

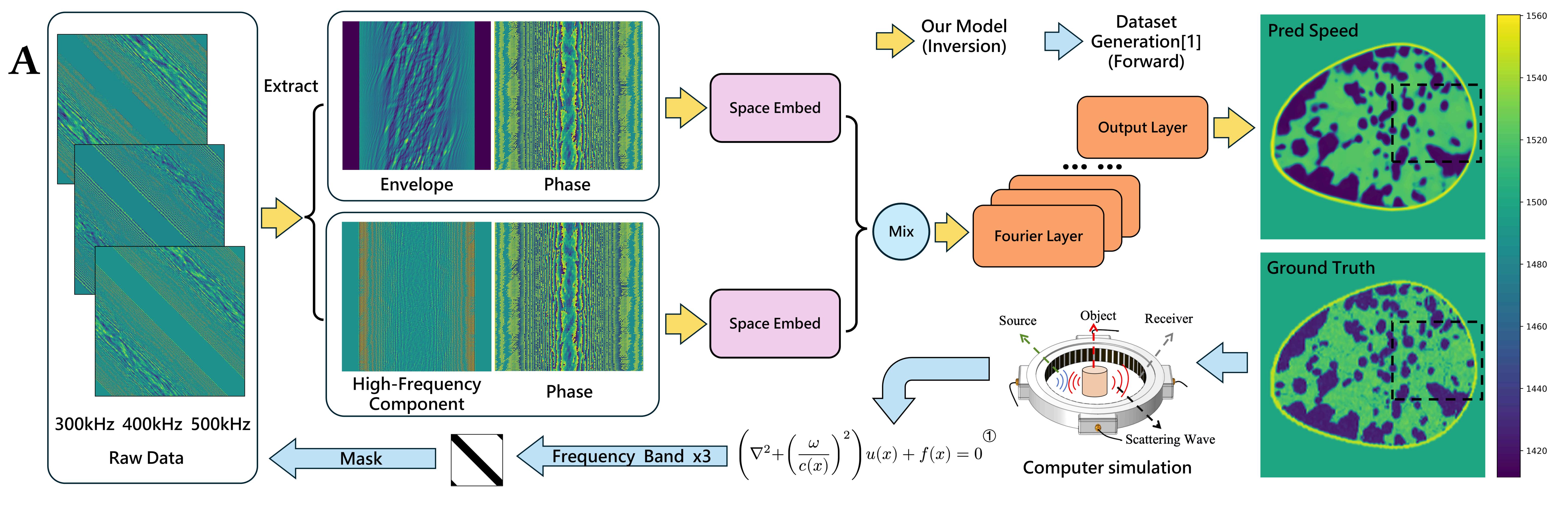
# 基于傅里叶神经算子的超声 CT 波速重建



杨锦添<sup>1</sup>

<sup>1</sup>武汉大学 弘毅学堂

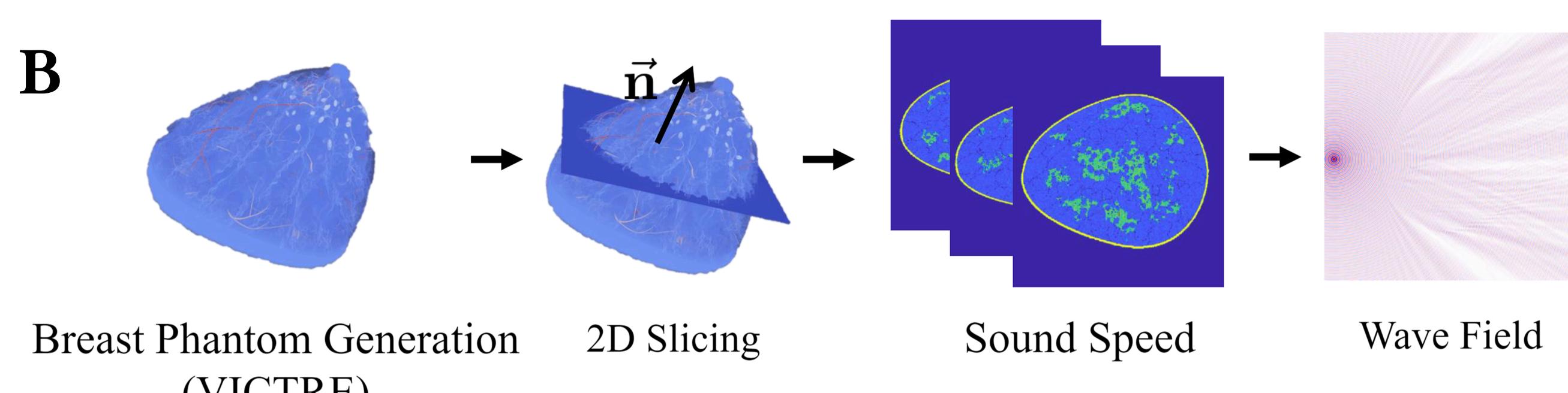
## 概览



## 背景

超声层析成像 (UltraSound Computer Tomography, USCT) 是一种重要的医学成像技术。它使用主动的超声波源和阵列接收器来捕捉目标内部的信息，以更低的成本提供和传统 X 光 CT 相近的信息，但是却不会像 X 光那样对人体造成伤害。传统的 USCT 波速重建方法通常基于全波形反演和射线追踪，这些方法在计算效率或计算精度上存在一定的问题。我们希望设计一种在保证精度的前提下，在这个场景中的达到更优的反演性能的方法。

## 数据与方法



本模型的数据集来自北京科学智能研究院和中科院声学所举办的比赛“超声 CT 成像中的波速重建”。该数据集包含了 7200 对三频段波场 (300kHz, 400kHz, 500kHz) 和声速数据。他们使用 VICTRE (Virtual Imaging Clinical Trial for Regulatory Evaluation) 工具生成 3D 的人乳房解剖结构，进而得到声速分布，之后再在模型的 2D 切面上使用 CBS 求解器得到波场，工作流如图 B 所示[1]。声速分布到波场的过程可以参考图 A 中的浅蓝色路径。

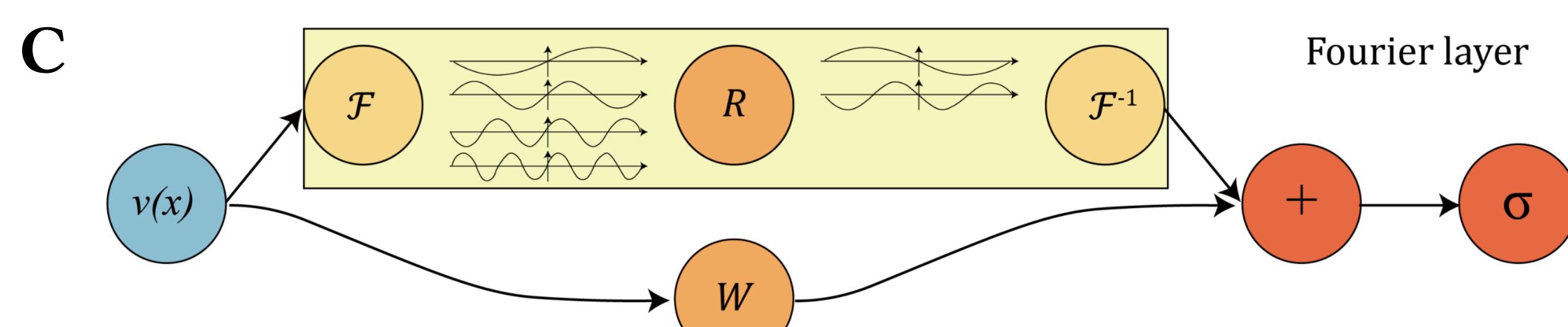
在本问题中，我们已知  $n$  组波源  $\{f(x_i)\}_i^n$  和其对应的  $n \times j$  个测点上的声场  $\{u(x_j)\}_j^n$ ，希望可以得到波速  $c(x)$  的分布。使用传统方法时本问题可以转化为一个带约束的亥姆霍兹方程最优化问题。但是现在我们希望使用端到端的神经网络来解决这个问题，即直接学习

$$\{u(x_j)\}_j^n \xrightarrow{\mathcal{M}} c(x) \quad (x \in \Omega, \Omega \text{ 为关注区域})$$

为了获得对噪声的鲁棒性以及更好的泛化能力，我们在数据进入神经网络前进行了预处理，包括对波场进行包络提取、高频信息提取以及相位提取，如图 A 所示。这样， $c(x)$  可以表示为

$$c = \mathcal{M}(|\mathcal{H}(u)|, f_{filter}(u), \varphi(u))$$

在提取了特征后，我们使用 FNO 学习映射  $\mathcal{M}$ 。FNO (Fourier Neural Operator) 是神经算子学习的代表性模型，具有网格无关性的优良性质。[2] 其学习两个函数空间之间的泛函映射，可以用来解决偏微分方程问题。在这里，我们使用 FNO 来学习波速分布与声场之间的关系，进而得到波速分布。



Fourier Layer 是 FNO 的核心组件。如图 C，它用傅里叶变换将输入的信息转换到频域，之后在频域中通过神经网络 R 学习具有全局性的信息，最后用逆傅里叶变换得到输出。

我们采用 SSIM (Structural Similarity Index)、PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) 和 LapLoss 作为损失函数。其中 SSIM 关注局域性的相似性；PSNR 起到 L2Loss 的作用，但是相比 L2 在接近收敛时梯度更大，训练效果更好；LapLoss 关注多尺度信息的重建。

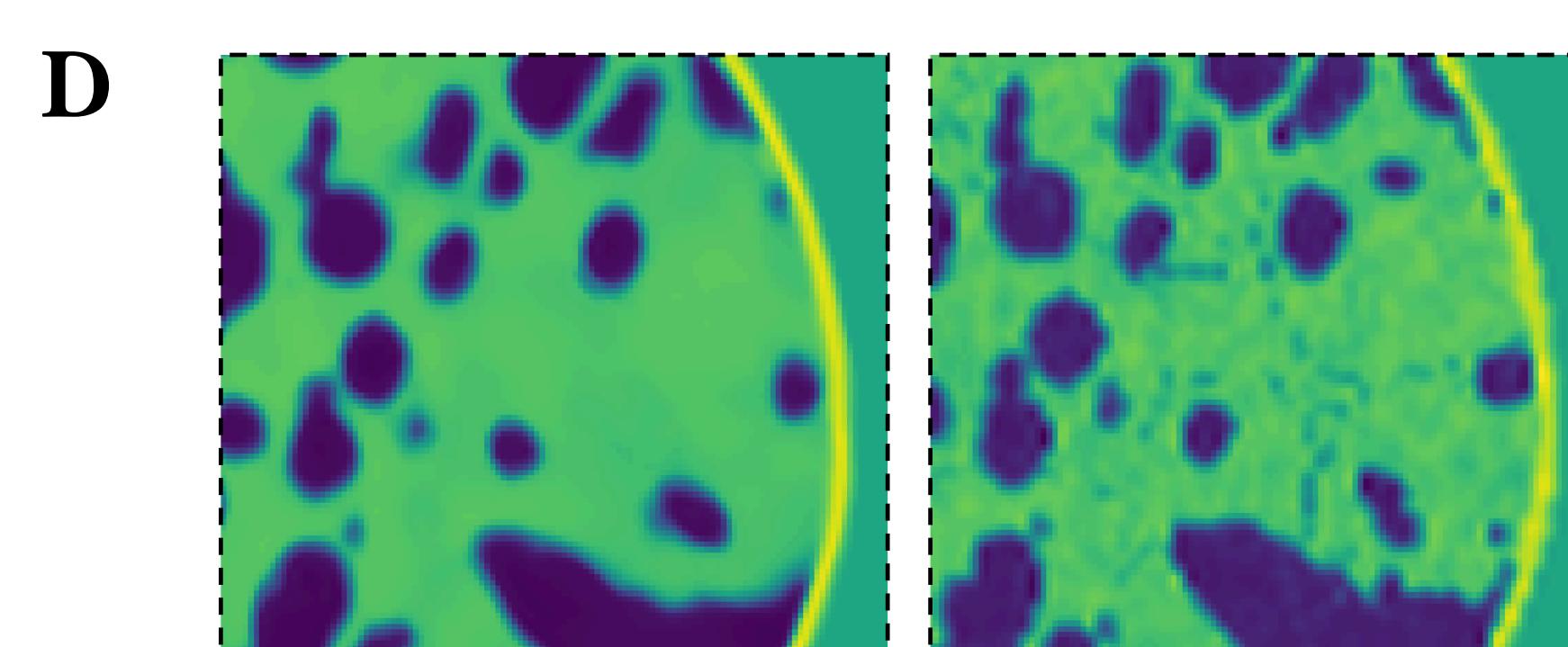
我们使用 Adam 优化器在单张 NVIDIA V100 16G SXM2 GPU 上进行训练。最终本模型训练了约 130 小时达到收敛。

## 结果与讨论

我们使用 SSIM 和 PSNR 作为评价指标，对比了我们的模型和基线模型的性能。结果如右表所示。其中基线模型是由前文提到的比赛提供的，同样基于神经算子。

模型	SSIM	PSNR
Baseline	0.8807	13.61
Our Model	<b>0.8991</b>	<b>14.37</b>

可以看到我们的模型相比基线模型在 SSIM 和 PSNR 上都有一定的提升。同时在加噪测试中，我们的模型对噪声也有更好的鲁棒性。达到这种精度时，我们的模型仍然可以在单张 16G V100 GPU 上达到 12it/s 的推理速度，实现了实时的推理，达到了远超传统全波形反演的性能。<sup>②</sup>



仔细对比本模型的重建结果与真实值（图 D），可以看到我们的模型基本可以正确地重建出波速的分布。在较大体块的重建上达到了不错的精度。但是在高频信息的重建上，我们还没有达到最佳水平。推测可能是由于傅里叶算子本身带有的低通滤波特性导致的。在实验中发现使用带有 U-Net 的 U-FNO 模型可以改善高频拟合能力，但是却会导致过拟合问题。

## 展望

- 本模型现在是纯数据驱动的，可以加入物理约束进一步提升模型的可靠性
- 使用了基于计算机模拟的数据集，没有考虑仪器噪声和其他实际问题，导致容易发生过拟合
- 对于高频信息的重建效果不佳，可以尝试引入多尺度的方法
- 引入传感器物理位置的信息，将模型泛化到任意传感器位置和排列

## 附录

### Acknowledgement

感谢潘雨迪教授在数据处理思路方面提供的灵感和帮助。感谢武汉大学超算中心提供的 GPU 计算资源。

### Footnotes

① 推测数据集生成使用此公式，具体请参见[1]

② USCT 中的全波形反演往往需要以小时计的时间，而我们的模型可以在毫秒级时间内完成推理[3]

### Bibliography

- [1] Z. Zeng, Y. Zheng, Y. Li, Z. Shi, and H. Sun, “Neural Born Series Operator for Biomedical Ultrasound Computed Tomography.” [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2312.15575>
- [2] Z. Li et al., “Fourier Neural Operator for Parametric Partial Differential Equations.” [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2010.08895>
- [3] T. Falardeau and P. Belanger, “Ultrasound tomography in bone mimicking phantoms: Simulations and experiments,” *The Journal of the Acoustical Society of America*, vol. 144, no. 5, pp. 2937–2946, 2018.