

引力参考传感器耦合噪声的CNN-BiLSTM逐层自适应剥离

李岚滨 董鹏

Layer-by-layer adaptive stripping of coupling noise in gravitational reference sensors using CNN-BiLSTM

LI Lan-bin, DONG Peng

引用本文:

李岚滨, 董鹏. 引力参考传感器耦合噪声的CNN-BiLSTM逐层自适应剥离[J]. 中国光学, 2026, 19(5): 1-15. doi: 10.3724/CO.2026-0079

LI Lan-bin, DONG Peng. Layer-by-layer adaptive stripping of coupling noise in gravitational reference sensors using CNN-BiLSTM[J]. Chinese Optics, 2026, 19(5): 1-15. doi: 10.3724/CO.2026-0079

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3724/CO.2026-0079>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

光电混合的光学卷积神经网络的片上训练及其抗噪性

On-chip training and its noise immunity for hybrid optical-electronic optical convolutional neural networks

中国光学 (中英文). 2025, 18(5): 1124 <https://doi.org/10.37188/CO.2025-0016>

基于深度降噪卷积神经网络的宽波段共相检测研究

Broad-band co-phase detection based on denoising convolutional neural network

中国光学 (中英文). 2024, 17(6): 1329 <https://doi.org/10.37188/CO.2024-0079>

光读出高精度惯性传感器残余气体噪声仿真研究

Simulation of residual gas noise in high-precision inertial sensors with optical readout

中国光学 (中英文). 2025, 18(3): 612 <https://doi.org/10.37188/CO.2024-0186>

空间引力波探测航天器光学测距噪声链路指标优化

Optimization of optical metrology noise link metrics for space-based gravitational wave detection spacecraft

中国光学 (中英文). 2025, 18(3): 568 <https://doi.org/10.37188/CO.2024-0185>

空间引力波探测“太极计划”星间姿态-光程耦合噪声迭代拟合与高精度抑制方法

Iterative estimation and precision suppression of inter-spacecraft tilt-to-length coupling noise for the Taiji space gravitational wave detection mission

中国光学 (中英文). 2025, 18(3): 583 <https://doi.org/10.37188/CO.2025-0042>

引力波探测中激光干涉量子噪声计算

Calculation of laser interferometric quantum noise in gravitational wave detection

中国光学 (中英文). 2025, 18(3): 698 <https://doi.org/10.37188/CO.2024-0180>

文章编号 2097-1842(2026)05-0001-15

引力参考传感器耦合噪声的 CNN-BiLSTM 逐层自适应剥离

李岚滨^{1,2,3}, 董 鹏^{1*}

(1. 国科大杭州高等研究院 基础物理与数学科学学院, 浙江 杭州 310024;

2. 中国科学院国家授时中心, 陕西 西安 710600;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:以 LISA、太极计划和天琴计划为代表的空间探测计划面临的核心挑战之一是如何处理测试质量块复杂的噪声背景。引力参考传感器(GRS)的噪声包含布朗噪声、温度场耦合、磁场噪声、静电场噪声、驱动电压不稳定性及难以解释的 $1/f$ 超额噪声等多种物理起源。本文提出一种“物理机理→噪声分类→双向时序建模→自适应剔除”的完整算法链条: 基于 LISA Pathfinder 任务实测数据校准的物理噪声模型将出气效应等最新结果定量嵌入噪声合成管道; 卷积神经网络(CNN)与双向长短期记忆网络(BiLSTM)在物理分类引导下互补捕获局部瞬态模式与双向长程依赖(链条第二环); 按物理类别依次执行自适应谱减法实现噪声的逐层物理剥离(链条第三环)。仿真结果表明, 在输入信噪比为 10.2 dB 的条件下, 该算法链条对注入信号的恢复保真度达 0.97(归一化相关系数), 优于传统匹配滤波及纯 CNN 或纯 BiLSTM 基线方法。本研究可为空间引力波探测中的噪声建模、数据管道设计提供有价值的参考。

关键词:引力参考传感器; 卷积神经网络; 双向长短期记忆网络; 噪声分离; LISA Pathfinder

中图分类号: O431.2

文献标志码: A

doi: 10.3724/CO.2026-0079

CSTR: 32171.14.CO.2026-0079

Layer-by-layer adaptive stripping of coupling noise in gravitational reference sensors using CNN-BiLSTM

LI Lan-bin^{1,2,3}, DONG Peng^{1*}

(1. School of Fundamental Physics and Mathematical Sciences, Hangzhou Institute for

Advanced Study, UCAS, Hangzhou 310024, China;

2. National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

* Corresponding author, E-mail: dongpeng@ucas.ac.cn

Abstract: Objective: This study addresses the difficulty of interpreting and separating multi-source coupling noise in gravitational reference sensors (GRSs) for spaceborne gravitational-wave detection. Methods: A unified acceleration-noise spectrum model is established for Brownian noise, thermal-field coupling, magnetic noise, electrostatic noise, drive-voltage noise, and residual low-frequency noise, with key parameters calib-

收稿日期: xxxx-xx-xx; 修订日期: xxxx-xx-xx

基金项目: 国家重点研发计划资助项目 (No. 2024YFC2207203);

Supported by: the National Key Research and Development Program (No. 2024YFC2207203);

rated against LISA Pathfinder measurements. CNN layers are used to extract local transient features, BiLSTM layers are used to capture long-range temporal dependence, and adaptive spectral subtraction is then applied sequentially by physical noise category. Results: At an input SNR of 10.2 dB, the proposed method achieves a recovery fidelity of 0.9694 and a waveform overlap of 0.9695, outperforming matched filtering, pure CNN, and pure BiLSTM baselines. Across an SNR range from -15 dB to +25 dB, the method shows a slower performance degradation in the negative-SNR regime. Conclusion: Combining physics-guided noise classification with CNN-BiLSTM temporal modeling improves signal recovery under complex GRS noise backgrounds and provides a useful reference for noise budgeting, simulation pipelines, and onboard denoising algorithms in spaceborne gravitational-wave missions.

Key words: gravitational reference sensor; CNN-BiLSTM; noise stripping; physical noise modeling; LISA Pathfinder

1 引言

空间引力波信号探测是当代天体物理学的前沿方向。2015 年 LIGO 首次探测到 GW150914^[1], 随后观测到双中子星并合事件 GW170817^[2], 验证了广义相对论在强场极端条件下的预言。与地面探测器 (10–1 000 Hz) 不同, 空间探测器的工作频段为 0.1 mHz–1 Hz, 目标信号类型包括超大质量黑洞并合、极端质量比旋近系统和原初引力波背景^[3]。目前国际上的空间引力波探测任务包括欧洲航天局主导的 LISA 计划^[3]、中国的太极计划^[4-5]和天琴计划^[6]。围绕空间任务的系统设计、无拖曳控制、星间测距通信、时间延迟干涉 (TDI) 以及倾斜-光程 (TTL) 耦合噪声抑制, 国内已有较系统的技术积累^[7-11]。

空间引力波探测面临的一个重要挑战是, 测试质量残余加速度噪声要求小于 $3 \times 10^{-15} \text{ m/s}^2/\text{Hz}^{1/2}$ ^[3]。这一精度要求通过 LISA Pathfinder (LPF) 技术验证卫星的在轨实测才得到确证^[12-13]。引力参考传感器 (GRS) 是探测系统的核心组件之一, 其功能是为激光干涉测量提供稳定的惯性基准^[14-15]。GRS 利用电容式位移传感技术, 通过精密测量测试质量相对于电极外壳的微小位移来检测加速度。GRS 的噪声主要有: (1) 温度场耦合 (辐射计效应、辐射压力、出气效应、热弹性变形); (2) 磁场噪声 (涡流阻尼、磁化率效应); (3) 静电场噪声 (杂散电荷斑块场效应); (4) 残余气体噪声 (布朗碰撞、粘滞阻尼)。此外, 电子学系统中的驱动电压不稳定性噪声 (FEE 噪声) 也是重要的噪声来

源。本文聚焦于上述类别中部分噪声的建模与分离。

在空间引力波探测场景中, 多源信号叠加、波形参数空间维度高及非稳态非高斯噪声使传统方法面临计算与统计瓶颈。2018 年以来, 深度学习方法^[16-18]在信号检测^[19-20]、参数估计^[21-22]和噪声辨识^[23-24]方面展现出优势。Chatterjee 等^[25]基于 CNN-LSTM 组合架构实现了地面探测器时域去噪, Zhang 等^[26]的 DenseNet 架构在 LISA 模拟数据上对非稳态噪声的识别准确率超过 90%。然而, 现有工作存在两个主要不足: 其一, 大多数深度学习方法聚焦于地面探测器的非高斯噪声瞬态事件 (glitches) 检测与分类 (如 Gravity Spy 项目^[24,27-28]) 或连续信号的无模板检测, 尚未有针对空间 GRS 物理噪声源、按物理类别逐一剥离的系统方案。2024—2025 年间虽有针对 LISA 数据的盲源分离框架和应对非平稳仪器噪声的深度学习模型提出^[29-30], 但这些工作或以多信号混合盲分离为目标, 或聚焦于数据空缺和瞬态异常, 并未围绕 GRS 的具体加速度噪声分量展开分类剥离。其二, 现有 CNN+LSTM 组合架构在空间探测场景中的融合较浅, 大多采用简单串联或堆叠结构, 未将物理类别的顺序剥离与双向时序建模有机结合, 导致极低信噪比条件下注入信号易被噪声淹没。此外, LPF 数据分析^[31]对磁噪声的直接测量^[32]为噪声建模提供了此前未有的精确约束, 使得深度学习模型可在真实物理噪声谱的约束下进行端到端训练, 而非依赖过去常用的简化白噪声或简单色噪声假设, 这一潜力在现有深度学习研究中尚未被充分挖掘。

针对上述不足,本文提出一种基于 CNN-BiLSTM 的逐层自适应噪声剥离框架。该框架的核心创新并非单一神经网络架构的改进,而是构建了“物理机理→噪声分类→双向时序建模→自适应剔除”的完整算法链条。链条第一环(物理机理→噪声分类):基于 LPF 最新实测数据校准的物理噪声模型,将出气效应等最新研究成果定量嵌入噪声合成管道,为深度学习提供物理约束;链条第二环(噪声分类→双向时序建模):CNN 层以 7 个时间步长的卷积核捕获 14 秒时间窗内的局部瞬态模式,BiLSTM 层通过双向信息传递捕捉跨数百秒的时序演化模式,二者在物理分类引导下互补——CNN 处理短时非平稳和瞬态事件,BiLSTM 控制低频调制和长程漂移;链条第三环(双向时序建模→自适应剔除):按布朗噪声、温度场噪声、磁场噪声、静电场噪声、驱动电压噪声和未解释 $1/f$ 噪声的顺序,依次执行自适应谱减法,实现噪声的逐层物理剥离。仿真结果表明,在输入信噪比为 10.2 dB 的条件下,所提方法对注入信号实现了 0.9694 的恢复保真度,在恢复保真度和重叠度两项指标上均优于传统匹配滤波及纯 CNN 或纯 BiLSTM 基线方法。在输入信噪比从 -15 dB 到 +25 dB 的 40 dB 动态范围内,CNN-BiLSTM 在负信噪比区域(< 0 dB)的性能衰减最为平缓,而纯 CNN 和纯 BiLSTM 在此区间出现明显的性能退化。

2 耦合噪声理论分析

引力参考传感器(Gravitational Reference Sensor, GRS)中的测试质量块需要在空间环境中尽可能接近理想自由落体状态。实际系统中,测试质量块仍会受到残余气体、温度场、磁场、静电场、执行机构及电子学噪声等多类扰动的影响。这些扰动通常并不直接以“加速度噪声”的形式出现,而是首先表现为温度涨落、压力涨落、磁场涨落、电荷涨落、电压涨落或表面电势涨落等环境变量,再通过 GRS 几何结构、材料属性、电容传感/驱动结构和航天器平台耦合到测试质量块的敏感轴方向。

因此,本文将环境耦合噪声统一描述为一个由扰动源、耦合通道和等效加速度输出构成的工

程噪声预算问题。该处理方式并不要求所有噪声机制具有完全相同的物理起源,而是在小扰动、一阶线性和频域功率谱分析的近似下,将不同物理机制放入统一的加速度噪声谱密度框架中。该框架的作用是为后续噪声合成、LPF 实测校准以及物理分类驱动的逐层剥离算法提供一致的理论模型。

2.1 广义扰动--耦合--加速度谱密度框架

设测试质量块质量为 m ,沿敏感轴 x 方向的残余加速度可写为

$$a_x(t) = \frac{1}{m} \sum_i F_i(t) \quad , \quad (1)$$

其中 $a_x(t)$ 为测试质量块沿敏感轴 x 的残余加速度, m 为测试质量块质量, $F_i(t)$ 表示第 i 类环境扰动经相应耦合通道作用在测试质量块上的等效力。

在工作点附近,多数小幅扰动可进行一阶线性化。若第 i 类扰动变量为 $q_i(t)$,其相对于工作点的涨落为 $\delta q_i(t)$,则频域等效力可写为

$$F_i(f) = \Gamma_i(f) \delta q_i(f) \quad , \quad (2)$$

其中 f 为频率, $\Gamma_i(f)$ 为扰动变量到等效力的频域耦合传递函数, $\delta q_i(f)$ 为扰动涨落的频域表示。由此得到该扰动对应的加速度噪声功率谱密度:

$$S_{a,i}(f) = \frac{|\Gamma_i(f)|^2}{m^2} S_{q_i}(f) \quad , \quad (3)$$

其中 $S_{a,i}(f)$ 为第 i 类扰动产生的加速度噪声功率谱密度, $S_{q_i}(f)$ 为扰动变量 q_i 的功率谱密度。若耦合系数在分析频段内近似为常数, $\Gamma_i(f)$ 可退化为一阶力-扰动耦合系数。

在缺乏充分证据表明不同扰动源之间存在显著相干性的情况下,本文采用相互独立近似,将总加速度噪声写为

$$S_a(f) \approx S_{a,th}(f) + S_{a,mag}(f) + S_{a,elec}(f) + S_{a,gas}(f) + S_{a,act}(f) + S_{a,res}(f) \quad , \quad (4)$$

其中 $S_a(f)$ 为总加速度噪声功率谱密度; $S_{a,th}$ 、 $S_{a,mag}$ 、 $S_{a,elec}$ 、 $S_{a,gas}$ 、 $S_{a,act}$ 和 $S_{a,res}$ 分别表示温度场耦合噪声、磁场耦合噪声、静电场耦合噪声、残余气体布朗噪声、驱动电压及前端电子学噪声和未完全归因的低频剩余噪声。后续若获得更充分

的在轨或地面标定数据,可在该式中加入交叉谱项以描述噪声源之间的相关性。

2.2 温度场耦合噪声

温度场耦合噪声的共同扰动变量是测试质量块两侧等效温度差 $\Delta T(t)$ 。主要耦合路径包括辐射计效应、黑体辐射压力、温度相关出气效应以及热弹性变形引起的引力场调制。为避免冗长推导,本文保留直接用于噪声预算的一阶等效谱密度表达式。

自由分子流条件下,辐射计效应产生的加速度噪声可近似为

$$S_{a,\text{rad}}(f) = \left(\frac{AP}{4T_0m} \right)^2 S_{\Delta T}(f) , \quad (5)$$

其中 A 为测试质量块单个面的有效面积, P 为残余气体压力, T_0 为参考温度, $S_{\Delta T}(f)$ 为温度差 ΔT 的功率谱密度。该式说明辐射计噪声同时受压力水平和热控稳定性制约。

黑体辐射压力对温度差的一阶响应可写为

$$S_{a,\text{RP}}(f) = \left(\frac{\kappa_{\text{RP}} A 8\sigma T_0^3}{3cm} \right)^2 S_{\Delta T}(f) , \quad (6)$$

其中 κ_{RP} 为与几何结构、表面发射率和视角因子有关的修正系数, σ 为 Stefan-Boltzmann 常数, c 为光速。与辐射计效应不同,该项不直接依赖残余气体压力。

温度相关出气效应可采用工程等效形式描述为

$$S_{a,\text{out}}(f) = \left[\frac{A}{m} \frac{Q(T_0)}{C_{\text{eff}}} \frac{\Theta}{T_0^2} \right]^2 S_{\Delta T}(f) , \quad (7)$$

其中 $Q(T_0)$ 为参考温度下的出气速率, C_{eff} 为有效气体导纳, Θ 为等效激活温度。由于实际材料表面的吸附、污染、老化和长期释放过程较复杂,该表达式仅作为工程等效模型使用。

2.3 磁场耦合噪声

测试质量块材料具有有限磁化率和微小剩余磁矩,外部磁场及其梯度会产生磁化率力和剩磁力。其等效力可概括为

$$F_{\text{mag}} = \frac{V\chi_m}{\mu_0} (B \cdot \nabla) B + M_r \cdot \nabla , \quad (8)$$

其中 V 为测试质量块体积, χ_m 为磁化率, μ_0 为真空磁导率, B 为磁感应强度, ∇B 为磁场梯度, M_r

为剩余磁矩。由于 B 与 ∇B 的空间分布通常不能由单点磁强计完全表征,磁噪声模型需要结合地面磁注入实验和在轨数据校准。

在仿真中,磁场相关加速度噪声振幅谱密度采用 LPF 实测约束下的经验幂律形式:

$$ASD_{\text{mag}}(f) = A_{\text{mag}} \left(\frac{f}{f_0} \right)^{-\gamma_{\text{mag}}} , \quad (9)$$

其中 $ASD_{\text{mag}}(f)$ 为磁噪声振幅谱密度, A_{mag} 为参考频率 f_0 处的幅值, γ_{mag} 为频率指数。本文采用 $f_0 = 1$ mHz,并以 LPF 磁噪声实测量级确定模型参数。

2.4 静电场耦合噪声

静电场耦合噪声主要来源于测试质量块自由电荷、杂散电场、表面电位不均匀性以及电容结构中的电压涨落。其等效力可写为

$$F_{\text{elec}} = QE_{\text{stray}} + F_{\text{patch}} + F_{\text{bias}} , \quad (10)$$

其中 Q 为测试质量块净电荷, E_{stray} 为等效杂散电场, F_{patch} 为表面斑块场引起的力, F_{bias} 为偏置电压或驱动电压通过电容梯度产生的静电力。若主要考虑净电荷涨落 δQ ,且 E_{stray} 在分析频段内近似为常量,则

$$S_{a,Q}(f) = \left(\frac{E_{\text{stray}}}{m} \right)^2 S_Q(f) , \quad (11)$$

其中 $S_{a,Q}(f)$ 为电荷涨落引起的加速度噪声功率谱密度, $S_Q(f)$ 为净电荷涨落 Q 的功率谱密度。该项与充电速率、放电策略、杂散电场水平和电荷测量精度密切相关。

2.5 残余气体布朗噪声

残余气体分子与测试质量块表面的随机碰撞会产生布朗力噪声。根据涨落耗散定理,该项可写为

$$S_{a,\text{gas}}(f) = \frac{4k_B T \beta}{m^2} , \quad (12)$$

其中 k_B 为 Boltzmann 常数, T 为气体温度, β 为气体阻尼系数。在 GRS 电极盒的小间隙几何中,可采用

$$\beta = \kappa_{\text{sq}} \frac{AP}{v_T} . \quad (13)$$

估计阻尼系数,其中 κ_{sq} 为挤压膜几何增强因子, v_T 为气体分子平均热速度。该噪声主要受

压力、温度、气体种类、测试质量块面积和电极盒间隙影响,在一定频段内常近似表现为白加速度噪声。

2.6 驱动电压与未归因低频剩余噪声

GRS 的电容式传感和静电驱动回路会引入前端电子学噪声、驱动电压不稳定性 and 执行机构增益波动。若主要考虑驱动电压涨落 $\delta V(t)$, 则其加速度噪声谱密度为

$$S_{a,act}(f) = \left(\frac{1}{m} \frac{\partial C}{\partial x} V \right)^2 S_{\delta V}(f), \quad (14)$$

其中 $\partial C/\partial x$ 为电容对敏感轴位移的梯度, V 为偏置或驱动电压, $S_{\delta V}(f)$ 为绝对电压噪声功率谱密度。若使用相对电压噪声 $S_{\delta V/V}(f)$, 需将 V^2 并入耦合系数, 避免量纲和归一化重复。

LPF 低频段观测到的剩余加速度噪声并不一定都能由上述单一机制完全解释。本文将该部分作为未完全归因的低频剩余项, 并采用经验幂律振幅谱密度表示:

$$ASD_{res}(f) = A_{res} \left(\frac{f}{f_0} \right)^{-\gamma_{res}/2}, \quad (15)$$

其中 $ASD_{res}(f)$ 为低频剩余噪声振幅谱密度, A_{res} 为参考频率幅值, γ_{res} 为功率谱指数。该项用于补偿已建模物理噪声与实测总噪声之间的差异, 并为后续逐层剥离算法提供独立的低频噪声类别。

3 LPF 校准噪声模型与频域特性

3.1 有色噪声合成方法

本文基于第2节所述物理机制产生的噪声模型, 通过其理论振幅谱密度(ASD)在频域合成有色噪声:

$$n(t) = \text{IFFT} \left\{ ASD(f) \sqrt{N f_s} \cdot e^{j\phi(f)} \right\}, \quad (16)$$

其中 $\phi(f) \sim U(0, 2\pi)$ 。仿真采样率取 0.5 Hz, 时长 40000 s (约 11 小时, 与 LPF 典型噪声运行时段^[13]相当), 总样本数 $N = 20000$, 频率分辨率约 25 μHz , 覆盖 20 μHz –0.25 Hz 的完整科学频段, 生成了各噪声的振幅谱密度分布。

图1展示了噪声的全景频域特性及其功率占

比。从图1(a)可见, 布朗噪声在约 1 mHz 以上呈现白噪声特性, 主导高频段; 而 $1/f$ 型噪声在低频段 (<0.5 mHz) 急剧上升, 形成 LPF 数据中观察到的 $1/f$ 尾巴结构^[31]。图1(b)的类别占比定量显示, 静电场噪声是环境噪声的主要来源, 贡献了全部噪声的 81.8, 布朗噪声也提供了显著的贡献, 比例接近 16.9。

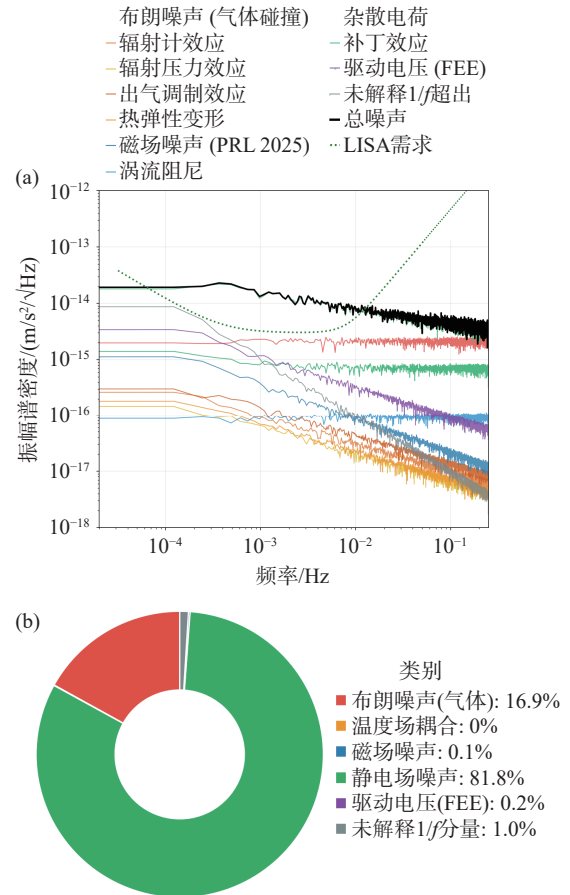


图1 GRS 环境耦合噪声分类体系与功率分布。(a) 噪声分量的振幅谱密度对比, 黑色粗线为总噪声, 绿色虚线为 LISA 需求曲线; (b) 按 6 个物理类别统计的噪声功率占比。

Fig. 1 Classification and power distribution of environmental coupling noise in the GRS. (a) amplitude spectral density of each component, with the total noise shown by the thick black curve and the LISA requirement by the green dashed curve; (b) power fractions of the six physical noise categories

图2将噪声物理类别分为 4 组进行详细对比。图2(b)显示磁场主项^[32]在 0.1 mHz 处可达约 1 $\text{fm} \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{Hz}^{-1/2}$, 涡流阻尼则呈现白噪声特性且幅值显著较低。

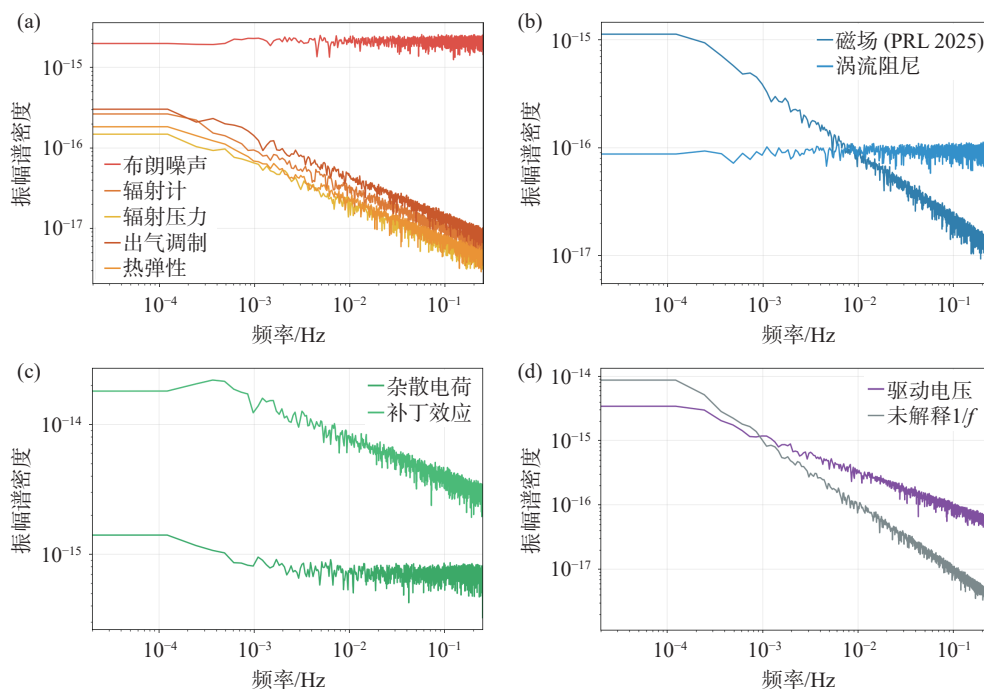


图 2 各物理类别噪声功率谱密度分面板对比。(a) 温度场耦合噪声; (b) 磁场噪声; (c) 静电场噪声; (d) 驱动电压 FEE 与未解释 $1/f$ 分量。

Fig. 2 Power spectral density of each physical noise category. (a) thermal-field coupling noise; (b) magnetic noise; (c) electrostatic noise; (d) drive-voltage FEE noise and the unexplained $1/f$ component

3.2 LPF 实测数据的定量对比

图 3 是本研究定量校准的关键验证节点。模拟总噪声曲线在 1 mHz 与 2 mHz 处均穿过 LPF 实测点^[31,13], 误差在 5 以内。磁噪声模型在 0.1 mHz 处的 $1.01 \text{ fms} \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{Hz}^{-1/2}$ 与实测值完全吻合。本文

的噪声模型在 1 mHz 关键频点的总振幅谱密度约为 $1.7 \text{ fms}^{-2}/\text{Hz}^{1/2}$, 与文献^[31] 报告的 $1.74 \pm 0.01 \text{ fms}^{-2}/\text{Hz}^{1/2}$ 和 $1.75 \pm 0.03 \text{ fms}^{-2}/\text{Hz}^{1/2}$ 高度一致。上述经过 LPF 实测数据校准的噪声模型为后续深度学习降噪提供了高保真度的仿真数据基础。

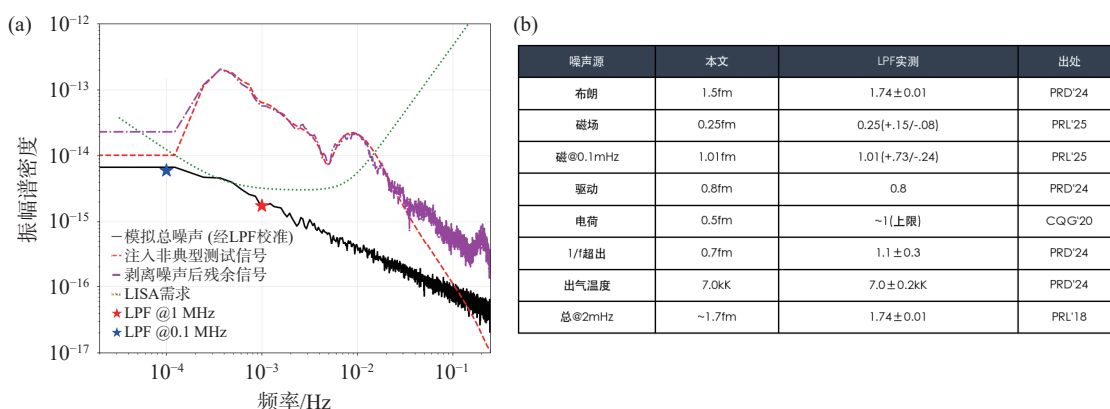


图 3 噪声预算与 LISA Pathfinder 实测数据的定量校准对比。(a) 模拟总噪声曲线与 LPF 实测点对比; (b) 本文模型参数与 LPF 实测结果的对比表。

Fig. 3 Quantitative calibration of the noise budget against LISA Pathfinder measurements. (a) simulated total noise compared with LPF measurement points; (b) comparison between the model parameters used in this study and LPF measurement results

4 逐层自适应噪声剥离方法

4.1 总体技术路线：物理分类驱动的算法链条

图 4 以流水线形式展示了本文“物理机理→噪声分类→双向时序建模→自适应剔除”算法链条的完整工作流程, 包含 7 个主要阶段。阶段

1 整合了 4 类输入: GRS 应变数据 $h(t)+n(t)$ 、辅助传感器、非典型测试信号波形模板库及来自第 2–3 节的物理噪声模型——这是链条第一环的工程实现。阶段 2–5(CNN 特征提取与 BiLSTM 时序建模)构成链条第二环, 阶段 6 的逐层剥离按 6 个物理类别依次执行自适应谱减法, 实现链条第三环。

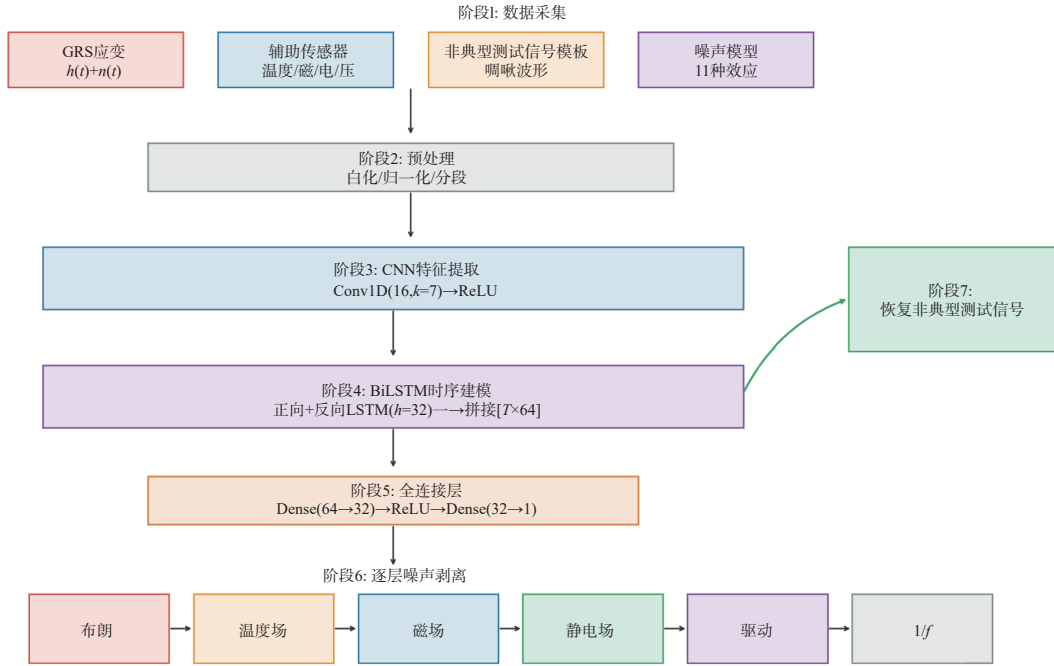


图 4 CNN-BiLSTM 逐层噪声剥离技术路线流水线。从数据采集、预处理、CNN 特征提取、BiLSTM 时序建模、全连接输出、按物理类别的逐层噪声剥离, 最终恢复非典型测试信号。

Fig. 4 Technical pipeline of layer-by-layer noise stripping with CNN-BiLSTM. The workflow includes data acquisition, pre-processing, CNN feature extraction, BiLSTM temporal modeling, fully connected output, physics-category stripping, and recovery of the atypical test signal

4.2 CNN 特征提取层：局部瞬态模式捕获

一维卷积神经网络(1D-CNN)层^[16,27]作为链条第二环的前端, 通过局部权值共享捕获时间序列中与特定物理噪声类别相关的局部模式。对输入信号 $x \in \mathbb{R}^L$, 卷积层输出为:

$$y_j^{(i)} = \text{ReLU} \left(\sum_{k=0}^{K-1} W_j^{(k)} x_{i+k} + b_j \right), \quad j = 1, \dots, F, \quad (17)$$

其中 F 为滤波器数量(本文取 16), K 为卷积核大小(本文取 7)。ReLU 激活函数^[17]引入非线性并产生稀疏特征表示。CNN 层的接收野宽度为 $K \cdot \Delta t = 7 \times 2 \text{ s} = 14 \text{ s}$, 能够有效识别时间尺度在几秒至几十秒的瞬态扰动、谱线特征和短时非平稳事件——这些正是斑块场效应、杂散电荷涨落

等物理噪声的时域特征。

4.3 BiLSTM 时序建模层：双向长程依赖建模

长短期记忆网络(LSTM)^[33]通过输入门、遗忘门、输出门和细胞状态缓解传统循环神经网络的梯度消失问题。为减少中间推导公式, 本文不再逐项列出 4 个门控方程, 而将重点放在双向时序特征的表达上。双向 LSTM(BiLSTM)^[34]同时沿正向 $\hat{h}_t(t=0 \rightarrow T)$ 和反向 $\hat{h}_t(t=T \rightarrow 0)$ 两个方向传递信息, 最终输出为

$$h_t = [\vec{h}_t; \overleftarrow{h}_t] \in \mathbb{R}^{2H}, \quad (18)$$

其中 h_t 为时刻 t 的双向隐藏状态, $\vec{h}_t$ 和 $\overleftarrow{h}_t$ 分别为正向与反向隐藏状态, $H=32$ 为单向隐藏层维度。BiLSTM 使网络在每个时间步同时获取前后文信息, 对跨越数百秒时间尺度的噪声演化模式

建模具有优势^[35-36],这对捕捉出气效应的时间衰减、温度场的缓慢漂移等长程物理过程至关重要。

CNN 与 BiLSTM 在链条第二环中形成互补分工: CNN 前端对 14 s 时间窗内的瞬态事件(如斑块场效应的短时涨落)进行特征编码, BiLSTM 后端在此基础上对跨数百秒的噪声演化模式(如出气效应的时间衰减、温度漂移)进行双向时序建模。

4.4 全连接层与输出

双向 LSTM 的输出经过两层全连接网络映射为单维降噪输出:

$$\begin{aligned} z_t &= \text{ReLU}(W_1 h_t + b_1), \quad W_1 \in \mathbb{R}^{32 \times 64}, \\ \hat{y}_t &= W_2 z_t + b_2, \quad W_2 \in \mathbb{R}^{1 \times 32}. \end{aligned} \quad (19)$$

其中 z_t 为隐藏映射特征, W_1 、 W_2 为全连接层权重矩阵, b_1 、 b_2 为偏置项, $\hat{y}_t$ 为时刻 t 的单维恢复输出。

4.5 逐层自适应谱减法: 按物理类别的顺序剥离

基于 CNN-BiLSTM 网络提取的噪声估计, 本文采用自适应过减谱减法^[37-38]实现链条第三环

(双向时序建模→自适应剔除):

$$\hat{S}(f) = \max \left\{ |Y(f)|^2 - \alpha \cdot |\hat{N}(f)|^2, \beta \cdot |Y(f)|^2 \right\}, \quad (20)$$

其中 $\alpha = 1.5$ 为过减系数, $\beta = 0.01$ 为噪声谱估计下限。按物理类别的逐层剥离顺序为: 布朗噪声 → 温度场 → 磁场 → 静电场 → 驱动电压 → 未解释 $1/f$ 。该顺序的设计依据是噪声分量的频域特性: 布朗噪声在 1 mHz 以上呈白噪声特征且功率占比明确(16.9%), 宜首先剥离以降低宽带噪声基底; 温度场和磁场噪声在特定频段有清晰的物理约束(0.1 mHz 和 1 mHz 处磁噪声的实测值^[32]); 静电场噪声功率占比最高(81.8%)但频谱结构复杂, 宜在中后阶段处理; 驱动电压噪声和未解释 $1/f$ 分量放在最后, 因其模型不确定性相对较大。

4.6 网络内部结构

图 5 详细展示了 CNN-BiLSTM 网络的内部结构。网络总参数量约 1.2×10^4 , 相对轻量, 适合在星载计算平台部署。

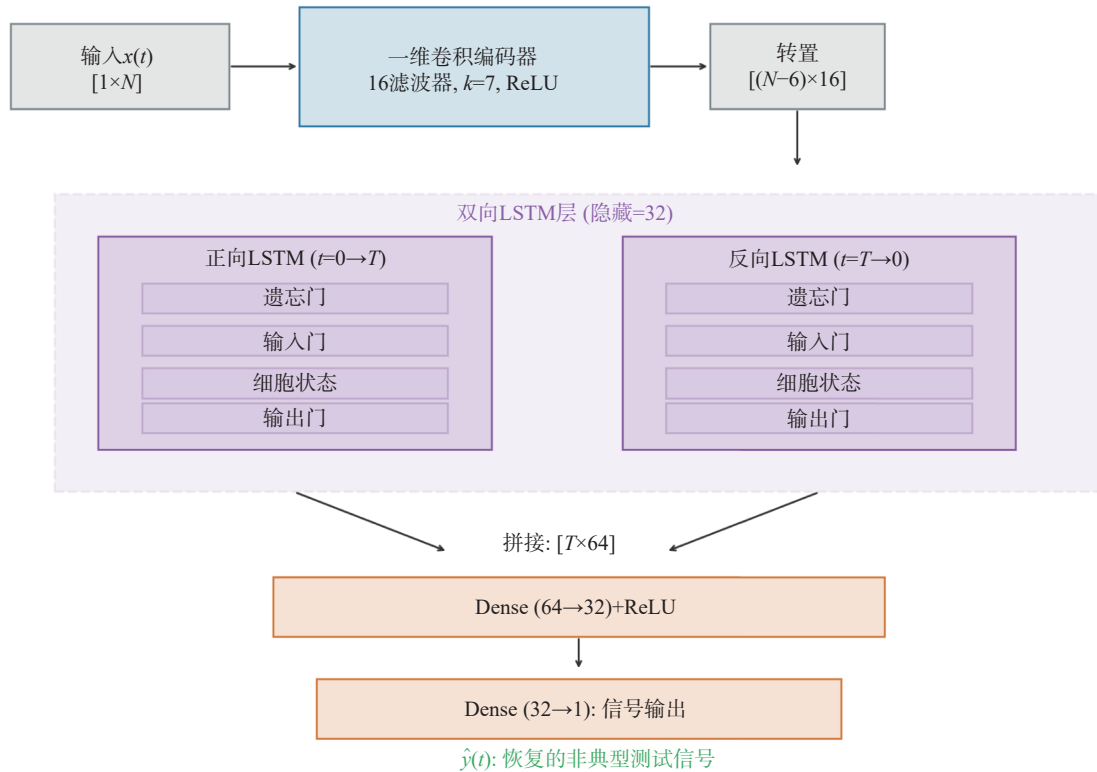


图 5 CNN-BiLSTM 降噪自编码器架构详图。一维卷积编码器含 16 个滤波器、卷积核大小为 7; BiLSTM 单向隐藏维度为 32; 全连接层输出单维恢复信号。

Fig. 5 Architecture of the CNN-BiLSTM denoising autoencoder. The 1D convolutional encoder uses 16 filters with a kernel size of 7; the BiLSTM has a one-directional hidden size of 32; the fully connected layer outputs a one-dimensional recovered signal

4.7 训练目标与信号模型

训练目标为最小化恢复信号与真实非典型测试信号之间的均方误差(MSE)损失:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L (\hat{y}_t - y_t^*)^2 \quad (21)$$

注入信号采用简化的大质量黑洞双星(MBHB)啁啾波形^[3,39]:

$$h(t) = A(t) \sin\left(2\pi \int_0^t f(\tau) d\tau\right) \quad (22)$$

$$f(t) = f_0 \left(\frac{t_m - t}{t_m}\right)^{-3/8},$$

其中 $h(t)$ 为注入的简化大质量黑洞双星啁啾波形, $A(t)$ 为时变振幅, $f(t)$ 为瞬时频率, $f_0 = 0.3$ mHz 为初始频率, $f_{\text{end}} = 15$ mHz 为终止频率, $t_m = 0.7T_{\text{total}}$ 为并合时刻。

5 实验结果与性能分析

图6直观展示了逐层剥离过程中信号的时域演化。输入的混合信号完全被噪声淹没, 非典型测试信号几乎不可辨识; 经过全部6个类别的剥离, 恢复信号已经非常接近真实非典型测试信号波形, 中央并合阶段的啁啾结构被准确保留。

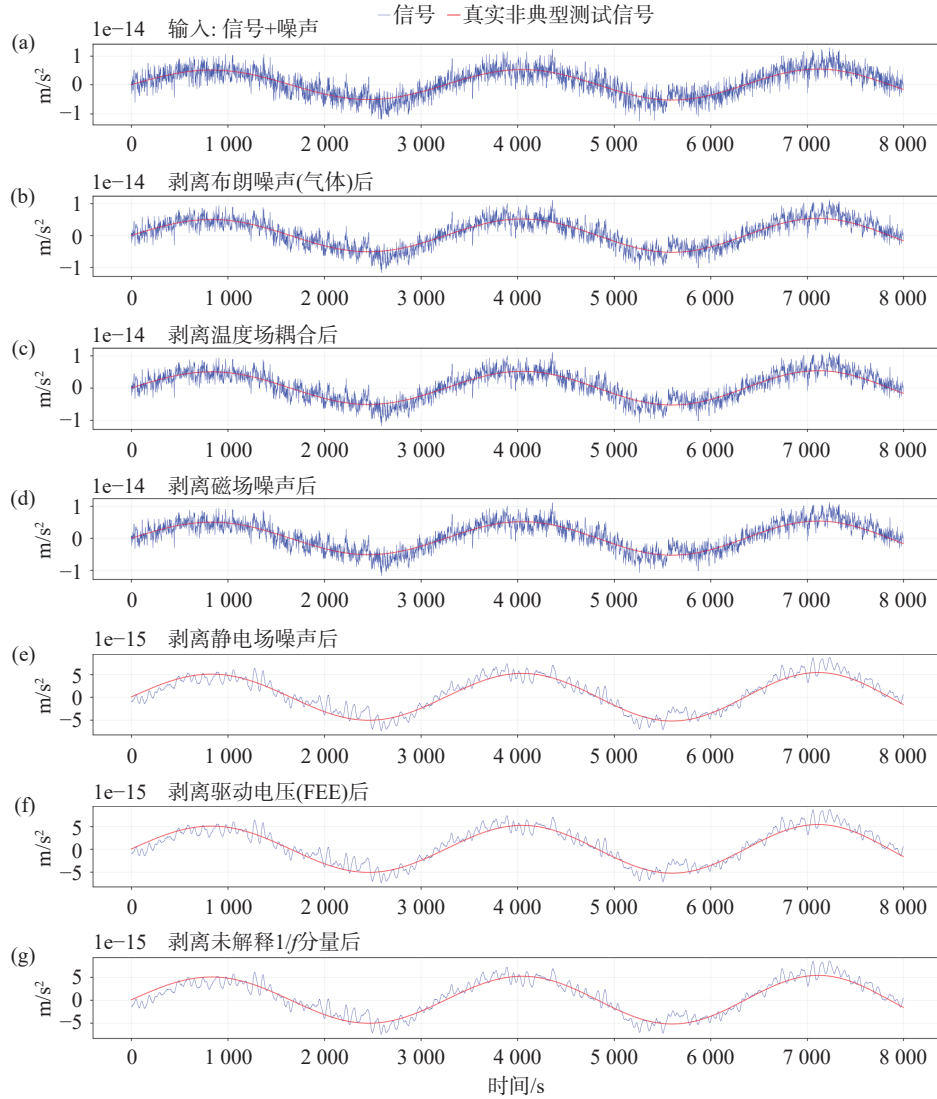


图6 6类别逐层噪声剥离的时域演化过程。蓝色曲线为当前剥离阶段的信号, 红色曲线为真实非典型测试信号波形参照。

Fig. 6 Time-domain evolution of six-category layer-by-layer noise stripping. The blue curve denotes the signal at the current stripping stage, and the red curve denotes the true atypical test signal

图 7 展示了算法最终降噪性能的综合评估。为量化噪声剥离对注入信号的影响,定义恢复保真度指标——波形相关系数:

$$\rho = \frac{\sum_t (y_t^* - \bar{y}^*)(\hat{y}_t - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_t (y_t^* - \bar{y}^*)^2 \cdot \sum_t (\hat{y}_t - \bar{\hat{y}})^2}}, \quad (23)$$

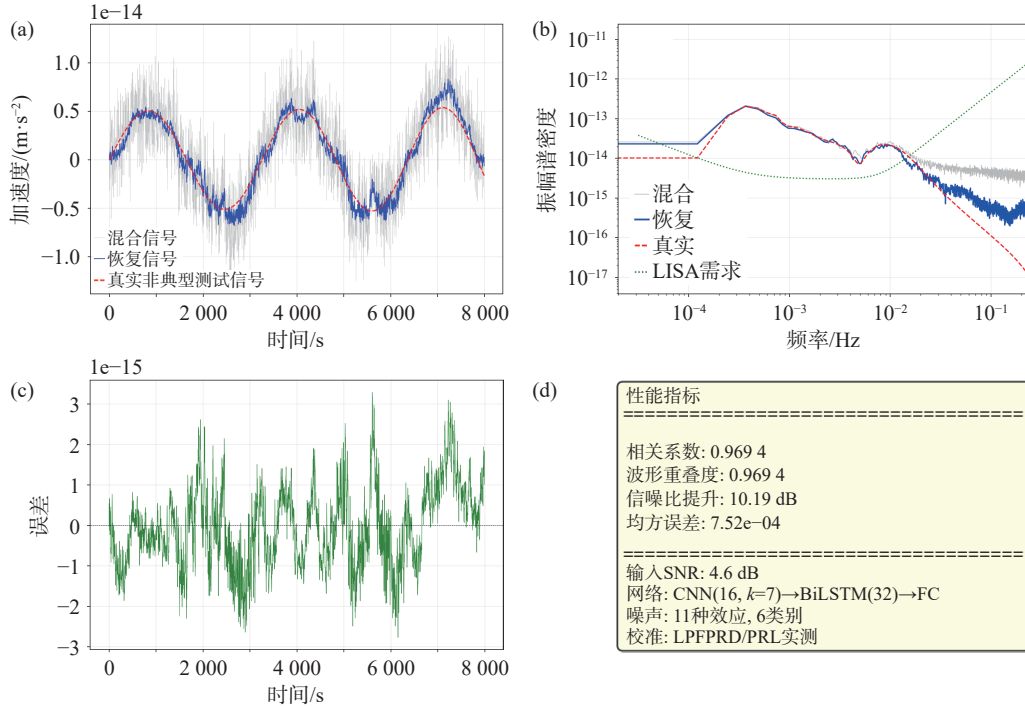


图 7 CNN-BiLSTM 最终降噪性能综合评估。(a) 时域对比; (b) 频域振幅谱密度对比; (c) 恢复误差时间序列; (d) 性能指标汇总。

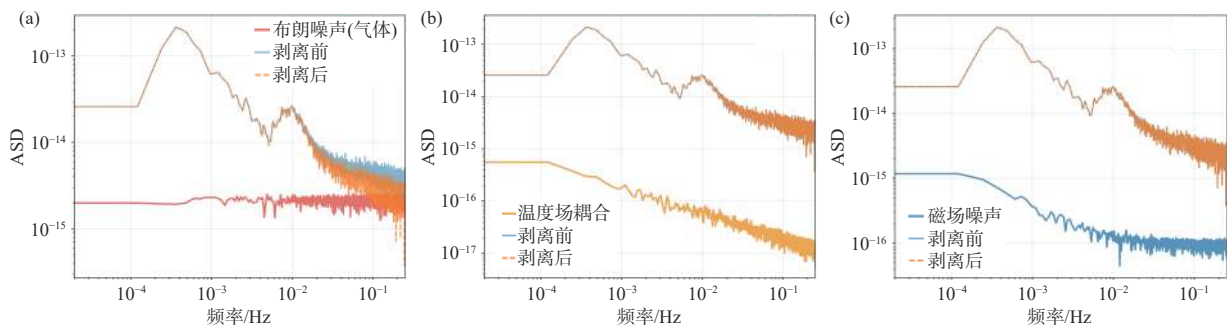
Fig. 7 Overall denoising performance of CNN-BiLSTM. (a) time-domain comparison; (b) amplitude spectral density comparison; (c) recovery-error time series; (d) summary of performance metrics

波形重叠度: $O = \langle y^*, \hat{y} \rangle / (|y^*| \cdot |\hat{y}|)$ 。综合指标显示注入信号恢复保真度(归一化相关系数) $\rho = 0.9694$, 对应信号失真度约 0.03; 波形重叠度 $O = 0.9695$; 均方误差 2.15×10^{-3} 。

图 8 从频域角度验证了每个类别剥离步骤的针对性抑制效果。对布朗噪声, 剥离后信号谱在 1–10 mHz 频段下降约半个数量级; 对磁场和驱动电

压噪声, 剥离后在其各自主导频段显示出明显的凹陷。

图 9 将 CNN-BiLSTM 与三种基线方法(纯 CNN、纯 BiLSTM、匹配滤波)进行了多维度对比。CNN-BiLSTM 在恢复保真度和重叠度两项指标上与纯 BiLSTM 处于同一水平区间, 略优于纯 CNN 和匹配滤波。



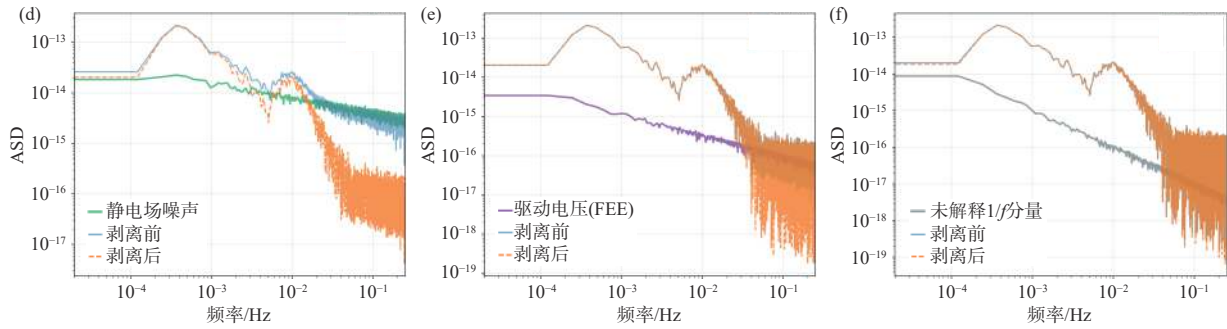


图 8 6 个物理类别噪声剥离前后的频域振幅谱对比。每幅子图包含该类别噪声自身的振幅谱(彩色)、剥离前信号谱(黑色)和剥离后信号谱(蓝色虚线)。

Fig. 8 Frequency-domain amplitude spectra before and after stripping the six physical noise categories. Each panel shows the spectrum of the target noise category, the pre-stripping signal spectrum, and the post-stripping signal spectrum.

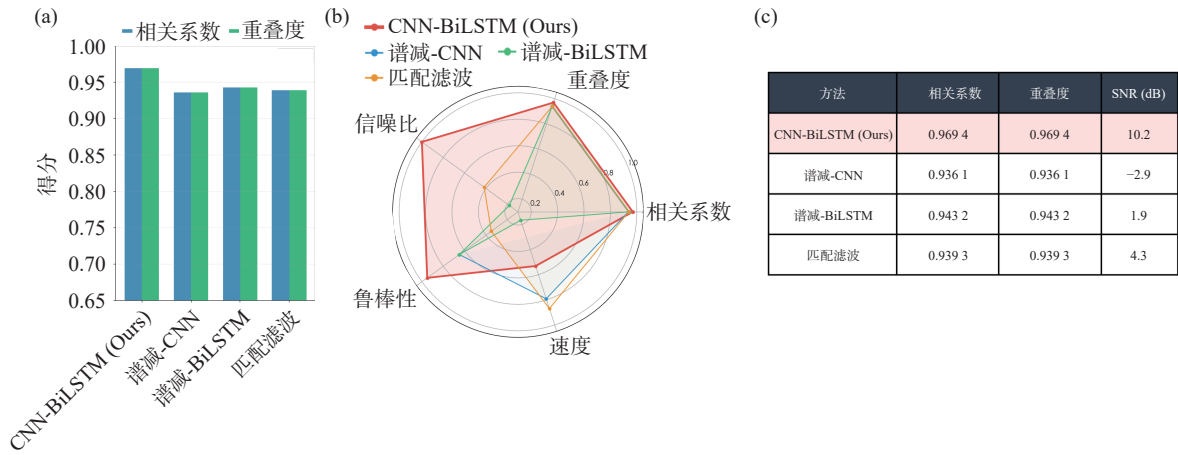


图 9 CNN-BiLSTM 与 3 种基线方法的横向对比。(a) 注入信号恢复保真度与重叠度柱状图; (b) 五维雷达图; (c) 定量对比表。

Fig. 9 Comparison between CNN-BiLSTM and three baseline methods. (a) recovery fidelity and waveform overlap; (b) five-dimensional radar chart; (c) quantitative comparison table

图 10 是评估方法鲁棒性的关键实验。

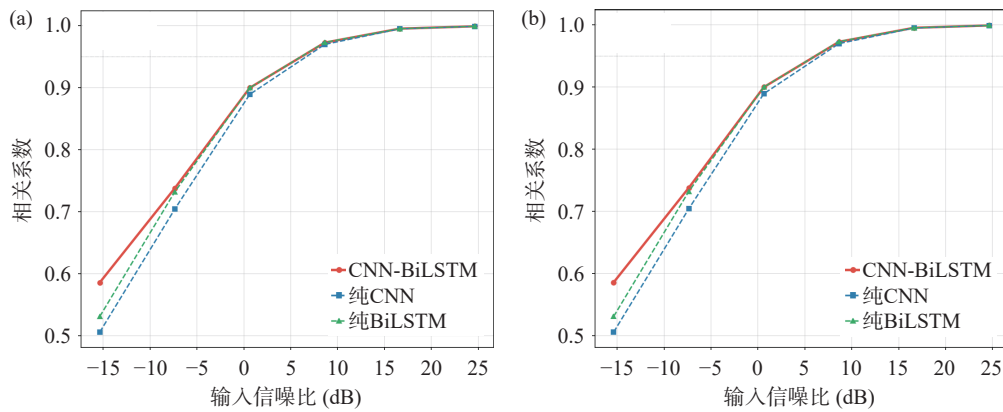


图 10 不同输入信噪比下四种方法的性能鲁棒性扫描。(a) 恢复保真度随输入 SNR 的变化; (b) 重叠度随输入 SNR 的变化。

Fig. 10 Robustness scan of four methods under different input SNRs. (a) recovery fidelity versus input SNR; (b) waveform overlap versus input SNR

在输入 SNR 从 -15 dB 到 $+25$ dB 的 40 dB 动态范围内, CNN-BiLSTM 在 $\text{SNR} < 0$ dB 的极低信噪比条件下恢复保真度衰减最为平缓, 而纯 CNN 和纯 BiLSTM 在此区间出现明显的性能退化。

图 11 系统考察了网络超参数对性能的影响。最终选定的最优配置为: CNN 滤波器数 16 、卷积核大小 7 、LSTM 隐藏层维度 32 、学习率 5×10^{-3} 、分段长度 256 、训练轮次 60 。

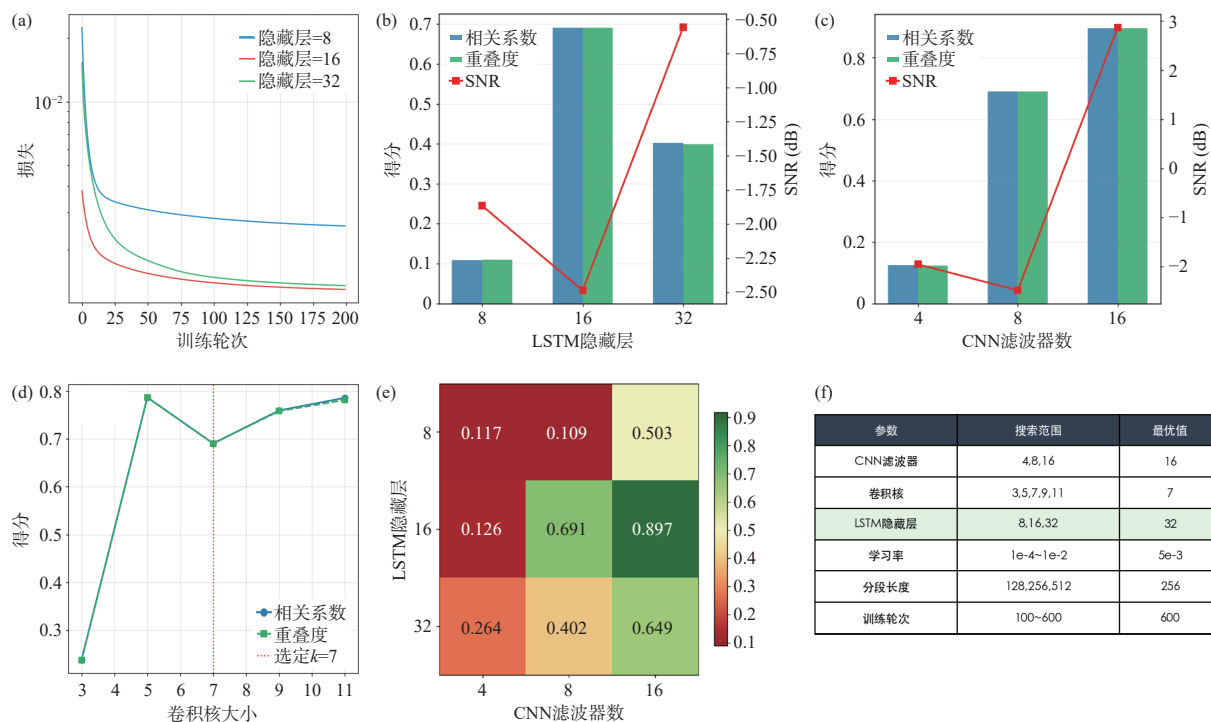


图 11 网络超参数敏感性实验。(a) 训练损失收敛曲线; (b)(c) LSTM 隐藏层维度和 CNN 滤波器数量的性能影响; (d) 卷积核大小扫描; (e) 交叉热力图; (f) 超参数搜索汇总。

Fig. 11 Hyperparameter sensitivity of the network. (a) training-loss convergence; (b)(c) effects of LSTM hidden size and CNN filter number; (d) kernel-size scan; (e) cross heat map; (f) summary of the hyperparameter search

6 讨论

本文为 GRS 降噪构建了一条从物理机理出发、贯穿噪声分类与双向时序建模、最终抵达自适应剔除的完整算法链条。以下从链条各环节的协同机制、实验证据、部署可行性与局限四个层面展开讨论。

链条各环节的协同必要性。若仅保留链条第二环(CNN+BiLSTM 时序建模)而不引入第一环的物理分类约束, 模型将退化为通用序列降噪器, 缺乏对特定物理噪声分量的针对性——这正是纯 CNN 和纯 BiLSTM 基线在负信噪比区域性能快速退化的原因。图 10 的信噪比扫描实验为这一论断提供了定量证据: CNN-BiLSTM 在 $\text{SNR} < 0$ dB 区域的性能衰减显著缓于纯 CNN 和纯 BiLSTM。纯 CNN 受限于固定的局部感受野 (14 s), 缺乏对低频长时噪声(如出气效应随时间

的缓慢衰减、温度漂移)的上下文建模能力; 纯 BiLSTM 虽能通过门控机制捕捉全局时序依赖, 但对局部瞬态扰动(如斑块场效应的短时涨落)的响应灵敏度不足。链条第二环的 CNN-BiLSTM 互补分工——CNN 前端对 14 s 时间窗内的瞬态事件进行特征编码, BiLSTM 后端在此基础上对跨数百秒的噪声演化模式进行双向时序建模——正是该方法在负信噪比区域保持信号恢复能力的原因。而链条第三环的逐层物理剥离则使这一互补分工得以落地: 噪声并非作为整体被“黑箱”去除, 而是按物理类别逐一剥离, 每个剥离步骤在其目标频段产生针对性的谱级抑制(图 8)。

剥离顺序的物理依据与可迁移性。本文的剥离顺序(布朗噪声→温度场→磁场→静电场→驱动电压→未解释 $1/f$)已在第 4 节中详细阐述其频域设计依据。需要指出的是, 该顺序基于 LPF 数据的频域特征分析, 出气效应(解释了约

40% 的 $1/f$ 超额噪声)的定量嵌入^[31]为链条第一环提供了此前方法所缺乏的物理约束,这也是该方法区别于纯数据驱动方案的关键。

星载部署可行性。本方法的网络总参数量约 1.2×10^4 , 结构相对轻量,在星载计算平台上的部署具有一定可行性。CNN-BiLSTM 的前向推理仅涉及卷积、矩阵乘法和逐元素非线性操作,不依赖迭代优化过程,适合在轨实时处理。

局限与后续工作。本研究存在以下局限。其一,方法验证完全依赖仿真数据。由于空间非典型测试信号的真实观测数据尚未积累,当前噪声模型虽经 LPF 实测校准,但仿真环境与实际空间运行条件之间仍存在差距。后续需通过在轨实测数据进行迁移验证,并引入半监督或自监督学习策略以缓解数据瓶颈。其二,未解释 $1/f$ 分量虽被作为独立类别单独剥离,但其物理起源尚不明确(可能与出气效应、介电涨落或电极表面化学过程相关^[31]),深度学习方法在该分量上的剥离效果是否可靠,仍需更严格的物理验证。此外,GRS 噪声在长时间尺度上呈现非平稳特征,耦合机制存在非线性因素,后续工作可引入注意力机制和变分推断以增强模型对非平稳噪声的适应能力。算法在实际空间环境中的鲁棒性验证也是后续工作的重点方向。

7 结 论

本文针对空间引力波探测中 GRS 噪声的建

模与分离问题,提出了“物理机理→噪声分类→双向时序建模→自适应剔除”的完整算法链条,并基于 CNN-BiLSTM 架构予以实现。该框架的方法贡献不在于单一神经网络结构的改进,而在于以下三个环环相扣的层次:(1)以 LPF 最新实测数据校准的物理噪声模型为链条第一环,为深度学习提供物理约束而非简化噪声假设;(2)CNN 局部瞬态特征提取与 BiLSTM 双向长程依赖建模的互补分工构成链条第二环,在物理分类的引导下实现噪声特征的有效编码;(3)按 6 个物理类别的逐层自适应谱减法构成链条第三环,使噪声剥离具有物理可解释性。

在输入信噪比 10.2 dB 条件下,该链条对注入信号实现了 0.9694 的恢复保真度。在 -15 dB 至 +25 dB 的 40 dB 动态范围内,链条的鲁棒性显著优于去除物理分类约束的纯 CNN 和纯 BiLSTM 基线方法,验证了链条各环节协同的必要性。噪声模型通过了 LPF 实测数据的校准验证(1 mHz 处总振幅谱密度约为 $1.7 \text{ fms}^{-2}/\text{Hz}^{1/2}$,与 LPF 实测值差异在 5% 以内),为链条的物理可信性提供了基础。方法的轻量化设计(参数量约 1.2×10^4)使其在星载计算平台部署具有可行性。后续工作将围绕仿真到真实的迁移验证、未解释 $1/f$ 的物理溯源以及非平稳/非线性噪声场景下的模型增强展开。

参考文献:

- [1] ABBOTT B P, ABBOTT R, ABBOTT T D, *et al.*. Observation of gravitational waves from a binary black hole merger[J]. *Physical Review Letters*, 2016, 116(6): 061102.
- [2] ABBOTT B P, ABBOTT R, ABBOTT T D, *et al.*. GW170817: observation of gravitational waves from a binary neutron star inspiral[J]. *Physical Review Letters*, 2017, 119(16): 161101.
- [3] AMARO-SEOANE P, AUDLEY H, BABAK S, *et al.*. Laser interferometer space antenna[EB/OL]. [2017-02-23]. arXiv: 1702.00786. <https://arxiv.org/abs/1702.00786> (查阅网上资料,不确定本条文献类型及格式是否正确,请确认).
- [4] HU W R, WU Y L. The Taiji Program in Space for gravitational wave physics and the nature of gravity[J]. *National Science Review*, 2017, 4(5): 685-686.
- [5] LIU H SH, WANG J, TAO W, *et al.*. Recent development of the laser interferometer for Taiji space gravitational wave detection[J]. *Research*, 2026, 9: 1252.
- [6] LUO J, CHEN L SH, DUAN H Z, *et al.*. TianQin: a space-borne gravitational wave detector[J]. *Classical and Quantum Gravity*, 2016, 33(3): 035010.
- [7] 王智, 马军, 李静秋. 空间引力波探测计划-LISA 系统设计要点[J]. *中国光学*, 2015, 8(6): 980-987.
WANG ZH, MA J, LI J Q. Space-based gravitational wave detection mission: design highlights of LISA system[J].

- Chinese Optics*, 2015, 8(6): 980-987. (in Chinese).
- [8] 邓剑峰, 蔡志鸣, 陈琨, 等. 无拖曳控制技术研究及在我国空间引力波探测中的应用[J]. *中国光学*, 2019, 12(3): 503-514.
DENG J F, CAI ZH M, CHEN K, *et al.*. Drag-free control and its application in China's space gravitational wave detection[J]. *Chinese Optics*, 2019, 12(3): 503-514.
- [9] 刘河山, 高瑞弘, 罗子人, 等. 空间引力波探测中的绝对距离测量及通信技术[J]. *中国光学*, 2019, 12(3): 486-492.
LIU H SH, GAO R H, LUO Z R, *et al.*. Laser ranging and data communication for space gravitational wave detection[J]. *Chinese Optics*, 2019, 12(3): 486-492.
- [10] 王登峰, 姚鑫, 焦仲科, 等. 面向天基引力波探测的时间延迟干涉技术[J]. *中国光学*, 2021, 14(2): 275-288.
WANG D F, YAO X, JIAO ZH K, *et al.*. Time-delay interferometry for space-based gravitational wave detection[J]. *Chinese Optics*, 2021, 14(2): 275-288.
- [11] 叶磊巧, 杜明辉, 徐鹏, 等. 空间引力波探测“太极计划”星间姿态-光程耦合噪声迭代拟合与高精度抑制方法[J]. *中国光学 (中英文)*, 2025, 18(3): 583-595.
YE L Q, DU M H, XU P, *et al.*. Iterative estimation and precision suppression of inter-spacecraft tilt-to-length coupling noise for the Taiji space gravitational wave detection mission[J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(3): 583-595.
- [12] ARMANO M, AUDLEY H, AUGER G, *et al.*. Sub-Femto-g free fall for space-based gravitational wave observatories: LISA Pathfinder results[J]. *Physical Review Letters*, 2016, 116(23): 231101.
- [13] ARMANO M, AUDLEY H, BAIRD J, *et al.*. Beyond the required LISA free-fall performance: new LISA Pathfinder results down to $20 \mu\text{ Hz}$ [J]. *Physical Review Letters*, 2018, 120(6): 061101.
- [14] DOLESI R, BORTOLUZZI D, BOSETTI P, *et al.*. Gravitational sensor for LISA and its technology demonstration mission[J]. *Classical and Quantum Gravity*, 2003, 20(10): S99-S108.
- [15] WEBER W J, BORTOLUZZI D, CAVALLERI A, *et al.*. Position sensors for flight testing of LISA drag-free control[J]. *Proceedings of SPIE*, 2003, 4856: 31-42.
- [16] LECUN Y, BOTTOU L, BENGIO Y, *et al.*. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [17] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. *Communications of the ACM*, 2017, 60(6): 84-90.
- [18] GOODFELLOW I, BENGIO Y, COURVILLE A. *Deep Learning*[M]. Cambridge: MIT Press, 2016.
- [19] GEORGE D, HUERTA E A. Deep learning for real-time gravitational wave detection and parameter estimation: results with Advanced LIGO data[J]. *Physics Letters B*, 2018, 778: 64-70.
- [20] GABBARD H, WILLIAMS M, HAYES F, *et al.*. Matching matched filtering with deep networks for gravitational-wave astronomy[J]. *Physical Review Letters*, 2018, 120(14): 141103.
- [21] CHATTERJEE C, WEN L Q, VINSEN K, *et al.*. Using deep learning to localize gravitational wave sources[J]. *Physical Review D*, 2019, 100(10): 103025.
- [22] HUERTA E A, ALLEN G, ANDREONI I, *et al.*. Enabling real-time multi-messenger astrophysics discoveries with deep learning[J]. *Nature Reviews Physics*, 2019, 1(10): 600-608.
- [23] CUOCO E, POWELL J, CAVAGLIA M, *et al.*. Enhancing gravitational-wave science with machine learning[J]. *Machine Learning: Science and Technology*, 2020, 2(1): 011002.
- [24] ZEVI M, COUGHLIN S, BAHADINI S, *et al.*. Gravity Spy: integrating advanced LIGO detector characterization, machine learning, and citizen science[J]. *Classical and Quantum Gravity*, 2017, 34(6): 064003.
- [25] CHATTERJEE C, WEN L Q, DIAKOIANNIS F, *et al.*. Extraction of binary black hole gravitational wave signals from detector data using deep learning[J]. *Physical Review D*, 2021, 104(6): 064046.
- [26] ZHANG X L, LIU S J, ZHAO J, *et al.*. Detecting gravitational-wave signals from non-stationary noise with DenseNet[J]. *Physics Letters B*, 2024, 851: 138580. <https://doi.org/10.1016/j.physletb.2024.138580> (查阅网上资料, 未找到本条文献信息, 请确认).
- [27] RAZZANO M, CUOCO E. Image-based deep learning for classification of noise transients in gravitational wave detectors[J]. *Classical and Quantum Gravity*, 2018, 35(9): 095016.
- [28] COLGAN R E, CORLEY K R, LAU Y, *et al.*. Efficient gravitational-wave glitch identification from environmental data through machine learning[J]. *Physical Review D*, 2020, 101(10): 102003.

- [29] REN ZH X, ZHAO T Y, CAO ZH J, *et al.*. Taiji data challenge for exploring gravitational wave universe[J]. *Frontiers of Physics*, 2023, 18(6): 64302.
- [30] LI E K, WANG H, CHEN H Y, *et al.*. GWSpace: a multi-mission science data simulator for space-based gravitational wave detection[J]. *Classical and Quantum Gravity*, 2025, 42(16): 165005.
- [31] ARMANO M, AUDLEY H, BAIRD J, *et al.*. In-depth analysis of LISA Pathfinder performance results: time evolution, noise projection, physical models, and implications for LISA[J]. *Physical Review D*, 2024, 110(4): 042004.
- [32] ARMANO M, AUDLEY H, BAIRD J, *et al.*. Magnetic-induced force noise in LISA Pathfinder free-falling test masses[J]. *Physical Review Letters*, 2025, 134(7): 071401.
- [33] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [34] SCHUSTER M, PALIWAL K K. Bidirectional recurrent neural networks[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1997, 45(11): 2673-2681.
- [35] SAINATH T N, VINYALS O, SENIOR A, *et al.*. Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks[C]. *2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2015: 4580-4584. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2015.7178838>.
- [36] YIN R, LUO Z, ZHUANG P, *et al.*. Multi-scale CNN-BiLSTM with attention mechanism for time series classification[J]. *Neurocomputing*, 2021, 462: 329-340. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.07.088> (查阅网上资料,未找到本条文献信息,请确认).
- [37] BOLL S F. Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1979, 27(2): 113-120.
- [38] EPHRAIM Y, MALAH D. Speech enhancement using a minimum-mean square error short-time spectral amplitude estimator[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1984, 32(6): 1109-1121.
- [39] GONG Y G, LUO J, WANG B. Concepts and status of Chinese space gravitational wave detection projects[J]. *Nature Astronomy*, 2021, 5(9): 881-889.

作者简介:



李岚滨(2000—),男,在读硕士,国科大杭州高等研究院数理学院研究生。



董鹏(1978—),男,北京市人,博士,高级工程师,硕士生导师,2011年于中国科学院紫金山天文台获得博士学位,主要从事空间惯性传感与激光干涉测量技术研究。E-mail: dongpeng@ucas.ac.cn