物理学报](#), 64(3): 937–948. Liu G F, Liu Y, Meng X H, et al. 2021.
119 Application of passive source surface wave and body wave imaging in shallow
120 covered areas of Inner Mongolia[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 64(3): 937–
121 948 (in Chinese).

122 闫浩飞,刘国峰. 2024. 主被动源地震勘探在金属矿勘查中的应用[J]. [地球物理
123 学进展](#), 39(5): 1810–1823. doi:10.6038/pg2024II0336.

124 Yan H F, Liu G F. 2024. Application of active and passive source seismic
125 exploration in metallic mineral exploration[J]. *Progress in Geophysics*, 39(5):
126 1810–1823 (in Chinese). doi:10.6038/pg2024II0336.

127 杨积忠,周雨琪,卢柱峰. 2025. 地震干涉自相关成像方法及应用进展[J]. [地球与
128 行星物理论评\(中英文\)](#), 56(5): 514–527. doi:10.19975/j.dqyxx.2025-020. Yang
129 J Z, Zhou Y Q, Lu Z F. 2025. Advances in seismic interferometry autocorrelation
130 imaging methods and applications[J]. *Reviews of Geophysics and Planetary
131 Physics*, 56(5): 514–527 (in Chinese). doi:10.19975/j.dqyxx.2025-020.

132 Cheng F, Chi B, Lindsey N J, et al. 2021. Utilizing distributed acoustic sensing and
133 ocean-bottom fiber optic cables for submarine structural characterization[J].
134 [Scientific Reports](#), 11(1): 5613. doi:10.1038/s41598-021-84845-y.

135 Shapiro N M, Campillo M, Stehly L, et al. 2005. High-resolution surface-wave
136 tomography from ambient seismic noise[J]. [Science](#), 307(5715): 1615–1618.
137 doi:10.1126/science.1108339.

138 Liu F, et al. 2025. DispFormer: A pretrained transformer incorporating physical
139 constraints for dispersion curve inversion[J]. [Journal of Geophysical Research:
140 Machine Learning and Computation](#), 2(3): e2025JH000648.
141 doi:10.1029/2025JH000648.

142 Li H, Liu J, Biondi B L. 2025. Near-surface imaging and monitoring enabled by urban
143 distributed acoustic sensing seismic arrays[J]. [The Leading Edge](#), 44(8): 588–597.
144 doi:10.1190/tle44080588.1.

145 Li Y Y, et al. 2026. Distributed acoustic sensing for monitoring engineering

146 infrastructure: mechanisms, signal analytics, and applications[J]. [Engineering](#)
147 [Geology](#). doi:10.1016/j.enggeo.2026.102025.
148 Zhao K, et al. 2025. Multistage deep clustering of urban ambient noise for seismic
149 imaging: a case study of train-induced seismic noise[J]. [Geophysical Journal](#)
150 [International](#), 242(3): ggaf273. doi:10.1093/gji/ggaf273.
151 (通信作者: 郭永鹏 E-mail: yp_2020@outlook.com)

ChinaXiv:202604.00195v1