

哈尔滨工业大学深圳校区

毕业论文开题报告

题 目 基于掩星数据的气象要素反演系统设计与实现

姓 名 林逸飞

学 号 220110814

学 院 计算机科学与技术

专 业 计算机科学与技术

指 导 教 师 李旭涛

日 期 2025.10.8

目 录

1 课题背景及研究的目的与意义	1
1.1 课题背景	1
1.2 研究的目的和意义	1
2 研究现状及分析	3
2.1 国内外研究现状	3
2.2 国内外文献综述及简析	4
2.2.1 经典物理反演算法	4
2.2.2 基于机器学习的掩星反演算法	4
3 主要研究内容及研究方案	6
3.1 研究内容	6
3.1.1 构建标准数据集	6
3.1.2 实现反演模型	6
3.1.3 系统精度评估与分析	7
3.1.4 系统封装与可视化	8
3.2 研究方案	8
3.2.1 技术栈与环境配置	8
3.2.2 数据预处理	9
3.2.3 模型训练	9
3.2.4 模型测试	10
3.2.5 系统封装与可视化	10
4 进度安排及预期目标	12
4.1 进度安排	12
4.2 预期目标	12
5 已具备和所需的条件和经费	14
5.1 实验室条件和经费保障	14
5.2 所需条件和经费	14
6 预计困难及解决方案	15
6.1 预计困难与技术难点	15
6.2 解决方案	15
7 参考文献	16

1 课题背景及研究的目的与意义

1.1 课题背景

传统的大气探测技术，如探空气球与地基雷达，在观测范围和时空分辨率上存在固有的局限性。特别是在广阔的海洋、极地及人迹罕至的陆地区域，高质量大气观测资料的匮乏，已成为制约现代气象科学发展的瓶颈之一。

为突破此困境，GNSS（全球导航卫星系统）掩星探测作为一种新型遥感技术应运而生。其基本原理是：利用低地球轨道（LEO）卫星接收高轨道 GNSS 卫星穿过地球大气层边缘的信号。由于大气的折射效应，信号路径会发生弯曲，相位亦随之延迟。通过对这些变化进行精确测量，便可反演出大气折射率，并进一步推导出大气温度、压力及水汽等关键要素的垂直廓线。自 20 世纪 90 年代该技术被成功验证以来，GNSS 掩星探测凭借其全球均匀覆盖、高垂直分辨率、全天候工作及数据长期稳定等独特优势，迅速成为国际大气科学领域的研究热点。

历经数十年发展，全球已成功部署了多代 GNSS 掩星探测任务，从早期的 GPS/MET、CHAMP，到里程碑式的 COSMIC 星座，再到我国风云三号（FY-3）系列卫星搭载的 GNOS 探测仪，积累了长期且宝贵的观测数据集。大量研究已证实，同化这些数据能够显著改善全球数值天气预报的准确性，并在气候变化监测、空间天气研究等领域发挥了关键作用。

然而，将蕴含丰富物理信息的原始观测数据转化为可直接应用的、高精度的气象产品，依赖于一套复杂且精密的物理反演算法与自动化处理流程。鉴于此，研制一套自主可控、高效可靠的掩星数据反演系统，将此项前沿观测技术转化为切实的业务应用能力，已成为当前气象卫星应用领域一项迫切且关键的任务。

1.2 研究的目的和意义

本课题旨在针对上述需求，设计并实现一个集数据处理、核心算法与可视化分析于一体的自动化掩星数据反演系统。具体研究目的涵盖以下三个层面：

(1) 算法创新与模型实现：本研究的核心目的在于设计并实现一个创新的“端到端物理约束反演模型”。我们将不再遵循传统的多步级联物理反演路径，而是致力于构建一个以条件扩散模型为核心的深度学习模型，实现从弯曲角廓线到大气

状态廓线的直接映射。

(2) 自动化系统构建： 借鉴现代软件工程思想，开发一个具备良好用户交互界面的集成系统。该系统应支持从数据导入、参数配置、任务执行到结果可视化与导出的完整业务流程，旨在降低技术应用门槛，提升数据处理与分析的效率。

(3) 系统精度验证与评估： 采用国际公认的掩星数据集（如 COSMIC、FY-3）对所开发的系统进行系统性测试，并将反演结果与探空数据、ERA5 再分析资料等权威数据进行严格的交叉比对与统计评估，以量化系统的性能与可靠性。

该系统的研制可为大气科学研究提供一个强大的分析工具，其产出的高分辨率、高精度全球大气廓线，能够直接服务于天气过程分析、气候变化诊断及数值模式评估等前沿工作，有助于深化对地球大气系统的科学认知。应用层面，一个自主可控的掩星数据处理系统，是提升我国气象核心技术自主保障能力的重要环节。它能够高效地将我国风云系列等卫星的观测数据转化为有价值的气象产品，为天气预报与气候预测业务提供关键技术支撑，在防灾减灾、航空航天安全等领域具有广阔的应用前景。

2 研究现状及分析

2.1 国内外研究现状

随着全球对地观测体系的日趋完善，特别是以 GNSS 掩星技术为代表的新型遥感手段的崛起，全球大气垂直探测领域的研究格局正在发生深刻变革。

在国际上，GNSS 掩星技术已从早期的科学实验阶段迈向成熟的业务化应用阶段。以美国大学大气研究联盟的 COSMIC 数据分析与存档中心（CDAAC）为代表的技术体系，能够业务化地产出高精度的近实时大气廓线产品，并被欧洲中期天气预报中心（ECMWF）、美国国家环境预报中心（NCEP）等全球顶尖数值预报机构作为核心数据源同化入其业务系统，显著提升了全球天气预报的准确性。学术界的研究焦点亦从基础的反演理论，转向更为精细的算法优化、在极端天气（如热带气旋）监测中的应用，以及与其他观测资料的协同融合。

国内在此领域的研究虽然起步稍晚，但发展迅猛，已形成从卫星载荷研制、数据接收处理到科学应用的完整技术链条。以中国气象局和中国科学院为代表的科研机构，在风云三号（FY-3）系列气象卫星上成功搭载了自主研发的 GNSS 掩星探测仪（GNOS），获取了海量的自主观测数据。然而，与国外成熟的业务体系相比，国内在数据处理的自动化程度、软件的通用性与易用性、以及反演产品的标准化和业务化推广方面仍存在一定差距。

尽管掩星反演的核心算法已趋于成熟，但将其集成为一套自动化、业务化的软件系统仍面临诸多挑战。国外的处理系统以 UCAR/CDAAC 为标杆，其处理软件流程严谨、产品精度高，是国际公认的基准。近年来，随着 Python 语言在科学计算领域的兴起，一些研究机构和学者开始尝试使用 Python 构建更现代化、模块化的处理框架，但大多仍处于科研探索阶段，在功能的完备性和用户友好性上有所欠缺。

国内方面，国家卫星气象中心等单位已经建立了针对风云三号 GNOS 数据的业务化处理系统，能够生成标准化的掩星反演产品。许多高校和研究机构也开发了各自的科研用处理软件。这些系统和软件为本课题提供了宝贵的参考，但同时也存在接口不统一、通用性不强、不易于二次开发等问题。因此，开发一套集成了核心算法、具有良好人机交互界面、模块化且易于扩展的开源系统，对于推动国内 GNSS 掩星技术的教学、科研和应用具有积极意义。

2.2 国内外文献综述及简析

GNSS 掩星反演技术经过三十余年的发展,已形成一套以多步级联物理模型为核心的经典反演链条,并在全球气象业务中发挥着重要作用。然而,随着对更高精度反演产品的需求日益增长,传统方法的局限性与数据驱动新范式的潜力也成为当前领域内的研究焦点。

2.2.1 经典物理反演算法

传统反演流程主要包括三个串联步骤:

(1) 弯曲角反演:

即从原始观测量计算弯曲角。该方法为目前主流的波动光学方法,如傅里叶积分算子法(FIO),虽然这种方法能较好地处理低层大气的多路径效应,但该步骤的精度是整个反演链条的误差源头之一。

(2) 折射率反演:

第二个步骤基于 Abel 积分变换,从弯曲角反演得到折射率。此步骤的核心是球对称大气这一理想化物理假设,当大气存在显著的水平不均匀性时,该假设会引入不可忽略的模型误差^[3]。

(3) 温、压、湿反演:

最后一步为从折射率推导出大气状态参数。在高层“干大气”中,这一推导是直接的,但在水汽丰富的对流层,存在所谓的“温湿模糊性”问题。当前主流的一维变分(1D-Var)方法通过引入数值天气预报的背景场来解决此问题,但这导致其反演精度高度依赖背景场本身的质量,在背景场误差较大的区域(如极端天气场景),其性能会受到严重制约^[4]。

经典反演链条是一个多步级联过程,每一步都依赖特定的物理假设,误差会逐级传递和累积,这使得在传统框架内进一步提升反演精度变得日益困难。以机器学习为代表的人工智能技术,恰好提供了这一全新的思路。其核心优势在于机器学习模型能够直接从海量数据中学习从“观测”到“结果”的复杂非线性映射,从而可以绕过传统方法中环环相扣的中间步骤和理想化的物理假设,从根本上避免了误差的逐级传递与累积。

2.2.2 基于机器学习的掩星反演算法

随着人工智能技术的飞速发展,以深度学习为代表的机器学习方法开始被引入 GNSS 掩星反演领域,旨在克服传统物理模型的部分局限性,为实现更高精度

的 GNSS 掩星反演提供了一种可行的解决方案。

(1) 物理模型与 AI 误差补偿的混合驱动范式：

该类研究并不试图完全抛弃成熟的经典物理反演链条，而是将其作为一个高起点的“第一猜想值”，再利用神经网络强大的非线性拟合能力，专注于学习并补偿物理模型中存在的、难以解析的系统性误差。

这种“物理+AI”的混合思想在整个 GNSS 遥感领域都展现出巨大潜力。例如，在星载 GNSS-R 海面高度反演中，已有研究成功构建了基于神经网络的误差补偿模型^[5]。该研究首先利用传统的物理模型进行海面高度反演，然后将反演结果与多种影响误差的参数（如有效波高、信噪比等）一同作为神经网络的输入，精确地学习并修正了物理模型中的系统性偏差，显著提升了最终的反演精度。

(2) 端到端的纯数据驱动范式：

该研究方向旨在用一个单一的深度学习模型替代整个传统物理反演链条，直接构建从弯曲角廓线到最终大气产品的映射。这种方法绕过了所有中间步骤和理想化假设，理论上能从数据中学习更真实的反演函数。包括扩散模型（Diffusion Model）在内的先进生成式 AI 技术正被探索用于此类任务。然而，这一前沿方向面临着其自身的核心挑战：如何保证纯数据驱动模型生成的温、压、湿廓线在物理上是自洽的，是当前亟待解决的关键科学问题。

3 主要研究内容及研究方案

3.1 研究内容

当前, GNSS 掩星大气反演技术的主流业务化产品, 仍以多步级联的物理模型为核心。尽管该经典方法在业务化应用中占据主导地位, 但其固有的局限性也日益凸显: 首先, 该方法依赖于理想化的物理假设(如球对称大气), 这在复杂大气条件下会引入模型误差; 其次, 在对流层低层, 传统方法面临棘手的“温湿模糊性”问题, 其主流解决方案(1D-Var)高度依赖外部背景场的精度, 当背景场本身存在偏差时(如极端天气期间), 反演精度会受到严重制约。这些因素共同导致了业务化产品中存在着难以消除的系统性误差。

为解决上述挑战, 本课题提出并探索一种端到端反演的范式。我们不再对现有物理模型进行局部修补, 而是致力于用一个单一的、强大的深度学习模型来替代整个传统反演链条, 直接构建从弯曲角到最终大气产品的映射。

3.1.1 构建基准数据集

本课题首先需要构建一个大规模、高质量的标准化数据集。此过程将以官方掩星数据资料作为“真值”, 与国际主流的 GNSS 掩星业务化产品进行精确的时空匹配。数据源将选取国际公认的 GNSS 掩星任务的弯曲角廓线数据, 包括美国 UCAR/CDAAC 档案中心的 COSMIC-1, COSMIC-2 任务, 以及我国风云三号(FY-3)卫星的 GNOS 产品。输出数据可以采用欧洲中期天气预报中心(ECMWF)的 ERA5 再分析资料作为大气状态的“真值”。ERA5 以其高时空分辨率($\sim 31\text{km}$, 1 小时)和高质量被广泛用作气象领域的基准。我们将提取与掩星事件对应的温度、气压和比湿的垂直廓线。

为保证原始数据的准确与严谨性, 需要严格执行质量控制与数据清洗, 对原始掩星数据进行严格筛选, 排除如穿透高度不足、信噪比过低、或官方质量控制标志为差的一系列低质量事件。同时需要对匹配后的廓线进行一致性检查, 剔除因插值或匹配误差导致的异常样本。

最终得到的数据集将按时间顺序划分为训练集($\sim 80\%$)、验证集($\sim 10\%$)和测试集($\sim 10\%$), 确保测试集在时间上晚于训练集, 以模拟真实的业务预报场景。

3.1.2 实现反演模型

本课题将设计并实现一个端到端 AI 反演模型, 以替代传统的多步级联物理反

演链条，直接从输入的弯曲角廓线生成最终的大气状态廓线。为此，本课题将采用条件扩散模型（Conditional Diffusion Model）作为核心算法。扩散模型作为一种强大的生成模型，在图像生成等领域已证明其生成高质量、高细节数据的能力。其迭代去噪的生成过程与从噪声中恢复信号的物理逆问题本质相契合。更重要的是，它能够通过条件引导（Conditioning），生成与输入（弯曲角）高度相关的输出（大气廓线），与本课题的反演任务高度契合。

条件扩散模型包含两个过程，即前向过程（Forward Diffusion）与反向过程（Reverse Diffusion）。前向过程从真实的大气廓线数据开始，逐步、少量地添加高斯噪声，直至其变为纯粹的随机噪声。后向过程训练一个神经网络（U-Net），让它学会在每一步中预测所添加的噪声。在推理时，从一个随机噪声开始，以弯曲角廓线作为条件引导，通过 U-Net 反复迭代地去除噪声，最终“雕刻”出符合物理规律和输入条件的大气廓线。

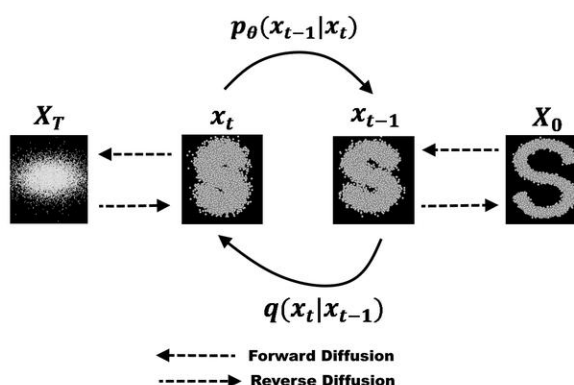


图 3-1 条件扩散模型工作流程图

网络架构端，本课题将设计一个适用于一维序列数据（大气廓线）的 U-Net 网络。该网络包含一个编码器（下采样路径）用于捕捉廓线的宏观特征，和一个解码器（上采样路径）用于重建廓线的精细结构。跳跃连接（Skip Connections）将直接连接编码器和解码器的对应层，确保高频细节信息在传播中不丢失，这对于精确刻画逆温层等大气精细结构至关重要。此外，为将弯曲角廓线的信息有效地融入生成过程，需要在 U-Net 的每一层中引入交叉注意力模块。该模块允许去噪网络在生成大气廓线的每个高度点时，关注到输入弯曲角廓线中最相关的部分，从而实现精准的条件控制。

3.1.3 系统精度评估与分析

为了系统地评估模型预测性能，本课题将利用国际公开的掩星数据集对本系统反演结果的准确性进行系统性的对比检验。通过计算偏差类指标如相对偏差（Bias）与均方根误差（RMSE），以及相关性指标如相关系数（CC），对系统的性能进行客观、定量的评估。

$$Bias = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}}$$

3.1.4 系统封装与可视化

为了将算法研究转化为一个可用的、可展示的实体，本课题将研发一个集成了核心模型、兼具模块化与交互性的应用系统。上述研究的核心算法将被封装成一个遵循现代软件工程规范的、独立的 Python 软件包。该软件包将作为系统的后端引擎，内部包含数据处理、AI 模型推理和性能评估三大功能模块，允许通过一行代码即可完成从数据输入到结果输出的全流程反演，从而将复杂的内部逻辑完全隐藏。

前端方面将利用 Streamlit 框架开发一个基于 Web 的交互式可视化系统，作为研究成果的展示界面。该系统将提供一个无需编程的友好操作环境，使用户能够便捷地上传数据并使用反演功能，并给出直观的结果展示，同时给出关键精度指标作为评估依据。

3.2 研究方案

3.2.1 技术栈与环境配置

核心编程语言：Python 3.13

深度学习框架：PyTorch

开发工具：VSCode、Pycharm2024.3.5

3.2.2 数据预处理

为了确保分析结果的准确性和可靠性，需要先构建一个经过严格筛选的高质量数据集。本阶段将严格按照 3.1.1 节所述方案执行，利用 Python 中的 xarray、scipy、metpy 等科学计算库，构建自动化的数据处理流水线，高效地完成数据下载、匹配、插值和质量控制，最终生成可供 PyTorch 直接使用的数据集。具体筛选大致标准如下：

- (1) 仅保留能够穿透到对流层中低层（如低于 10km）的掩星事件，确保数据在水汽丰富的关键区域有足够信息。
- (2) 为保证数据质量，仅保留信噪比较高的掩星事件。
- (3) 剔除数据文件质量控制标签较差的廓线，并排除数据点缺失过多的事件。
- (4) 将全部样本按时间顺序划分为训练集、验证集和测试集。

3.2.3 模型训练

本课题的核心目标为设计并实现一个能够直接从 GNSS 弯曲角廓线，端到端地反演出大气状态廓线（温度、压力、湿度）的深度学习模型。

本课题选用条件扩散模型（Conditional Diffusion Model）作为核心算法，采用一个为一维廓线数据优化的 U-Net 网络，并通过交叉注意力机制，将输入的弯曲角廓线作为条件，引导模型在去噪过程中，逐步生成最终的大气状态廓线。

一维 U-Net 网络包含一个“编码器”路径和一个“解码器”路径，编码器通过一系列卷积和下采样操作，逐步压缩廓线信息，最终捕捉到大气垂直结构的宏观特征。解码器则通过上采样和卷积操作，逐步恢复廓线的细节，最终重建出高分辨率的精细结构。两者之间通过“跳跃连接”直接传递信息，确保在特征提取过程中损失的局部细节能够在重建阶段被尽可能地还原。

整个条件扩散模型的实现逻辑分为两部分，前向过程在训练阶段计算模型预测的噪声与真实添加的噪声之间的差异（即损失函数），并通过反向传播来优化 U-Net 网络的参数；后向过程在推理（即反演）阶段，从一个纯粹的随机噪声廓线开始，以输入的弯曲角廓线作为方向性引导，通过反复调用训练好的 U-Net 网络进行迭代式去噪，最终得到一个符合物理规律和输入条件的高精度大气廓线。

损失函数采用均方误差，通过计算模型预测出的噪声与在前向过程中实际添加的噪声之间的差异，并最小化这个损失，模型能够学习一个精确的去噪函数，从而隐式地掌握了从噪声和条件（弯曲角）恢复出真实大气廓线的能力。

整个 AI 模块将使用 PyTorch 框架实现,并在高性能 GPU 计算平台上进行训练,最终得到一个封装好的、可直接调用的反演模型,作为整个系统的核心引擎。

3.2.4 模型测试

在生成模型后,需要在独立的测试集上全面、客观地评价模型的泛化能力和实际应用效果。在每个训练周期中,模型会遍历整个训练数据集,不断学习从弯曲角到大气廓线的映射规律。在测试的过程中需要密切监控模型在独立的验证集上的性能表现,并采用“早停”策略来防止模型过拟合,即在验证集性能不再提升时及时停止训练,以保证模型的泛化能力。

训练完成后,将在一个模型从未见过的、完全独立的测试集上(参考 3.1.1 中数据集划分),我们将对每个样本进行端到端反演。然后,将模型的反演结果与 ERA5 真值进行逐点对比,定量计算均方根误差(RMSE)、偏差(Bias)等一系列国际通用的精度评估指标。此外还可以考虑选取一些包含特殊天气现象(如台风、急流)的典型个例进行深入分析,通过绘制廓线对比图,直观地展示本模型相较于传统方法的优势,以及评估本模型在捕捉极端大气结构方面的能力。

3.2.5 系统封装与可视化

研究的核心算法将被封装成一个遵循现代软件工程规范的、独立的 Python 软件包。该软件包将作为整个系统的后端引擎,其设计目标是实现高度的模块化、可复用性和可维护性。包内将包含三个逻辑分离的核心模块:

- 数据预处理模块:自动化地完成从原始数据读取、时空匹配到质量控制的全流程。
- AI 反演模块:将训练好的条件扩散模型封装成一个简洁的类,对外提供一个高级应用程序接口,该接口将完全隐藏内部复杂的 AI 推理过程。
- 评估与分析模块:提供一套标准化的函数库,用于快速计算均方根误差(RMSE)、偏差(Bias)等关键精度指标,并生成静态的分析图表。

基于上述核心引擎,本课题将开发一个基于 Web 的交互式可视化系统,作为研究成果的前端展示界面。该系统将采用 Python 原生的 Streamlit 框架进行构建,采用简洁明了的 UI 用户交互界面,允许用户上传数据并启动反演,并给出多维度的结果展示。最终反演结果将包括主图(廓线对比图)、辅图(误差分析图)以及部分关键指标的数值。主图以交互式图表(支持缩放、悬停显示数值)的形式呈现,在同一坐标系下能够清晰对比本系统反演结果、ERA5 真值以及传统方法反演结果三条廓线。辅图将并列展示本模型反演误差(如偏差 Bias)随高度变化的

廓线图，定量揭示模型在不同高度层的改进情况。其余关键指标将罗列在下方，突出显示本次反演的整体均方根误差（RMSE）等核心精度指标。

4 进度安排及预期目标

4.1 进度安排

2025 年 10 月 - 2025 年 12 月：需求分析与技术准备

该阶段的核心任务是完成理论知识储备、敲定最终技术方案，并完成开发环境与数据的准备工作。深入研究 GNSS 掩星反演的物理原理，重点调研将深度学习（特别是扩散模型）应用于地球科学领域逆问题的相关文献，为后续的创新打下坚实的理论基础。

完成模型的基本架构设计（如 U-Net 结构、交叉注意力机制）与功能模块划分，搭建好基于 Python/PyTorch 的深度学习开发环境，并开始下载构建训练集所需原始数据。

2026 年 1 月 - 2026 年 2 月：数据处理与模型实现

该阶段是本课题最核心的阶段，集中精力完成数据处理流水线和端到端 AI 反演模型的代码实现与训练。

首先需要构建起从原始数据到标准化的样本对的完整数据处理流水线，并最终生成训练、验证、测试数据集。随后进一步基于 PyTorch 完成一维条件扩散模型的代码实现，并使用部分数据跑通训练与推理全流程，确保模型能够初步收敛后，在 GPU 平台上利用全部数据集进行正式的大规模训练，并对学习率、网络结构、物理约束权重等关键超参数进行细致调优。

2026 年 3 月 - 2026 年 4 月：系统测试、优化与论文撰写

该阶段主要任务为对训练好的模型进行全面评估，完成系统封装，并撰写毕业设计论文。

在模型训练完成后，在独立的测试集上对最终模型的反演精度进行系统性评估，定量分析本系统的性能优劣。将训练好的模型及前后处理流程，封装成类，并开发标准化的可视化函数库。在已完成内容的基础上可以探索并实现如 DDIM 等高效采样算法，以优化模型的推理效率。

最终整理全部研究资料，系统性地总结研究成果，完成毕业设计论文的最终撰写，并准备答辩材料。

4.2 预期目标

本课题预期将设计并实现一个完整的、模块化的 GNSS 掩星大气反演软件系统。该系统将包含一个自动化的数据处理流水线、一个封装良好的 AI 反演引擎，

以及一套标准化的性能评估与可视化工具，最终交付一个自主可控、易于使用的软件实体。

5 已具备和所需的条件和经费

5.1 实验室条件和经费保障

学校实验室平台

5.2 所需条件和经费

较高性能的计算资源以及主流学术数据库的访问权限

6 预计困难及解决方案

6.1 预计困难与技术难点

以扩散模型为代表的深度生成模型，其设计与训练过程极其复杂。为一维大气廓线数据设计一个高效的 U-Net 网络架构，并有效融入弯曲角廓线作为条件信息，是一个非标准的、需要反复试验的设计问题。同时，扩散模型的训练对计算资源要求较高，且训练周期长，在长周期的训练中，可能会出现收敛不稳定、模式崩溃等问题，导致训练失败。

6.2 解决方案

针对模型设计问题，在初期，可以借鉴计算机视觉领域中成熟的二维扩散模型架构，通过将二维操作替换为一维操作，来构建一维模型，以此作为起点采用迭代式开发策略，先在小规模数据子集上进行快速训练，以验证模型架构和代码的正确性。在模型能够稳定收敛后，再扩展到完整数据集上进行正式训练。若计算资源有限，也可考虑采用迁移学习的思路，在预训练模型的基础上进行微调。

7 参考文献

- [1] Anthes, R. A. (2011). Exploring Earth ' s atmosphere with radio occultation: contributions to weather, climate and space weather. *Atmospheric Measurement Techniques*, 4(6), 1077-1103.
- [2] Sun, Y., Bai, W., Liu, C., Du, Q., Wang, X., Xia, J., ... & Zhang, P. (2018). The FengYun-3C radio occultation sounder GNOS: a review of the mission and its early results. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(10), 5797-5811.
- [3] Kursinski, E. R., Hajj, G. A., Schofield, J. T., Linfield, R. P., & Hardy, K. R. (1997). Observing Earth ' s atmosphere with radio occultation measurements using the Global Positioning System. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 102(D19), 23429-23465.
- [4] Healy, S. B., & Eyre, J. R. (2000). Retrieving temperature, water vapor, and surface pressure information from radio-occultation measurements. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 126(566), 1661-1683.
- [5] 马德皓,于先文,王昊,等.基于神经网络的星载 GNSS-R 海面高度反演误差补偿模型 [J]. 遥感学报,2025,29(07):2369-2381.DOI:CNKI:SUN:YGXB.0.2025-07-005.
- [6] Feng, J., Yang, Z., & Bi, Y. (2022). An end-to-end retrieval of atmospheric profiles from GNSS radio occultation based on deep learning. *Remote Sensing*, 14(15), 3740.