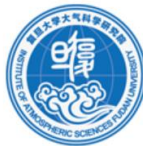




復旦大學 大气与海洋科学系  
DEPARTMENT OF ATMOSPHERIC AND OCEANIC SCIENCES  
FUDAN UNIVERSITY



復旦大學 大气科学研究院  
INSTITUTE OF ATMOSPHERIC SCIENCES  
FUDAN UNIVERSITY

# 基于人工智能技术的云遥感反演 与深对流识别和追踪

张峰

合作者：李经纬 赵志军 李雯雯 李俊 等

复旦大学 大气与海洋科学系  
上海期智研究院

2023 年 08 月 11 日

# 目录



**云反演背景介绍及科学问题**



**静止卫星云参数反演**



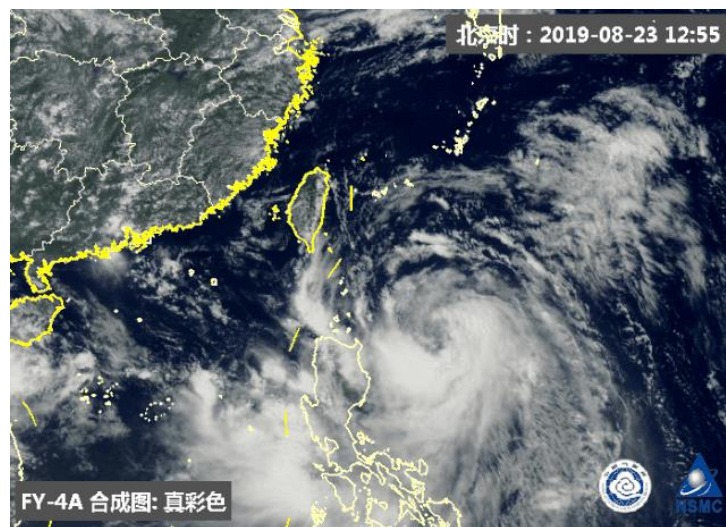
**基于反演云产品的深对流识别**

# 云的重要性

云在全球能量平衡调节以及灾害天气预测预警中起到了至关重要的作用，云物理特性对于改善气候模式和气象预报效果具有重要意义。



全球能量平衡示意图



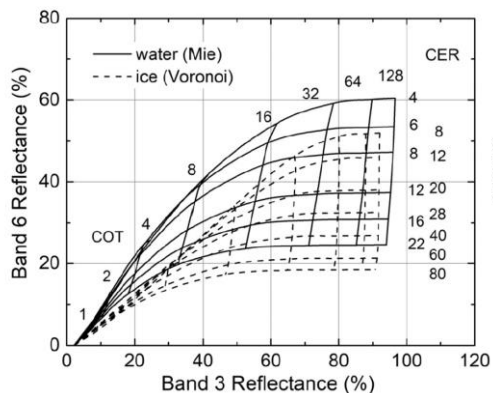
灾害天气监测

# 云反演研究进展及科学问题

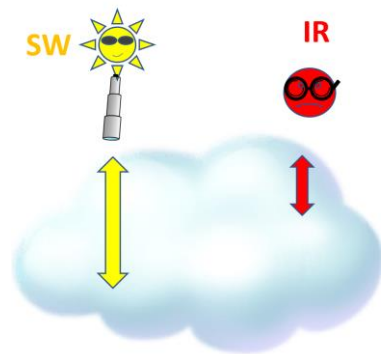
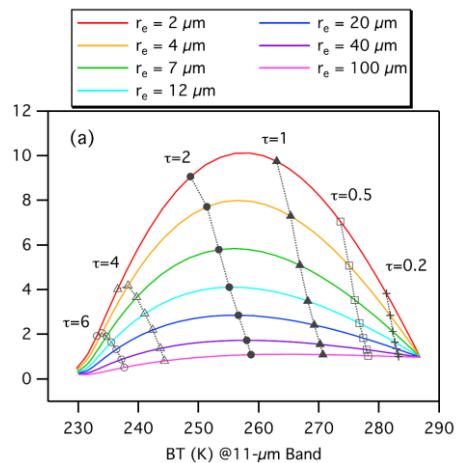
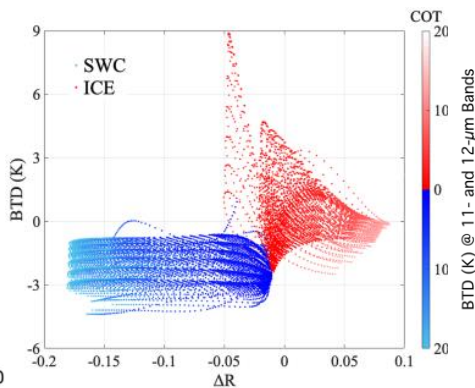
## 传统的物理算法

$\tau$ : Cloud optical thickness

$r_e$ : Cloud effective radius



过冷水云反演



可见光/短波红外  
双光谱方法

(Nakajima et al. 1990;  
Letu et al. 2020)

反射率差, 亮温差和  
云顶温度结合算法

(Zhou et al., 2022)

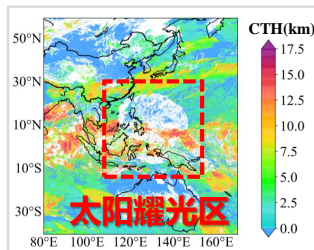
红外分裂窗方法

(Inoue, 1985;  
Iwabuchi, 2014)

基于最优估计的  
红外多通道方法

(Wang et al., 2016;  
Iwabuchi et al., 2016;)

2019年夜间降水  
占比达到50%



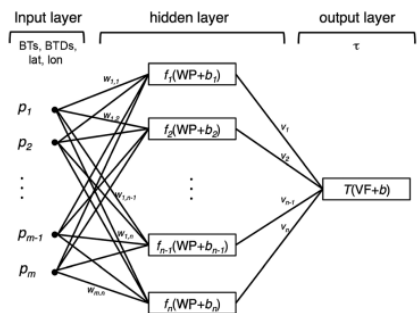
传统的物理反演方法大多是基于可见光/短波红外双通道反演的, 因此难以得到夜间的云产品, 并且在太阳耀光区无法进行反演



由于黑体原理, 传统的红外裂窗法和基于最优估计红外多通道方法的在光学厚云(COT > 10)的反演中受到限制

# 云反演研究进展及科学问题

## ➤ 机器学习方法 (点到点)

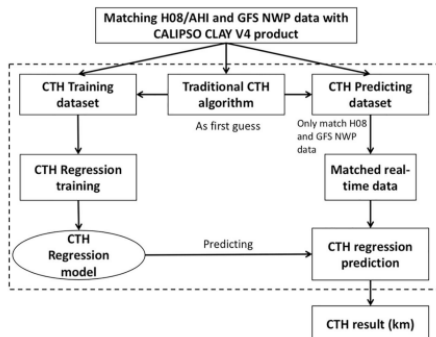


### 神经网络

(Minnis et al., 2016)



利用MODIS多光谱红外通道的辐射估计夜间不透明冰云COT, 估计值高达150, 相关系数高于69%



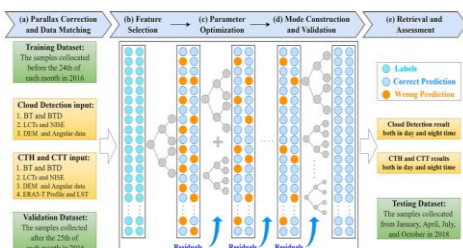
### K-nearest-neighbor; 支持向量机; 随机森林; 梯度提升决策树;

(Min et al., 2020)



利用先进的机器学习算法, 结合 H8/AHI 和 CALIPSO 来获得 CTH 比传统物理算法精度高。

COT: 云光学厚度; CTH: 云顶高度; CTT: 云顶气压; CBH: 云底高度; H8: Himawari-8; AHI: Advanced Himawari Imager; GOES-16: Geostationary Operational Environmental Satellite-R Series; ABI: Advanced Baseline Imager;

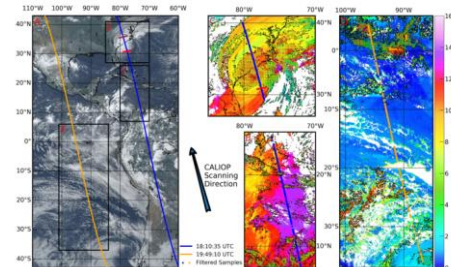


### XGBoost

(Yang et al., 2022)



利用H8/AHI红外数据, 通过XGBoost算法获得了东亚昼夜高时空分辨率的CTT和CTH。



### 梯度提升回归树

(Lin et al., 2022)



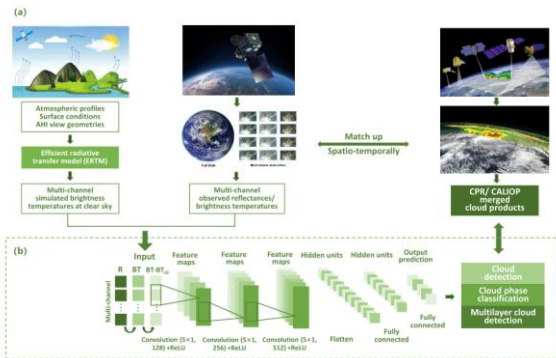
利用GOES-16/ABI观测数据中反演了日间云底高度, 以CALIPSO为标签, RMSE为1.14 km。

点到点的机器学习算法可以利用热红外辐射在白天和夜间进行云反演, 但会丢失很多周围云的空间结构信息



# 云反演研究进展及科学问题

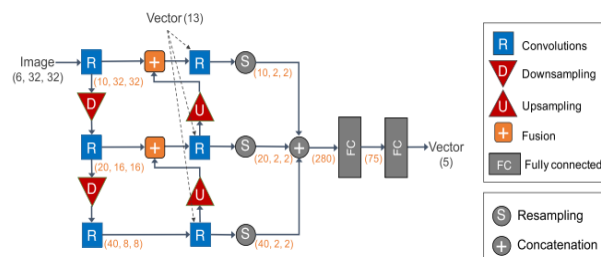
## 深度学习方法



### 深度神经网络 (点对点)

(Li W. et al. 2022)

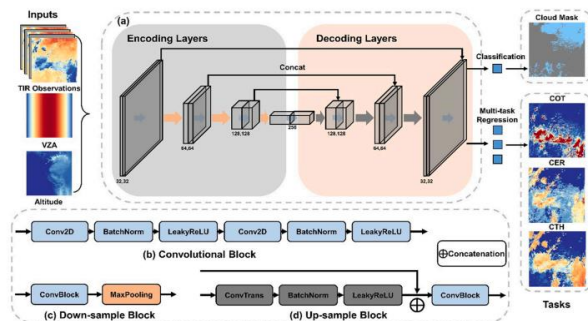
从H8/AHI多光谱观测辐射和模拟晴空辐射中获得全天候的**云检测**、**云相态分类**和**多层云检测**



### 深度神经网络 (面到点)

(Wang X. et al. 2022)

实现了H8/AHI红外亮温对东亚地区全天候**CTH**和**冰云COT**的反演，DNN模型将冰云COT估计值扩展到**200**，对高冰云COT>1的相对偏差约20%



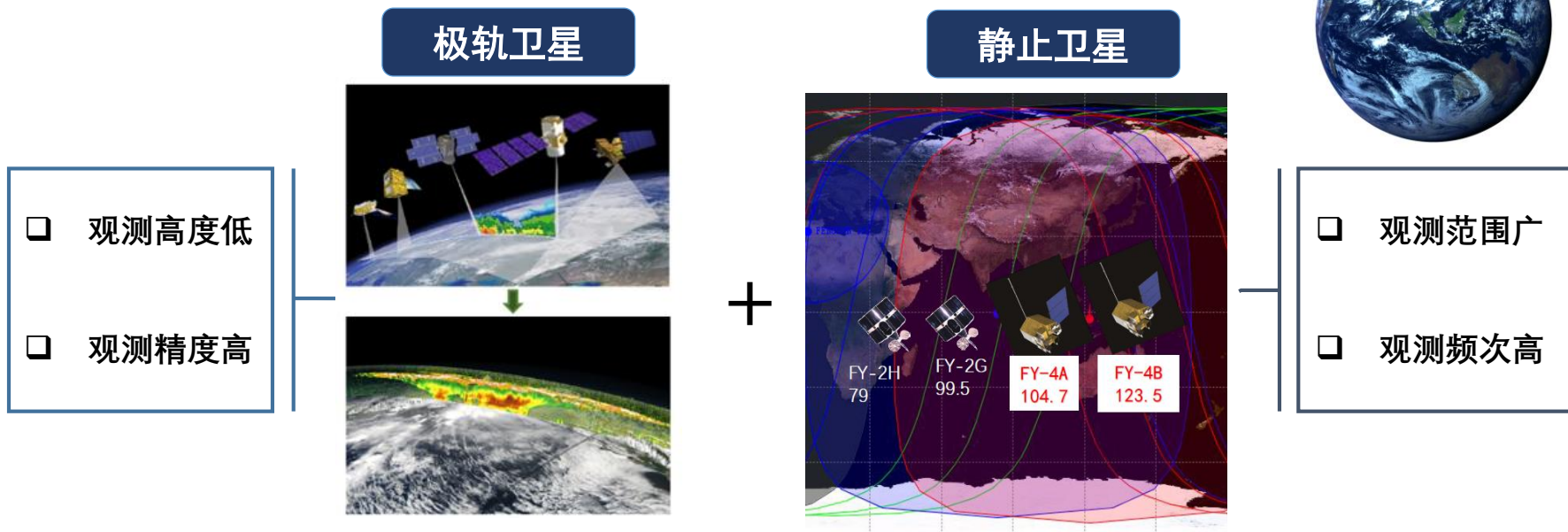
### 卷积神经网络 (面到面)

(Wang Q. et al. 2022)

利用MODIS热红外辐射得到了全天候的**云检测**，**CTH**、**CER**和**COT**产品，CER和COT产品在0-50 μm和0-30范围内具有可靠的精度

**面到面的深度学习模型**可以获取周围云的空间结构信息，但目前只应用在极轨卫星上，**无法在某个区域获取连续的云变化**

## ➤ 1. 结合静止卫星和极轨卫星观测优势



## ➤ 2. 采用面到面深度学习网络建立关系



从面的角度获取周围云的信息，  
弥补热红外辐射反演夜间厚云的缺陷

# 目录



**云反演背景介绍及科学问题**



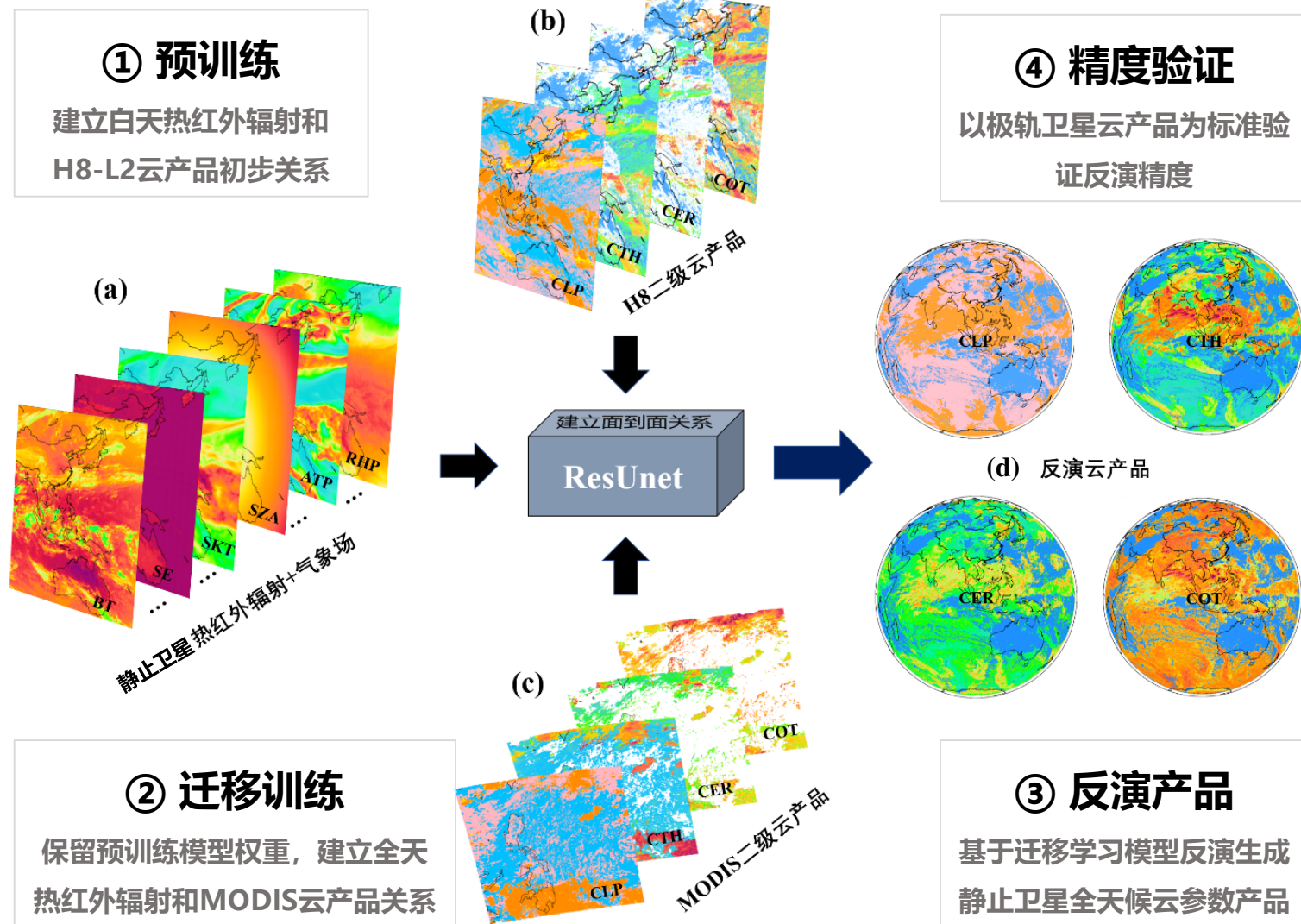
**静止卫星云参数反演**



**基于反演云产品的深对流识别**



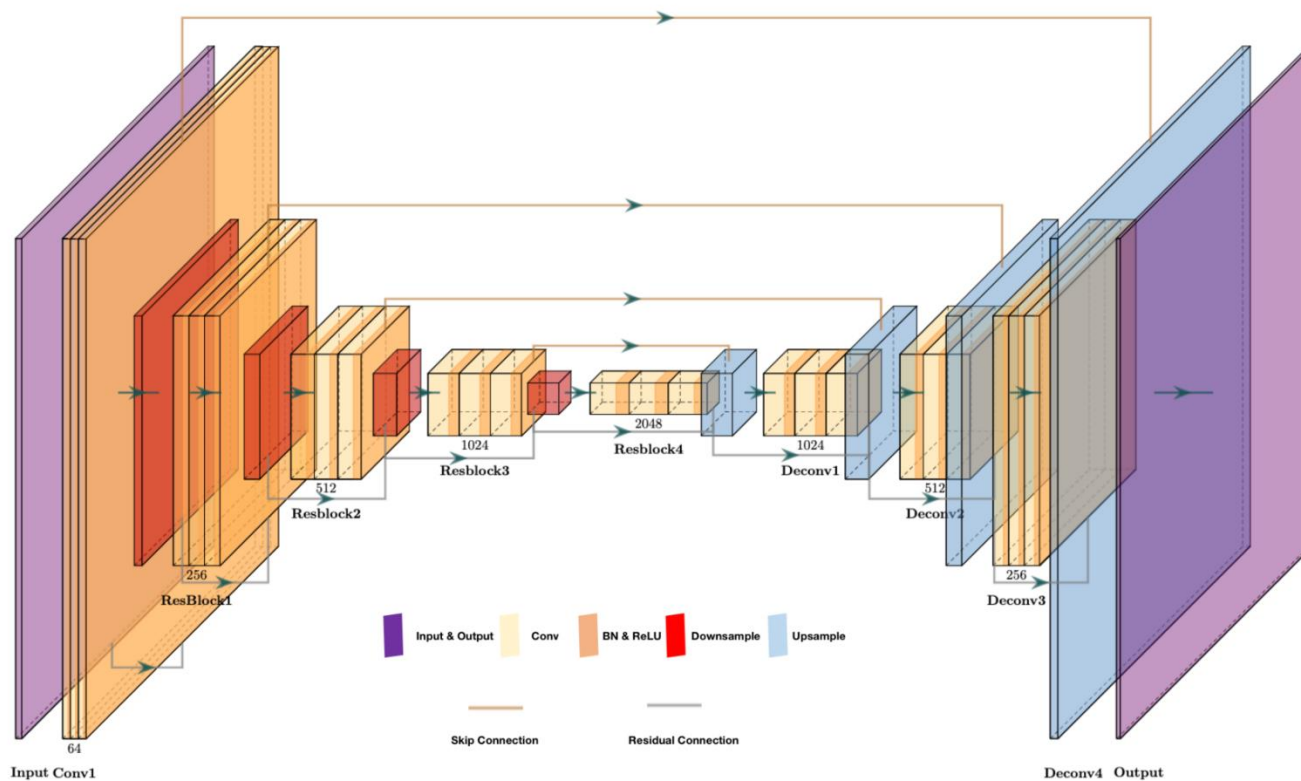
# 静止卫星云参数反演技术路线



## ◆ 面到面及全天候静止卫星云参数反演方法

# 深度学习ResUnet模型介绍

## ➤ ResUnet模型框架：语义分割网络(Unet)+残差神经网络(Resnet)

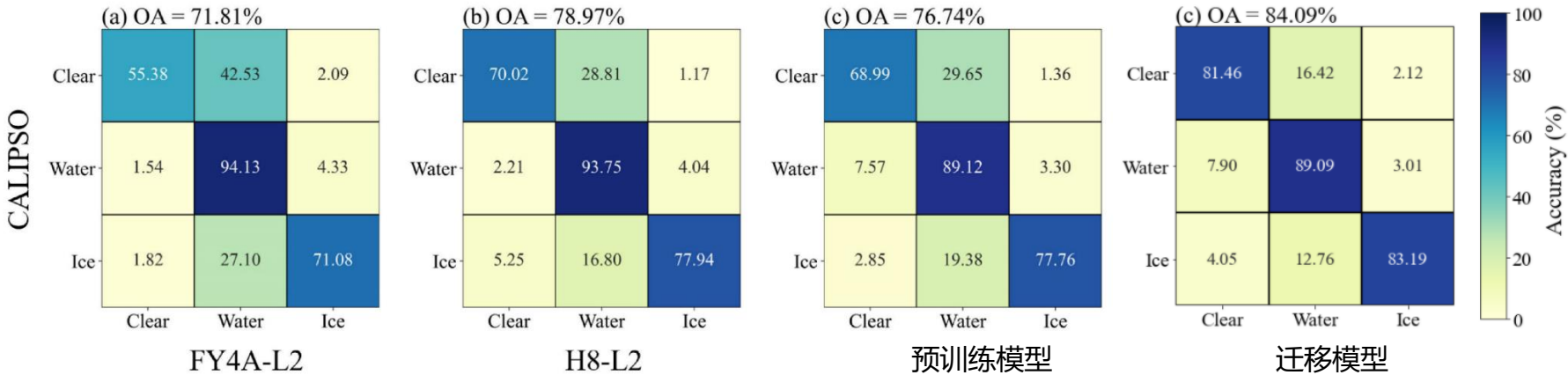


◆ 内部残差块的跳跃链接：缓解深度神经网络增加深度带来的梯度消失问题

# FY4A/AGRI 成像仪云相态反演

以CALIPSO云相态产品为标准

## ➤ 云相态识别混淆矩阵



## ➤ 云检测整体准确率

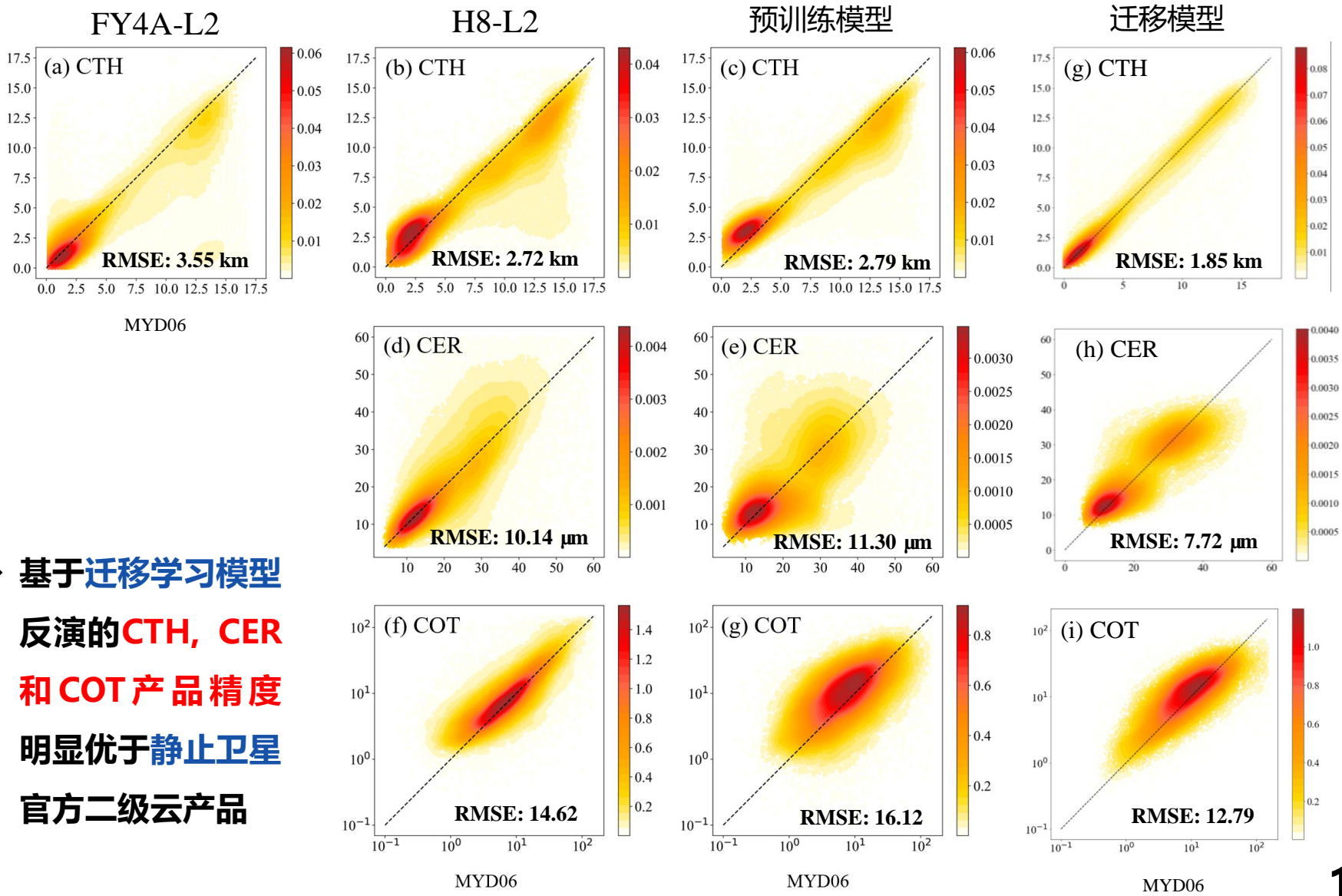
云检测	FY4A-L2	H8-L2	预训练模型	迁移模型
准确率	79.54%	84.57%	82.09%	88.12%

◆ 基于迁移学习模型反演的CLP产品在云相态识别和云检测方面明显优于静止卫星官方二级云产品

# FY4A/AGRI 成像仪云特性反演

## 云特性产品的联合概率密度分布

以MODIS云特性产品为标准

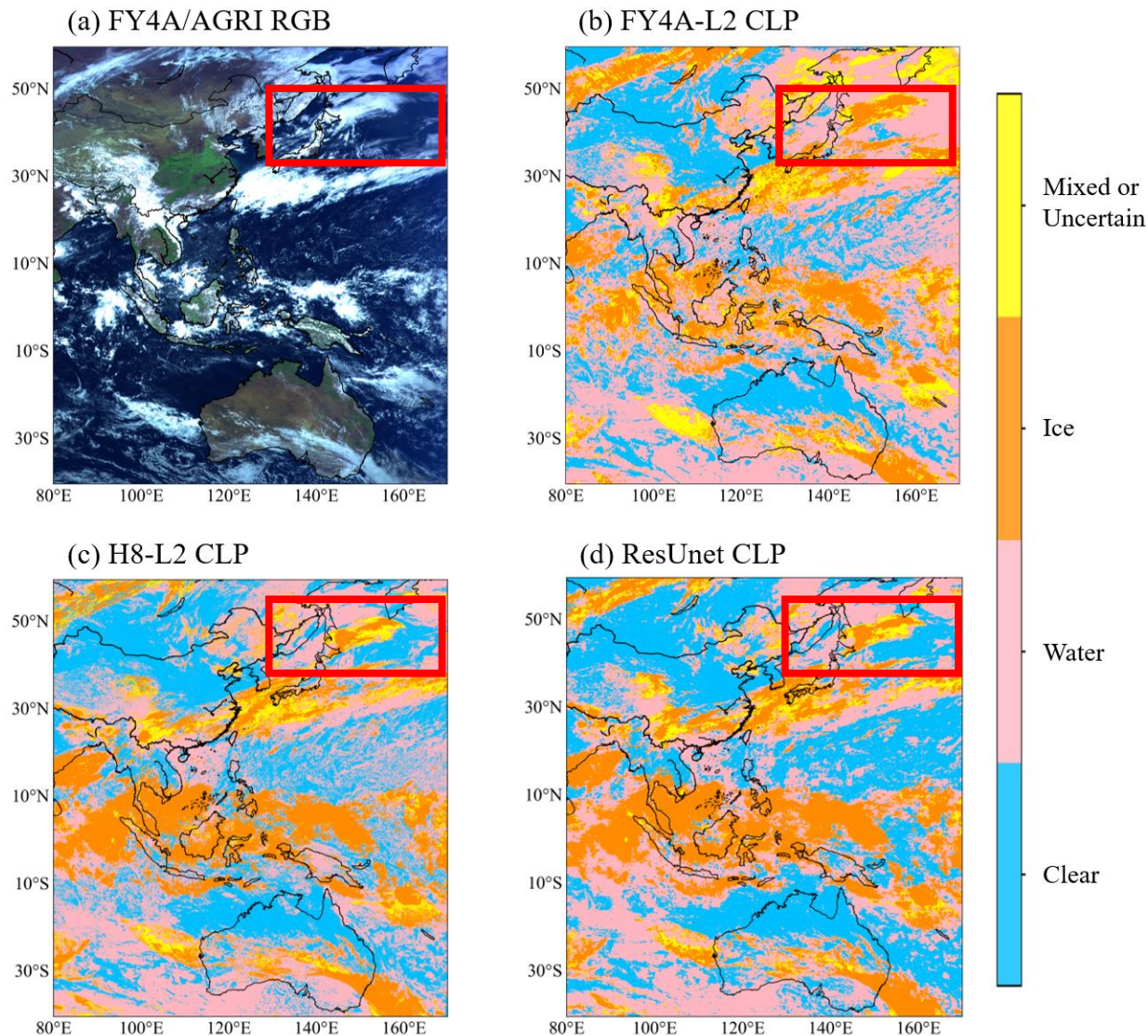


◆ 基于迁移学习模型反演的CTH, CER和COT产品精度明显优于静止卫星官方二级云产品



# FY4A/AGRI 预训练模型云反演个例展示

## ➤ 2020年04月26日 UTC\_04:00 云相态空间分布



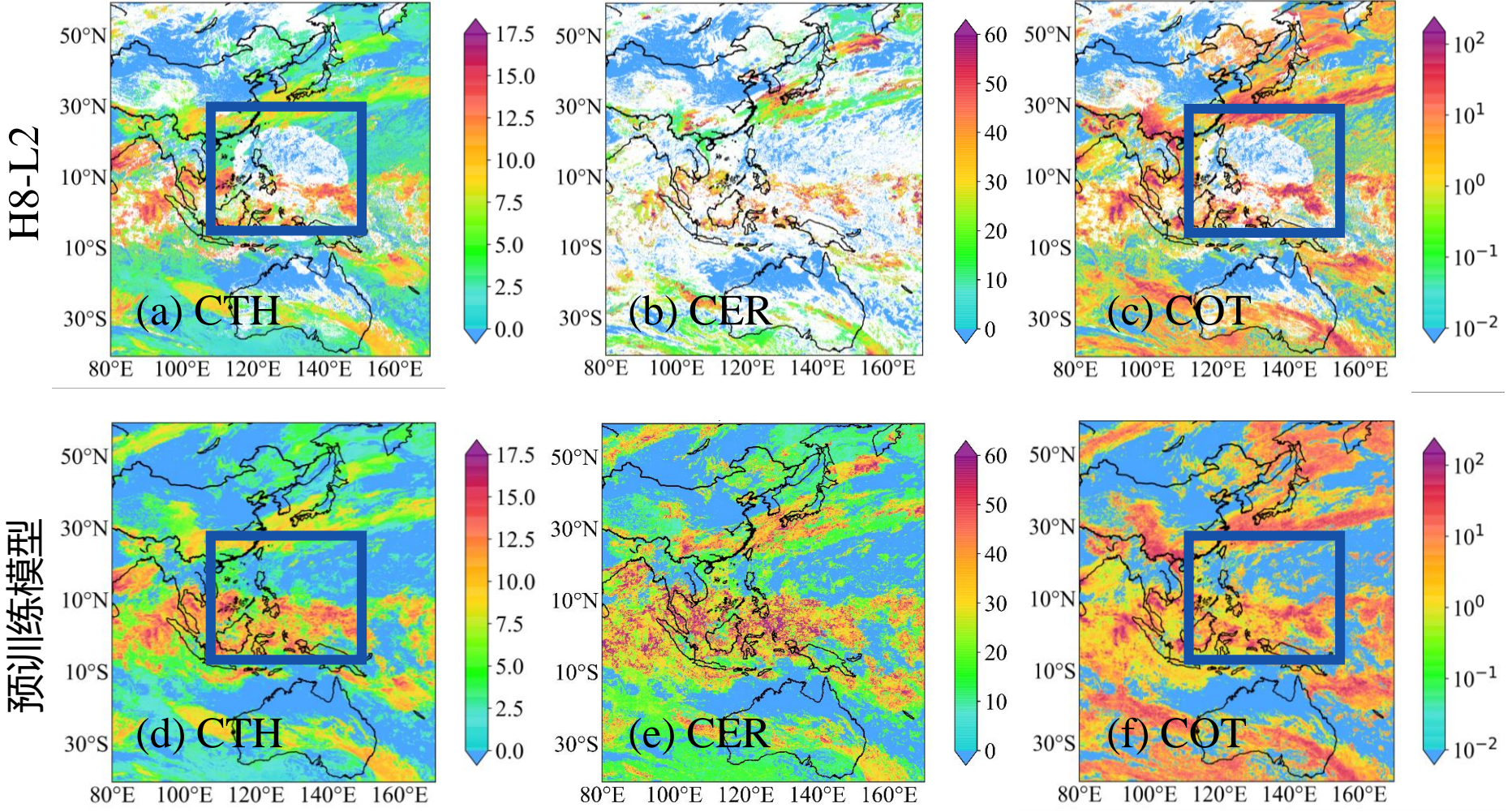
◆ 与RGB图像相比：  
H8-L2和预训练模型对  
应关系优于FY4A-L2

◆ 整体空间分布上：  
H8-L2和预训练模型的  
CLP有着较好对应关系



# FY4A/AGRI 预训练模型云反演个例展示

## ➤ 2020年04月26日 UTC\_04:00云属性空间分布



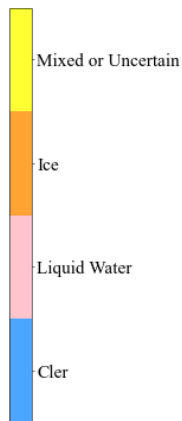
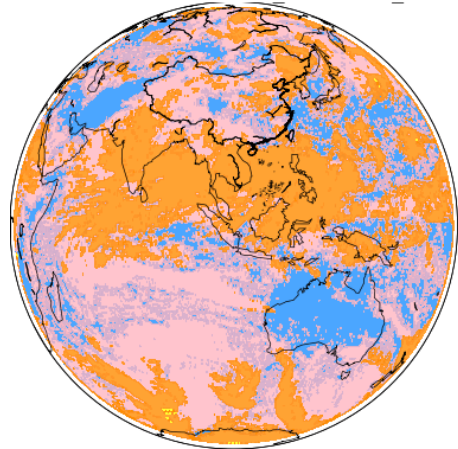
◆ 空间分布上：预训练模型与H8-L2具有较好对应关系，弥补太阳耀光区的云产品缺失



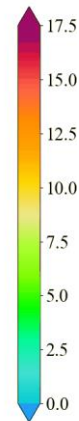
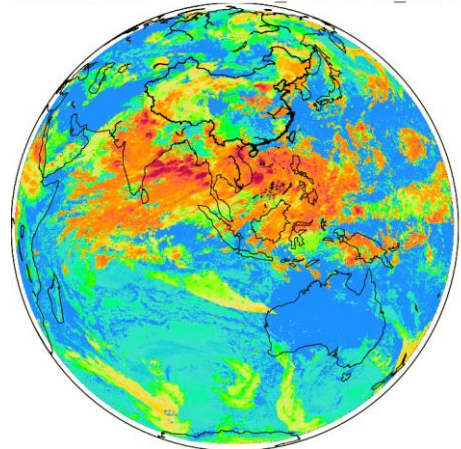
# FY4A/AGRI 迁移模型云反演个别展示

## ➤ 基于迁移模型的AGRI云反演产品

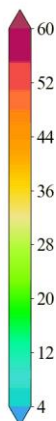
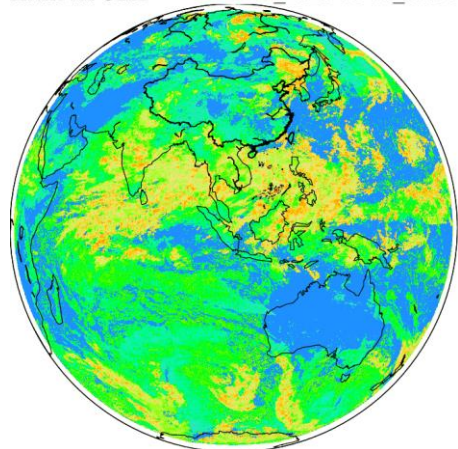
Retrieval CLP UTC\_2022-08-07\_00:00



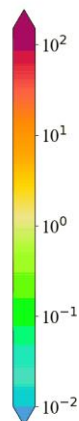
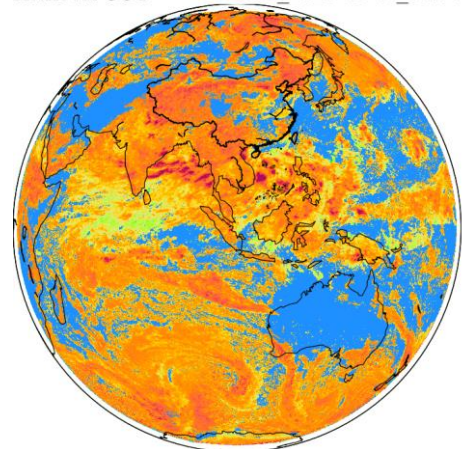
Retrieval CTH UTC\_2022-08-07\_00:00



Retrieval CER UTC\_2022-08-07\_00:00



Retrieval COT UTC\_2022-08-07\_00:00

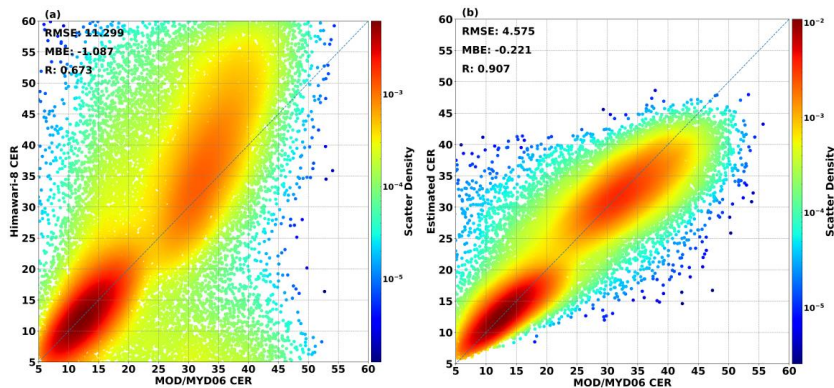


◆ 全圆盘；全天候；高频次；高效率

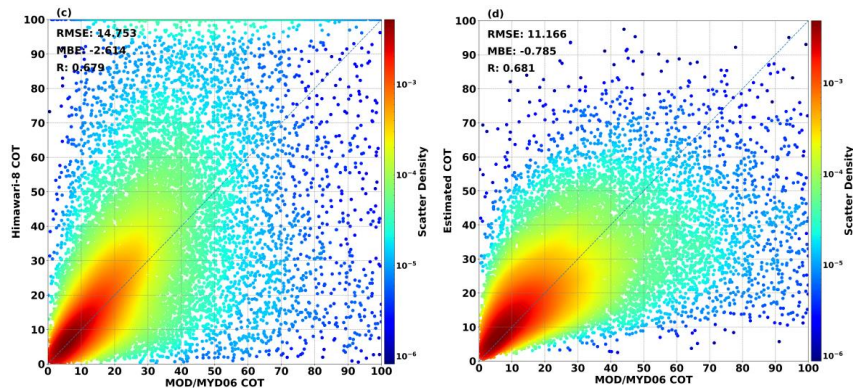
# Himawari-8/AHI 成像仪云特性反演

## ➤ 云特性产品的联合概率密度分布

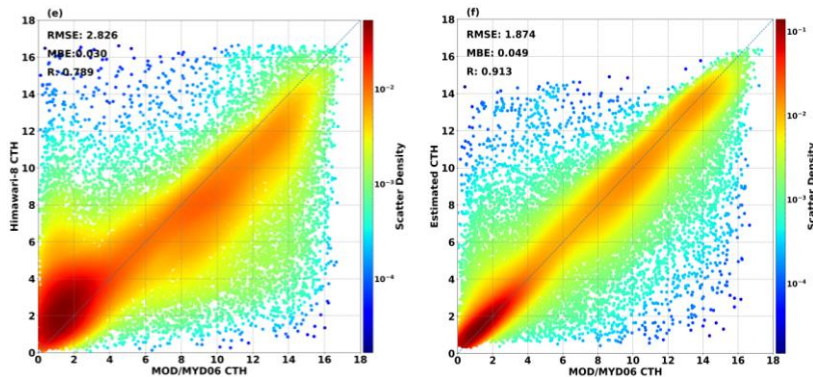
以MODIS云特性产品为标准



CER 精度评估



COT 精度评估



CTH 精度评估

◆ 迁移模型反演结果的精度高于Himawari-8官方云产品

# Himawari-8/AHI 成像仪云特性反演

## ➤ 云特性产品的评估

以CALIPSO和Cloudsat主动探测云产品为标准

CTH (0-18km)	RMSE	MAE
模型白天	1.73	1.10
模型夜间	2.58	1.51
H8 白天	2.48	1.73

COT (0-100)	RMSE	MAE
模型白天	15.34	9.92
模型夜间	16.85	10.81
H8 白天	23.16	11.05

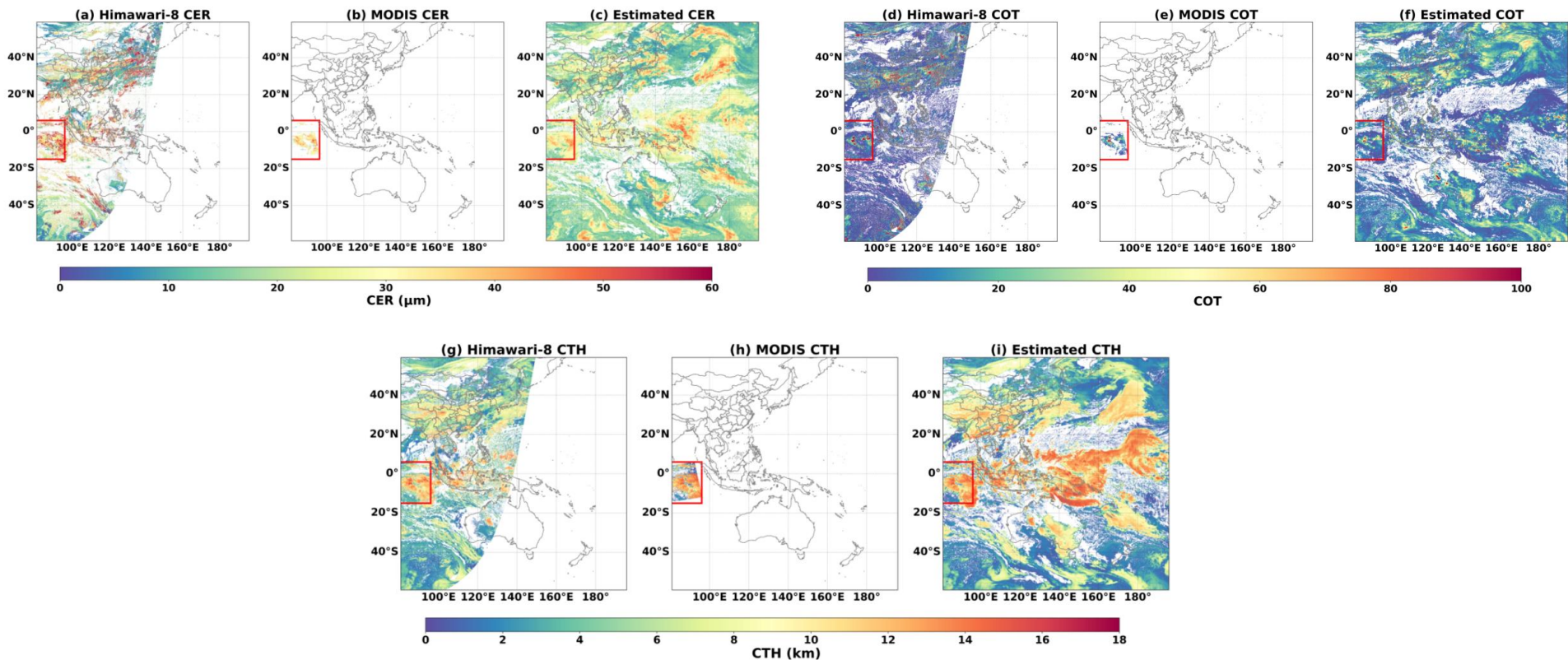
CER (0-60 $\mu$ m)	RMSE	MAE
模型白天	11.18	7.87
模型夜间	12.64	9.12
H8 白天	14.81	10.67

◆ 迁移模型反演结果的精度均高于  
Himawari-8官方云产品



# Himawari-8/AHI 成像仪云特性反演

➤ 同一时刻下Himawari-8云产品、MODIS云产品以及ResUnet反演结果个例展示



迁移模型云产品的优点：填补夜间、精度高于Himawari-8



# 目录



**云反演背景介绍及科学问题**



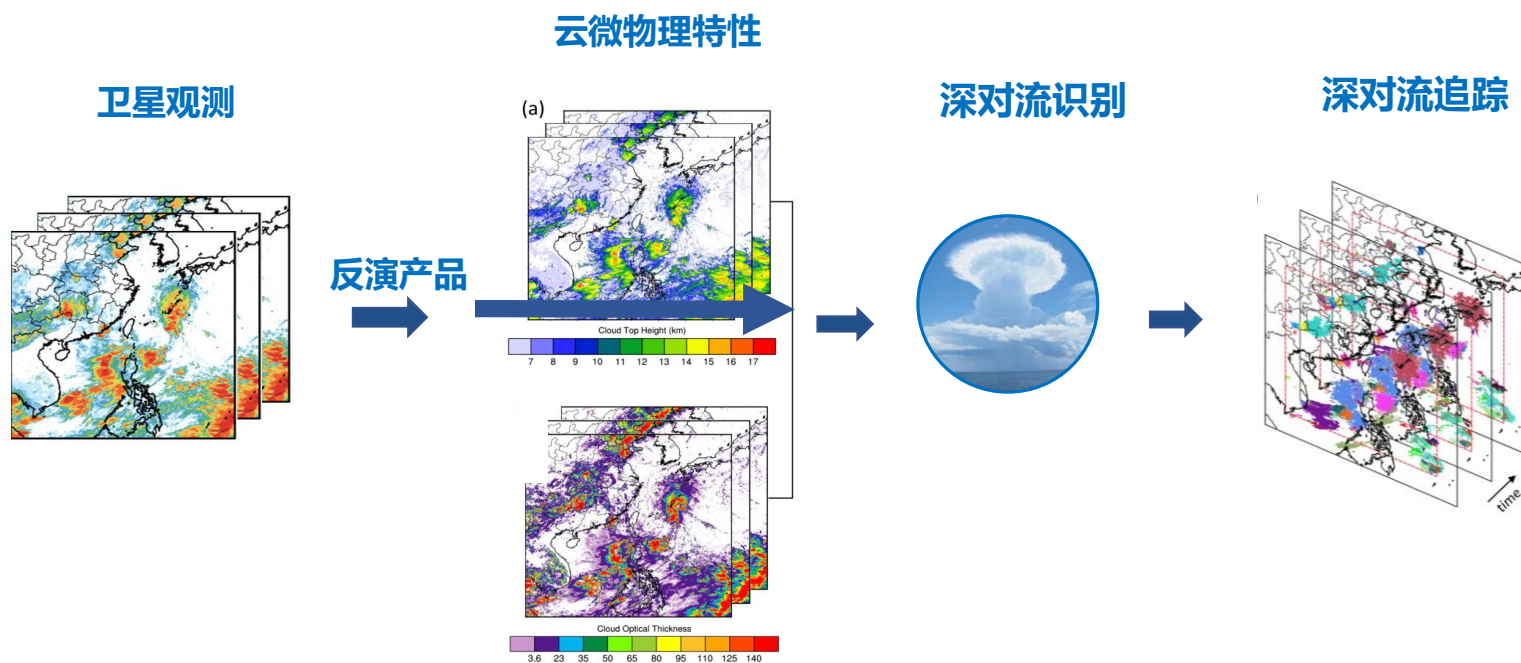
**静止卫星云参数反演**



**基于反演云产品的深对流识别**

# 基于静止卫星云产品的深对流识别和追踪

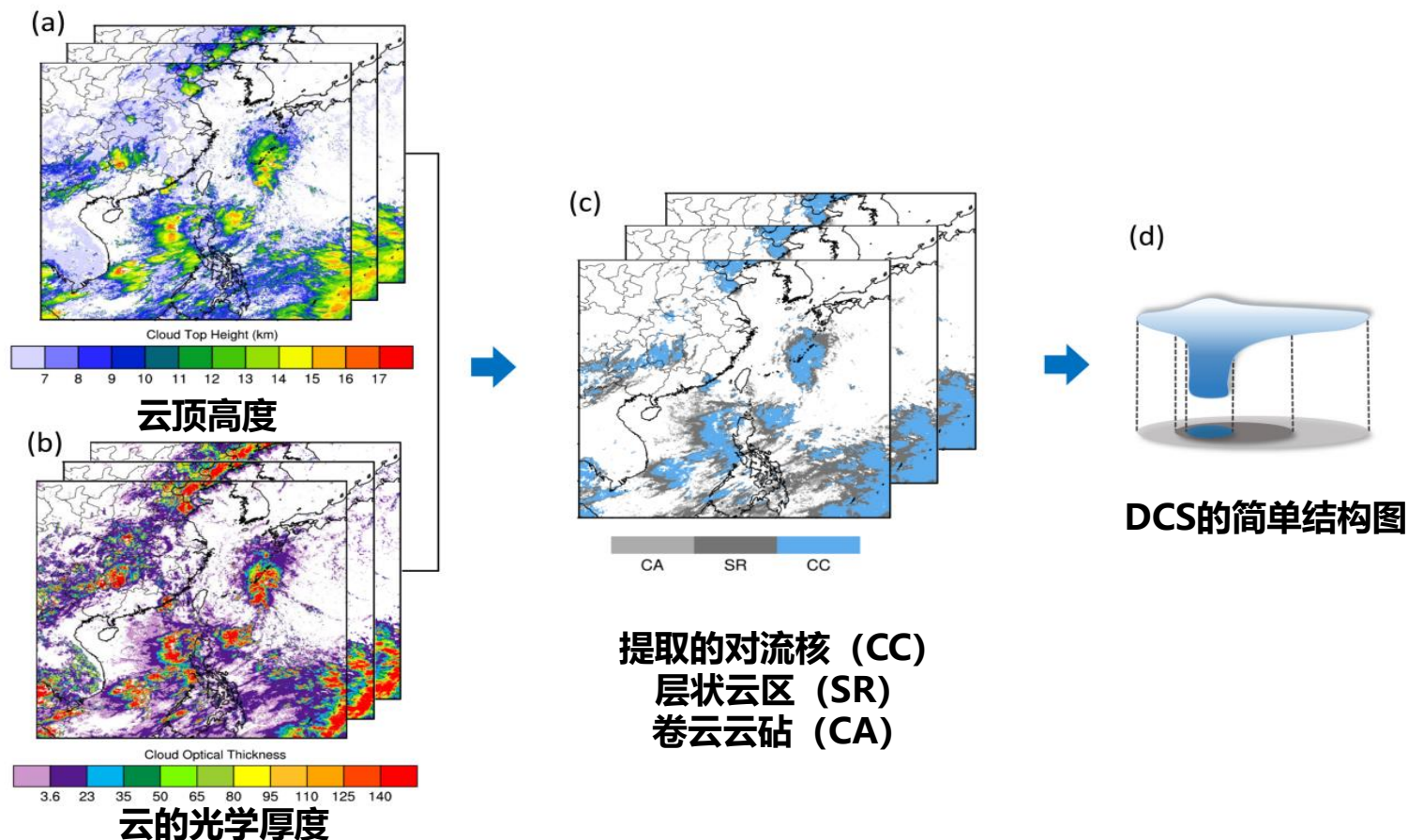
## ➤ 对流识别和追踪技术路线图



- ◆ 利用Himawari-8官方云反演产品，改进传统的基于观测亮温的DCS追踪算法，实现对深对流系统更精准的识别和追踪，并评估基于云微物理特性的DCS追踪算法的优势；

# 基于静止卫星云产品的深对流识别和追踪

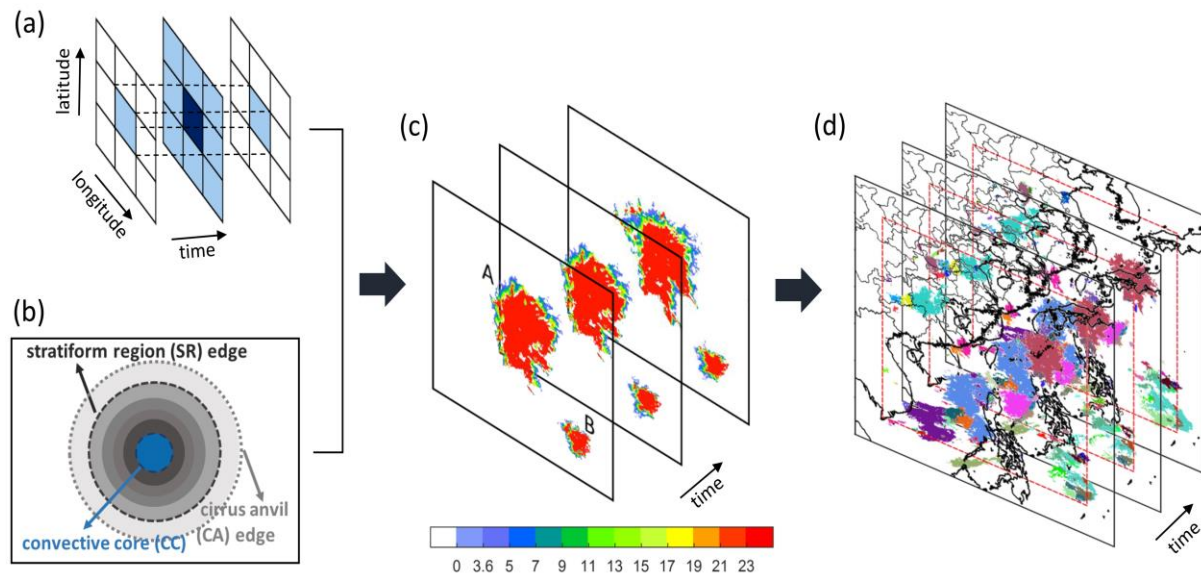
## ➤ 深对流 (DCS) 识别



- ◆ 根据ISCCP云分类标准，使用云顶高度阈值7km来提取高云。再根据云光学厚度阈值23和3.6，将高云进一步划分为深对流云（对流核），卷层云（层状云区），卷云（卷云云砧）。

# 基于静止卫星云产品的深对流识别和追踪

## ➤ 深对流 (DCS) 追踪



三维空间内探测深对流核并进行标记



基于区域生长法（迭代使用云光学厚度阈值），实现对DCS的追踪



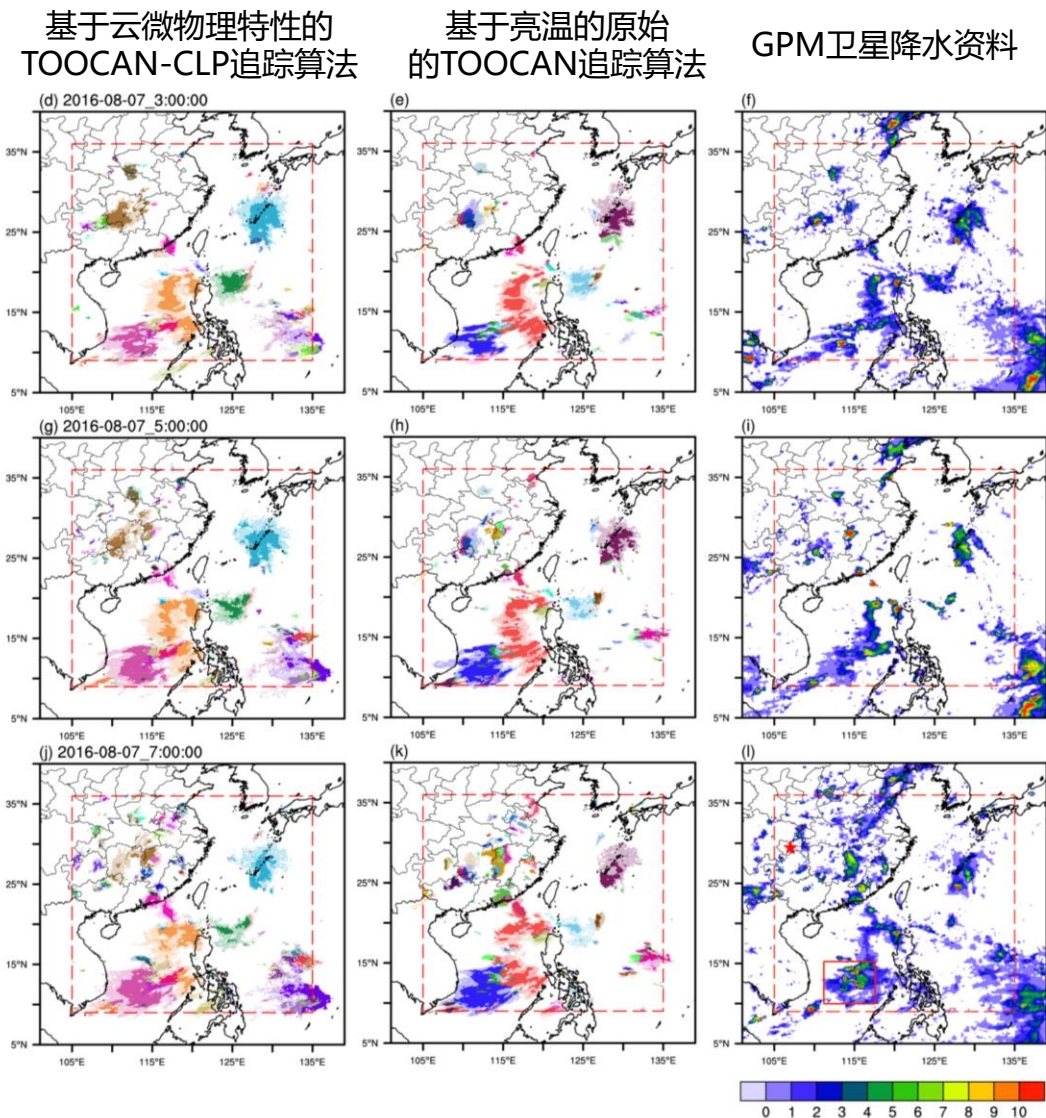
基于云微物理特性的 TOOCAN-CLP云追踪算法

◆ DCS追踪算法的核心是区域生长法，它能够模拟三维时空内的对流核生长成DCS的过程



# 基于静止卫星云产品的深对流识别和追踪

## ➤ TOOCAN-CLP追踪算法验证



◆ TOOCAN-CLP算法可有效地识别追踪到内陆地区新生的DCS

◆ TOOCAN-CLP算法探测的深对流核与降水范围具有更高的一致性



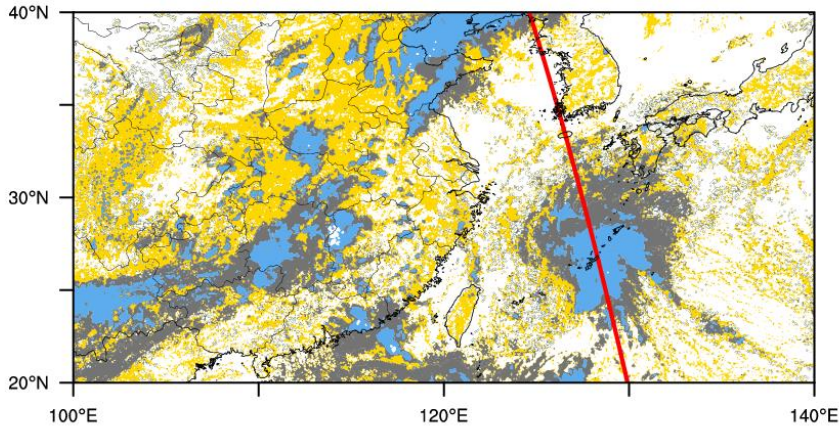
◆ TOOCAN-CLP算法可以消除局地大气和地表条件的干扰，直接反应云的状态，因而更适用于不同地区的不同大气环境



# 基于静止卫星云产品的深对流识别和追踪

## ➤ 不同云分类方法与CALIPSO卫星观测结果的对比

(a) Cloud type defined by AHI cloud product (2016-08-07 04:50)



(b) Cloud type defined by AHI cloud product



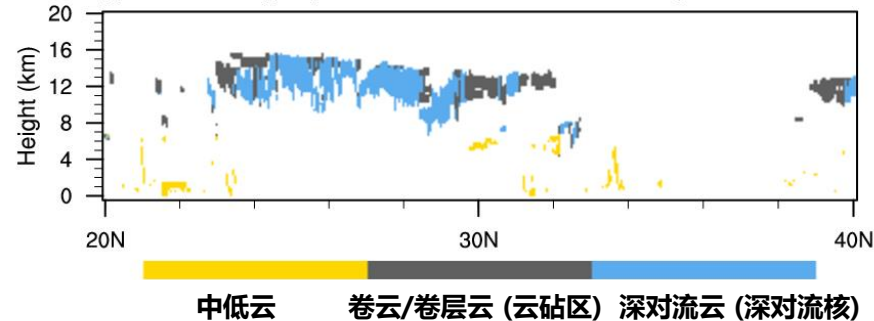
(c) Cloud type defined by split window algorithm



(d) Cloud type defined by single-band BT threshold

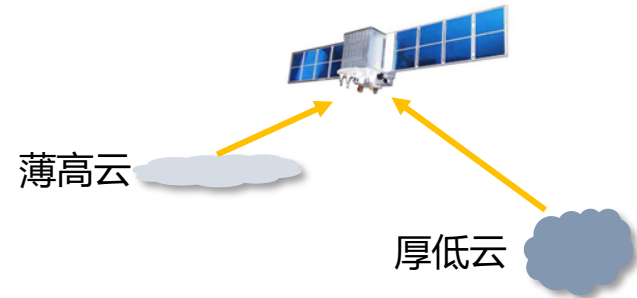


(e) CALIPSO cloud type (2016-08-07 04:52:42 to 2016-08-07 04:58:18)



### ◆ 由云产品定义的云类型:

1) 能够更有效区分高云 (深对流核、云砧) 和中低云, 这有助于深对流系统的识别。



2) 有效识别高度较低的深对流云

3) 有效区分深对流核和与其相连的云砧

[1] Wenwen Li, Feng Zhang\*, et al., 2020: The semi-diurnal cycle of deep convective systems over Eastern China and its surrounding seas in summer based on an automatic tracking algorithm, *Climate Dynamics*. <https://doi.org/10.1007/s00382-020-05474-1>.

[2] Wenwen Li, Feng Zhang, et al., 2021: Cloud detection and classification algorithms for Himawari-8 imager measurements based on deep learning, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1-17. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3153129>.

[3] Zhijun Zhao, Feng Zhang\*, et al., 2023: Cloud identification and properties retrieval of the Fengyun-4A satellite using a ResUnet model, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3252023>.

[4] Jingwei Li, Feng Zhang\*, et.al., 2023: Transfer-learning-based approach to retrieve the cloud properties using diverse remote sensing datasets, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*.

[5] XUAN TONG, Jingwei Li, Feng Zhang\*, et.al., 2023: The deep-learning based fast efficient nighttime retrieval of thermodynamic phase from AHI, *Geophysical research letters*,.