



信大气象



清华大学

Tsinghua University

# 博士实践成果总结

基于FY-4B卫星的雷达组合反射率反演AI模型研究

张业成

2025.07.30

**01、研究背景**

**02、模型研发**

**03、部署检验**

**04、未来思路**

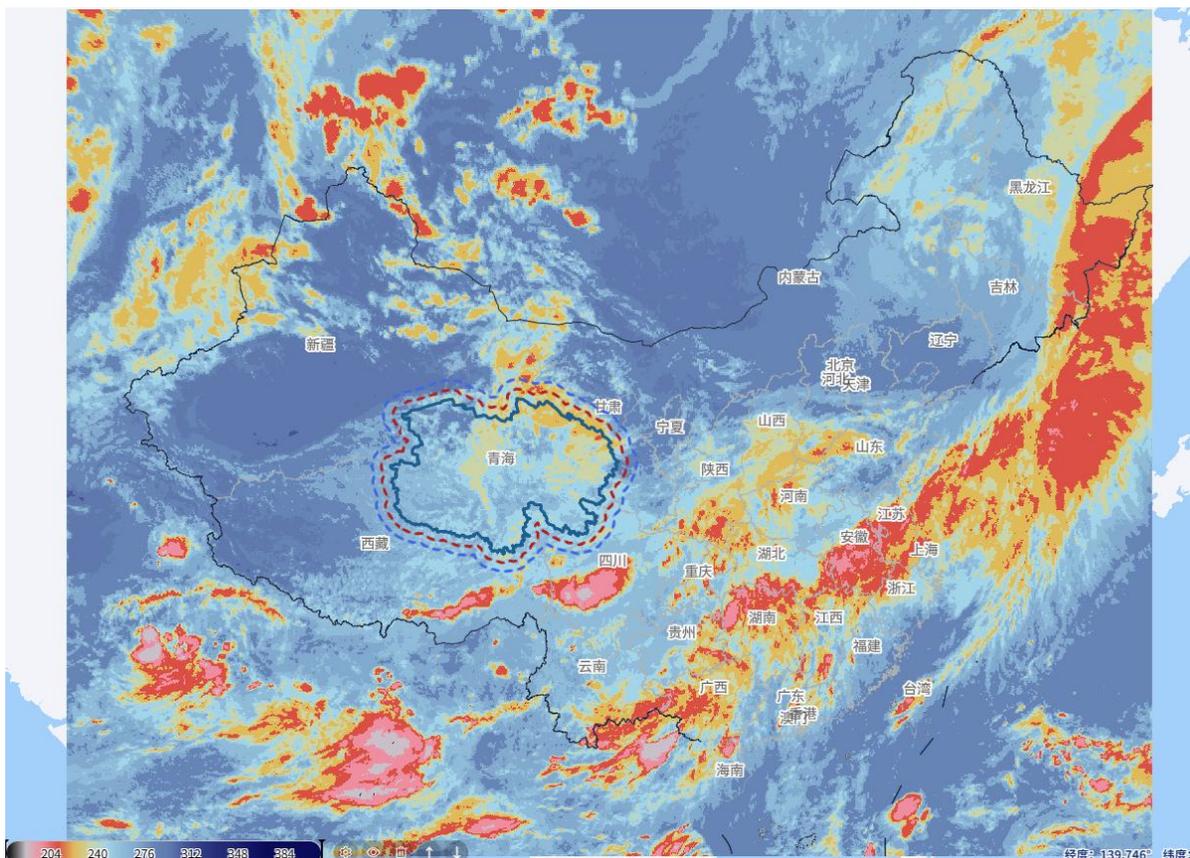
# 研究背景：卫星反演雷达组合反射率

检验要素	实况资料	检验方法	检验指标
卫星反演组合反射率	雷达组合反射率 (分级10-70)	格点—格点	CSS、POD、FAR
	地面降水	间接检验	降水强度
		主观目视对比	

将连续的雷达回波预测值结合强度阈值 (dBZ) 转换为二元判断。

10、15、20、25、30、35、40、45、50、55、60、65、70

# 研究数据：FY-4B卫星通道



**FY-4B卫星**

## 1. FY-4B卫星:

空间分辨率为0.5-4km、5-15分钟更新一次

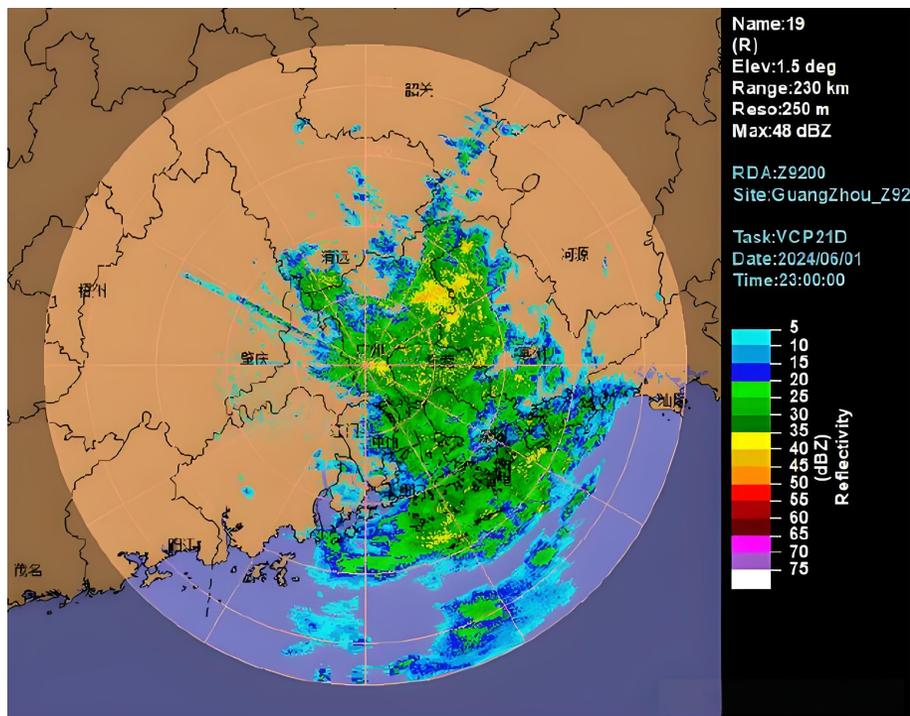
## 2. 基础通道 (15个):

可见光/近红外 (VIS/NIR) 通道: 主要反映云的光学厚度、粒子大小和云相态 (冰/水)。

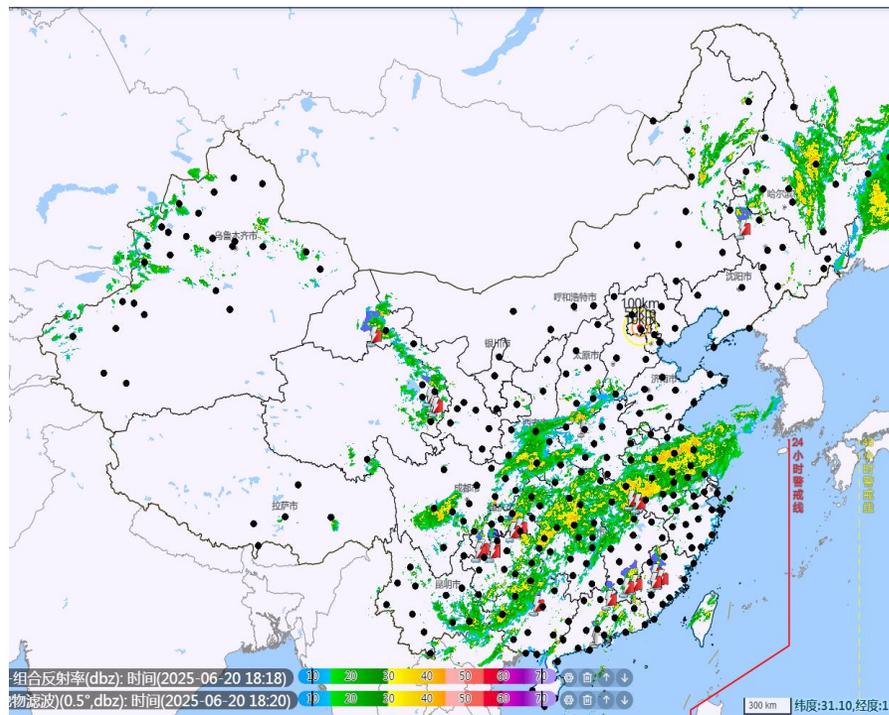
红外 (IR) 通道: 主要反映云顶温度, 温度越低通常代表云顶越高, 对流越旺盛。

3. 组合特征 - 亮温差 (BTD, 7个): 通过不同红外通道间的亮温差, 可以推断出更复杂的云物理属性。

# 研究数据：天气雷达



1.5°仰角单站雷达图

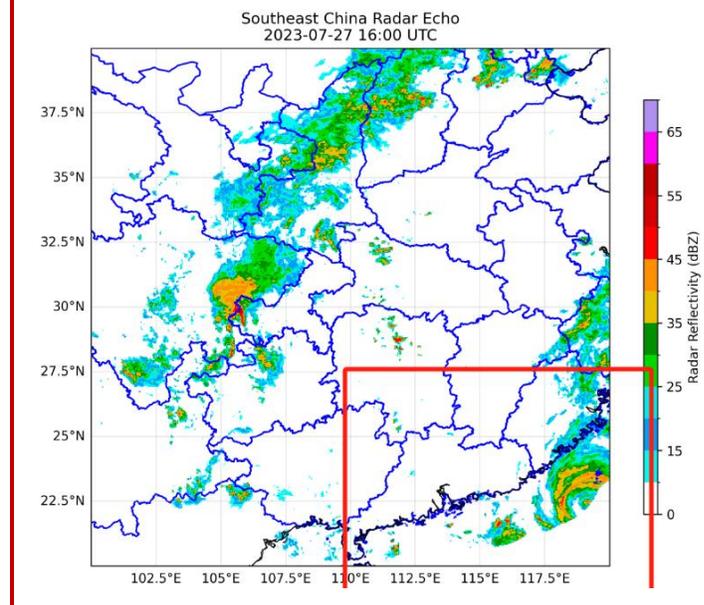
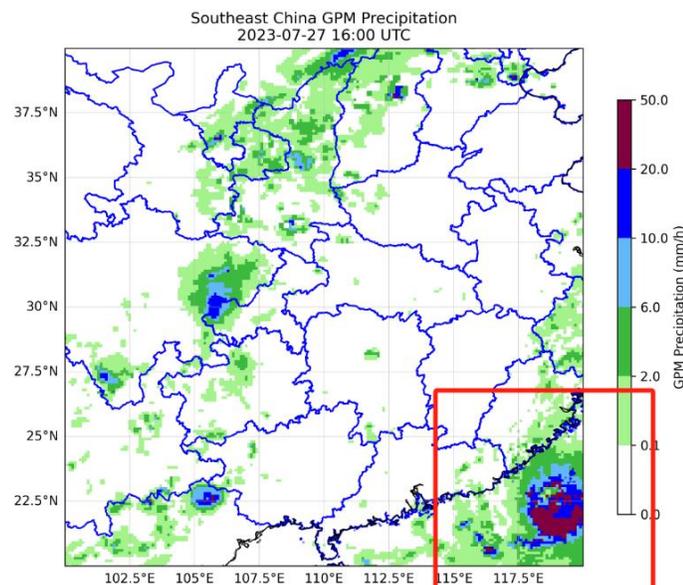
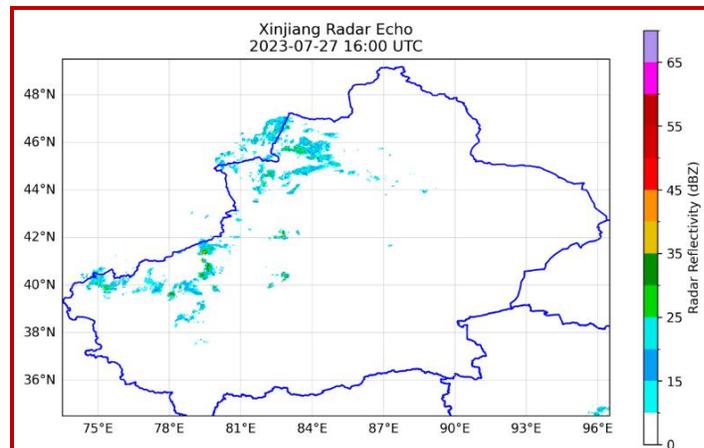
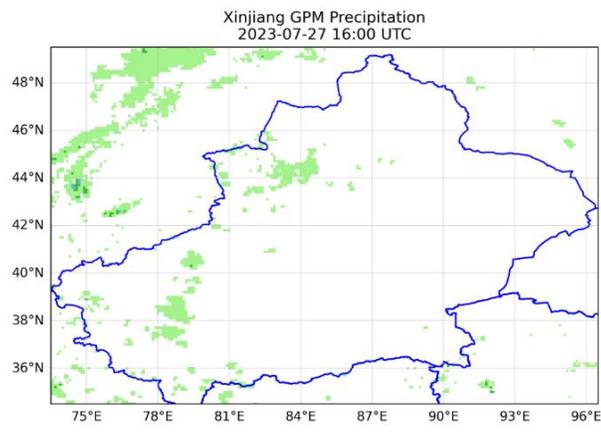


SWAN组合反射率拼图

## 天气雷达

- 东密西疏
- 三维径向立体扫描
- 逐6分钟更新一次
- 不同雷达的分辨率、有效观测范围、要素不一致
- 文件格式为压缩二进制格式

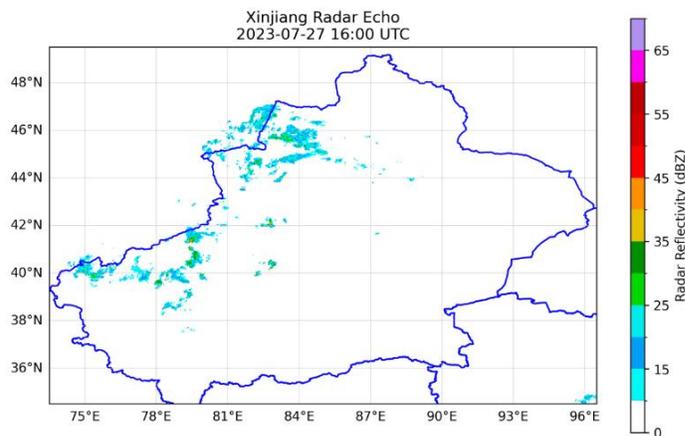
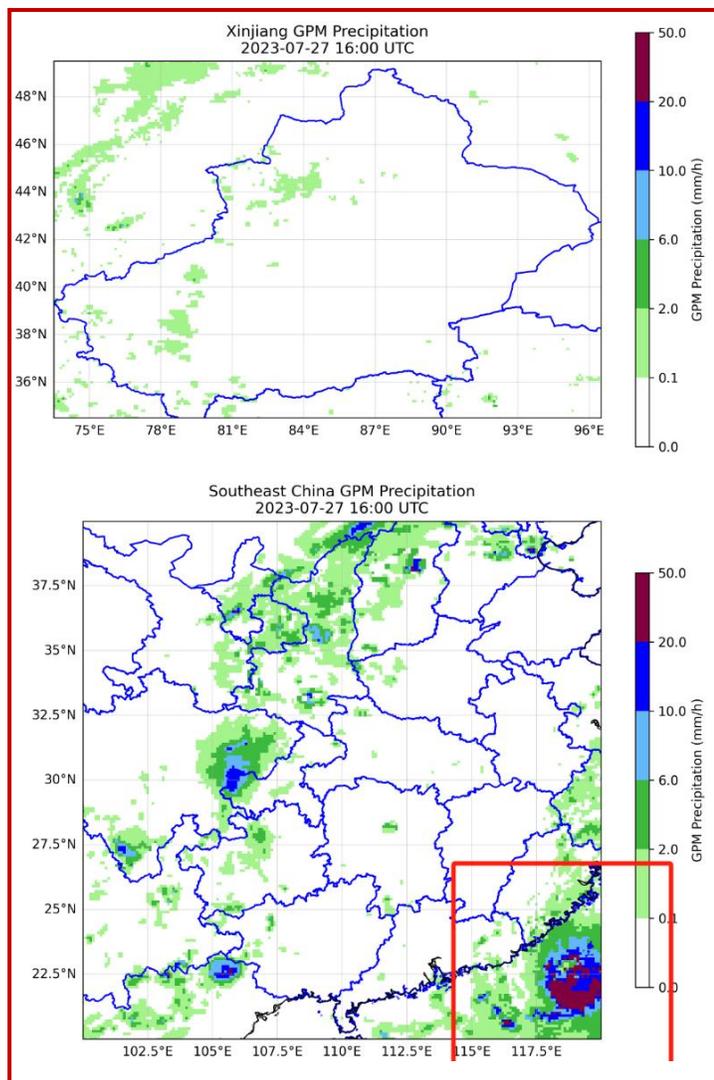
# 研究数据：雷达区域差异



1. 雷达组合反射率 (dBZ) :  
不同高度云层反射雷达波的比率, 代表了垂直气柱中最强的降水回波强度。
2. 东南较全而新疆缺失的现状

SWAN 组网雷达

# 研究数据：GPM格点降水数据



## 1. GPM格点降水:

全球降水观测卫星产品，用于模型迁移效果检验。

GPM

# 模型研发

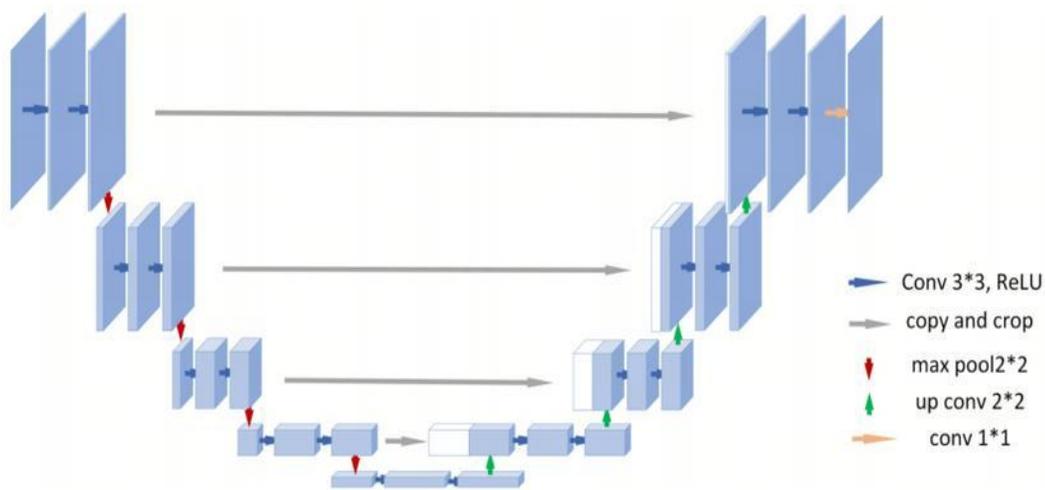
**时间：** 2023年5月1日-9月31日， 半小时间隔， 东南共6913个

**数据构建：** 按照8:1:1划分训练、验证（训练过程中监控模型性能）、测试（性能评估）

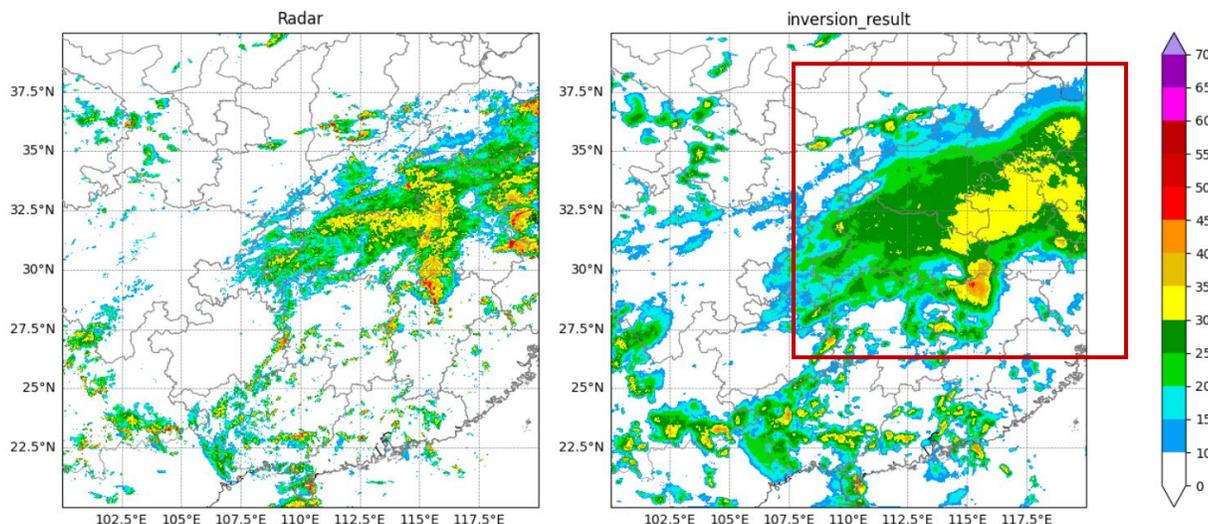
**Baseline：**

'unet','u2net','VGG\_UNet' (**discriminative**, 学习条件概率分布 $P(Y|X)$ )

'pix2pixgan' (**generative**, 学习联合概率分布 $P(X, Y)$ ) , **传统对抗生成网络很难收敛**



discriminative model U-Net



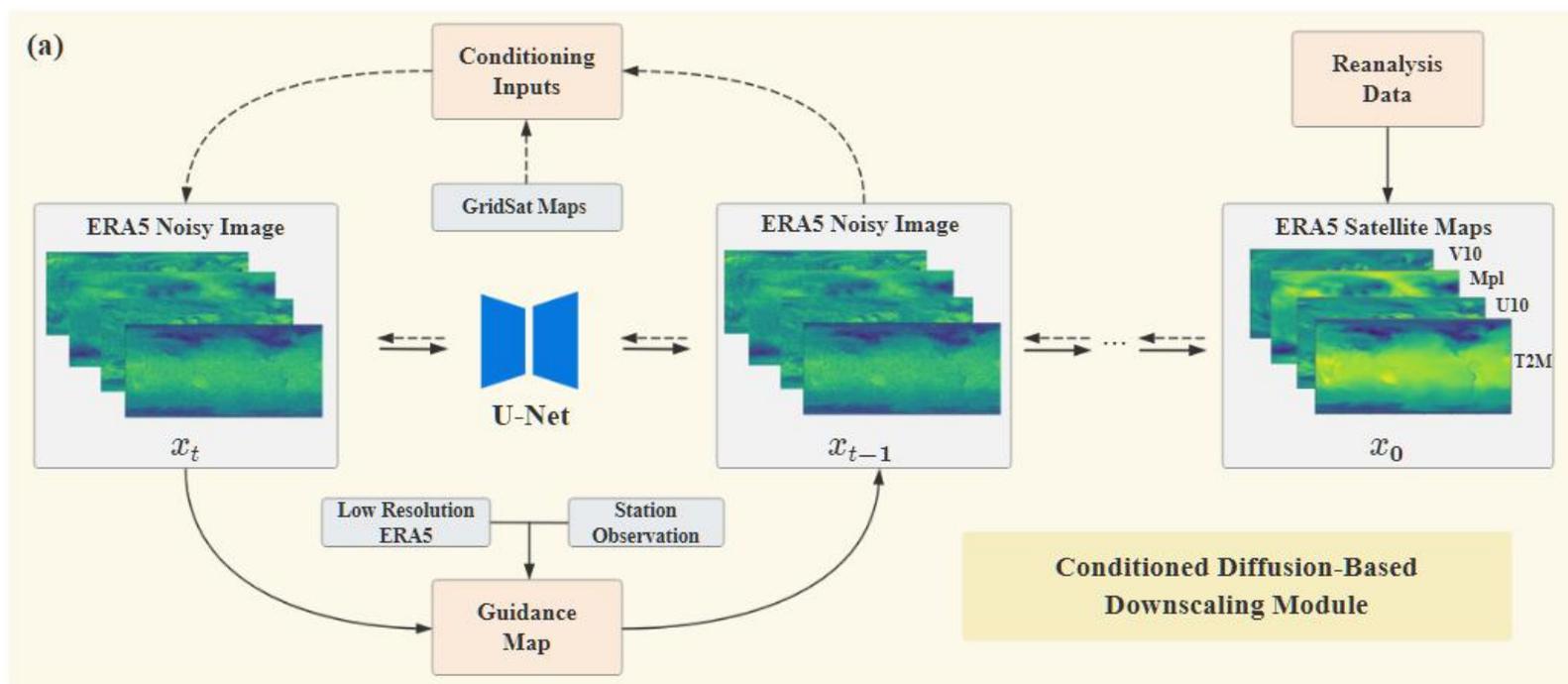
U-Net实际效果：空间模式较好，缺少细节

# 已有文献

尝试生成式系列模型，如扩散模型，其训练过程比GAN更容易收敛，且比确定性模型细节更好。

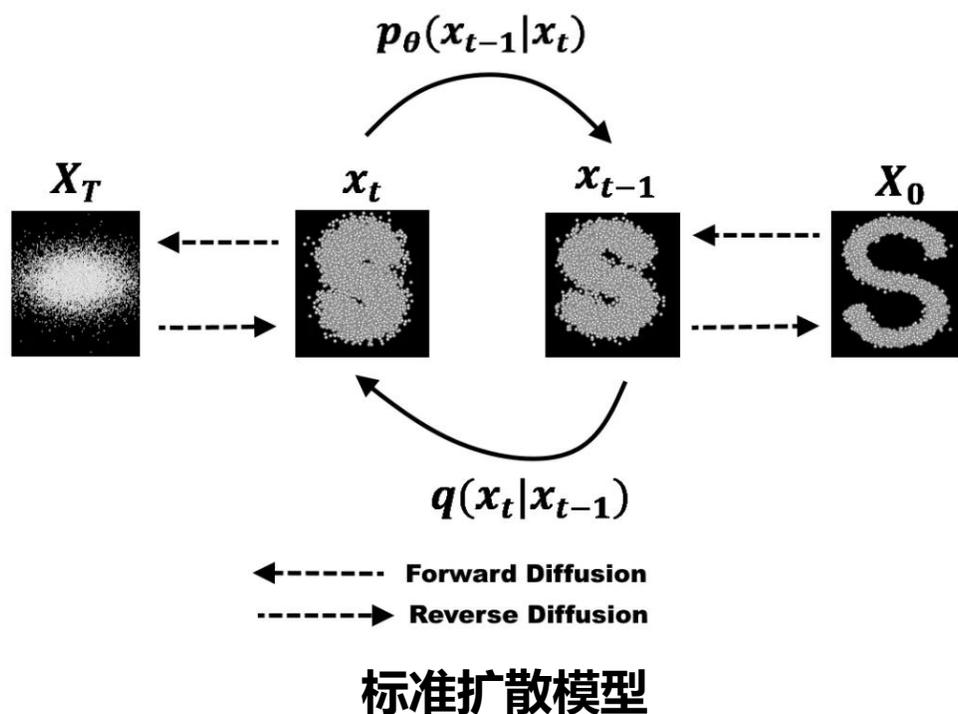
已有研究结合扩散模型生成气象数据。

扩散模型通过模拟一个“从清晰到噪声”再“从噪声到清晰”的过程来学习数据分布。



扩散模型生成ERA5气候数据 (Tu, 2025)

# 技术框架：Conditional Denoising Diffusion Model, DDPM



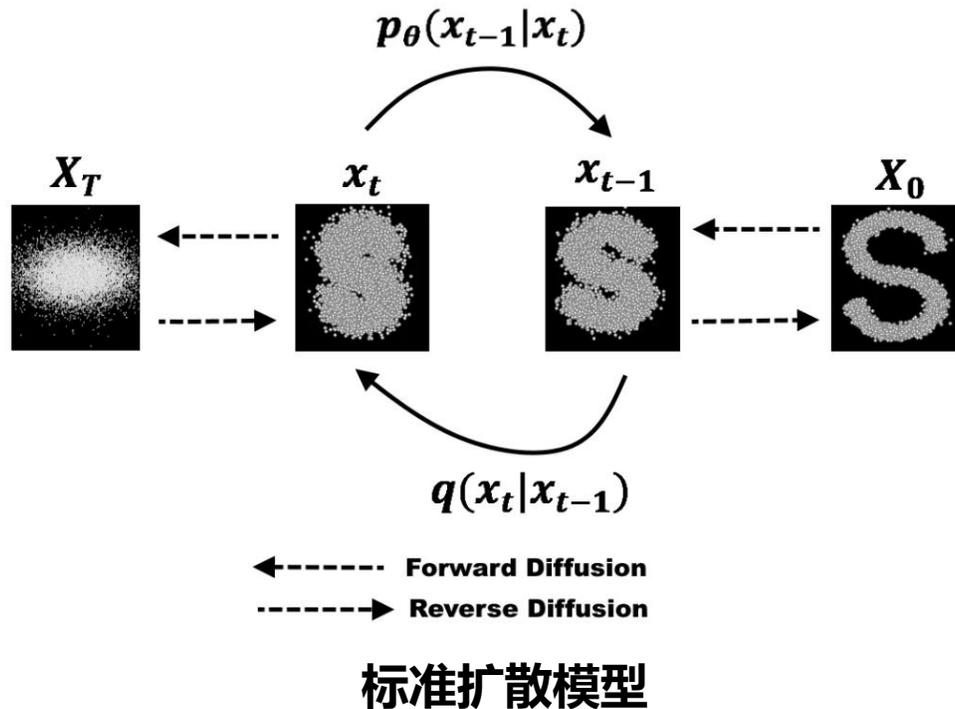
首先使用标准扩散模型，使用U-Net作为扩散模型的骨干网络，将卫星特征与带噪的雷达图在通道维度上拼接，作为U-Net的输入，来预测噪声。

1. 前向过程：向真实的、清晰的雷达图像  $X_0$  逐步、迭代地添加高斯噪声，共进行  $T$  步（本项目中  $T=500$ ）。在任意时间步  $t$ ，带噪图像  $x_t$  的分布可由一个封闭形式的公式直接从  $X_0$  计算得出：

$$q(x_t|x_0) = \mathcal{N}(x_t; \sqrt{\bar{\alpha}_t}x_0, (1 - \bar{\alpha}_t)\mathbf{I})$$

其中  $a_t$  是根据预定义的噪声调度（noise schedule） $\beta_t$  计算出的累积乘积。

# 技术框架：Conditional Denoising Diffusion Model, DDPM



2. 反向过程：从一个纯高斯噪声图像  $x_T \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{I})$  出发，在给定的卫星云图条件  $c$  的指导下，逐步迭代地去除噪声，最终恢复出清晰的雷达图像  $X_0$ 。

3. 骨干网络：噪声预测器采用含时间嵌入的条件U-Net。由带噪雷达图  $X_0$  和条件卫星图  $c$  在通道维度上拼接而成，同时时间步  $t$  通过正弦位置嵌入后融入网络，以指导不同阶段的去噪。其对称的编码器-解码器结构和跳跃连接使其能捕捉多尺度空间特征。

4. 训练与推理：训练目标是**最小化预测噪声与真实噪声间的L1损失**。推理则是一个迭代的采样过程，**从纯噪声开始，循环  $T$  次逐步去噪**。



# 任务改进1 雷达回波强度范围 (DDPM)

## 雷达回波范围改进[10,70]

一般雷达回波强度低于 10dBz 的大多数是由于地面尘埃所引起的杂波，超过 70的一般认为是冰雹和雪。这一部分数据对于网络学习来说是属于噪声。

修改dataload



**不同阈值CSI提升2%左右**

**FAR下降1-3%左右**

高值相较于低阈值表现改善的更多

dBZ	CSI	POD	FAR
10	0.1953	0.2521	0.5356
20	0.1561	0.2430	0.6962
30	0.0759	0.1620	0.8750
40	0.0147	0.0416	0.9777
50	0.0012	0.0050	0.9983
60	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000



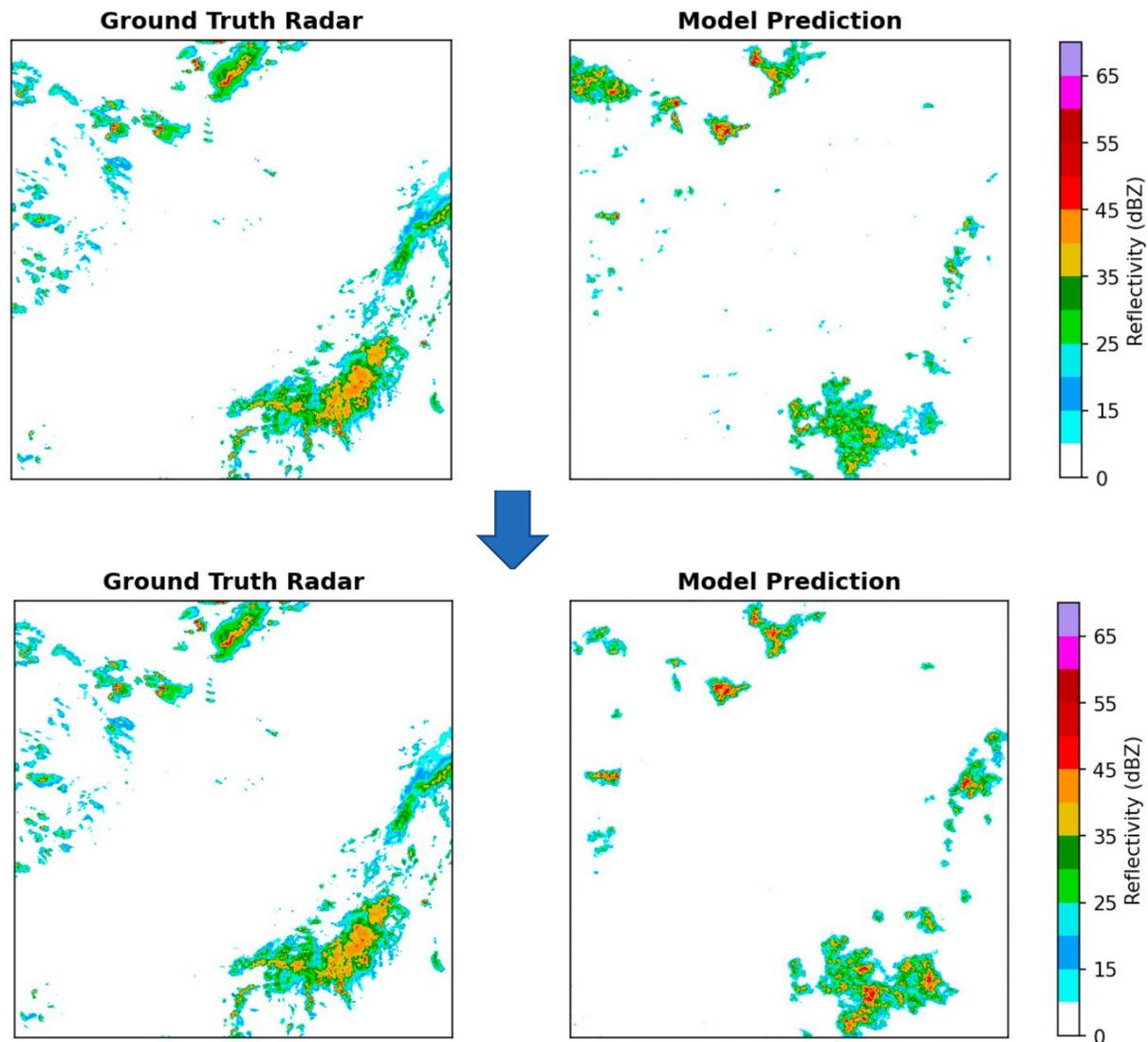
dBZ	CSI	POD	FAR
10	0.2119	0.2753	0.5207
20	0.1788	0.2820	0.6717
30	0.1119	0.2857	0.8446
40	0.0272	0.1495	0.9678
50	0.0019	0.0279	0.9980
60	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000

# 改进1 雷达回波强度范围 (DDPM)

dBZ	CSI	POD	FAR
10	0.1953	0.2521	0.5356
20	0.1561	0.2430	0.6962
30	0.0759	0.1620	0.8750
40	0.0147	0.0416	0.9777
50	0.0012	0.0050	0.9983
60	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000



dBZ	CSI	POD	FAR
10	0.2119	0.2753	0.5207
20	0.1788	0.2820	0.6717
30	0.1119	0.2857	0.8446
40	0.0272	0.1495	0.9678
50	0.0019	0.0279	0.9980
60	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000



# 改进2使用可见光 (DDPM)

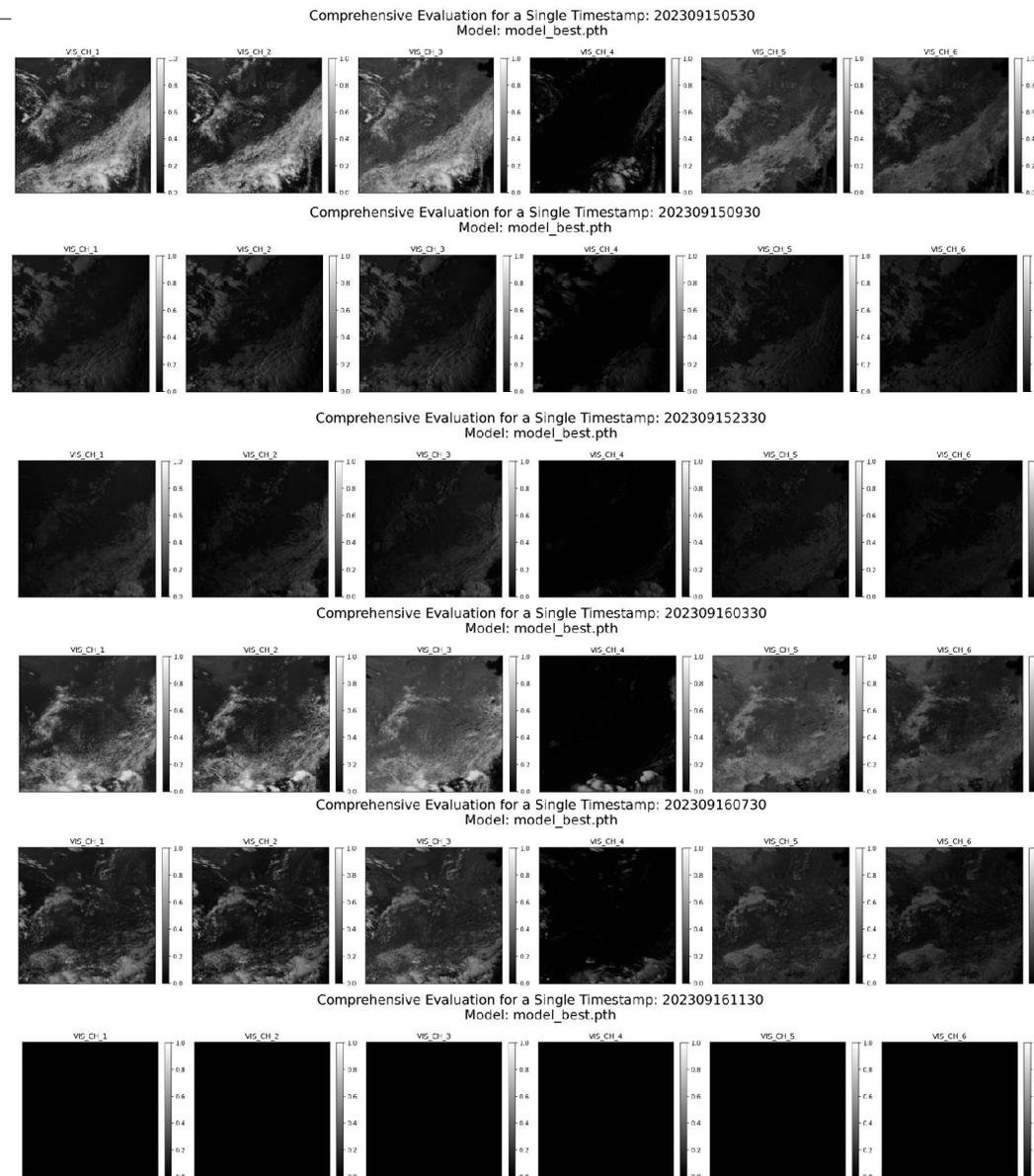
使用可见光时间训练,  
样本为原来的1/3

经测试0-10点前5个可见光通道有信息



不同阈值CSI提升6%左右  
FAR下降10-15%左右

训练和推理速度非常慢, 需要经过  
TIMESTEPS = 500逐步降噪  
比确定性模型要低估范围, 所以回波强度越高低估情况越严重



# 改进2使用可见光 (DDPM)

**使用可见光时间训练，  
样本为原来的1/3**

经测试0-10点前5个可见光通道有信息



**不同阈值CSI提升6%左右  
FAR下降10-15%左右**

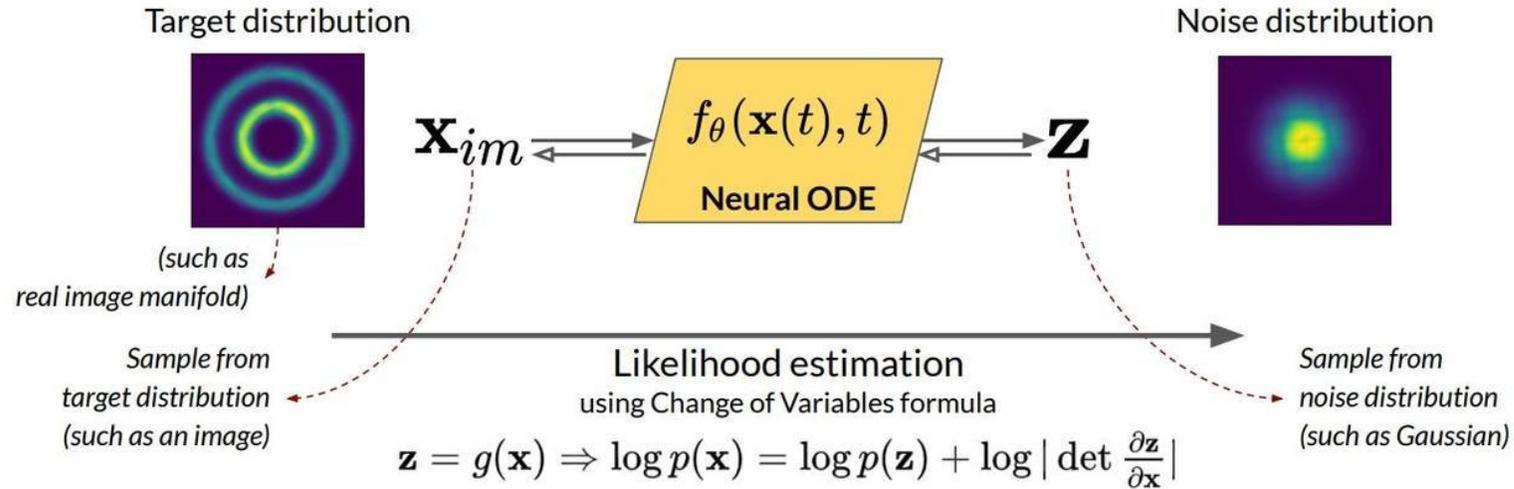
训练和推理速度非常慢，需要经过  
TIMESTEPS = 500逐步降噪  
比确定性模型要低估范围，所以回波强  
度越高低估情况越严重

	dBZ	CSI	POD	FAR
10		0.2119	0.2753	0.5207
20		0.1788	0.2820	0.6717
30		0.1119	0.2857	0.8446
40		0.0272	0.1495	0.9678
50		0.0019	0.0279	0.9980
60		0.0000	0.0000	1.0000
70		0.0000	0.0000	1.0000



Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.2764	0.3133	0.2985
15	0.2526	0.2942	0.3590
20	0.2057	0.2515	0.4692
25	0.1406	0.1785	0.6016
30	0.0786	0.1010	0.7384
35	0.0337	0.0437	0.8715
40	0.0112	0.0152	0.9585
45	0.0036	0.0052	0.9879
50	0.0005	0.0009	0.9986
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000

# 技术框架：Conditional Flow Matching Model, CFM



## 扩散模型的替代方案，流模型

最新的生成模型架构Flow Matching。学习一个从简单先验分布到真实数据分布的确定性“流”。

1. 模型不再学习预测噪声，而是学习一个定义路径方向和速度的向量场 (Vector Field)。这个向量场描述了如何将一个简单的噪声点 $\mathbf{x}_0$ “流动”到其对应的真实图像点 $\mathbf{x}_1$ 的位置。定义一个从先验分布 $P_0$  (高斯噪声) 到数据分布 $P_1$  (真实图像) 的线性路径：

$$\mathbf{x}_t = (1 - t)\mathbf{x}_0 + t\mathbf{x}_1, \text{ 其中 } t \in [0, 1]$$

2. 训练目标：让模型预测的向量场与真实的目标向量场一致： $\mathcal{L}_{\text{FM}} = \mathbb{E}_{t, \mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1} [\|(\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_0) - v_{\theta}((1 - t)\mathbf{x}_0 + t\mathbf{x}_1, t, \mathbf{c})\|^2]$

3. 推理与采样：通过求解常微分方程 (ODE) 来实现，过程是确定性的，实现比扩散模型更快的采样速度

# 技术框架：Conditional Flow Matching Model, CFM

**相较于扩散模型，  
流模型推理速度提升至和Unet类似。  
不同阈值提升CSI提升20%**

```
MODEL_TYPE = 'flow_matching_unet'  
IMAGE_SIZE = (256, 256)  
RADAR_CHANNELS = 1  
SATE_CHANNELS = 22  
LEARNING_RATE = 1e-4  
BATCH_SIZE = 16  
NUM_EPOCHS = 100  
0-10AM
```

**相较于Unet**

Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.2764	0.3133	0.2985
15	0.2526	0.2942	0.3590
20	0.2057	0.2515	0.4692
25	0.1406	0.1785	0.6016
30	0.0786	0.1010	0.7384
35	0.0337	0.0437	0.8715
40	0.0112	0.0152	0.9585
45	0.0036	0.0052	0.9879
50	0.0005	0.0009	0.9986
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000



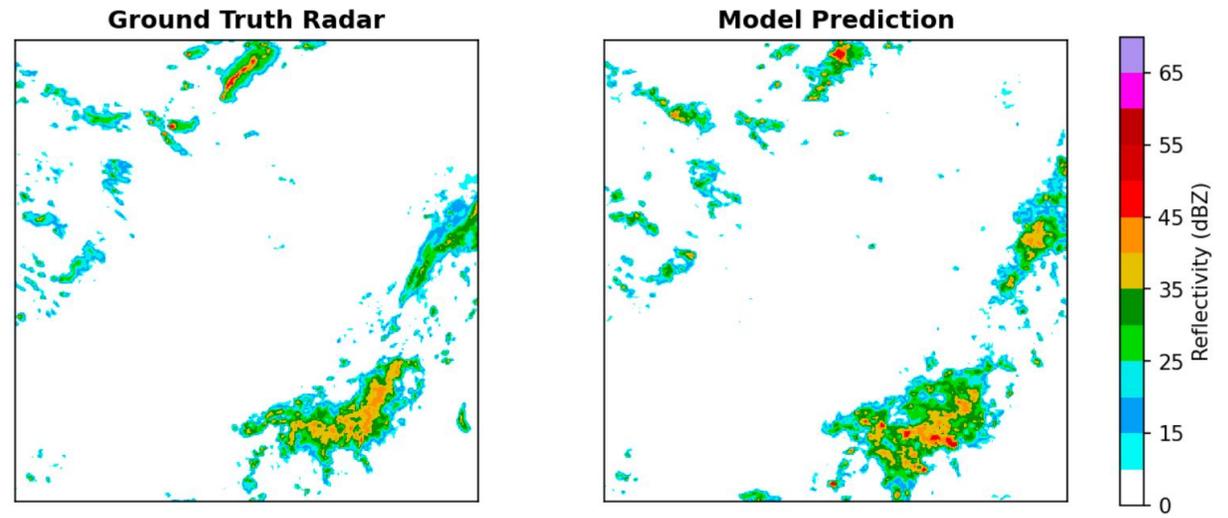
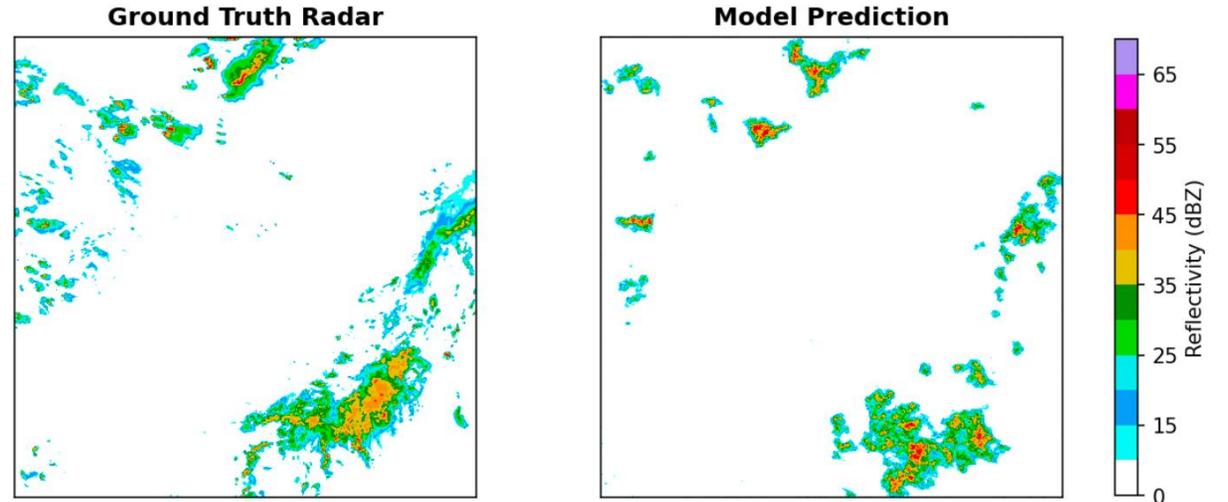
Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.5023	0.6603	0.3228
15	0.4702	0.6338	0.3544
20	0.4115	0.5976	0.4307
25	0.3402	0.5475	0.5268
30	0.2616	0.4677	0.6275
35	0.1606	0.3314	0.7623
40	0.0567	0.1559	0.9183
45	0.0137	0.0479	0.9811
50	0.0018	0.0073	0.9976
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000

# 技术框架：Conditional Flow Matching Model, CFM

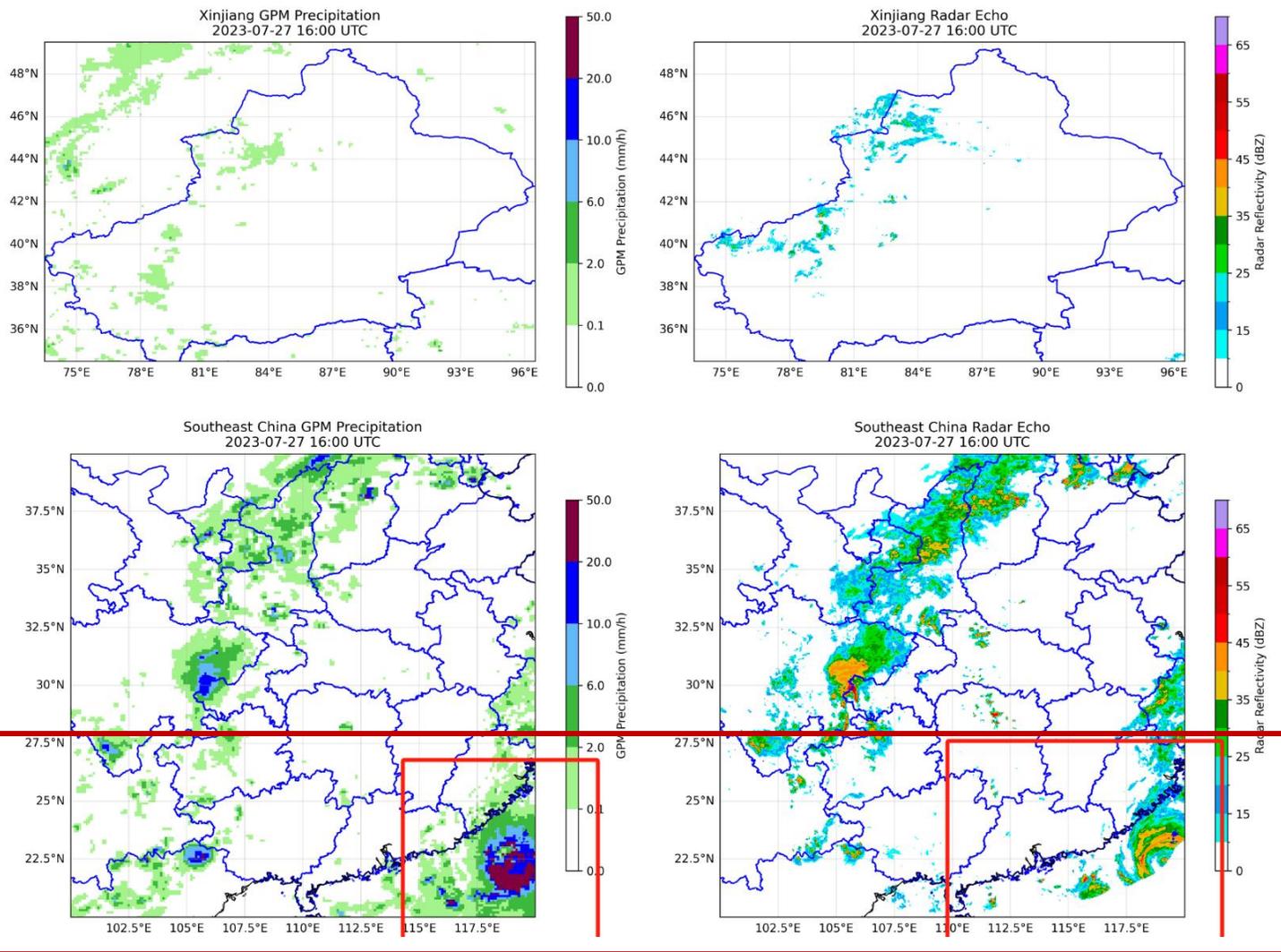
Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.2764	0.3133	0.2985
15	0.2526	0.2942	0.3590
20	0.2057	0.2515	0.4692
25	0.1406	0.1785	0.6016
30	0.0786	0.1010	0.7384
35	0.0337	0.0437	0.8715
40	0.0112	0.0152	0.9585
45	0.0036	0.0052	0.9879
50	0.0005	0.0009	0.9986
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000



Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.5023	0.6603	0.3228
15	0.4702	0.6338	0.3544
20	0.4115	0.5976	0.4307
25	0.3402	0.5475	0.5268
30	0.2616	0.4677	0.6275
35	0.1606	0.3314	0.7623
40	0.0567	0.1559	0.9183
45	0.0137	0.0479	0.9811
50	0.0018	0.0073	0.9976
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000



# 改进可能点：雷达覆盖范围 (CFM)



## 1. 图像范围改至 (24-40)

由于雷达观测范围限制，20-24范围内明显存在雷达缺失，去除下20%再resize图像进入训练

修改dataload

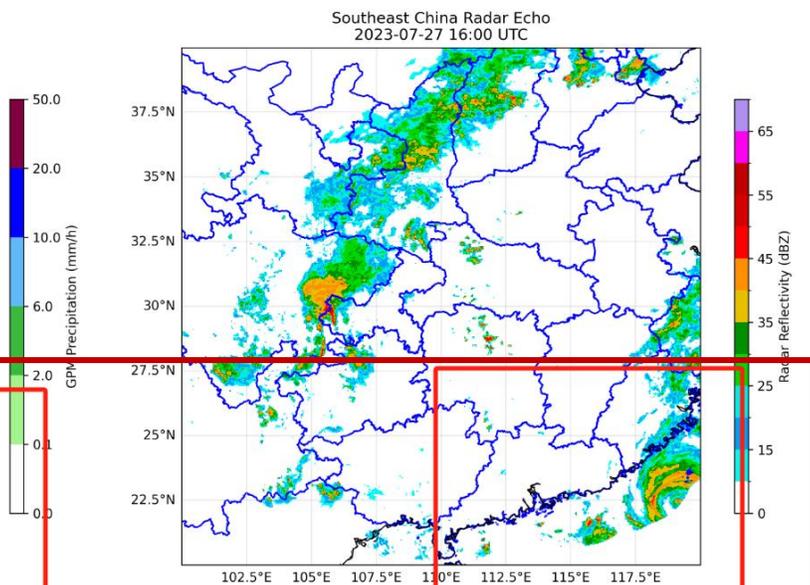
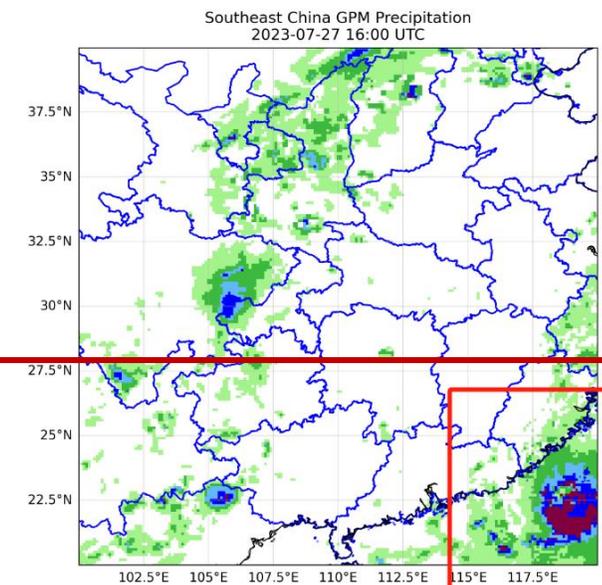
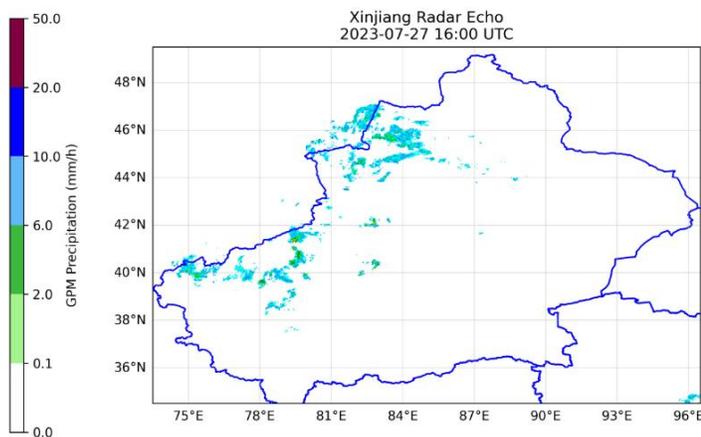
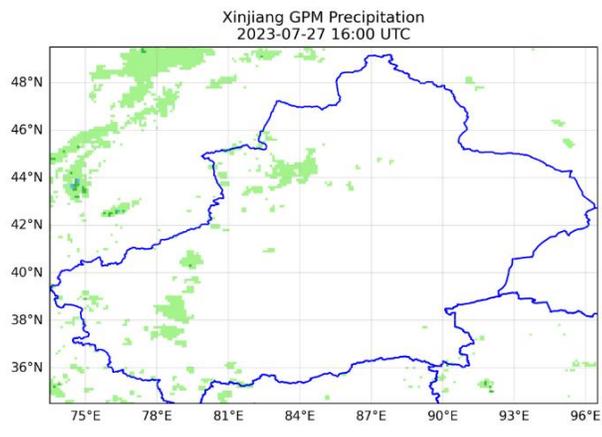


## 不同阈值CSI下降3%

删去缺失位置导致了不少训练集导致CSI略微降低。但是因为去除残缺，所以虚警率下降。

(卫星数据不残缺，所以整张图进去训练会导致这部分的数据预测会存在一些，与真实残缺值相比可能被误认为“空报”FP)

# 改进可能点：雷达覆盖范围 (CFM)



雷达回波范围

## 不同阈值FAR下降

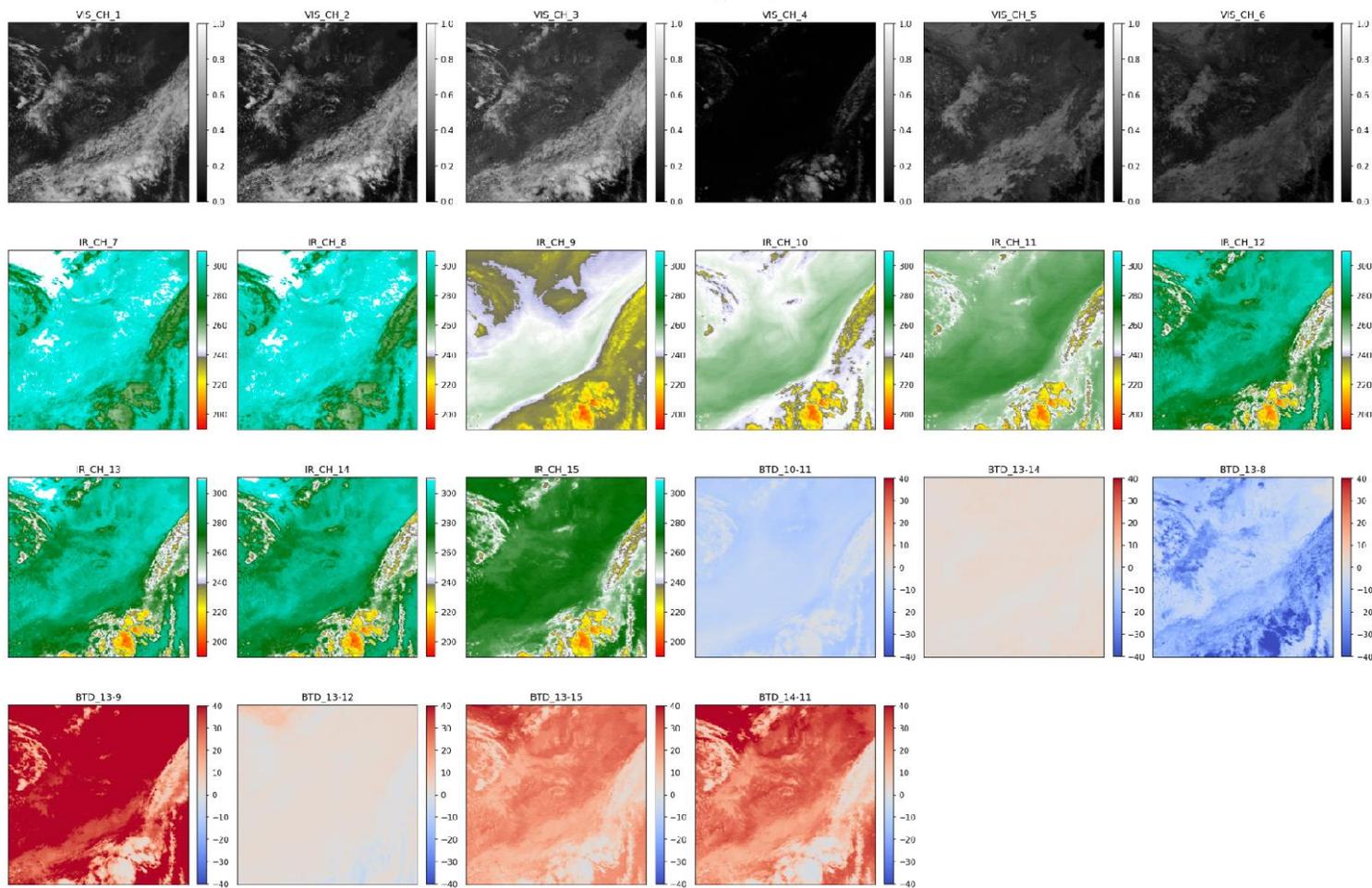
Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.5023	0.6603	0.3228
15	0.4702	0.6338	0.3544
20	0.4115	0.5976	0.4307
25	0.3402	0.5475	0.5268
30	0.2616	0.4677	0.6275
35	0.1606	0.3314	0.7623
40	0.0567	0.1559	0.9183
45	0.0137	0.0479	0.9811
50	0.0018	0.0073	0.9976
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000



Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.4499	0.5521	<b>0.2916</b>
15	0.3981	0.4859	<b>0.3124</b>
20	0.3146	0.3901	<b>0.3809</b>
25	0.2114	0.2623	<b>0.4785</b>
30	0.1132	0.1368	<b>0.6031</b>
35	0.0479	0.0564	<b>0.7581</b>
40	0.0170	0.0205	<b>0.9083</b>
45	0.0074	0.0092	0.9628
50	0.0027	0.0035	0.9881
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000

# 研究数据：卫星通道与雷达组合反射率相关性

Comprehensive Evaluation for a Single Timestamp: 202309150530  
Model: model\_best.pth



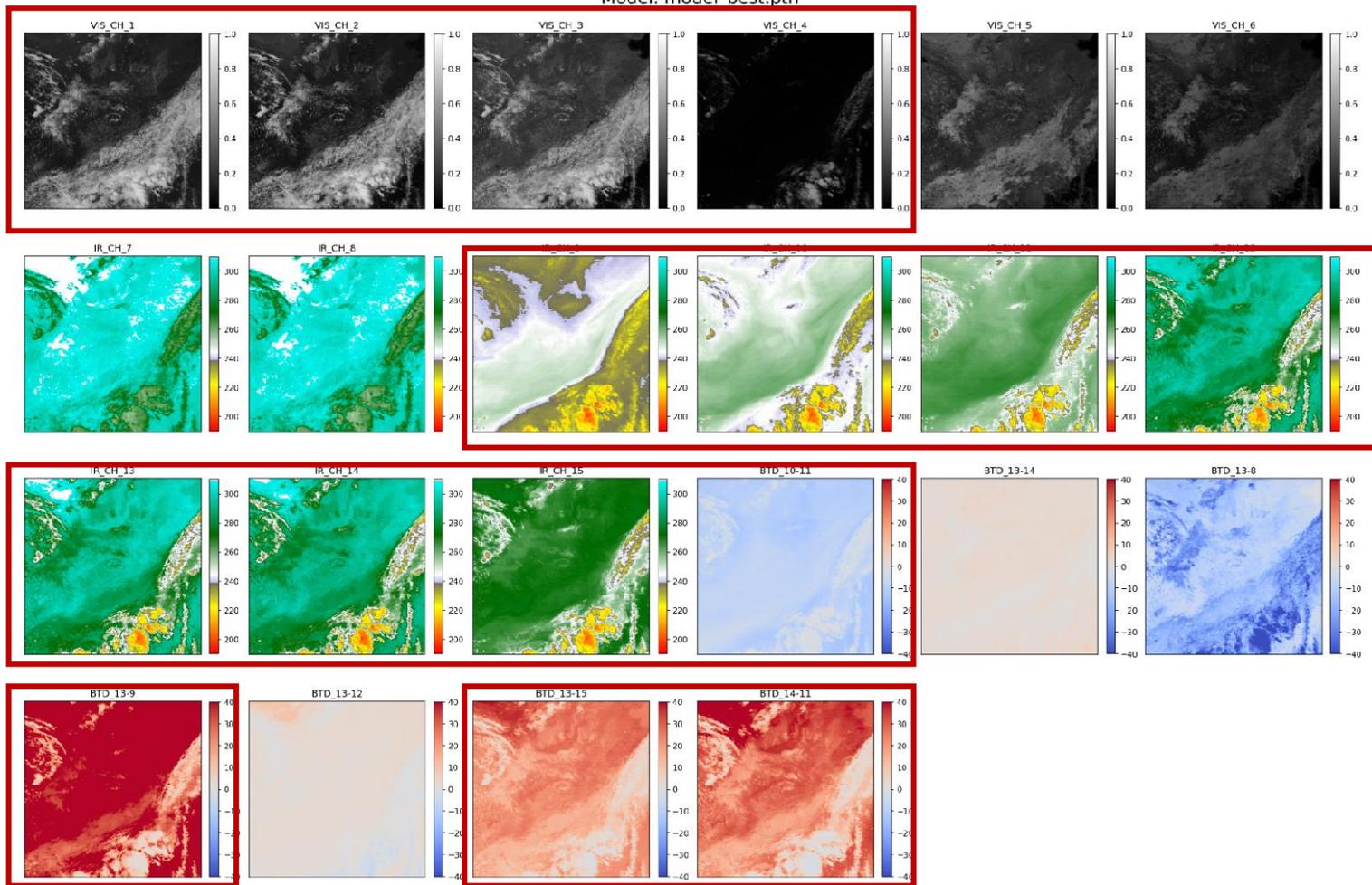
--- Channels and GROUND TRUTH ---

Channel VIS\_CH\_1 : 0.1991  
Channel VIS\_CH\_2 : 0.2048  
Channel VIS\_CH\_3 : 0.1970  
Channel VIS\_CH\_4 : 0.2343  
**Channel VIS\_CH\_5 : 0.0038**  
**Channel VIS\_CH\_6 : 0.0902**  
Channel IR\_CH\_7 : -0.4303  
Channel IR\_CH\_8 : -0.4332  
Channel IR\_CH\_9 : -0.3316  
Channel IR\_CH\_10 : -0.3644  
Channel IR\_CH\_11 : -0.4105  
Channel IR\_CH\_12 : -0.4391  
Channel IR\_CH\_13 : -0.4361  
Channel IR\_CH\_14 : -0.4321  
Channel IR\_CH\_15 : -0.4253  
Channel BTD\_10-11 : 0.3915  
Channel BTD\_13-14 : -0.1535  
Channel BTD\_13-8 : -0.2180  
Channel BTD\_13-9 : -0.4254  
Channel BTD\_13-12 : -0.2114  
Channel BTD\_13-15 : -0.4162  
Channel BTD\_14-11 : -0.4053

6个可见光VIS、9个红外IR、7个组合特征 - 亮温差 与 雷达数据相关性

# 改进可能点：通道选取 (CFM)

Comprehensive Evaluation for a Single Timestamp: 202309150530  
Model: model\_best.pth



雷达回波范围

## 1. 相关性通道选取

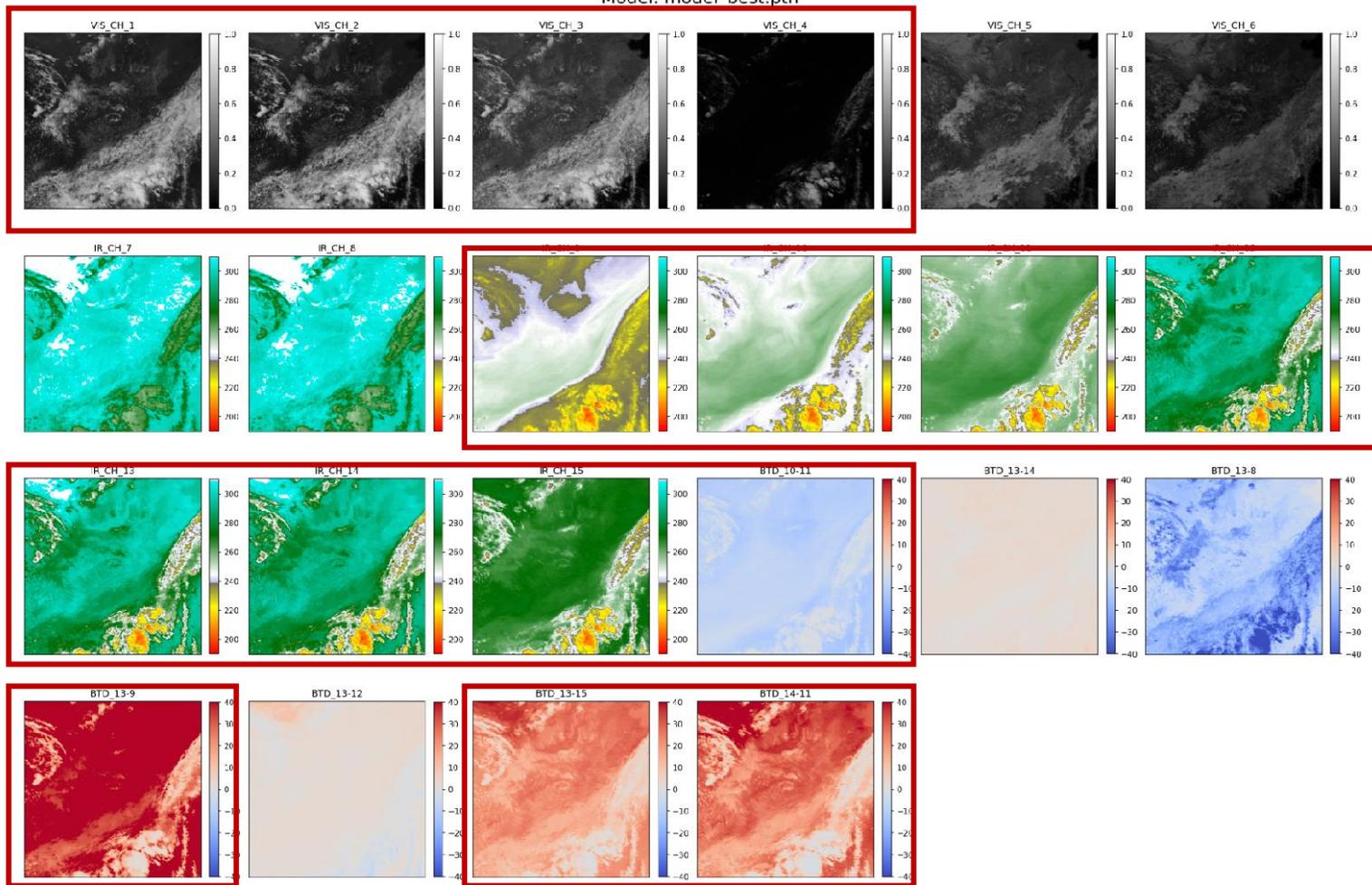
根据文献选取一些更相关的通道



对生成模型效果  
挑选通道变差

# 改进可能点：通道选取 (CFM)

Comprehensive Evaluation for a Single Timestamp: 202309150530  
Model: model\_best.pth



Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.3054	0.3810	0.3936
15	0.2849	0.3514	0.3992
20	0.2741	0.3530	0.4493
25	0.2575	0.3594	0.5242
30	0.2044	0.2999	0.6092
35	0.1318	0.2072	0.7340
40	0.0645	0.1191	0.8766
45	0.0240	0.0515	0.9571
50	0.0047	0.0115	0.9921
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000

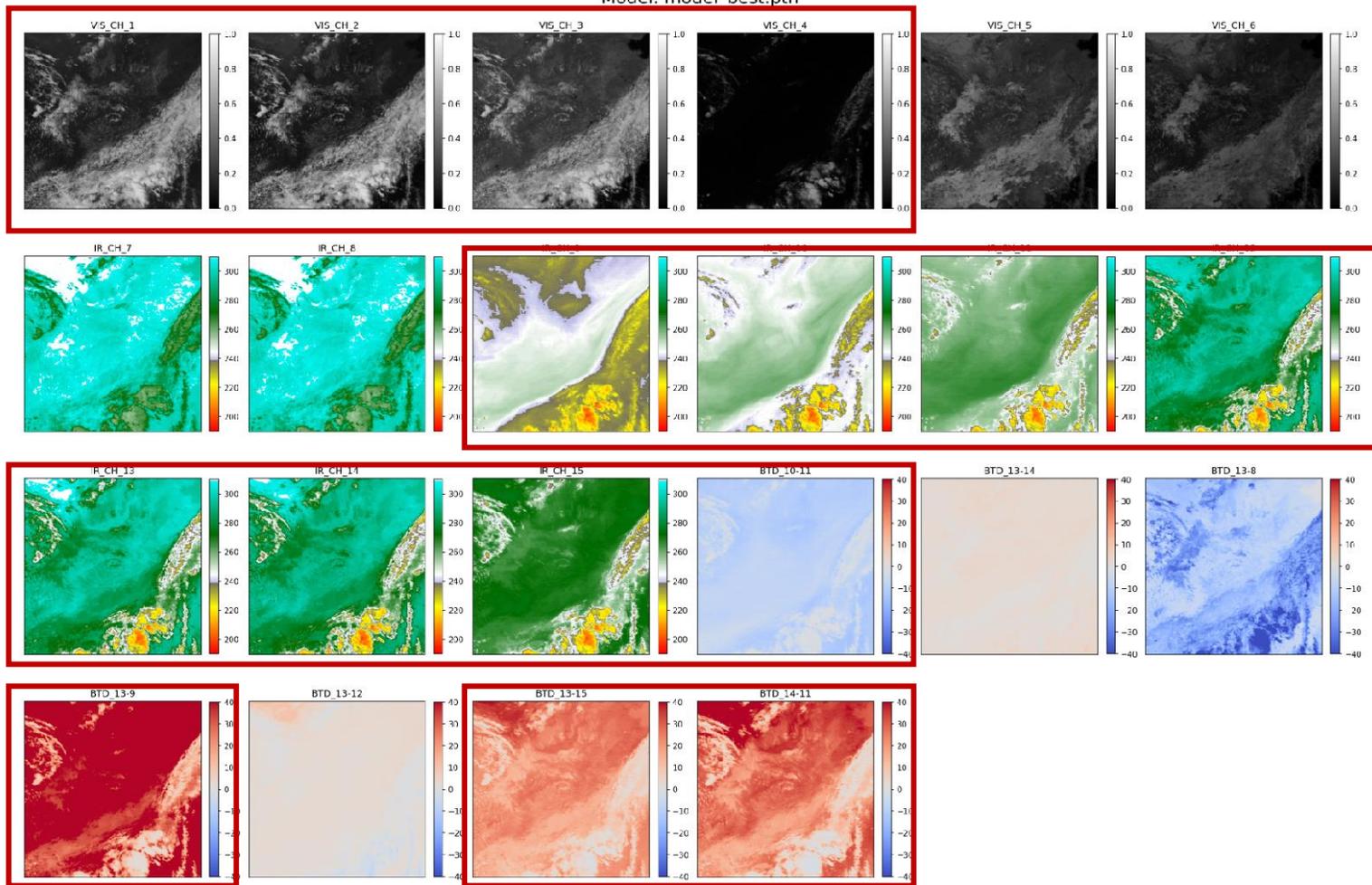


Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.2258	0.2597	0.3665
15	0.1992	0.2299	0.4019
20	0.1785	0.2115	0.4664
25	0.1563	0.1914	0.5401
30	0.1121	0.1379	0.6247
35	0.0647	0.0804	0.7514
40	0.0270	0.0355	0.8989
45	0.0076	0.0103	0.9718
50	0.0013	0.0018	0.9955
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000

全天候数据 不同阈值CSI下降8-10%，FAR不变

# 改进可能点：通道选取 (CFM)

Comprehensive Evaluation for a Single Timestamp: 202309150530  
Model: model\_best.pth



Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.5023	0.6603	0.3228
15	0.4702	0.6338	0.3544
20	0.4115	0.5976	0.4307
25	0.3402	0.5475	0.5268
30	0.2616	0.4677	0.6275
35	0.1606	0.3314	0.7623
40	0.0567	0.1559	0.9183
45	0.0137	0.0479	0.9811
50	0.0018	0.0073	0.9976
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000



Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.3388	0.5295	0.5153
15	0.3100	0.4804	0.5335
20	0.2567	0.4174	0.5999
25	0.1943	0.3371	0.6855
30	0.1321	0.2400	0.7729
35	0.0682	0.1313	0.8758
40	0.0208	0.0475	0.9644
45	0.0045	0.0126	0.9931
50	0.0005	0.0018	0.9993
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000

可见光数据 不同阈值CSI下降10-20%，FAR增大

# 与研究院已有工作的对比

## 研究院sota

中国东南部基于地形的卫星反演雷达检验综合评分表

Threshold(dBZ)	CSI	FAR	POD	HSS
10	0.4299	0.4420	0.6837	0.5105
20	0.3687	0.4642	0.5842	0.4877
30	0.2271	0.5015	0.3393	0.3336
35	0.1243	0.4181	0.1687	0.1916
40	0.0475	0.2315	0.0576	0.0712

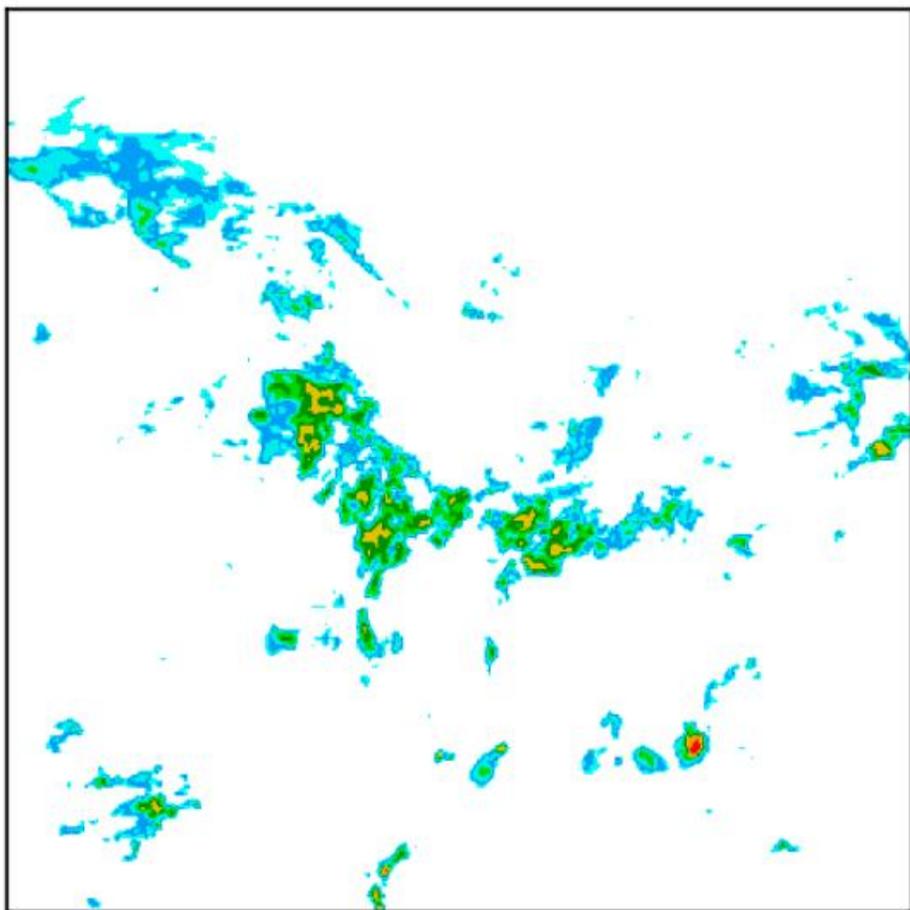
## 提出方法的sota

Threshold (dBZ)	CSI	POD	FAR
10	0.5023	0.6603	0.3228
15	0.4702	0.6338	0.3544
20	0.4115	0.5976	0.4307
25	0.3402	0.5475	0.5268
30	0.2616	0.4677	0.6275
35	0.1606	0.3314	0.7623
40	0.0567	0.1559	0.9183
45	0.0137	0.0479	0.9811
50	0.0018	0.0073	0.9976
55	0.0000	0.0000	1.0000
70	0.0000	0.0000	1.0000

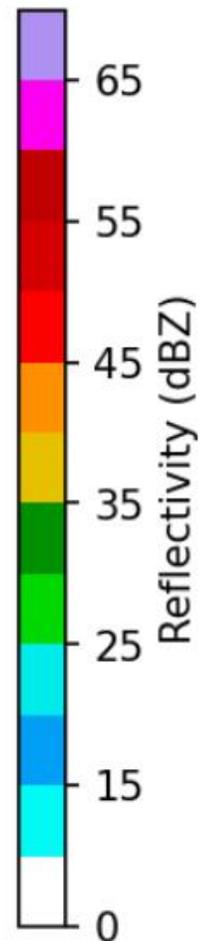
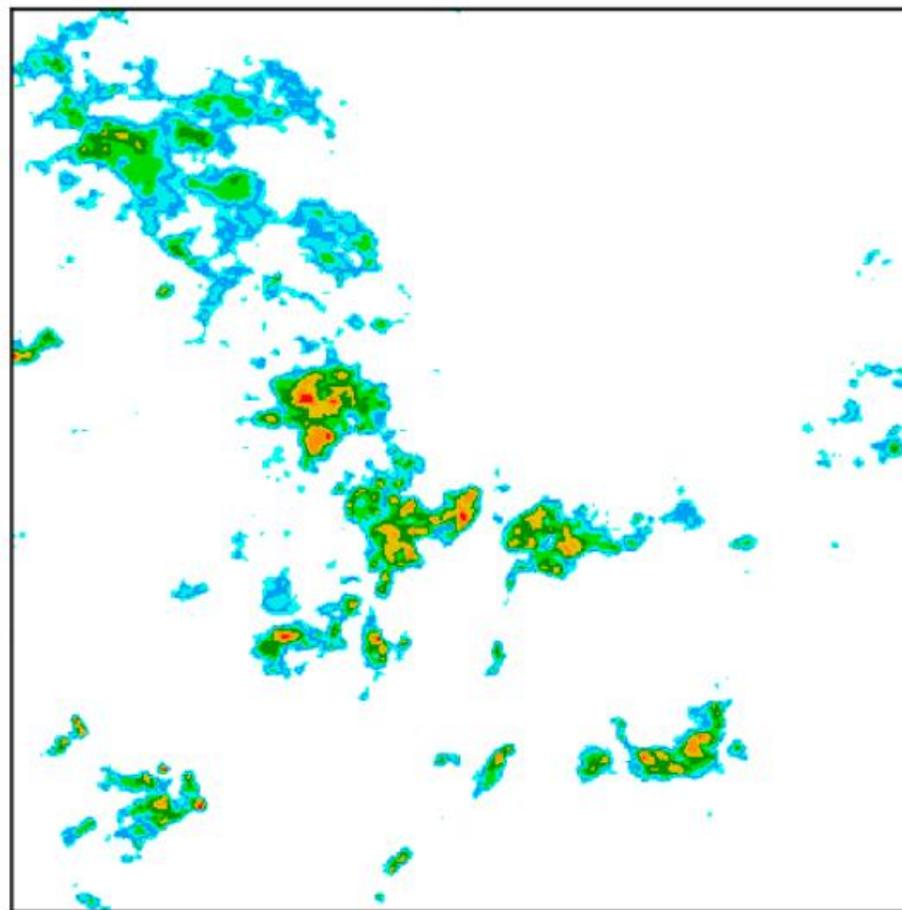
# 东南测试 (CFM-vis-256px-90epoch)

202309220100

Ground Truth Radar



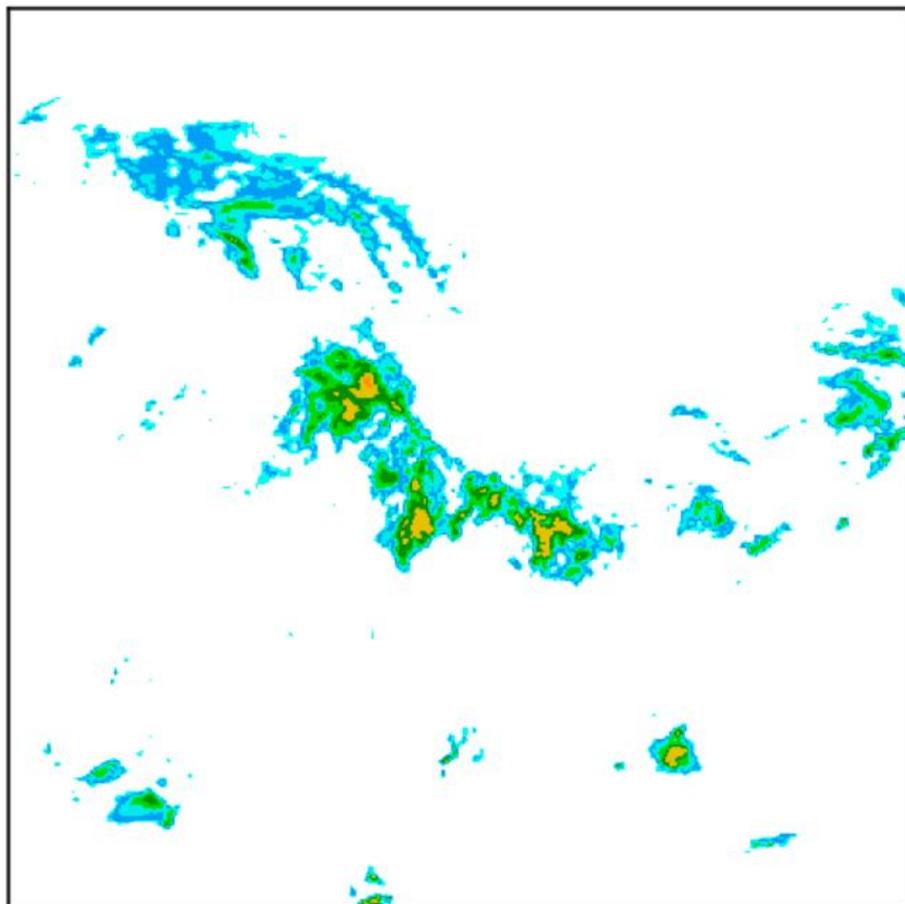
Model Prediction



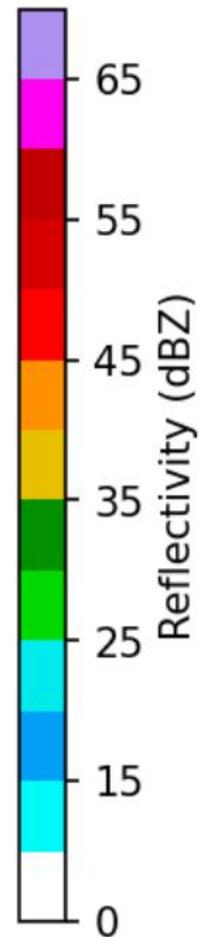
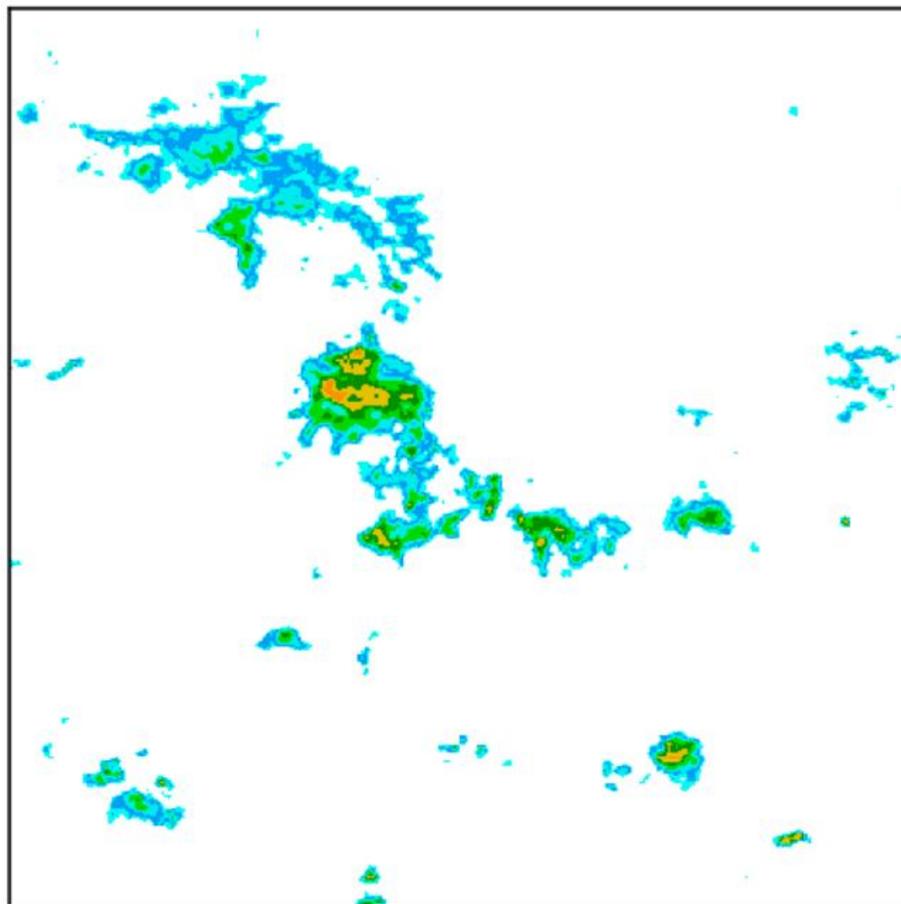
# 东南测试 (CFM-vis-256px-90epoch)

202309220300

Ground Truth Radar



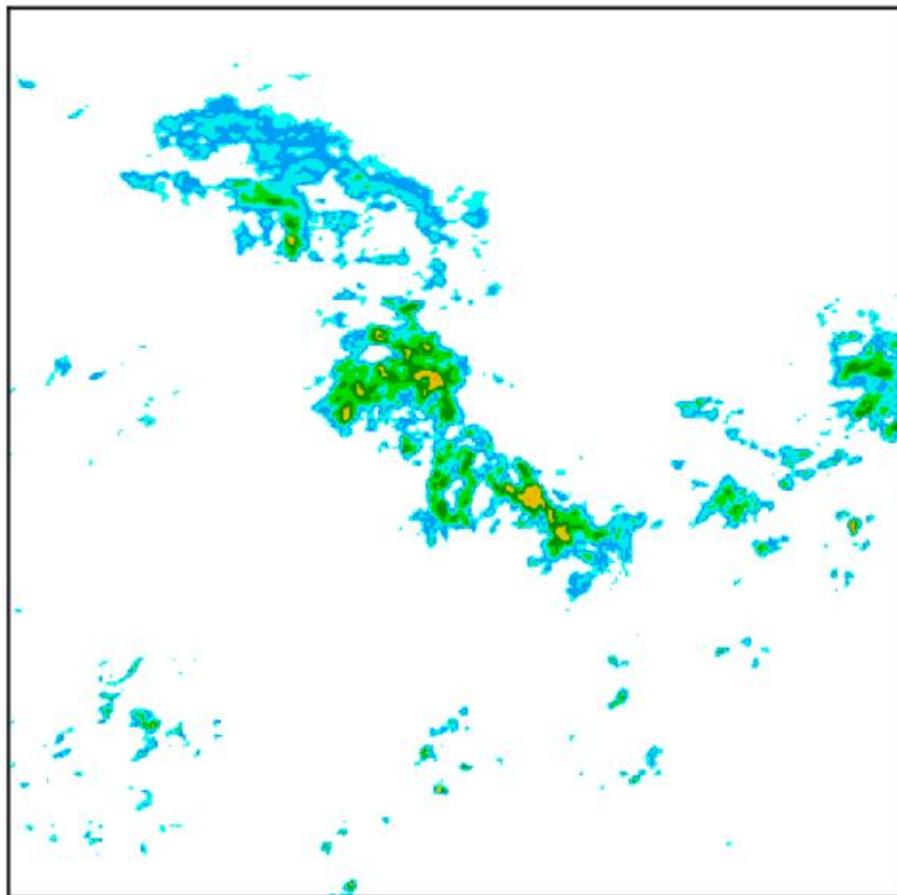
Model Prediction



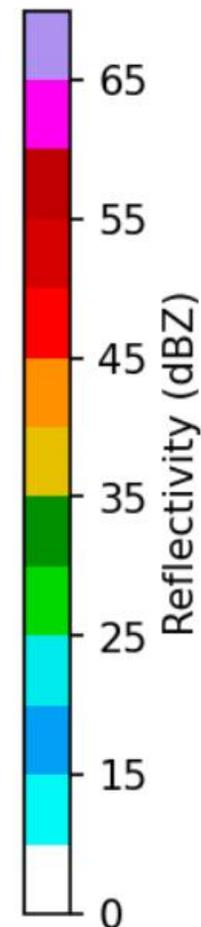
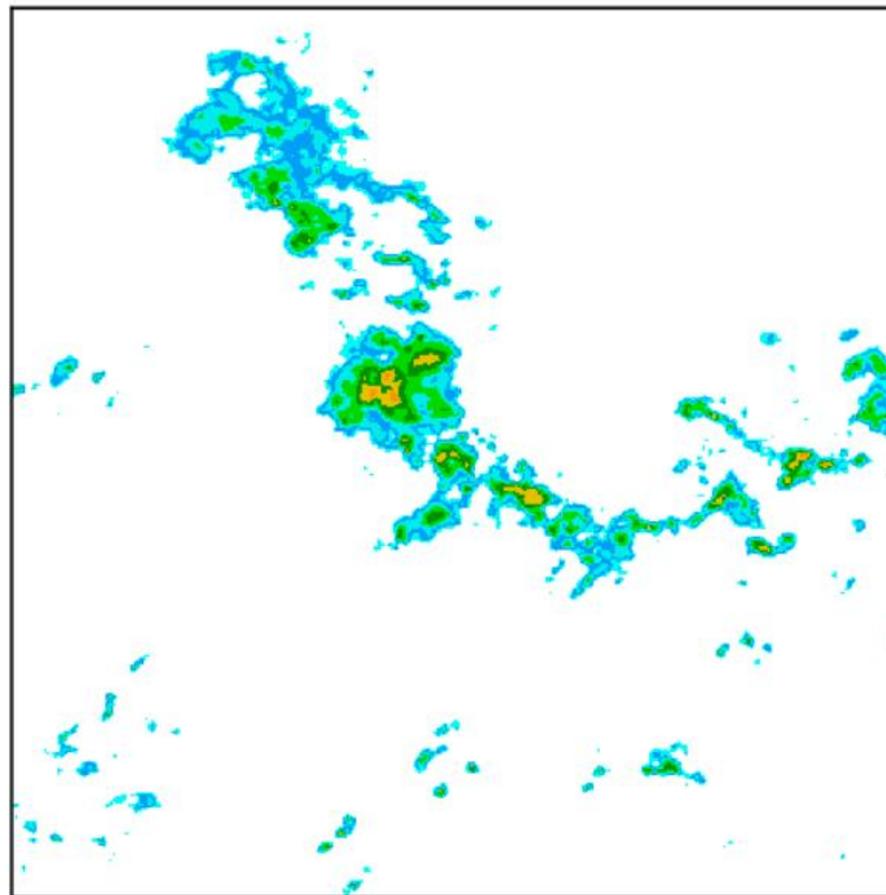
# 东南测试 (CFM-vis-256px-90epoch)

202309220500

Ground Truth Radar



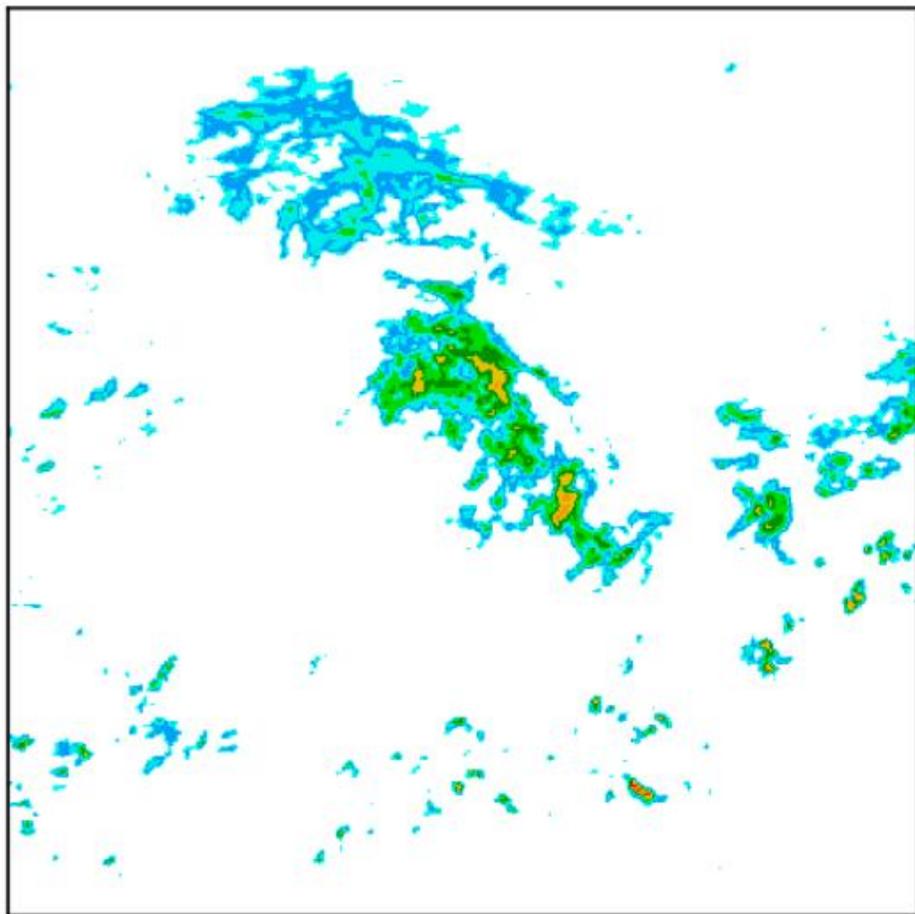
Model Prediction



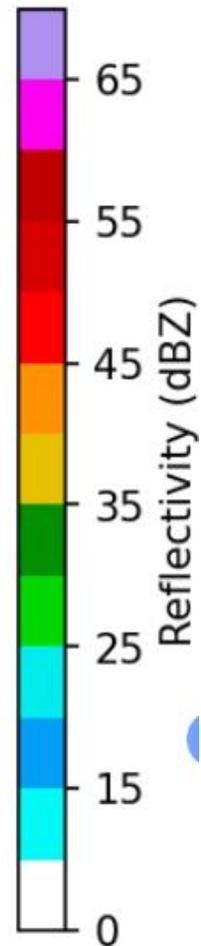
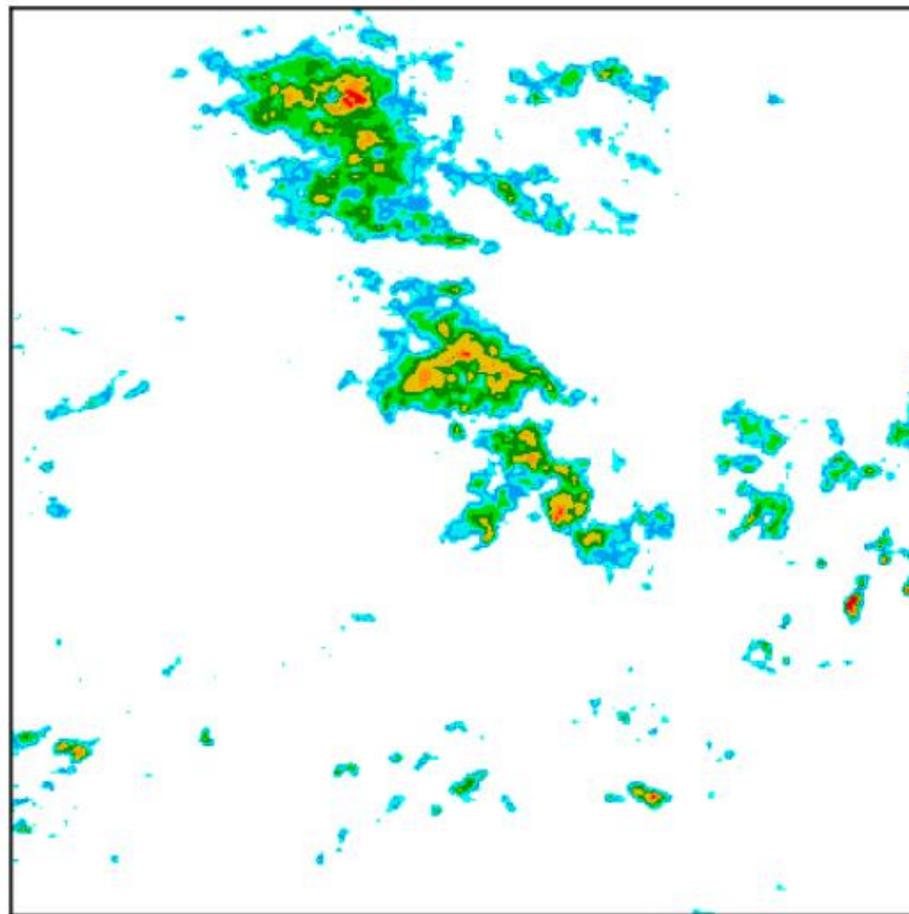
# 东南测试 (CFM-vis-256px-90epoch)

202309220700

Ground Truth Radar



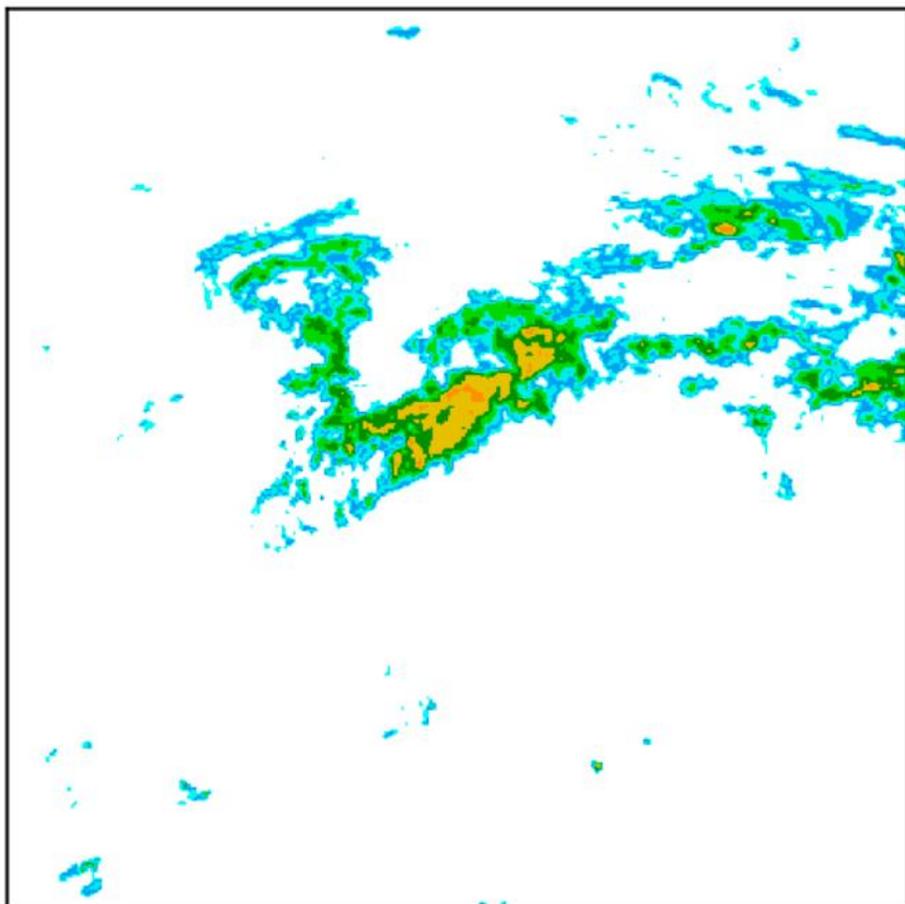
Model Prediction



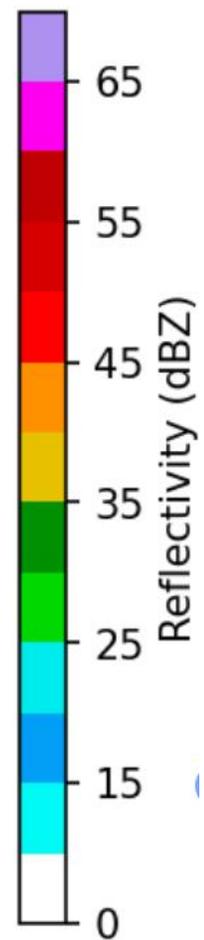
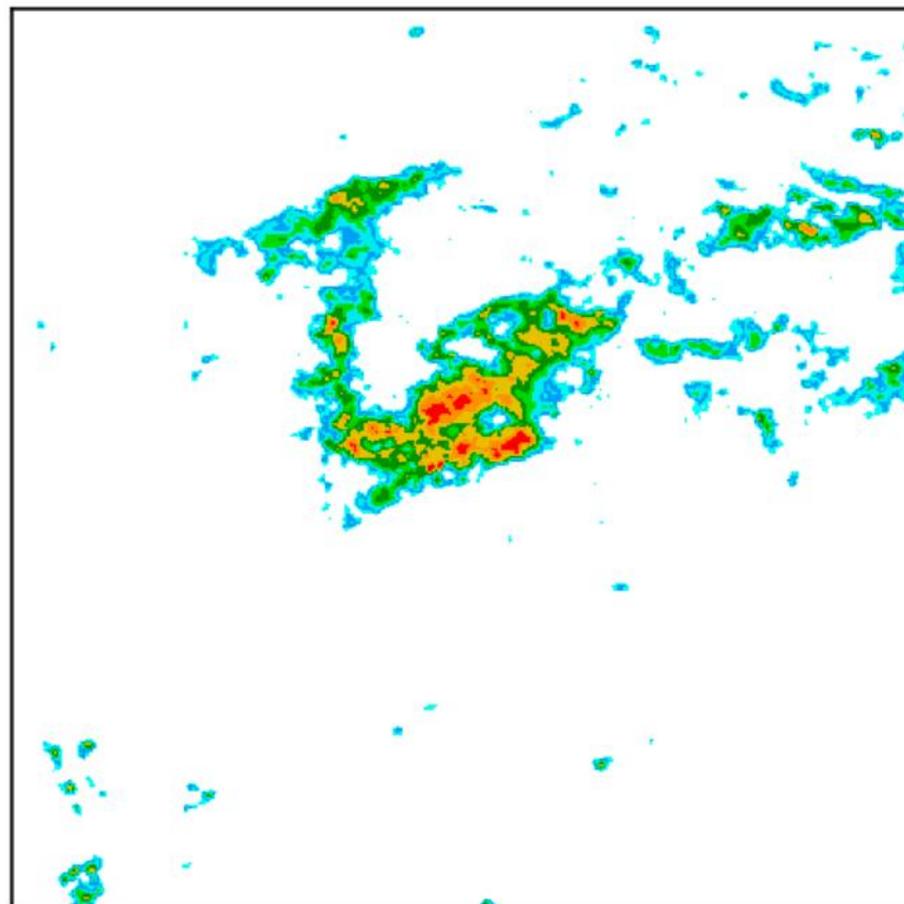
# 东南测试 (CFM-vis-256px-90epoch)

202309230100

Ground Truth Radar

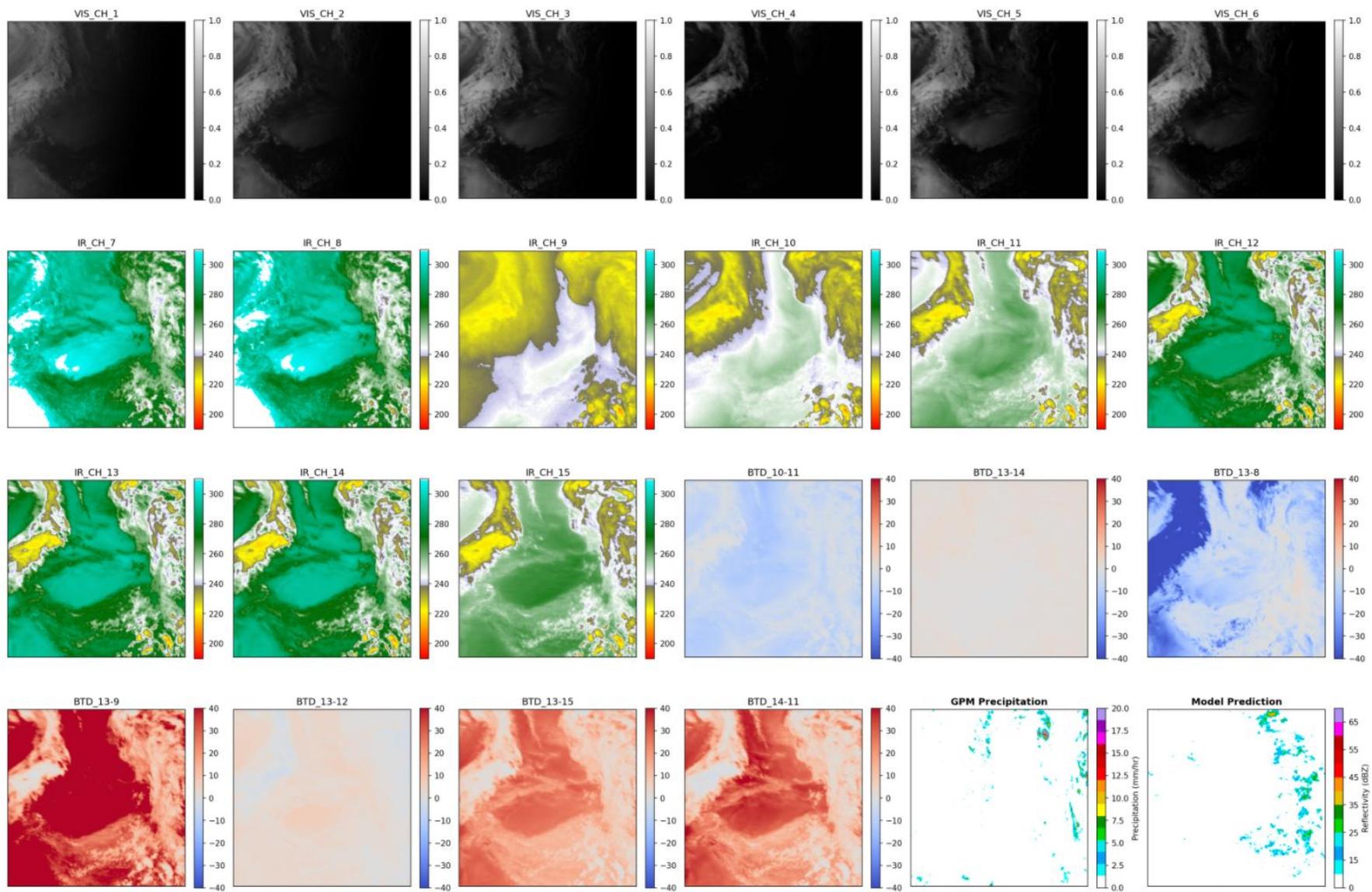


Model Prediction



# 新疆测试 (CFM-vis-256px-90epoch)

Inference and GPM Comparison for: 202308301230



# 未来展望

---

- 尝试dit: diffusion+transformer (已尝试, 效果不佳)
- 比较discriminative和生成的区别: 气象指标和图像指标结合
- 先用的确定性模型unet反演, 再用生成性模型精细化

第一阶段: 基于确定性模型的雷达回波基础场预估

首先训练一个标准的确定性U-Net回归模型。学习从多通道卫星云图到对应雷达回波图的直接映射。能够准确捕捉回波的主要空间位置、形状和大致强度。但可能缺乏精细的纹理细节。

第二阶段: 基于生成式模型的细节增强与不确定性建模

其次采用Flow Matching模型, 对第一阶段生成的粗略基础场进行精化。该模型的条件输入包含:

1. 原始的多通道卫星云图
2. 第一阶段生成的雷达基础场

在提供的强先验信息之上, 学习添加符合物理规律的、真实的雷达回波纹理、随机扰动以及精细的强度变化。



信大气象



清华大学  
Tsinghua University

感谢观看