第十章：计算机技术助力大气科学发展

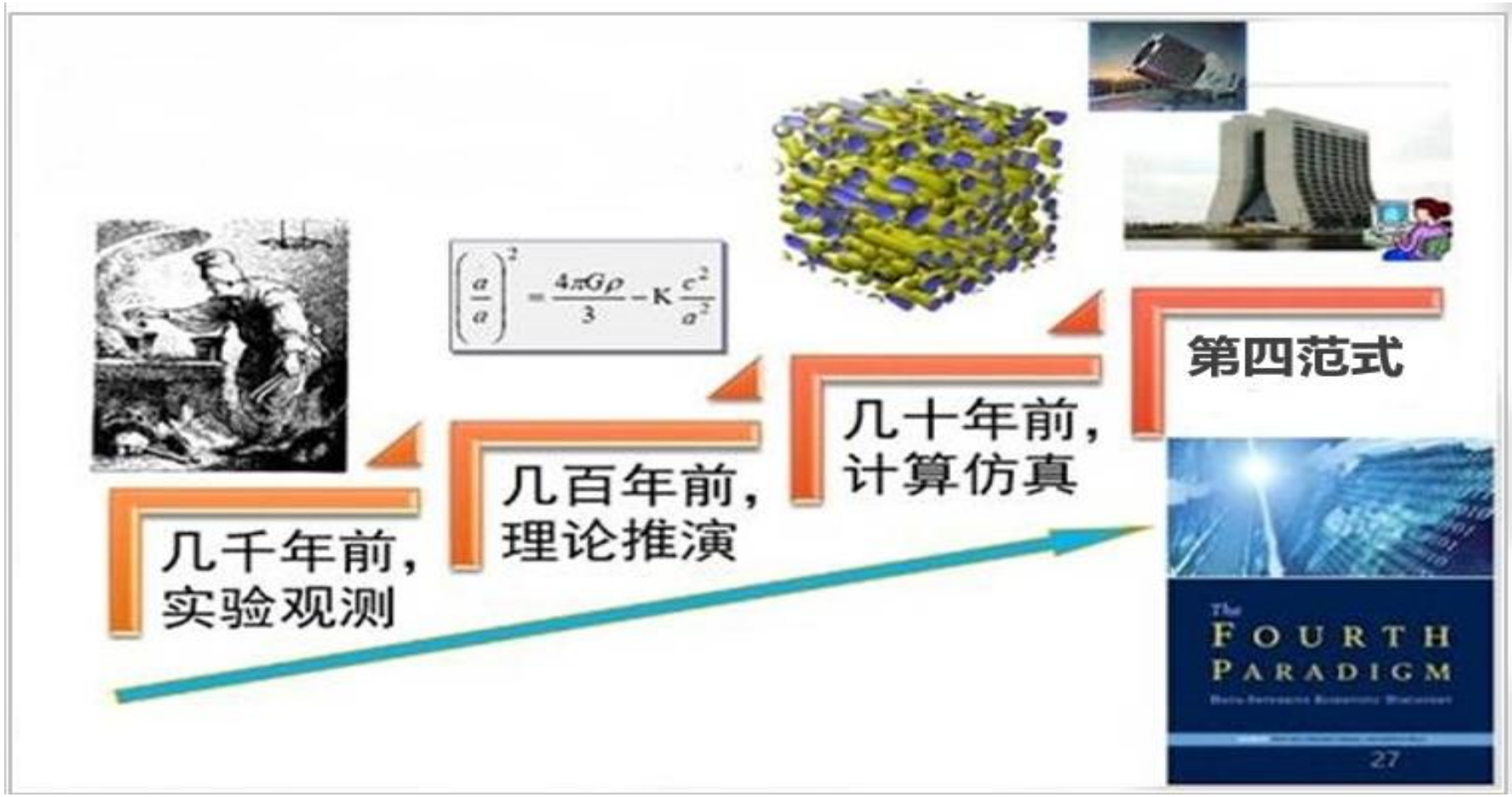
Jintai Lin 林金泰
Dept. of Atmospheric & Oceanic Sciences, School of Physics

linjt@pku.edu.cn
https://www.pku-atmos-acm.org/

课件改编自俞妍老师课件

科学范式

大气科学作为一门研究复杂系统的学问，其发展历程见证了科学范式的变化



https://www.ccf.org.cn/Media_list/cncc/2022-11-30/779875.shtml

很久很久以前，天气预报靠的主要是预报员

孔明夜观天象



看天气图预报天气走势

经验（统计）



随之而来的是气象理论和模型

1900s 大气科学作为物理学科的分支，开始于局地天气观测，试作天气预报

Bjerknes（1904）提出天气预报是一组数学物理方程的初始值问题

1910s 美国发布北半球气压和温度地面图，展示大尺度系统移动特征

1920s Bjerknes为代表的挪威学派提出气旋、锋面和气团学说；

因航空业需要，发展无线电高空探测

Richardson（1922）提出数值天气预报概念

1930-40s 欧美高空观测网建立（二维至三维），展示高空气流结构与地面气压系统关系

Rossby代表的芝加哥学派，高空急流和大气长波建模，开拓大尺度大气动力学

Sutcliffe（1947）导出地面系统发展与高空动力过程的诊断关系

Charney （1947）和Eady （1949）提出温带气旋斜压不稳定理论

郭晓岚（1949）发表能解释热带天气系统发展的正压不稳定理论

Charney等提出大气运动尺度理论，导出准地转大气运动方程，为滤波数值预报模式和多种近似奠定基础

1940s末 Neumann提出用计算机积分大气运动偏微分方程设想， 揭开了近代动力数值天气预报和动力气候预报序幕

1950- 数值模式：数值动力和概率预报 、数据同化系统、气候模式、地球系统模式。。。

Phillips（1956）发展二层模式

1960s Lorenz（1963），混沌理论和模拟

Smagorinsky和Manabe为首的GFDL耦合大气-海洋-陆面模式，产生气候动力学

天气学从对经验性描述逐渐走向动力和热力学诊断分析，促进天气学与大气动力学的结合

1970s 粗网格全球谱模式和细网格中尺度模式并行发展；在UCLA、FSU、PSU、CSU等大学诞生并完善模式

Anthes Warner提出即使用天气尺度常规资料作为初值条件也有可能预报出中尺度天气系统和现象的假设

1980s 短期数值预报逐渐成为天气预报技术的主流， 并超过概率统计预报的准确率

1990s- 理论和模式的精细化、复杂化、集合化、数据同化、准确化（？）

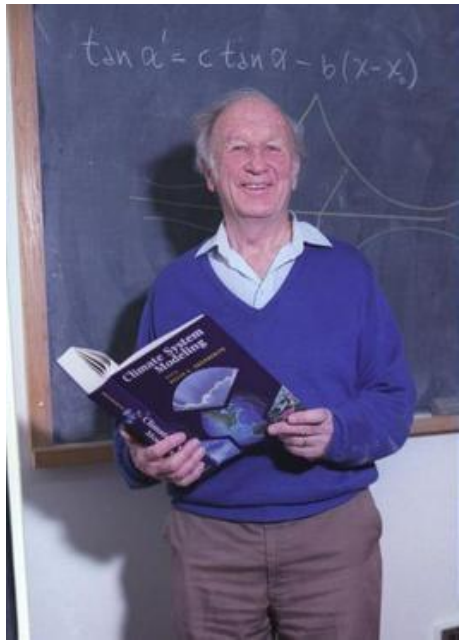
计算机发展：

- ✓ 1954，IBM 701，每秒10^3量级次
- ✓ 1980初，Cray-1，每秒10^9量级次
- ✓ 2000s，IBM SP，每秒10^{13}量级次
- ✓ 2025，El Capitan，每秒10^{18}量级次

张大林, 气象学报, 2005

混沌理论

1961年，MIT气象学系教授Edward Lorenz利用简化的大气对流模型，在“Royal McBee LGP-30”型真空管计算机上进行数值天气预报

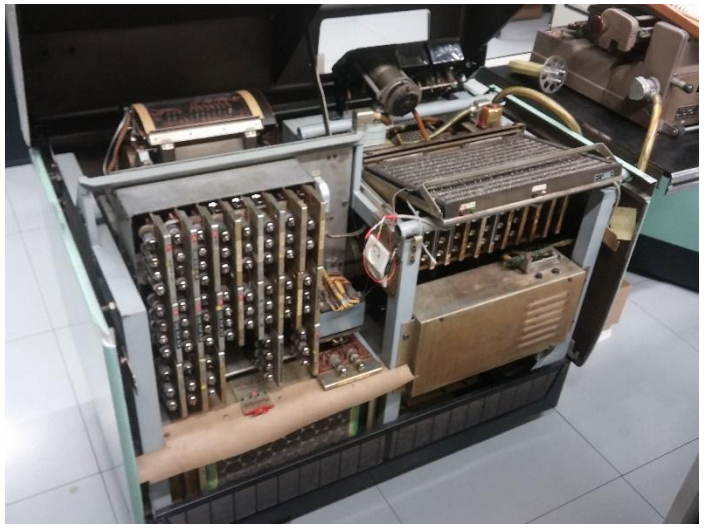


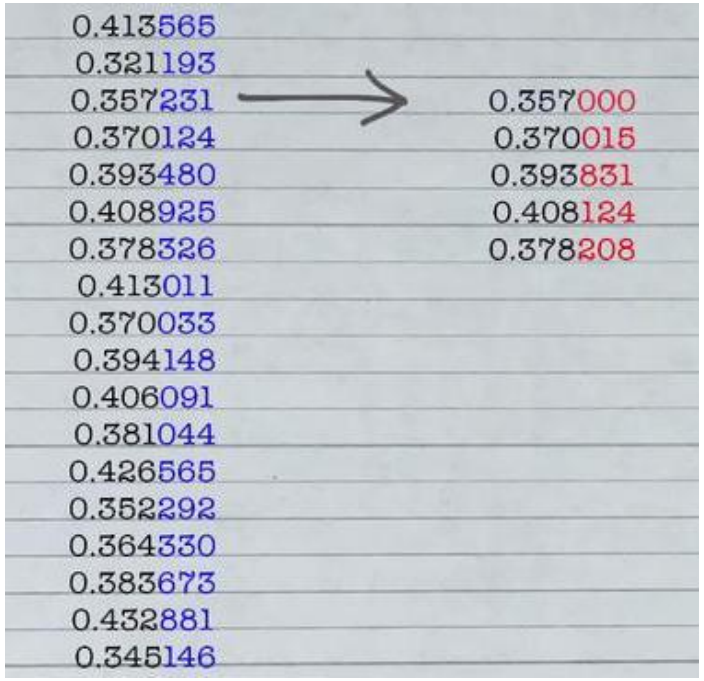
$$\frac{dx}{dt} = \sigma(y - x),$$

$$\frac{dy}{dt} = x(\rho - z) - y,$$

$$\frac{dz}{dt} = xy - \beta z$$

x: 正比于对流速率
y: 正比于上升和下沉流体的温度差
z: 正比于垂直温度梯度非线性程度
σ, ρ, β:各种参数

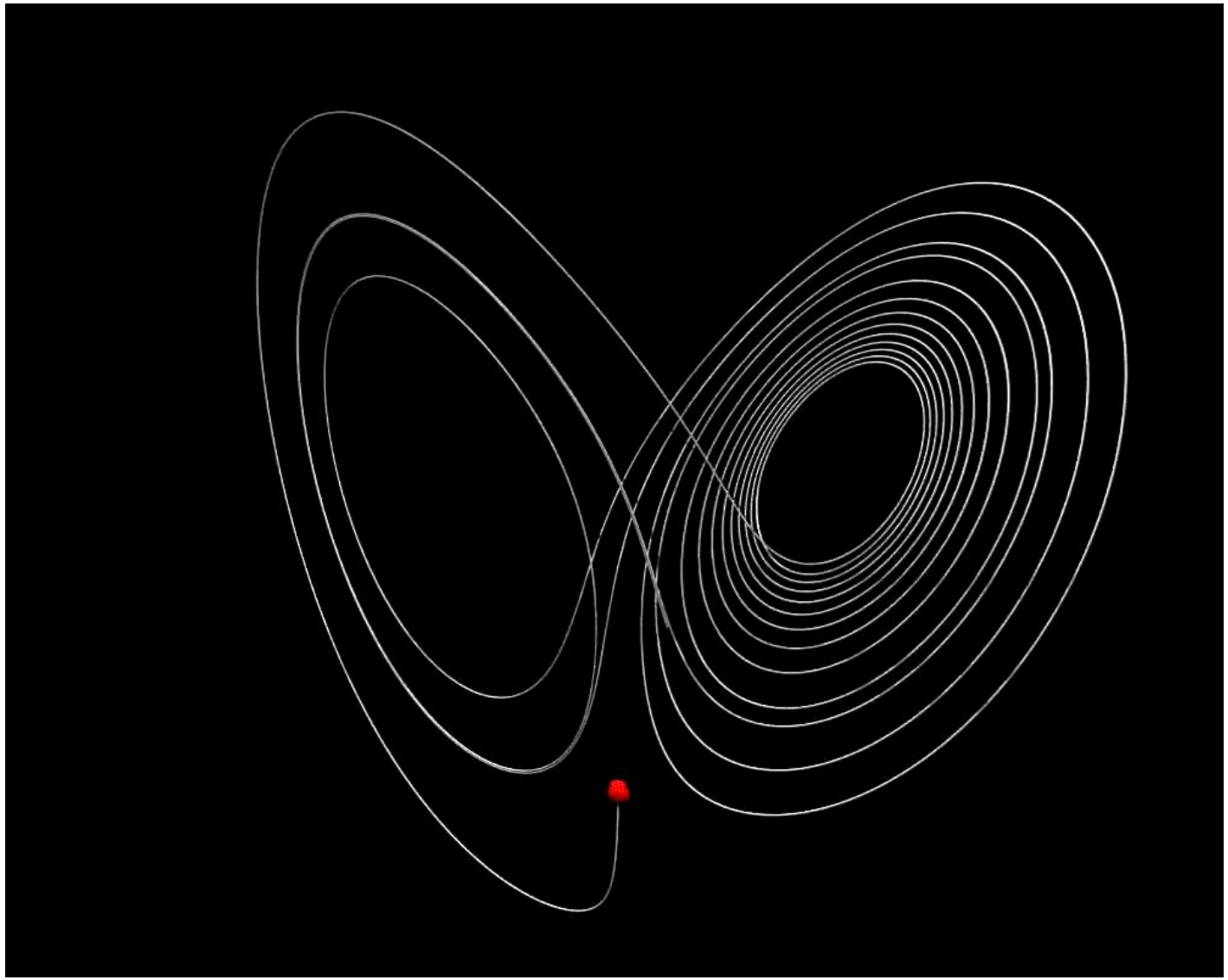




Lorenz, 1963

https://en.wikipedia.org/wiki/Lorenz_system

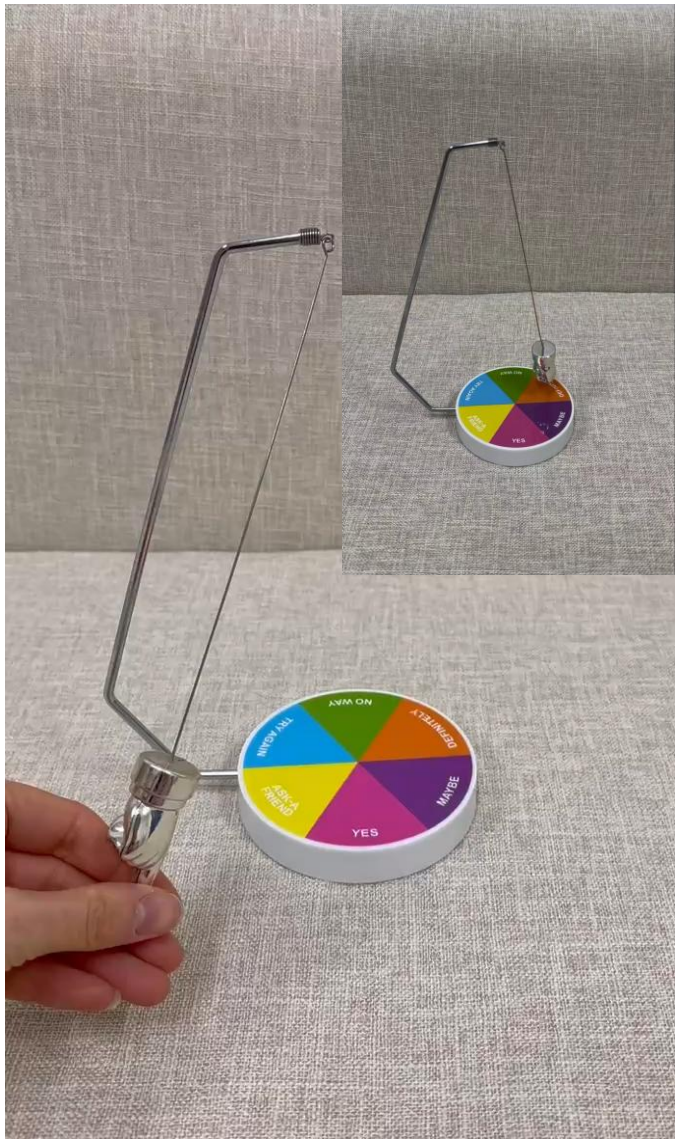
气象学中的混沌理论

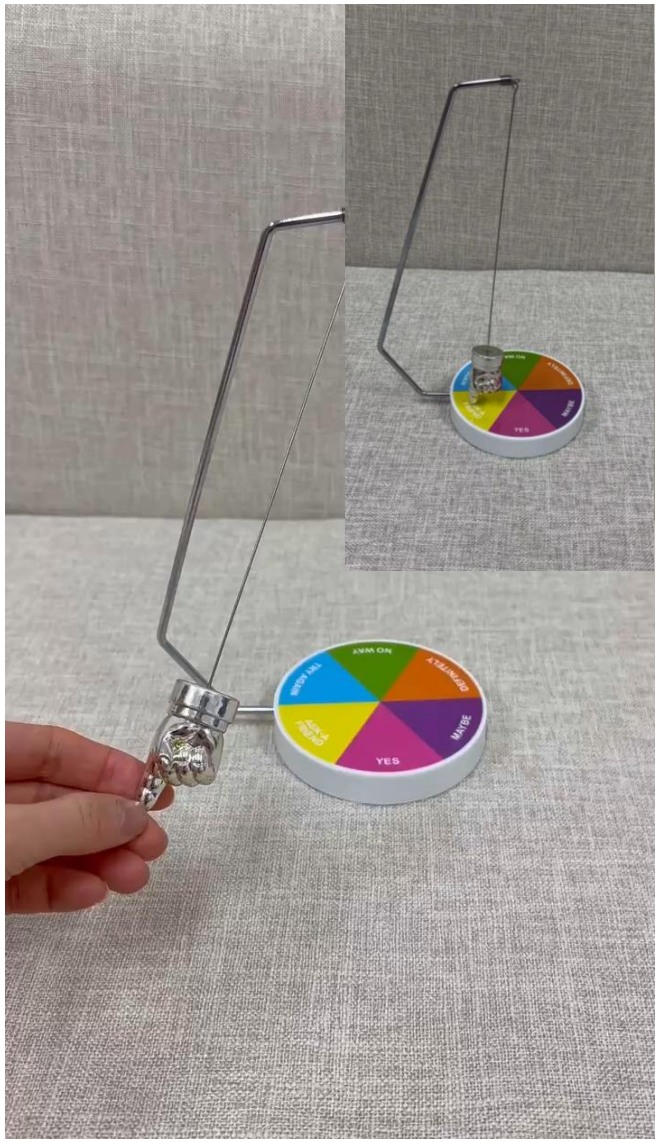


初始条件的微小变化会导致长期结果的巨大变化

- ✓ “蝴蝶效应”
- ✓ “失之毫厘，谬以千里”

初始条件的微小差异导致结果大不相同



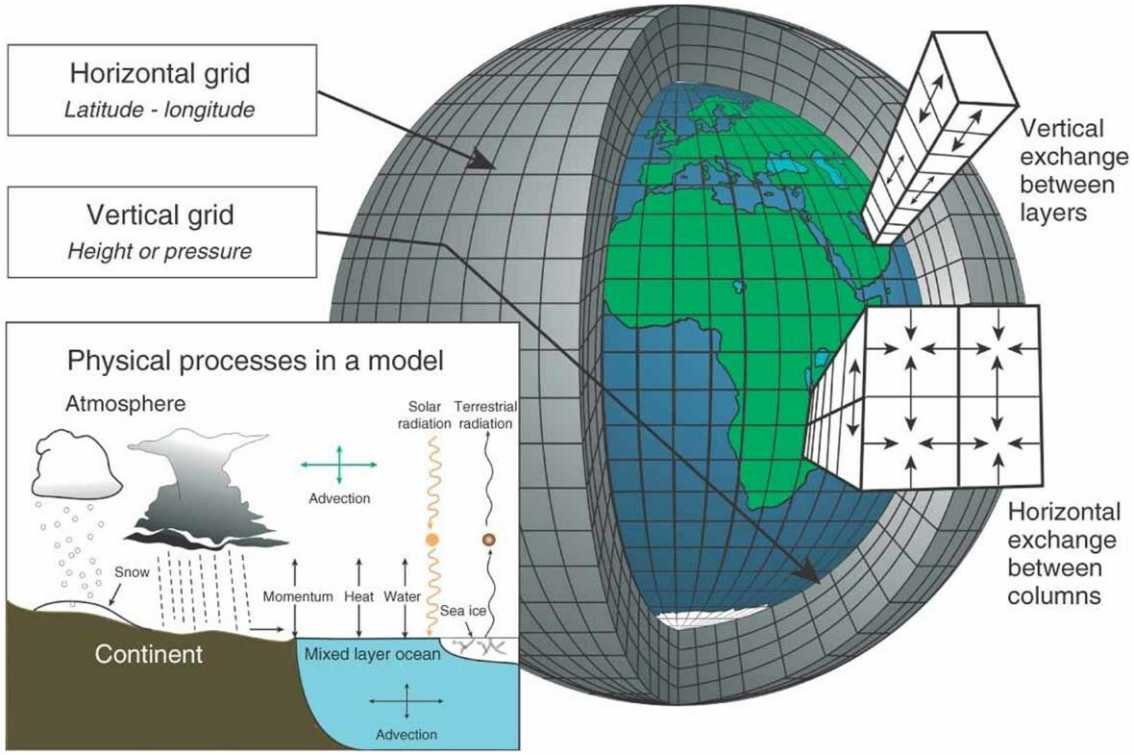


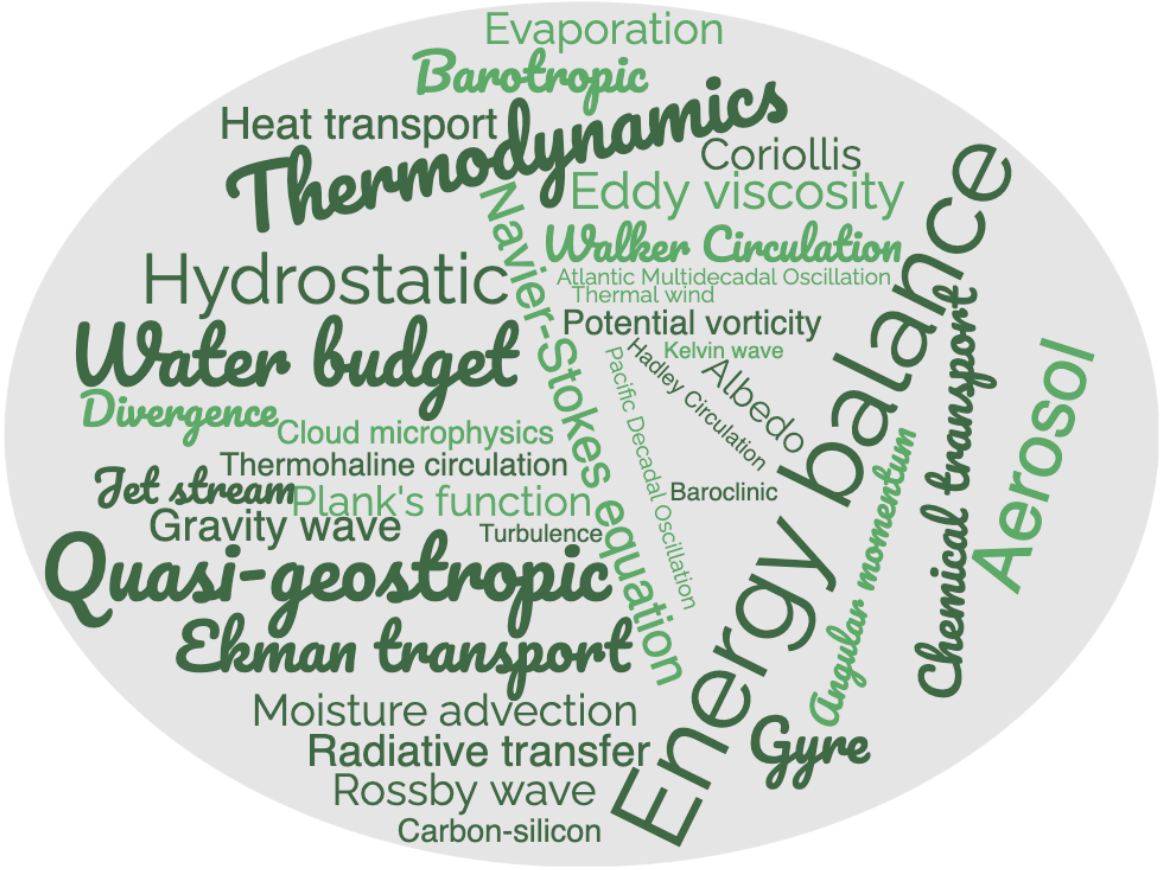
500次实验以后，指针停在各个区域内的频率大致相等



尽管初始条件近似，经过一段时间后，天气现象的出现几乎随机。

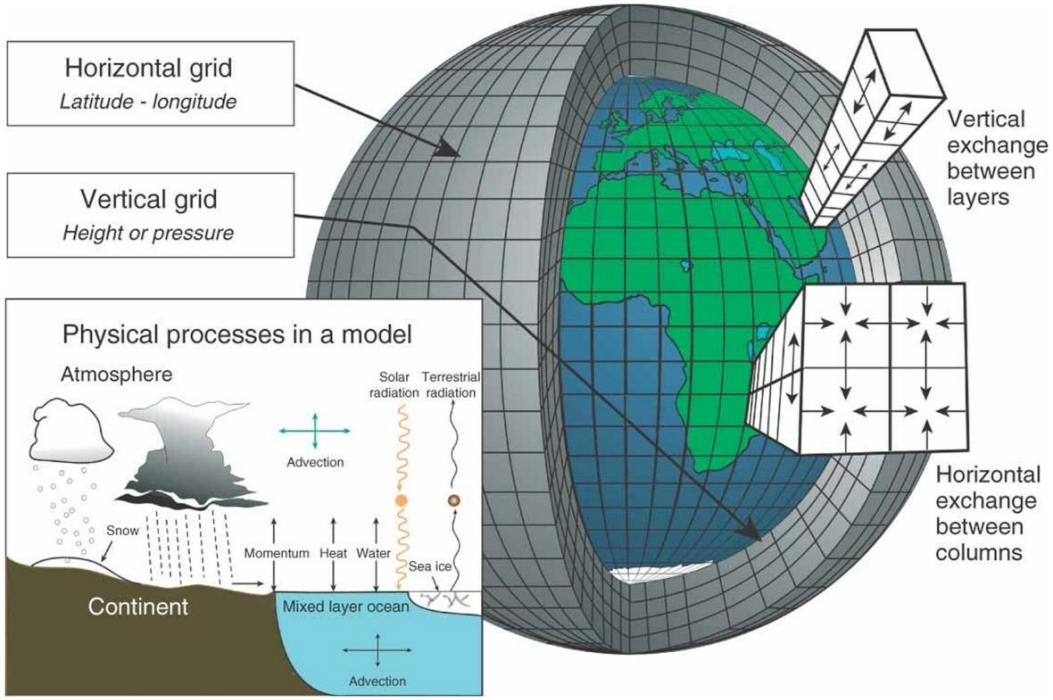
数值模式：天气预报、气候模拟、污染评估等





https://zh.wikipedia.org/wiki/%E6%95%B8%E5%80%BC%E5%A4%A9%E6%B0%A3%E9%A0%90%E5%A0%B1

数值模式是对真实地球系统过程的简化、离散求解



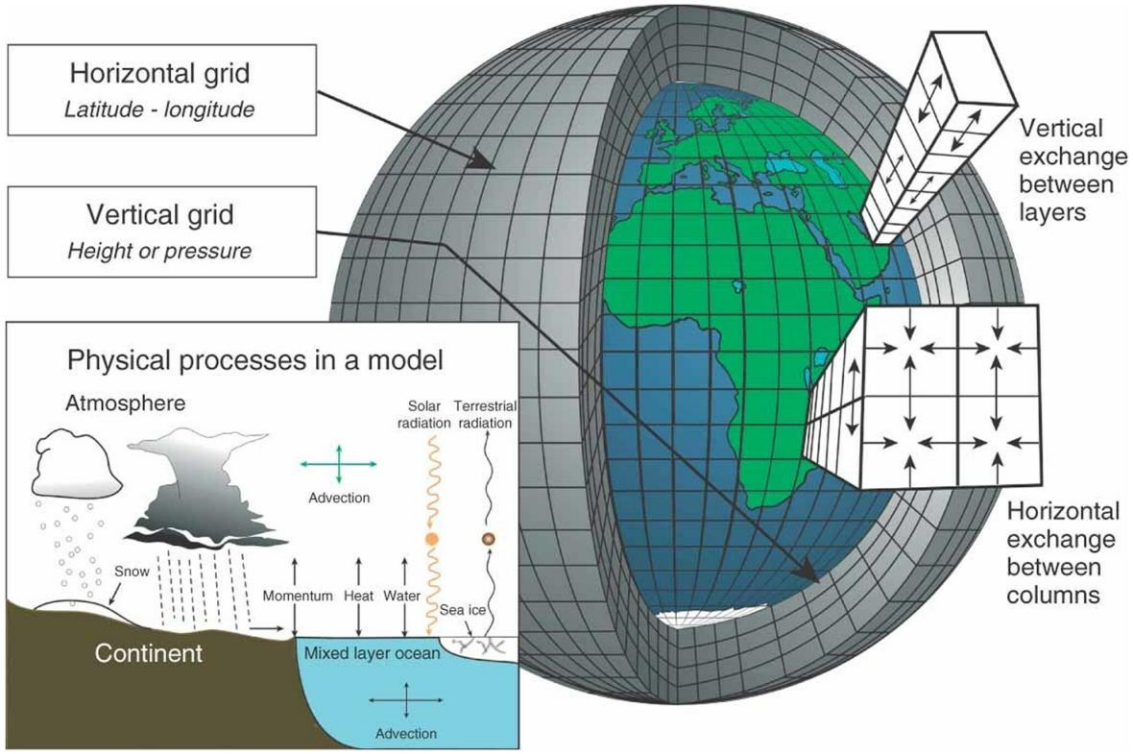
- 偏微分方程求数值解，例如，纳维-斯托克斯方程
- 不同时空尺度下，影响大气运动的不同外力的重要性不同
- 受限于计算能力，需要舍弃/简化某些尺度物理过程



气候模式

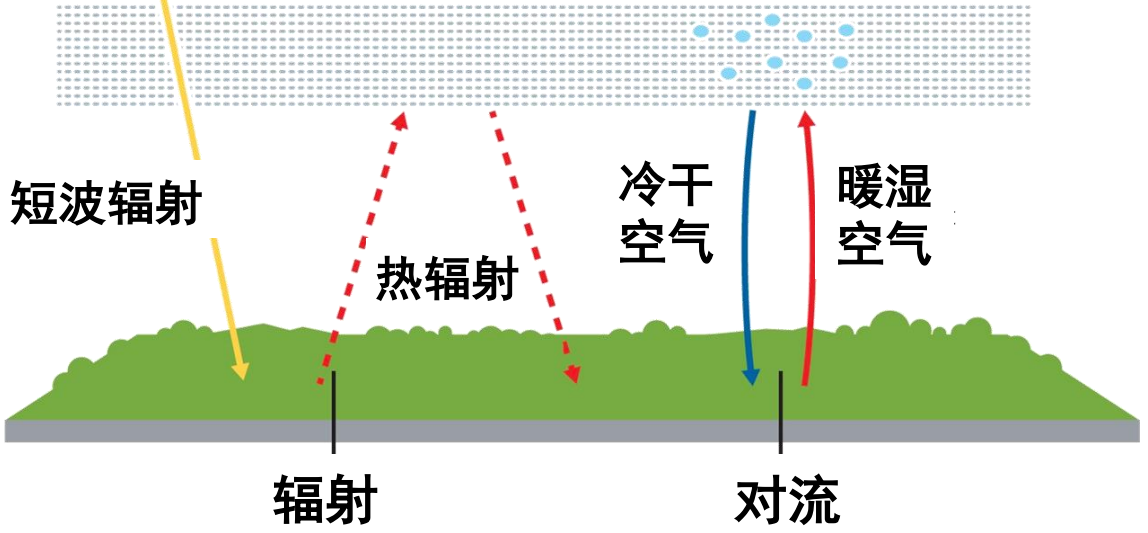
10,000 km　　10 km　　<1 mm

气候模式雏形：辐射对流平衡模型

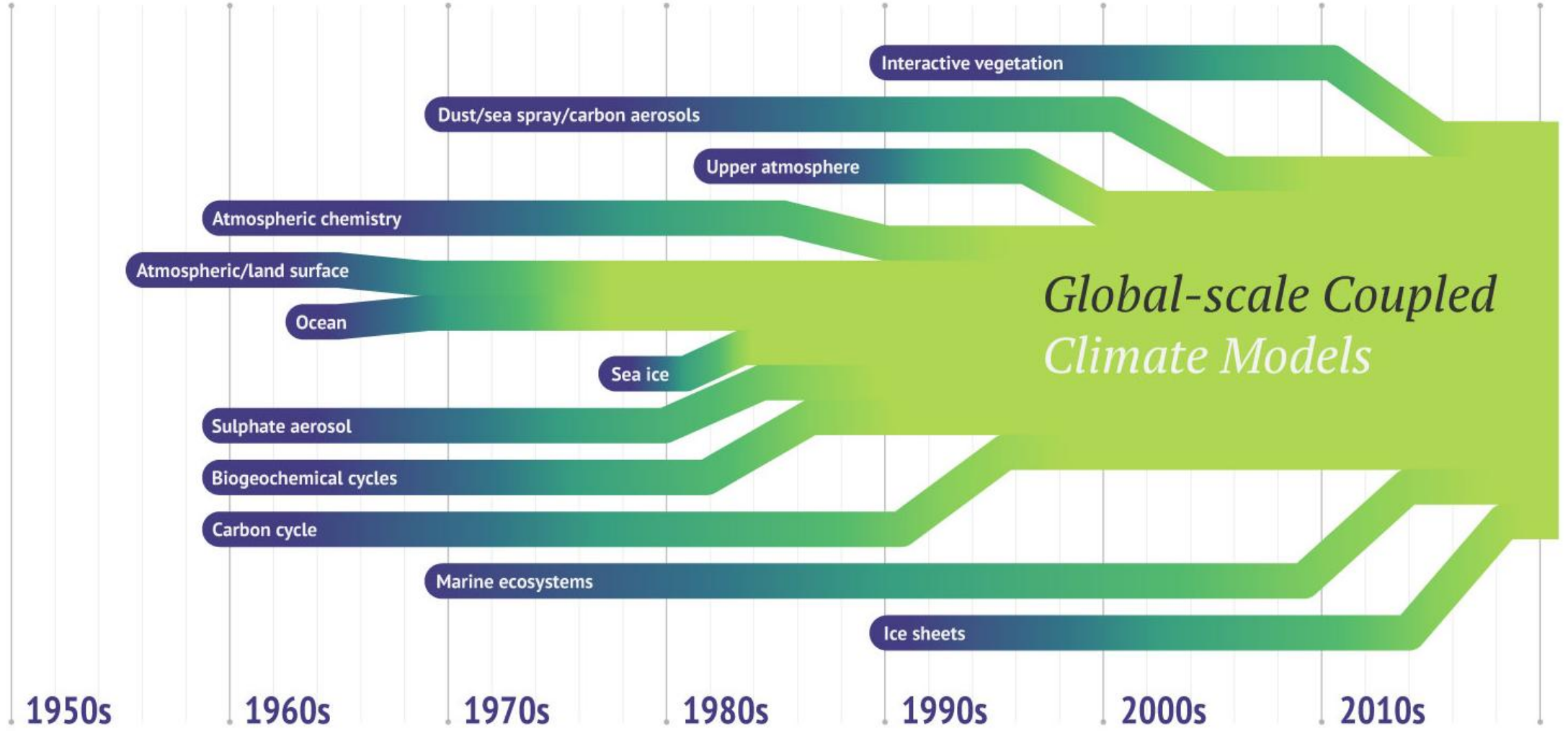




真锅淑郎
2021年诺贝尔物理学奖
“领导了地球气候物理模型的开发，展示了大气中二氧化碳含量的增加如何导致地球表面温度升高”



数值模式的发展


Interactive vegetation
Dust/sea spray/carbon aerosols
Upper atmosphere
Atmospheric chemistry
Atmospheric/land surface
Ocean
Sea ice
Sulphate aerosol
Biogeochemical cycles
Carbon cycle
Marine ecosystems
Ice sheets
Global-scale Coupled Climate Models
1950s
1960s
1970s
1980s
1990s
2000s
2010s

仅求解大尺度大气运动就已经十分复杂

静力平衡

$$\frac{\partial \Phi}{\partial p} = -\frac{RT}{p} \qquad d\Phi = gdz$$

水平运动

$$\frac{d\boldsymbol{V}(u,v)}{dt} = -\nabla\Phi - f\boldsymbol{k}\times\boldsymbol{V} + \boldsymbol{F_f}$$

质量守恒（连续性方程）

$$\frac{\partial \omega}{\partial p} = -\nabla\cdot\boldsymbol{V} \qquad \omega = \frac{dp}{dt}$$

能量守恒

$$\frac{dT}{dt} = \frac{\kappa T}{p}\omega + \frac{J}{c_p} \qquad \kappa = R/c_p$$

下边界条件（对质量守恒方程积分）

$$\frac{\partial p_s}{\partial t} = -(\boldsymbol{V}\cdot\nabla p\,)_s - \left(w\frac{\partial p}{\partial z}\right)_s - \int_0^{p_s}(\nabla\cdot\boldsymbol{V})dp$$

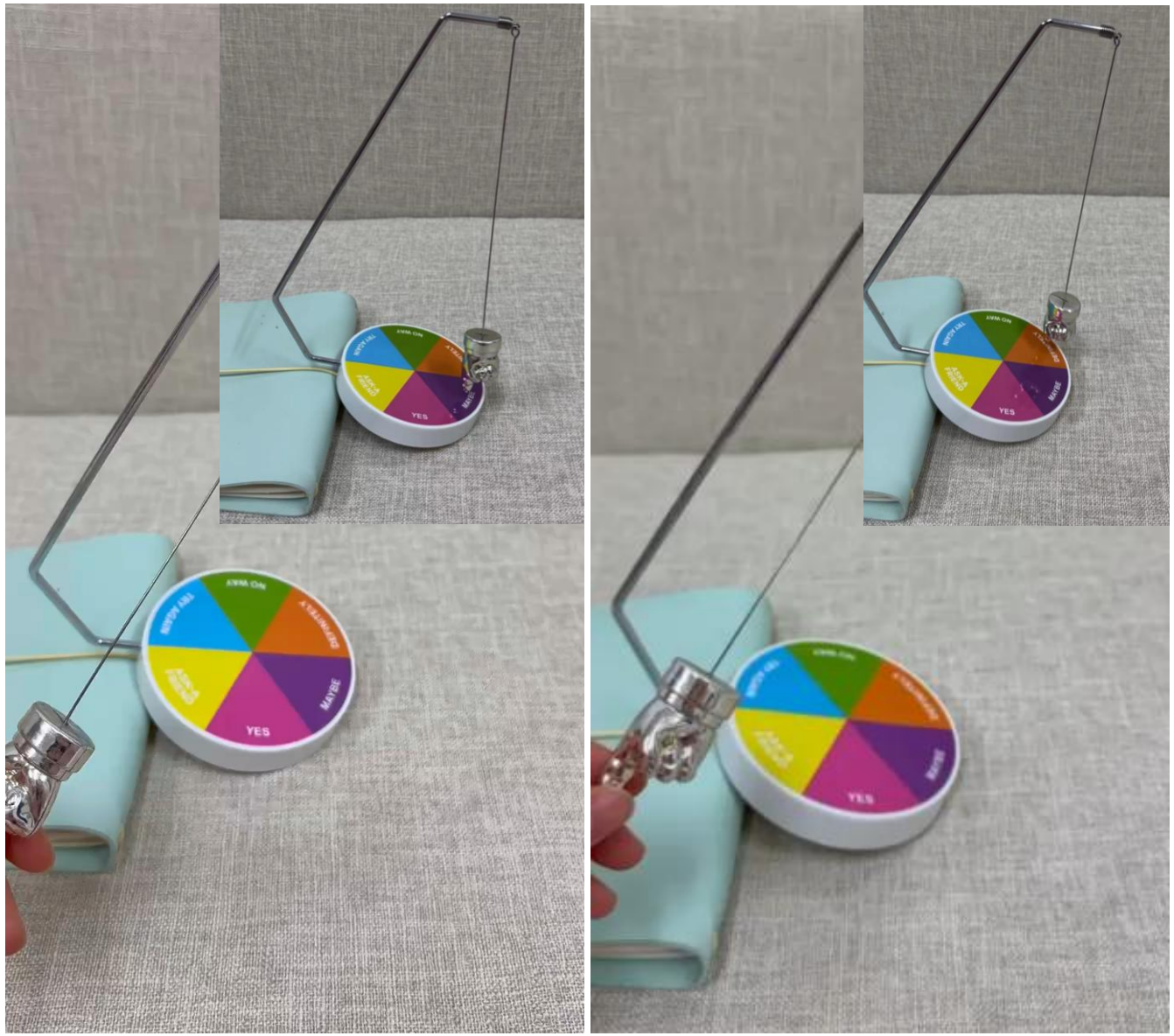
未知变量

$$\mathbf{V}(u,v), \omega, \Phi, T$$

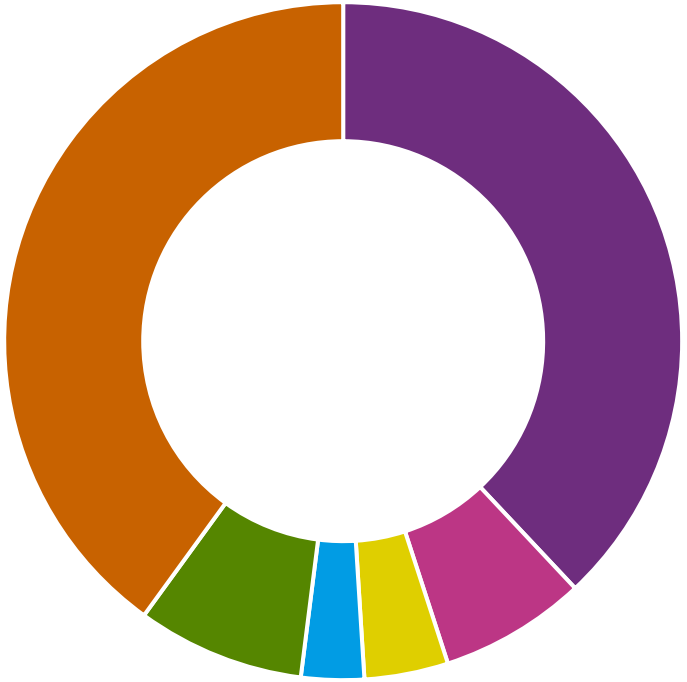
J and $\boldsymbol{F_f}$ need to be parameterized

Wallace and Hobbs, 2006

我们如何相信气候模式？

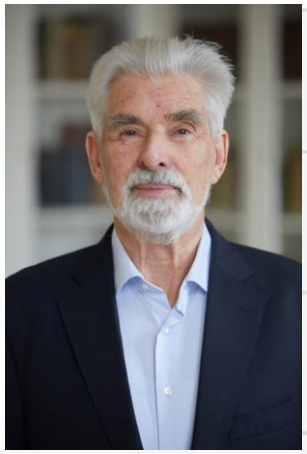


500次实验以后，指针停在“低洼地”的频率较高

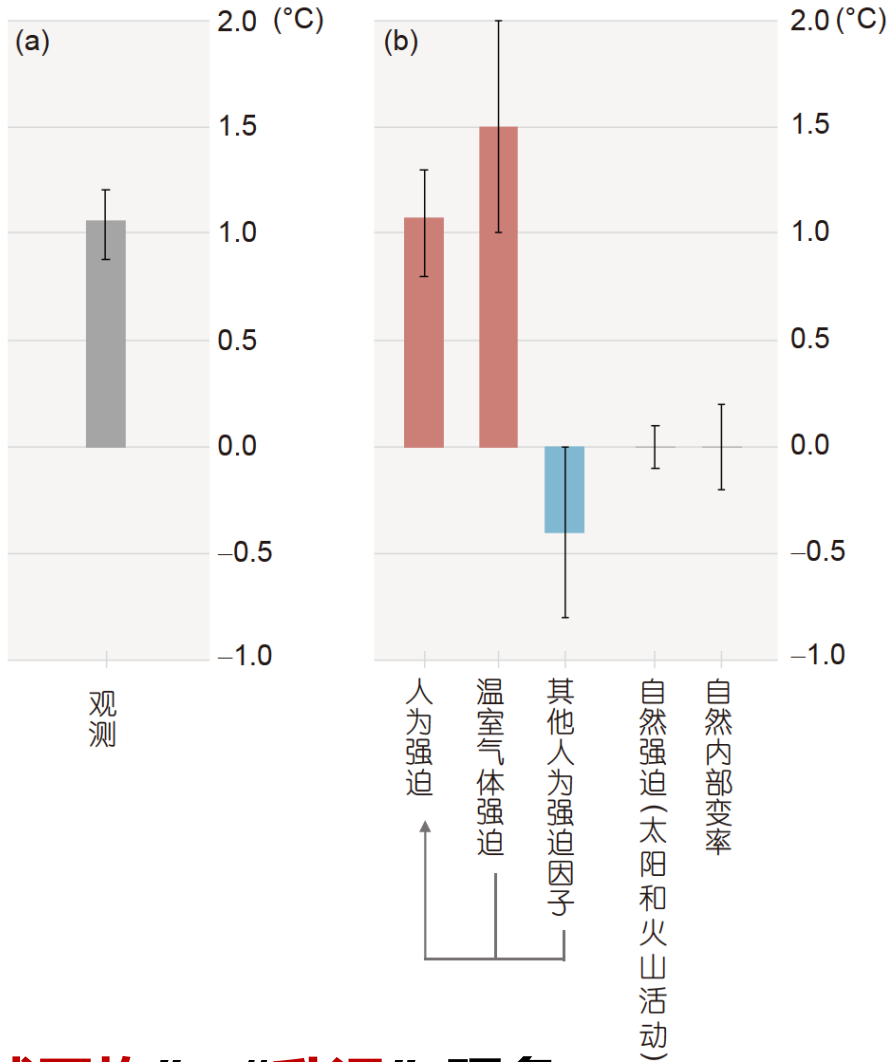


外强迫（温室气体增加）改变了天气现象的概率分布。

气候模式评估人类活动对全球变暖的贡献

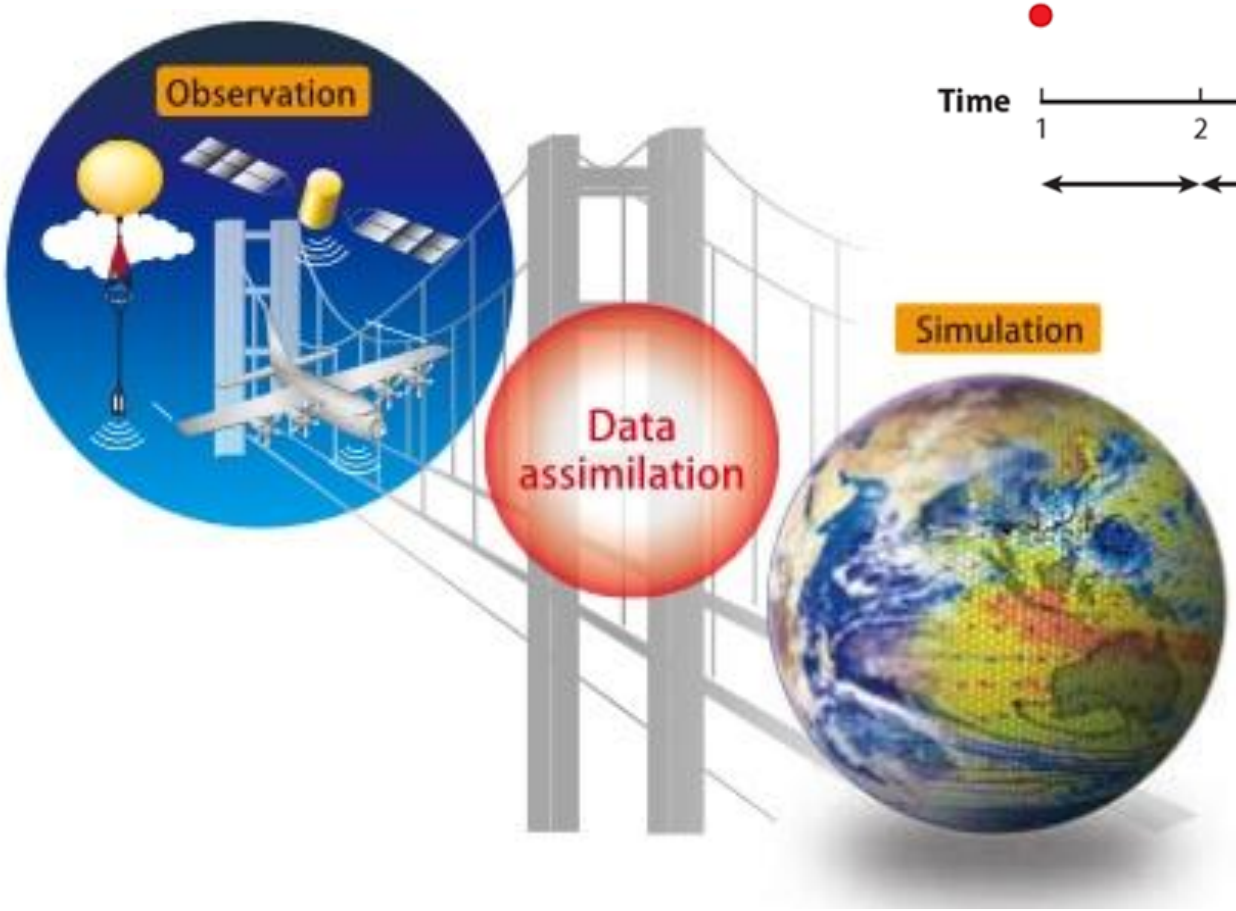


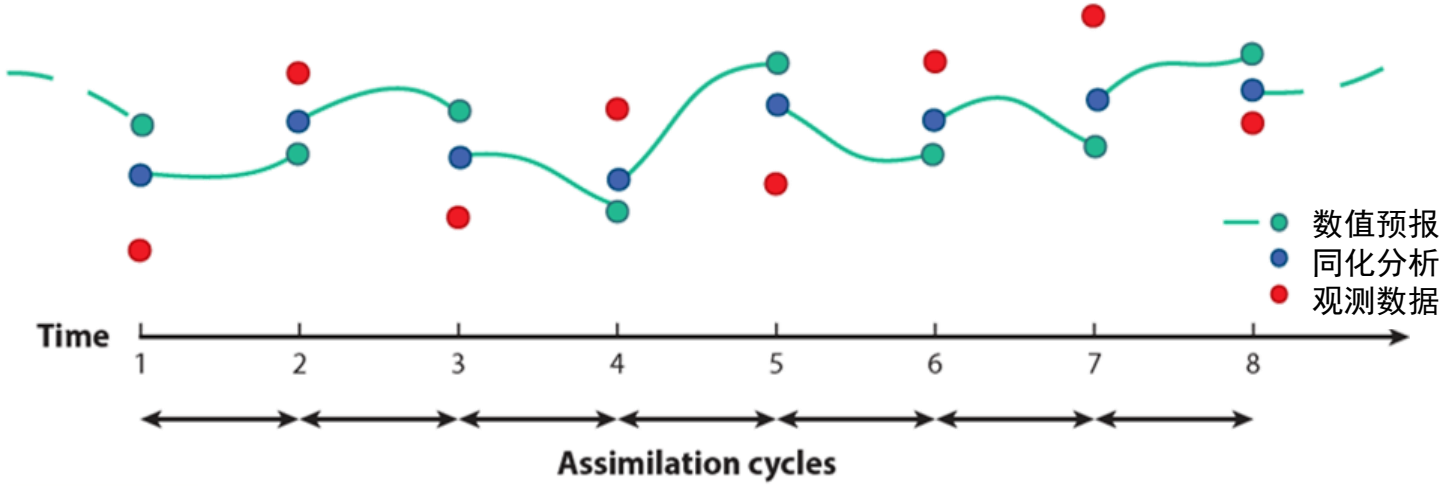
克劳斯·哈塞尔曼
2021年诺贝尔物理学奖
“创建了一个将天气和气候联系在一起的模型，从而回答了为什么在天气多变且混乱的情况下气候模型仍然可靠的问题”



全球变暖 = “工业革命后” “人为导致的” “全球平均” “升温” 现象

减少模式误差：数据同化 Data Assimilation

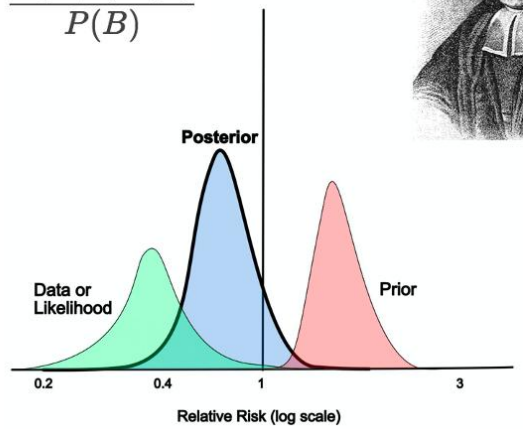




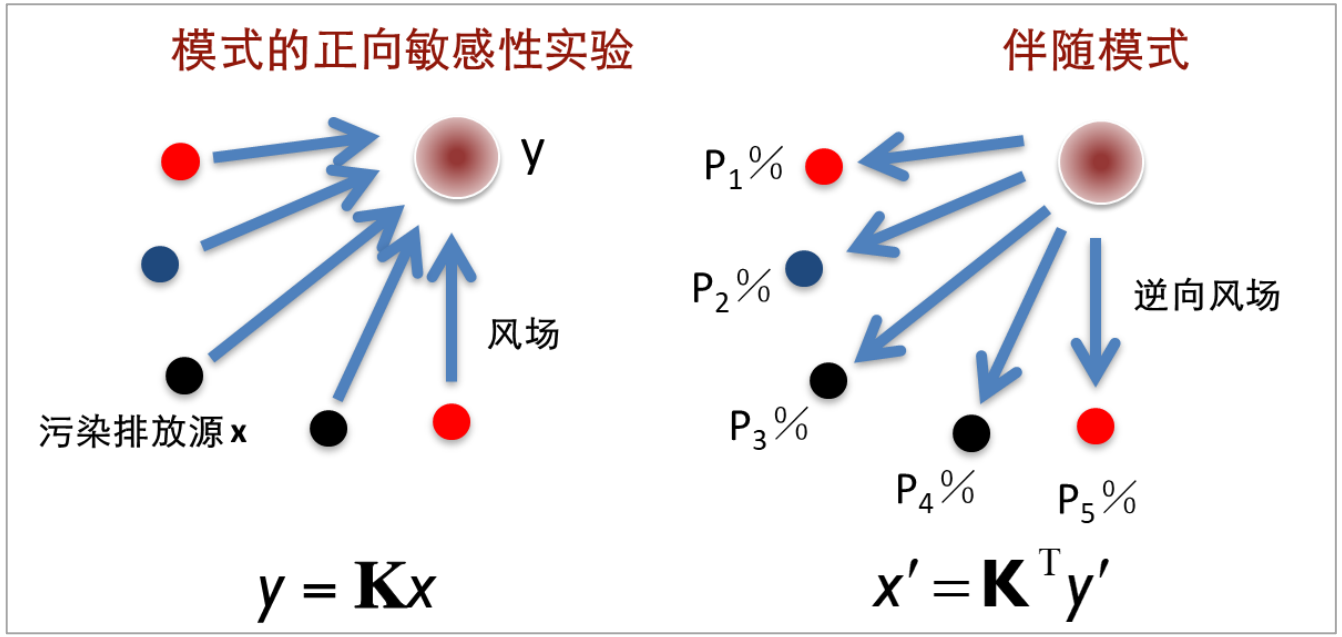
数据同化的原理：贝叶斯统计推断

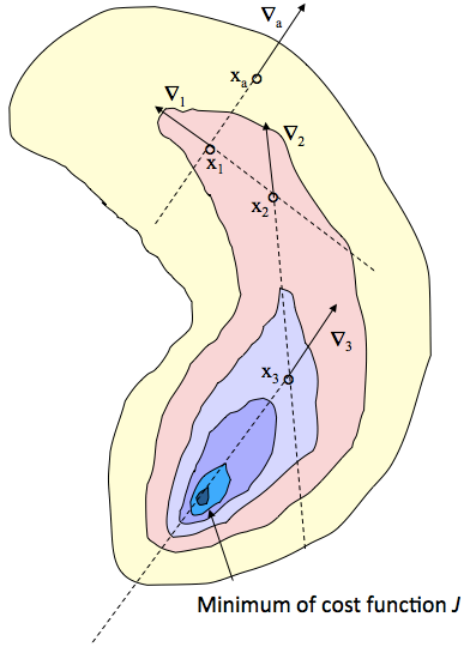
$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$





伴随模式Adjoint：应用于估计排放源

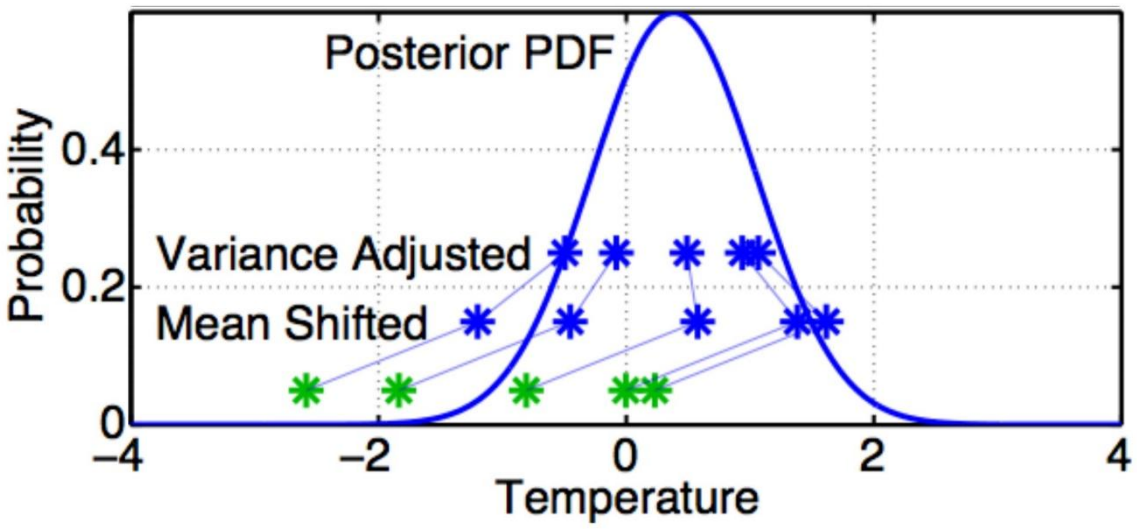




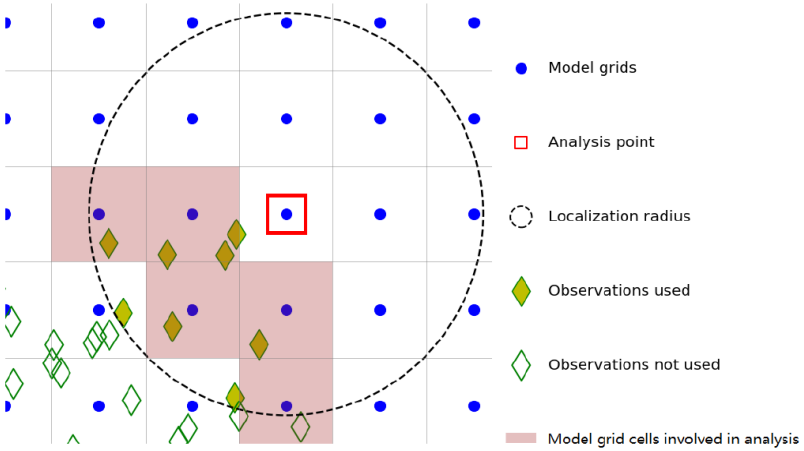
数值求解： $\nabla_x J(\boldsymbol{x}) = 2\mathbf{S}_a^{-1}(\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_a) + 2\mathbf{K}^T\mathbf{S}_e^{-1}(\mathbf{K}\boldsymbol{x} - \boldsymbol{y}) = \mathbf{0}$

Source: Lin Zhang

集合卡尔曼滤波方法 EnKF



局域化处理（LETKF）



Local Ensemble Transform Kalman Filter (LETKF)

建立扰动参数集合：

$$\overline{\boldsymbol{x}^b} = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} \boldsymbol{x}_i^b \qquad \boldsymbol{X}_i^b = \boldsymbol{x}_i^b - \overline{\boldsymbol{x}^b}$$

$$\mathbf{X}^b = \left(\boldsymbol{X}_1^b, \boldsymbol{X}_2^b, \ldots, \boldsymbol{X}_k^b\right) \qquad \tilde{\mathbf{P}}^b = \frac{1}{k-1}\mathbf{I}$$

转换至观测空间：

$$\boldsymbol{y}_i^b = H\left(\boldsymbol{x}_i^b\right) \qquad \boldsymbol{Y}_i^b = \boldsymbol{y}_i^b - \overline{\boldsymbol{y}^b}$$

$$\mathbf{Y}^b = \left(\boldsymbol{Y}_1^b, \boldsymbol{Y}_2^b, \ldots, \boldsymbol{Y}_k^b\right)$$

构建局地分析误差协方差矩阵：

$$\tilde{\mathbf{P}}^a = \left[\frac{(k-1)\mathbf{I}}{1+\Delta} + \left(\mathbf{Y}^b\right)^T \mathbf{R}^{-1}\mathbf{Y}^b\right]^{-1}$$

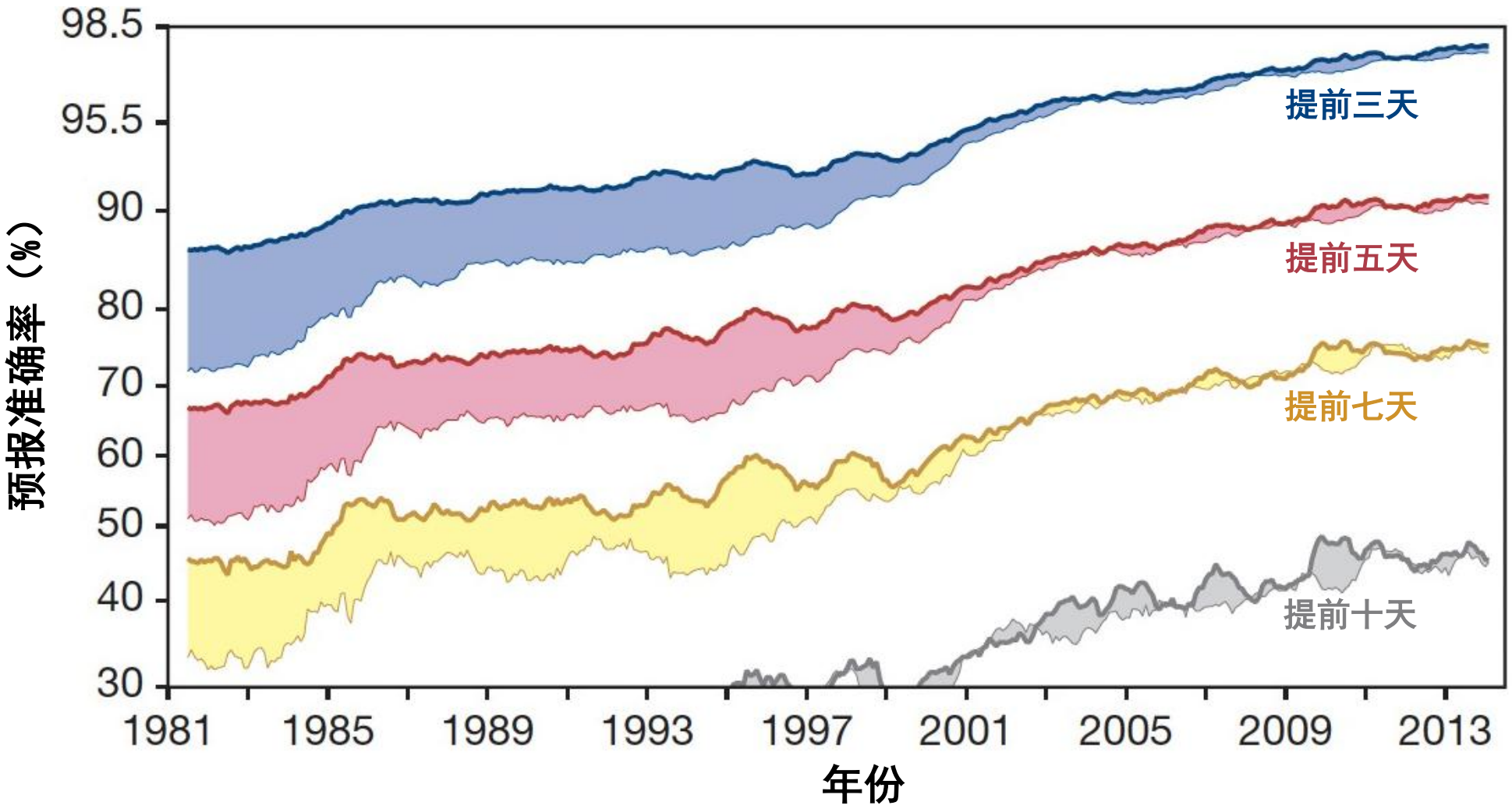
Δ为协方差膨胀系数；

R为观测误差协方差

生成分析值：

$$\overline{\boldsymbol{x}^a} = \overline{\boldsymbol{x}^b} + \mathbf{X}^b\tilde{\mathbf{P}}^a\left(\mathbf{Y}^b\right)^T\mathbf{R}^{-1}\left(\boldsymbol{y}^o - \overline{\boldsymbol{y}^b}\right)$$

数值模式对于长期天气预报（特别是极端天气）的能力有限



Q：我们怎么相信长达上百年的气候模拟和预估？

现在：人工智能助力天气预报

$$X_{t+\Delta t} = F_\theta(X_t, X_{t-1}, \dots)$$

对比维度	传统数值预报 (NWP)	AI气象预报大模型
理论基础	大气动力学、热力学方程组	数据驱动、深度学习
计算模式	数值积分（超算）	推理计算（GPU/TPU）
预报速度	较慢（小时级）	**极快（秒级/分钟级）**
可解释性	**强（物理意义明确）**	较弱（“黑盒”）
物理一致性	**严谨满足（质量/能量守恒）**	可能存在偏差
业务化	成熟，主导地位	快速发展，试验业务化

Source: GPT-5.4

现在：人工智能助力天气预报

AI算法核心

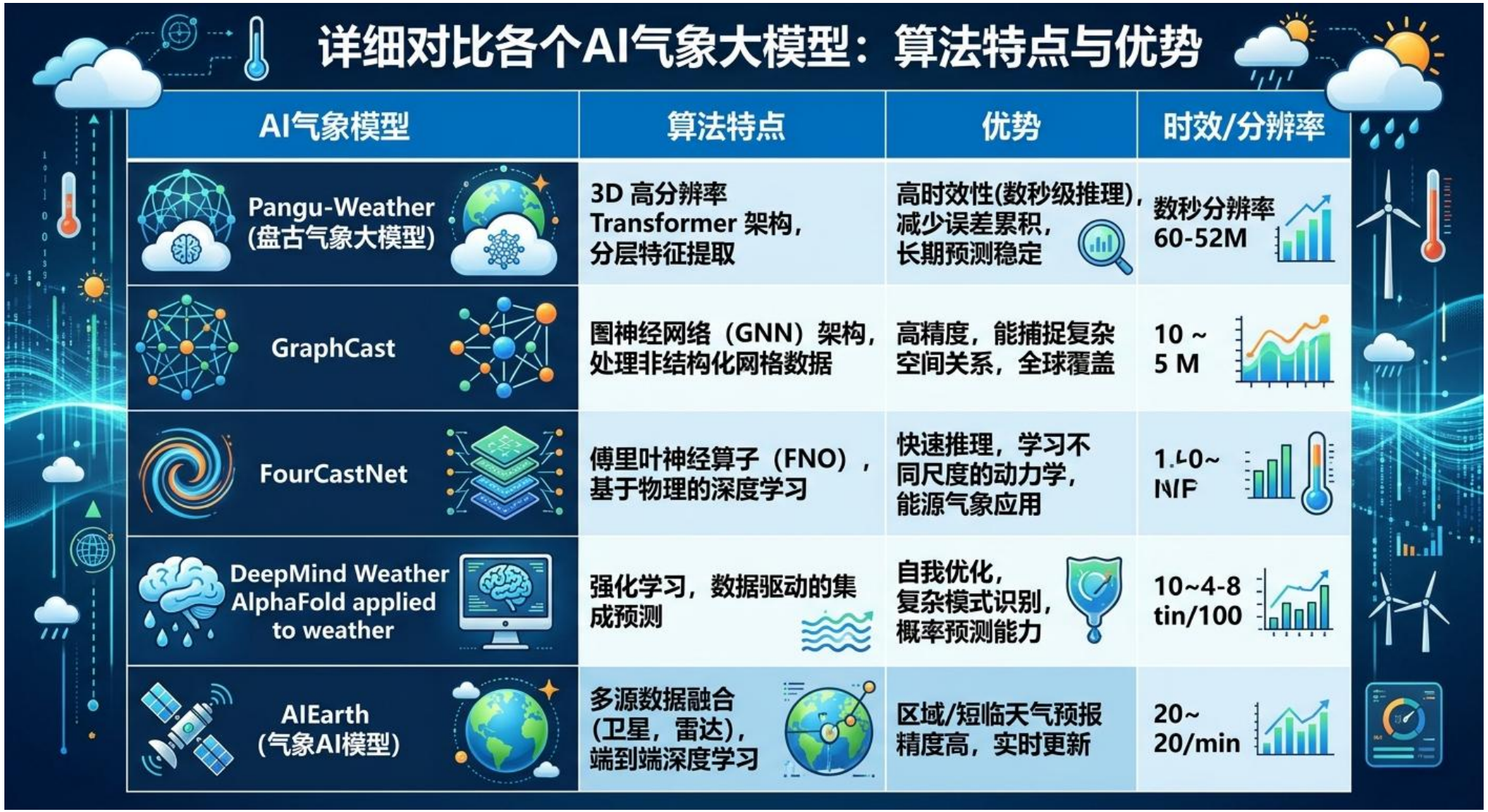
- ✓ CNN
- ✓ LSTM
- ✓ UNet
- ✓ GAN
- ✓ Transformer
- ✓ GNN
- ✓ FNO/AFNO
- ✓ Diffusion

代表性AI模型

- ➢ FourCastNet (NVIDIA等)：AFNO
- ➢ Pangu-Weather (华为): Swin Transformer
- ➢ GraphCast (Google DeepMind): GNN
- ➢ FuXi： Unet + Swin Transformer v2
- ➢ ECMWF AIFS： GNN + Swin Transformer
- ➢ FengWu (风乌)：基础模型
- ➢ Aurora (微软)：基础模型
- ➢ NVIDIA Earth-2 (NVIDIA)：孪生地球平台

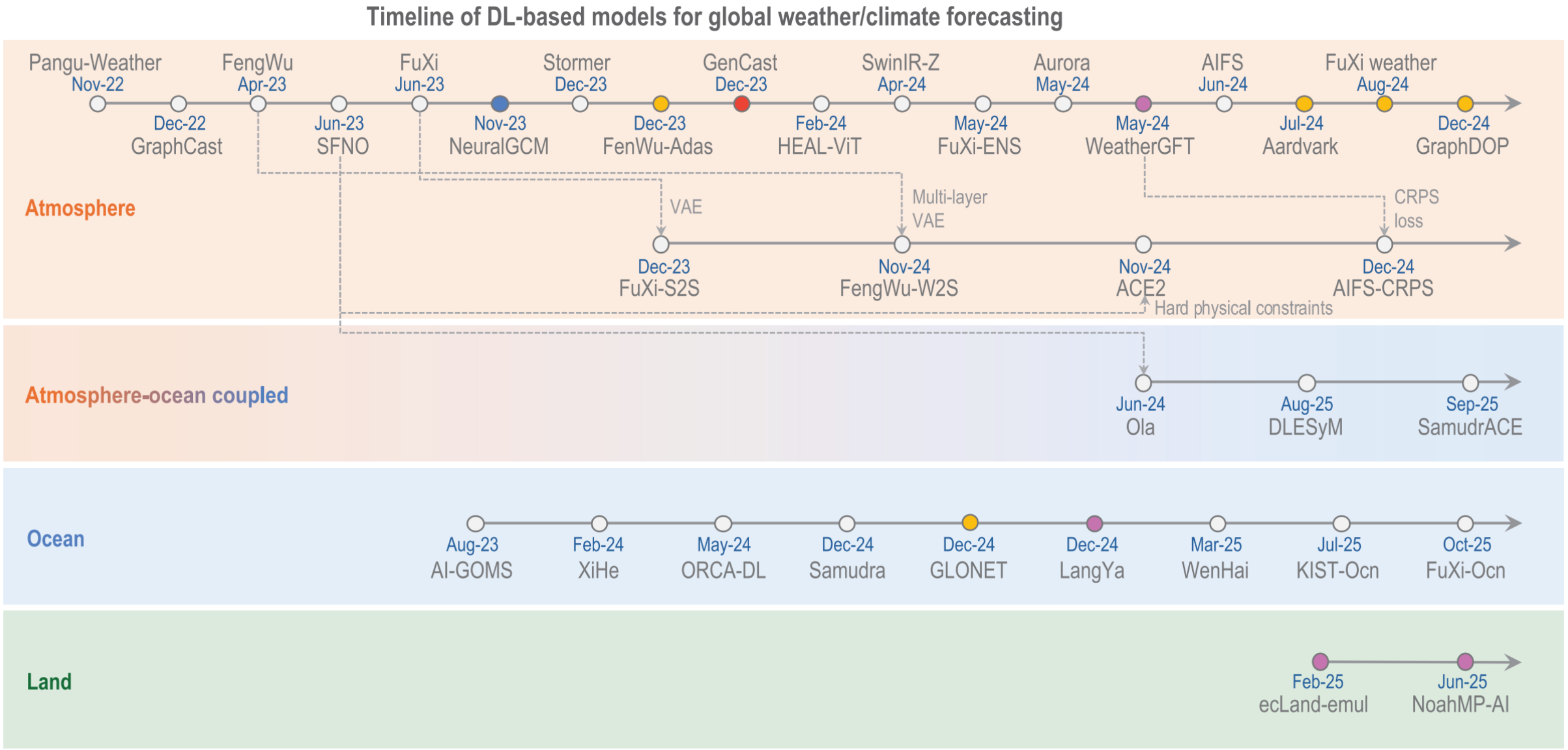
FengWu: https://fengwu.intern-ai.org.cn/
NVIDIA Earth-2: https://www.nvidia.com/en-us/high-performance-computing/earth-2/

现在：人工智能助力天气预报



Nano Banana 2 pro

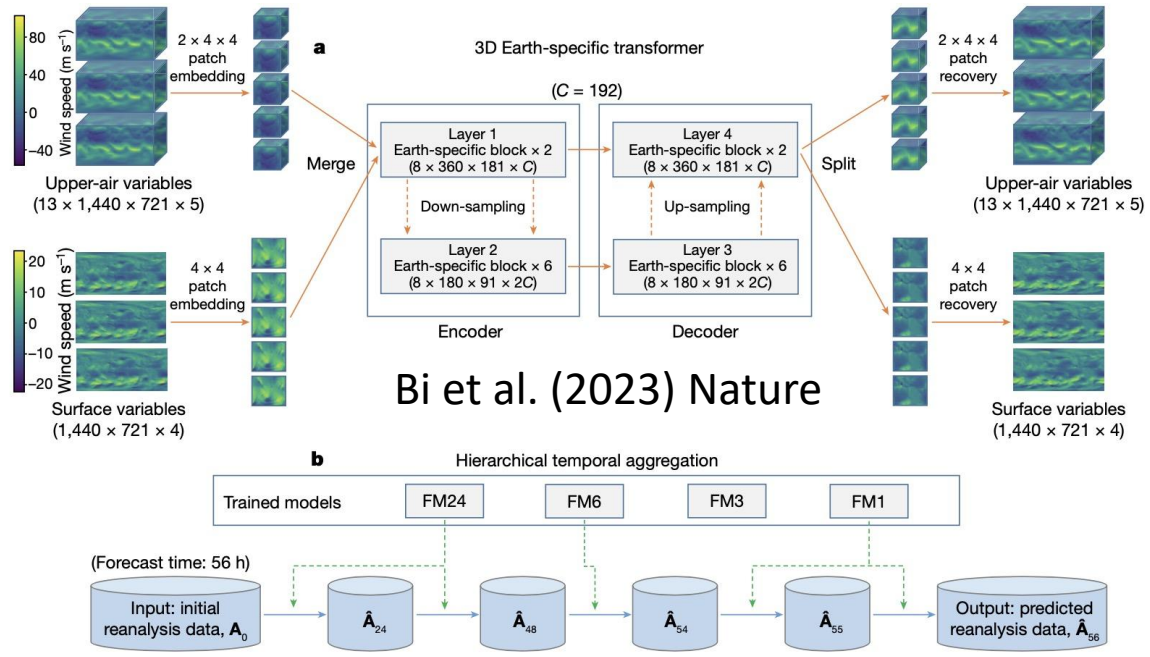
现在：人工智能助力大气–海洋–气候科学



Luo et al., NSR, 2026

现在：人工智能助力中长期天气预报

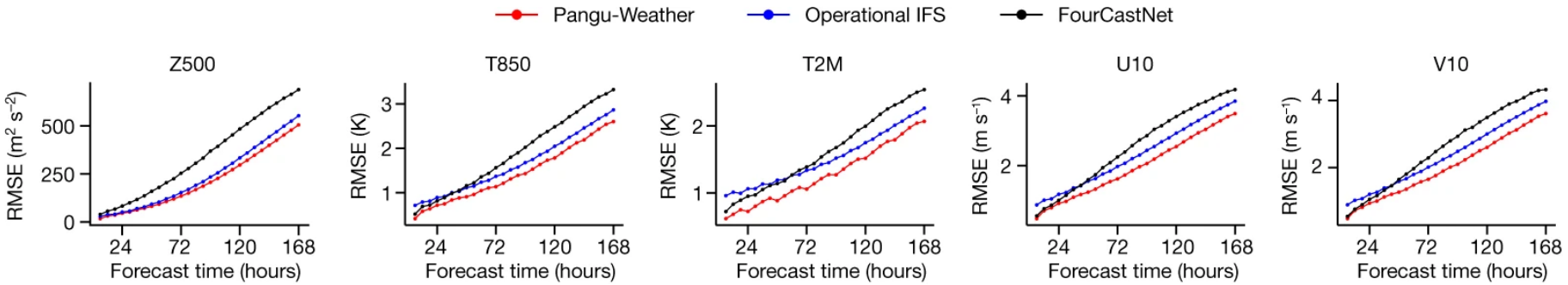
华为盘古天气模型



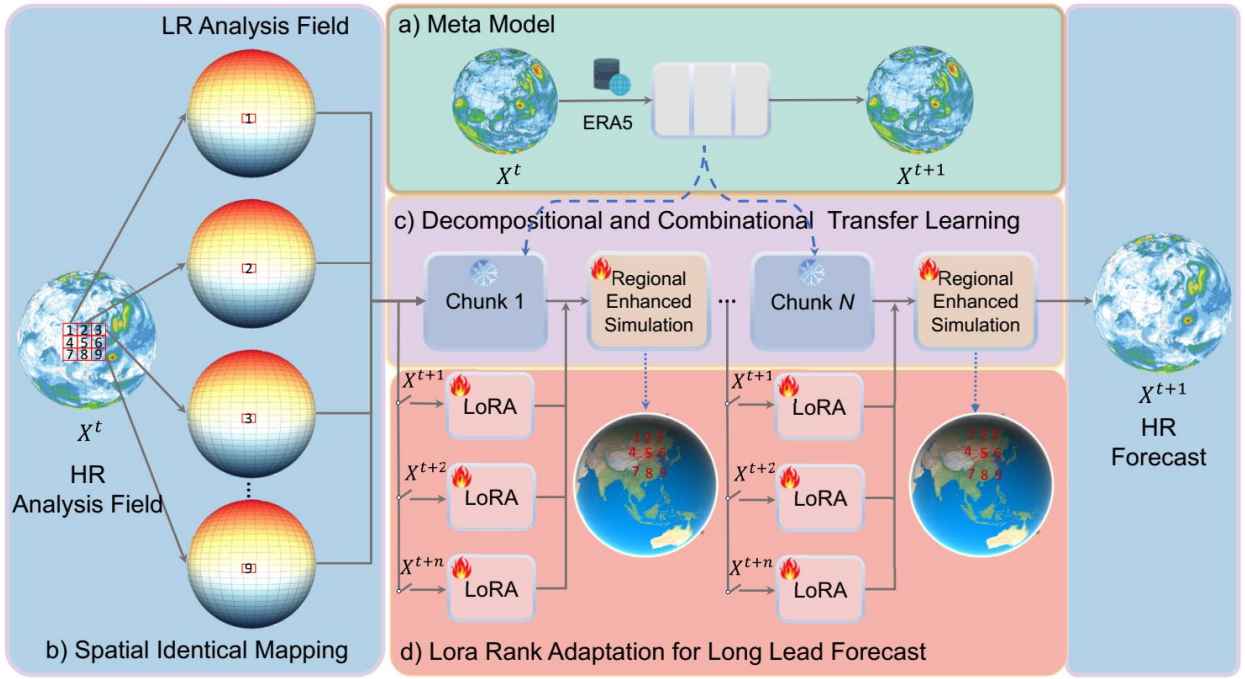
Bi et al. (2023) Nature

目前：

- ✓ AI对于温度等参数预报得“又快又准”
- ✓ 需要利用同化资料（物理模型+观测）训练AI模型
- ✓ 对于降水等变量的预报效果较差，即受到物理模型和观测能力的约束



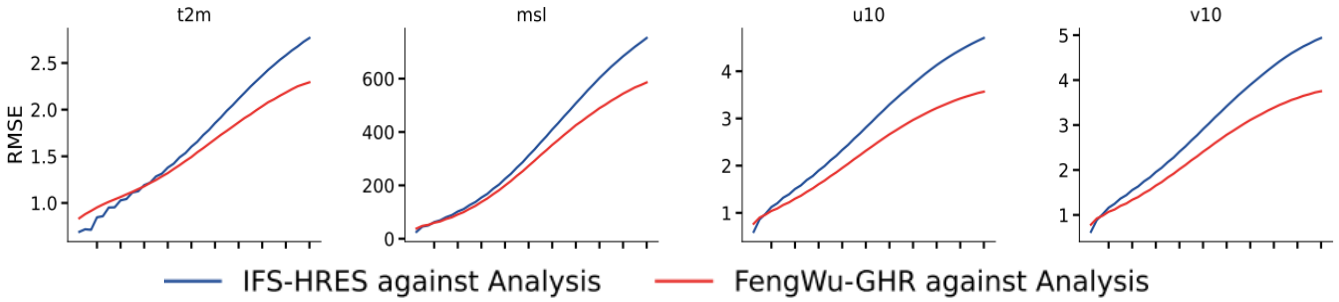
现在：人工智能助力高分辨率天气预报

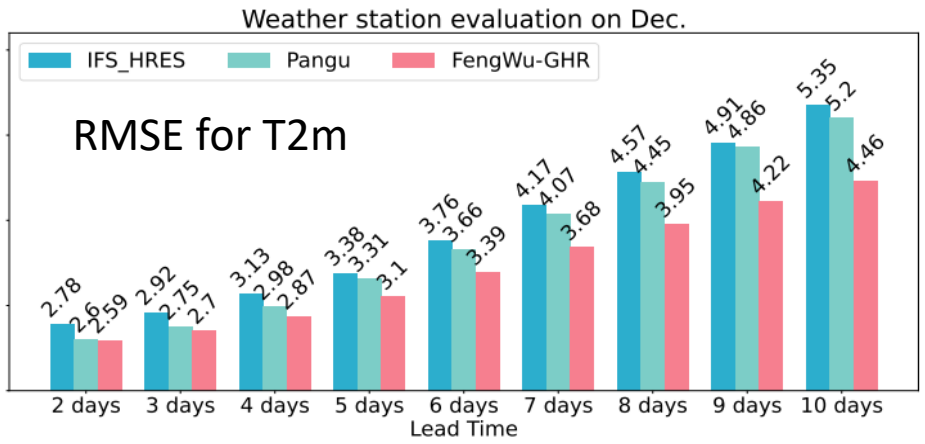


Fengwu-GHR: 9km分辨率全球AI气象预报

（AI实验室 AI4Earth 团队）

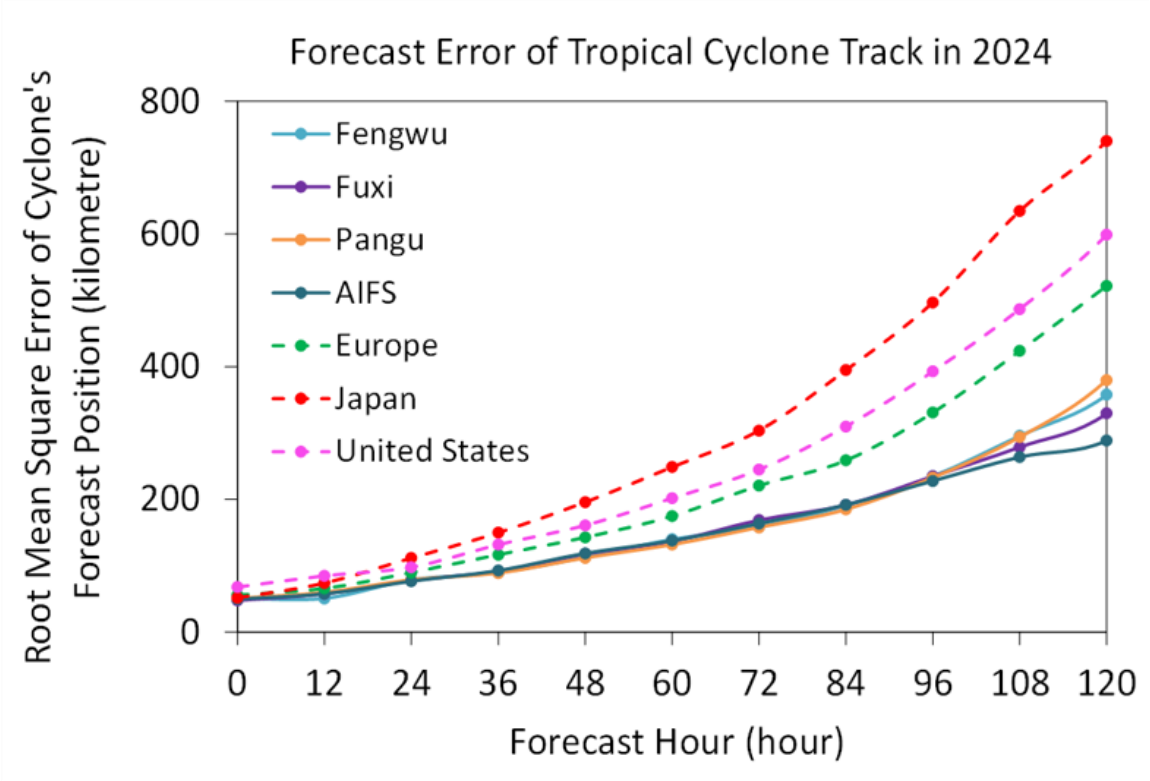
Han et al. (2024)



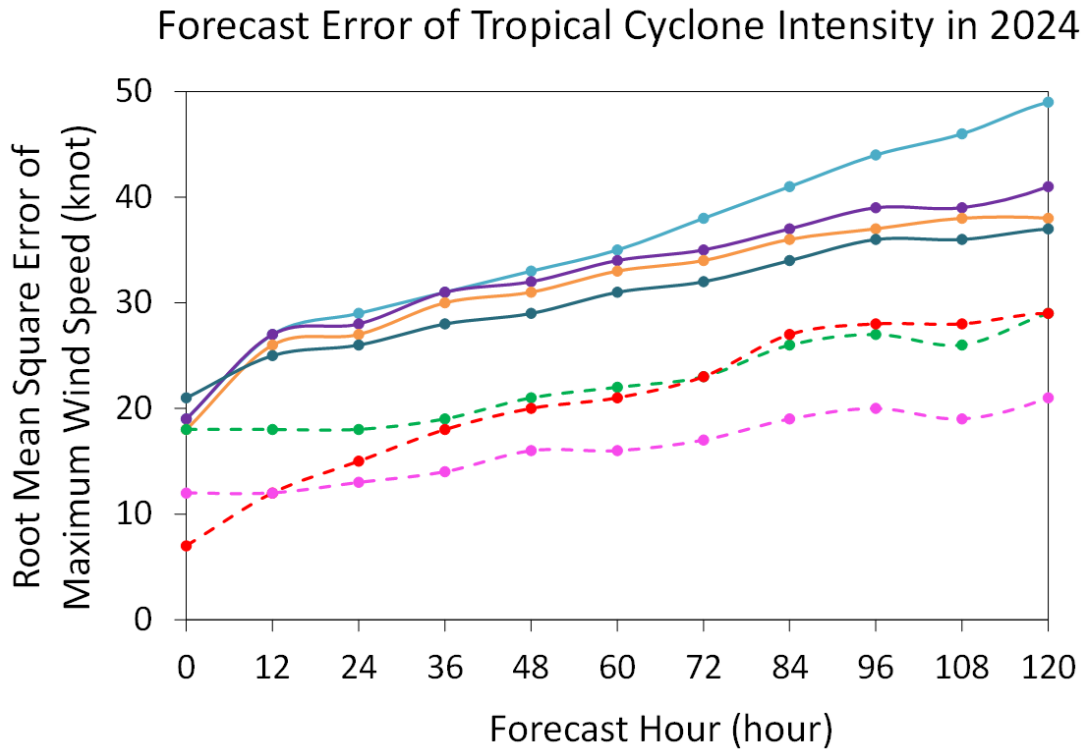


现在：AI气象大模型与传统数值模型的表现各有千秋

台风路径预报误差（RMSE）

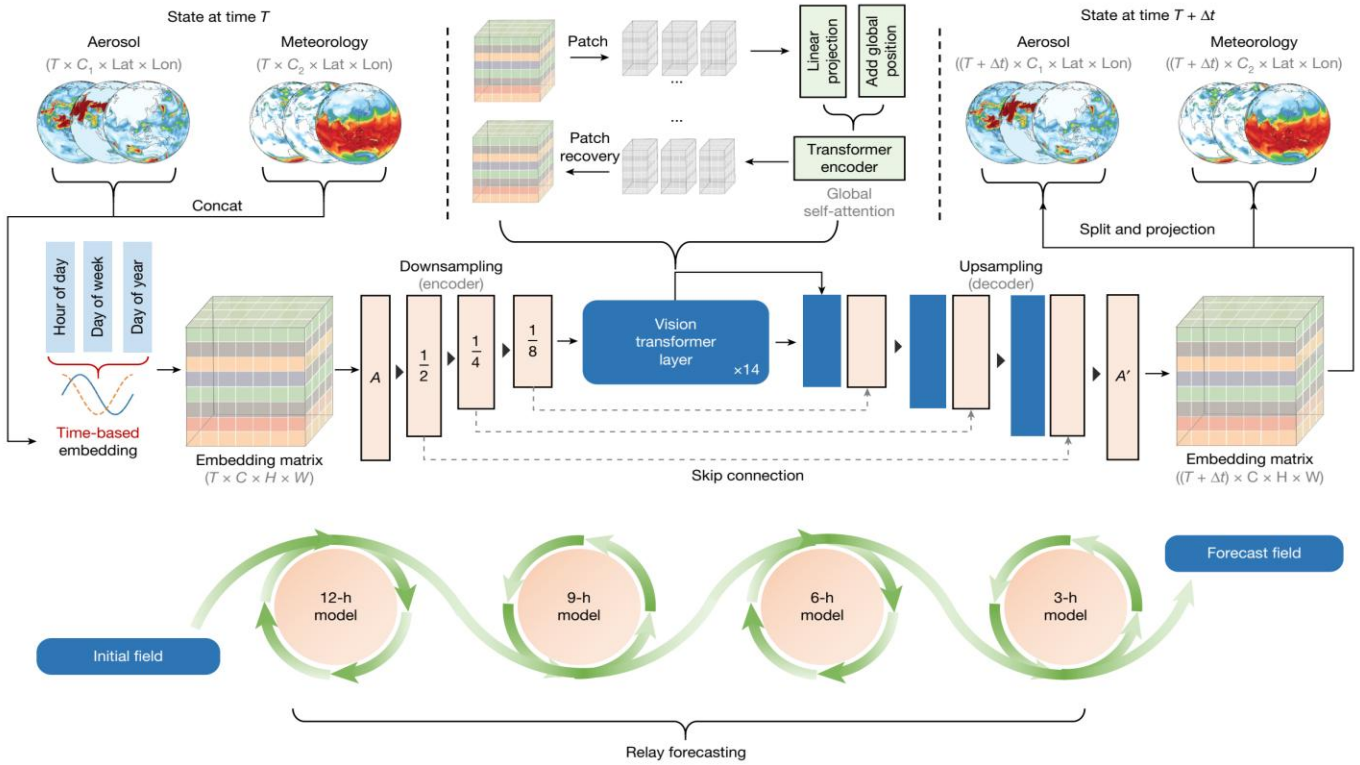


台风强度预报误差（RMSE）



https://www.hko.gov.hk/en/education/weather/data-and-technology/00761-Applications-of-Artificial-Intelligence-Models-in-Weather-Forecasting.html

现在：人工智能助力气溶胶中期预报



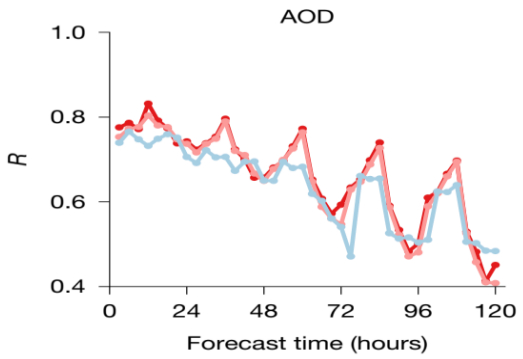
目标：气溶胶中期预报 (5天)

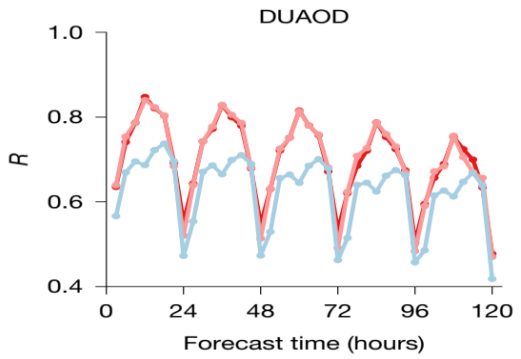
方法：AI-GAMFS (50 km)

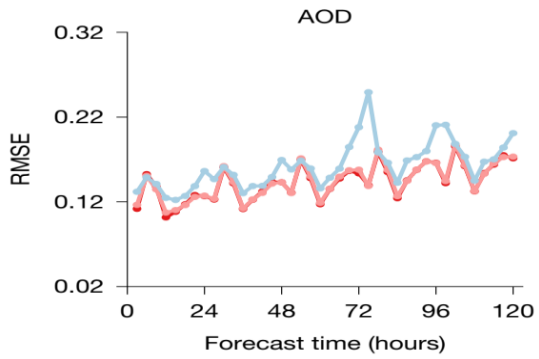
MERRA2 (42 years)

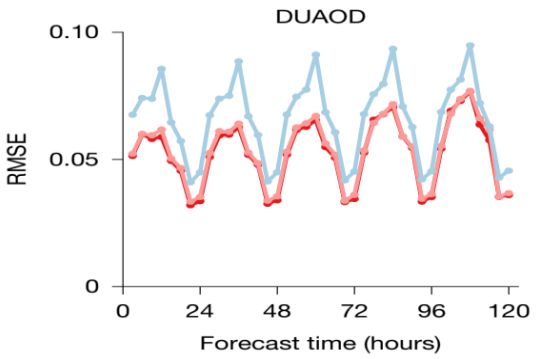
ViT + UNet

Gui et al., Nature, 2026

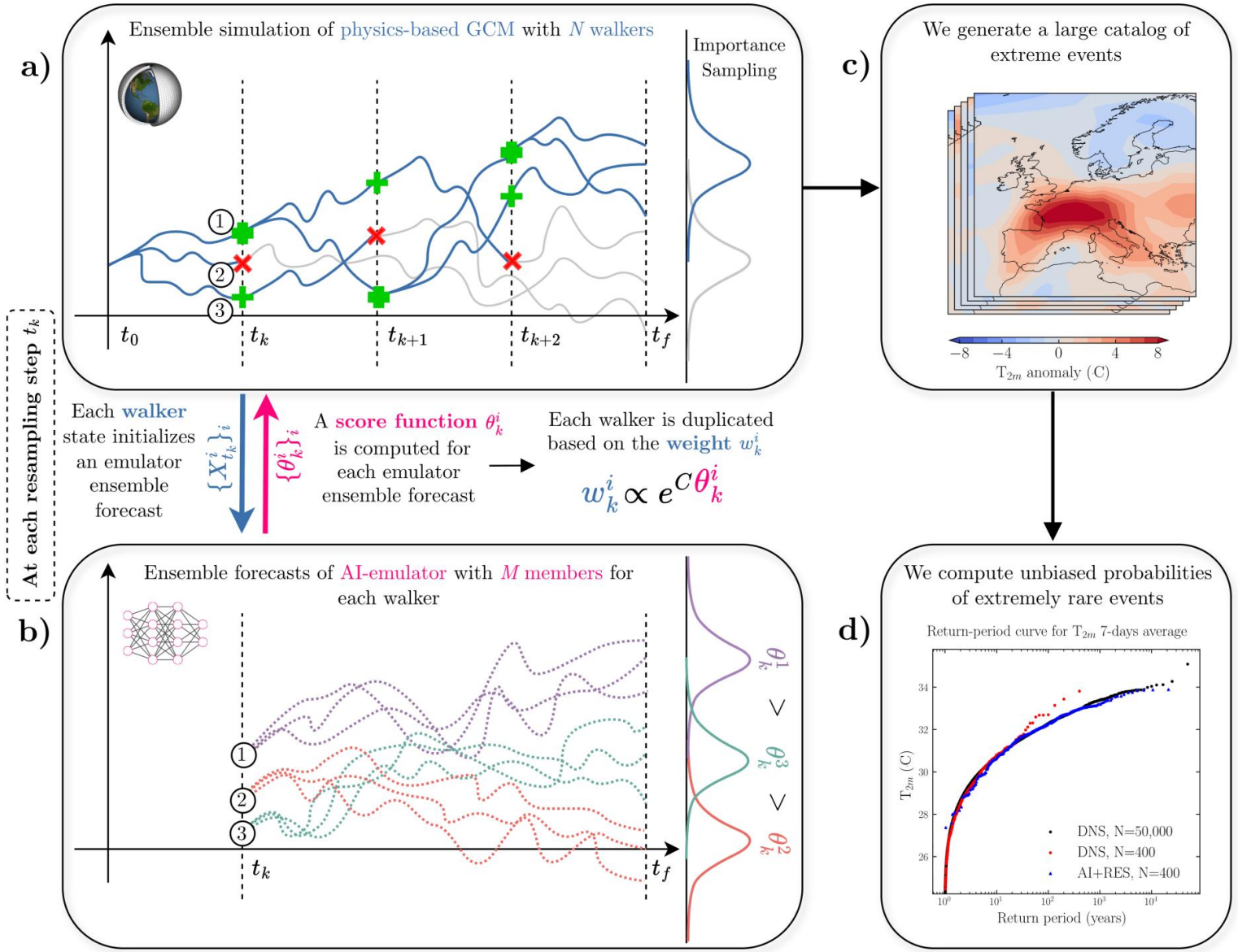








现在：人工智能助力小概率极端天气气候预测

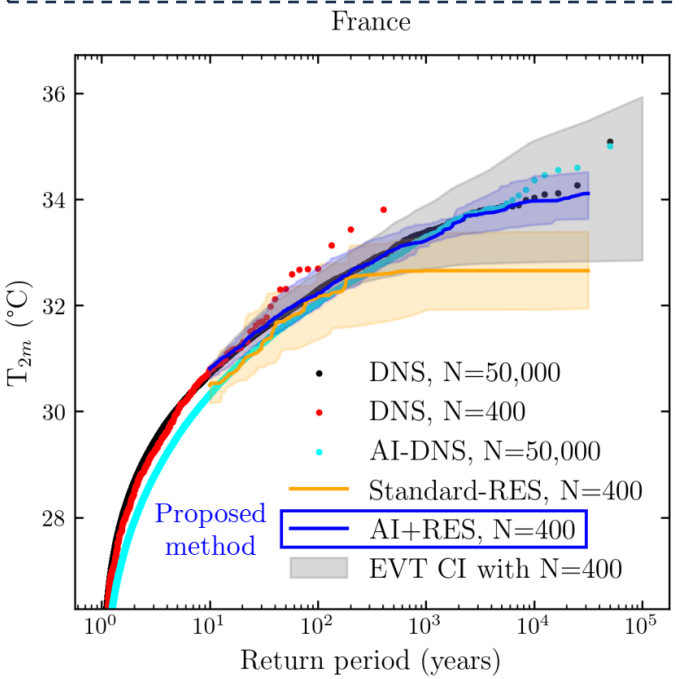


目标：热浪预报

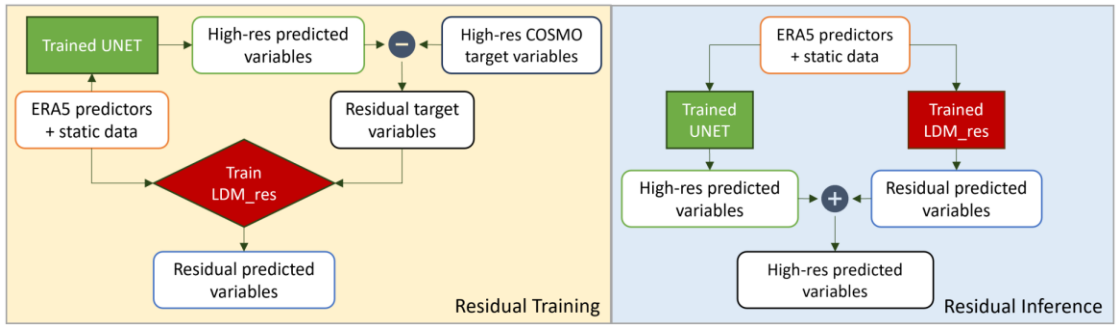
方法：物理融合AI：

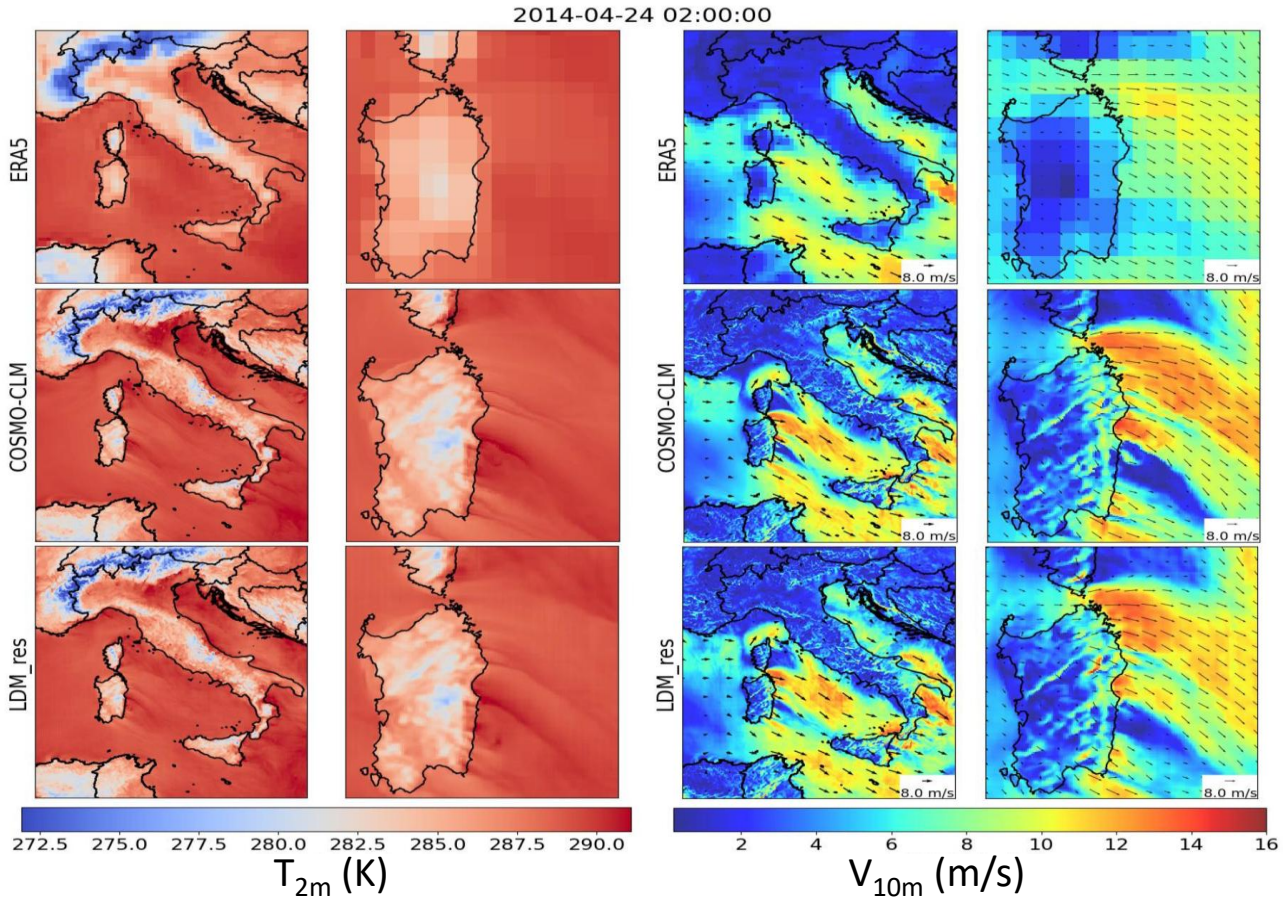
AI + RES + GCM

Lancelin et al., arXiv, 2025



现在：人工智能助力气象数据超分辨率



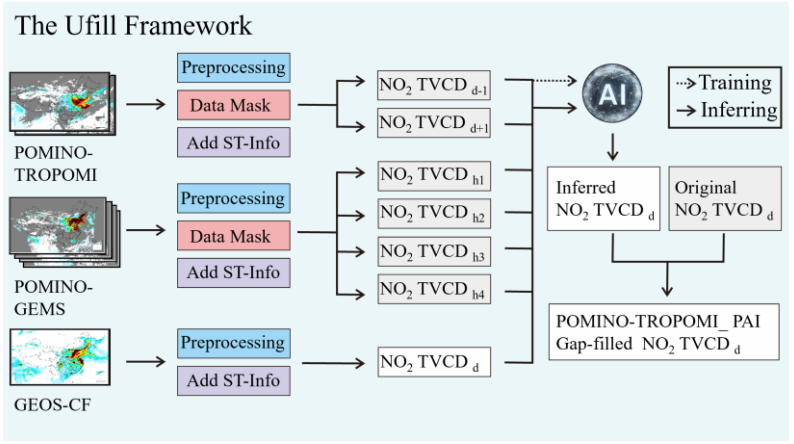


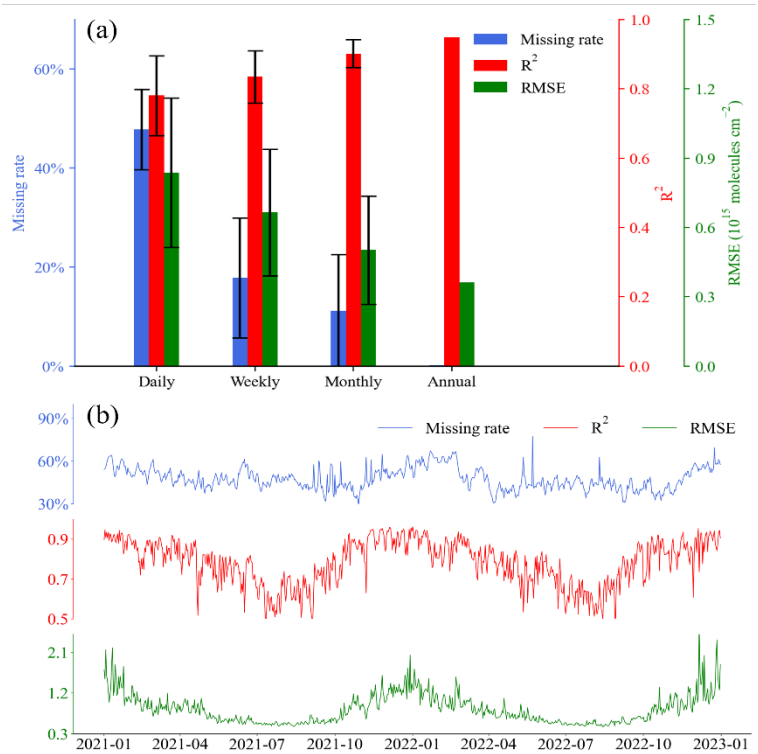
目标：气象数据的超分辨率降尺度

方法：ERA5 (10km) + COSMO (2km) + LDM (Unet + diffusion)

Tomasi et al., GMD, 2025

现在：人工智能助力观测数据填补





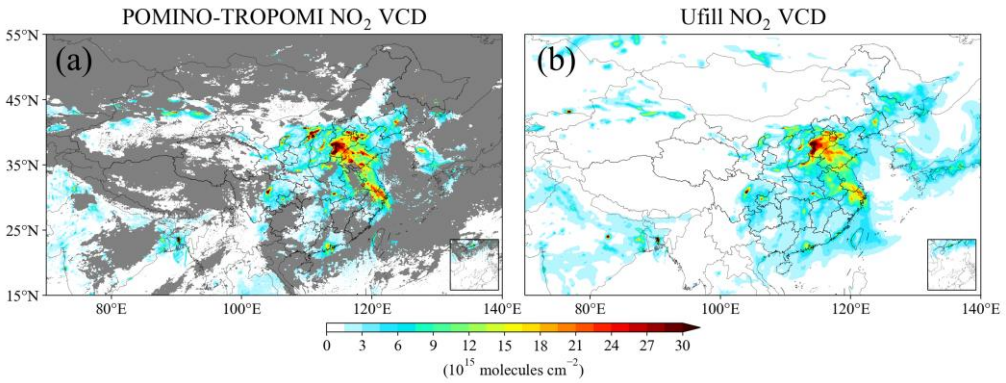
目标：NO_2卫星数据填补

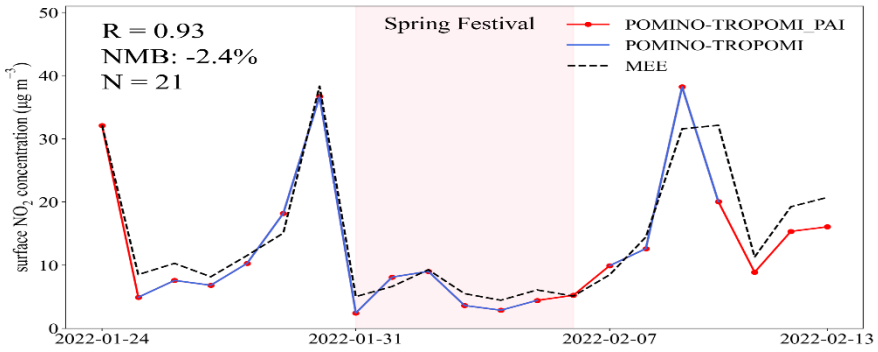
方法：Ufill

GEMS + GEOS-CF

+ VGG-Unet + Masking

Wang et al., submitted





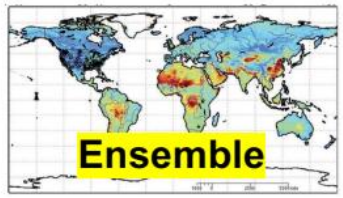
现在：人工智能助力空气质量监测

传统机器学习

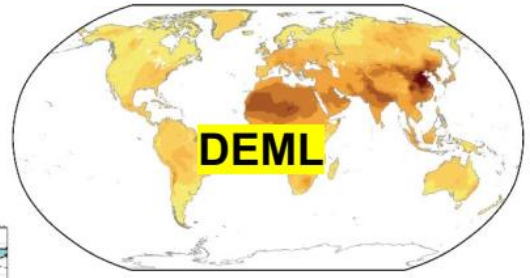
传统深度学习

时空建模架构

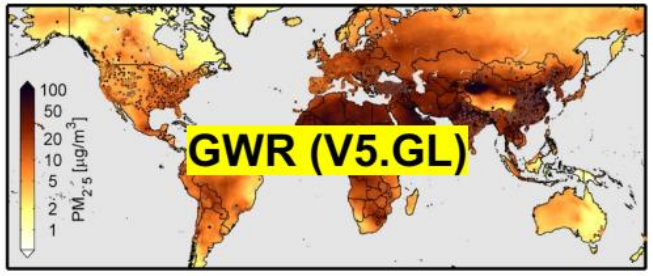
模型改进



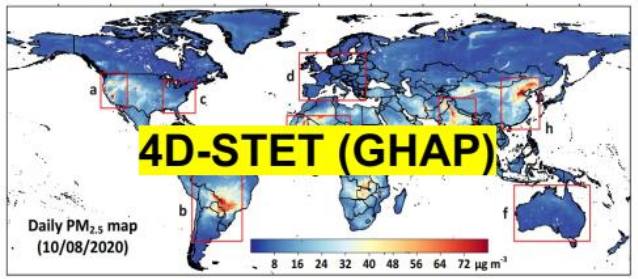
Lary et al., *Geospat Health*. 2014



Yu et al. *LPH*, 2023



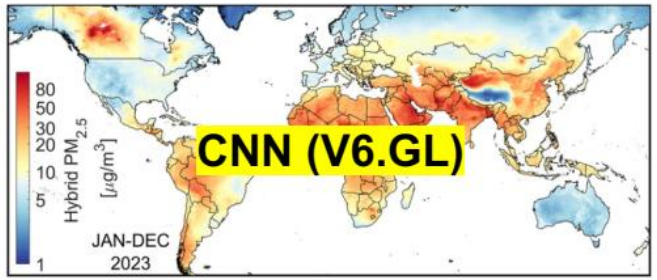
van Donkelaa et al., *ES&T*, 2016, 2021



Wei et al., *NC*, 2023



Zhang et al., *Nature*, 2024



Shen et al., *ACS ES&T Air*, 2024



Bai et al., *ESSD*, 2024

分辨率提高

10 km, Daily

1 km, Annual → Monthly

1 km, Daily

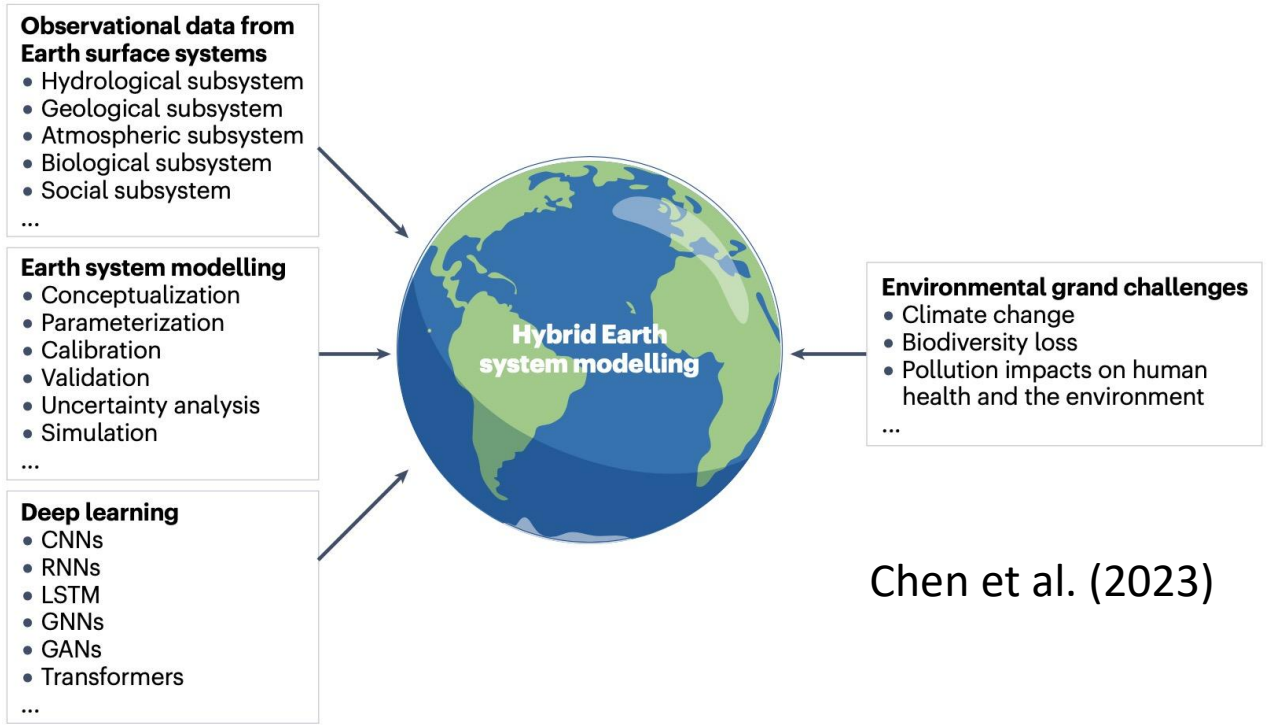
来源：韦晶

现在：人工智能助力大气成分研究和业务应用

大气成分	监测/制图	预报	机制解释	业务化潜力
气溶胶多参数	★★★★★	★★★☆☆	★★★★☆	★★★★★
$PM_{2.5}/PM_{10}$	★★★★★	★★★★☆	★★★☆☆	★★★★★
NO_2	★★★★☆	★★★☆☆	★★★☆☆	★★★★☆
O_3	★★★★☆	★★★☆☆	★★☆☆☆	★★★★☆
CH_4	★★★☆☆	★★☆☆☆	★★★★☆	★★★★☆
CO_2	★★☆☆☆	★★☆☆☆	★★★★☆	★★★☆☆

来源：韦晶

未来：人工智能与物理模型的深度融合？



Chen et al. (2023)

突破方向：物理+AI深度融合

- ✓ 强物理约束下的AI建模，解决可解释性和泛化瓶颈
- ✓ AI指导/提升下的物理建模，突破纯物理模型瓶颈
- ✓ 世界模型、多学科多数据多模型融合，构建整体性思维和系统性方法
- ✓ 充分的资料用于训练、验证和评估AI模型，降低不确定性
- ✓ 合适的AI应用场景，因为AI不会是万能的！