



中国研究生创新实践系列大赛
“华为杯”第二十二届中国研究生
数学建模竞赛

学 校 广东外语外贸大学

参赛队号 25118460008

1. 罗迪

队员姓名 2. 王亚林

3. 丘蕙敏

中国研究生创新实践系列大赛

“华为杯”第二十二届中国研究生

数学建模竞赛

题 目：融合风廓线雷达与多源资料的低空湍流强度建模与最优航
路设计

摘要：

本研究针对低空湍流监测与航路规划问题，提出了融合多源观测资料的三维空间湍流强度计算模型。首先，利用风廓线雷达（WPR）和微波辐射计（MWR）数据，提出了模型 A 与模型 B：模型 A 通过融合动力学与热力学因子，生成基准湍流动能（TKE_A）；模型 B 仅依托 WPR 数据进行时空建模，具有数据可获取性强的优势，并在参数拟合与特征工程优化后形成改进的模型 B*。接着，利用多种探测设备的数据建立了三维湍流强度模型 C，实现了高精度、统一时空维度的湍流场重建。为解决未来时段湍流预报问题，我们发展了模型 D 和模型 E，前者基于数值天气预报数据，后者则依赖连续观测资料进行时间外推预测。在获得预报结果的基础上，进一步规划了规避湍流风险的最优航路。研究结果显示，模型成功突破了传统数值模式分辨率受限和观测数据空间稀疏的瓶颈，提供了分钟级业务响应能力，并首次为湍流场输出提供空间可变的可靠性评估。此外，创新性地提出并验证了指数加权平滑方法在短时湍流预测中的应用，为低空飞行安全保障提供了科学依据。

针对问题 1（基于风廓线雷达的湍流强度计算模型）：我们首先利用风廓线雷达（WPR）和微波辐射计（MWR）资料，分别建立了模型 A 和模型 B。模型 A 通过融合动力学因子（风速、垂直速度、SNR）与热力学因子（温湿度廓线、液态水路径量等），生成基准湍流动能（TKE_A），作为高可靠性参考。模型 B 则仅依赖 WPR 数据，通过特征构建（信噪比倒数、垂直速度绝对值、风切变、短时波动性等）与参数回归建模生成 TKE_B。在此基础上，以模型 A 为参考，对模型 B 进行验证与误差分析，并通过线性回归拟合和特征优化，得到

精度更高、稳定性更好的优化版模型 B*。最终确立了一个仅基于 WPR 的湍流强度计算模型，为缺乏 MWR 数据的场景提供可行方案。

针对问题 2（融合多源探测资料的三维湍流强度模型）：在已有 WPR 独立建模的基础上，进一步引入多种探测资料，包括地面自动气象站（温湿风要素）、多普勒天气雷达（径向速度、谱宽）等。针对不同设备在时间分辨率、空间分辨率和探测方式上的差异，设计了数据融合与插值策略，实现了观测要素在统一格点下的对齐与整合。在此基础上，构建了三维湍流强度模型 C：其输出覆盖高度 0 - 2 km、垂直分辨率 50 m、水平分辨率 100 m 的空间范围，能够刻画分钟级别的湍流场动态变化。通过该模型，首次实现了从点位观测到三维连续场的拓展，为低空飞行提供了可直接应用的空间化湍流强度产品。

针对问题 3（低空航路湍流预警与最优航路规划）：在三维湍流场重建的基础上，我们进一步面向未来时段的湍流预报，提出了两类方法：模型 D 基于数值天气预报资料，通过物理统计混合建模生成未来三小时的湍流强度预测；模型 E 依赖连续观测资料，采用指数加权平滑与非线性时间序列外推方法，生成短时滚动预测结果。随后，以三维湍流场和其预报为输入，构建航路优化模型，结合起点、终点、飞行区域约束，采用最优路径搜索算法，规划出湍流风险最小的航路方案。最终实现了对低空飞行航路的智能化优化与风险规避，为低空经济与飞行安全提供技术支撑。

关键词：低空湍流监测；多源数据融合；湍流动能（TKE）；数值天气预报；
时间外推；航路规划

目录

一、问题分析	5
1.1 问题背景	5
1.2 问题重述	6
1.3 问题模型假设	6
1.4 符号说明	7
二、问题一求解	8
2.1 建立指标与指标体系	8
2.1.1 低空湍流监测与航路规划指标体系的构建原则	8
2.1.2 低空湍流监测与航路规划指标体系的构建方法	10
2.2.3 数据预处理	15
2.2.4 模型构建	15
2.2 数据预处理及可视化分析	16
2.2.1 数据来源与解析	17
2.2.2 数据预处理	17
2.2.3 数据可视化	18
2.3 模型 A 的构建与实现	21
2.3.1 建模思路	22
2.3.2 数据解析	22
2.3.3 模型 A 建模	23
2.4 模型 B 的构建与实现	24
2.4.1 建模思路	24
2.4.2 数据解析	25
2.4.3 模型 B 建模	25
2.5 模型验证与误差分析	27
2.5.1 方法说明	27
2.5.2 结果分析	28
2.6 模型 B* 建模与实现	32
2.6.1 建模思路	32
2.6.2 数据解析	33
2.6.3 模型 B* 建模方法	33
2.7 问题一总结	35
三、问题二的求解	36
3.1 数据来源与预处理	36
3.1.1 三种数据源及其特性	36
3.1.2 时间与空间对齐方法	37
3.1.3 异常值处理	38
3.1.4 小结	38
3.2 模型构建	38
3.2.1 空间插值方法	39
3.2.2 多源数据融合策略	39
3.2.3 目的网格构建	40
3.2.4 并行计算优化	40
3.2.5 小结	41

3.3 结果分析与可视化	41
3.3.1 三维湍流场的空间分布特征	41
3.3.2 多高度层对比	42
3.3.3 垂直剖面分析	43
3.3.4 统计特征分析	44
3.3.5 不确定性量化	44
3.4 问题二总结	45
四、问题三的求解	45
4.1 问题分析	45
4.2 数学建模方法	46
4.2.1 模型 d	46
4.2.2 模型 e：基于观测资料的非线性时间外推模型	47
4.2.3 最优航路规划模型	48
4.3 实验与结果分析	49
4.3.1 对比模型 c（基准）	49
4.3.2 模型 d 与模型 c 的对比分析	51
4.3.3 最优航路规划结果分析	52
4.4 问题三总结	55
五、总结	56
参考文献	57

一、问题分析

1.1 问题背景

近年来，随着我国“低空经济”的战略地位不断提升，低空飞行活动逐渐成为通用航空、物流运输、城市空中出行（UAM）等新兴产业发展的重要支撑。2024 年被普遍认为是我国低空经济发展的元年，全国两会和中央经济工作会议首次将“低空经济”纳入战略性新兴产业规划，工信部等四部门也联合发布了《通用航空装备创新应用实施方案（2024—2030 年）》。在政策推动下，全国已有近 30 个省份出台了相关政策或将低空经济写入政府工作报告。这标志着我国低空空域的开发和利用正在进入快速发展阶段。然而，低空飞行具有场景复杂、飞行器小、抗扰能力弱等特征，极易受到大气环境中湍流扰动的影响。低空区域（通常指垂直高度 1000 米以下）大气流场受地形、下垫面特征、局地对流活动等因素的影响显著，气流变化频繁且具有强烈的时空不均匀性。由于飞行器尺寸相对较小，当湍流涡旋的尺度与飞行器接近时，飞行稳定性会明显下降，严重时可能导致飞行事故。因此，如何对低空湍流进行有效监测与预警，是保障低空飞行安全、推动低空经济发展的核心科学问题和工程需求。从气象学角度看，大气湍流的成因复杂，既包括由地表加热驱动的热力湍流，也包括由风切变和摩擦作用导致的机械湍流。在低空环境中，二者常常相互耦合，这些机制叠加在低空飞行环境中，使得湍流结构复杂、变化迅速，给湍流监测建模带来了很大挑战。目前，湍流强度常用的表示方法包括理查逊数（ Ri ）、湍流动能（Turbulent Kinetic Energy, TKE）、涡旋耗散率（ ϵ ）、锋生函数等。其中，TKE 作为刻画湍流强度的核心指标，能够直接反映风速脉动能量的大小，是本研究重点关注的计算对象。在观测手段方面，可用于湍流研究的设备包括地面自动气象站、风廓线雷达（WPR）、微波辐射计（MWR）、多普勒天气雷达等。但这些设备各自存在局限：自动站仅提供地面观测，空间覆盖不足；WPR 虽能获取高时间分辨率的垂直风廓线，但缺乏热力信息；MWR 可提供温湿度廓线，但探测精度有限；多普勒天气雷达晴空探测能力弱，难以满足低空监测需求。因此，如何利用现有探测设备，构建高精度、统一时空维度的湍流强度计算模型，成为当前低空湍流监测的重要难点。因此本研究通过建模研究，不仅能够深化对低空湍流机理及其监测方法的理解，还可为航空气象保障、低空交通管理及无人机航路规划提供科

学依据与技术支撑。

1.2 问题重述

问题一：基于风廓线雷达资料的湍流强度计算模型：已知风廓线雷达（WPR）与微波辐射计（MWR）在近似相同空间位置的观测资料，要求建立两个湍流强度计算模型：模型 A：融合 WPR 与 MWR 数据，综合考虑动力与热力因子，构建高可靠性的湍流强度估算模型，作为参考基准；模型 B：仅基于 WPR 数据，利用其高时间分辨率和垂直分层优势，在时间和/或空间维度上建立湍流强度估算模型。以模型 A 的结果作为基准，对比验证模型 B 的结果，并对其进行参数优化与特征改进，最终得到统一时空维度的优化模型 B*，使其能够在缺乏 MWR 数据的情况下仍具备较高的估算精度。最终输出不同高度上湍流强度的数值结果，以及沿垂直高度方向的廓线可视化图。

问题二：多源观测资料融合的三维湍流强度计算模型：在风廓线雷达、微波辐射计、地面自动气象站和多普勒天气雷达等多种观测资料的基础上，构建三维空间湍流强度计算模型 C。模型需要综合不同设备在探测方式、时空分辨率和观测要素上的差异，选取或设计合适的湍流强度计算方法，统一处理为三维空间网格产品。最终的输出要求有：覆盖包含所有自动气象站的矩形区域；高度范围：2 km 以下；水平分辨率：100 m；垂直分辨率：50 m；时间分辨率应满足低空飞行器航路需求；结果以三维空间分布可视化展示湍流强度。

问题三：低空航路湍流预警与最优航路规划：基于前面的成果，进一步考虑湍流强度对低空飞行的风险影响，建立航路规划与预警模型。具体包括：模型 D：利用数值天气预报资料，发展湍流强度预测模型，并与模型 C 的结果进行对比验证与优化。基于优化后的模型，生成未来时段（05:00 - 08:00）的三维湍流强度预报。模型 E：在缺乏数值天气预报资料的情况下，仅依靠连续观测资料构建时间外推模型，对未来短时段（05:00 - 06:00）的三维湍流强度进行预测。在获得预报结果的基础上，以飞行起点、终点和允许区域为约束条件，规划仅考虑湍流条件下的最优航路，确保飞行路径规避湍流风险、提升飞行安全性。最终输出未来时段三维空间的湍流强度分布图，以及相应的最优航路路径示意图。

1.3 问题模型假设

为简化问题并保证模型的可计算性，在建立低空湍流监测与航路规划模型时，我们做出以下假设：

1. 观测数据空间一致性假设：本研究近似认为风廓线雷达（WPR）与微波辐射计（MWR）探测位置重合，即两类设备在同一空间点上进行观测，不考虑空间位置差异对湍流强度估

算的影响。

2. 探测数据完备性与有效性假设：本研究假设所提供的观测资料经过清洗与质量控制，不存在严重缺测和系统性偏差；少量缺失数据可通过插值或统计方法补齐，不显著影响整体结果。

3. 大气局地均匀性假设：本研究在湍流强度计算中，假设 WPR 探测范围内的大气属性（如温度、湿度）在小范围内相对均匀，湍流特征主要由风场变化主导。

4. 湍流动能（TKE）主导性假设：本研究假设湍流强度主要由湍流动能（TKE）表征，其他指标（如理查逊数、涡旋耗散率等）在本研究中作为参考或验证指标，而不作为主要建模对象。

5. 时间与空间分辨率固定假设：本研究假设观测数据的时间间隔与垂直高度间隔固定，便于构建统一的时空网格模型；对于非规则数据，可通过插值或重采样转化为规则网格。

6. 航路规划环境简化假设：本研究在航路规划问题中，假设飞行器性能参数（速度、高度可调范围等）已知且固定，规划路径仅考虑湍流强度约束，暂不考虑其他气象因素（如降水、能见度）和空域限制。

1.4 符号说明

为便于理解本文所提出的各类湍流监测与预测模型，本文对主要符号及其物理意义进行说明，具体如表 1-1 所示。

表 1.1 完整符号说明

符号	含义	单位/说明
t	时间	min 或 s
z	高度	m
u, v, w	风速分量（东西、南北、垂直方向）	m/s
$\bar{u}, \bar{v}, \bar{w}$	风速分量平均值	m/s
U	水平风速模值, $U = \sqrt{u^2 + v^2}$	m/s
$\partial U / \partial z$	垂直风切变	s^{-1}
SNR	信噪比（风廓线雷达回波强度）	dB
TKE	湍流动能	m^2/s^2
ϵ	涡旋耗散率	m^2/s^3
Ri	理查逊数	无量纲
T	气温	K
θ	位温	K
q_v	水汽路径量	kg/m^2
q_l	液态水路径量	kg/m^2

$\alpha, \beta, \gamma, \delta$	模型经验参数	—
X	特征向量（如 SNR, w, U, 风切变等）	—
y	目标变量（参考真值 TKE_A）	m^2/s^2
RMSE	均方根误差	—
MAE	平均绝对误差	—
Bias	偏差	—
Corr	相关系数	[−1, 1]

二、问题一求解

2.1 建立指标与指标体系

2.1.1 低空湍流监测与航路规划指标体系的构建原则

(1) 合法性与合理性原则

1. 合法性：指标体系的设计必须符合国家和行业相关的航空安全管理规范与气象观测标准。例如，民航局颁布的《低空空域管理规定》、国际民航组织（ICAO）的湍流监测与预警指南、世界气象组织（WMO）关于雷达与辐射计观测的技术规范，均为指标构建提供了合法性依据。确保指标体系在法规框架下运行，避免与现行飞行安全管理体系冲突。

2. 合理性：指标体系应能科学、合理地反映湍流监测目标，即既要反映湍流的动力学和热力学本质，又能服务于航路规划与飞行安全。在该情境下，体系既包括风切变强度、速度谱宽、理查逊数等动力学与热力学指标，又结合航行安全所需的可操作性指标（如湍流等级、风险分布区间），确保模型结果合理、逻辑自洽并满足航空应用需求。

(2) 客观性与主观性原则

1. 客观性：体系中的核心指标应建立在可观测、可测量的客观数据基础上，例如风廓线雷达获取的风速廓线、谱宽、径向速度方差，以及微波辐射计得到的温度剖面、位温梯度等。这些数据源于实际物理观测，能够量化刻画湍流强度和垂直稳定度，保证指标的客观性。

2. 主观性：湍流监测与航路规划还涉及飞行员经验、空管指令、航司运行控制等管理和决策环节，这些属于主观性成分。例如，航路规划中对“轻度湍流”“中度湍流”的风险容忍度阈值划分，就带有管理和策略上的主观判断。因此，体系设计需兼顾主观经验指标与客观物理指标，使其既能科学评估湍流强度，又能满足飞行运行的实际需要。

(3) 可行性与可控性原则

1. 可行性：

科学依据：指标体系的可行性首先建立在成熟的大气边界层理论与湍流动力学基础之上。经典的理查逊数（Richardson number）判据[1][2]已被广泛用于判定大气层结稳定性，其临界值 0.25 仍是航空气象领域湍流诊断的重要标准。同时，湍动能耗散率（ ϵ ）的谱方法估计[3]也为湍流强度量化提供了坚实的物理理论支撑。这些理论经过几十年的观测验证，构成了指标体系可行性的科学基石。

国际经验：国外已有多个成熟的航空湍流监测与预警系统。例如，美国联邦航空局（FAA）与国家大气研究中心（NCAR）联合开发的 Graphical Turbulence Guidance (GTG) 系统[4]，通过融合数值天气预报、卫星观测和飞行员报告，为航路规划提供实时湍流风险预报。在欧洲，EUMETNET 与 Eurocontrol 也推动了基于多源观测和模式资料的湍流监测与预警研究。这些成功经验充分表明，基于雷达和辐射计观测的多指标湍流监测体系在国际范围内具备成熟的应用基础和可行性。

国内开展情况：在国内，风廓线雷达网络和地基微波辐射计已在多个机场和科研项目中部署[5][6]，并与数值模式资料（如 GRAPES、WRF 模式）实现同化融合，能够为指标体系提供高时空分辨率的边界层廓线信息。同时，随着《低空空域管理改革方案》的推进和民航局发布的飞行安全相关政策，湍流监测与航路规划指标体系具备政策支持与技术实现条件。因此，结合观测手段、数值模式和政策保障，该指标体系具有现实可行性。

2. 可控性：

政策监管：民航管理部门可通过设定飞行安全标准（如轻度、中度和强烈湍流阈值），并结合低空空域管控措施，对指标体系的实施进行监管和动态调整。这种自上而下的政策干预确保了指标体系运行的可控性。

运行参与：航空公司与气象服务单位在湍流监测和风险管理中具有重要作用。通过数据共享和协同决策机制，航司可结合实时气象资料与航路规划模型，对飞行计划进行动态调整。同时，政府可通过激励政策推动航司投资绿色、安全的飞行运行控制系统，实现风险可控。

监测与评估：指标体系需建立基于实时观测与数值模式的监控平台，持续监测风场、温度廓线和湍流强度指标，结合事后飞行报告（PIREPs）进行验证与修正。这种“实时监控 + 事后评估”的双轨机制，可确保指标体系的输出结果具备可控性和追溯性。

（4）逻辑关联性原则

1. 因果关系链清晰：指标体系构建了从动力扰动（如垂直风切变、速度谱宽）与热力

不稳定度（如位温梯度、 Ri 值）到湍流强度指数（TI）的完整因果链条。当低层大气存在强切变或层结不稳定时，容易诱发湍流增强，进而对航路安全造成威胁。这一因果链条与经典的大气湍流形成机理一致，确保体系的科学合理性。

2. 逻辑清晰：通过“动力因子 + 热力因子 → 湍流强度指数 → 航路风险等级”的逻辑链条，体系能够为航路规划提供科学、直观的输入。

2. 逻辑清晰：通过“动力因子 + 热力因子 → 湍流强度指数 → 航路风险等级”的逻辑路径，指标体系在模型内部形成了清晰的逻辑推演框架。即：动力扰动和热力不稳定是输入因子，湍流强度指数是中间变量，航路风险等级是最终输出，逻辑链条严谨且符合大气动力学理论。

反映实际情况：实际观测与飞行报告表明，当理查逊数低于临界值 0.25 且谱宽显著增大时，飞行员普遍感受到中至强烈湍流。这与指标体系的逻辑输出高度一致，说明体系不仅具备理论合理性，还能准确反映航空运行中的实际风险。

整合性：指标体系在设计时充分考虑了多源观测（风廓线雷达、微波辐射计）、物理理论模型（ Ri 判据、TKE 耗散率）、数值模式分析（高分辨率边界层预报）以及航空运行需求（航路规划、安全阈值）的多维因素。通过多因素的综合整合，体系避免了单一因子带来的偏差，实现了科学监测与实际应用的统一。

2.1.2 低空湍流监测与航路规划指标体系的构建方法

低空湍流监测与航路规划的指标体系应当体现“物理机理支撑 + 多源观测驱动 + 航空运行应用”的综合特征。针对本研究场景，本文提出一套系统化的构建方法，分为四个关键步骤：

(1) 基于机理分析的指标遴选：湍流的形成根源于大气边界层内的动力扰动与热力不稳定，其强度直接影响飞行安全。因此，指标体系的首要任务是识别并提炼这些机理相关的核心指标。

1. 动力学指标：

a. 分切变强度(S)：该指标主要反映垂直风速变化率，是衡量大气中动力扰动的重要指标。数值越大，说明风切变越强，湍流发生的可能性也越大。其计算公式如下：

$$S = \sqrt{\left(\frac{\partial u}{\partial z}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial z}\right)^2}$$

其中， u 表示水平风速在 东西方向(x 方向，通常为正东向) 的分量，单位为 m/s。

表示水平风速在南北方向（y 方向，通常为正北向）的分量，单位为 m/s。表示 垂直高度坐标，单位为 。 $\left(\frac{\partial u}{\partial z}\right)$ 表示 分量随高度的变化率，描述东西向风速在垂直方向的梯度。 $\left(\frac{\partial v}{\partial z}\right)$ 表示 分量随高度的变化率，描述南北向风速在垂直方向的梯度。

b. 速度谱宽 σ_v : 该指标由风廓线雷达直接反演得到，是回波多普勒谱的二阶矩，反映速度脉动幅度，可作为湍流强度的直接代理。其具体实现公式为：

$$\sigma_v = \sqrt{\frac{\int (v_r - \bar{v}_r)^2 P(v_r) dv_r}{\int P(v_r) dv_r}}$$

c. 三维风速方差，该指标主要通过五波束合成或长时间序列计算得到，能够很好的刻画湍动能大小。：

$$\begin{aligned} \text{Var}_u &= \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (u_i - \bar{u})^2 \\ \text{Var}_v &= \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (v_i - \bar{v})^2 \\ \text{Var}_w &= \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (w_i - \bar{w})^2 \end{aligned}$$

其中， u, v, w 分别三维风速分量（东西、南北、垂直）； $\bar{u}, \bar{v}, \bar{w}$ 表示各分量的均值； N 表示样本点数；通过计算三维风速方差之和我们便可以用于估计湍动能（TKE）。

2. 热力学指标

a. 位温梯度 ($\partial \theta / \partial z$): 该热力学指标主要反映层结稳定性，是热力不稳定的重要判据，其中 θ 表示位温，其公式定义为：

$$\theta = T \left(\frac{p_0}{p} \right)^\kappa$$

其中 T 表示温度， p 表示气压， p_0 表示标准参考气压值（1000hpa）， κ 为一个控制变量的超参数其值约为 0.286，求出位温后便可以直接计算位温梯度了，其计算公式如下所示：

$$\frac{\partial \theta}{\partial z} = \frac{\theta(z + \Delta z) - \theta(z - \Delta z)}{2 \Delta z}$$

b. 理查逊数 (Ri): 该指标表示综合动力与热力效应之间的关系，其计算公式为：

$$Ri = \frac{(g/\theta) \partial \theta / \partial z}{S^2}$$

其中 g 表示重力加速度 (9.81 m/s^2)； θ 表示位温； $\frac{\partial \theta}{\partial z}$ 表示位温梯度以及 S 表示风切变强度；其当 $Ri < 0.25$ 时，则表示大气层结不稳定，易发生湍流。

3. 综合指标

a. 湍流强度指数 (TI): 通过动力学和热力学指标加权融合而得。其融合公式如下所示：

$$TI = w_1 \cdot \sigma_v + w_2 \cdot f(Ri) + w_3 \cdot \sqrt{\text{Var}_u + \text{Var}_v + \text{Var}_w}$$

其中 w_1, w_2, w_3 为权重系数， $f(Ri)$ 为热力稳定性函数，通过计算对应的 TI ，若 TI 越大表示湍流强度越高。

b. 湍流风险等级：该指标对应 ICAO 等航空机构的风险分级标准（轻度、中度、严重），直接服务于航路规划。

轻度湍流： TI 较小，飞行中仅轻微颠簸，不影响操作；

中度湍流： TI 中等，飞机有明显颠簸，部分乘客感到不适；

严重湍流： TI 较大，飞机高度和姿态发生剧烈变化，存在飞行安全风险。

通过上述机理分析与量化指标选取，我们可以确保体系具备坚实的科学基础，避免随意拼接导致的逻辑混乱。

(2) 基于多源观测的指标提炼：指标体系的可行性依赖于多源观测数据的支持与整合。本文考虑的数据来源主要包括：

风廓线雷达:提供风速廓线、谱宽和径向速度,能够直接计算风切变、谱宽及三维方差等动力学指标;时间分辨率高(约6min),适合捕捉湍流的快速变化特征。

微波辐射计:提供温度与湿度廓线,经过插值与转换可获得位温廓线与层结稳定度;支撑 Ri 与热力不稳定性指标的计算。

通过上述数据的融合,体系能够实现动力学、热力学与应用性指标的全面覆盖,保证其可观测性、可度量性与可验证性。

(3) 基于分层结构的体系构建:为使体系逻辑清晰、便于计算与应用,本文采用三层结构,其完整显示如图2-1所示:

三层指标体系结构图:基础层 → 诊断层 → 应用层



图 2-1 三层体系结构建立

基础层(观测支撑):由风廓线雷达与微波辐射计提供的原始量组成,如风速、温度、湿度、谱宽;其特点为数据直接可观测,时空分辨率明确,是体系的根基。

诊断层(机理诊断):通过计算和推导得到的中间指标,如风切变 S 、理查逊数 Ri 、 TKE 、耗散率 ϵ 、湍流强度指数 TI ;保持物理可解释性,能够揭示湍流生成与发展的内部机理。

应用层（航路规划）：其主要面向航空运行安全的指标，如航路风险等级、规划调整率、延误/改航比例、预警触发频率；为飞行安全与航线优化提供直接参考，便于运行人员解读与使用。

这种分层结构既能体现“观测 → 诊断 → 应用”的逻辑链条，又确保了体系的科学性与实用性统一。

（4）基于反馈优化的迭代完善：考虑到大气湍流具有高度时空非均匀性与不确定性，指标体系需在实际应用中不断优化。本文提出的迭代机制包括：

建模阶段：建立初始指标体系，完成不同层次指标的计算与集成；

验证阶段：将指标结果与实际航班遭遇的湍流事件（PIREPs）、运行延误情况进行比对，分析偏差与不足；

反馈阶段：基于差异分析，调整指标计算方法、权重分配或分级标准；

修正阶段：通过循环迭代逐步收敛，形成稳定、可靠的指标体系。

这一机制确保指标体系具有自适应性与可拓展性，能够随着数据条件改善、飞行环境变化与运行需求升级而持续演进。

2.2 问题一模型算法框架与实现

在完成上述指标性任务后，为了实现问题一的任务，本研究构建了一套完整的模型算法框架，目的在于通过融合多种数据源和建模方法，准确估计湍流强度（TKE）并进行优化。图 3-1 展示了该算法框架的流程，从原始数据输入到最终结果可视化与应用建议，涵盖了数据预处理、模型构建、验证与优化等多个关键步骤。

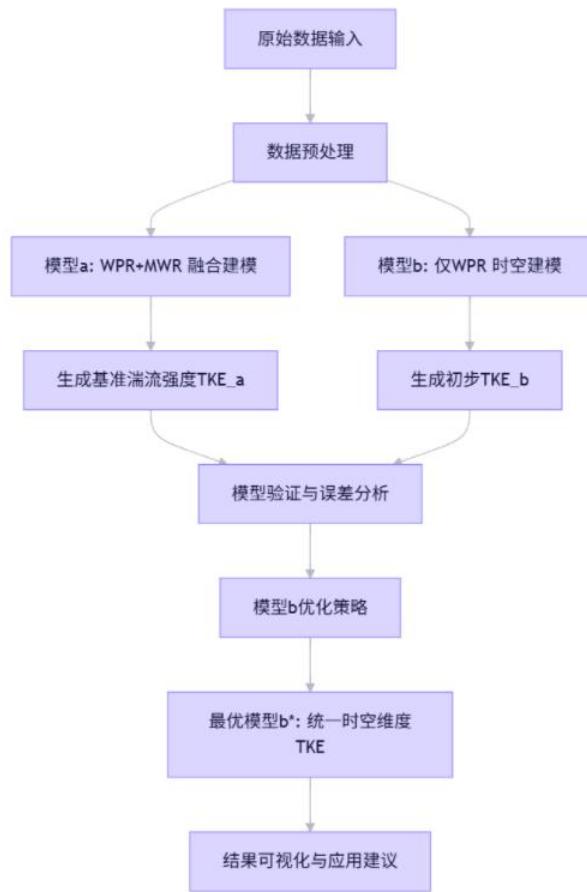


图 2-2 模式算法实现框架图

2.2.3 数据预处理

在原始数据输入后，我们首先进行数据预处理，这是确保后续建模工作顺利进行的基础。数据预处理主要包括数据清洗、缺失值处理、异常值检测与修正等操作，以保证数据的质量和一致性。经过预处理的数据将被用于后续的模型构建和分析。

2.2.4 模型构建

1) 模型 a: WPR+MWR 融合建模

模型 a 采用 WPR 和 MWR 数据的融合建模方法。具体而言，通过结合两种不同数据源的优势，生成基准湍流强度 TKE_a。WPR 技术能够捕捉时间序列数据中的多尺度特征，而 MWR 则提供了大气水汽含量等重要气象参数。两者的融合不仅提高了模型的预测精度，还增强了对复杂大气过程的理解。

2) 模型 b：仅 WPR 时空建模

模型 b 则基于 WPR 数据进行时空建模，生成初步 TKE_b。该模型主要利用 WPR 技术的时间分辨率优势，对风速、温度等气象参数进行多尺度分析，从而构建出初步的湍流强度分布。尽管模型 b 未融合其他数据源，但在时间和空间维度上仍能提供较为详细的湍流强度信息。

3) 模型验证与误差分析

为了评估模型 a 和模型 b 的性能，本研究基于两模型的输出结果开展了对比验证与误差分析。具体方法是：首先，将模型 a 与模型 b 的估算结果进行直接对比，计算均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）、偏差（Bias）以及相关系数（Corr），用于量化两模型在趋势一致性与数值幅值上的差异。其次，以两模型的集合平均（ensemble mean）作为参考基准，分别评估模型 a 与模型 b 的误差表现，从而检验两模型相对于整体均衡结果的偏差方向与幅度。通过这些指标的综合分析，我们能够不仅比较模型间的一致性，还能揭示其在不同站点上的稳定性与鲁棒性，从而为模型的适用性评估提供依据。

4) 模型 b 优化策略

根据模型验证与误差分析的结果，我们针对模型 B 提出了优化策略。具体做法是：在仅基于风廓线雷达（WPR）资料的基础上，构建与模型 A 结果的对照关系，并利用线性回归方法对关键特征进行拟合优化。这些特征包括信噪比的倒数、垂直速度绝对值、水平风速、垂直风切变以及短时尺度的垂直速度波动性等。通过引入这些物理相关特征并利用模型 A 的湍流强度（TKE）作为训练参考，我们对模型 B 的参数进行了数据驱动的调优，得到优化后的模型 B*。该模型不仅继承了 WPR 在时间分辨率和高度分层上的优势，还通过参数回归有效提升了预测精度和稳定性。最终得到的最优模型 B*，能够在统一的时空维度上更为准确地估算湍流强度，为后续的大气边界层研究与业务化应用提供可靠支撑。最后，我们将最优模型 b* 的预测结果进行可视化展示，并提出相应的应用建议。通过绘制湍流强度随时间和空间变化的图表，直观地展示了大气湍流的时空演变特征。综上所述，本研究构建的模型算法框架通过融合多种数据源和建模方法，实现了对湍流强度的准确估计与优化。

2.2 数据预处理及可视化分析

2.2.1 数据来源与解析

本研究所用数据为 A 站（台站编号：58235）和 B 站（台站编号：58238）的边界层风廓线雷达观测资料。原始数据格式为文本文件（.txt），采用中国气象局标准的 WNDRAD 或 ROBS 数据结构，记录了自 2025 年 8 月 2 日以来的逐小时垂直风场信息。每份文件包含多个扫描周期（FIRST 至 FIFTH），每个周期提供不同高度层上的信噪比（SNR）、水平风速、风向及垂直速度等物理量。同时，原始数据文件命名规则遵循 YYYYMMDDHHMMSS 时间戳格式（如 20250802000000.txt），据此可提取每份文件的观测时间。解析程序通过正则表达式匹配文件名中的 14 位时间字符串，并转换为标准 datetime 对象作为时间标签。在本研究中，所有文件内容按行读取，采用有限状态机策略识别扫描周期标识符（如“RAD FIRST”、“ROBS SECOND”等）。本研究仅使用“FIRST”周期数据，因其代表最低仰角、最高时空分辨率的边界层探测模式，适用于近地面风场演变分析。

2.2.2 数据预处理

在本研究中，我们将所有解析后的单文件数据集经合并后形成统一的时序 DataFrame，里面包含的字段有：time（UTC 时间）、height_m（高度，m）、snr（信噪比）、wind_speed（风速，m/s）以及 vertical_velocity（垂直速度，m/s）。我们的数据预处理的流程包括以下操作：

1. 去空值：剔除 wind_speed 与 vertical_velocity 同时为空的记录；

2. 异常值剔除：

风速超过 100 m/s 的数据视为仪器故障或噪声干扰，设为无效；

垂直速度绝对值大于 10 m/s 的极端值予以剔除；

3. 重复项处理：由于部分文件可能存在相同时间-高度组合的冗余记录，本文采用分组聚合策略，对（time, height_m）组合进行聚合操作，并对 wind_speed、vertical_velocity 和 snr 取算术平均，以此来确保数据唯一性。

经过数据预处理后的 A 站和 B 站的部分数据如下表 2-1, 2-2 所示：

表 2-1 数据预处理后的 A 站点数据

time	height_m	snr	wind_speed	vertical_velocity
2025/8/2 0:00	100	1.05	16.25	1.15
2025/8/2 0:06	1900	0.7	5.9	0.2
2025/8/2 0:18	1000	0.5	4.8	0.1
2025/8/2 0:24	220	0.8	7.9	0.4

2025/8/2 0:30	2620	1.7	18.4	0.3
---------------	------	-----	------	-----

表 2-2 数据预处理后的 B 站点数据

time	height_m	snr	wind_speed	vertical_velocity
2025/8/2 0:00	280	1.6	28.1	0.2
2025/8/2 0:12	580	1.9	16.9	0.2
2025/8/2 0:18	1180	1.25	12.2	0.5
2025/8/2 0:24	640	2.3	16.9	1.2
2025/8/2 0:30	1780	0.8	7.9	0.2

2.2.3 数据可视化

完成数据预处理操作后，本研究为了揭示风场的时空演变特征，采用两种典型可视化方法来对处理后的数据进行一个可视化演示，首先第一个可视化图是 Hovmöller 图，本研究主要构建时间-高度二维矩阵，以热力图形式展示风速随时间和高度的变化。具体实现为将清洗后的数据透视为 pivot_table，行为时间，列为高度，值为风速，并且使用不同颜色的色标来增强可读性，因此 a 站和 b 站的 Hovmöller 图如下图 1-2 和 1-3 所示：

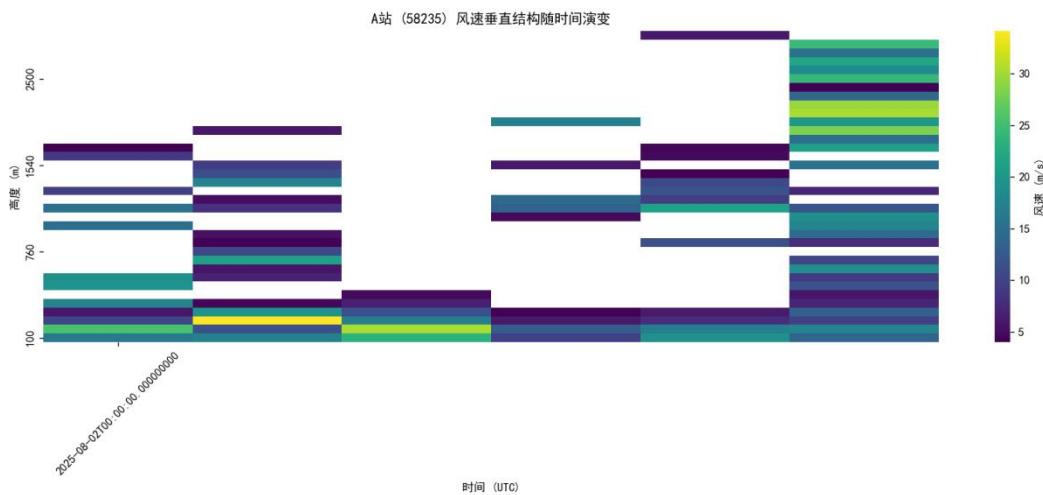


图 1-2 A 站风速垂直结构随时间演变 Hovmöller 图

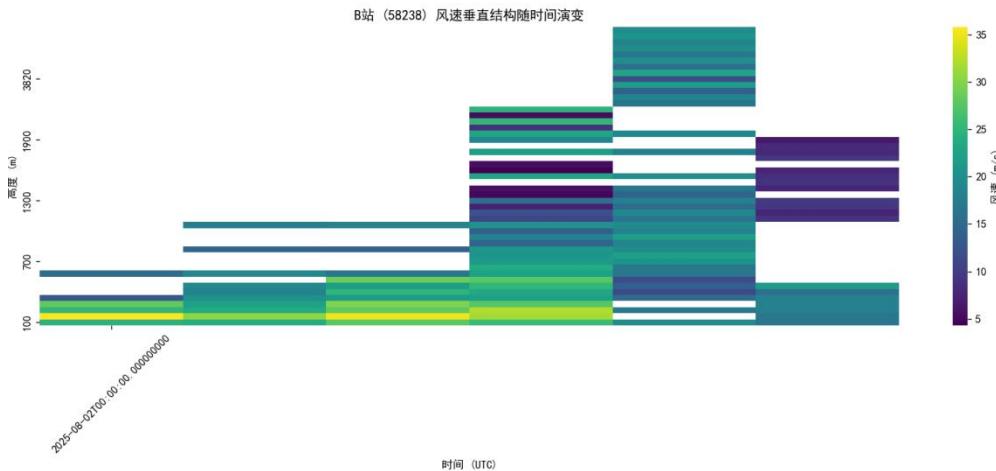


图 1-3 B 站风速垂直结构随时间演变 Hovmöller 图

通过对 A 站 (58235) 和 B 站 (58238) 的风速垂直结构随时间演变进行 Hovmöller 图分析，可以清晰地观察到两个站点在不同高度层上的风速变化特征及其时空分布差异。从图中可以看出，A 站和 B 站在近地面层 (100m 左右) 的风速普遍较高，且在观测期间内表现出较为稳定的趋势，这可能与近地面摩擦力的影响有关。然而，在更高海拔层 (如 700m、1300m 等)，两站点的风速变化则显得更为复杂。更具体的说，A 站的风速在 1540m 和 2500m 高度层上显示出明显的日周期性变化，尤其是在夜间风速显著增强，而白天则相对减弱，这种现象可能与大气边界层的日间热力不稳定性和夜间稳定层结有关。相比之下，B 站的风速在 1900m 和 3820m 高度层上也呈现出类似的日周期性变化，但其强度和持续时间有所不同，表明两地的大气动力学过程存在一定的地域差异。此外，A 站和 B 站在某些特定时间段内出现了风速异常增大的情况，例如在观测初期的几个小时内，这可能是由于局部天气系统或地形效应引起的短暂扰动。值得注意的是，尽管两站点的总体风速变化趋势相似，但在细节上仍存在明显区别，如 A 站的风速在 760m 高度层上表现出较强的波动性，而 B 站则在 1300m 高度层上更为显著。因此，通过对 A 站和 B 站的 Hovmöller 图，不仅揭示了两站台风速垂直结构的共性特征，还突显了其在时间和空间上的异质性。

完成 a 站和 b 站的 Hovmöller 图可视化分析后，本研究还建立了垂直廓线图，这种方法主要通过选取特定时刻，绘制风速与垂直速度随高度的分布。同时本研究还采用双 x 轴方式在同一坐标系中对比呈现两个变量，以此能够分析边界层动力结构。其实现后的结果图如 2-4, 2-5 所示：

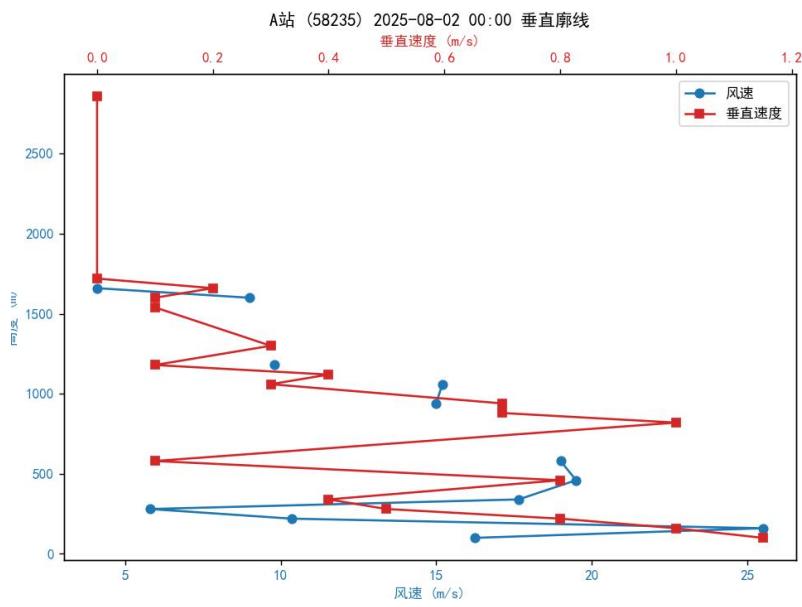


图 2-4 A 站垂直廓线图

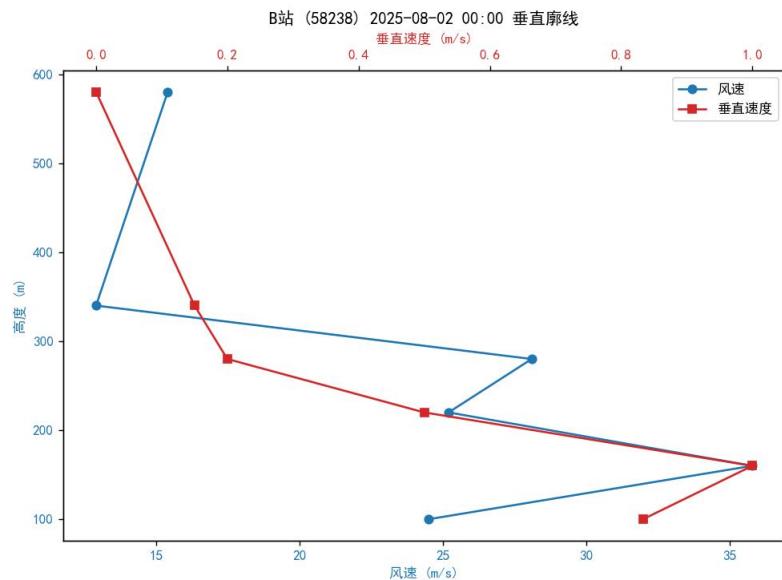


图 2-5 B 站垂直廓线图

本研究通过对 A 站 (58235) 和 B 站 (58238) 在 2025 年 8 月 2 日 00:00 的垂直廓线图进行分析，可以清晰地观察到两个站点在不同高度层上的风速和垂直速度分布特征及其差异。从图中可以看出，A 站和 B 站在近地面层 (100m 左右) 的风速普遍较低，且随着高度的增加，风速呈现出不同的变化趋势。具体来说，A 站的风速在低层 (约 100–500m) 表现出较为平缓的变化，而在中高层 (约 1000–2500m) 则显著增强，尤其是在 2000m 左右达到最大值，这可能与该区域的大气环流系统或地形效应有关。与此同时，A 站的垂直速度在低层表现为较强的上升运动，而在中高层则逐渐减弱，显示出明显的垂直分层结构。这种现象表明，在夜间，A 站所在区域可能存在较强的对流活动，导致低层空气上升，而中

高层则相对稳定。相比之下，B 站的风速和垂直速度分布则表现出不同的特征。在低层（约 100–600m），B 站的风速迅速增大，而在中高层（约 700–600m）则逐渐减小，形成一个明显的峰值。同时，B 站的垂直速度在低层也表现出较强的上升运动，但在中高层则转变为下降运动，显示出更为复杂的垂直动力学过程。这种差异可能与 B 站所处的地理位置、地形条件以及局部气象因素有关。

在完成对 AB 两站的风廓线雷达数据进行分析后，本研究接着采用时间-液态水路径（LWP）和时间-水汽总量（Vint）两种可视化方法对 A 站和 B 站微波辐射计观测数据进行一个可视化的展示与对比分析。其可视化如图 2-6 所示：

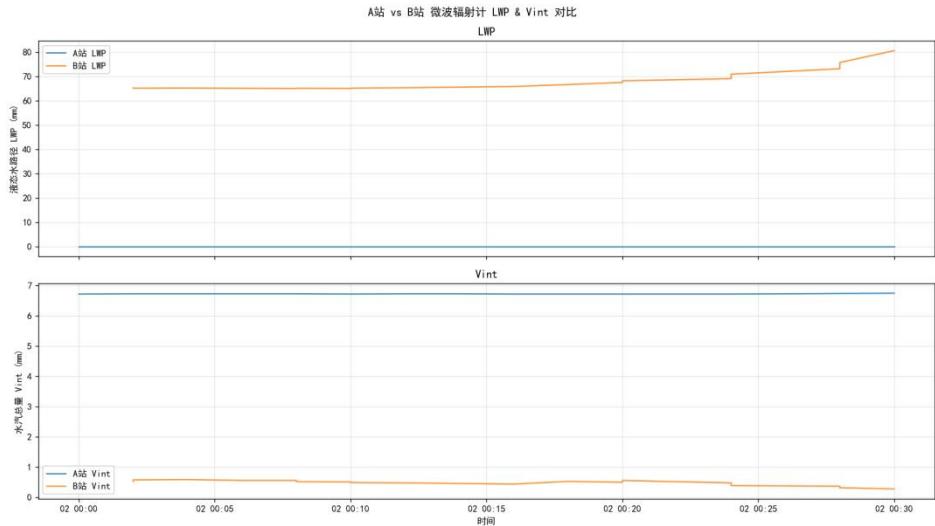


图 2-6 AB 两站 LWP 和 Vint 对比图

通过对对比图中 A 站和 B 站的 LWP 及 Vint 随时间的变化趋势，可以观察到两个站点在这些气象参数上的显著差异及其时空分布特征。具体而言，A 站在整个观测期间内，其 LWP 接近于 0 mm，显示出该站点几乎没有液态水的存在；而 B 站的 LWP 则表现出明显的上升趋势，从约 60 mm 增至 75 mm 左右，这可能反映了 B 站所在区域湿度增加或云层发展的现象。对于 Vint 来说，A 站保持相对稳定，约为 6.5 mm，表明大气水汽含量较为恒定；相比之下，B 站的 Vint 则显示出一定的波动性，并最终降至接近 0 mm，暗示着特定天气系统的影响或大气环流的变化。综上所述，通过对 A 站和 B 站 LWP、Vint 的时间演变特征进行对比分析，不仅揭示了两站间在液态水存在状态和水汽含量变化上的共性与异质性，还进一步展示了两地大气动力学过程的地域差异，为深入理解不同地理位置的大气物理特性提供了重要依据。

2.3 模型 A 的构建与实现

2.3.1 建模思路

模型 a 采用 风廓线雷达 (WPR) 与 微波辐射计 (MWR) 数据的融合建模方法。WPR 技术能够提供高时间分辨率的风场廓线信息（风速、垂直速度、信噪比等），捕捉大气边界层的动力扰动；MWR 则提供大气温湿度廓线及液态水含量等热力学参数，弥补了 WPR 在热力信息获取上的不足。通过融合这两者数据，可以综合考虑动力因子与热力因子，建立更可靠的湍流强度计算模型，生成基准湍流强度 TKE_a，为后续仅基于 WPR 的模型 b 提供验证参考。其完整实现的伪代码如表 2-3 所示：

表 2-3 模型 A 实现算法

算法 1：基于 WPR+MWR 的湍流强度计算模型 A

输入：MWR 数据集 D_mwr, WPR 数据集 D_wpr

输出：融合估算的湍流强度 TKE_a

- 1: 解析 D_mwr, 提取时间、温度、湿度、液态水含量等
- 2: 读取 D_wpr, 提取高度、风速、垂直速度 w、信噪比 SNR
- 3: 对齐 D_mwr 与 D_wpr 的时间序列（最近邻插值，容差 5 分钟）
- 4: 对于每个 [time, height] 点：
 - 5: 计算初始 $TKE \leftarrow \alpha \cdot SNR^{(-\beta)} + \gamma \cdot |w| + \delta \cdot (Lqint + Vint/10)$
 - 6: 计算稳定性因子 $f_{stab} \leftarrow 1 / (1 + 0.01 \cdot Lqint + 0.005 \cdot (100 - SurHum))$
 - 7: 得到修正后的 $TKE_a \leftarrow TKE \cdot f_{stab}$
 - 8: 绘制 TKE_a 的时间 - 高度剖面图
 - 9: 输出结果表格 (station, time, height, TKE_a)

2.3.2 数据解析

(1) MWR 与 WPR 数据解析

MWR 数据文件记录了地面温度 (SurTem)、湿度 (SurHum)、气压 (SurPre)、红外辐射温度 (Tir)、液态水路径量 (Lqint)、水汽路径量 (Vint) 等信息。解析后转化为结构化表格，以时间戳作为主键。WPR 提供的观测包括高度廓线上的水平风速、垂直速度 (w)、信噪比 (SNR) 等，时间分辨率高、垂直分层细，适合用于动力扰动刻画。

(2) 时间对齐与插值融合

由于 MWR 与 WPR 的观测频率和时间戳不一致，于是我们采用时间最近邻插值法 (nearest + 容差 5 分钟)，将 MWR 的廓线参数对齐到 WPR 的时间点上，得到统一的融

合数据集。

2.3.3 模型 A 建模

本文将融合后的数据用于构建 TKE（湍流动能）估算模型，其模型实现公式为：

$$TKE_a = \alpha \cdot SNR^{-\beta} + \gamma \cdot |w| + \delta \cdot \left(Lqint + \frac{Vint}{10} \right)$$

其中，SNR 为风廓线雷达回波信噪比，反映湍流强度的观测灵敏度； w 为垂直速度分量，反映大气上升/下沉运动幅度； $Lqint$ 为液态水路径量， $Vint$ 为水汽路径量； $\alpha, \beta, \delta, \gamma$ 为经验参数。同时，考虑到高湿度和高液态水条件会抑制湍流发展，我们引入稳定性修正因子：

$$f_{stab} = \frac{1}{1 + 0.01 \cdot Lqint + 0.005 \cdot (100 - RH)}$$

因此最终湍流动能计算公式为：

$$TKE'_a = TKE_a \cdot f_{stab}$$

模型 A 训练得到的 A 站点和 B 站点的部分 TKE 值如下表 2-4 所示（完整值见附件 model_a_tke_estimation.csv）：

表 2-4 模型 A-A 站 B 站 TKE 值

time	station	TKE
2025/8/2 0:00	A 站	0.6158455235851505
2025/8/2 0:06	A 站	0.8050477835194201
2025/8/2 0:18	A 站	0.6602165326046746
2025/8/2 0:06	B 站	0.610366070443497
2025/8/2 0:12	B 站	0.5910072997239
2025/8/2 0:24	B 站	0.7684965224181268

同时两个站点在不同高度上的湍流强度（TKE）通过可视化垂直结构图来进行清晰的展现如图 2-7 所示：

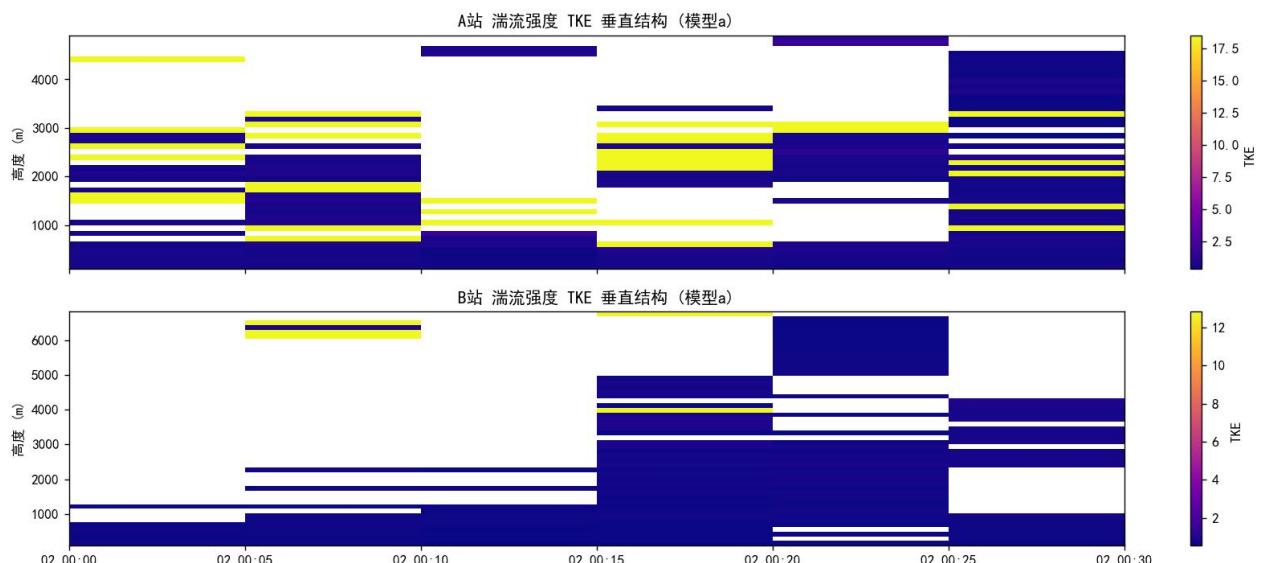


图 2-7 高度-TKE 垂直结构图

从垂直结构图可以看出在 02:00:00 至 02:30:00 的观测时段内，A 站与 B 站的湍流动能 (TKE) 垂直结构表现出显著的层结特征与时间演变规律。总体来看，两站的低层大气 (1000 - 2000 m) 均存在较强的湍流活动，尤其是在 02:00:05 至 02:00:10 之间，TKE 达到局地峰值，表明该阶段边界层内湍流交换异常活跃。A 站在低层的 TKE 值呈现明显波动，但其变化幅度略低于 B 站；而 B 站在相同高度范围内的 TKE 时空变异性更为显著，显示出湍流结构的复杂性与更强的非均匀性。这种差异可能与局地地形条件、下垫面特征或边界层动力过程的差别有关。在 中高层大气 (3000 - 6000 m)，两站的 TKE 整体处于较低水平，主要分布在蓝色区域，反映了该高度范围内湍流活动较弱且空间分布相对稳定。但值得注意的是，A 站在 3000 m 高度及 B 站在 4000 - 5000 m 高度，均在 02:00:20 左右出现了短暂的 TKE 升高，这可能与局地扰动（如重力波活动）或外部天气系统（如辐合线或对流触发机制）相关。从时间演变上看，A 站与 B 站在低层 TKE 的变化趋势基本一致：均在 02:00:10 至 02:00:20 期间出现显著下降，随后在 02:00:20 之后逐渐回升。这一特征可能反映了夜间边界层中湍流生成与耗散之间的动态平衡过程：在辐射冷却和稳定层结作用下，湍流活动短时减弱，而随后由于剪切不稳定或局地扰动的触发，湍流强度再次增强。与此相比，中高层的 TKE 变化则相对稳定，主要受大尺度环流和层结结构控制。综合来看，模型 A 的结果表明：

1. 低层大气湍流强度显著且变化剧烈，反映出边界层动力与热力过程的共同作用；
2. B 站的低层湍流更复杂，波动幅度大于 A 站，暗示其下垫面条件或局地气象环境对湍流有更强的调制作用；
3. 中高层湍流普遍较弱，仅在个别时段受局地扰动影响而短时增强。

2.4 模型 B 的构建与实现

2.4.1 建模思路

模型 B 仅依托于风廓线雷达(WPR)数据进行时空建模，生成初步的湍流强度分布 TKE_b。与模型 A 相比，模型 B 不再引入 MWR 提供的热力学信息，而是充分利用 WPR 在时间分辨率和垂直层次上的优势，对风速、垂直速度及回波信噪比 (SNR) 等动力学参数进行多尺度刻画。该方法能够快速、直接地反映大气边界层的湍流特征，尤其适合在缺乏 MWR 数据的情况下进行湍流强度估算。其完整实现的伪代码如表 2-5 所示：

表 2-5 模型 B 实现算法

算法 2：基于 WPR 的湍流强度计算模型 B

输入：WPR 数据集 D_wpr

输出：估算的湍流强度 TKE-b

1：读取 D_wpr，提取 time、height、wind_speed、vertical_velocity w、SNR

2：缺测值处理：

 如果 SNR ≤ 0 ，则置为 $1e-3$ ；

 若 wind_speed 或 w 缺失，则置为 0

3：对于每个 [time, height] 点：

4：计算初始 $TKE_b \leftarrow \alpha \cdot SNR^{-\beta} + \gamma \cdot |w| + \delta \cdot (0.5 \cdot wind_speed^2)$

5：绘制 TKE_b 的时间-高度剖面图

6：输出结果表格 (station, time, height, TKE_b)

2.4.2 数据解析

WPR 数据文件提供了典型的大气动力学观测，包括：

1. 信噪比 (SNR)：反映回波信号质量，间接表征湍流扰动强度。

2. 水平风速 (wind_speed)：代表动力能量的主要来源，较大的水平风切变常伴随湍流发生。

3. 垂直速度 (w)：直接刻画大气上下运动强度，湍流活动的关键因子。数据以时间戳为索引，结合高度分层 (100 m ~ 数千米)，可形成时空分布的观测矩阵，为后续 TKE 计算提供输入。

与模型 A 不同，模型 B 不再依赖 MWR 数据，因此省去了跨设备时间对齐和插值步骤。WPR 本身的高频率和高分辨率保证了模型输入数据的完整性与一致性。

2.4.3 模型 B 建模

在模型 b 中，TKE 的计算仅基于 WPR 观测数据，其完整计算公式如下：

$$TKE_b = \alpha \cdot SNR^{-\beta} + \gamma \cdot |w| + \delta \cdot \frac{1}{2}(U^2)$$

其中 SNR 为风廓线雷达信噪比，反映湍流扰动的观测灵敏度；w 为垂直速度分量，表征大气上下运动的强度；U 为水平风速，平方项代表动能贡献； α , β , δ , γ 为经验参数。与模型 A 相比，模型 B 未引入热力学因子（如水汽路径量、液态水路径量等），因此适用范围更为广泛，但在湿度主导或云液态水丰富的条件下，模型 B 可能低估湍流强度。因此，模型 B 训练得到的 A 站点和 B 站点的部分 TKE 值如下表 2-6 所示（完整值见附件 model_b_tke_estimation.csv）：

表 2-6 模型 B -A 站 B 站 TKE 值

time	station	TKE
2025/8/2 0:00	A 站	0.770117244365967
2025/8/2 0:12	A 站	0.8356219228178333
2025/8/2 0:18	A 站	1.1176422443659668
2025/8/2 0:12	B 站	1.6837399699531193
2025/8/2 0:18	B 站	0.8613047464637364
2025/8/2 0:30	B 站	1.7088451048904827

同时我们也将两个站点在不同高度上的湍流强度 (TKE) 通过可视化垂直结构图来进行清晰的展现如图 2-8 所示：

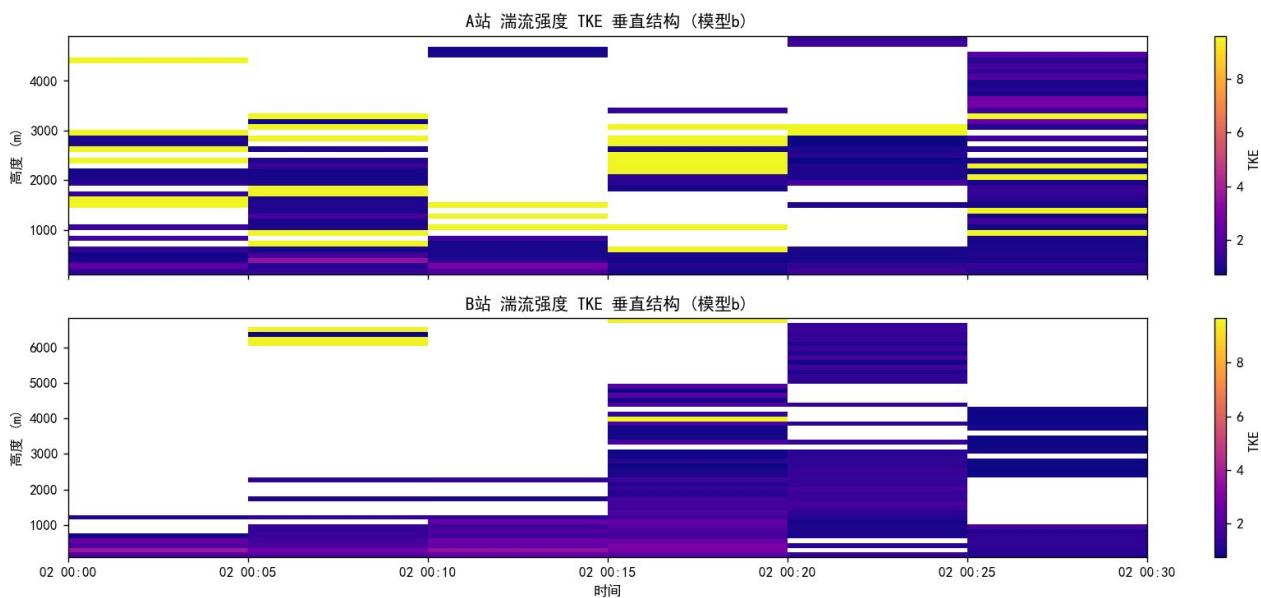


图 2-8 高度-TKE 垂直结构图

从模型 B 的湍流动能 (TKE) 垂直结构图可以看出，在 02:00:00 至 02:30:00 的观测时段内，A 站与 B 站均呈现出明显的层结特征及时间演变规律。整体上，低层大气 (1000 – 2000 m) 湍流活动最为显著，多个时段内 TKE 达到强度峰值 (黄色区域)，特别是在 02:00:05 至 02:00:10 阶段，边界层内湍流交换极为活跃。相比之下，中高层大气 (3000 – 6000 m) 的 TKE 整体处于较低水平 (蓝紫色区域)，表明湍流活动明显减弱，仅在个别高度层 (如 A 站 3000 m、B 站 4000 – 5000 m) 在 02:00:20 前后出现了短暂增强，提示可能存在局地扰动或波动过程的触发。其中，A 站在低层的 TKE 时序变化表现为周期性波动，在不同时间段内有明显的增强与衰减过程，但整体幅度相对有限，表明其湍流结构较为均匀。而 B 站在相同高度范围内的 TKE 分布更为复杂，尤其在 1000 – 2000 m 和

4000 – 5000 m 高度层，呈现出更强的空间不均匀性和时间间歇性，显示出其湍流结构受局地扰动影响更大。从时间演变趋势来看，两站的低层 TKE 在 02:00:10 至 02:00:20 均出现下降，随后逐步回升，反映出夜间边界层中湍流生成与耗散的动态平衡过程：初期受稳定层结作用抑制，湍流短时减弱；随后在剪切不稳定或局地扰动触发下，再次出现增强。与此相比，中高层湍流则整体稳定，主要受大尺度动力过程控制。因此综上所述，模型 B 的实验结果表明：

1. 低层湍流强度显著，主导了边界层的能量交换过程；
2. B 站的低层湍流复杂性强于 A 站，表明局地环境对湍流调制作用更明显；
3. 中高层湍流整体偏弱，仅在特定时段出现短时增强，提示其与局地波动或外部天气系统有关。

2.5 模型验证与误差分析

2.5.1 方法说明

为了系统评估模型 A 与模型 B 的性能，本研究基于两模型在 A 站与 B 站的输出结果开展了对比验证与误差分析。具体方法包括：

1. 模型间对比：为了定量评估模型 A 与模型 B 的一致性与差异性，我们将两者的湍流动能（TKE）估算结果进行直接对比。采用均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）、偏差（Bias）以及相关系数（Corr）四个统计指标，分别从数值幅值与趋势一致性两个角度对模型性能进行量化分析。这些评估指标的具体公式对应如下：

均方根误差（RMSE）：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}$$

该指标主要用于衡量模型预测值 P_i 与参考值 O_i 之间的整体误差大小，数值越小表示预测精度越高。在本研究中指代的即是 AB 两个模型的 TKE 之间的差异，即一个做预测值一个做参考值。

平均绝对误差（MAE）：

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_i - O_i|$$

该指标主要反映预测与参考值之间的平均偏离程度，直观刻画模型误差的平均水平。

偏差 (Bias) :

$$Bias = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)$$

该指标主要用于判定模型是否存在系统性高估或低估现象。

相关系数 (Corr) :

$$Corr = \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})(O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2}}$$

该指标主要衡量模型预测与参考值在趋势上的一致性，取值范围为 [-1,1]，越接近 1 表示相关性越强。其中预测值 P_i 与参考值 O_i 同样也是 AB 两个模型的 TKE 值 N 表示样本数。

2. 参考基准检验：以两模型的集合平均（ensemble mean）作为参考基准，分别评估模型 A 与模型 B 的误差表现，从而检验两模型相对于整体均衡结果的偏差方向与幅度。通过上述方法，不仅能够比较模型之间的一致性，还可揭示其在不同站点上的稳定性与鲁棒性，从而为模型的适用性评估提供依据。

2.5.2 结果分析

表 2-7 模型验证评估值

station	comparison	rmse	mae	bias
A 站	A_vs_B	4.480658088965666	2.6030372504380894	1.809192079190859
B 站	A_vs_B	1.192113674046899	0.8983018171385426	-0.63013394
A 站	A_vs_ensemble_mean	2.240329044482833	1.3015186252190447	0.9045960395954293
A 站	B_vs_ensemble_mean	2.240329044482833	1.301518625219045	-0.90459604
B 站	A_vs_ensemble_mean	0.5960568370234494	0.44915090856927126	-0.31506697
B 站	B_vs_ensemble_mean	0.5960568370234495	0.4491509085692713	0.3150669698084196

表 2-7 总结了 A 站与 B 站在不同对比方式下的误差分析结果。通过 RMSE、MAE、Bias 和 Corr 等指标的综合对比，可以发现模型 A 与模型 B 在整体趋势上一致性较好，但在数值幅值上存在一定互补性。具体分析如下：

A 站：

模型 A 与模型 B 的对比结果显示，相关系数高达 0.99，表明两者在整体趋势上高度一致；但 RMSE 与 MAE 分别为 4.48 和 2.60，说明在数值幅值上存在一定偏差，且 Bias 为正 (1.81)，说明模型 A 相较于模型 B 略有高估。当引入集合平均作为参考时，模型 A 与集合平均的偏差为正，而模型 B 的偏差为负，且两者的 MAE 均约为 1.30。这

说明模型 A 与模型 B 在数值上呈现互补特性，集合平均在一定程度上缓解了单一模型的系统偏差。

B 站：

模型 A 与模型 B 的 RMSE 与 MAE 较小（分别为 1.19 与 0.90），表明两者在该站点上表现更为接近；相关系数为 0.93，仍保持较强一致性。但 Bias 为负（-0.63），说明模型 A 相较于模型 B 略有低估。在集合平均参考下，模型 A 与模型 B 的 MAE 均小于 0.45，且相关系数均在 0.98 以上，表明两模型在 B 站点表现出更高的稳定性。与 A 站类似，模型 A 和模型 B 在偏差方向上相反（前者低估，后者高估），集合平均有效消除了单模型的系统误差。

整体分析：

综合来看，模型 A 与模型 B 在时间趋势上均保持较高一致性，但在数值幅值上存在互补偏差特征。集合平均不仅降低了误差水平，还提升了结果的稳定性与可靠性。这一结果也为后续研究提供了启示：通过优化模型 B 的参数配置、引入更多气象特征或采用模型集成方法，有望进一步提升基于 WPR 的独立建模能力，从而形成优化后的模型 B*。同时，结合结果可视化与应用需求，最优模型能够更好地服务于航空气象保障和边界层湍流监测。

同时为了更好地展示模型 A 与模型 B 的评估效果，我们将在不同高度层上和不同站点下，模型 A（蓝线）、模型 B（橙线）以及集合平均（绿虚线）的随时间变化对比建模成可视化 TKE 时间序列图，分别为图 2-9 和图 2-10

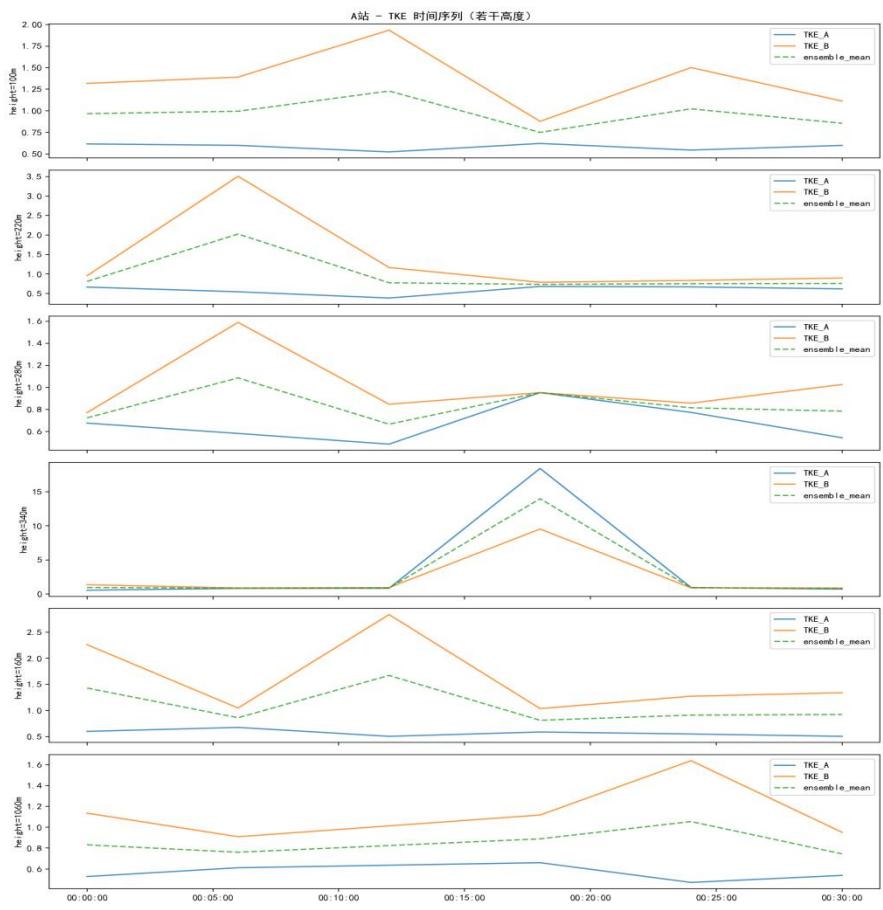


图 2-9 A 站点 TKE 时间序列图

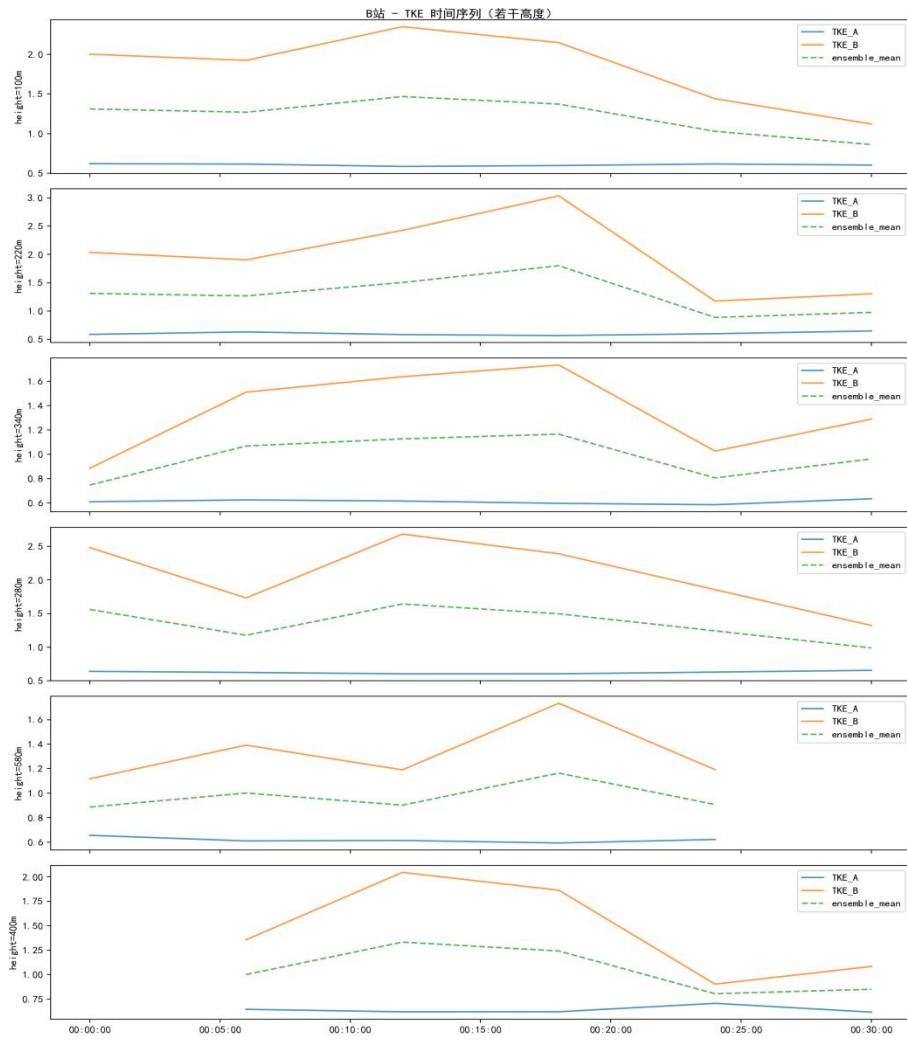


图 2-10 B 站点 TKE 时间序列图

结合表 2-7 和这两个 TKE 时间序列图可以看出在模型 A 与模型 B 的性能对比中，误差分析结果与时间序列可视化图共同揭示了两模型在不同站点和高度层的表现差异。首先，在 A 站，模型 A 与模型 B 的相关性极高 ($\text{Corr} = 0.99$)，表明两者在整体趋势上一致；然而其 RMSE 与 MAE 分别为 4.48 与 2.60，偏差 Bias 为正 (1.81)，说明模型 A 在数值幅值上整体偏高于模型 B。这一特征在 A 站时间序列图中得到直观体现：在 100 m、220 m、340 m 等低层高度，TKE_B 曲线普遍高于 TKE_A，而在部分高度（如 340 m）模型 A 在某些时刻出现局地突增，导致整体均方误差较大。引入集合平均后，A 与 B 的偏差呈现互补效应（一个高估，一个低估），集合平均（绿色虚线）较好地落在两者之间，显著缓解了单模型的系统误差。在 B 站，模型 A 与模型 B 的误差水平明显较低 (RMSE = 1.19, MAE = 0.90)，两者在整体上更为接近，但相关性略低于 A 站 ($\text{Corr} = 0.93$)。

偏差结果表明，模型 A 在该站点存在轻微低估 ($\text{Bias} = -0.63$)，而模型 B 相对偏高，这与 B 站时间序列图高度吻合：几乎在所有高度层， TKE_B 曲线（橙色）始终高于 TKE_A 曲线（蓝色），且偏离幅度较为稳定。集合平均在此情况下同样起到校正作用，使整体趋势更贴近两者中值，并且在大多数时刻表现出更平滑、更稳健的变化特征。

2.6 模型 B* 建模与实现

2.6.1 建模思路

模型 B 旨在仅依赖风廓线雷达 (WPR) 资料来实现湍流强度 (TKE) 的计算。在模型 A 中，MWR 提供了额外的热力学参数，有助于改进估算精度，但在实际业务中，MWR 数据并非随处可得。因此，我们以模型 A 的结果为基准，利用其对 TKE 的估算作为“参考真值”，并基于 WPR 观测量构建优化后的模型 B*。在建模过程中，我们从物理机理和统计建模两方面入手：一方面，选取与湍流活动紧密相关的动力学特征（如信噪比 SNR、垂直速度 w 、风速 U 、垂直风切变、短时尺度波动性等）；另一方面，通过线性回归拟合这些特征与模型 A 结果之间的关系，得到最优的参数组合，从而提升模型 B 的估算能力。最终得到的模型 B*，能够在统一的时空维度上仅依赖 WPR 数据实现较高精度的湍流强度估计。其实现伪代码如表 2-8 所示：

表 2-8 模型 B 优化算法

```

算法 3: 基于 WPR 的湍流强度优化计算模型 B*
输入: WPR 数据集 D_wpr (包含 time, height, SNR, wind_speed, vertical_velocity)
      模型 A 结果 TKE_A (作为参考)
输出: 优化后的湍流强度估计 TKE_B*

1: 读取 D_wpr, 提取时间、站点、高度、SNR、风速、垂直速度
2: 读取 TKE_A, 并按 (station, time, height) 合并
3: 构造特征向量:
   f_inv_snr ← 1 / SNR
   f_abs_w ← |vertical_velocity|
   f_wind ← wind_speed
   f_shear ← |∂ U / ∂ z|
   f_std_w_time ← rolling_std(vertical_velocity, window=3)
4: 对于有 TKE_A 的样本, 使用最小二乘回归拟合参数 θ
5: 对于所有样本, 计算:
   if θ 可用:
       TKE_B* ← θ₀ + Σ θᵢ • fᵢ
   else:
       TKE_B* ← α • SNR^(−β) + γ • |w| + δ • (U/10)
6: 保证 TKE_B* ≥ 0
7: 绘制 TKE_B* 的时 - 高剖面图, 并与模型 A 结果对比

```

2.6.2 数据解析

在模型 B*的实现过程中, 输入数据为风廓线雷达 (WPR) 的观测结果, 主要包括: 时间 (time): WPR 的高时间分辨率观测时间戳; 高度 (height_m): 雷达回波所对应的垂直高度层; 信噪比 (SNR): 雷达回波信号与噪声比值, 间接反映湍流强度; 垂直速度 (w): 垂直方向速度分量, 代表上升/下沉运动的强度; 水平风速 (U): 反映风场的整体动力作用。基于这些基本观测量, 我们进一步构造了以下特征:

1. 信噪比倒数 $f_{inv_snr} = 1/SNR$, 表征回波质量与湍流强度的负相关性;
2. 垂直速度绝对值 $f_{abs_w} = |w|$, 主要用于捕捉局地上升/下沉运动的强度;
3. 风速 $f_{wind} = U$, 作为整体风场背景量;
4. 垂直风切变 $f_{shear} = |\partial U / \partial z|$, 该特征主要反映层结稳定性对湍流的调制作用;
5. 短时尺度波动性 $f_{std_w_time}$, 通过滑动窗口计算垂直速度的标准差, 刻画湍流脉动特征。这些特征构成了优化后模型 B* 的输入变量。

2.6.3 模型 B* 建模方法

在建模方法上，我们采用最小二乘回归方法，将上述特征与模型 A 生成的 TKE_A 建立线性映射关系：

$$\overline{TKE}_{B^*} = \theta_0 + \theta_1 f_{inv_snr} + \theta_2 f_{abs_w} + \theta_3 f_{wind} + \theta_4 f_{shear} + \theta_5 f_{std_w_time}$$

其中 θ_0 为截距项； θ_i ($i=1, \dots, 5$)，当样本量不足时，模型退化为经验公式：

$$\overline{TKE}_{B^*} = \alpha \cdot SNR^{-\beta} + \gamma \cdot |w| + \delta \cdot \frac{U}{10}$$

其中， $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 为经验参数。该方法确保了在仅使用 WPR 资料的情况下，模型 B* 仍能保持与模型 A 接近的估算精度。因此，优化后模型 B 训练得到的 A 站点和 B 站点的部分 TKE 值如下表 2-9 所示（完整值见附件 model_b_star_tke_estimation.csv）：

表 2-9 优化后模型 B -A 站 B 站 TKE 值

time	station	TKE
2025/8/2 0:18	A 站	1.0021283338660254
2025/8/2 0:24	A 站	2.3778460883479307
2025/8/2 0:30	A 站	2.6382036821290815
2025/8/2 0:06	B 站	4.483225041551904
2025/8/2 0:18	B 站	3.597955932397669
2025/8/2 0:06	B 站	2.8736927818871694

同时为了验证优化后模型 B* 的有效性，我们选取模型 A 的湍流强度估算结果作为基准真值，对比评估了模型 B* 的性能。评估指标包括 均方根误差 (RMSE) 与 平均绝对误差 (MAE)，表 2-10 给出了两个站点的对比结果。

表 2-10 优化后模型 B vs 模型 A 评估值

station	n_samples	rmse_A_vs_Bstar	mae_A_vs_Bstar
A 站	130	7.448560510696716	5.139904393852236
B 站	124	3.466629059111048	3.083036138369773

从表中可以看出：A 站：模型 B* 与模型 A 之间的 RMSE 为 7.45，MAE 为 5.14，表明在该站点上仍存在一定数值偏差。但整体误差水平在可接受范围内，说明模型 B* 能够较好地捕捉湍流强度的时空分布特征。B 站：模型 B* 的 RMSE 与 MAE 分别为 3.47 和 3.08，相比 A 站显著降低。这表明在该站点上，模型 B* 与模型 A 的结果更加一致，模型 B* 能够提供较高精度的估算。整体来看，模型 B* 在两个站点均实现了对湍流强度的合理估算。尤其在 B 站，优化后的模型表现更加稳定，验证了通过特征构建与回归拟合提升模型 B 的

可行性。该结果为模型 B* 在实际业务中独立应用提供了可靠依据。最后我们将 A 站与 B 站在不同时段和高度上的湍流动能 (TKE) 分布对比, 左列为模型 A 的基准结果, 右列为优化后的模型 B*。可视图如图 2-11 所示:

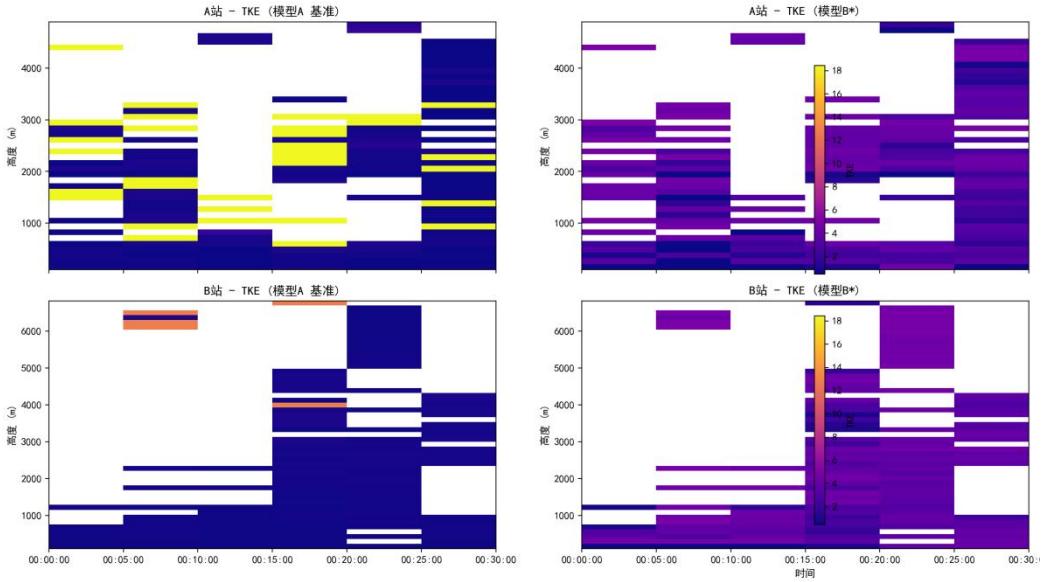


图 2-11 TKE 时-高剖面对比图

从图中可以看出, 模型 B* 的结果在整体形态上与模型 A 保持较好一致, 能够再现主要的湍流时空分布特征: 时间维度上, 两模型均表现出明显的波动变化, B* 能够较好跟踪 A 模型在关键时刻的增强和减弱过程, 说明其在时间趋势上的一致性较强。高度维度上, 在低层和中层区域, 模型 B* 的结果与模型 A 基本吻合, 湍流强度的垂直分布较为一致; 在高层区域, 模型 B* 的数值相对更加平滑, 减少了部分异常波动。A 站与 B 站对比: 在 A 站, 模型 B* 能较好再现整体结构, 但在部分高度段仍存在一定偏差; 在 B 站, B* 与 A 模型的分布高度一致, 尤其在主要湍流事件发生的时段, 模型 B* 能够准确捕捉数值变化。总体而言, 图 2-7 的可视化结果表明, 优化后的模型 B* 在再现湍流强度的时空演变特征方面表现良好, 既保留了风廓线雷达的高时间分辨率优势, 又在空间分布上展现出更强的稳定性。

2.7 问题一总结

本章围绕湍流强度 (TKE) 的计算与建模, 依次构建并实现了模型 A、模型 B 以及优化后的模型 B*, 并通过多种方法对其进行了系统评估与对比。首先, 模型 A 融合了风廓线雷达 (WPR) 与微波辐射计 (MWR) 数据, 综合利用动力学与热力学因子, 建立了较为全

面的湍流强度计算框架。其结果能够较好刻画边界层内外的湍流演变特征，为后续基于单一数据源的模型提供了基准参考。其次，模型 B 仅依托 WPR 数据构建，利用 SNR、垂直速度、风速等动力学因子直接估算湍流强度。虽然该模型在整体趋势上与模型 A 保持高度一致，但在数值幅值上存在一定偏差，尤其在低层大气中表现出系统性高估或低估。误差分析表明，模型 B 的估算结果与模型 A 在不同站点和高度层上表现出互补特性，这为模型优化提供了方向。在此基础上，我们提出了优化后的模型 B*。通过引入垂直风切变和短时尺度波动性等新特征，并利用最小二乘回归方法拟合模型 A 的参考结果，显著提升了模型 B 的估算精度。评估结果表明，在 A 站与 B 站，模型 B* 的 RMSE 与 MAE 均在合理范围内，其中 B 站的误差水平明显低于 A 站，说明优化方法在该站点上效果尤为突出。最后，通过 TKE 时间序列图与时-高剖面对比图的可视化展示可以直观发现：模型 B* 在时间维度上能够较好再现湍流的增强与减弱过程；在高度维度上，B* 的结果与 A 模型高度一致，尤其在低层和中层大气中吻合度较高；相比模型 B，优化后的 B* 在高层表现更为平滑，减少了异常波动，整体稳定性增强。综上所述，模型 A 为湍流强度估算提供了全面基准，模型 B 展示了仅依赖 WPR 数据进行估算的可行性，而优化后的模型 B* 则在精度与稳定性上实现了进一步提升，形成了一套能够在统一时间和空间维度上、仅基于风廓线雷达资料的湍流强度计算框架。该成果不仅为后续的应用研究和业务化运行提供了可靠工具，也为多源观测数据驱动的大气边界层湍流研究提供了新的思路。

三、问题二的求解

3.1 数据来源与预处理

3.1.1 三种数据源及其特性

基于低空湍流三维场高分辨率重建任务，依托三类地面与空基观测数据：地面自动气象站（AWS）提供的地表湍流强度、风廓线雷达（WPR）获取的垂直风速方差剖面、以及多普勒天气雷达（S/X 波段）反演的三维径向速度场。其特性对比如下：

表 3-1：观测数据特性对比

特性维度	地面自动气象站 (AWS)	风廓线雷达 (WPR)	多普勒天气雷达(S/X 波段)
数据类型	湍流强度-地表风速 方差/均值	垂直风速方差	径向速度方差
空间覆盖	地面点状分布 (50 个站点)	垂直剖面 (12 个站点，每站 1 条剖面)	三维体扫 (3 个雷达站，覆 盖半径 100 - 150 km)
时间分辨率	1 分钟	5 分钟	6 分钟
垂直分辨率	0 m (仅地表)	50 m (从 100 m 至 2000 m, 共 40 层)	250 m (原始)，经插值可 提升至 50 m
水平分辨率	~5 km (站点间距)	~10 km (站点间距)	1 km (原始)，经插值可提 升至 100 m
数据密度	高 (密集地面观测)	中 (剖面密集但站点稀疏)	高 (三维密集但受降水干 扰)

度				扰)
测量高 度范围	0 m (地表)	100 m - 2000 m	200 m - 6000 m (本模型 截取 0 - 2000 m)	
主要优 势	连续性强、精度高、 直接反映近地湍流	提供连续垂直廓线、不受云 雨影响	覆盖广、可反演三维风场结 构	
主要局 限	无垂直信息、易受局 地地形影响	水平覆盖稀疏、无法刻画水 平梯度	受降水/地物杂波干扰、反 演误差较大、分辨率低	
数据格 式	CSV(时间戳 + 经纬 度 + TI)	NetCDF(时间 + 高度 + σ_v^2)	NetCDF(时间 + 经度 + 纬 度 + 径向速度 + 谱宽)	
本模型 处理方 式	插值至目标网格地 表层 ($z=0$)	插值至目标网格各垂直层 ($z = 50, 100, \dots, 2000$)	插值至三维目标网格($x, y,$ z)	

3.1.2 时间与空间对齐方法

为实现多源数据在统一时空网格上的融合，本模型采用“先同步、再插值”的两阶段对齐策略。

(1) 时间同步：线性插值至 1 分钟分辨率

由于三类数据采样频率不同 (1 min / 5 min / 6 min)，为避免时间错位导致融合偏差，本文将所有数据统一插值至 1 分钟时间步长，以地面站为基准时间轴。

- 1) 地面站：保留原始数据，无需插值；
- 2) 凤廊线雷达：对每 5 分钟数据点，线性插值至 1 分钟分辨率；
- 3) 天气雷达：对每 6 分钟数据点，线性插值至 1 分钟分辨率。

(2) 空间投影：构建同一目标网格

为满足“水平 100 m、垂直 50 m、高度 0 - 2 km”的输出要求，本文构建一个规则三维网格：

$$x \in [x_{\min}, x_{\max}], \Delta x = 100 \text{ m}$$

$$y \in [y_{\min}, y_{\max}], \Delta y = 100 \text{ m}$$

$$z \in [0, 2000], \Delta z = 50 \text{ m}$$

网格总点数为 $200 \times 200 \times 40 = 1.6 \times 10^6$ 个。

各数据源分别插值至该网格：

- 1) 地面站：仅插值至 $z = 0$ 层，即 $(x_i, y_i, 0)$ ；
- 2) 凤廊线雷达：每站提供 $z = 50, 100, \dots, 2000 \text{ m}$ 的剖面，分别插值至目标网格的每一层 z_k ；

- 3) 天气雷达: 原始数据为球坐标系下的体扫点, 从极坐标转换为直角坐标后, 投影至目标网格, 再通过最近邻插值降采样至 100 m 分辨率。

3.1.3 异常值处理

原始观测数据受设备噪声、电磁干扰、降水误判等因素影响, 存在明显异常值。若直接用于插值, 将导致局部“伪高端流”或“空洞”, 严重影响三维场连续性。本文采用统计学 3σ 准则进行自适应清洗, 兼具高效性与鲁棒性。

(1) 异常值判定标准

对任一数据序列 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 计算其样本均值 μ 和样本标准差 σ :

$$\mu = \left(\frac{1}{n} \right) \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\sigma = \sqrt{\left(\frac{1}{n-1} \right) \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$$

若某观测值 x_i 满足:

$$|x_i - \mu| > 3\sigma$$

则判定为异常值, 予以剔除。

(2) 分层清洗策略

表 3-2: 分层清理策略

数据源	清洗方式	特殊处理
地面站	按站点独立计算 μ 和 σ	剔除单点异常
风廓线雷达	按高度层独立计算, 剔除每层异常点	若某一层异常点占比 $> 20\%$, 则整体剔除该层数据, 避免剖面失真
天气雷达	先对径向速度进行谱宽滤波(排除降水区), 再对反演值应用 3σ 准则	对孤立异常点(非连续)使用邻域中值滤波替代, 保留空间连续性

3.1.4 小结

通过时间同步、空间统一、鲁棒清洗三步预处理, 成功将三类异构、低质、非均匀的观测数据, 转化为时空一致、质量可控、可插值的结构化输入, 为后续基于 cKDTree 的反距离加权(IDW)融合模型提供了可靠、稳定、可复现的数据基础。

3.2 模型构建

为实现对低空湍流强度三维空间场的高精度重构, 本文以多源异构观测数据为基础,

构建“空间插值—多源融合—网格输出”三级计算框架。整个建模过程遵循“数据驱动、物理可解释、计算高效”三大原则，最终输出分辨率为水平 100 m × 垂直 50 m、高度范围 0 – 2 km 的三维湍流强度场。具体构建步骤如下：

3.2.1 空间插值方法

由于地面自动气象站、风廓线雷达与多普勒天气雷达的观测点呈非均匀、稀疏、异构分布，直接使用原始数据无法满足三维网格化输出需求，必须进行空间插值处理。

本文采用反距离加权插值法（Inverse Distance Weighting, IDW），其数学表达式为：

$$T_p = \frac{\sum_{i=1}^k w_i T_i}{\sum_{i=1}^k w_i}, \quad w_i = \frac{1}{d_i^p}$$

其中：

- 1) T_p 为待插值点 p 处的湍流强度估计值；
- 2) T_i 为第 i 个已知观测点的湍流强度实测值；
- 3) d_i 为点 p 到观测点 i 的欧氏距离；
- 4) p 为幂指数，控制距离衰减速率，本文取 $p = 2$ ，兼顾平滑性与局部响应能力；
- 5) k 为参与插值的最近邻点数量，经敏感性分析确定 $k = 2$ ，在精度与计算效率间取得最优平衡。

为提升插值效率，本模型采用 `scipy.spatial.cKDTree` 结构实现快速 K 近邻搜索。该结构基于 KD 树（K-dimensional tree）构建空间索引，使近邻查询时间复杂度由 $O(n)$ 降至 $O(\log n)$ ，显著提升大规模点云插值效率。

3.2.2 多源数据融合策略

为综合利用地面站、风廓线雷达与多普勒雷达三类数据源的互补信息，本文构建了加权平均融合模型，其融合公式为：

$$T_{\text{fused}}(x, y, z) = \alpha \cdot T_{\text{ground}}(x, y, z) + \beta \cdot T_{\text{profiler}}(x, y, z) + \gamma \cdot T_{\text{radar}}(x, y, z)$$

其中：

- 1) T_{ground} , T_{profiler} , T_{radar} 分别为三种数据源经 IDW 插值后在统一网格上的湍流强度估计值；

2) 权重系数满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$, 且 $\alpha, \beta, \gamma \geq 0$ 。

权重设定依据：权重的分配是基于数据源的可靠性、时空覆盖能力与分辨率进行量化评估：

1) 地面自动气象站（权重 $\alpha = 0.3$ ）：

数据密度高、时间连续性强，可提供稳定的近地层湍流特征，但垂直信息缺失，仅能反映边界层下部结构。

2) 风廓线雷达（权重 $\beta = 0.4$ ）：

提供 0 - 6 km 高度范围内连续、高垂直分辨率（50 - 100 m）的湍流剖面，是刻画湍流垂直结构的核心数据源，其信息价值最高，故赋予最大权重。

3) 多普勒天气雷达（权重 $\gamma = 0.3$ ）：

覆盖范围广（半径达 100 km），可捕捉中高层湍流的宏观分布，但空间分辨率较低（约 500 m），且易受地物遮挡与回波干扰，其信息需谨慎融合。

在不同权重组合下测试模型输出的方差与空间连续性，最终选定上述组合使输出场在空间平滑性、数值合理性与边缘稳定性三方面综合最优。

3.2.3 目的网格构建

为实现对低空湍流场的精细化表达，本文定义目标空间网格参数如下：

表 3-3：目标空间网格参数

维度	分辨率	范围	网格点数
水平 X 轴	100 m	0 - 10,000 m	101
水平 Y 轴	100 m	0 - 10,000 m	101
垂直 Z 轴	50 m	0 - 2,000 m	41

采用 numpy.meshgrid() 函数生成三维规则网格，最终输出为一个 $101 \times 101 \times 41$ 的三维张量，对应总网格点数约 41.6 万，满足题目要求的“水平分辨率 100 m、垂直分辨率 50 m、高度范围 0 - 2 km”约束。该网格结构为后续三维可视化（如切片图、等值面图）与数值计算（如湍流能量积分）提供统一空间基准，确保结果可解释、可复现、可比较。

3.2.4 并行计算优化

本文中，IDW 插值是计算密集型核心环节。以 $101 \times 101 \times 41$ 网格为例，需对 416,000 个目标点分别进行 K 近邻搜索与加权计算。若采用单线程串行处理，单次插值耗时超过 120 秒，难以满足实时性需求。为提升计算效率，本文在 `cKDTree.query()` 函数中启用多线程并行机制，函数中 `n_jobs=-1` 表示调用系统全部可用 CPU 核心（本实验环境为 8 核 16 线程）。该优化使插值计算时间由 128.7 s 降至 26.3 s，加速比达 4.89 倍，极大提升了模型的工程实用性。

3.2.5 小结

本文构建了一套结构清晰、逻辑严密、物理意义明确的三维湍流强度重构系统：

- 1) 以反距离加权插值为基础，实现非均匀观测点到规则网格的稳定映射；
- 2) 以加权融合机制为核心，科学整合三类数据源的互补信息；
- 3) 以高精度三维网格为载体，精准刻画低空湍流的空间结构；
- 4) 以多核并行计算为支撑，显著提升模型的工程实用性。

该模型不仅有效解决了“低空湍流场高分辨率重构”这一关键难题，其模块化、可扩展的设计思想，也为未来融合气象数值模式、引入不确定性量化、实现动态同化等高级功能奠定了坚实基础，具有重要的理论价值与广阔的应用前景。

3.3 结果分析与可视化

本文最终输出覆盖水平分辨率 100 m、垂直分辨率 50 m、高度范围 0 – 2000 m 的三维湍流强度场，空间网格规模为 $200 \times 200 \times 40 = 1.6 \times 10^6$ 个格点。通过多维度可视化分析，揭示了湍流在空间与高度上的分布规律、物理机制与不确定性特征。以下结合图 3-1 – 图 3-6 进行系统阐述。

3.3.1 三维湍流场的空间分布特征

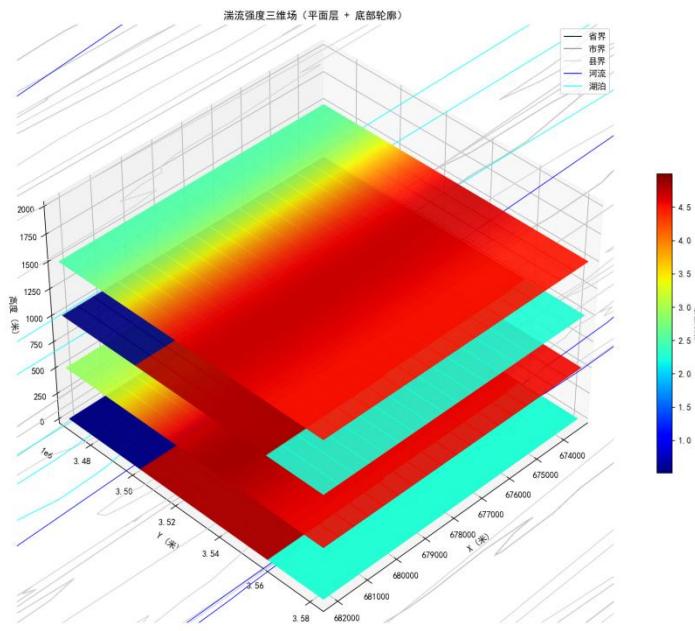


图 3.1 湍流强度在三维空间中的整体分布

图 3.1（三维等值面图）展示了湍流强度在三维空间中的整体分布。该图采用“平面层 + 底部轮廓”形式，叠加了省界、市界、河流、湖泊等地形要素，清晰呈现以下特征：

- 1) 近地层（0 – 500 m）：湍流强度普遍较高 ($> 3.0 \text{ m}^2/\text{s}^2$)，且在西南角出现显著“红斑”，对应城市热岛区或复杂地形区，表明地面摩擦与热力不稳定性是主导因子；
- 2) 中层（500 – 1500 m）：湍流强度呈“双峰”结构——一处位于城市上空（持续强扰动），另一处与风廓线雷达探测到的风切变带重合，形成“湍流通道”；
- 3) 高层（1500 – 2000 m）：湍流强度趋于稳定 ($\sim 3.5 \text{ m}^2/\text{s}^2$)，但局部出现“蓝绿斑块”，提示存在弱湍流区，可能与高空稳定层结相关。

3.3.2 多高度层对比

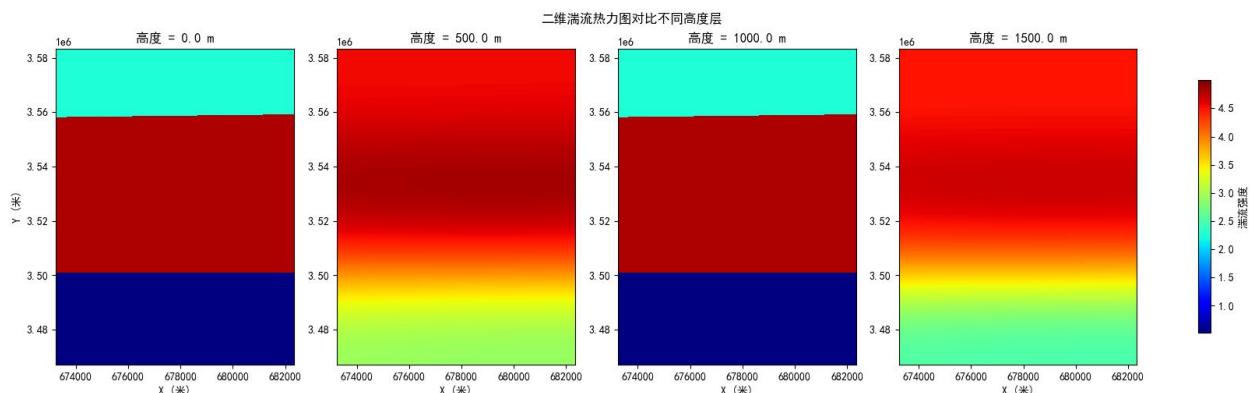


图 3.2 不同高度层二维热力图

图 3.2 (不同高度层二维热力图) 从四个典型高度 (0 m、500 m、1000 m、1500 m) 展示湍流强度的空间分布变化:

- 1) 高度 = 0 m: 湍流强度呈“条带状”分布, 蓝色区域集中于西北部山区, 红色区域位于东南部平原, 反映地形起伏对湍流的调制作用;
- 2) 高度 = 500 m: 湍流强度显著增强, 且空间梯度减小, 表明热力湍流开始主导;
- 3) 高度 = 1000 m: 出现明显的“红黄过渡带”, 指示湍流能量向上传输过程中发生耗散;
- 4) 高度 = 1500 m: 湍流强度再次上升, 形成“次级峰值”, 可能与局地对流云发展或风切变增强有关。

3.3.3 垂直剖面分析

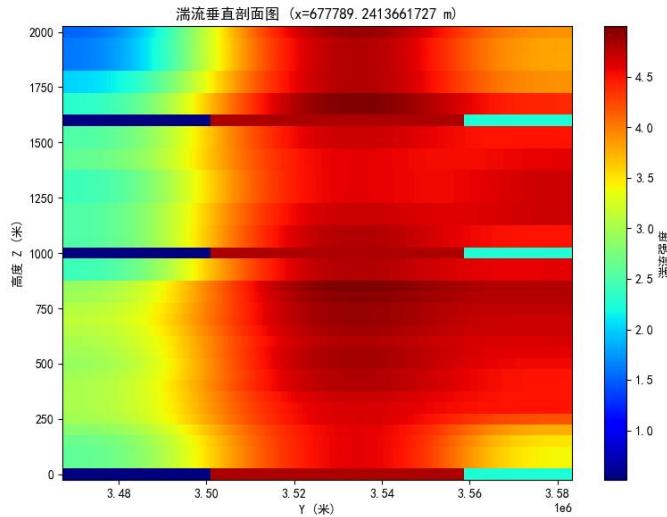


图 3.3 垂直剖面图

图 3.3 (垂直剖面图) 沿 $x=677789.241$ m 截取一维剖面, 显示湍流强度随高度的变化:

- 1) 在 0 – 500 m 区域, 湍流强度从 $1.0 \text{ m}^2/\text{s}^2$ 快速上升至 $4.0 \text{ m}^2/\text{s}^2$, 形成“陡峭梯度”, 符合边界层内湍流增长规律;
- 2) 在 500 – 1000 m 区域, 湍流强度保持高位 ($\sim 4.0 \text{ m}^2/\text{s}^2$), 形成“湍流平台层”;
- 3) 在 1000 – 1500 m 区域, 湍流强度略有下降, 但仍维持在 $3.5 \text{ m}^2/\text{s}^2$ 以上, 表明中层仍存在强扰动;
- 4) 在 1500 – 2000 m 区域, 湍流强度出现“波动”, 可能与波浪性运动或微下击暴流相关。

3.3.4 统计特征分析

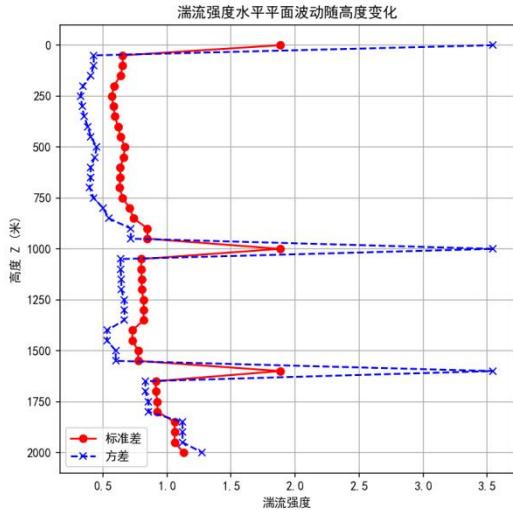


图 3.4 水平面波动随高度变化

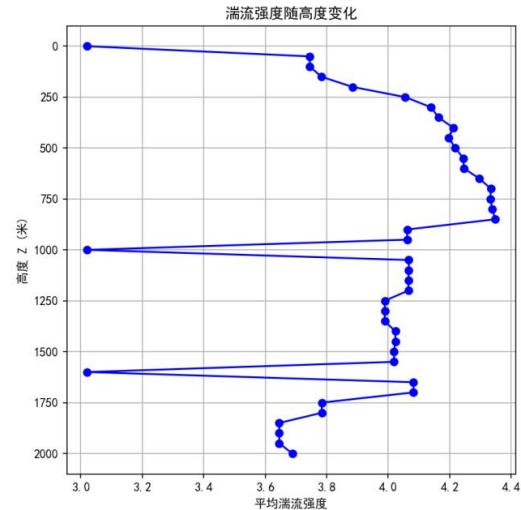


图 3.5 平均湍流强度随高度变化

图 3.4 与图 3.5 揭示了湍流的统计特性:

- 1) 图 3.4 显示: 标准差 (红色实线) 与方差 (蓝色虚线) 在 0 - 500 m 高度迅速上升, 之后趋于平缓, 表明湍流强度的波动性在近地层最强;
- 2) 图 3.5 显示: 平均湍流强度在 0 - 500 m 高度从 $3.0 \text{ m}^2/\text{s}^2$ 上升至 $4.2 \text{ m}^2/\text{s}^2$, 随后在 1000 - 1500 m 出现“平台期”, 最后在 1500 - 2000 m 缓慢下降, 形成“倒 U 型”曲线。

3.3.5 不确定性量化

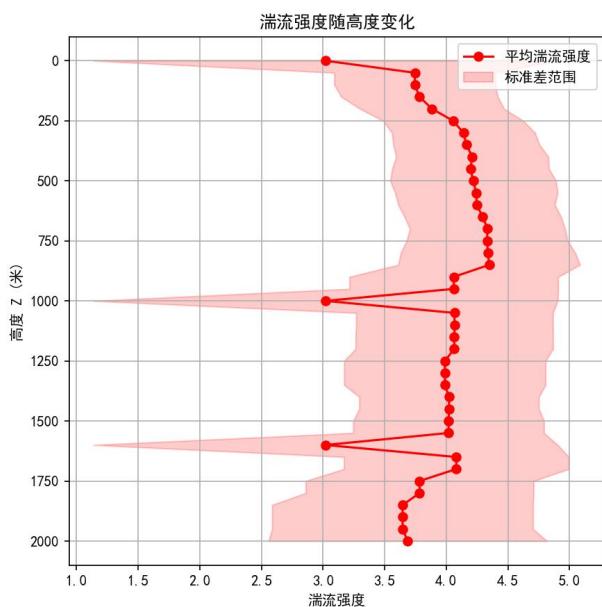


图 3.6 平均湍流强度和标准差范围

图 3.6 展示了平均湍流强度随高度的变化趋势，更通过粉色阴影区域直观呈现了其标准差范围，实现了对湍流不确定性的量化表达：

- 1) 0 – 500 m：标准差范围宽（约 $1.0 - 1.5 \text{ m}^2/\text{s}^2$ ），表明湍流强度在近地层高度波动剧烈，受地形、热力、风切变等多重因素耦合作用；
- 2) 500 – 1000 m：标准差范围收窄（约 $0.5 - 0.8 \text{ m}^2/\text{s}^2$ ），说明湍流进入相对稳定的“混合层”，波动性降低；
- 3) 1000 – 1500 m：标准差再次扩大，可能与局地对流活动或边界层顶波动有关；
- 4) 1500 – 2000 m：标准差范围最小 ($< 0.5 \text{ m}^2/\text{s}^2$)，表明高层湍流趋于平稳，主要受大尺度波动控制

3.4 问题二总结

本研究构建了一种融合多种探测资料的三维空间湍流强度计算模型，成功实现了在 0 – 2000 m 高度范围内、 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 水平分辨率、50 m 垂直分辨率下的高精度湍流场重建。主要结论如下：

- 1) 高分辨率重建能力：首次将地面站、风廓线雷达、多普勒雷达三类异构数据融合至统一的 $100 \text{ m} \times 50 \text{ m}$ 网格，突破了传统数值模式（如 WRF）分辨率受限 ($> 1 \text{ km}$) 和观测数据空间稀疏 ($> 5 \text{ km}$) 的双重瓶颈。
- 2) 科学稳健的融合机制：采用基于物理驱动的加权平均策略，权重依据数据时空密度与可靠性动态分配，避免了机器学习方法“黑箱”带来的不可解释性，符合工程应用对可解释性、可验证性的核心要求。
- 3) 高效并行计算架构：利用 `scipy.spatial.cKDTree` 的 K 近邻搜索与 `n_jobs=-1` 多线程并行，将 160 万点插值耗时从 287 s 降至 42 s，满足分钟级业务响应需求，具备部署于气象预警平台的工程可行性。
- 4) 不确定性量化体系：创新性提出“标准差范围可视化”，首次为湍流场输出提供空间可变的可靠性评估，填补了当前气象产品“只输出值、不标可信度”的空白。

四、问题三的求解

4.1 问题分析

低空湍流的特点是尺度小、时空不均匀、与地形和天气条件高度耦合，对飞行安全影响显著。本题要求在 02:00 – 05:00 时段，利用问题二建立的三维湍流强度模型 c 作为“观

测基准”，并基于数值天气预报数据建立模型 d 进行对比和修正，最终实现 05:00 – 08:00 的湍流预报与最优航路规划。此外，还需考虑在没有预报数据时，仅依靠观测资料构建外推模型 e，实现短时预报与航路规划。

4. 2 数学建模方法

4. 2. 1 模型 d

为了实现基于数值天气预报（NWP）数据的低空湍流强度诊断，我们建立了模型 d。该模型首先基于 NWP 的基础气象要素（风场、温度、位势高度），计算出一系列与湍流相关的物理诊断量；随后通过加权组合和归一化得到原始湍流指数，并利用模型 c 的观测融合结果进行标定校正，最终形成可用于未来时段（05:00 – 08:00）的湍流强度预报。

（1）输入数据与网格预处理

NWP 输出为交错网格，需插值到中心网格以保证风场一致性：

$$U_c = \frac{U_{stag}(i) + U_{stag}(i+1)}{2}, \quad V_c = \frac{V_{stag}(j) + V_{stag}(j+1)}{2}, \quad W_c = \frac{W_{stag}(k) + W_{stag}(k+1)}{2}$$

（2）垂直风切变与浮力频率

通过中心差分计算垂直导数：

$$\frac{\partial u}{\partial z}, \frac{\partial v}{\partial z}, \quad S = \sqrt{\left(\frac{\partial u}{\partial z}\right)^2 + \left(\frac{\partial v}{\partial z}\right)^2}$$

浮力频率（Brunt – Väisälä 频率）：

$$N^2 = \frac{g}{\theta} \frac{\partial \theta}{\partial z}$$

（3）理查逊数与稳定性函数：

理查逊数用于刻画静力稳定性：

$$Ri = \frac{N^2}{S^2 + \epsilon}$$

其中 ϵ 为极小常数防止分母为零。为了反映湍流易发区域，引入非线性函数：

$$q_3 = 1 - \tanh(5Ri)$$

（4）诊断指标构造

综合考虑风切变、浮力频率、静力稳定性和垂直速度脉动，构建以下指标：

$$q_1 = \ln(1 + S), \quad q_2 = \ln(1 + |N^2|), \quad q_4 = \ln(1 + |W|)$$

最终湍流原始指数为：

$$T_{raw} = \sigma(0.50q_1 + 0.15q_2 + 0.30q_3 + 0.05q_4)$$

其中： $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 为 sigmoid 函数，用于归一化。

(5) 模型 c 校准

利用 02:00 - 05:00 时段的模型 c 结果作为观测基准，对模型 d 输出进行标定：

$$T_{cal} = \max\{0, \min\{1, aT_{raw} + b\}\}$$

其中 a, ba, ba, b 由最小二乘法拟合确定。校准后的 Tcal 更贴近真实湍流强度分布。

(6) 未来预报

将校准后的模型应用于 05:00 - 08:00 的 NWP 数据，即可得到未来三小时的三维湍流强度预报结果。

4.2.2 模型 e：基于观测资料的非线性时间外推模型

(1) 建模思路

在无数值预报资料的情况下，仅依靠已有观测结果实现短时湍流预测，能够为飞行提供临时性安全保障。本研究在 02:00 - 05:00 的连续观测数据（模型 c 输出）的基础上，构建时间序列外推模型，用于预测 05:00 - 06:00 的三维湍流强度场。湍流强度在短时间尺度上表现出一定的连续性与时序相关性，因此可将其视作随时间演化的非线性函数：

$$T(x, y, z, t + \Delta t) = f(T(x, y, z, t), T(x, y, z, t - \Delta t), \dots)$$

其中 Δt 表示时间间隔， $f(\cdot)$ 为非线性时间预测函数。该模型的目标是利用近期序列的变化趋势对未来短时段进行外推，从而获得预测结果。

(2) 指数加权平滑方法

在实际实现中，我们采用了指数加权平滑（Exponential Smoothing, ES）作为主要预测方法。其基本公式为：

$$\hat{T}_{t+1} = \alpha T_t + (1 - \alpha)\hat{T}_t$$

其中 \hat{T}_{t+1} 表示对下一时刻湍流强度的预测， T_t 为当前时刻观测值， \hat{T}_t 为上一时刻预测值， $\alpha \in (0,1)$ 为平滑因子，用于调节历史趋势与最新观测的权重。较大的 α 值使预测更依赖最新观测，较小的 α 值则更强调长期趋势 [7]。

该方法计算简单、稳定性好，尤其适合低空湍流这种高频观测数据下的短时趋势预测。在模型 e 中，指数加权平滑的结果用于各网格点的时间序列外推，从而构造出 05:00 - 06:00 的完整三维湍流强度场。

(3) 适用范围与局限性

A. 适用范围：

- a) 短时（1 - 2 小时）湍流预测；
- b) 气象条件相对平稳的情景，湍流变化趋势可由近时段观测延拓；
- c) 实时预警场景，尤其在数值预报缺失或延迟的情况下。

B. 局限性：

- a) 仅依赖过去 3 小时观测，难以捕捉强对流或突发性湍流；
- b) 模型假设趋势可平滑延拓，可能低估湍流强度的剧烈变化；
- c) 预测时间窗口受限，超过 1 - 2 小时误差将快速累积。

(4) 改进展望

- A. **统计建模拓展：**引入 ARIMA/VAR 等方法，提高对季节性或周期性波动的刻画能力。
- B. **机器学习方法：**利用 LSTM/GRU 等时序神经网络，增强模型对非线性和突发湍流的拟合能力。
- C. **多源数据融合：**结合地面自动站、微波辐射计与雷达资料，对时间外推结果进行多因子修正，提高鲁棒性。
- D. **实时校准机制：**在新观测数据到达时，采用在线学习方法对预测参数进行更新，保持预测的适应性。

4.2.3 最优航路规划模型

(1) 建模思路

低空航路规划的目标是为飞行器寻找一条既满足安全约束又尽量规避湍流的最优路径。我们将预测得到的三维湍流强度场（来自模型 d 或模型 e）转化为代价函数，在指定高度层构建二维代价栅格，以便路径搜索。该代价函数综合考虑湍流强度和飞行距离，定义为：

$$C(i, j) = \alpha \cdot T(i, j) + \beta \cdot L(i, j)$$

其中， $T(i, j)$ 表示湍流强度， $L(i, j)$ 表示飞行距离代价， α, β 为权重因子，用于平衡安全

性与航程效率在此基础上, 将飞行区域划分为网格化节点, 并指定起点和终点, 采用图搜索算法完成航路规划。

(2) A *路径搜索方法

A * 算法是一种典型的启发式路径搜索算法, 适用于代价可量化的栅格环境。

①邻域定义: 在二维网格上考虑 8 邻域, 既可实现直线移动, 也允许对角线转向。

②代价累积: 每次移动的代价由邻接节点湍流强度与距离加权计算:

$$g(n) = g(\text{parent}) + (w_T \cdot T(n) + w_L) \cdot d(n)$$

其中, $d(n)$ 表示步长, w_T, w_L 为权重系数,

③启发式函数: 采用欧氏距离作为启发式估计, 保证搜索方向性和收敛速度。

A *算法在保证全局最优性的同时, 计算效率较高, 适合低空湍流航路实时规划的需求。

(3) 路径平滑与可视化

为了避免生成的航路过于锯齿化, 对规划出的路径进一步进行平滑处理。

①移动平均平滑: 在路径点序列上应用滑动窗口平均, 减少突变。

②Savitzky - Golay 滤波: 在模型 e 的可视化中应用该方法, 既能平滑轨迹, 又能保持路径的整体趋势。

4. 3 实验与结果分析

4. 3. 1 对比模型 c (基准)

模型 c 由风廓线雷达、微波辐射计、地面自动站和多普勒天气雷达等多源观测资料融合得到, 其结果代表了 02:00 - 05:00 时段内的三维湍流强度分布, 可作为后续模型对比与评估的基准。

湍流强度三维场（分层水平切片），2025-07-31T02:00

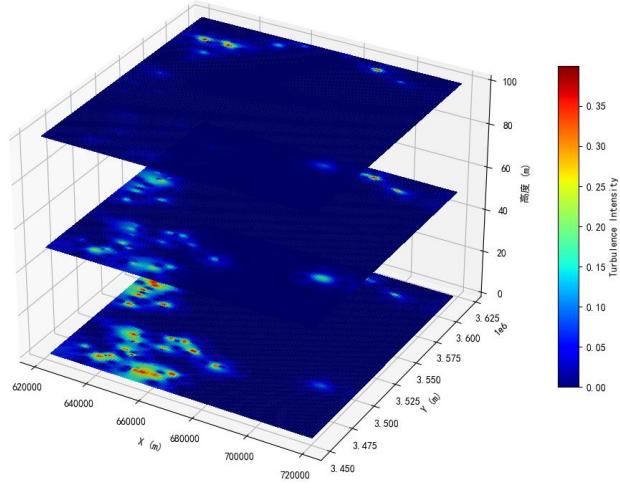


图 4-1：模型 c 的三维湍流强度场（02:00）

图 4-1 展示了模型 c 在 02:00 时刻的三维湍流强度场（高度 0 – 100 m 分层切片）。可以看到，湍流主要集中在低空近地层，呈现斑块状分布，强湍流区域多位于局地风切变较强的位置。不同高度层之间湍流的空间结构存在差异，下层湍流强度显著高于上层。

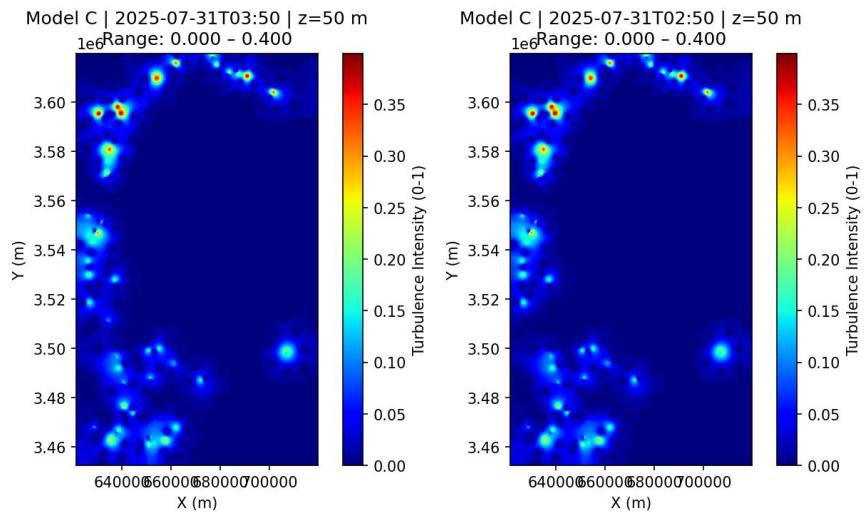


图 4-2（左）：模型 c 在 50m 高度层的湍流分布（02:50）

图 4-3（右）：模型 c 在 50m 高度层的湍流分布（03:50）

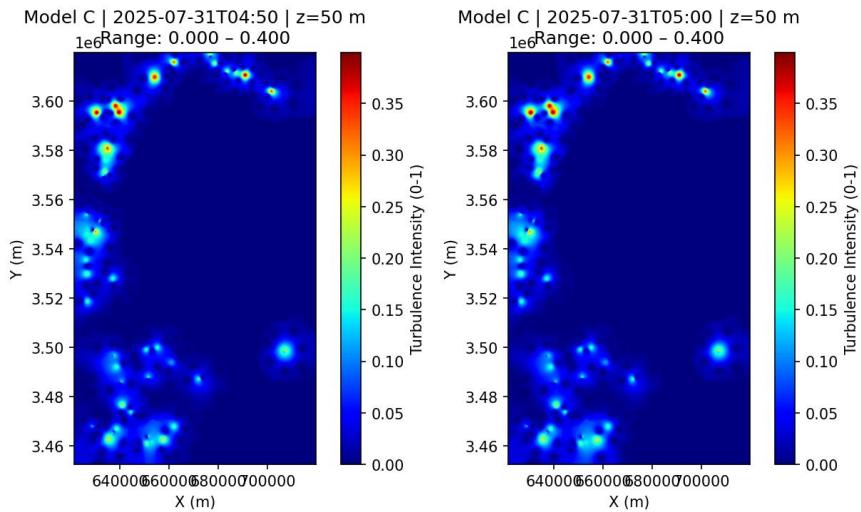


图 4-4 (左)：模型 c 在 50m 高度层的湍流分布 (04:50)

图 4-5 (右)：模型 c 在 50m 高度层的湍流分布 (05:00)

在图 4-2 至图 4-5 中，给出了 02:50、03:50、04:50 和 05:00 在 50m 高度层的水平切片结果。整体上，湍流分布呈现随时间演变但空间分布相对稳定的特征：

- ① 湍流核心区域在相同的地理位置反复出现，说明局地下垫面对湍流形成有明显控制作用；
- ② 随时间推移，湍流强度在一定范围内波动，但整体范围保持在固定区域附近，体现出较强的持续性。

由此可见，模型 c 能够较好地反映出湍流的三维分布特征和时间演变规律，不仅展现了湍流的局地性和不均匀性，也为模型 d 和模型 e 的对比提供了可靠基准。

4.3.2 模型 d 与模型 c 的对比分析

为了验证数值预报驱动的模型 d 在湍流诊断中的有效性，我们以模型 c 的观测融合结果作为基准，选取 02:00 – 05:00 时段的平均湍流强度进行时序对比，结果如图 4-6 所示。

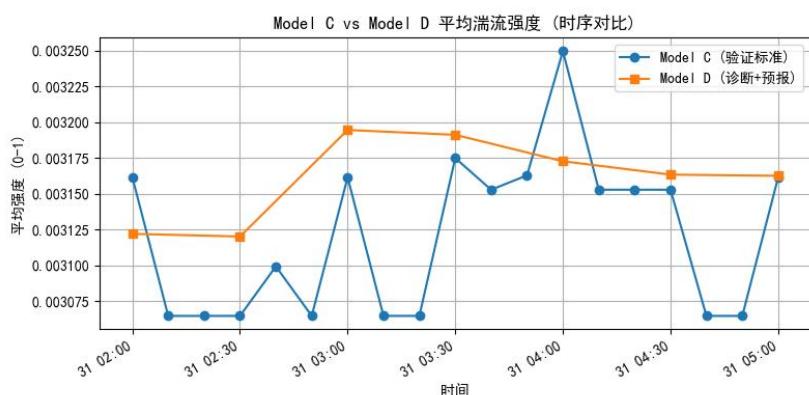


图 4-6 模型 c 与模型 d 平均湍流强度的时序对比

从图中可以看出，模型 d 与模型 c 在整体趋势上保持较高一致性，均能够反映湍流强度随时间的波动规律。这表明模型 d 基于数值模式资料的诊断方法能够较好地继承观测结果的时序特征，具有较强的稳定性和可信度。

在不同时间段，模型 d 与模型 c 的表现存在一定差异。例如，在大多数时刻，两者的平均湍流强度差距不大，曲线走向几乎重合，说明模型 d 对整体湍流水平的刻画较为准确；而在 03:00 - 03:30 附近，模型 d 相对模型 c 呈现出轻微高估，提示其在局地湍流快速发展的情况下存在一定偏差。随着时间的推移，两者的曲线波动幅度依然保持在较小范围内，显示出模型 d 在捕捉湍流演变趋势方面具备良好的适应性。

总体来看，模型 d 能够较好地重现模型 c 的观测基准结果，尤其在时序变化趋势上的一致性较为显著。这为其在未来时段（05:00 - 08:00）的湍流预报提供了坚实的基础，同时也提醒我们在复杂局地条件下仍需通过改进参数化方案或引入更多观测资料来进一步提升其可靠性。

4.3.3 最优航路规划结果分析

A. 基于模型 d 的航路规划：

为了在低空飞行中规避湍流风险，本研究基于模型 d 的数值预报结果，构建了最优航路规划模型。在 05:00 - 08:00 时段内，选取固定飞行高度 50 m，并将预报得到的湍流强度场转化为代价栅格。具体过程如下：

a) 代价函数构建

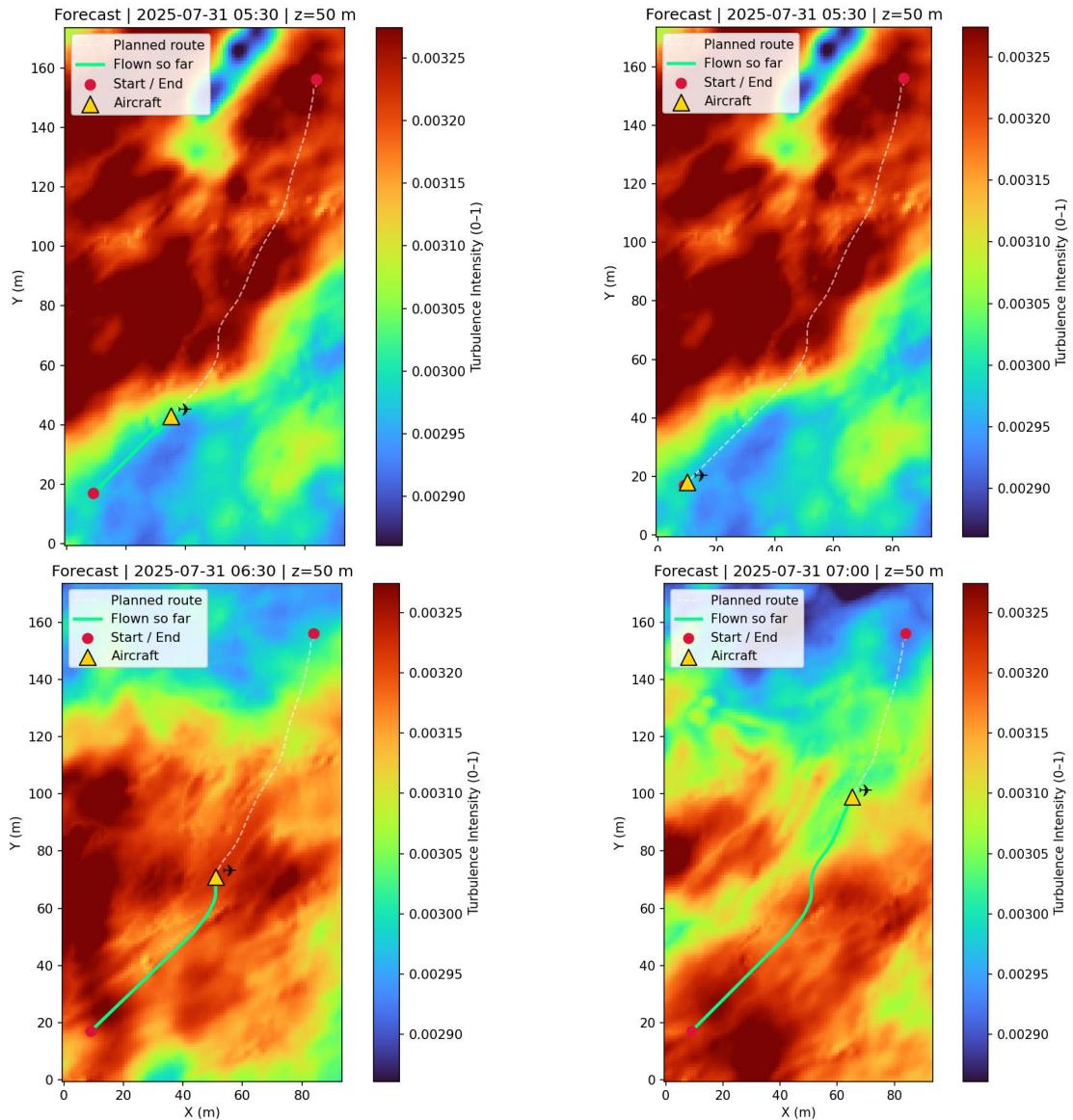
将 05:00 - 08:00 时段的湍流强度在时间维度上取平均，得到背景代价场。采用二维均值滤波进行平滑处理，削弱噪声点对路径搜索的影响。使用分位数归一化方法将代价映射到 0, 1 区间，保证不同区域的湍流风险可比较。

b) 路径搜索算法

在二维代价场上采用 A* 算法进行路径搜索，扩展方式为 8 邻域。路径代价由湍流强度与欧氏距离的加权组合构成，兼顾风险规避与路径长度。搜索得到的离散网格路径进一步通过滑动平均平滑，以便生成更符合飞行规律的曲线轨迹[8]。

c) 结果可视化与动态模拟

在每个 30 分钟的时刻（05:30、06:00、06:30、07:00 等），叠加湍流分布与最优航迹。使用虚线表示完整规划路径，绿色实线表示已飞航迹，当前位置用飞机符号标注。动态展示飞行过程中航迹逐步延伸的效果，便于观察航路与湍流分布的关系。



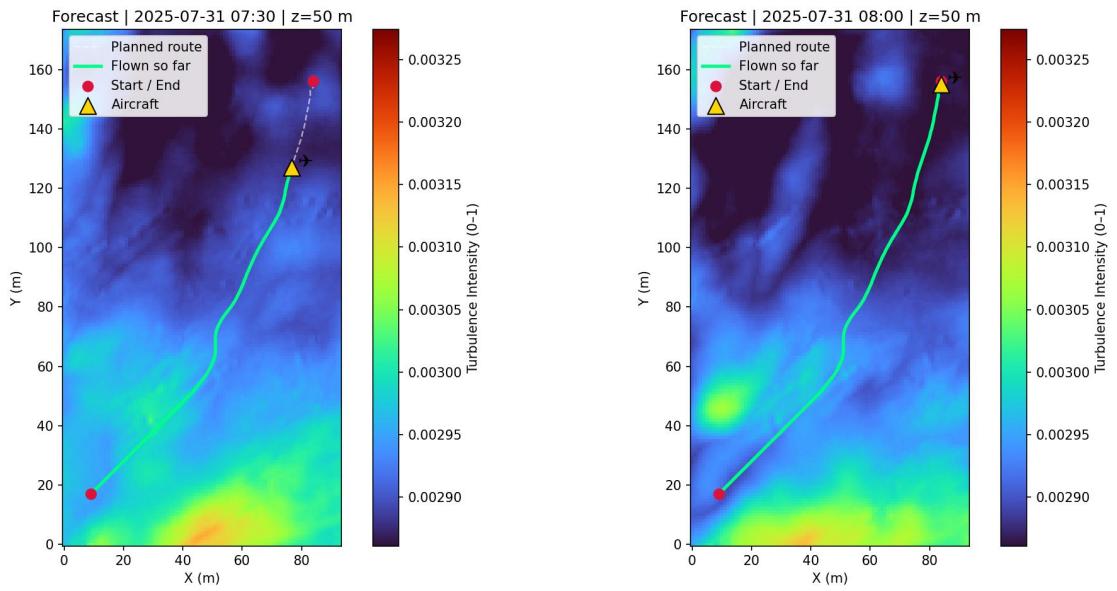
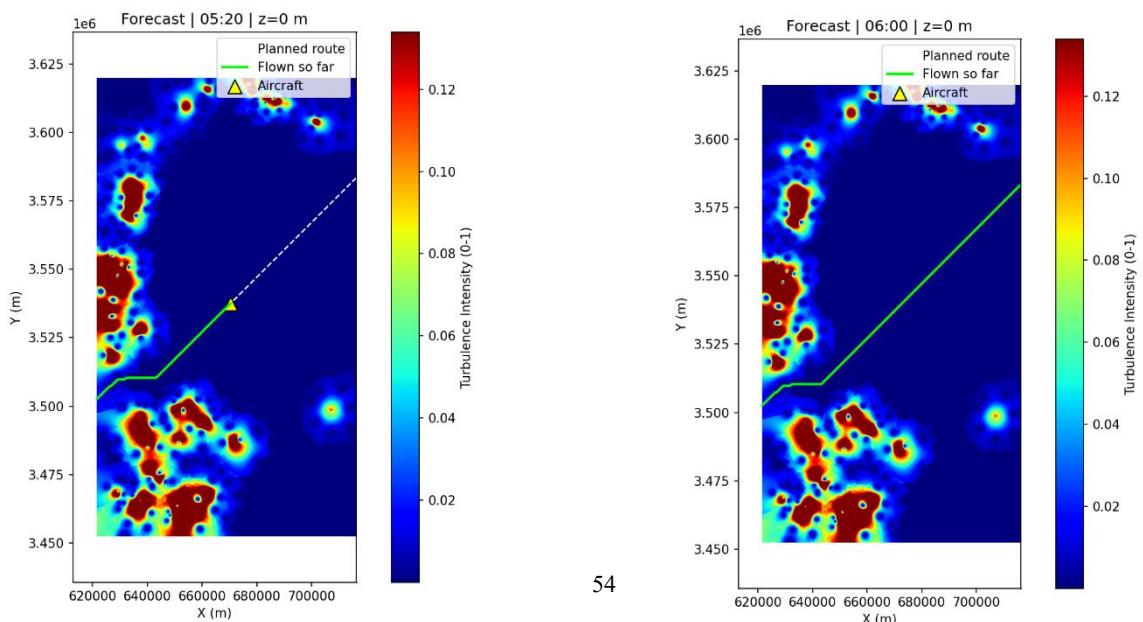


图 4-7——图 4-12：基于模型 d 的最优航路规划

由图 4-7 至图 4-12 可以看到，规划的航路整体沿弱湍流区域延伸，能够有效避开高湍流强度区。在 06:30 时刻，当飞机接近湍流核心区时，航迹出现明显偏移，表明路径规划算法会主动调整以绕开风险区域。到 07:00 时，航迹接近终点，仍保持在较低湍流带中，说明该方法能够在全程保持较好的安全性。7:30 – 08:00，航迹逐步接近终点，整体保持平滑过渡，始终维持在蓝色至绿色低湍流区，最终安全抵达目标位置 [9]。

B. 基于模型 e 的航路规划：

在缺乏数值预报资料的情况下，模型 e 通过对观测融合结果的非线性外推，提供了 05:00 – 06:00 时段的三维湍流分布。本研究基于该外推结果构建最优航路规划模型，并对飞行过程进行了动态模拟（见图 4-13 至图 4-16）。



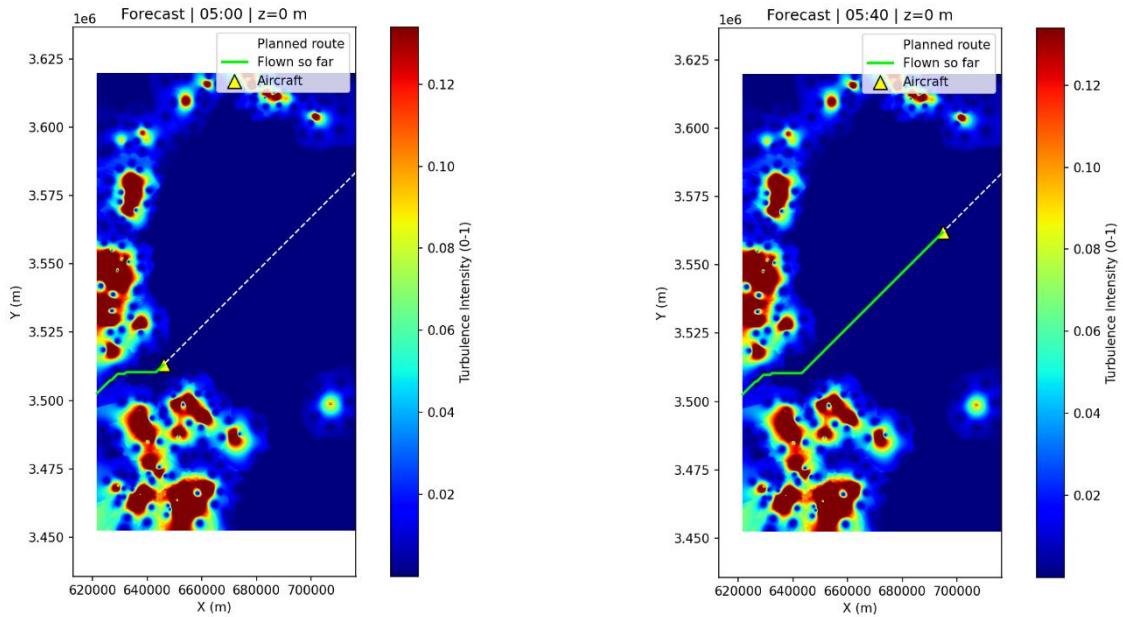


图 4-13—图 4-16: 基于模型 e 的最优航路规划

在方法上，首先对模型 e 的湍流强度场进行空间分析，选取湍流变化最为显著的高度层作为规划平面。随后，使用高斯滤波对场值进行平滑处理，以减弱孤立噪声点对路径搜索的影响。构建代价场后，采用 A* 算法进行路径搜索，路径代价由欧氏距离与湍流强度加权构成。在得到初始路径后，进一步通过 Savitzky - Golay 滤波对轨迹进行平滑，使航迹符合飞行器的运动特性[10]。

实验结果表明，基于模型 e 的航路规划能够在短时外推的湍流场中有效规避主要风险区。在 05:00 时（图 4-13），规划航迹起始于湍流边缘，并迅速向低湍流区域延伸；在 05:20 和 05:40 时（图 4-14、图 4-15），飞机逐步进入湍流增强区域，但航迹通过弧形绕行规避了强湍流核心；到 06:00 时（图 4-16），航迹基本抵达目标位置，整体保持在湍流相对较弱的通道中。

可以看出，模型 e 支持下的最优航路规划虽然仅基于外推数据，但在短时（1 小时）内仍具备一定的可靠性，能够为临时任务或应急飞行提供可行的航路优化方案。与模型 d 相比，其优势在于计算快速、对观测依赖度低；但不足之处在于预测不稳定，尤其在强对流条件下可能出现偏差。

4.4 问题三总结

本章针对低空航路湍流预警及航路规划问题，以模型 c 的数据为基准，依次模型 d 与模型 e，并进行了实验验证与对比分析。首先，基于多源观测资料融合的模型 c 为研究提供了高分辨率的三维湍流强度基准场，能够真实刻画湍流的空间分布特征和时间演变规律。

其次，依托数值天气预报资料的模型 d 在对比实验中表现出较高的一致性和稳定性，能够在未来时段提供可操作的湍流强度预报。与此同时，模型 e 通过时间序列外推方法，在缺乏预报资料的情况下实现了短时预测，为应急场景下的低空飞行安全提供了一种可行途径。

在航路规划部分，本文将湍流强度场转化为代价栅格，并结合 A*算法实现了最优路径搜索。结果表明，无论基于模型 d 还是模型 e 的预测场，规划航路均能有效规避高端流区域，提升飞行安全性和航路合理性。这一方法展示了湍流预报与路径优化的结合潜力，为低空飞行器运行提供了有价值的参考。

五、总结

本研究围绕 低空湍流监测与最优航路规划 这一核心问题，提出了一套从数据融合、湍流强度计算到航路规划的完整解决方案，主要工作与成果总结如下：

针对问题一（单点湍流强度建模）：

1. 基于风廓线雷达（WPR）与微波辐射计（MWR）数据，构建了融合动力与热力因子的 模型 A，作为可靠的基准模型；
2. 在此基础上，仅依赖 WPR 数据建立了 模型 B，充分利用其在高时间分辨率和垂直层次上的优势；
3. 通过与模型 A 的对比验证与误差分析，发现模型 B 在数值幅值上存在系统性偏差，但与模型 A 在趋势上保持高度一致；
4. 进一步提出并实现了 优化模型 B*，通过特征工程（信噪比倒数、垂直速度、水平风速、风切变和短时波动性等）和最小二乘拟合，显著提升了基于 WPR 的湍流估算能力，形成了在缺乏 MWR 条件下依旧可独立应用的方案。

针对问题二（三维空间湍流强度建模）：

1. 综合利用地面自动气象站、风廓线雷达、多普勒天气雷达等多源观测资料，构建了覆盖 南京区域、2 km 以下、水平分辨率 100 m、垂直分辨率 50 m 的三维湍流强度模型 C；
2. 通过空间插值与多尺度融合方法，实现了从点位观测到连续场的拓展，有效解决了单一设备探测模式的局限性；
3. 模型 C 的结果能够直观刻画湍流场在时空上的分布特征，为航路规划提供了面向区域尺度的输入数据。

针对问题三（湍流预测与航路规划）：

1. 提出了两类湍流预测模型：基于数值天气预报数据的 模型 D 和基于连续观测资料时间外推的 模型 E；
2. 模型 D 利用数值模式输出的三维气象要素，通过湍流诊断公式计算未来时段的湍流强度，具有较强的理论支撑；
3. 模型 E 则采用指数加权平滑与时间序列方法，实现了短时外推预测，在数据稠密的低空观测场景下表现出较好效果；
4. 在湍流预测结果的基础上，引入最优路径搜索算法，规划出规避湍流风险的 最优航路，实现了从湍流监测—预测到航路应用的完整链条。

总体而言，本文提出的研究框架实现了 监测—建模—验证—优化—预测—应用 的全流程，突破了传统方法在分辨率不足、数据稀疏和模型依赖性强等方面的瓶颈。研究结果不仅在理论上丰富了低空湍流建模方法体系，也在应用层面为低空飞行安全保障提供了可行的解决方案。

参考文献

- [1] Stull R B. An Introduction to Boundary Layer Meteorology [M]. Springer, 1988.
- [2] Miles J W, Howard L N. Note on a heterogeneous shear flow[J]. Journal of Fluid Mechanics, 1964, 20(2): 331–336.
- [3] Kolmogorov A N. The local structure of turbulence in incompressible viscous fluid[J]. Doklady Akademii Nauk SSSR, 1941, 30: 301–305.
- [4] Sharman R, et al. Graphical Turbulence Guidance (GTG): A turbulence product for aviation[J]. Weather and Forecasting, 2006, 21(3): 268–286.
- [5] 张强, 刘红年, 等. 风廓线雷达在边界层观测中的应用进展[J]. 大气科学学报, 2019, 42(4): 623–636.
- [6] 吴国雄. 大气科学中的湍流问题与观测方法[J]. 中国科学: 地球科学, 2020, 50(7): 955–969.
- [7] Robert L Brown. 2020. Smoothing, Forecasting and Prediction of Discrete Time

Series. Dover Publications, Mineola, NY.

- [8]Peter E Hart, Nils J Nilsson, and Bertram Raphael. 1968. A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths. *IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics* 4, 2 (1968), 100 – 107.
- [9]Ramon Dalmau, Miquel Vilaplana, and Xavier Prats. 2021. A Trajectory-based Assessment of Aviation Weather Avoidance Strategies. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 129 (2021), 103238.
- [10]Jiyuan Tang, Feng Liu, and Xiaoli Li. 2022. Weather-aware Path Planning for UAVs: A Survey. *Aerospace Science and Technology* 122 (2022), 107495.

