# 基于物理信息深度学习的多源卫星遥感数据融合雄安新区风场超分辨率重建研究

摘要

在快速城市化与生态文明建设并重的背景下，精确的高时空分辨率近地表风场数据对于雄安新区的城市规划、气候适应性设计及白洋淀生态修复至关重要。传统的数值天气预报（NWP）模式受限于巨大的计算成本，难以满足米级尺度的微气象分析需求；而常规的统计降尺度方法在面对复杂非平稳的边界层湍流时，往往难以捕捉局地地形与热力性质诱发的精细流场结构。近年来，深度学习在图像超分辨率领域的突破为气象降尺度提供了新思路，但纯数据驱动模型普遍存在物理一致性缺失的问题，即生成的风场可能违反质量守恒或动量守恒定律。针对上述挑战，本文提出了一种融合物理机制与多源遥感数据的风场超分辨率重建框架——物理信息超分辨风场网络（PhySR-Wind）。该方法以粗分辨率ERA再分析数据为背景场，融合Sentinel-2高分辨率地表覆盖数据提取的空气动力学粗糙度参数，构建基于U-Net架构的深度神经网络。创新性地将大气边界层控制方程（纳维-斯托克斯方程及连续性方程）作为物理约束项嵌入损失函数，利用自动微分技术实现对流场物理残差的直接优化。本文详细阐述了雄安新区独特的湖陆热力环境特征、多源异构数据的时空对齐处理机制、物理信息神经网络（PINN）的理论构建及网络架构设计。该研究方案旨在解决数据驱动模型“黑箱”不可解释的难题，为构建符合物理规律的城市级高分辨率气象数据集提供理论基础与方法支撑。

关键词：风场降尺度；物理信息神经网络（PINNs）；超分辨率；雄安新区；多源数据融合；白洋淀效应

## 1. 引言 (Introduction)

### 1.1 研究背景与意义

风，作为大气圈中物质与能量输送的关键载体，其在近地表的精细分布特征直接影响着人类社会的生产生活与生态环境演变。在微观尺度上，风场结构决定了城市污染物的扩散路径、建筑群的通风效率以及风能资源的开发潜力；在宏观尺度上，它参与全球大气环流，调节区域气候。随着全球城市化进程的加速，城市下垫面的复杂性日益增加，高层建筑、不透水路面与自然水体交织，形成了高度异质性的城市冠层，导致局地微气候与大尺度背景环流之间的相互作用变得极端复杂。

雄安新区，作为中国的“千年大计、国家大事”，其设立不仅承载着疏解北京非首都功能的战略任务，更肩负着探索人口经济密集地区优化开发新模式的使命。新区地处华北平原腹地，环绕华北最大的淡水湿地——白洋淀。这种独特的“蓝绿交织、水城共融”的规划理念，对气象环境监测提出了前所未有的高要求。白洋淀巨大的水体热惯性与周边正在崛起的城市群形成了显著的热力性质差异，极易诱发湖陆风等局地环流系统。这些局地环流与季风背景风场的耦合，直接关系到新区“通风廊道”的有效性，进而影响缓解城市热岛效应和驱散雾霾的能力。因此，构建一套能够解析百米级甚至更精细尺度风场结构的高分辨率数据集，对于雄安新区的绿色生态城市建设具有不可替代的现实意义。

然而，获取这样高分辨率的风场数据面临着巨大的技术瓶颈。现有的地面气象观测站点虽然精度高，但空间分布稀疏，难以覆盖整个新区的复杂地表，存在大量的观测盲区。卫星散射计（如ASCAT、HY-2B）虽然能提供全球覆盖的海面风场，但在陆地上空受地表粗糙度影响严重，且时空分辨率（通常为公里级）远不足以捕捉城市微尺度的流场变化。目前气象界广泛使用的全球大气再分析资料，如欧洲中期天气预报中心（ECMWF）发布的ERA数据，虽然在时间连续性和物理一致性上表现优异，但其约公里的水平分辨率对于刻画雄安新区内部白洋淀（约366平方公里）与周边组团的精细交互作用而言，显得过于粗糙。

### 1.2 气象降尺度技术的发展与局限

为了弥合粗分辨率气候模式输出与局地应用需求之间的尺度鸿沟，气象降尺度技术应运而生。传统降尺度方法主要分为动力降尺度和统计降尺度两大阵营。

动力降尺度（Dynamical Downscaling）主要依赖于嵌套的高分辨率数值天气预报（NWP）模式，如WRF（Weather Research and Forecasting）模式。通过将粗网格数据作为初始条件和侧边界条件，驱动细网格区域模式进行积分运算，从而显式地解析中小尺度的大气动力过程。虽然动力降尺度在物理机制上最为完备，能够模拟出地形强迫和热力环流，但其计算成本极其高昂。若要对雄安新区过去几十年的历史气候进行百米级的动力重构，需要消耗海量的高性能计算资源和漫长的模拟时间，这使其难以应用于实时业务化运行或长序列的气候风险评估。此外，模式系统误差的累积和参数化方案的不确定性（如边界层参数化、陆面过程参数化）也是制约其精度的重要因素。

统计降尺度（Statistical Downscaling）则试图建立大尺度预报因子（Predictors）与局地预报量（Predictands）之间的经验统计关系。经典方法包括传递函数法、天气发生器和回归分析等。这类方法计算效率高，但通常假设大尺度与小尺度之间的统计关系在未来气候变化背景下保持不变（平稳性假设），这在土地利用发生剧烈变化的雄安新区显然是不成立的。更为关键的是，传统插值方法（如双线性插值、克里金插值）往往倾向于平滑数据，无法恢复出由复杂下垫面引起的风速陡峭梯度和高频脉动特征，导致对极值风速的低估。

### 1.3 深度学习在地球科学中的崛起与挑战

近年来，以卷积神经网络（CNN）为代表的深度学习技术在计算机视觉领域取得了革命性突破，特别是单幅图像超分辨率（SISR）技术的成熟，为气象数据的降尺度提供了全新的视角。深度学习模型具有强大的非线性映射能力，能够从海量数据中学习低分辨率（LR）流场到高分辨率（HR）流场之间的复杂转换规律，被称为“学习型超分辨率”或“智能降尺度”。

现有的研究已经证明，基于深度残差网络（ResNet）、生成对抗网络（GAN）或U-Net架构的深度学习模型，在降水、气温及风速的降尺度任务中，不仅能大幅提升计算效率（比动力模式快几个数量级），还能在纹理细节的恢复上优于传统统计方法。例如，SRGAN模型通过引入对抗损失，能够生成视觉上逼真、频谱特征丰富的高分辨率风场图像。

然而，将计算机视觉领域的通用模型直接迁移至气象领域面临着物理一致性（Physical Consistency）的严峻挑战。图像超分辨率主要关注视觉感知的清晰度（如边缘锐利度），而风场是一个受流体力学方程组支配的矢量场。纯数据驱动的“黑箱”模型可能会生成违反物理定律的结果，例如在没有气压梯度力的区域产生虚假的辐散辐合，或者在流体边界处违反无滑移条件。这种物理上的不可解释性和不确定性，严重限制了深度学习模型在气象预报、灾害预警等高可靠性要求领域的应用落地。

### 1.4 物理信息神经网络（PINNs）的提出

为了解决数据驱动模型的物理缺失问题，Raissi等人（2019）提出了物理信息神经网络（Physics-Informed Neural Networks, PINNs）这一范式。PINNs的核心思想是将控制系统的偏微分方程（PDEs）作为正则化项嵌入到神经网络的损失函数中。这使得网络在训练过程中，不仅要最小化与观测数据的误差（Data Loss），还要最小化物理方程的残差（Physics Loss）。

在流体力学领域，PINNs已经被成功应用于纳维-斯托克斯（Navier-Stokes）方程的求解、流场重建及反问题参数辨识。相较于传统的数值求解器，PINNs不需要复杂的网格剖分，且天然支持无网格（Mesh-free）计算，能够利用自动微分（Automatic Differentiation）技术精确计算导数。将PINNs引入风场超分辨率任务，意味着我们可以利用粗尺度的再分析资料作为“边界条件”，利用高分辨率的地形和地表覆盖数据作为“强迫项”，通过神经网络“求解”出满足物理约束的高分辨率流场。这种方法既保留了深度学习的高效推断能力，又继承了动力模式的物理可信度。

### 1.5 本文研究目标与贡献

针对雄安新区风场精细化模拟的需求及现有方法的局限，本文拟开展基于物理信息深度学习的多源卫星遥感数据融合风场超分辨率重建研究。主要研究内容与贡献如下：

1. 构建雄安新区多源异构气象-遥感融合数据集：整合ERA再分析资料、Sentinel-2高分辨率光学遥感影像、SRTM地形数据以及地面自动站观测数据。特别是利用Sentinel-2数据反演高精度的空气动力学粗糙度长度（Aerodynamic Roughness Length, $z\_0$），为模型提供精细的下垫面物理参数，这在以往仅依赖气象数据的研究中常被忽视。
2. 设计PhySR-Wind物理信息超分辨率网络架构：提出一种融合U-Net骨干网络与多尺度特征提取模块的深度神经网络。该网络设计了双流输入接口，分别处理动态的气象背景场和静态的地理环境场，并通过注意力机制（Attention Mechanism）强化对白洋淀湖岸线等重点区域的特征响应。
3. 推导并嵌入大气边界层物理约束损失函数：基于不可压缩流体假设（在低马赫数下近似成立）和雷诺平均纳维-斯托克斯方程（RANS），推导适用于风场降尺度的物理损失项，包括质量守恒（连续性方程）和动量守恒约束。利用自动微分技术在训练过程中对流场散度、旋度及动量平衡进行惩罚，迫使网络生成的风场在动力学上自洽。
4. 探索“黑箱”模型的可解释性与泛化能力：通过对比纯数据驱动模型（如SRResNet）与物理信息模型（PhySR-Wind）在不同天气背景（如强风过程、静稳天气）下的表现，分析物理约束对模型泛化能力和抗噪能力的提升机制，为深度学习在气象领域的业务化应用提供理论依据。

## 2. 相关工作 (Related Work)

### 2.1 气象降尺度方法的演进

气象降尺度的核心任务是将大尺度的低分辨率信息转化为局地的高分辨率信息。

统计降尺度：从线性回归到机器学习

早期的统计降尺度多采用线性回归模型（Linear Regression）或典型相关分析（CCA），建立大尺度环流指数与局地要素的映射。随着计算能力的提升，支持向量机（SVM）、随机森林（Random Forest）等浅层机器学习算法被广泛应用。这些方法在处理非线性关系上优于线性模型，但在处理空间结构数据（Grid Data）时，往往忽略了相邻网格点之间的空间相关性，导致生成的风场在空间上不连续，呈现出“马赛克”效应。

深度学习降尺度：空间特征的提取

卷积神经网络（CNN）的引入解决了空间特征提取的问题。Vandal等人（2017）提出的DeepSD模型利用堆叠的超分辨率卷积网络（SRCNN）对降水进行降尺度，证明了深度学习在捕捉空间纹理方面的优势。随后，基于U-Net结构的降尺度模型因其独特的“编码器-解码器”结构和跳跃连接（Skip Connections），在融合多尺度特征方面表现出色，被广泛用于气温和风速的精细化模拟。U-Net能够有效地将深层语义信息（大尺度天气背景）与浅层细节信息（局地边界特征）结合，非常适合气象要素的重建。

### 2.2 图像超分辨率技术在流体中的应用

计算机视觉领域的超分辨率技术（SISR）为流体数据的重建提供了直接的借鉴。

SRCNN与FSRCNN

SRCNN（Super-Resolution CNN）是最早将深度学习应用于超分辨率的尝试，它使用三层卷积网络分别完成特征块提取、非线性映射和重建。FSRCNN（Fast SRCNN）则通过在网络末端进行反卷积上采样，大幅提高了计算速度。这些基础架构在风场重建中被证明优于双三次插值，但难以恢复高频湍流细节。

生成对抗网络（GANs）

为了解决MSE损失函数导致的图像模糊问题，Ledig等人提出了SRGAN，引入判别器网络（Discriminator）和感知损失（Perceptual Loss）。在风场重建中，GANs能够生成具有逼真能谱特征的湍流场。Stengel等人利用GANs对风能资源图谱进行超分辨率重建，发现其能有效恢复地形引起的风速加速效应。然而，GANs存在训练不稳定和模式崩塌（Mode Collapse）的风险，且生成的细节可能仅仅是视觉上的欺骗，而非物理真实。

### 2.3 物理信息神经网络（PINNs）

PINNs代表了科学机器学习（Scientific Machine Learning, SciML）的前沿方向。

PINNs的基本原理

PINNs利用神经网络作为偏微分方程解的逼近器。对于方程 ，PINNs构造损失函数 ，其中 。Raissi等人（2019）展示了PINNs在求解Burgers方程、Schrodinger方程及Navier-Stokes方程中的有效性。

PINNs在气象与流体力学中的应用

近年来，PINNs开始渗透到气象领域。Kashinath等人（2021）探讨了物理融合深度学习在大气科学中的挑战。在风场降尺度方面，一些先驱性工作尝试将无散度条件（Divergence-free condition）加入损失函数，以保证生成的风场满足质量守恒。例如，在台风风场重建中，物理约束被用来确保风眼结构的动力学合理性。Fament等人（2024）提出的PhyDL-NWP框架，利用自动微分计算物理项，实现了无分辨率限制（Resolution-free）的天气预报降尺度，证明了物理引导能显著提升模型的泛化能力和数据稀缺情况下的表现。

### 2.4 多源遥感数据融合

单一数据源往往难以满足风场反演的需求。多源数据融合旨在综合不同传感器的优势。

地-空数据融合

结合地面站点的高精度点数据与卫星面的广覆盖数据是常用策略。Li等人利用人工神经网络融合CYGNSS卫星反射信号与地面观测，提升了海岸带风速反演精度。

静止卫星与极轨卫星融合

静止卫星（如Himawari-8/9）具有高频观测优势，而极轨卫星（如Sentinel-2）具有高空间分辨率优势。最新的研究尝试利用静止卫星的云图推演风场（Cloud Motion Winds），并结合极轨卫星的地表信息进行降尺度。本研究将进一步拓展这一思路，重点融合Sentinel-2衍生的地表粗糙度参数，这在城市级风场降尺度中是决定近地表风廓线的关键物理量。

## 3. 研究区域与数据资料 (Study Area and Data)

### 3.1 研究区域概况：雄安新区

地理位置与地形特征

雄安新区位于河北省保定市东部，地处北纬°43′至°10′，东经115°38′至116°20′之间，距北京、天津均为105公里，处于京津冀腹地。新区规划范围包括雄县、容城、安新三县及周边部分区域。地貌上属于太行山麓平原向冲积平原的过渡带，地势西北高、东南低，海拔高度在至米之间，整体极其平坦，地面坡度小于3‰。这种平坦地形意味着大尺度背景风场受地形阻挡较小，但也使得局地地表粗糙度的变化（如从农田到城市建筑群）对近地表风速的拖曳作用更为敏感。

白洋淀湿地

白洋淀是华北平原最大的淡水湖泊湿地，位于新区的东南部，由143个大小淀泊和3700多条沟壕组成。白洋淀的存在对局地微气候有显著调节作用。水体与陆地之间巨大的热容量差异，在春秋季及夏季晴朗且背景风较弱的天气下，极易驱动湖陆风环流。研究表明，白洋淀水体浑浊度存在显著的时空差异，这侧面反映了风浪扰动及水动力的空间不均匀性。

气候特征

雄安新区属暖温带半湿润大陆性季风气候，四季分明。

* 春季（3-5月）：干旱多风，平均气温回升快，也是沙尘天气高发期。
* 夏季（6-8月）：炎热多雨，受东亚夏季风影响，盛行东南风，月平均降水量最高可达170mm以上（如月）。
* 秋季（9-11月）：秋高气爽，风速逐渐减小。
* 冬季（12-2月）：寒冷干燥，受西伯利亚高压控制，盛行西北风。  
  根据提供的气候数据，4月是风速最大的月份（平均 mph），而月最冷且风速较小。这种季节性的风向风速变化要求降尺度模型必须具备处理不同流型（Flow Regimes）的能力。

土地利用变化与城市化

自2017年新区设立以来，土地覆盖发生了剧烈变化。耕地面积减少，城市建设用地（不透水面）和森林（千年秀林计划）面积显著增加。研究指出，2017-2022年间，生态系统服务价值因湿地和森林的扩张提升了.51%，PM.5吸收能力增强。这种下垫面的剧烈变动直接改变了地表粗糙度和反照率，进而改变了近地表风切变和湍流强度。

### 3.2 数据集构建与预处理

本研究构建的风场多源融合数据集包含三部分：低分辨率驱动场（Input）、高分辨率环境特征（Condition）和高分辨率验证真值（Target/Ground Truth）。

#### 3.2.1 低分辨率驱动数据：WRF模式模拟数据

**数据来源：** 选用WRF（Weather Research and Forecasting）数值模式提供低分辨率风场。我们使用WRF v4.0模式对雄安新区及周边区域进行了约一年的数值模拟（例如针对2020年全年），输出结果作为模型的粗分辨率背景场。模拟采用三重嵌套网格（27 km→9 km→1 km）逐级逼近新区，最内层网格覆盖雄安及周边，水平分辨率约为3 km[[34]](file://file_000000001e0c722f8f016afa095f484b#:~:text=WRF%E9%AB%98%E5%88%86%E8%BE%A8%E7%8E%87%E6%A8%A1%E6%8B%9F%EF%BC%9A%E5%88%A9%E7%94%A8WRF%E6%A8%A1%E5%BC%8F%EF%BC%88V4.0%EF%BC%89%E8%BF%9B%E8%A1%8C%E4%B8%89%E5%B1%82%E5%B5%8C%E5%A5%97%E6%A8%A1%E6%8B%9F%EF%BC%8827km)。物理方案方面，边界层采用YSU方案，陆面过程采用Noah-MP方案[[34]](file://file_000000001e0c722f8f016afa095f484b" \l ":~:text=WRF%E9%AB%98%E5%88%86%E8%BE%A8%E7%8E%87%E6%A8%A1%E6%8B%9F%EF%BC%9A%E5%88%A9%E7%94%A8WRF%E6%A8%A1%E5%BC%8F%EF%BC%88V4.0%EF%BC%89%E8%BF%9B%E8%A1%8C%E4%B8%89%E5%B1%82%E5%B5%8C%E5%A5%97%E6%A8%A1%E6%8B%9F%EF%BC%8827km)。为保证与观测的大尺度一致性，WRF的初始场及侧边界由全球分析场提供（如ERA5或GFS数据）。模拟时段涵盖全年各季典型月份及连续时段，以确保训练样本涵盖不同气象条件。

**变量选择：** 从WRF输出中选取10米高度的东西向风速 ()、南北向风速 ()、地面气压 ()、2米气温 () 和边界层高度 () 等关键气象要素与边界层参数作为输入变量。这些要素共同描述了近地面风场及其热动力环境，用于为深度学习模型提供大尺度背景信息和热力稳定度指示。

**预处理：** 将WRF输出的各变量首先插值至目标高分辨率模型网格（例如1 km或更细，视训练目标而定）。由于WRF原始分辨率（~3 km）与模型输出分辨率存在比例差异，上述空间插值采用双三次（bicubic）方法，以避免产生过度平滑[[35]](file://file_000000001e0c722f8f016afa095f484b" \l ":~:text=match%20at%20L210%20%E9%A2%84%E5%A4%84%E7%90%86%EF%BC%9A%E5%88%A9%E7%94%A8%E5%8F%8C%E4%B8%89%E6%AC%A1%E6%8F%92%E5%80%BC%EF%BC%88Bicubic%20Interpolation%EF%BC%89%E5%B0%86ERA5%E6%95%B0%E6%8D%AE%E7%B2%97%E7%95%A5%E4%B8%8A%E9%87%87%E6%A0%B7%E8%87%B3%E7%9B%AE%E6%A0%87%E7%BD%91%E6%A0%BC%E5%A4%A7%E5%B0%8F%EF%BC%88%E5%A6%821km%EF%BC%89%EF%BC%8C%E4%BD%9C%E4%B8%BA%E7%A5%9E%E7%BB%8F%E7%BD%91%E7%BB%9C%E7%9A%84%E2%80%9C%E5%85%88%E9%AA%8C%E2%80%9D%E8%BE%93%E5%85%A5%E3%80%82%E5%90%8C%E6%97%B6%E8%BF%9B%E8%A1%8CZ,Score%E6%A0%87%E5%87%86%E5%8C%96%EF%BC%8C%E5%8A%A0%E9%80%9F%E7%BD%91%E7%BB%9C%E6%94%B6%E6%95%9B%E3%80%82)。然后，对每一变量逐点进行Z-score标准化处理，即减去全局均值并除以标准差，以加速神经网络的训练收敛。经过上述处理后，低分辨率风场以张量形式输入深度学习模型，作为待超分辨率重建的背景流场。

#### 3.2.2 高分辨率地表特征：Sentinel-2地表覆盖与SRTM地形

**遥感数据来源：** 利用Sentinel-2多光谱成像仪（MSI）提供的10 m分辨率光学遥感影像获取地表覆盖信息，并结合 Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 提供的30 m数字高程模型 (DEM)，构建高分辨率的地理环境特征数据集。

**地表粗糙度反演：** 根据Sentinel-2影像反演得到研究区的高精度土地利用/覆盖类型，再按照不同下垫面类型赋予典型的空气动力学粗糙度长度 ($z\_0$) 参数值。例如，城市建筑密集区（雄安容城起步区） m，郊区森林（“千年秀林”人工林地） m，农田和水域等开阔地 。然后采用对数平均法将原始10 m栅格的在目标网格内进行聚合，得到1 km分辨率（与训练目标分辨率一致）的粗糙度场。这样的处理既保留了城市与乡村下垫面差异，又避免了过细分辨率下噪声对模型的不利影响。最终得到的粗糙度长度作为模型静态输入通道之一，用于提供地表拖曳力的空间分布信息。

**地形高度处理：** 从SRTM获取雄安新区所在区域的地形高程数据（30 m分辨率）。考虑到新区地形总体平坦，我们同样采用空间聚合方式将DEM数据降尺度到模型目标分辨率（如1 km），得到的地形高度场作为另一静态输入通道。地形输入可为模型提供地势起伏和地形梯度信息，有助于网络识别地形强迫下的风速变化（尽管研究区域地势变化不大，但周边较高区域和局地微地形仍可能影响风场）。

#### 3.2.3 高分辨率模拟真值与观测验证数据：WRF模拟&观测站/激光雷达

**WRF高分辨率模拟（真值）：** 由于缺乏高密度的格点实测风场作为真值，本研究采用数值模拟作为代理真值，结合观测进行混合验。利用WRF模式上述的三重嵌套试验，我们获得了雄安新区近地层风场的高分辨率模拟数据（最内层网格~1 km分辨率）。模拟时段涵盖2019–2021年的典型季节代表月，以包括全年不同季节的大气环流形势。WRF输出的1 km风速风向场被视作神经网络训练的**代理真值** (proxy ground truth)，用于对模型进行有监督学习，指导模型学习低分辨率到高分辨率风场的映射关系。需要说明的是，尽管WRF模拟并非真实观测，但其物理一致性和对复杂地形、热力过程的解析使之成为较好的高分辨率参考。

**地面气象站观测（独立验证）：** 收集雄安新区及周边共约83个国家级气象站和区域自动站的逐小时10 m高度风速风向观测数据（约有48个站点附带精确经纬度坐标）。这些站点数据不直接参与模型训练（因为其仅为点观测，无法提供完整格网场），而是留作独立验证集，用于评估模型在真实物理世界中的误差表现，包括偏差（Bias）和均方根误差（RMSE）等指标。特别地，我们将模型生成的对应时刻格点风场通过双线性插值提取各观测站点处的风速风向，与实测值进行对比，以量化模型的预报偏差。

**激光雷达廓线观测（补充验证）：** 此外，在新区内选取了两个激光雷达（LiDAR）风廓线仪站位，对边界层垂直风廓线进行了连续观测（高度覆盖约0～300 m）。这两处LiDAR提供了不同高度层的风速随时间变化，可用于验证模型对近地层垂直切变和局地低空急流等现象的刻画能力。尽管激光雷达的空间覆盖有限，我们依然将其观测数据用于典型个例分析的辅助验证，例如检验模型在湖陆风过程中对夜间近地逆温层低空风速分布的模拟是否合理。激光雷达数据同样未参与模型训练，仅用于模型物理合理性的定性评估。

#### 3.2.4 数据对齐与张量构建

所有数据在空间上统一投影至WGS84地理坐标系，并裁剪到雄安新区及周边的研究区域范围（覆盖经纬度范围约）。各数据源在时间上根据同步时刻进行配对，例如选取WRF输出与对应时刻的卫星和观测数据。在完成空间重采样和时间配对后，构建模型训练用的张量数据集。每个样本可表示为四维张量，其中：

* ：样本时间步数（例如WRF输出的时次数）。
* ：通道数。模型输入由**动态通道**和**静态通道**两部分组成：动态通道包括上述从WRF模拟得到并插值到目标网格的等气象要素；静态通道包括Sentinel-2反演得到的粗糙度和DEM高程。综合起来，输入张量的通道数约为6–8个（具体取决于是否采用全部动态变量）。
* ：空间网格维度，例如（对应研究区域覆盖的网格数，可根据实际覆盖范围和分辨率调整）。

输出则为对应时次的高分辨率风场张量$\mathbf{\hat{Y}}\_{HR}$，包含两个通道（和分量），尺寸为，其中为上采样比例（本研究大约为30）。

构建完成的数据集按照一定比例划分训练集、验证集和测试集。训练集中包含主要样本用于模型参数学习，验证集用于调整超参数和防止过拟合，测试集（包括独立观测站点数据）用于最终评估模型性能。

## 4. 研究方法 (Methodology)

本章详细阐述PhySR-Wind模型的构建，包括网络架构设计、基于物理的损失函数推导以及训练策略。

### 4.1 问题定义

风场超分辨率可形式化为一个非线性映射问题。给定低分辨率风场张量 和高分辨率静态边界条件 （其中$r$为上采样倍率，本研究中约为倍），目标是学习映射函数 ，使得生成的超分辨率风场 在统计上逼近真实高分辨率风场 ，且在物理上满足流体力学约束。

### 4.2 PhySR-Wind 网络架构设计

模型整体采用改进的Residual U-Net（残差U型网络）架构，该架构结合了U-Net的多尺度特征融合能力和ResNet的深层特征提取能力，特别适合处理气象要素的降尺度任务。

#### 4.2.1 双流输入编码器 (Dual-Stream Encoder)

由于输入数据包含动态（ERA）和静态（Sentinel-2/DEM）两类异构信息，且空间分辨率差异巨大，简单的通道拼接（Concatenation）会导致信息失衡。我们设计了双流输入模块：

1. 动态流（Dynamic Stream）：处理ERA数据。首先通过一个浅层CNN提取特征，然后利用双线性插值上采样至目标尺寸，再通过卷积层细化。这一步主要保留大尺度的大气环流形势。
2. 静态流（Static Stream）：处理高分辨率的和DEM数据。由于其本身已包含丰富的高频纹理（如城市街区、湖岸边界），通过一系列残差块（Residual Blocks）进行特征编码，提取局地强迫特征。

两路特征在特征图（Feature Map）维度进行融合（Concatenation），作为主干网络的输入。

#### 4.2.2 包含注意力机制的U-Net主干

* 编码器（Downsampling Path）：由组“卷积-BN-ReLU-池化”模块组成，逐级提取从局地到区域尺度的抽象特征。这使得网络能够感知大范围的气压梯度背景。
* 瓶颈层（Bottleneck）与注意力机制：在U-Net的最底层，引入CBAM（Convolutional Block Attention Module）注意力模块。CBAM包含通道注意力（Channel Attention）和空间注意力（Spatial Attention）。
  + 通道注意力：自动加权不同物理变量的重要性（例如在强风切变区，粗糙度通道的权重应增加）。
  + 空间注意力：使网络聚焦于白洋淀水陆交界处等物理梯度剧烈的区域，抑制平坦农田区的噪声。
* 解码器（Upsampling Path）：采用亚像素卷积（PixelShuffle）替代传统的转置卷积进行上采样。PixelShuffle通过重排通道像素来扩大空间分辨率，能有效避免棋盘效应（Checkerboard Artifacts），这对于保持风场梯度的平滑性至关重要。
* 跳跃连接（Skip Connections）：将编码器层的特征直接拼接到对应的解码器层，帮助恢复在下采样过程中丢失的高频空间细节（如微小的湍流结构）。

#### 4.2.3 输出层

输出层为两个通道的卷积层，分别预测（经向风）和（纬向风）分量。输出不经过Sigmoid或Tanh激活，保持线性输出以覆盖真实风速范围。

表 2. PhySR-Wind 网络主要参数配置

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **模块** | **层类型** | **核大小** | **步长** | **输出通道数** | **备注** |
| Input A | Conv2D | 3x3 | 1 | 64 | 动态数据分支 |
| Input B | Conv2D | 3x3 | 1 | 64 | 静态数据分支 |
| Encoder 1 | ResBlock | 3x3 | 1 | 64 | 特征提取 |
| Downsample | MaxPool | 2x2 | 2 | 64 | 下采样 |
| ... | ... | ... | ... | ... | 4级下采样 |
| Bottleneck | CBAM | - | - | 512 | 注意力增强 |
| Decoder 1 | PixelShuffle | 3x3 | 1 | 256 | 上采样 |
| Output | Conv2D | 1x1 | 1 | 2 | 预测 u, v |

### 4.3 物理信息损失函数 (Physics-Informed Loss Function)

这是本研究的核心创新点。传统的损失函数（如MSE）仅关注像素值的逼近，而忽略了流体力学约束。我们将损失函数定义为：

4.3.1 数据重构损失 ()

用于监督网络输出逼近WRF模拟的真值。为了增强对极值风速的鲁棒性，采用Charbonnier Loss（一种平滑的L损失）代替MSE：

其中 是一个小常数（如 ）。

#### 4.3.2 物理约束损失 ()

基于大气边界层物理学，推导适用于D地表风场的简化方程组。

1. 质量守恒（连续性方程）

对于不可压缩流体，速度场的散度应为零。但在D近地表风场中，水平散度（Divergence）通常与垂直速度（）相关（）。考虑到平坦地形下垂直运动较弱，我们施加软散度约束，惩罚过大的非物理辐散辐合：

更精细的处理是，如果ERA提供了粗分辨率的垂直速度，我们可以要求高分辨率散度在局部平均后匹配ERA的散度，从而允许合理的垂直运动。

2. 动量守恒（简化的Navier-Stokes方程）

定常状态下的雷诺平均方程（RANS）主要由气压梯度力、科氏力、平流项和湍流摩擦力平衡：

其中：

* : 科氏参数 ()，在雄安纬度约为 。
* : 气压梯度，由输入的ERA气压场计算得到（假设小尺度气压扰动对于风场结构影响次要，主要由大尺度气压驱动）。
* : 涡粘系数（Eddy Viscosity），这是一个关键参数。在PINN中，我们可以将其设为可学习的参数，或者根据Smagorinsky模型由风切变和混合长（与相关）动态计算：。本研究拟采用基于Sentinel-2反演的来参数化局部粘性，这体现了地表粗糙度对动量耗散的直接物理控制。

利用自动微分（AutoGrad）或有限差分卷积核（Sobel Filters）在网络输出端直接计算上述偏导数（如 ），并构建残差平方和作为损失：

#### 4.3.3 边界一致性损失 ()

为了保证降尺度后的风场在聚合回粗尺度时与ERA背景场保持一致（即能量守恒），引入下采样一致性约束：

### 4.4 训练策略

1. 预训练阶段：仅使用 训练网络，使其快速学习到从LR到HR的统计映射，避免物理约束在初始化阶段导致梯度极不稳定。
2. 物理微调阶段：逐步引入 ，权重 从线性增加到目标值（如0.1）。这使得网络在保持数据保真度的同时，逐渐修正那些违反物理规律的“幻觉”结构。
3. 优化器：使用AdamW优化器，初始学习率设为 ，配合余弦退火（Cosine Annealing）学习率调度策略。

## 5. 实验设计与验证策略 (Experimental Design and Validation Strategy)

### 5.1 评价指标 (Evaluation Metrics)

评估将从统计准确性和物理一致性两个维度进行。

统计指标：

* 均方根误差 (RMSE)：衡量风速矢量的整体偏差。
* 平均绝对误差 (MAE)：衡量预测的鲁棒性。
* 相关系数 (R)：评估风场时空变化趋势的一致性。
* 风向偏差 (Bias of Direction)：由于风向是循环变量（0-360°），需使用专门的循环统计量进行评估。

物理一致性指标：

* 散度分布谱 (Divergence Spectrum)：对比生成风场与WRF真值的散度概率密度函数（PDF）。物理一致的模型应能抑制虚假的高频散度噪声。
* 动能谱 (Kinetic Energy Spectrum)：计算风场的功率谱密度（PSD）。真实的湍流风场应遵循Kolmogorov 衰减律。如果模型过度平滑，高频部分的能量将显著偏低；如果存在伪影，则可能出现能量堆积。
* 空间结构相似性 (SSIM)：评估风场纹理（如阵风锋、尾流）的视觉相似度。

### 5.2 对比基准 (Baselines)

为客观评估所提出的 PhySR-Wind 方法在风场超分辨率重建任务中的有效性，本文设置四类对比基准，覆盖传统插值、经典超分辨率网络、强数据驱动模型以及物理信息模型四个层级，具体如下：

1. **Bicubic Interpolation（双三次插值）**：将低分辨率风场直接进行双三次插值上采样至目标分辨率，作为传统插值方法基线，用于衡量深度学习模型相对于常规上采样策略的总体提升幅度。
2. **ESPCN（Efficient Sub-Pixel Convolutional Network）**：采用经典的亚像素卷积上采样网络作为轻量超分辨率深度学习基线。ESPCN能够在较低计算成本下学习低分辨率到高分辨率的非线性映射，代表早期超分辨率CNN方法在气象场重建任务中的表现水平。
3. **Pure U-Net（纯数据驱动U-Net）**：构建与本文主模型在网络骨干、输入变量、训练样本与训练策略上尽可能一致的 U-Net 基线模型，仅移除物理约束项（即令 ），用于在相同模型容量与训练条件下定量评估“物理约束”对重建精度与物理一致性的贡献。
4. PhySR-Wind（本文方法）：在 Pure U-Net 的基础上引入物理信息约束，将连续性方程与动量方程残差作为正则项嵌入损失函数，并结合多源数据驱动实现高分辨率风场重建，用于验证物理一致性约束与多源融合对模型泛化性与可信度的提升作用。

### 5.3 验证计划

* 时空交叉验证：采用“留一法”（Leave-One-Out）。
* 典型个例分析：重点选取对雄安新区影响较大的天气过程进行深入分析：
  + 夏季湖陆风日：检验模型是否能重现白洋淀周边的日变化风向反转。
  + 冬季强风日：检验模型在强梯度下的稳定性。
  + 静稳雾霾日：检验模型在微风条件下对城市热岛环流的解析能力。