



# 深度学习驱动的引力波与射电宇宙学研究: 精确宇宙学时代的新机遇

张鑫\*

东北大学理学院物理系, 沈阳 110819

\*联系人, E-mail: [zhangxin@mail.neu.edu.cn](mailto:zhangxin@mail.neu.edu.cn)

收稿日期: 2025-02-16; 接受日期: 2025-03-17; 网络出版日期: 2025-05-19

国家重点研发计划平方公里阵列射电望远镜(SKA)专项项目(编号: 2022SKA0110200, 2022SKA0110203)和国家自然科学基金面上项目(编号: 12473001, 11975072)资助

**摘要** 宇宙学作为一门探索宇宙起源、结构和演化的学科, 近年来迎来了新的发展机遇。引力波、中性氢 $21\text{ cm}$ 辐射和快速射电暴等新兴宇宙学探针的出现, 为破解宇宙学重大科学难题提供了前所未有的机遇。然而, 这些新兴探针的实用化仍面临诸多技术挑战。深度学习技术凭借其强大的数据处理和信号挖掘能力, 正在成为解决这些挑战的关键工具。本文探讨了深度学习在引力波与射电宇宙学中的应用现状、技术挑战以及未来展望, 强调其在精确宇宙学时代的重要作用。

**关键词** 深度学习, 神经网络, 引力波,  $21\text{ cm}$ 宇宙学, 快速射电暴, 宇宙学探针

**PACS:** 98.80.-k, 04.30.-w, 95.85.Bh, 07.05.Mh

## 1 引言

自人类文明诞生以来, 宇宙的起源、演化与终极命运始终是科学探索的核心命题。在长达数千年的认知历程中, 人们逐步构建起从日心说到大爆炸理论的完整宇宙图景。进入21世纪后, 随着观测技术的革命性进步, 人类对宇宙的认知方式已从最初的肉眼观测演进到依托先进仪器的深空探测。传统宇宙学探针——包括宇宙微波背景辐射(CMB)、大规模星系巡天和Ia型超新星观测——虽然取得了划时代的科学发现, 却正面临数据精度饱和与物理信息维度受限的双重挑

战。例如, CMB观测受限于光子扩散效应导致的微小尺度信息丢失, 而Ia型超新星的光度距离测量因尘埃消光修正的不确定性, 难以突破1%的哈勃常数测量精度。突破现有观测手段的局限, 发展新型宇宙学探针已成为推进该领域发展的关键。

当前天体物理学领域正经历着观测技术的范式变革, 新一代宇宙学工具展现出前所未有的探测潜力。引力波天文学通过LIGO/Virgo合作组的里程碑式发现<sup>[1]</sup>, 不仅验证了爱因斯坦时空涟漪理论的百年预言, 更开启了多信使天文学的新纪元<sup>[2]</sup>。中性氢 $21\text{ cm}$ 辐射作为宇宙演化的“化石记录”, 正在重构宇宙再电离时期的

**引用格式:** 张鑫. 深度学习驱动的引力波与射电宇宙学研究: 精确宇宙学时代的新机遇. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2026, 56: 220431

Zhang X. Deep learning-driven gravitational wave and radio cosmology research: New opportunities in the era of precision cosmology (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2026, 56: 220431, doi: [10.1360/SSPMA-2025-0058](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2025-0058)

精细图景<sup>[3]</sup>. 快速射电暴(FRB)这类神秘的高能瞬变现象, 因其穿越宇宙学距离, 正在发展成为测量星系际介质特性的新型探针<sup>[4]</sup>. 这些新兴手段在破解早期宇宙结构形成机制、限制暗能量状态方程、检验引力理论等方面展现出独特优势<sup>[5-11]</sup>.

该领域重大科学问题的突破性进展亟需发展新一代观测工具. 引力波标准汽笛、21 cm断层扫描、快速射电暴精确定位等前沿技术手段, 不仅能够突破传统电磁观测的物理局限, 更重要的是可构建多信使多频段协同观测网络, 通过联合观测打破宇宙学参数简并, 打造出新一代精确宇宙学探针<sup>[12-15]</sup>. 然而, 这些新兴探针在实用化进程中面临着复杂挑战: 引力波信号提取需要处理毫秒级时域噪声, 21 cm观测需克服银河系前景辐射的强干扰, 快速射电暴的宇宙学应用受限于其物理起源的不确定性. 传统分析方法在处理海量异构数据时已显露理论框架的局限性, 这为人工智能技术提供了突破性应用的机遇.

深度学习与物理建模的深度融合, 源于神经网络处理高维非线性数据的独特优势. 相较于传统分析方法对噪声统计特性与物理先验模型的强依赖性, 深度学习的核心突破在于: (1) 泛化能力: 通过多层非线性变换自动提取数据特征, 无需显式定义噪声模型, 对复杂背景干扰(如引力波探测中的突发噪声尖峰、21 cm观测的前景辐射)具有更强的鲁棒性; (2) 维度压缩: 利用卷积核、注意力机制等结构实现高维数据(如引力波时频图、FRB动态谱)到低维物理参数空间的有效映射, 克服了传统方法因维度过高导致的算力瓶颈; (3) 模型无关性: 在物理规律尚未明确或计算模型过于复杂的场景(如21 cm森林与暗物质性质的关联), 神经网络可通过数据驱动直接构建观测量与目标参数的非参数化映射, 突破理论缺失的限制. 这些特性使深度学习成为解决引力波与射电宇宙学技术难题(微弱信号、复杂噪声、模型不确定性)的理想工具, 为构建“物理定律引导的数据挖掘”范式提供了理论支点.

上述理论优势使深度学习技术正以前所未有的方式重塑宇宙学研究范式. 基于神经网络的引力波实时检测系统已实现亚毫秒级信号识别<sup>[16,17]</sup>, 全连接卷积神经网络(U-Net)在21 cm数据消除望远镜系统效应方面展现出惊人效果<sup>[18,19]</sup>, 卷积神经网络(CNN)和目标检测算法为高效分类快速射电暴和射频干扰(RFI)信号提供了新思路<sup>[20,21]</sup>. 这些智能算法不仅极大提升了

数据处理效率, 更重要的是能够挖掘传统方法无法捕获的深层物理信息, 为破解宇宙学难题开辟了全新路径.

## 2 新兴宇宙学探针的崛起与潜力

引力波天文学开启了多信使协同的精确宇宙学时代. 作为天然的“宇宙标尺”, 引力波探测通过双致密天体并合事件实现绝对距离测量, 为哈勃常数的精确测定开辟了新路径<sup>[22]</sup>. 以欧洲爱因斯坦望远镜(ET)和美国宇宙探索者(CE)为代表的第三代地基引力波天文台, 将捕获数以千计的可测量红移的双中子星并合事件, 使哈勃常数测量精度突破0.3%量级<sup>[5,12,23]</sup>. 我国空间站工程巡天望远镜(CSST)将为暗汽笛(无电磁对应体事件)提供完备星系星表, 仅需约300个事件即可将哈勃常数测量精度控制在1%以内<sup>[24]</sup>. 在低频引力波探测领域, 国际LISA计划与我国太极、天琴计划形成空间探测矩阵<sup>[25-28]</sup>, 其联合观测网络有望将亮/暗汽笛对哈勃常数的测量精度分别提升至0.9%和1.2%<sup>[28]</sup>, 显著优于传统距离阶梯法. 更值得关注的是, 引力波与电磁波段的多信使协同观测能有效打破宇宙学参数简并, 将暗能量状态方程参数的测量精度推向1%的精确宇宙学标准<sup>[13-15,23,29]</sup>, 这为揭示宇宙加速膨胀本质提供了重大机遇.

21 cm信号探测技术为宇宙学研究提供了跨越宇宙整个演化历史的观测手段. 21 cm信号可提供宇宙电离演化的“时空切片”, 平方公里阵列射电望远镜(SKA)将通过低频21 cm信号重建宇宙黎明时期的动态图景. 利用宇宙微波背景辐射作为背光, 既能实现再电离时期的三维成像, 又能通过功率谱分析揭示第一代星系的性质<sup>[6,30]</sup>. 近期突破性研究表明, 21 cm森林(以高红移射电点源为背光)一维功率谱可同步约束温暗物质粒子质量与宇宙早期加热过程<sup>[31]</sup>, 为解决暗物质本质和星系起源之谜提供了双重探测窗口. 在低红移宇宙研究方面, 21 cm强度映射技术通过大尺度结构巡天(采用不同射电望远镜的联合巡天策略), 可独立将暗能量状态方程参数的测量精度提升至2%<sup>[32]</sup>. 这种跨红移的探测能力使其成为连接早期宇宙与加速膨胀时代的独特桥梁.

快速射电暴作为新兴的宇宙探针正在展现惊人潜力. 理论和模拟研究显示, 上万个定位FRB即可有效打

破CMB的宇宙学参数简并, 对宇宙学参数的限制要显著优于CMB和重子声学振荡(BAO)的联合<sup>[15]</sup>。随着SKA时代百万量级定位FRB的获取, 其宇宙学应用将实现三重突破: 暗能量状态方程参数2%的测量精度、与引力波联合将哈勃常数约束至1%以内, 以及0.1%量级的重子密度测定<sup>[33]</sup>。更令人振奋的是, 仅需捕获约10个强透镜化FRB事件, 即可建立哈勃常数的独立高精度测量体系<sup>[34]</sup>。当前ASKAP望远镜的定位技术突破为SKA时代的宇宙学应用奠定了坚实基础, 使得FRB有望成为破解暗能量本质、调和哈勃常数危机、追溯宇宙重子演化的关键利器<sup>[33]</sup>。

这些突破性进展昭示着一个新的宇宙学时代的来临。引力波、21 cm辐射与快速射电暴构成的探测网络, 将有望打造出新一代强大的宇宙学探针<sup>[14]</sup>, 为破解宇宙学重大难题带来曙光。然而, 技术挑战依然严峻: 引力波信号需要突破毫秒级噪声抑制技术, 21 cm观测面临前景辐射的百万倍干扰, FRB宇宙学应用受限于物理起源的认知盲区。这些瓶颈的突破不仅需要技术创新, 更依赖于人工智能驱动的数据分析革命——这正是新兴宇宙学探针从理论预研迈向实证突破的关键转折点。

### 3 技术挑战: 从理论到实践的跨越

尽管新兴宇宙学探针展现出革命性潜力, 其实用化进程正遭遇多维度的技术壁垒。这些挑战不仅涉及物理极限的突破, 更需在数据处理与理论建模层面实现范式跃迁。

地面引力波天文台的高灵敏度犹如双刃剑: 第三代探测器虽能捕获更多双中子星并合事件, 却不得不面对复杂环境噪声的严峻考验。地震微震动、仪器热涨落等产生的突发噪声尖峰(Glitch), 常以毫秒级瞬态信号伪装成真实天体事件。LIGO/Virgo合作组在O3观测季中大量的候选事件最终被证实为噪声伪影。在空间探测领域, LISA、太极和天琴计划面临更棘手的信号解纠缠难题: 由于毫赫兹波段引力波信号可持续数月, 不同源的波形将在时频域产生复杂叠加, 这对波形模板库的完备性和贝叶斯参数反演算法提出了前所未有的挑战。

中性氢宇宙学信号探测堪称现代天文学最艰巨的“信噪比战争”——目标信号极其微弱, 且需从强度高

达其十万至百万倍的银河系同步辐射前景(以及其他前景)中分离。这相当于在千米外识别蝴蝶振翅声的同时, 屏蔽周围喷气引擎的轰鸣。传统的前景盲减法(如PCA, ICA, fastICA)在模拟研究中确实可以在前景减除方面有很好的效果, 但是近年来的研究发现它们对于考虑各种望远镜系统效应的复杂情况仍然力不从心<sup>[35,36]</sup>。射电望远镜的频率相关波束畸变、极化泄漏等效应, 使观测数据中的天体信号与仪器响应形成非线性耦合。对于这种包含各种复杂组分的天图, 传统的前景减除方法显然无法有效应对, 即使采用高斯过程回归这种计算资源和时间成本极高的机器学习方法, 也只能给出21 cm信号功率谱的上限<sup>[37]</sup>。在21 cm森林研究领域, 由于缺少理论模型来连接暗物质性质与21 cm森林观测量, 利用21 cm森林信号直接限制暗物质性质(以及天体物理过程)极为困难, 目前只能采用“暴力模拟”策略, 但这需要耗费大量的计算资源<sup>[31]</sup>。解决这个难题也是当前21 cm森林研究面临的重要任务之一。

快速射电暴这类毫秒级高能爆发现象的物理起源至今仍是未解之谜, 其分类学困境严重制约着宇宙学应用。当前观测数据显示, 一部分FRB具有重复爆发特性, 但非重复爆发事件中是否隐藏着因观测遗漏而未能识别的重复暴源, 成为统计研究的重大不确定性来源<sup>[38,39]</sup>。更关键的是, 透镜化FRB的识别犹如大海捞针: 尽管FRB的高事件率使得未来探测到星系透镜化FRB成为可能, 但强引力透镜系统产生的多像事件时间延迟可达数月, 而现有巡天设备的时序覆盖存在盲区。直到现在, 人们仍未观测到一例透镜化FRB事件, 这主要是受限于望远镜的持续观测能力和灵敏度<sup>[40]</sup>。如何从海量的观测样本中精准识别透镜化FRB信号, 仍是当前面临的重大挑战。

这些技术挑战的本质, 是微弱信号、复杂噪声与物理模型不确定性构成的三重难题。突破路径不仅需要硬件性能的迭代升级, 更呼唤数据挖掘范式的革命——这正是人工智能与物理建模深度融合的历史性机遇。

### 4 深度学习: 破解关键技术难题的利器

在宇宙学研究步入“大数据+微弱信号探测”的新时代之际, 深度学习技术正以颠覆性方式重构数据处

理范式。这种基于多层神经网络的智能算法，通过自主挖掘高维数据中的隐藏关联，为解决传统方法难以逾越的技术鸿沟提供了革命性工具。其核心优势在于：既能处理PB量级的异构数据流，又能突破物理模型先验假设的局限，在噪声淹没中提取微弱信号的特征指纹。

针对引力波探测中的噪声干扰难题，深度学习的时空特征解耦能力展现出非凡潜力。当前，如何更有效地压缩与分离引力波数据成为关键问题。研究者通过融合时间域与时频域特征的技术，成功提升了在突发噪声尖峰干扰下引力波信号参数推断的准确性<sup>[41]</sup>。在引力波信号分离领域，针对第三代引力波探测器(ET, CE)面临的“信号污染”问题，UnMixFormer模型利用Transformer的自注意力机制，动态分配计算资源至不同信号的时频特征区域。实验表明，该方法可以成功对5个并发事件进行精确分离，相较于传统匹配滤波方法实现了显著的能力提升<sup>[42]</sup>。该模型的核心设计充分契合引力波信号的物理特性：Transformer的自注意力机制能够捕捉引力波在时频域的长程相关性(例如双黑洞并合信号的啁啾特征在时频图中呈现指数上升趋势)，从而实现对并发信号的精准分离；而传统匹配滤波方法因依赖固定波形模板库，难以应对信号叠加与噪声耦合的复杂场景。此外，DINGO模型采用标准化流(Normalizing Flow)架构，将参数推断时间从数小时缩短至几十秒，且精度误差小于2%<sup>[43]</sup>。

深度学习正在逐步破解21 cm宇宙学面临的棘手难题。目前，3D U-Net神经网络已经被应用于21 cm宇宙学信号的提取。对于中频观测(如MeerKAT望远镜的L波段巡天)，3D U-Net神经网络可以有效地消除波束效应和极化泄漏效应带来的影响<sup>[18,19]</sup>。而对于更低频的再电离时期的观测，基于充足的观测时间，3D U-Net神经网络也可以从热噪声和各种系统效应导致的过量方差中帮助提取21 cm信号<sup>[44]</sup>。U-Net的跳跃连接结构在这一任务中展现出独特优势：通过将编码器的高分辨率特征与解码器的语义信息逐层融合，能够有效保留21 cm信号的微弱空间特征，同时抑制前景辐射的大尺度平滑分量。这一设计克服了传统主成分分析(PCA)方法因过度平滑导致信号失真的缺陷。在21 cm森林分析领域，标准化流通过构建暗物质性质与21 cm森林信号的隐式关联，实现了对温暗物质的约束，并能够实现毫秒级的参数推断<sup>[45]</sup>。

深度学习正在破解快速射电暴的“身份危机”。实现FRB的准确分类对于揭示其起源和爆发机制至关重要，同时也是推动FRB宇宙学研究的关键一步。精确的分类不仅有助于深化对其物理本质的理解，还能推动后续追踪观测，提高其定位精度，并为构建精确的宇宙学探针奠定基础。当前，无监督非线性降维算法正为FRB的分类研究提供新思路。通过联合分析FRB的爆发形态、时间演化及能量分布特征，t-SNE及umap等方法通过实现高维观测数据的降维，揭示潜在的数据结构，辅助识别出一些可能的重复暴候选体<sup>[46–49]</sup>。此外，基于信息排序瓶颈的卷积自编码器(IOC-CAE)在捕捉复杂爆发特征方面表现出色，能够在压缩数据的同时保留FRB的关键形态特征。应用于CHIME FRB数据时，IOC-CAE成功揭示了FRB形态的连续谱，并有效区分了不同类型的爆发<sup>[50]</sup>。IOC-CAE的信息瓶颈设计通过最大化特征压缩与目标信息保留的平衡，适配了FRB动态谱中爆发形态的高度多样性(如窄带扫频与宽带脉冲的混合模式)，从而避免传统分类方法因预设特征选择导致的物理信息丢失。这些方法为FRB的分类体系构建和起源探索提供了新的视角，同时也为利用FRB研究宇宙学打下了更坚实的基础。

这些突破性进展揭示了一个根本性转变：深度学习不再仅仅是辅助工具，而是成为新兴宇宙学探针不可分割的“智能感知器官”。然而，这种技术融合也带来新的科学哲学命题——当神经网络在射电宇宙学巡天数据中发现违背现有理论的异常关联时，我们究竟是在见证新物理的曙光，还是陷入了“黑箱认知”的迷雾？这正是智能时代宇宙学研究的独特魅力与挑战所在。

尽管深度学习在宇宙学探测中展现出巨大潜力，其实用化进程仍面临若干关键挑战：训练数据的覆盖范围直接影响模型的泛化能力。例如，若训练集缺乏极高红移FRB ( $z > 3$ )或极端质量比旋近事件，模型可能无法准确识别此类稀有但具有重要科学价值的目标。神经网络的黑箱特性可能导致物理机制误判。例如，在21 cm信号分析中，模型可能将望远镜极化泄漏效应误识别为再电离时期的电离气泡特征，从而误导科学结论。为应对上述挑战，研究者正探索以下路径：(1) 物理约束的损失函数，在训练中引入功率谱守恒、能量守恒等物理约束条件，确保模型输出符合已知物理规律；(2) 可解释性工具，利用显著图(Saliency Map)

或梯度加权类激活映射(Grad-CAM)等技术, 可可视化模型决策依据, 辅助物理学家甄别算法幻影与真实信号; (3) 数据增强与迁移学习, 通过模拟数据增强与跨任务迁移学习, 提升模型对稀有事件与未知场景的适应能力。这些努力旨在构建“物理定律引导的数据挖掘”范式, 使深度学习不仅成为高效的数据处理工具, 更发展为可解释、可验证的科学发现引擎。尽管面临上述挑战, 深度学习与宇宙学探测的深度融合仍展现出广阔前景。随着算法优化与观测技术的协同进步, 我们正迈向一个由智能探针驱动的精确宇宙学时代。

## 5 未来展望: 宇宙学探测与智能分析的融合

随着宇宙学研究迈入“智能协同”时代, 深度学习将深度嵌入下一代宇宙学探测的完整价值链。21世纪30年代, 由地面-空间引力波网络、平方公里阵列射电望远镜SKA和FAST阵列射电望远镜(FASTA)构成的立体观测体系, 将帮助打造探索晚期宇宙的精确探针及实现宇宙演化的全景重建。当太极-天琴空间任务捕获超大质量黑洞并合的时空涟漪, SKA绘制出宇宙演化的21 cm信号三维图景, FASTA的FRB探测揭示星系际介质中的重子分布时, 人类将获得探索宇宙初代星系和超大质量黑洞起源、检验引力理论、破解暗物质和暗能量本质的终极实验室。这一愿景的实现, 离不开智能算法在数据融合、异常检测和物理反演层面的革命性突破。

第三代引力波探测器(ET, CE)的灵敏度提升数百倍, 预示着探测事件率的指数级增长, 然而也面临“信号污染”的悖论——灵敏度的提升意味着更多环境噪声将涌入观测频段。深度学习正在构建全新的防御体系: 基于卷积神经网络的DeepClean算法, 通过结合辅助信号(如环境监测传感器数据)中的耦合特征, 成功预测并去除引力波信号中的噪声, 从而使信噪比提升21.6%<sup>[51]</sup>; 自编码器神经网络有效增强了对瞬态干扰形态特征的拟合能力, 显著提高了30%的信号灵敏度体积<sup>[52]</sup>。此外, 由于神经网络自身的鲁棒性, 人们发现当瞬态噪声尖峰的信噪比较低时( $< 9$ ), 标准化流模型可直接从受污染的数据中反演出波源参数<sup>[53]</sup>。更为革命性的进展是, 标准化流模型在1 s内成功分析了两个重叠的双黑洞并合信号, 相比于传统方法, 速度提升了百万倍, 并能恢复信号参数<sup>[54]</sup>。

低频引力波探测面临独特的“信号鸡尾酒会”难题——LISA、太极、天琴等空间探测器每年将捕获超过十万个并发信号, 其波形在数月观测期内持续交叠。传统匹配滤波方法在此场景下计算复杂度呈指数爆炸, 而基于Transformer的深度神经网络在噪声环境下能够精准提取信号, 展示出99%以上的检测率, 虚警率为1%, 并且与目标信号相似度超过95%<sup>[55]</sup>。针对极端质量比旋近(EMRI)事件的探测, 利用基于ODE神经网络的流匹配技术, 将深度学习应用于EMRI信号的贝叶斯后验估计, 计算效率提升了几个数量级, 同时还可保持参数估计的无偏性<sup>[56]</sup>。这些突破使空间引力波网络有望绘制出首张宇宙超大质量黑洞并合的三维演化图谱, 精确约束早期宇宙结构形成模型。

这一技术跃迁的本质, 是智能算法与物理定律的深度耦合——当神经网络真的能够在引力波探测数据流中发现偏离广义相对论的极化模式时<sup>[57]</sup>, 或许将开启超越爱因斯坦的时空认知新纪元。而如何在这些“数字炼金术”的成果中甄别物理真相与算法幻影, 将成为下一代宇宙学家面临的全新认知论挑战。

当前中性氢强度映射研究正处在“信号破晓”的关键阶段。尽管GBT, MeerKAT等设施已在低红移区间实现星系-中性氢互相关功率谱探测<sup>[58,59]</sup>, 但标志性的自相关功率谱仍如同海市蜃楼——其微弱信号深埋在强度高达 $10^4\text{--}10^5$ 倍的银河系和河外星系同步辐射(及自由-自由辐射)背景中。这种信噪比挑战堪比在飓风中识别蝴蝶振翅的频率特征。

深度学习正在这场“信号突围战”中扮演破局者角色。目前U-Net架构的神经网络在21 cm宇宙学信号提取中已显著提升了计算效率并节约了时间成本。为处理高精度的结构特征提取, U-Net的改良模型即将发挥更加重要的作用。其中, U-Net++在U-Net的基础上加入了更多的跳跃连接和深度监督, 通过多个中间层的细粒度特征融合, 提升了模型的表达能力和性能。它适用于较为复杂的图像分割任务。而Attention U-Net的注意力机制可以帮助模型聚焦于输入图像中的关键部分, 从而提高模型对细微差别的辨识能力。

在宇宙黎明时期, 21 cm森林犹如刻印在氢原子云中的暗物质指纹。这些由微小暗物质晕(其质量约为百万倍太阳质量)产生的吸收线森林, 蕴含着温暗物质粒子质量与早期星系X射线辐射场的双重信息<sup>[31]</sup>。然而, 目前面临的一个主要挑战是, 由于缺乏有效的理论模

型, 传统的大规模模拟方法在探测暗物质基本属性时的计算成本极高。此外, 功率谱似然函数的非高斯特性也为天体物理效应的精确估计带来了复杂挑战。

深度学习通过“物理引导的生成建模”实现范式突破。基于标准化流技术的解析模型无关的方法不仅突破了对数据分布假设的限制, 还显著降低了对大数据集的依赖, 仅需极少的数据量即可将温暗物质粒子质量约束至理论精度<sup>[45]</sup>。

这场技术革命的终极目标, 是构建能自主发现物理规律的“智能探针”——当神经网络在21 cm观测数据流中识别出偏离 $\Lambda$ CDM模型的异常线索时, 或许将成功揭示暗能量的动力学演化或暗物质与暗能量的相互作用<sup>[60–62]</sup>。这种“算法驱动的科学发现”模式, 正在重新定义21世纪宇宙学研究的疆域。

快速射电暴的分类学困境本质上是高维特征空间的解构难题。传统二分法(重复暴/非重复暴)已难以准确描述CHIME/FRB合作组数据集中观测到的混合型爆发特征。越来越多的重复暴在观测特征上表现出与非重复暴相似的属性, 使其分类变得模糊, 难以简单归入某一类别<sup>[63]</sup>。鉴于此, 重新考虑通过机器学习方法结合FRB的多维度观测特征实现非重复暴与重复暴之间的软转化显得尤为重要。

重复快速射电暴是深入研究FRB现象的重要窗口, 其中极端活跃的重复暴源能够多次爆发, 提供高信噪比的测量数据和丰富的天体物理信息, 不仅有望揭示FRB的起源与辐射机制, 同时也为FRB作为宇宙学探针的应用提供了独特优势。我国FAST望远镜在重复暴探测方面具有显著优势, 例如对FRB 20201124A的持续监测, 在累计96.9 h内探测到该源1863次爆发<sup>[64]</sup>, 这为机器学习提供了研究爆发过程与重复模式的绝佳实验室<sup>[65]</sup>。此外, 研究者对阿雷西博(Arecibo)射电望远镜探测到的FRB 121102的977次重复爆发进行分析, 发现在同一重复暴源中也可能存在多种不同辐射机制<sup>[66]</sup>, 这进一步凸显了FRB物理性质的复杂性。未来将获取更多此类数据, 通过机器学习方法结合多源观测数据, 将有助于从统计层面挖掘这些特殊暴的潜在物理规律, 并探究这些特殊暴与普通暴的本质差异, 进一步限制FRB的起源机制。

引力透镜化FRB的搜寻本质是时域-频域联合特征识别的终极挑战。CHIME团队发布的FRB大样本观

测数据, 可以用于搜寻微透镜化的FRB信号。目前, 传统观测已发现一例透镜化事件候选者FRB 20190308C<sup>[67]</sup>。这种信号可用于宇宙学研究。模拟结果表明, 通过分析微引力透镜化的FRB在银河系中产生的闪烁效应, 可以分辨微角秒尺度的透镜像, 并测量时间延迟, 从而限制哈勃常数, 单个事件可将误差约束至6%, 30个事件可得到好于1%的哈勃常数测量<sup>[68]</sup>。FAST已观测到FRB的闪烁效应, 如FRB 20220912A<sup>[69]</sup>和FRB 20201124A<sup>[70]</sup>。随着FRB透镜事件样本的增加和深度学习方法的优化, 未来FRB有望成为独立的宇宙学标尺, 助力精确测量宇宙膨胀历史和探测暗物质微结构。

## 6 结语

深度学习与宇宙学的深度融合, 正以前所未有的方式重塑人类探索宇宙的认知范式。作为新兴宇宙学探针的“智能感知器官”, 深度学习不仅解决了海量异构数据处理、微弱信号提取和复杂噪声抑制等工程难题, 更催生了科学发现模式的革新。通过神经网络的高维特征提取与非线性建模能力, 深度学习突破了传统分析方法在数据处理效率、物理模型依赖性和计算复杂度等方面的局限, 为宇宙学研究开辟了全新的路径。

这些突破标志着宇宙学研究正从“假设驱动”向“数据驱动”的范式跃迁。深度学习不仅能够从复杂噪声背景中提取微弱信号, 还能在缺乏先验物理模型的情况下, 通过数据驱动的特征学习揭示潜在的物理规律。这种“算法涌现”的科学发现模式, 使宇宙学研究不再受限于传统模型的约束, 转而进入一个由数据驱动的探索时代。

然而, 这场技术革命也带来了深刻的认知挑战。当神经网络从噪声中重构出违背现有理论框架的宇宙图景时, 我们亟需建立“可解释AI”与物理第一性原理的对话机制, 以甄别算法幻影与物理真相。这种“物理定律引导的数据挖掘”范式, 正在重新定义宇宙学研究的疆域。

展望未来, 随着下一代观测设施与智能算法的深度融合, 深度学习将深度嵌入“观测-建模-发现”的全链条, 成为宇宙学研究中不可或缺的“共谋者”。在这个激动人心的时代, 人工智能不仅是工具, 更是推动人类认知宇宙边界的关键力量。

## 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. *Phys Rev Lett*, 2016, 116: 061102
- 2 Abbott B P, Abbott R, Abbott T D, et al. A gravitational-wave standard siren measurement of the hubble constant. *Nature*, 2017, 551: 85–88
- 3 Pritchard J R, Loeb A. 21 cm cosmology in the 21st century. *Rep Prog Phys*, 2012, 75: 086901
- 4 Macquart J P, Prochaska J X, McQuinn M, et al. A census of baryons in the universe from localized fast radio bursts. *Nature*, 2020, 581: 391–395
- 5 Zhang X. Gravitational wave standard sirens and cosmological parameter measurement. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2019, 62: 110431
- 6 Xu Y D, Zhang X. Cosmological parameter measurement and neutral hydrogen 21 cm sky survey with the square kilometre array. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2020, 63: 270431
- 7 Guo Z K. Standard siren cosmology with the LISA-Taiji network. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2022, 65: 210431
- 8 Chen X. A joint survey strategy helps 21 cm intensity mapping become a powerful cosmological probe. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2023, 66: 270431
- 9 Dai Z G. SKA-era localized fast radio bursts as a precise cosmological probe. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2023, 66: 120431
- 10 Zhao W. The cosmological significance of the Taiji-TianQin-LISA network. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2024, 67: 220431
- 11 Zhu Z H. Illuminating dark sirens with CSST. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2024, 67: 230431
- 12 Jin S J, He D Z, Xu Y, et al. Forecast for cosmological parameter estimation with gravitational-wave standard siren observation from the cosmic explorer. *J Cosmol Astropart Phys*, 2020, 2020(3): 051
- 13 Jin S J, Wang L F, Wu P J, et al. How can gravitational-wave standard sirens and 21-cm intensity mapping jointly provide a precise late-universe cosmological probe? *Phys Rev D*, 2021, 104: 103507
- 14 Wu P J, Shao Y, Jin S J, et al. A path to precision cosmology: Synergy between four promising late-universe cosmological probes. *J Cosmol Astropart Phys*, 2023, 2023(6): 052
- 15 Zhao Z W, Li Z X, Qi J Z, et al. Cosmological parameter estimation for dynamical dark energy models with future fast radio burst observations. *Astrophys J*, 2020, 903: 83
- 16 George D, Huerta E A. Deep neural networks to enable real-time multimessenger astrophysics. *Phys Rev D*, 2018, 97: 044039
- 17 Wang Y X, Jin S J, Sun T Y, et al. Rapid identification of time-frequency domain gravitational wave signals from binary black holes using deep learning. *Chin Phys C*, 2024, 48: 125107
- 18 Ni S, Li Y, Gao L Y, et al. Eliminating primary beam effect in foreground subtraction of neutral hydrogen intensity mapping survey with deep learning. *Astrophys J*, 2022, 934: 83
- 19 Gao L Y, Li Y, Ni S, et al. Eliminating polarization leakage effect for neutral hydrogen intensity mapping with deep learning. *Mon Not R Astron Soc*, 2023, 525: 5278–5290
- 20 Agarwal D, Aggarwal K, Burke-Spolaor S, et al. FETCH: A deep-learning based classifier for fast transient classification. *Mon Not R Astron Soc*, 2020, 497: 1661–1674
- 21 Zhang Y K, Li D, Feng Y, et al. DRAFTS: A deep-learning-based radio fast transient search pipeline. *Astrophys J Suppl Ser*, 2025, 276: 20
- 22 Schutz B F. Determining the hubble constant from gravitational wave observations. *Nature*, 1986, 323: 310–311
- 23 Zhang J F, Zhang M, Jin S J, et al. Cosmological parameter estimation with future gravitational wave standard siren observation from the einstein telescope. *J Cosmol Astropart Phys*, 2019, 2019(9): 068
- 24 Song J Y, Wang L F, Li Y, et al. Synergy between CSST galaxy survey and gravitational-wave observation: Inferring the hubble constant from dark standard sirens. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2024, 67: 230411
- 25 Zhao Z W, Wang L F, Zhang J F, et al. Prospects for improving cosmological parameter estimation with gravitational-wave standard sirens from Taiji. *Sci Bull*, 2020, 65: 1340–1348
- 26 Wang L F, Zhao Z W, Zhang J F, et al. A preliminary forecast for cosmological parameter estimation with gravitational-wave standard sirens from TianQin. *J Cosmol Astropart Phys*, 2020, 2020(11): 012
- 27 Wang L F, Jin S J, Zhang J F, et al. Forecast for cosmological parameter estimation with gravitational-wave standard sirens from the LISA-Taiji network. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2022, 65: 210411
- 28 Jin S J, Zhang Y Z, Song J Y, et al. Taiji-TianQin-LISA network: Precisely measuring the Hubble constant using both bright and dark sirens. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2024, 67: 220412

- 29 Qi J Z, Jin S J, Fan X L, et al. Using a multi-messenger and multi-wavelength observational strategy to probe the nature of dark energy through direct measurements of cosmic expansion history. *J Cosmol Astropart Phys*, 2021, 2021(12): 042
- 30 Xu Y D, Zhang X. The square kilometre array and 21 cm cosmology (in Chinese). *Sci Sin-Phys Mech Astron*, 2020, 50: 079801 [徐怡冬, 张鑫. SKA与21 cm宇宙学. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2020, 50: 079801]
- 31 Shao Y, Xu Y, Wang Y, et al. The 21-cm forest as a simultaneous probe of dark matter and cosmic heating history. *Nat Astron*, 2023, 7: 1116–1126
- 32 Wu P J, Li Y, Zhang J F, et al. Prospects for measuring dark energy with 21 cm intensity mapping experiments: A joint survey strategy. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2023, 66: 270413
- 33 Zhang J G, Zhao Z W, Li Y, et al. Cosmology with fast radio bursts in the era of SKA. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2023, 66: 120412
- 34 Li Z X, Gao H, Ding X H, et al. Strongly lensed repeating fast radio bursts as precision probes of the universe. *Nat Commun*, 2018, 9: 3833
- 35 Asorey J, Parkinson D, Shi F, et al. HIR4: Cosmology from a simulated neutral hydrogen full sky using Horizon Run 4. *Mon Not R Astron Soc*, 2020, 495: 1788–1806
- 36 Makinen T L, Lancaster L, Villaescusa-Navarro F, et al. Deep21: A deep learning method for 21 cm foreground removal. *J Cosmol Astropart Phys*, 2021, 2021(4): 081
- 37 Mertens F G, Mevius M, Koopmans L V E, et al. Improved upper limits on the 21 cm signal power spectrum of neutral hydrogen at  $z \approx 9.1$  from LOFAR. *Mon Not R Astron Soc*, 2020, 493: 1662–1685
- 38 Amiri M, Andersen B C, Bandura K, et al. The first CHIME/FRB fast radio burst catalog. *Astrophys J Suppl Ser*, 2021, 257: 59
- 39 Yamasaki S, Goto T, Ling C T, et al. The true fraction of repeating fast radio bursts revealed through CHIME source count evolution. *Mon Not R Astron Soc*, 2024, 527: 11158–11166
- 40 Connor L, Ravi V. Stellar prospects for FRB gravitational lensing. *Mon Not R Astron Soc*, 2023, 521: 4024–4038
- 41 Sun T Y, Xiong C Y, Jin S J, et al. Efficient parameter inference for gravitational wave signals in the presence of transient noises using temporal and time-spectral fusion normalizing flow. *Chin Phys C*, 2024, 48: 045108
- 42 Zhao T, Zhou Y, Shi R, et al. Compact binary coalescence gravitational wave signals counting and separation using unmixerformer. arXiv: 2412.18259
- 43 Dax M, Green S R, Gair J, et al. Real-time gravitational wave science with neural posterior estimation. *Phys Rev Lett*, 2021, 127: 241103
- 44 Gao L Y, Koopmans L V E, Mertens F G, et al. Extracting the epoch of reionization signal with 3D U-Net neural networks using data-driven systematic effect model. arXiv: 2412.16853
- 45 Sun T Y, Shao Y, Li Y, et al. Deep learning-driven likelihood-free parameter inference for 21-cm forest observations. arXiv: 2407.14298
- 46 Chen B H, Hashimoto T, Goto T, et al. Uncloaking hidden repeating fast radio bursts with unsupervised machine learning. *Mon Not R Astron Soc*, 2022, 509: 1227–1236
- 47 Zhu-Ge J M, Luo J W, Zhang B. Machine learning classification of CHIME fast radio bursts—II. Unsupervised methods. *Mon Not R Astron Soc*, 2023, 519: 1823–1836
- 48 Yang X, Zhang S B, Wang J S, et al. Classifying FRB spectrograms using nonlinear dimensionality reduction techniques. *Mon Not R Astron Soc*, 2023, 522: 4342–4351
- 49 Sun W P, Zhang J G, Li Y, et al. Exploring the key features of repeating fast radio bursts with machine learning. *Astrophys J*, 2025, 980: 185
- 50 Kuiper D, Contardo G, Huppenkothen D, et al. Representation learning for fast radio burst dynamic spectra. arXiv: 2412.12394
- 51 Ormiston R, Nguyen T, Coughlin M, et al. Noise reduction in gravitational-wave data via deep learning. *Phys Rev Res*, 2020, 2: 033066
- 52 Bini S, Vedovato G, Drago M, et al. An autoencoder neural network integrated into gravitational-wave burst searches to improve the rejection of noise transients. *Class Quantum Grav*, 2023, 40: 135008
- 53 Xiong C Y, Sun T Y, Zhang J F, et al. Robust inference of gravitational wave source parameters in the presence of noise transients using normalizing flows. *Phys Rev D*, 2025, 111: 024019
- 54 Langendorff J, Kolmus A, Janquart J, et al. Normalizing flows as an avenue to studying overlapping gravitational wave signals. *Phys Rev Lett*, 2023, 130: 171402
- 55 Zhao T, Lyu R, Wang H, et al. Space-based gravitational wave signal detection and extraction with deep neural network. *Commun Phys*, 2023, 6: 212
- 56 Liang B, Guo H, Zhao T, et al. Rapid parameter estimation for extreme mass ratio inspirals using machine learning. arXiv: 2409.07957

- 57 Wang Y X, Wei X, Li C Y, et al. Search for exotic gravitational wave signals beyond general relativity using deep learning. arXiv: 2410.20129
- 58 Chang T C, Pen U L, Bandura K, et al. An intensity map of hydrogen 21-cm emission at redshift  $z \approx 0.8$ . *Nature*, 2010, 466: 463–465
- 59 Cunningham S, Li Y, Santos M G, et al. HI intensity mapping with MeerKAT: Power spectrum detection in cross-correlation with WiggleZ galaxies. *Mon Not R Astron Soc*, 2023, 518: 6262–6272
- 60 Zhang M, Wang B, Wu P J, et al. Prospects for constraining interacting dark energy models with 21 cm intensity mapping experiments. *Astrophys J*, 2021, 918: 56
- 61 Wu P J, Zhang X. Prospects for measuring dark energy with 21 cm intensity mapping experiments. *J Cosmol Astropart Phys*, 2022, 2022(1): 060
- 62 Pan J D, Wu P J, Du G H, et al. Prospects for cosmological research with the FAST array: 21-cm intensity mapping survey observation strategies. *J Cosmol Astropart Phys*, 2025, 2025(1): 080
- 63 Andersen B C, Bandura K, Bhardwaj M, et al. CHIME/FRB discovery of 25 repeating fast radio burst sources. *Astrophys J*, 2023, 947: 83
- 64 Xu H, Niu J R, Chen P, et al. A fast radio burst source at a complex magnetized site in a barred galaxy. *Nature*, 2022, 609: 685–688
- 65 Chen B H, Hashimoto T, Goto T, et al. Classifying a frequently repeating fast radio burst, FRB 20201124A, with unsupervised machine learning. *Mon Not R Astron Soc*, 2023, 521: 5738–5745
- 66 Lin L Y L, Hashimoto T, Goto T, et al. Revisiting the mysterious origin of FRB 20121102A with machine-learning classification. *Publ Astron Soc Aust*, 2024, 41: e090
- 67 Chang C, Zhang S, Xiao D, et al. A lensed FRB candidate in the first CHIME/FRB catalogue and its potential implications. *Mon Not R Astron Soc-Lett*, 2025, 537: L61–L66
- 68 Tsai A, Jow D L, Baker D, et al. Scintillated microlensing: Measuring cosmic distances with fast radio bursts. *Phys Rev D*, 2024, 110: 043503
- 69 Wu Z W, Main R A, Zhu W W, et al. Scintillation arc from FRB 20220912A. *Sci China-Phys Mech Astron*, 2024, 67: 219512
- 70 Wu Z, Zhu W, Zhang B, et al. Scintillation velocity and arc observations of FRB 20201124A. *Astrophys J Lett*, 2024, 969: L23

## Deep learning-driven gravitational wave and radio cosmology research: New opportunities in the era of precision cosmology

ZHANG Xin

Department of Physics, College of Sciences, Northeastern University, Shenyang 110819, China

\*Corresponding author (email: [zhangxin@mail.neu.edu.cn](mailto:zhangxin@mail.neu.edu.cn))

Cosmology, as a scientific discipline exploring the origin, structure, and evolution of the universe, has recently encountered new developmental opportunities. The emergence of novel cosmological probes, such as gravitational waves, neutral hydrogen 21 cm radiation, and fast radio bursts, has provided unprecedented opportunities to address major cosmological challenges. However, the practical application of these emerging probes still faces numerous technical hurdles. Deep learning technology, with its powerful capabilities in data processing and signal extraction, is becoming a key tool to overcome these challenges. This study discusses the current applications, technical challenges, and future prospects of deep learning in gravitational wave and radio cosmology, emphasizing its critical role in the era of precision cosmology.

**deep learning, neural networks, gravitational waves, 21 cm cosmology, fast radio bursts, cosmological probes**

**PACS:** 98.80.-k, 04.30.-w, 95.85.Bh, 07.05.Mh

**doi:** [10.1360/SSPMA-2025-0058](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2025-0058)