

基于扩展 LSTM 网络的引力透镜下空间引力波探测研究

王天龙^{1,2,3}, 赵天宇², 杜明辉², 罗子人^{2,4,5}, 董鹏^{1,4,5}, 徐鹏^{1,2,4,5,6}

1 (国科大杭州高等研究院 基础物理与数学科学学院 杭州 310024)

2 (中国科学院力学研究所 国家微重力实验室引力波实验中心 北京 100190)

3 (中国科学院大学 北京 100049)

4 (国科大杭州高等研究院 浙江省引力波精密测量重点实验室 杭州 310024)

5 (中国科学院大学 太极引力波宇宙实验室 (北京/杭州) 北京 100049)

6 (兰州大学 兰州理论物理中心 兰州 730000)

摘要 空间引力波探测任务预期将探测到具有统计显著性的引力波透镜事件, 为宇宙学参数测量与基础物理检验开辟新的观测窗口。在毫赫兹频段, 引力波波长可与典型透镜体的施瓦西半径相当, 从而使波动光学效应在透镜化信号中占据重要地位。面对未来观测中大规模候选事件的快速筛选需求, 传统基于模板匹配的透镜信号识别方法往往计算开销较高, 难以直接满足高效预处理与分析的实际需求。本文提出一种基于扩展的长短期记忆网络识别透镜化引力波的方法, 通过对白化后的空间引力波探测器 TDI A 与 E 双通道频域数据进行序列建模, 利用可扩展的矩阵记忆结构捕捉跨越毫赫兹频带的弱振幅衍射与干涉调制特征。实验结果表明, 该方法在混合透镜数据集上的分类性能达到 $AUC > 0.99$, 并在低误报率工作区间相较基线 LSTM 模型表现出更高的检出能力。在点质量透镜与奇异等温球等典型透镜模型以及低信噪比条件下, 模型性能均保持稳定, 体现出良好的跨模型泛化能力与鲁棒性。由于推断阶段计算开销较低, 该方法可作为未来空间引力波透镜候选事件搜索的预筛选工具, 为后续精细参数估计与物理分析提供支持。

关键词 空间引力波探测; 引力透镜; 深度学习; 波动光学

中图分类号 V524

Detection of Lensed Gravitational Waves in the Millihertz Band Using Extended LSTM Network*

Wang Tianlong^{1,2,3}, Zhao Tianyu², Du Minghui², Luo Ziren^{2,4,5}, Dong Peng^{1,4,5}, Xu Peng^{1,2,4,5,6}

1 (School of Fundamental Physics and Mathematical Sciences, Hangzhou Institute for Advanced Study, University of Chinese Academy of Sciences (UCAS), Hangzhou 310024, China)

2 (Center for Gravitational Wave Experiment, National Microgravity Laboratory, Institute of Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

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

4 (Key Laboratory of Gravitational Wave Precision Measurement of Zhejiang Province, Hangzhou Institute for Advanced Study, UCAS, Hangzhou 310024, China)

5 (Taiji Laboratory for Gravitational Wave Universe (Beijing/Hangzhou), UCAS, Beijing 100049, China)

6 (Lanzhou Center of Theoretical Physics, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

* 基金项目: 国家重点研发计划 (No. 2021YFC2201903, No. 2021YFC2201901)

Abstract Space-based gravitational wave missions are expected to detect a statistically significant population of gravitational wave lensing events, offering new opportunities for cosmology and fundamental physics. In the millihertz band, the GW wavelength can be comparable to the Schwarzschild radius of the lens, giving rise to prominent wave-optics effects. To meet the need for rapid identification among large volumes of candidate events in future surveys, conventional template-matching pipelines are often computationally expensive and thus less suited to fast pre-screening. In this work, we propose an extended long short-term memory (xLSTM)-based lensing feature extraction model. By processing whitened frequency-domain data from the A and E channels of space-based detectors, the model leverages a matrix-memory structure to effectively capture diffraction-induced amplitude patterns across the millihertz band. Experiments on the mixed lensing dataset show that the proposed method achieves $AUC > 0.99$ and provides improved detection capability over baseline models in the low false positive rate regime. The performance remains stable under representative lens models, including the point-mass and the singular isothermal sphere lens, demonstrating good cross-model generalization; the method also retains an advantage at low signal-to-noise ratios. Owing to its low inference-time cost, this approach can serve as an efficient pre-screening tool for future searches for lensed GW candidates in space-based observations.

Key words space-based gravitational wave detection; gravitational lensing; deep learning; wave-optics

0 引言

自 2015 年 LIGO 首次探测到双黑洞并合事件 GW150914 以来^[1], 引力波天文学已开启了探索宇宙的新纪元^[2]。地基探测器网络虽然取得了阶段性的成果^[3], 但受限于干涉臂长和地面噪声, 其观测窗口主要局限于 10 Hz 以上的高频段。为了探测更遥远、更大质量的天体物理过程, 如超大质量黑洞双星的并合, 国际上规划了 LISA 任务^[4], 中国科学院发起了“太极计划”^[4], 中山大学发起了“天琴计划”^[6]。这些空间引力波探测任务将打开毫赫兹频段的观测窗口^[7], 有望探测到来自高红移的大质量黑洞双星并合引力波信号^[8]。随着观测距离的显著增加, 引力波在传播过程中受到前景大质量结构引力透镜调制的概率显著提高, 使透镜化引力波信号的探测成为一项重要且可期的科学目标^{[8][9]}。

在毫赫兹频段, 引力波的波长通常与星系或大质量黑洞等透镜体的施瓦西半径处于相近量级。在这一条件下, 引力透镜的几何光学近似不再完全适用, 波动光学效应的衍射与干涉过程将显著影响引

力波的传播行为^{[9][10][11]}。相应地, 透镜化引力波信号在频域上表现为复杂的振幅调制与相位畸变, 蕴含着丰富的透镜物理参数信息^{[12][13][14][15]}。然而, 这类信号特征也对数据分析方法提出了更高要求。传统的透镜信号识别通常依赖基于模板库的匹配滤波方法, 虽然精度较高, 但计算代价昂贵。面对未来空间引力波探测任务中大量候选事件的快速筛选需求, 现有方法计算代价较高, 难以直接满足高效预处理与分析的需求^[16]。

近年来, 深度学习作为一种高效的数据处理手段, 已逐渐应用于引力波信号识别与分析^[17]。Kim 等^[16]利用 VGG-19 网络对引力波时频图进行分类, 成功识别由引力透镜效应引起的引力波拍频图像。Goyal 等^[18]首先将强透镜事件识别表述为一种监督学习问题, 利用候选事件的 Q -transform 图以及定位天图作为输入, 通过深度网络实现对透镜事件对的快速筛查, 并表明其识别效率可与已有方法相当, 同时在计算速度上更具优势。Magare 等^[19]在此基础上进一步提出 SLICK 流水线, 采用并行

神经网络联合处理 Q-transform 图与正弦高斯图, 结果显示引入多种时频表示图后, 模型在低误报率区域的检出表现得到进一步提升。此外, Li 等^[20]将视觉 Transformer 引入透镜引力波识别任务, 构建了结合 Squeeze-and-Excitation 与多层感知机模块的图像模型, 用于学习时频谱图对之间的形态相似性, 并在模拟数据上展示出较好的鲁棒性与泛化能力。这些工作表明, 基于时频图的深度学习方法已在透镜化引力波信号识别中展现出良好潜力。然而, 这类方法大多将信号分析转化为图像分类问题, 其性能在一定程度上受限于分辨率及窗口参数选择。同时, 额外的预处理过程可能在频域上引入平滑效应, 从而削弱波动光学条件下细微振幅调制与衍射条纹结构的可辨识性。

与上述图像识别方法不同, 本文对空间引力波探测器 TDI 通道的频域序列数据进行建模, 从而避免了数据在时频转换过程中可能引入的信息损失。对于波动光学条件下的透镜化引力波信号, 其衍射与干涉调制通常表现为跨频率区间的相关振荡结构, 因此更适合通过序列建模方法进行刻画。近年来的研究也表明, 基于序列建模的深度学习方法在处理连续频域信号时能够更有效捕捉长程依赖关系。本文引入扩展的长短期记忆网络结构, 通过增强记忆状态的表达能力, 提高模型对跨频带调制结构的建模能力, 从而提升透镜化信号识别性能。本文工作的主要贡献可以概括为: (1) 提出一种面向空间引力波探测器 TDI 频域数据的序列建模方法, 减少数据转换可能带来的信息损失; (2) 将扩展的长短期记忆网络引入透镜化引力波识别问题, 以增强对跨频带弱相干调制结构的建模能力; (3) 构建包含点质量透镜与奇异等温球透镜的模拟数据集, 系统评估模型在不同透镜模型及信噪比条件下的识别性能, 验证该方法在空间引力波透镜

信号识别中的适用性与有效性。

1 物理模型与数据模拟

1.1 引力透镜效应

当引力波经过大质量天体附近时, 其传播路径会发生偏折。引力透镜会对引力波信号产生畸变, 其物理机制主要取决于引力波波长 λ_{GW} 与透镜史瓦西半径 R_s 之间数量级大小的关系。为刻画这一关系, 常引入无量纲频率参数 $w = \frac{8\pi G M_L z f}{c^3}$, 红移后的透镜质量 $M_{Lz} = M_L(1 + z_L)$ 。透镜质量越大、透镜红移越高或引力波频率越高, w 的取值越大, 对应的透镜效应由波动光学逐渐过渡至几何光学; 反之当 $w \ll 1$ 时, 衍射与干涉等波动光学效应更为显著。在本文的模拟数据中, 考虑到空间引力波探测器的频率范围以及透镜质量, 所生成样本对应的无量纲频率参数大致覆盖 $w \approx 0.1 - 100$ 。该范围同时包含波动光学区域、波动光学和几何光学的过渡区间, 能够覆盖不同透镜调制情况。

如图 1 所示, 波源与透镜的相对几何位置可用无量纲冲击参数 y 描述。本文使用常用的角尺度归一化定义: $y = \frac{\gamma D_L}{\xi_0 D_S}$ 。这里 γ 为源相对透镜光轴的横向偏移; D_L 与 D_S 分别为观测者到透镜、观测者到波源的距离; ξ_0 为透镜平面上的爱因斯坦半径, 可以用上述的参数表示 $\xi_0 = \sqrt{\frac{4GM_L D_{LS} D_L}{c^2 D_S}}$ 。

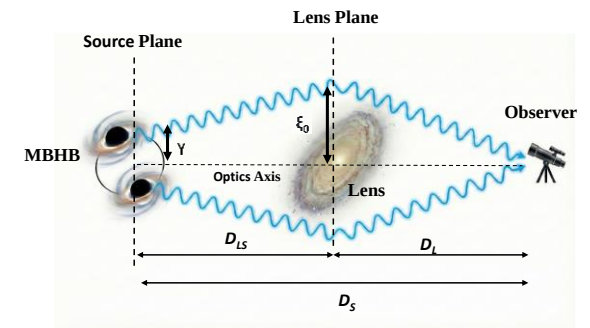


图 1 引力波引力透镜效应几何示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the gravitational lensing

geometry

在给定频率 f 下，透镜化后的频域波形 $\widetilde{h_{+,\times}^L}(f)$ 与无透镜波形 $\widetilde{h_{+,\times}}(f)$ 通过复放大因子 $F(f)$ 相联系：

$$\widetilde{h_{+,\times}^L}(f) = F(f) \widetilde{h_{+,\times}}(f). \quad (1)$$

点质量透镜常用于描述黑洞等致密天体作为透镜的情况，其三维密度分布可写为 $\rho(r) = M_L \delta^3(r)$ 。点质量透镜在全物理区间内的放大因子可表示为：

$$F(w) = \exp\left[\frac{\pi w}{4} + \frac{iw}{2}\left(\ln\left(\frac{w}{2}\right) - 2\phi_m(y)\right)\right] \Gamma\left(1 - \frac{iw}{2}\right) {}_1F_1\left(\frac{iw}{2}, 1, \frac{iwy^2}{2}\right). \quad (2)$$

其中 $\phi_m(y) = \frac{(x_m - y)^2}{2} - \ln x_m$ ，且 $x_m = \frac{y + \sqrt{y^2 + 4}}{2}$ 。式中， $\Gamma(z)$ 为欧拉伽马函数， ${}_1F_1(a, b, c)$ 为 Kummer 合流超几何函数。

奇异等温球透镜常用于描述星系或暗物质晕，其三维密度分布为 $\rho(r) = \frac{\sigma_v^2}{2\pi r^2}$ ， σ_v 为速度弥散。对应的投影面密度为 $\Sigma(\xi) = \frac{\sigma_v^2}{2\xi}$ 。以爱因斯坦半径 ξ_0 作为归一化尺度，其表达式为 $\xi_0 = 4\pi \frac{\sigma_v^2 D_L D_{LS}}{c^2 D_S}$ 。放大因子的一般形式可由衍射积分给出：

$$F(w) = -iw \exp\left(\frac{iwy^2}{2}\right) \int_0^\infty x J_0(wxy) \exp\left[iw\left(\frac{1}{2}x^2 - x + \phi_m(y)\right)\right] dx. \quad (3)$$

其中 J_0 为零阶贝塞尔函数， $\phi_m(y)$ 为与 y 相关的相位项。由于被积函数中包含 $\exp(iwx^2/2)$ 项，当 w 较大时，该积分表现出高频的振荡特性。常规的数值积分方法易发散或产生一定数值误差。为保证训练数据的物理精确性，本文在奇异等温球透镜放大因子的计算中采用了开源引力波透镜计算库 GLoW (Gravitational Lensing of Waves) [21] 中封装的相关函数。该库对相关算法精度进行了系统的数值验证，其放大因子计算的相对误差可控制在

10^{-3} 量级以内。

1.2 数据生成

本文采用 IMRPhenomD 模板 [20] 生成未透镜化的双偏振分量 $\tilde{h}_+(f)$ 与 $\tilde{h}_\times(f)$ 。涉及到相关源参数记为 $\{q, \mathcal{M}, t_c, z_S, \theta_S, \phi_S, \iota, \psi\}$ 。其中 q 为质量比， $\mathcal{M} = \frac{(m_1 m_2)^{3/5}}{(m_1 + m_2)^{1/5}}$ 为啁啾质量， t_c 为并合时刻， z_S 为源的红移， (θ_S, ϕ_S) 为源的天空位置， ι 为倾角， ψ 为偏振角。各参数的取值范围与采样分布见表 1。对每个候选样本，根据透镜参数计算复放大因子并生成透镜化信号。

表 1 引力波源与透镜参数的取值范围与分布

Table 1 Parameter ranges and sampling distributions for gravitational wave sources and lenses

参数	参数范围
$q/--$	Uniform [0.06, 0.99]
$\mathcal{M}/M_\odot$	Uniform [10^5 , 10^6]
t_c/s	Uniform [-3600, 3600]
$z_S/--$	Uniform [0.1, 3.0]
$(\theta_S/\text{rad}, \phi_S/\text{rad})$	Uniform $[0, \pi] \times [0, 2\pi]$
ι/rad	Uniform $[0, \pi]$
ψ/rad	Uniform $[0, \pi]$
$M_L/M_\odot$	Log-uniform [10^6 , 10^8]
$y/--$	Uniform [0, 3]
$z_L/--$	Uniform $[0.1, z_S]$
SNR	Uniform [30, 80]

生成透镜化与未透镜化的数据后，我们使用 bbhx 软件包 [23] 将生成的透镜化波形投影到 LISA 轨道上，精确计算随时间变化的天线响应函数。为了模拟真实的观测环境，我们在投影后的 A 和 E 通道数据上叠加高斯噪声。噪声功率谱密度 $S_n(f)$ 由光学测量噪声 P_{OMS} 和加速度噪声 P_{acc} 组成：

$$P_{(OMS)}(f) = (15\text{pm})^2 \left[1 + \left(\frac{2\text{mHz}}{f} \right)^4 \right] \left(\frac{2\pi f}{c} \right)^2 \text{Hz}^{-1} \quad (5)$$

$$P_{(acc)}(f) = \left(\frac{3\text{fm}}{s^2}\right)^2 \left[1 + \left(\frac{0.4\text{mHz}}{f}\right)^2\right] \left[1 + \left(\frac{f}{8\text{mHz}}\right)^4\right] \frac{1}{(2\pi f)^4}. \quad (6)$$

对于 A 和 E 两个 TDI 通道的噪声功率谱密度可由文献得到^[24]。

$$S_{(A0,E0)}(f) = 2[2(3 + 2\cos x + \cos(2x))P_{(acc)}(f) + (2 + \cos x)P_{(OMS)}(f)], \quad (7)$$

$$S_{(A1,E1)}(f) = 4\sin^2(x)S_{(A0,E0)}(f), \quad (8)$$

$$S_{(A2,E2)}(f) = 4\sin^2(2x)S_{(A0,E0)}(f), \quad (9)$$

其中 $x = 2\pi fL/c$, $L = 2.5 \text{ Gm}$ 为 LISA 臂长, c 为光速。这里, 下标 0,1,2 分别表示 A 与 E 通道的第 0 代、第 1 代和第 2 代 TDI 组合。本文采用 $S_{A2,E2}(f)$ 。

为降低噪声谱形状差异对模型训练的影响, 需要对频域进行白化处理, 白化后的信号 $x_w(f)$ 具体公式如下:

$$x_w(f) = \frac{\tilde{d}(f)}{\sqrt{S_n(f)}} \quad (10)$$

其中 $\tilde{d}(f)$ 为探测器输出数据。白化处理使得网络能够专注于提取信号本身的结构特征, 而非噪声的形状。

2 神经网络架构

2.1 双通道输入与特征构造

本文采用 LISA 探测器 TDI A 与 E 双通道的频域振幅序列作为网络输入特征。在完成探测器投影与噪声注入、白化处理后, 对每个候选事件进行 $N = 2048$ 个频点对数采样得到:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \{ \mathbf{A}(f_1) | \dots | \mathbf{A}(f_{2048}) \}, \\ \mathbf{E} &= \{ \mathbf{E}(f_1) | \dots | \mathbf{E}(f_{2048}) \}. \end{aligned} \quad (11)$$

在输出阶段, 将透镜化引力波事件标记为

$y = 1$ 、未透镜化引力波事件标记为 $y = 0$, 并通过监督学习训练得到的神经网络对事件进行判别。考虑到 A 与 E 通道在 TDI 组合与噪声构成上的差异, 分别对每个通道序列进行测试, p_A 与 p_E 分别表示模型基于 A 和 E 通道预测该事件为透镜化 ($y = 1$) 的置信度。使用:

$$p_{\text{joint}} = p_A \cdot p_E \quad (12)$$

作为双通道联合判据。与简单平均或逻辑与判据相比, 乘积判据在单通道置信度较低时会降低联合概率, 以抑制由单通道噪声波动引起的偶然高置信度预测。当两个通道均呈现较高置信度时, 乘积仍保持较高取值, 保留真实透镜事件的检出能力。乘积形式作为一种简单且连续的概率融合方式实现双通道信息的联合应用。

2.2 基线模型与改进模型

本文首先搭建基于 LSTM 的序列二分类网络。LSTM 借助门控记忆机制能够在长序列建模中保留关键信息, 从而对频域跨频点的相干关联具备一定的建模能力。为增强对弱相干调制特征的提取能力, 本文在 LSTM 基础上进一步引入 xLSTM 架构^[25], 并以其中的 mLSTM 变体作为核心建模单元, 具体内容如图 2 所示。在总体流程上输入信号首先经过噪声注入与白化处理以增强数据的鲁棒性, 随后通过特征嵌入 (Embedding) 映射至高维特征空间; 紧接着, 高维特征被送入多层 xLSTM 堆叠层进行深层特征提取最后通过全连接层输出分类结果。在组件构成上, xLSTM Block 内部实现了协同的特征处理方式, 集成了归一化 (Normalization)、卷积与激活操作, 并辅以可学习的残差跳连 (Residual Skip) 机制。这种设计不仅保障了深层特征传递的平滑性, 也有效避免了梯度衰减问题。在门控机制方面, xLSTM 采用指数映射以扩展门控的动态范围, 并进行约束与归

一化，从而有效提升训练过程的数值稳定性。在更底层的 mLSTM 子模块中，网络借鉴了类似注意力机制的处理方式，生成查询（Query）、键（Key）和值（Value）向量的线性映射，以及通过输入门和遗忘门的协同作用来完成状态更新与归一化。网络通过多层 mLSTM 堆叠及序列表示聚合增强表征能力；同时双通道分支保持结构对称，以提高跨通道融合判据的一致性与鲁棒性。

为提高实验结果的可重复性,本文对模型结构及训练策略进行了明确设置。
模型采用 Adam 优化器进行参数更新，将学习率设置为 1×10^{-4} ，Batch Size 为 64，最大训练轮数为 200。为避免过拟合，在训练过程中引入

Dropout 技术并采用 Early Stopping 策略，当验证集性能在连续若干轮内不再提升时停止训练。具体网络结构参数与训练超参数设置见表 2。

表 2 神经网络结构与训练参数设置

Table 2 Network Architecture and Training Parameters

参数	设置
mLSTM 层数	2
全连接层数	4
Embedding 维度	128
Batch Size	64
Dropout Rate	0.05
优化器	Adam
学习率	1×10^{-4}
训练轮数	200
Early Stopping	10

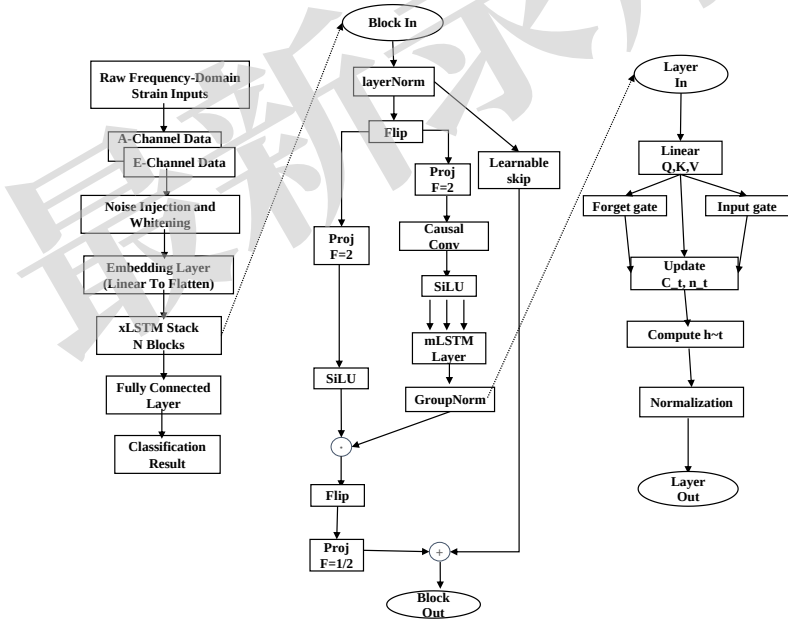


图 2 双通道（A/E）频域应变信号的分类框架及 xLSTM 内部结构示意图

Fig. 2 Overview of the dual-channel (A/E) frequency-domain classification framework and the internal xLSTM design

3 实验验证与结果分析

为系统评估所提出方法对毫赫兹波段透镜化引力波信号的识别能力，实验中构建多种数据集进行二分类实验验证。数据集包括：透镜模型混合数

据集，该数据集包含点质量透镜与奇异等温球透镜两类透镜样本；仅点质量透镜数据集；仅奇异等温球透镜数据集；以及基于不同信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR)划分的数据集，用于刻画模型在观测质量变化下的鲁棒性。每个数据集包

含 5000 个透镜化样本与 5000 个未透镜化样本。按照 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集与测试集。为避免数据泄漏，训练与测试样本在透镜参数与源参数空间上均独立采样。本文数据基于模拟生成，所采用的透镜质量范围与源参数分布参考了现有引力透镜与空间引力波研究文献中的典型设置。

在实验设置方面，本文将透镜化识别任务建模为二分类问题，并分别采用基线 LSTM 与改进后的 xLSTM 进行训练与测试，对比其在不同数据集上的判别性能与泛化能力。为减少随机初始化对实验结果的影响，本文采用 10 个随机种子进行独立训练，并报告平均性能指标。性能评估指标主要包括准确率 (Accuracy)、受试者工作特征 (Receiver Operating Characteristic, ROC) 曲线及其曲线下面积 (AUC)，并结合假阳性率 (False Positive Rate, FPR)、真阳性率 (True Positive Rate, TPR) 等指标，综合性能评估指标和误报率等因素分析模型表现，为后续的候选事件筛选与稳健性讨论提供依据。

3.1 总体识别性能

本节在混合数据集上开展二分类对比实验，从整体层面评估模型对透镜化信号调制特征的可分性与泛化能力，并比较基线 LSTM 与改进 xLSTM 在不同误报约束下的识别表现。实验以 ROC 曲线作为主要结果展示方式，横轴为假阳性率 FPR，纵轴为真阳性率 TPR，并以 AUC 对总体区分能力进行量化。

两条曲线均显著高于随机猜测基线，说明模型可以学习到有效特征，基线 LSTM 的 AUC 为 0.9296，说明其能学习到一定的透镜化判别信息；xLSTM 的 AUC 提升至 0.9919，ROC 曲线整体更靠近左上角，表明其在全阈值范围内均具有更强的区分能力。在低误报率区域如 5% 以下，xLSTM 依然能够维持较高的 95% 真阳性率，而 LSTM

的真阳性率下降更明显，这说明在实际候选筛选场景中，当需要严格控制误报时，xLSTM 能以更小的代价获得更多真实透镜事件。

上述差异反映出 xLSTM 对透镜效应引起的衍射与干涉调制结构更为敏感。在波动光学条件下，引力透镜会在频域中产生具有振荡结构的衍射干涉条纹，这些特征表现为跨频率区间的相关变化。由于 xLSTM 在序列建模中具有更强的长程依赖建模能力，因此能够更有效捕捉这种跨频带的调制结构，从而提升透镜化信号的识别能力。实验验证了改进结构在混合透镜数据上的整体识别性能提升，并为后续分透镜模型与不同信噪比条件下的稳健性分析提供了基准对照。

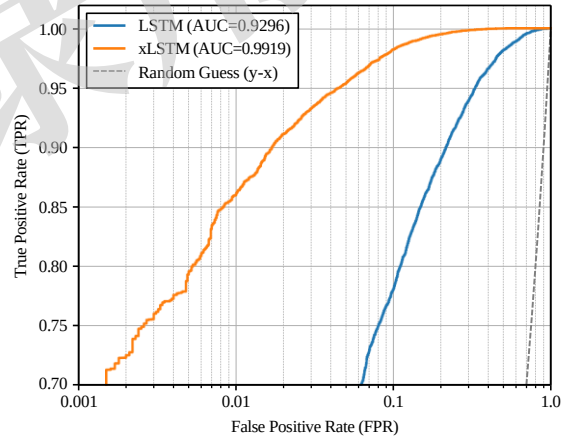


图 3 混合数据集上的 ROC 曲线对比
Fig. 3 ROC curves on the combined dataset

3.2 不同透镜模型的鲁棒性

为了进一步验证模型在不同透镜模型下的适用性与稳健性，实验分别在点质量透镜与奇异等温球透镜生成的测试集上进行二分类评估，并对比基线 LSTM 与改进 xLSTM 的识别性能差异。图 4 给出了四种设置 (PM-LSTM、PM-xLSTM、SIS-LSTM、SIS-xLSTM) 的 ROC 曲线；图 5 汇总展示了 AUC、Accuracy 与 FPR 三项指标，便于从总体区分能力、整体正确率与误报控制三个维度进行对比分析。

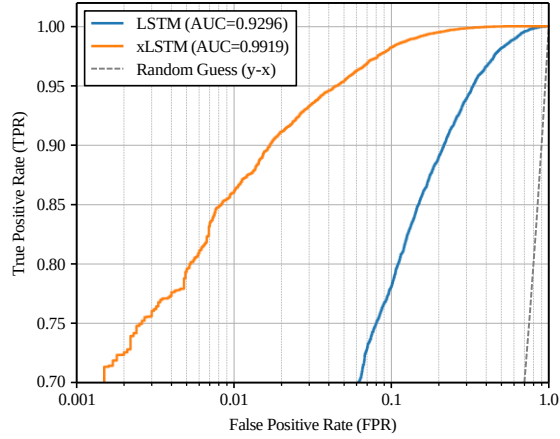


图 4 不同透镜模型下的识别性能与稳健性对比
Fig. 4 ROC curves on datasets generated with PM and SIS lens models

从 ROC 曲线与 AUC 来看, xLSTM 在两类透镜模型下均显著优于 LSTM。点质量透镜数据集上, PM-LSTM 的 AUC 为 0.9454, 而 PM-xLSTM 提升至 0.9965, 曲线整体更贴近左上角, 说明 xLSTM 能更充分提取点质量透镜引起的频域调制特征。奇异等温球透镜数据集上, SIS-LSTM 的 AUC 为 0.9124, SIS-xLSTM 则达到 0.9856, 提升幅度同样明显, 表明 xLSTM 对奇异等温球透镜情形下相对更弱的改变仍具有较强的判别能力。

结合图 5 的综合指标可以更直观地看到稳健性差异。在点质量透镜测试集上, xLSTM 将 Accuracy 从 0.8711 提升至 0.9697, 同时将 FPR 从 0.1256 降低到 0.0286; 在奇异等温球透镜测试集上, xLSTM 将 Accuracy 从 0.8318 提升至 0.9353, 并将 FPR 从 0.1726 降低到 0.0642, 在点质量透镜与奇异等温球透镜, xLSTM 同时实现了更高检出能力与更低误报率的改进, 且在奇异等温球下对误报的抑制效果明显, SIS-LSTM 的误报率最高、整体区分能力最低。从物理特征上解释, 点质量透镜通常在频域中产生较为规则的干涉振荡结构, 而奇异等温球透镜在不同冲击参数 y 条件下则可能对应单像或多像情形, 其调制形态相对

更弱且更复杂。因此, SIS 数据集的整体识别难度更高, 而 xLSTM 在该场景下仍保持明显优势, 说明其对复杂跨频带调制结构具有更强的表征能力。

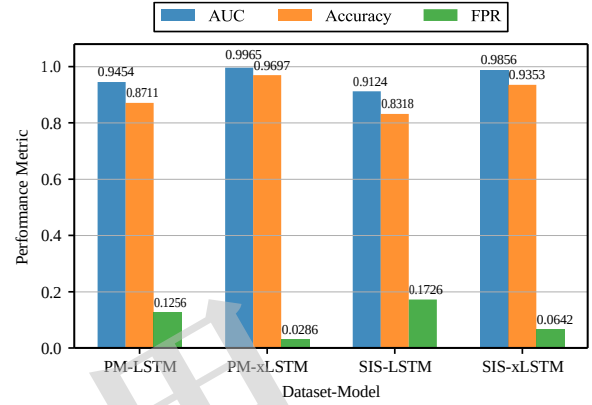


图 5 不同数据集-透镜模型下综合指标的柱状图, 对比 PM-LSTM、PM-xLSTM、SIS-LSTM、SIS-xLSTM 四种设置的曲线下 AUC, Accuracy, FPR

Fig. 5 Bar-chart comparison of overall metrics on the PM and SIS test sets, including AUC, accuracy, and FPR for PM-LSTM, PM-xLSTM, SIS-LSTM, and SIS-xLSTM

3.3 信噪比对性能的影响

本节基于不同信噪比构造数据集, 分析分类准确率随 SNR 变化的趋势。实验分别在点质量与奇异等温球透镜两类数据集上进行对比, 根据 LISA 探测相关文献, 目前空间引力波探测任务的主要科学目标 (如大质量黑洞双星) 通常具有较高的信噪比, 一般满足 $\text{SNR} > 100$ [26]。基于此, 为了验证在更低的信噪比下模型的表现, 在实验中选择 SNR 为 30–80 的六种不同信噪比条件, 对基线 LSTM 与改进的 xLSTM 模型性能进行对比分析, 以覆盖大多数具有较高物理可信度的候选事件。

图中给出了 PM-LSTM、PM-xLSTM、SIS-LSTM 与 SIS-xLSTM 四条准确率曲线。总体上四条曲线均随 SNR 增大而单调上升, 并在高 SNR 区域逐渐趋于饱和, 反映出透镜化信号的衍射与干涉调制特征在低信噪比条件下更容易被噪

声掩盖，而随着观测质量提升，这些频域结构更易被模型稳定捕获，因此分类性能持续改善但边际增益逐步减小。

从不同模型对比来看，xLSTM 在全 SNR 区间内均优于 LSTM，且优势在中低信噪比时更为明显。例如在 SNR=30 时，PM-xLSTM 的准确率约为 0.94，而 PM-LSTM 约为 0.79；SIS-xLSTM 约为 0.90，而 SIS-LSTM 约为 0.74。然而随着 SNR 提升到 80，PM-xLSTM 约为 0.99、PM-LSTM 约为 0.94；SIS-xLSTM 约为 0.96、SIS-LSTM 约为 0.90。虽然两类模型在高 SNR 下的差距有所平稳，但 xLSTM 仍保持稳定领先，说明其对噪声扰动更不敏感，具有更强的特征表达与判别能力。在相同 SNR 下奇异等温球透镜数据集的准确率整体低于点质量透镜数据集，且在低 SNR 区间差距更明显，表明在此情形下的可分信息相对更弱、样本分类更加困难；但 xLSTM 在奇异等温球透镜场景下同样能显著抬升中低 SNR 的准确率并缩小与在点质量透镜数据集下的结果差距，体现出其跨透镜模型的泛化与稳健性更好。

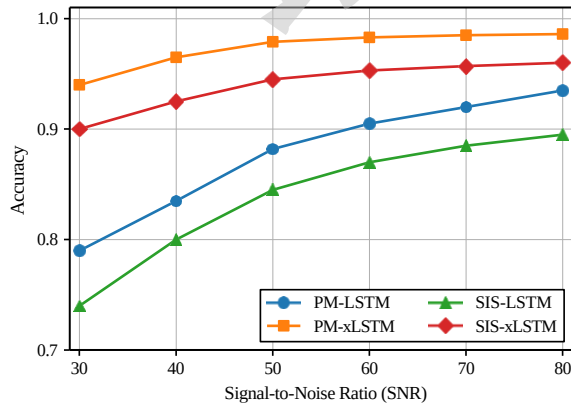


图 6 不同信噪比条件下的分类准确率变化曲线
Fig. 6 Classification accuracy under different SNR conditions

3.4 推理效率分析

在硬件环境为 NVIDIA RTX4060 GPU 的条件下，本文对训练完成的 xLSTM 模型进行了推理效率测试。对于单个候选事件，模型平均推理时间约为 35 ms，达到毫秒量级。传统引力波透镜效应识别通常依赖基于模板的匹配滤波方法，即将观测数据与模板库中的理论波形逐一进行相关计算，从而判断信号是否包含透镜调制特征。在该框架下，每一个候选数据段均需与模板库中的波形逐一进行相关计算。由于匹配滤波的计算开销随模板数量近似线性增长，实际搜索中模板库规模可达 $10^4 \sim 10^5$ 量级，因此完整模板库扫描需要秒级到数十秒级的计算时间。相较于传统基于模板匹配的透镜效应识别方法，本文所提出的深度学习模型在推理阶段仅需一次前向传播即可完成分类判断，其计算复杂度与模板库规模无关。在保证较高识别性能的同时，可以显著降低单个事件的计算开销，使其更适合作为空间引力波数据分类中透镜候选事件的预筛选工具。

4 结论

本文面向毫赫兹频段空间引力波探测中的波动光学透镜化识别问题，围绕快速筛选透镜化候选事件这一需求，构建了满足波动光学条件的点质量透镜与奇异等温球透镜模拟数据集，并提出双通道频域幅度序列的深度学习分类框架。通过对频域序列进行学习来捕捉由衍射与干涉引起的弱相干调制结构，从而实现透镜化与未透镜化信号的可靠区分，为后续更高精度但计算代价更高的参数估计与物理解释提供候选支撑。

实验结果表明，引入 xLSTM 结构改进后，模型在混合数据集上取得更高的曲线下面积，且在低误报率区间的检出能力显著优于基线 LSTM。在点质量与奇异等温球两类透镜模型下均保持稳

定性能, 体现出对透镜模型变化的良好鲁棒性; 在不同信噪比条件下, 模型性能随信噪比提升而逐步饱和, 并在中低信噪比区间表现出更强的稳定性。总体而言, 该方法在保持较低推理开销与序列建模效率的前提下, 可作为未来空间任务数据处理链路中的快速预筛选模块, 为后续更高代价的精确参数估计与物理解释提供高质量候选事件库。

未来工作可从两个方向进行扩展。一方面, 将模拟与训练流程进一步贴近真实观测条件: 在现有波形生成基础上引入更丰富的模板, 例如包含高阶模、自旋进动以及基于 EOB 的波形模型, 以扩大源物理覆盖范围; 同时把更完整的探测器轨道数据纳入到训练过程中, 并引入更复杂的噪声环境, 如非平稳噪声、以及毫赫兹频段下银河系的混淆噪声, 系统评估模型在真实背景下的稳健性与误报控制能力。另一方面, 把透镜扩展到更接近真实引力透镜天体环境, 在单平面、球对称透镜假设之外进一步考虑多平面透镜与复合透镜等更真实的透镜情况, 并探索透镜与源的横向运动等动力学效应对频域调制的影响。

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. DOI: 10.1103/PhysRevLett.116.061102
- [2] MILLER M C, YUNES N. The new frontier of gravitational waves[J]. *Nature*, 2019, **568**(7753): 469-476. DOI: 10.1038/s41586-019-1129-z
- [3] ABBOTT R, ABBOTT T D, ACERNESE F, *et al.* GWTC-3: compact binary coalescences observed by LIGO and Virgo during the second part of the third observing run[J]. *Physical Review X*, 2023, **13**(4): 041039. DOI: 10.1103/PhysRevX.13.041039
- [4] AMARO-SEOANE P, AUDLEY H, BABAK S, *et al.* Laser interferometer space antenna[OL]. arXiv preprint arXiv: 1702.00786, 2017
- [5] 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. DOI: 10.1093/nsr/nwx116
- [6] LUO J, CHEN L S, DUAN H Z, *et al.* TianQin: a space-borne gravitational wave detector[J]. *Classical and Quantum Gravity*, 2016, **33**(3): 035010. DOI: 10.1088/0264-9381/33/3/035010
- [7] REN Z X, ZHAO T Y, CAO Z J, *et al.* Taiji data challenge for exploring gravitational wave universe[J]. *Frontiers of Physics*, 2023, **18**(6): 64302. DOI: 10.1007/s11467-023-1318-y
- [8] LIAO K, BIESIADA M, ZHU Z H. Strongly lensed transient sources: a review[J]. *Chinese Physics Letters*, 2022, **39**(11): 119801. DOI: 10.1088/0256-307X/39/11/119801
- [9] SHAN X K, HU B, CHEN X C, *et al.* An interference-based method for the detection of strongly lensed gravitational waves[J]. *Nature Astronomy*, 2025, **9**(6): 916-924. DOI: 10.1038/s41550-025-02519-5
- [10] YUAN Y, DU M H, LIN X Y, *et al.* Bayesian analysis of wave-optics gravitationally lensed massive black hole binaries with a space-based gravitational-wave detector[J]. *The Astrophysical Journal*, 2026, **997**(1): 11. DOI: 10.3847/1538-4357/ae29ad
- [11] BULASHENKO O, UBACH H. Lensing of gravitational waves: universal signatures in the beating pattern[J]. *Journal of Cosmology and Astroparticle Physics*, 2022, **2022**(7): 022. DOI: 10.1088/1475-7516/2022/07/022
- [12] CHAKRABORTY A, MUKHERJEE S. GLANCE—gravitational lensing authenticator using non-modelled cross-correlation exploration of gravitational wave signals[J]. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 2024, **532**(4): 4842-4863. DOI: 10.1093/mnras/stae1800
- [13] ÇALIŞKAN M, JI L Y, COTESTA R, *et al.* Observability of lensing of gravitational waves from massive black hole binaries with LISA[J]. *Physical Review D*, 2023, **107**(4): 043029. DOI: 10.1103/PhysRevD.107.043029
- [14] LIN X Y, ZHANG J D, DAI L, *et al.* Detecting strong gravitational lensing of gravitational waves with TianQin[J]. *Physical Review D*, 2023, **108**(6): 064020. DOI: 10.1103/PhysRevD.108.064020
- [15] TAKAHASHI R, NAKAMURA T. Wave effects in the gravitational lensing of gravitational waves from chirping binaries[J]. *The Astrophysical Journal*, 2003, **595**(2): 1039-1051. DOI: 10.1086/377430

- [16] KIM K, LEE J, YUEN R S H, *et al.* Identification of lensed gravitational waves with deep learning[J]. *The Astrophysical Journal*, 2021, **915**(2): 119. DOI: 10.3847/1538-4357/ac0143
- [17] ZHAO T Y, SHI R J, ZHOU Y, *et al.* Dawning of a new era in gravitational wave data analysis: unveiling cosmic mysteries via artificial intelligence -- a systematic review[J]. *Frontiers of Physics*, 2025, **20**(4): 045301. DOI: 10.15302/frontphys.2025.045301
- [18] GOYAL S, D. H, KAPADIA S J, *et al.* Rapid identification of strongly lensed gravitational-wave events with machine learning[J]. *Physical Review D*, 2021, **104**(12): 124057. DOI: 10.1103/PhysRevD.104.124057
- [19] MAGARE S, MORE A, CHOUDHARY S. SLICK: strong lensing identification of candidates kindred in gravitational wave data[J]. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 2024, **535**(1): 990-999. DOI: 10.1093/mnras/stae2408
- [20] LI D J, LIU T H, LIU A, *et al.* Identification of strongly lensed gravitational wave events using squeeze-and-excitation multilayer perceptron data-efficient image transformer[OL]. arXiv preprint arXiv: 2508.19311, 2025
- [21] VILLARRUBIA-ROJO H, SAVASTANO S, ZUMALACÁRREGUI M, *et al.* Gravitational lensing of waves: novel methods for wave-optics phenomena[J]. *Physical Review D*, 2025, **111**(10): 103539
- [22] KHAN S, HUSA S, HANNAM M, *et al.* Frequency-domain gravitational waves from nonprecessing black-hole binaries. II. A phenomenological model for the advanced detector era[J]. *Physical Review D*, 2016, **93**(4): 044007. DOI: 10.1103/PhysRevD.93.044007
- [23] KATZ M L, MARSAT S, CHUA A J K, *et al.* GPU-accelerated massive black hole binary parameter estimation with LISA[J]. *Physical Review D*, 2020, **102**(2): 023033. DOI: 10.1103/PhysRevD.102.023033
- [24] BURKE O, MARSAT S, GAIR J R, *et al.* Addressing data gaps and assessing noise mismodeling in LISA[J]. *Physical Review D*, 2025, **111**(12): 124053. DOI: 10.1103/PhysRevD.111.124053
- [25] BECK M, PÖPPEL K, SPANRING M, *et al.* xLSTM: extended long short-term memory[C]//Proceedings of the 38th International Conference on Neural Information Processing Systems. Vancouver: Curran Associates Inc., 2024: 3417
- [26] TOUBIANA A, POMPILI L, BUONANNO A, *et al.* Measuring source properties and quasinormal mode frequencies of heavy massive black-hole binaries with LISA[J]. *Physical Review D*, 2024, **109**(10): 104019

作者简介



王天龙 男, 2001 年 6 月出生于山东省泰安市, 现为国科大杭州高等研究院硕士研究生, 主要研究方向为: 空间引力波探测、深度学习。

E-mail: wangtianlong23@mailsucas.ac.cn



赵天宇 (通信作者) 男, 现为中国科学院力学研究所博士后, 自攻读博士以来从事深度学习与引力波数据处理领域的研究工作, 主要研究方向为: 引力波波形成建模、数据降噪、信号探测、参数估计等。

E-mail: zhaotianyu@imech.ac.cn



董鹏 (通信作者) 男, 现为国科大杭州高等研究院高级工程师, 研究领域涉及激光干涉测距、空间惯性传感器及其地面测试等。

E-mail: dongpeng@ucas.ac.cn



徐鹏 (通信作者) 男, 为中国科学院力学研究所研究员, 博士生导师。主要从事实验引力、引力波物理、卫星重力方向的研究。

E-mail: xupeng@imech.ac.cn