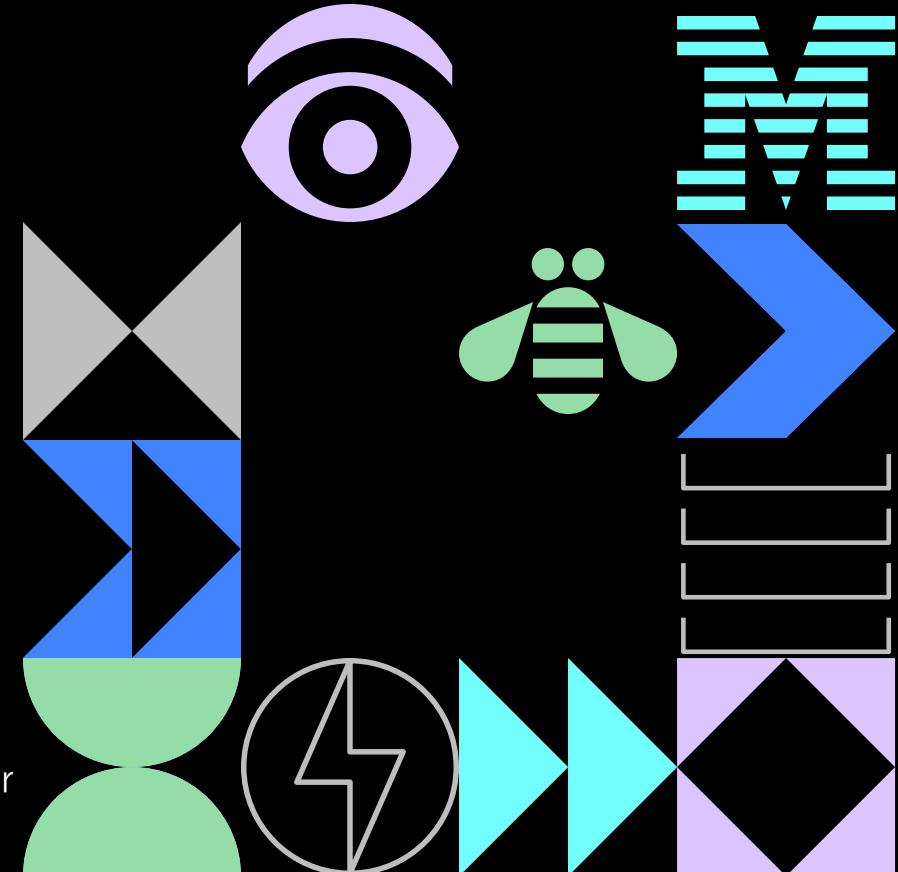


# 地理空間基盤モデルPrithviと その将来

木村大毅

日本IBM株式会社 Senior Account Technical Leader  
電気通信大学 連携准教授



# 自己紹介 (<http://ibm.biz/daiki-kimura>)

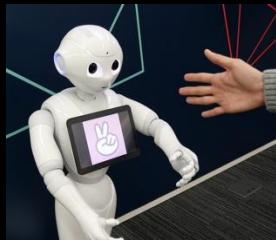


2015年 東京工業大学 博士課程修了、中学・高校教員免許取得（数学）

日本学術振興会 特別研究員 等を兼任、Microsoft Research Asia, スイスの大学で研究インターン

2015年 楽天技術研究所に入所 画像処理の研究に従事

2016年～2025年 IBM東京基礎研究所に入所（一時期、所長技術秘書に就任）



ゲームAI



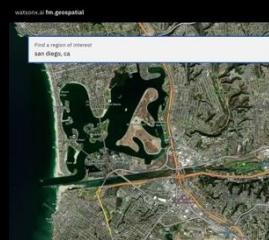
病気の判定補助AI



ボトル検出AI

```
You are hungry! Let's cook a meal. Check the cookbook in the kitchen for the recipe. Once done, enjoy your meal!  
=> Kitchen =<=  
You arrive in a typical kitchen. You begin to look around.  
You see a closed door in the corner. You see a stove.  
A knife and a carrot are lying on the counter. You see a bottle of oil.  
A book is lying on the counter. You see a knife and a cookbook on it now.  
You see a glass over in a corner, where you can see a spoon inside.  
A closed door is leading south.  
> examine inventory  
You are carrying: a carrot.  
> take knife from counter  
Taken.  
> slice carrot  
What do you want to slice the carrot with?  
> the knife  
You slice the carrot.  
[Your score increased by one point.]
```

説明性の高いAI



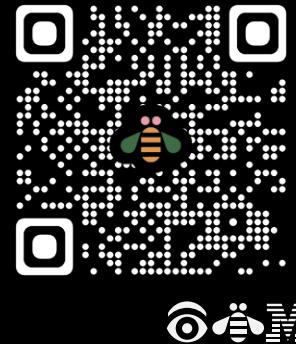
衛星画像AI

2025年～現在 政府機関/病院担当 Senior Account Technical Leader

2025年～現在 IBM Quantum Ambassador (兼務)

2025年～現在 電気通信大学 連携准教授 画像処理・AI担当 (兼務)

2023年～現在 人工知能学会 理事 広報担当 (兼務)



# 今日の流れ

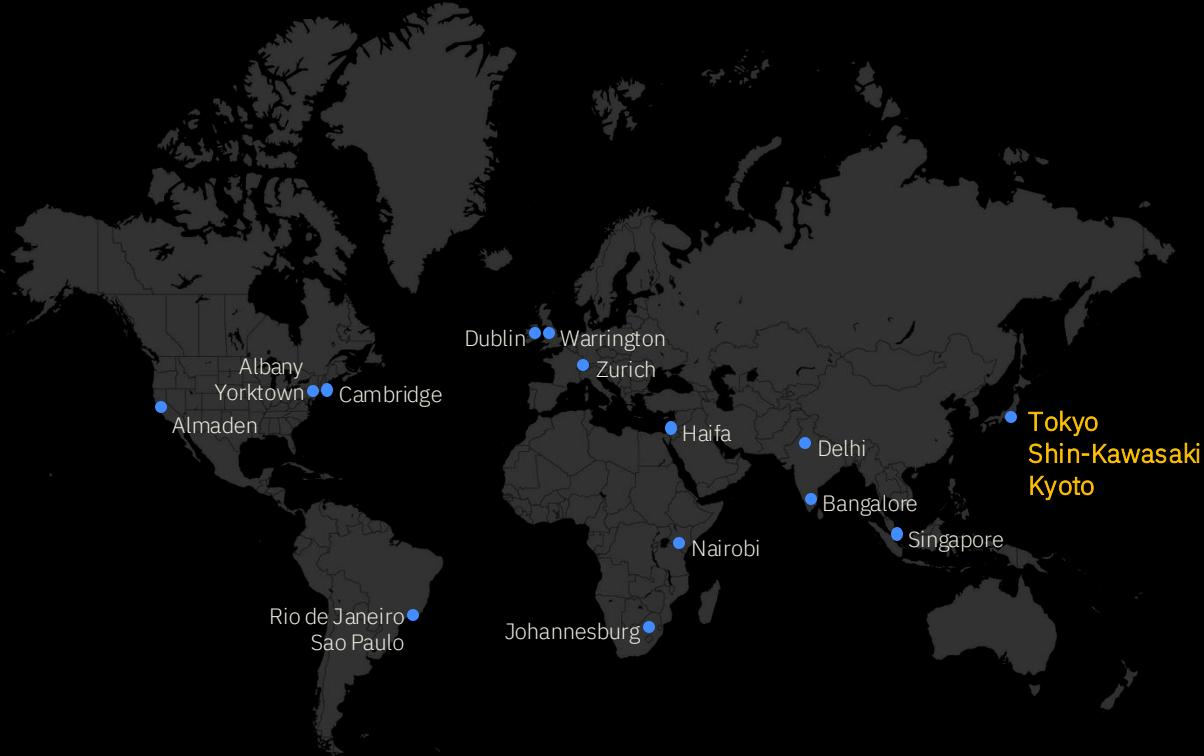
- IBM Research (IBM基礎研究所) の簡単な紹介
- 基盤モデルの利点 (少数データで高精度モデル) の紹介
- NASAとESA、IBMの衛星画像基盤モデル Prithviシリーズ
  - 概要
  - Prithvi 1.0: 基盤モデルとしての学習と、下流タスク、デモ
  - Prithvi 2.0: 1.0との違い
  - Prithvi WxC: 気象・気候
  - TerraMind: マルチモーダル生成
  - TerraTorch: プラットフォーム
- デジタルツインと、Prithviの将来

# 3000

Researchers

# 79

Year (since 1945)



6 Nobel Laureates



10 Medals of Technology

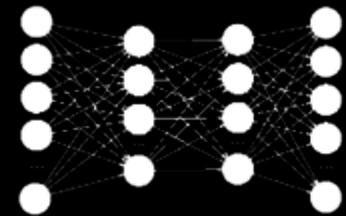
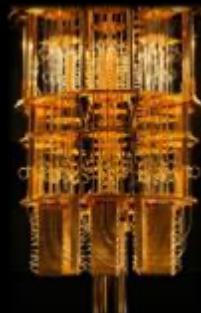
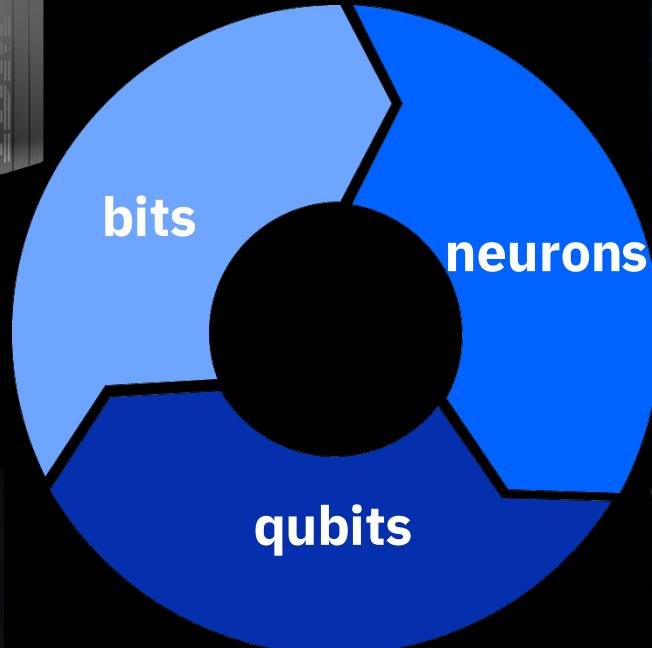
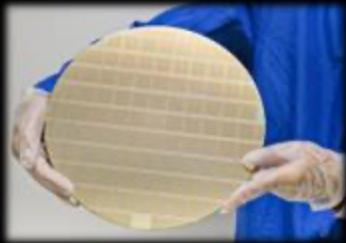


5 National Medals of Science

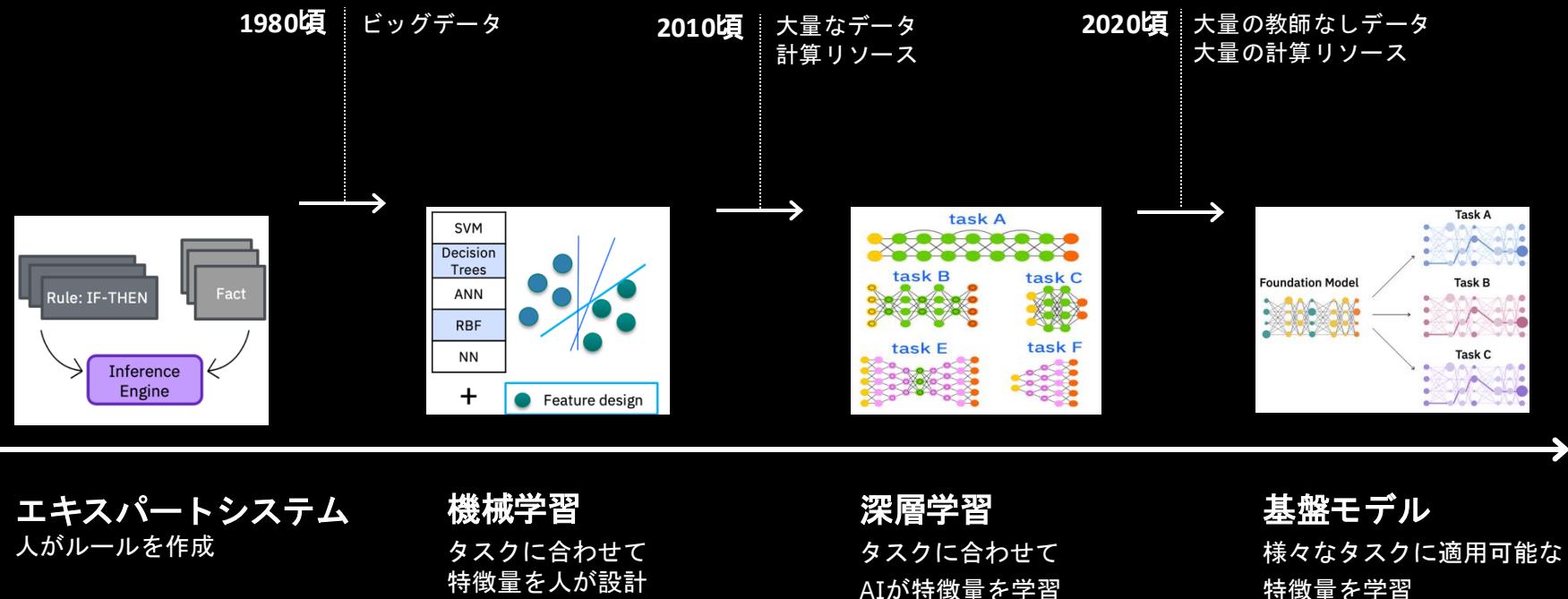


6 Turing Awards

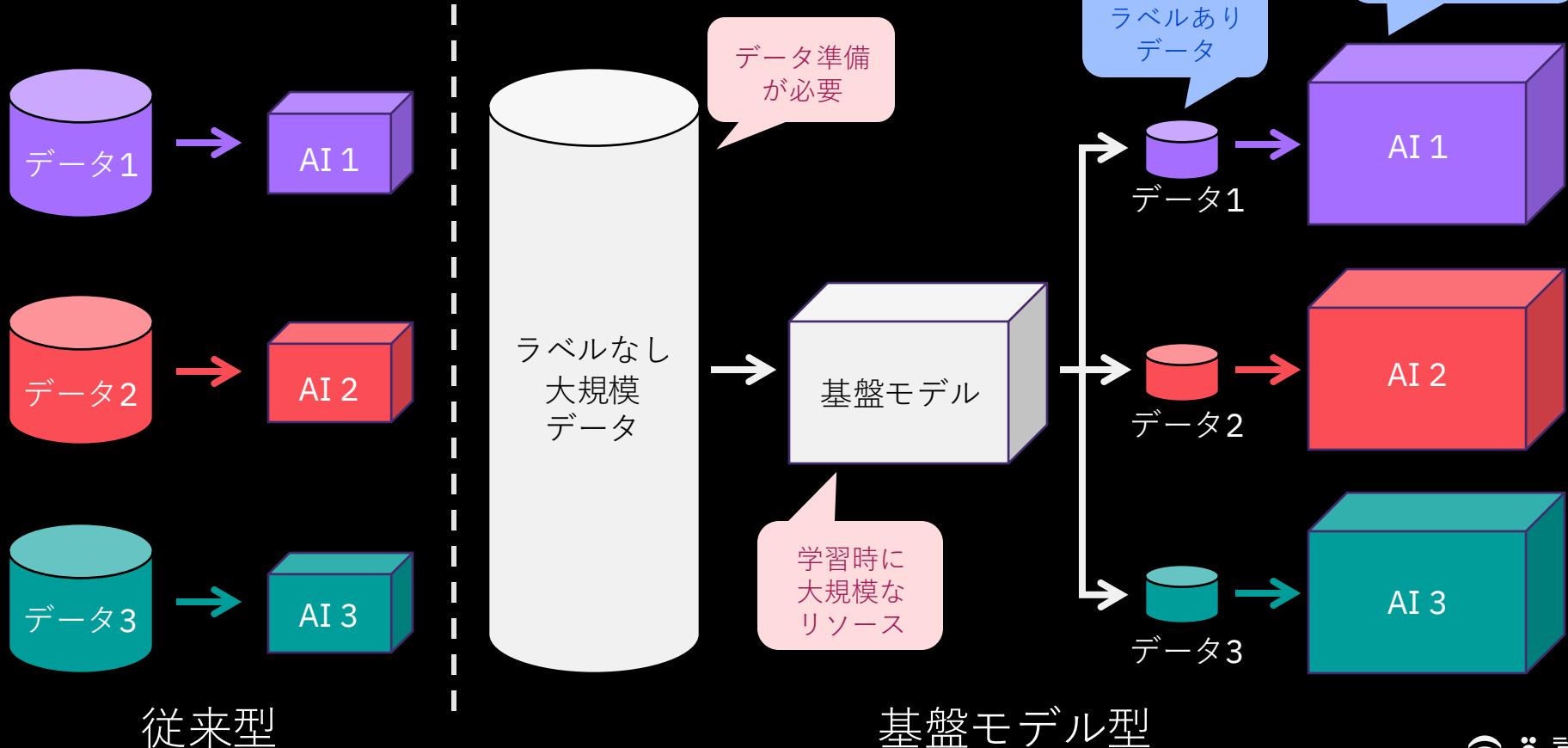
# Researchの題目：コンピューティングの未来



# AIの歴史



# 基盤モデルのメリットとデメリット



IBMがリリースしているオープンなモデル

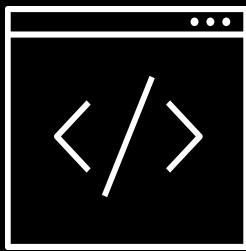


# Granite

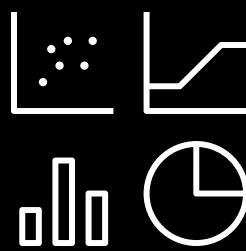
Hugging Face上で公開中 (<http://huggingface.co/ibm-granite>)



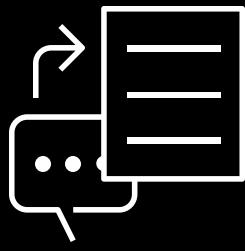
言語



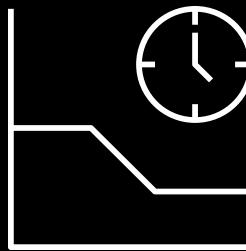
コード



画像



スピーチ



時系列



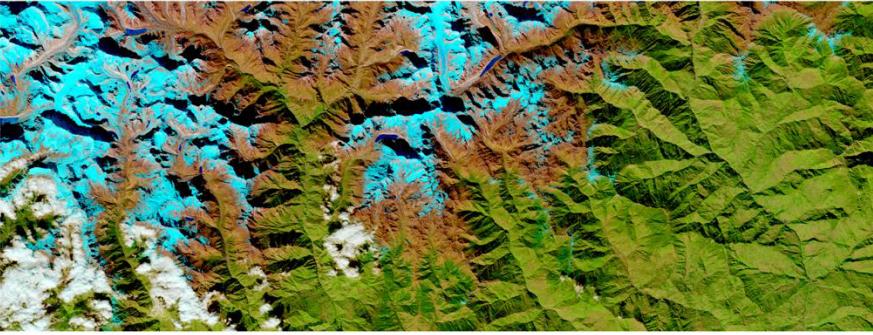
衛星画像



IBM and NASA Collaborate to Research Impact of Climate Change with AI

New IBM Foundation Model Technology Leverages NASA Earth Science Data for Geospatial Intelligence

Feb 1, 2023



**YORKTOWN HEIGHTS, N.Y., Feb. 1, 2023 /PRNewswire/** -- IBM (NYSE: IBM) and NASA's Marshall Space Flight Center today announce a collaboration to use IBM's artificial intelligence (AI) technology to discover new insights in NASA's massive trove of Earth and geospatial science data. The [joint work](#) will apply AI foundation model technology to NASA's Earth-observing satellite data for the first time.

Foundation models are types of AI models that are trained on a broad set of unlabeled data, can be used for different tasks, and can apply information about one situation to another. These models have rapidly advanced the field of natural language processing (NLP) technology over the last five years, and IBM is pioneering applications of foundation models beyond language.

Earth observations that allow scientists to study and monitor our planet are being gathered at unprecedented rates and volume. New and innovative approaches are required to extract knowledge from these vast data resources. The goal of this work is to provide an easier way for researchers to analyze and draw insights from these large datasets. IBM's foundation model technology has the potential to speed up the discovery and analysis of these data in order to quickly advance the scientific understanding of Earth and response to climate-related issues.

IBM and NASA plan to develop several new technologies to extract insights from Earth observations. One project will train an IBM geospatial intelligence foundation model on NASA's

**More Articles**

EY and IBM Expand Strategic Alliance into Quantum Computing

Consumer Goods Companies Boost Technology Budgets by 34% to Align Sustainability and Operations and Drive Growth, Finds New Study by IBM and The Consumer Goods Forum

IBM Releases IBM Impact Report 2022

[Subscribe to email](#)

[f](#) [t](#) [in](#) [d](#) [m](#) [r](#)

IBM and NASA, AIを活用した気候変動の影響に関する研究で協業開始

2023年2月2日 12:11



発表日:2023年02月02日

IBMとNASA、AIを活用した気候変動の影響に関する研究で協業開始

IBMのファウンデーション・モデル（基盤モデル）を、地理空間情報に関するNASAの地球科学データに初めて適用

\*参考画像は添付の関連資料を参照

[米国ニューヨーク州アーモンク-2023年2月1日（現地時間）]

IBMとNASAのマーシャル宇宙飛行センターは本日、NASAが有する地球および地理空間の膨大なデータから、IBMのAI技術を使用して新たな洞察の発見を目指す協業を発表しました。今回の共同研究(<https://research.ibm.com/blog/ibm-nasa-foundation-models>)では、AIファウンデーション・モデル（基盤モデル）技術を、NASAの地球観測衛星データに初めて適用します。

ファウンデーション・モデル(<https://research.ibm.com/blog/what-are-foundation-models>)は、ラベルの付いていない幅広いデータで学習できるAIモデルの一種で、さまざまな異なるタスクに使用でき、ある状況に関する情報を別の状況で利用することができます。これらのモデルは、過去5年間で自然言語処理（NLP）の分野を急速に進化させてきました。IBMは、言語分野を超えて、ファウンデーション・モデルの適用事例を開拓しています。

科学者による地球の研究および監視を可能にする地球観測データは、かつてないほど速度と量で収集されています。これらの膨大なデータ資源から知識を抽出するためには、新しく革新的なアプローチが必要です。この研究の目標は、研究者が大規模なデータ・セットを分析し、そこから洞察を導き出すことを、より容易にすることです。IBMのファウンデーション・モデル技術は、地球に関する科学的理 解と気候変動問題への課題解決をより迅速に進めるため、データの発見と分析を加速させる可能性があります。

\*以下は添付リリースを参照

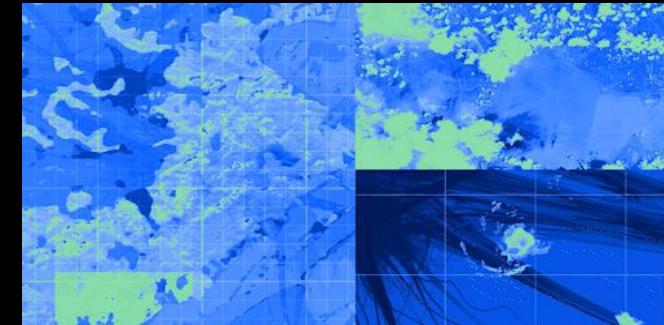
リリース本文中の「関連資料」は、こちらのURLからご覧ください。

# 地理空間基盤モデル (Prithvi: Geospatial Foundation Model)

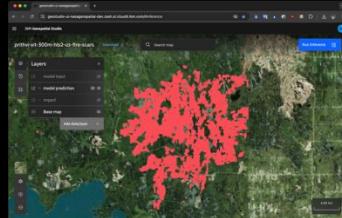
科学的理解と気候変動問題の迅速な解決を目的とした

NASAが保有する膨大な「衛星データ」を学習した基盤モデル

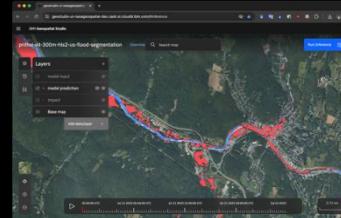
- 2023年2月  
気候変動の影響に関する研究の協働開始
- 2023年8月  
HuggingFace上にPrithvi 1.0の公開
- 2024年12月  
HuggingFace上にPrithvi 2.0を公開



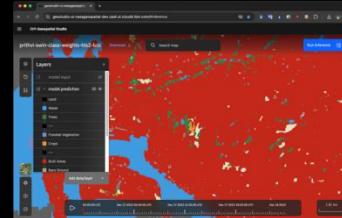
山火事



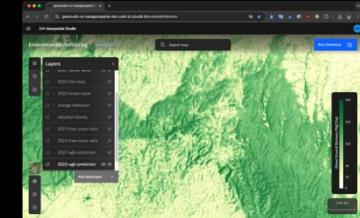
洪水



土地利用



地上部バイオマス



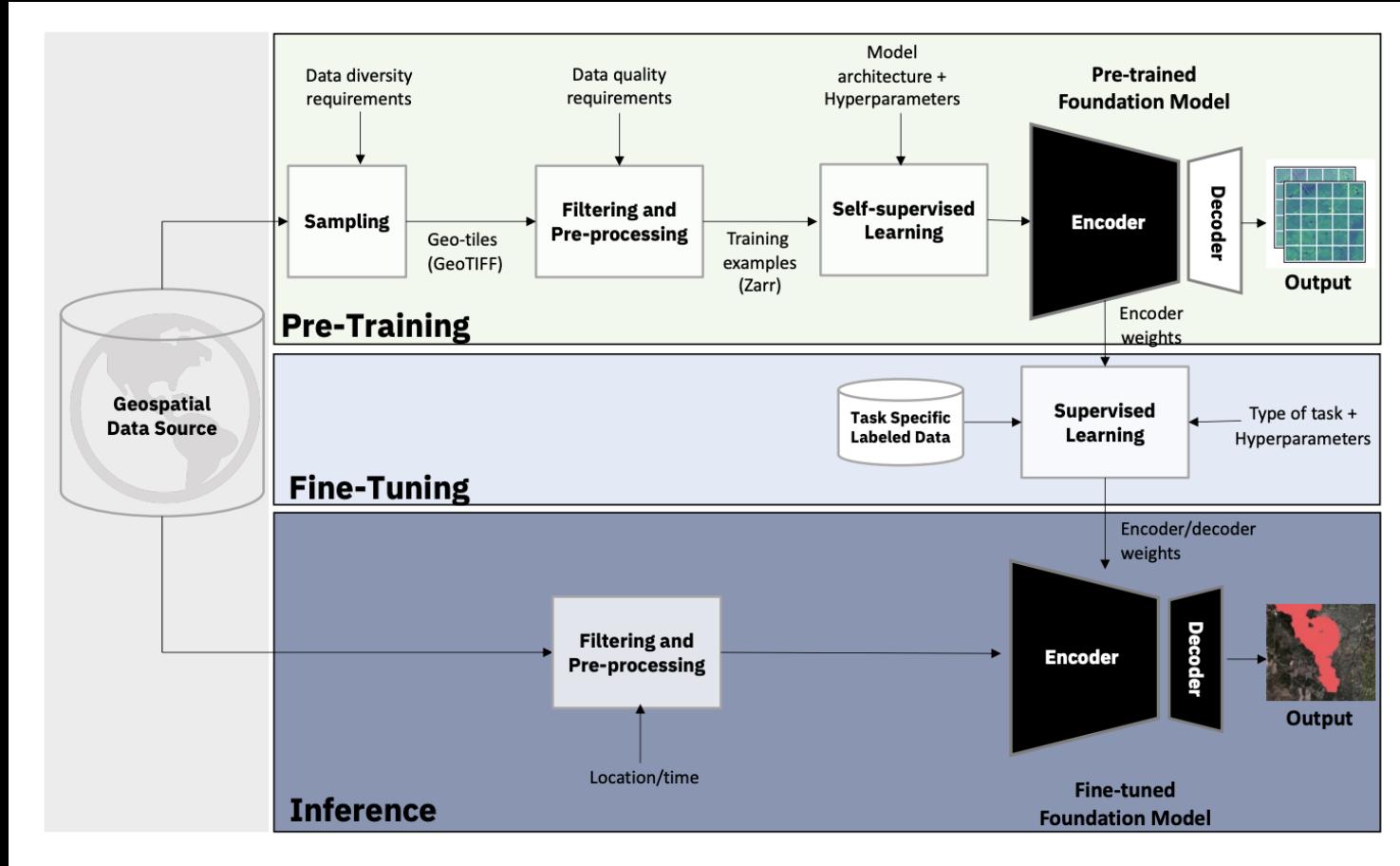
応用例)

※ <https://research.ibm.com/blog/nasa-hugging-face-ibm>

※ <https://www.ibm.com/blogs/solutions/jp-ja/nasa-hugging-face-ibm/> (日本語)



# Prithvi 1.0 概要図



# HLS as global remote sensing data to train GFMs

Harmonized Landsat Sentinel-2:

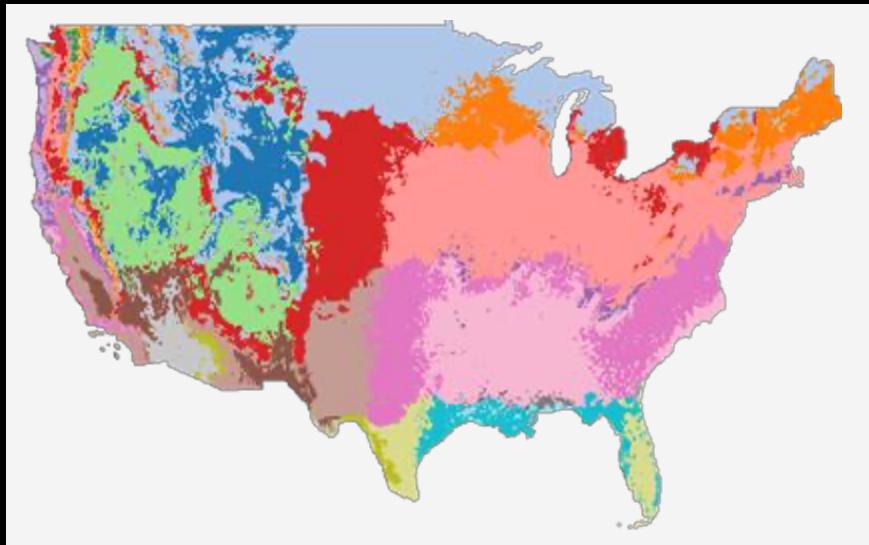
Geospatial foundation models  
focused on **remote sensing** data.

Harmonized Landsat Sentinel-2  
(**HLS**) provides consistent global  
observations of the land.

- Data available in **tiles**, aligned with  
the Military Grid Reference  
System (MGRS).
- 30m resolution
- Each tile has **3660 x 3660 pixels**,  
corresponding to ~110 x 110 km.



# Diversified sampling to address unbalanced data for pre-training



## Selecting pre-training data

Requirement → *diversified* pre-training dataset.

- For a given region, images can look similar across time.
- Random sampling → can bias towards most common landscapes.

Intelligent sampling scheme based on *geospatial statistics*.

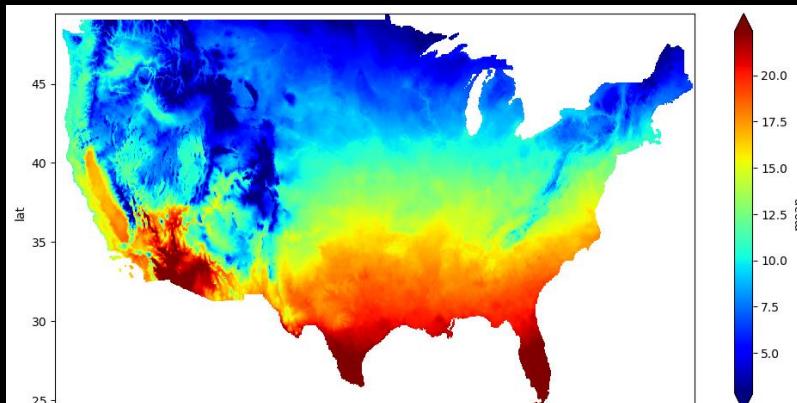
Sampling data from the United States

### Sampling scheme

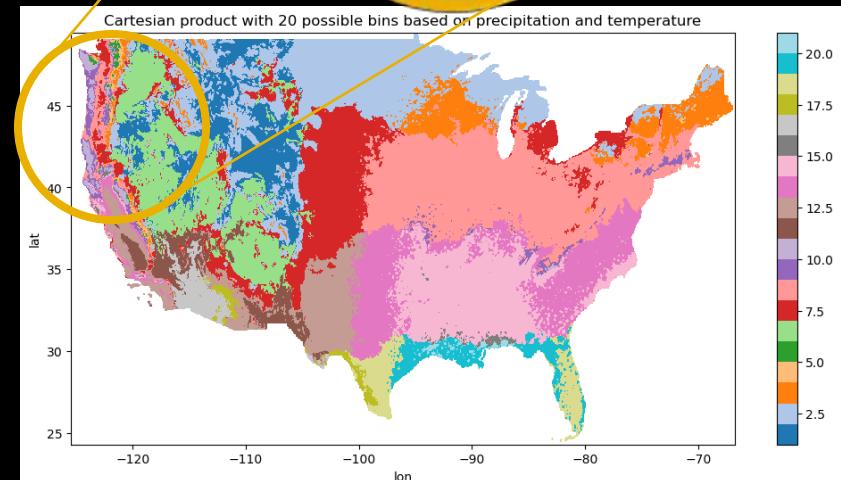
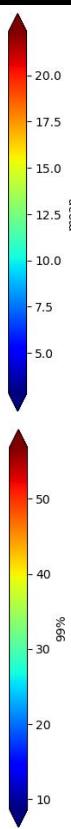
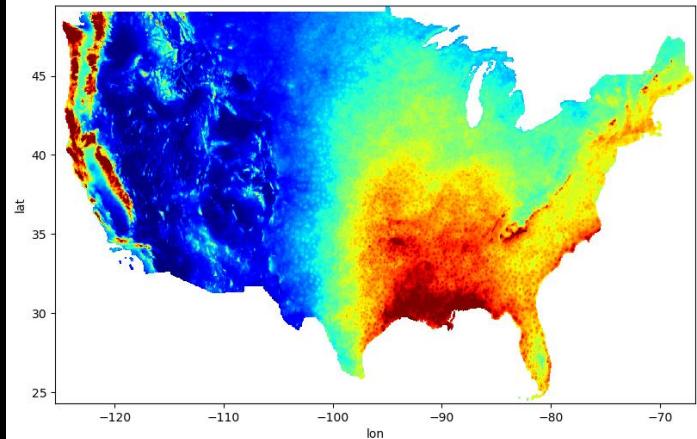
1. Aggregate various geospatial statistics (temperature and precipitation).
2. Divide the region into groups based on these statistics.
3. Sample HLS tiles as equally as possible from each group.

# US領域（アラスカ除く）サンプリング

気温

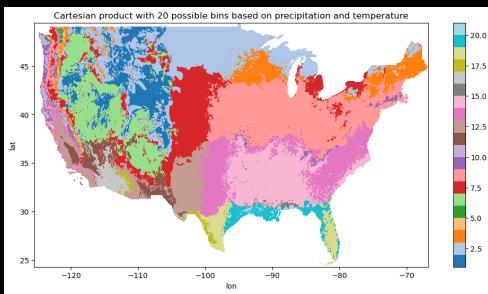


降水量

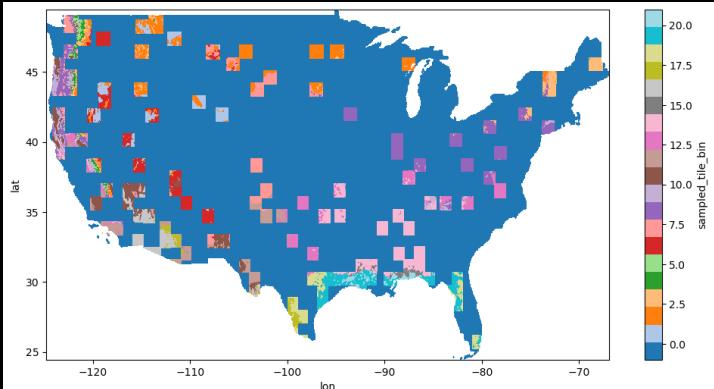


20特徴領域に分類

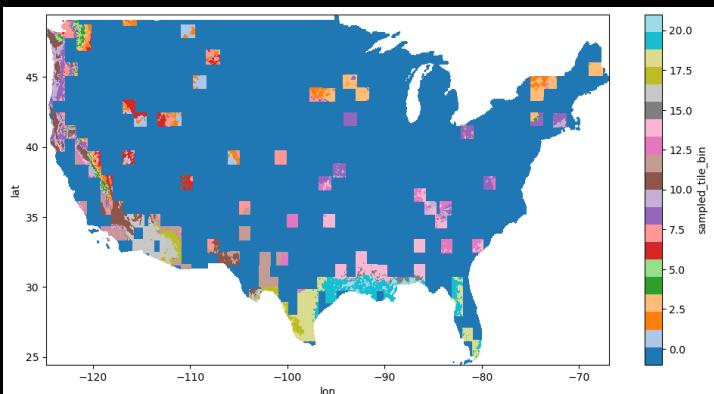
# US領域（アラスカ除く）サンプリング



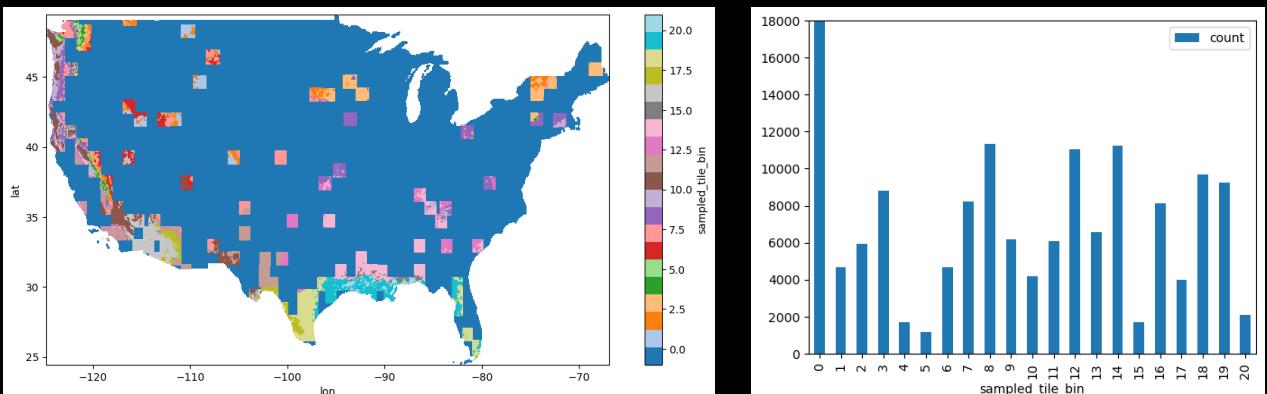
20特徴領域に分類



entropy: 4.005, (min: 0.000, max: 4.322)



entropy: 4.114, (min: 0.000, max: 4.322)



サンプリングの効果:  
985 tiles → 130 tiles  
(~40TB → 5TB)



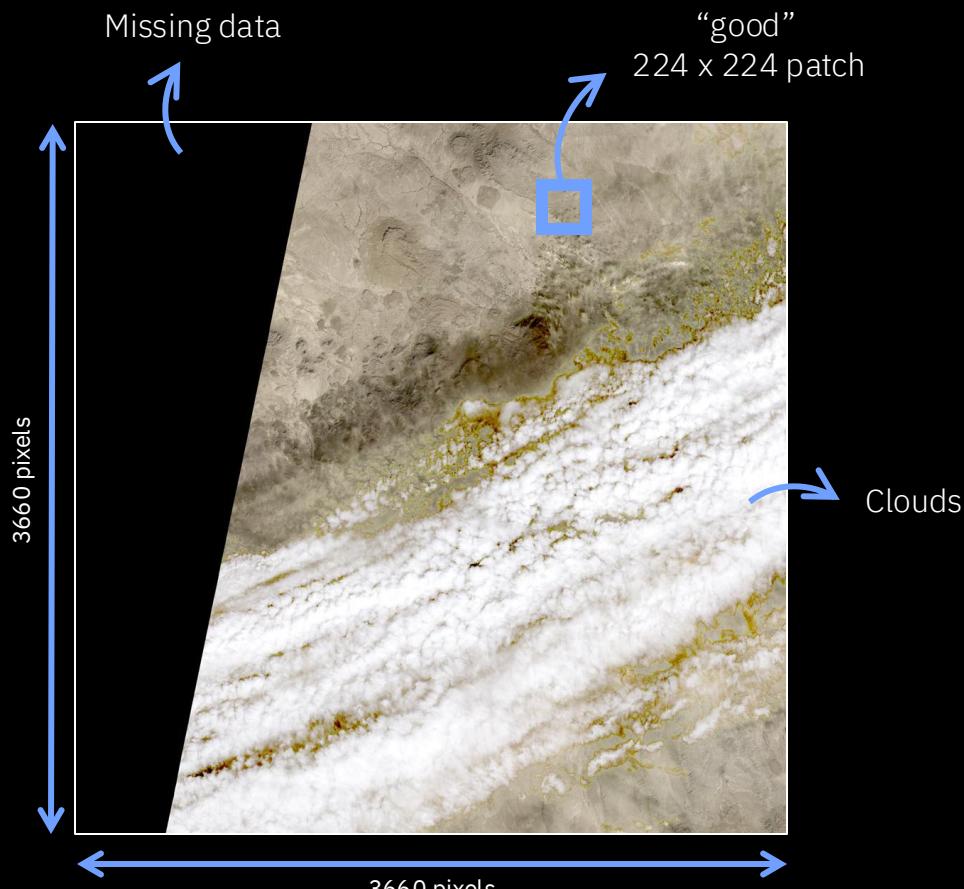
# Filtering out “missing” data

Satellite images can contain significant parts filled with clouds or missing values.

For each tile, HLS provides a *cloud mask*.

The mask allows us to compute the percentage of clouds and missing data.

Only sub-regions with low percentage of clouds or missing data are considered.



⇒ US: 250k patches



# 3D ViT Model Arch. self-supervised via masking

MAE → Masked AutoEncoder

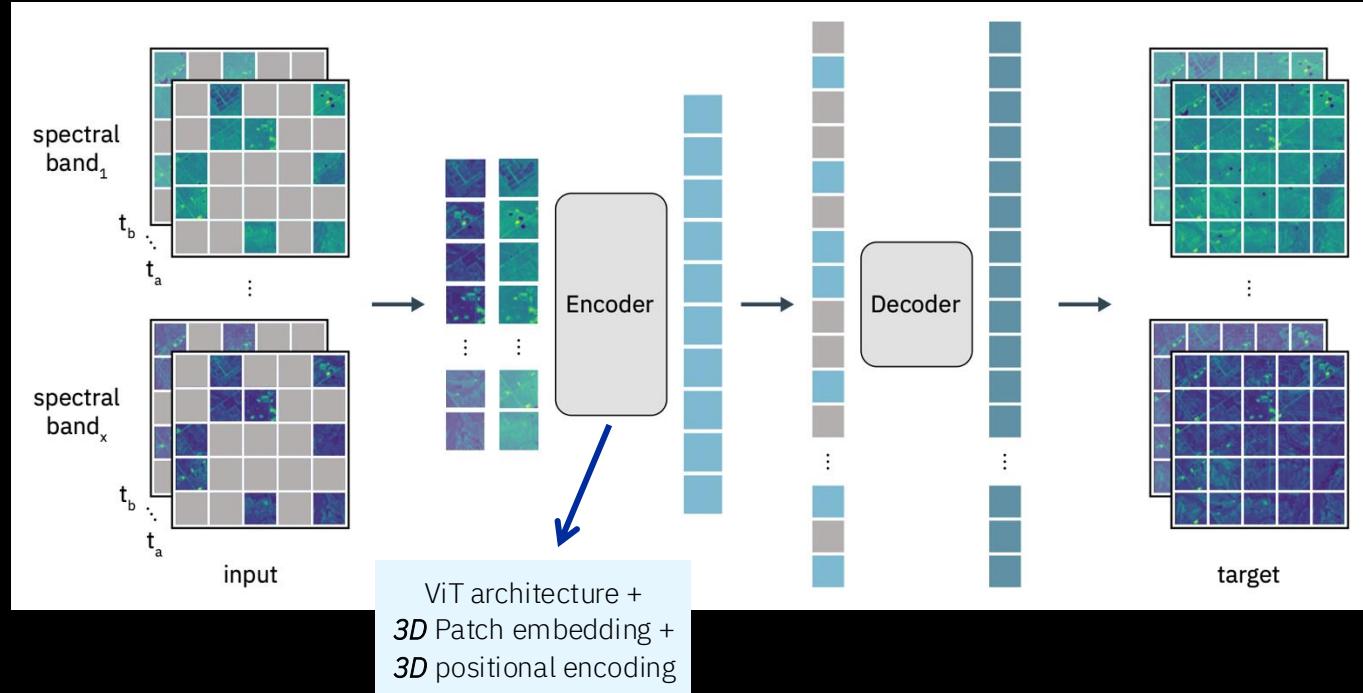
– Pre-training task: reconstruct **masked** patches → target = original data.

– MSE loss on **masked** patches.

Encoder → Vision transformer (*ViT*) for multispectral **3D data**.

– 3D patch embeddings  
– 3D positional encoding

Decoder → Transformer blocks  
+ linear projection layer to match the target patch size.



Training details

# Input

number of frames	3
image size	224 x 224
bands	B02, B03, B04 (RGB) B05, B06, B07 (infrared)

---

# Model

patch size (T, H, W)	(1, 16, 16)
masking ratio	0.75
number of parameters	100M

---

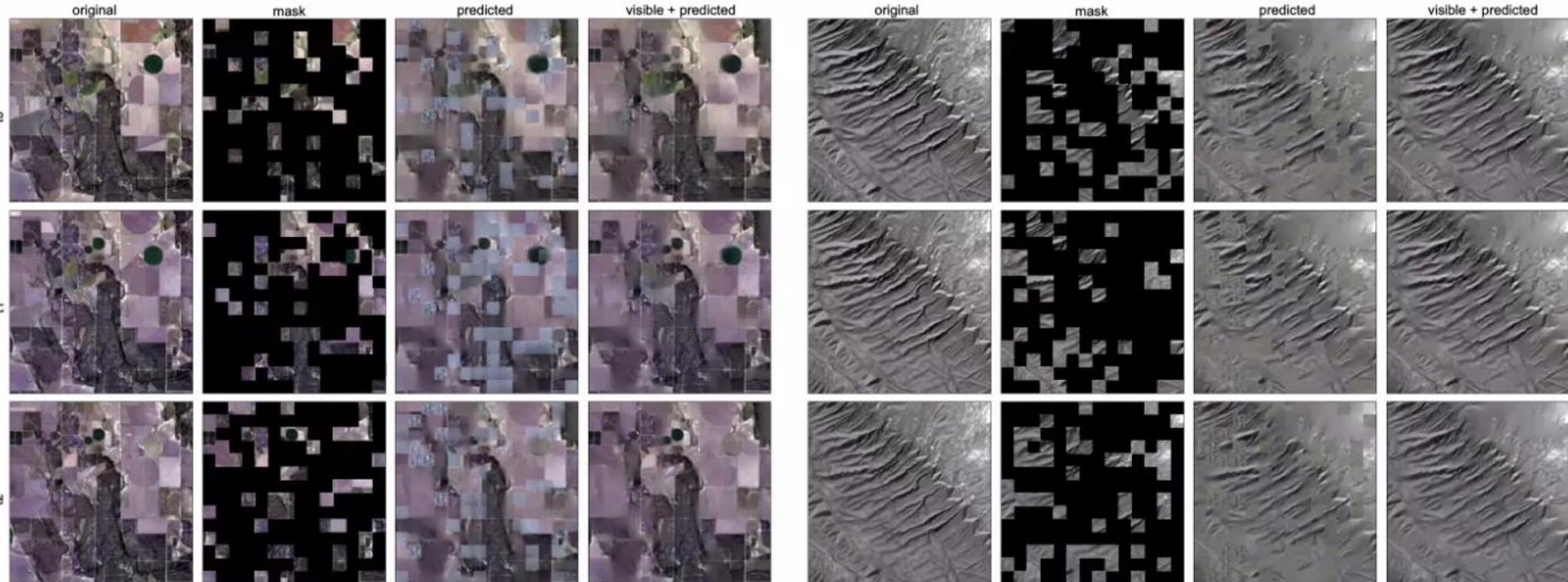
# Training

machine	vela cluster
number of GPUs	64
number of CPUs	<sup>19</sup> 512
time to train	~4.5 days

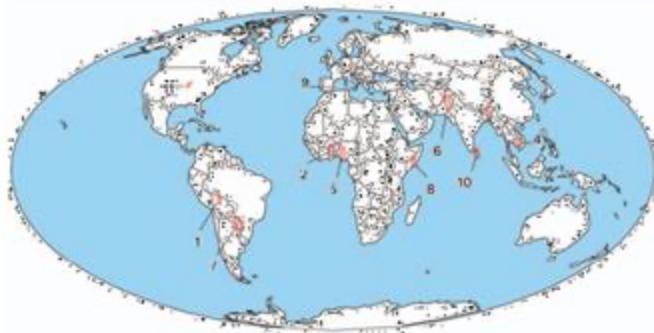
# 基盤モデルの精度



# 基盤モデルの精度 (時系列データ)

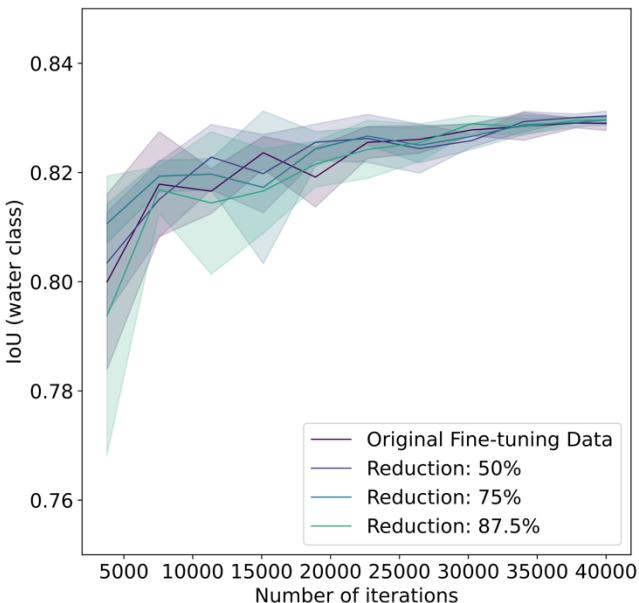


# 下流タスク：洪水領域可視化

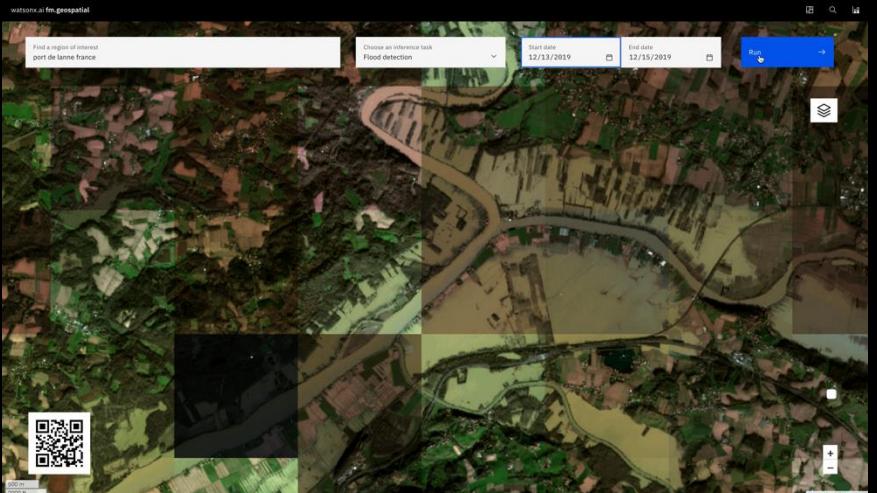


	IoU (water)	F1 (water)	mIoU (both classes)	mF1-score (both classes)	mAcc (both classes)
Baseline [55]	24.21	–	–	–	–
ViT-base [19]	67.58	80.65	81.06	88.92	88.82
Swin [60]	79.43	88.54	87.48	93.13	90.63
Swin $\dagger$ [60]	80.58	89.24	87.98	93.44	92.02
AFTER 50 EPOCHS					
Prithvi (not pretrained)	80.67	89.30	88.76	93.85	94.79
→ Prithvi (pretrained)	81.26	89.66	89.10	94.05	<b>95.07</b>
AFTER 500 EPOCHS					
Prithvi (not pretrained)	82.97	90.69	90.14	94.66	94.82
→ Prithvi (pretrained)	<b>82.99</b>	<b>90.71</b>	<b>90.16</b>	<b>94.68</b>	94.60

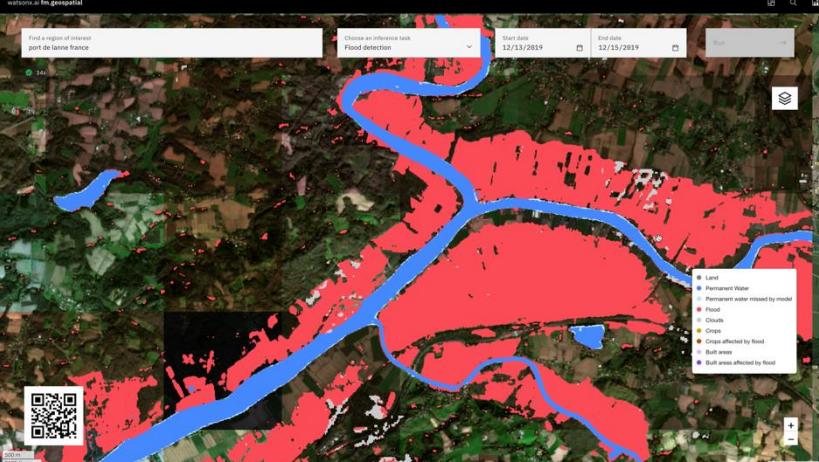
**Table 2:** Prithvi performance compared to baseline of Sen1Floods11 [55], as well as recent vision transformer architecture baselines used off-the-shelf with standard hyperparameters from [56]. Performance is calculated pixel-wise over the test set, accounting for class imbalance.  $\dagger$  Swin pretrained on ADE20K.



# 下流タスク：洪水領域可視化



洪水  
領域  
推定

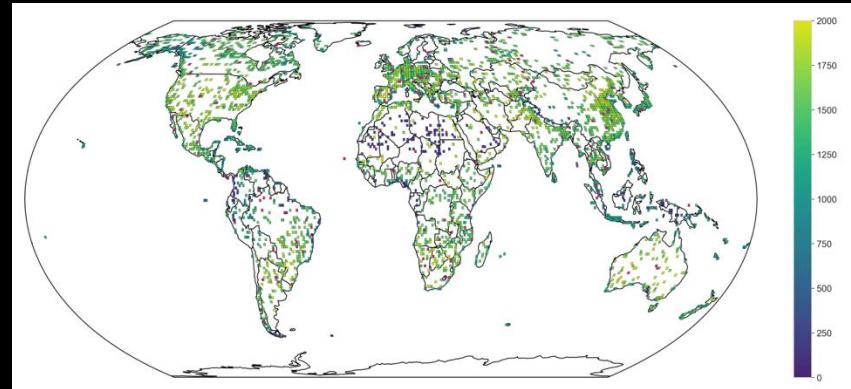


洪水  
被害  
推定

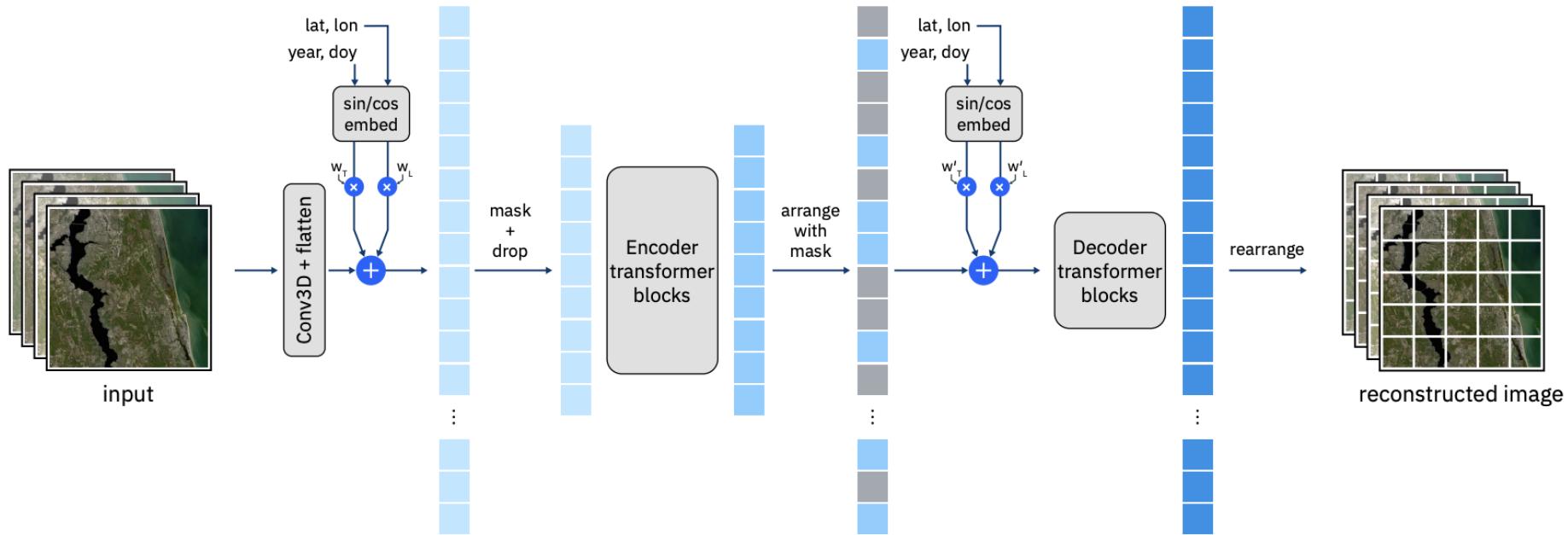


# Prithvi EO 2.0

- Prithvi 1.0からの進化点
  - データ
    - サンプル：25万→420万（17倍）
    - 領域：US→世界規模
    - サンプリング：気候→土地被覆、気候、生態系ブロックを活用
    - 期間：2017-2018→2014-2023年のデータ
  - 時間
    - フレーム数：3フレーム→4フレーム
    - 間隔：連続するフレーム→1ヶ月から6ヶ月
  - モデルサイズ
    - パラメーター数：100M→300M、600M
  - アーキテクチャ
    - 位置と時間を入力



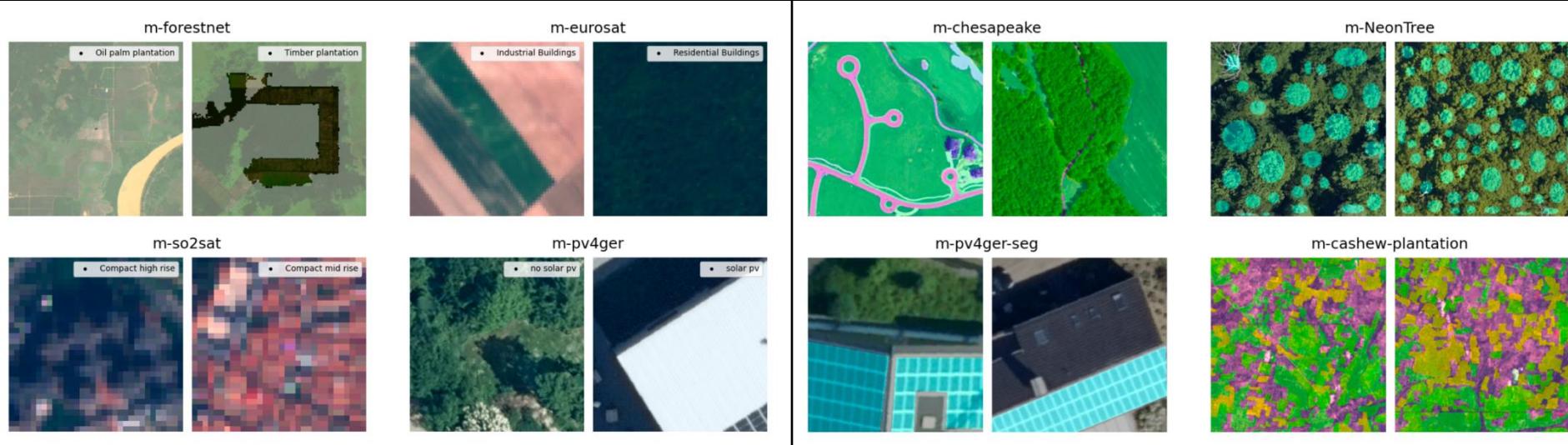
# Prithvi EO 2.0のアーキテクチャ



- Year, Day情報、緯度(latitude)と経度(longitude)は絶対的な値
- これらのメタデータもDropoutさせる

# Prithvi EO 2.0の結果

- GEO-Bench datasets [<https://github.com/ServiceNow/geo-bench>]

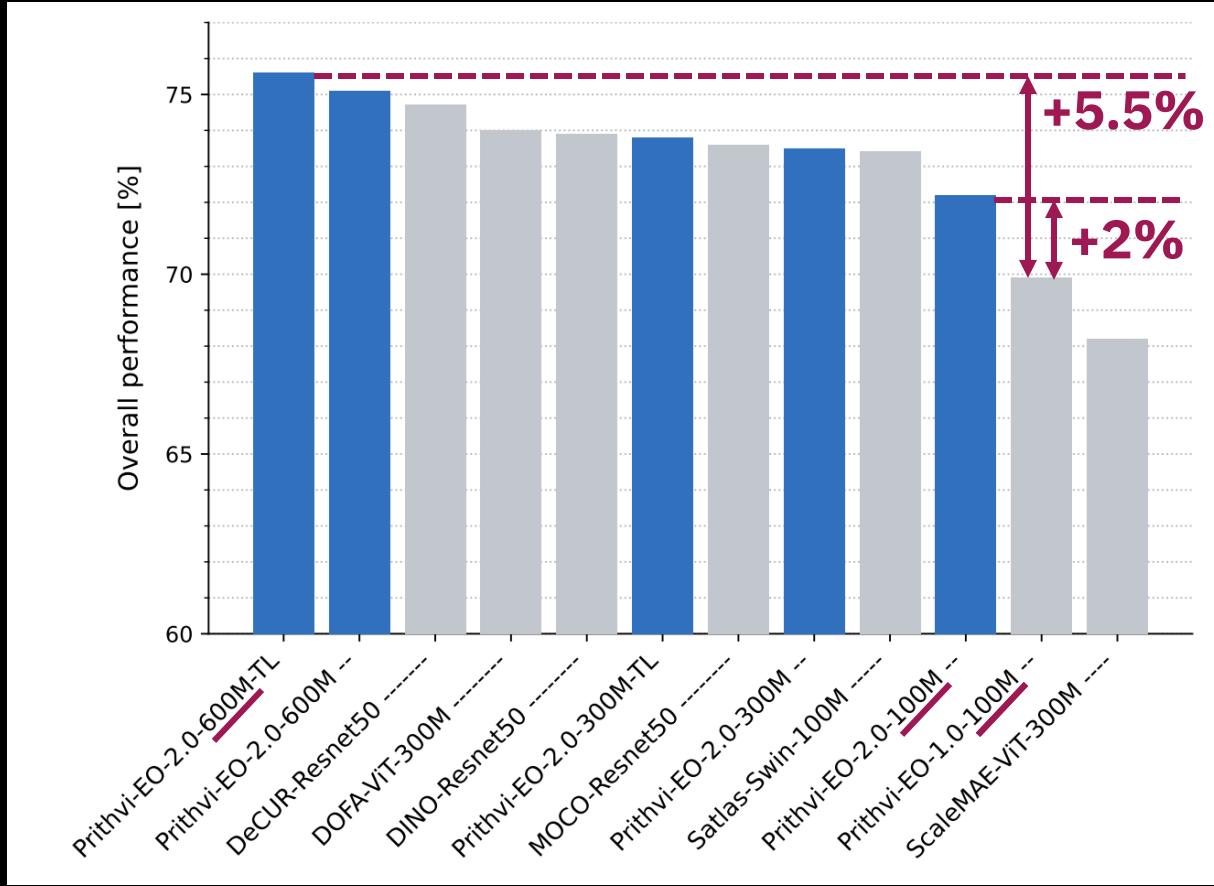


識別タスク

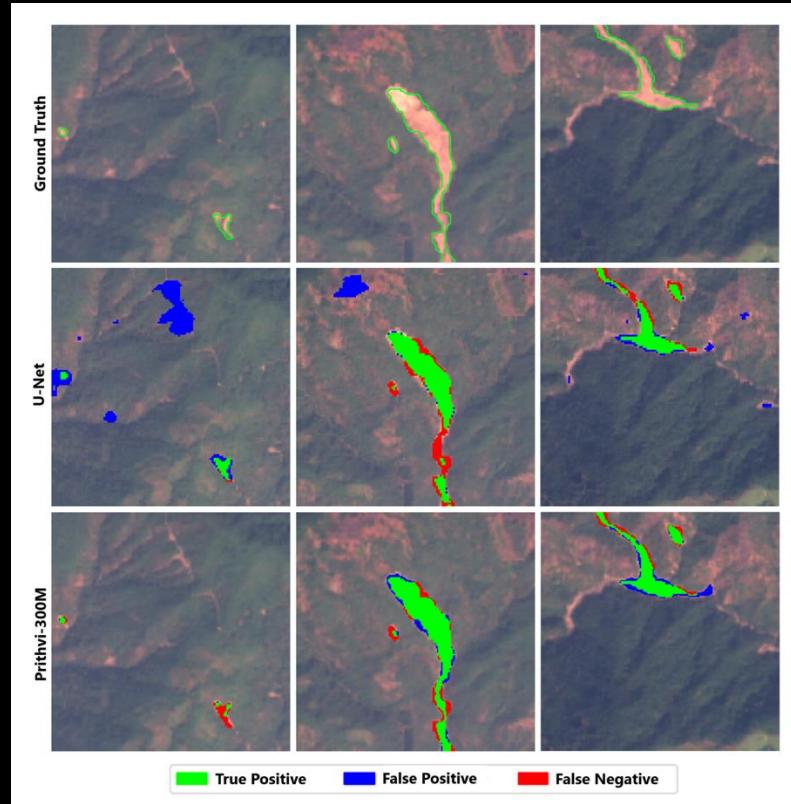
セグメンテーションタスク

※こちらは一例です

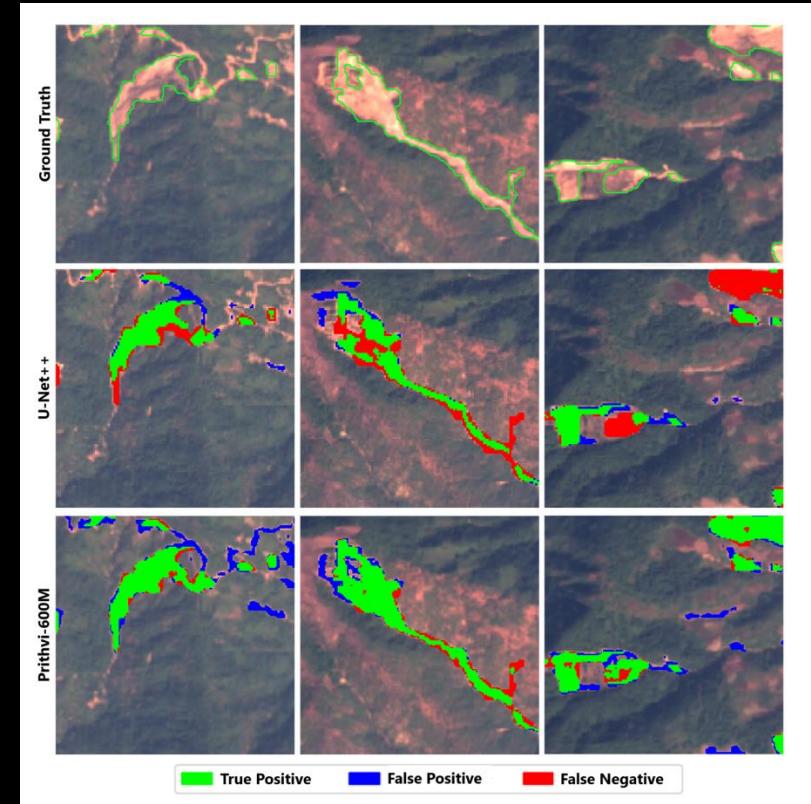
# Prithvi EO 2.0の結果



# Prithvi EO 2.0の結果 (土砂崩れ)



フルデータセット (3,799画像)  
[IoU] U-Net: 70.4, Prithvi: 71.3



少量データセット (100画像, 2.5%)  
[IoU] U-Net: 65.1, Prithvi: 67.1



# Prithvi Tinyモデル (2025年10月11日発表)

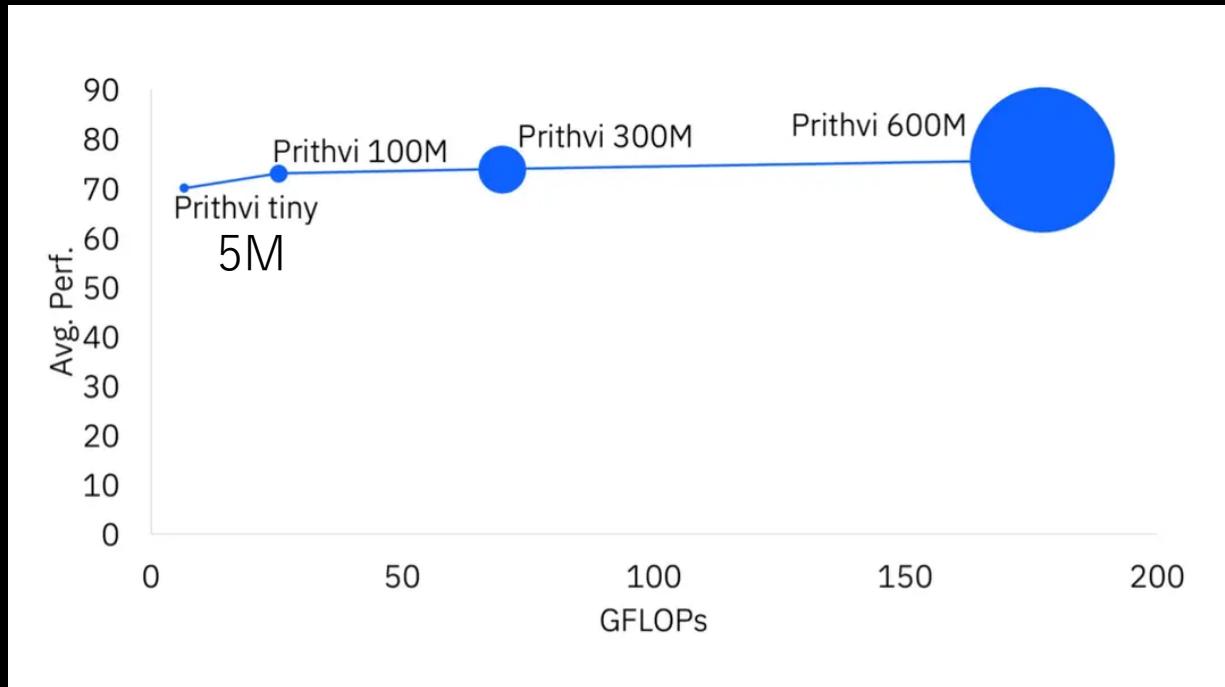
- より軽量モデルも最近発表

- Encoder Memory

- Tiny: 22Mb
- 100M: 328Mb

- Frames/sec on iX10:

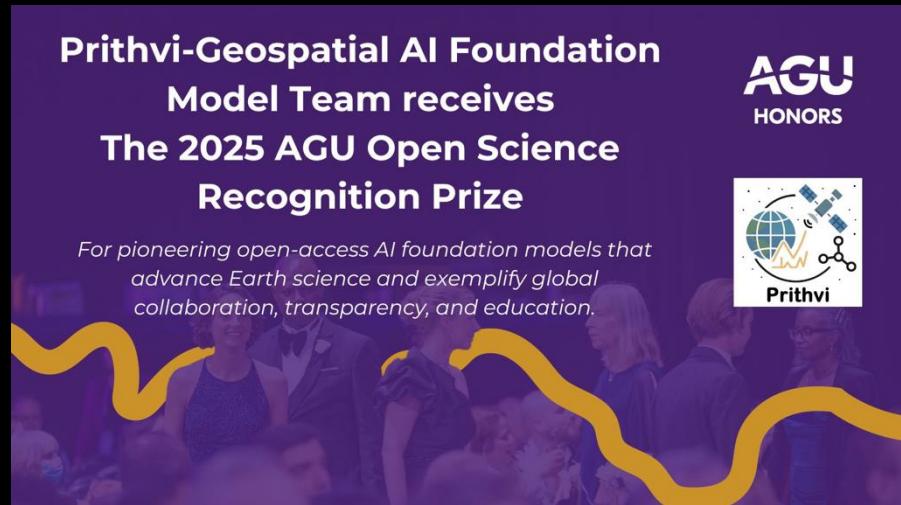
- 329 frams



# Prithvi-EOシリーズの外部からの評価



NASAより  
Group Achievement Honor Award



AGU (アメリカ地球物理学連合) より  
Open Science Recognition Prize

# 気象・気候の基盤モデル (Prithvi WxC)

## NASAが保有する40年間の地球観測データを使用した基盤モデル

### プレスリリース (経緯)

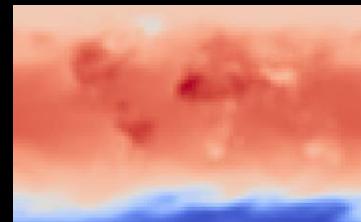
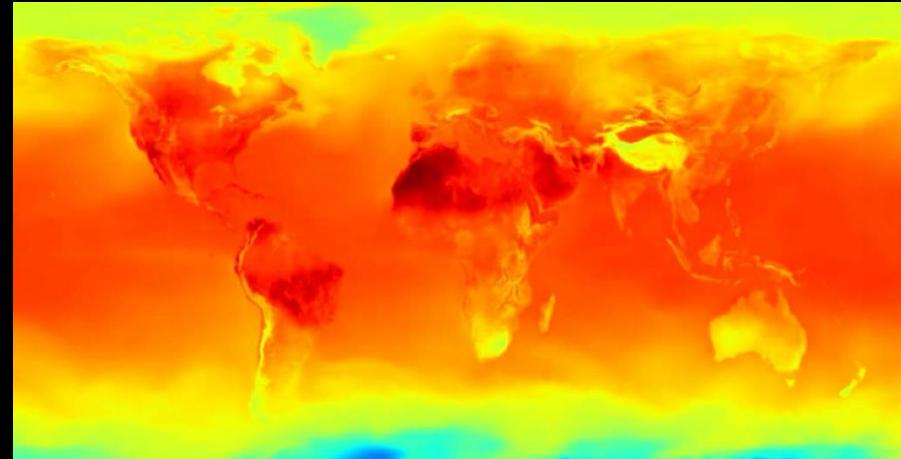
- 2024年9月
- IBMとNASA、気象・気候への応用に適したオープンソースのAIモデルをHugging Faceで公開

### 応用先

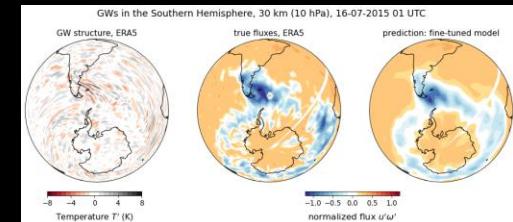
- 局地的な観測に基づいたターゲットを絞った予報の作成
- 異常気象パターンの検出と予測
- 地球規模の気候シミュレーションの空間解像度の向上
- 数値気象・気候モデルでの物理プロセスの表現方法の改善

### 現在公開済みのファイン・チューニング・モデル

- 気候と気象データのダウンスケーリング :**  
低解像度から高解像度を推測する気象学の一般的な実装の一つで、気温、降水量、地上風などで実験
- 重力波パラメタリゼーション :**  
このモデルは、重力波の発生をより正確に推定し、数値気象・気候モデルの精度を向上させ、将来の気象・気候現象をシミュレーションする際の不確実性を抑制するのに役立つ



気温に関する  
6倍ダウンスケーリング



重力場パラメタリゼーション



# Prithvi WxCの学習データ

- 160変数 =  $10 \times 14 + 20$
- 学習：1980 – 2019 (約40年)
- テスト：2020 – 2023

Table 3: List of Native Vertical Level Variables

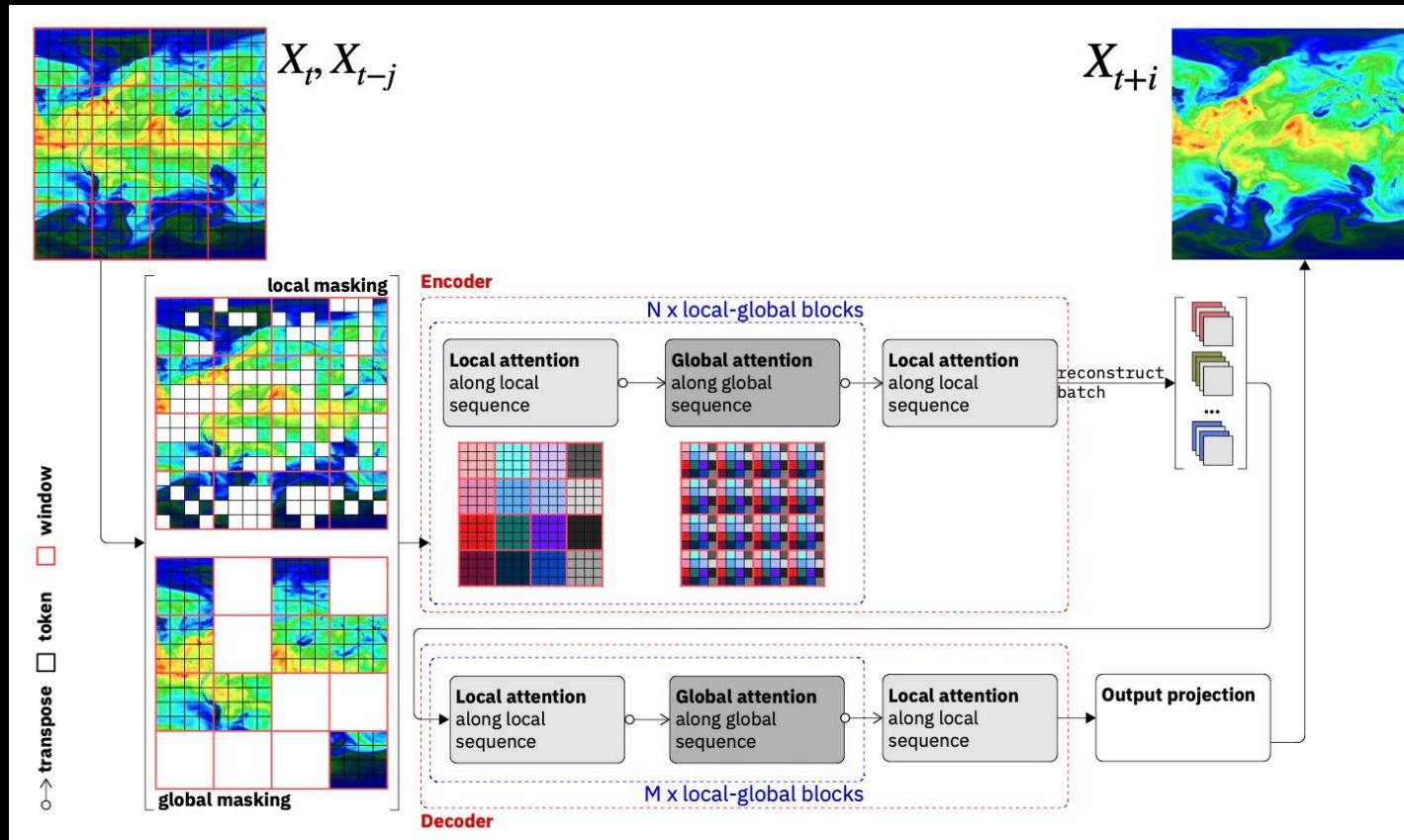
Variable	Collection	Description
U	M2I3NVASM	Wind speed/direction
V	M2I3NVASM	Wind speed/direction
OMEGA	M2I3NVASM	Vertical motions
T	M2I3NVASM	Air temperature
QV	M2I3NVASM	Specific humidity
PL	M2I3NVASM	Actual mid-level pressure
H	M2I3NVASM	Mid-layer height (equivalent to the geopotential height)
CLOUD	M2I3NVASM	Cloud fraction at this layer for radiation
QI	M2I3NVASM	Cloud mass fraction that is ice
QL	M2I3NVASM	Cloud mass fraction that is water
<b>Nominal Pressure (hPa)</b>		
985	970	925
850	700	600
525	412	288
245	208	150
109	48	

Table 2: List of Surface Variables

Variable	Collection	Description
U10	M2I1NXASM	10 m zonal wind
V10	M2I1NXASM	10 m meridional wind
T2M	M2I1NXASM	2 m surface temperature
QV2M	M2I1NXASM	2 m specific humidity
PS	M2I1NXASM	Surface Pressure
SLP	M2I1NXASM	Sea Level Pressure
TS	M2I1NXASM	Skin Temperature
TQI	M2I1NXASM	Column-total ice
TQL	M2I1NXASM	Column-total liquid water
TQV	M2I1NXASM	Column-total water vapor
GWETROOT	M2T1NXLND	Rootzone soil wetness relative to soil holding capacity
LAI	M2T1NXLND	Leaf area index
EFLUX	M2T1NXFLX	Surface latent heat flux
HFLUX	M2T1NXFLX	Surface sensible heat flux
Z0M	M2T1NXFLX	Surface roughness
LWGEM	M2T1NXRAD	Longwave radiation emitted by the surface
LWGAB	M2T1NXRAD	Longwave radiation absorbed by the surface
LWTUP	M2T1NXRAD	Upward longwave at the top of atmosphere
SWGNT	M2T1NXRAD	Net downward shortwave radiation at the surface
SWTNT	M2T1NXRAD	Net shortwave at top of atmosphere

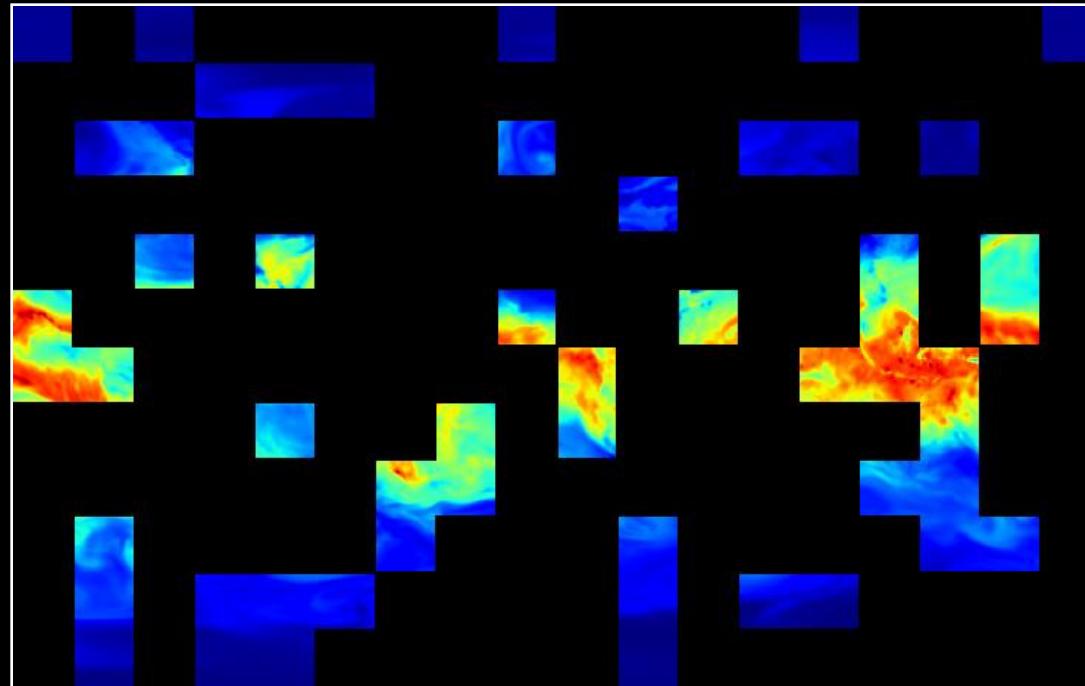
# Prithvi WxCのモデル

- Encoder
  - 13 Local
  - 12 Global
- Decoder
  - 3 Local
  - 2 Global
- 6時間後の予測等を実施
- モデル: 2.3B



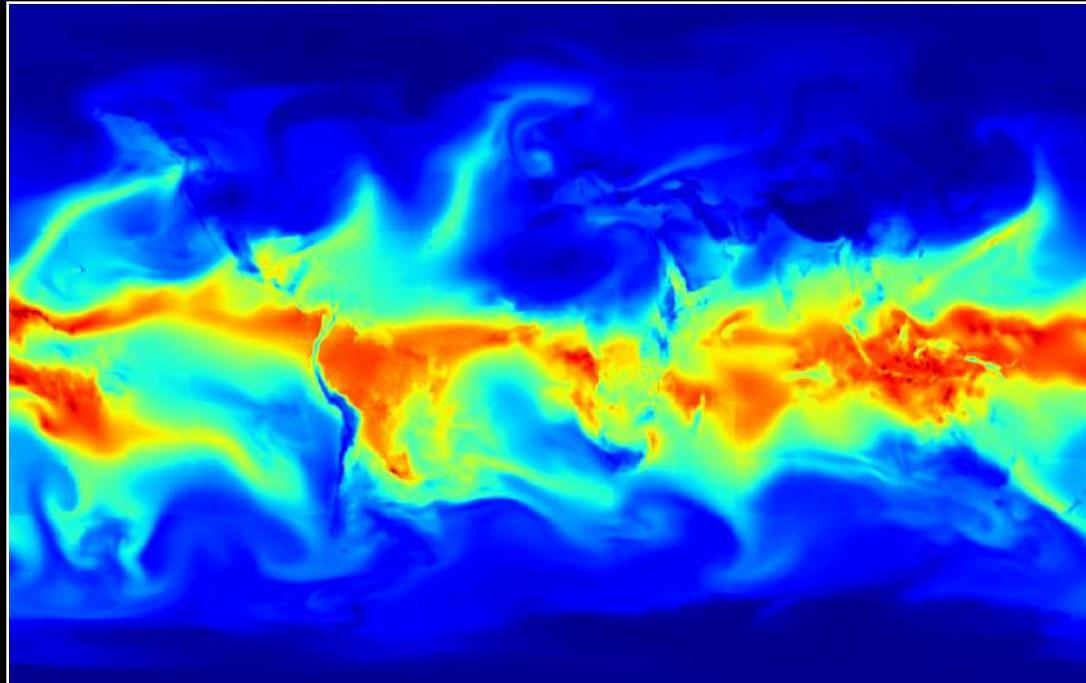
# Prithvi WxCの事前学習の結果

- 水蒸気量 (75%マスク)



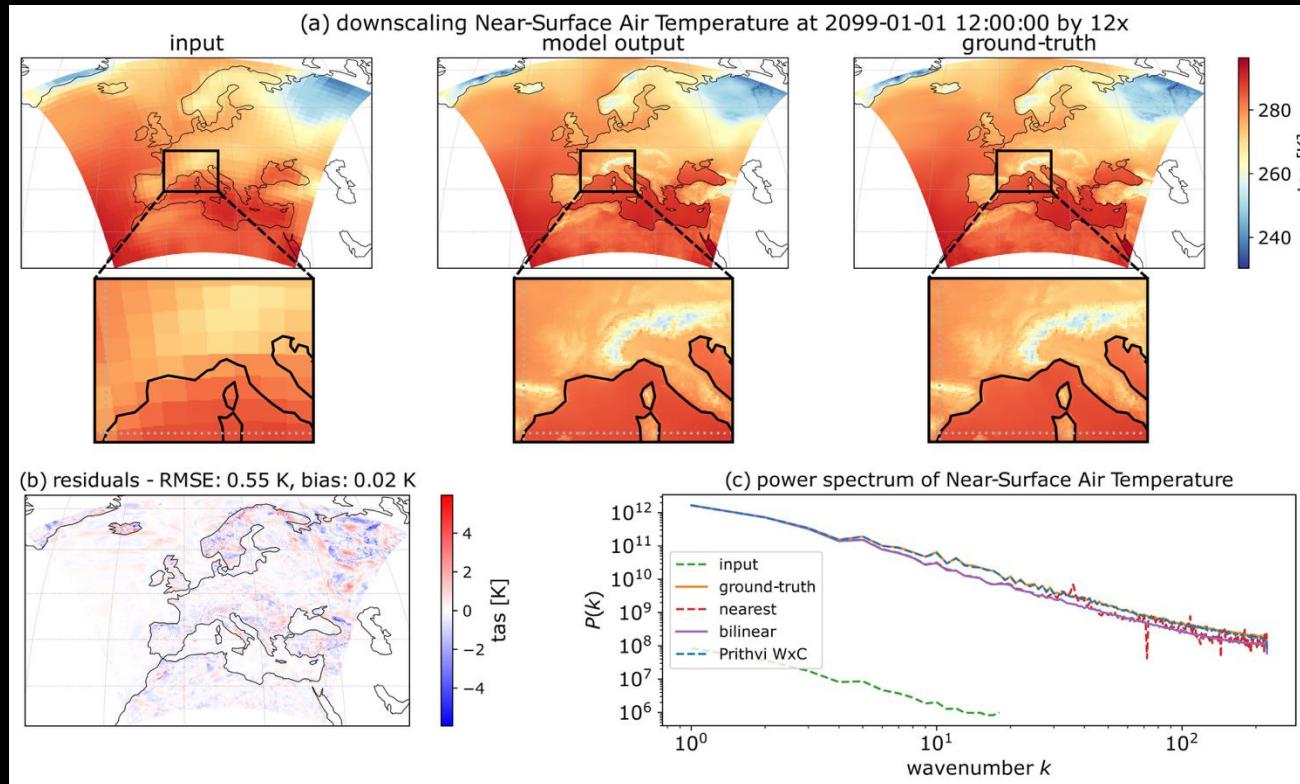
# Prithvi WxCの事前学習の結果

- 水蒸気量（0時間後の推定結果）

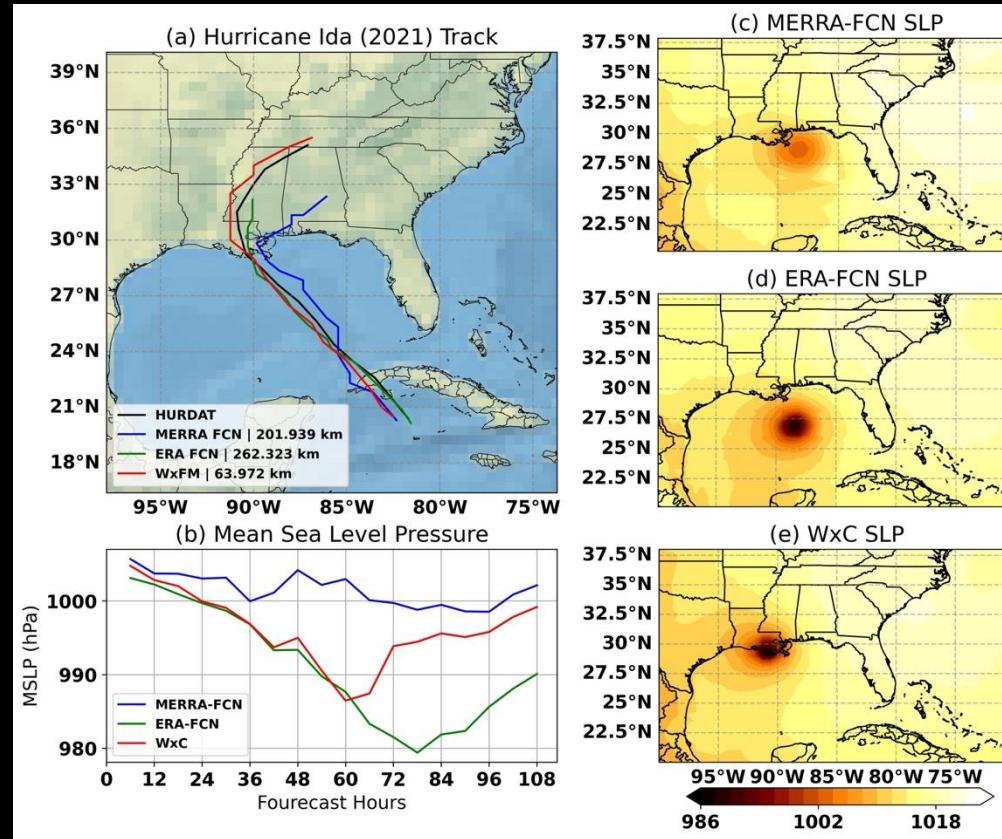


# Prithvi WxCの超解像タスク

- 気温の12倍超解像

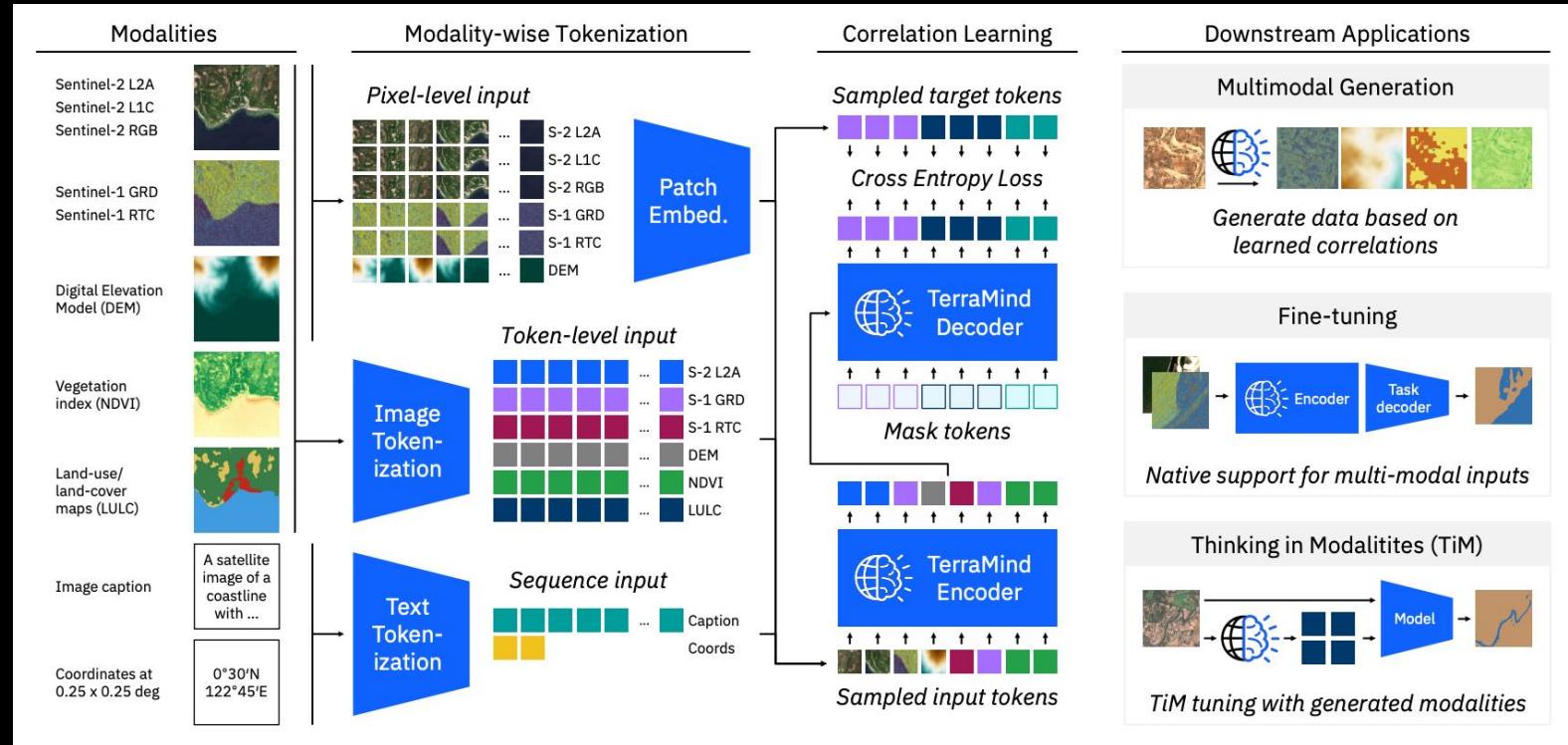


# Prithvi WxCのハリケーン予測タスク



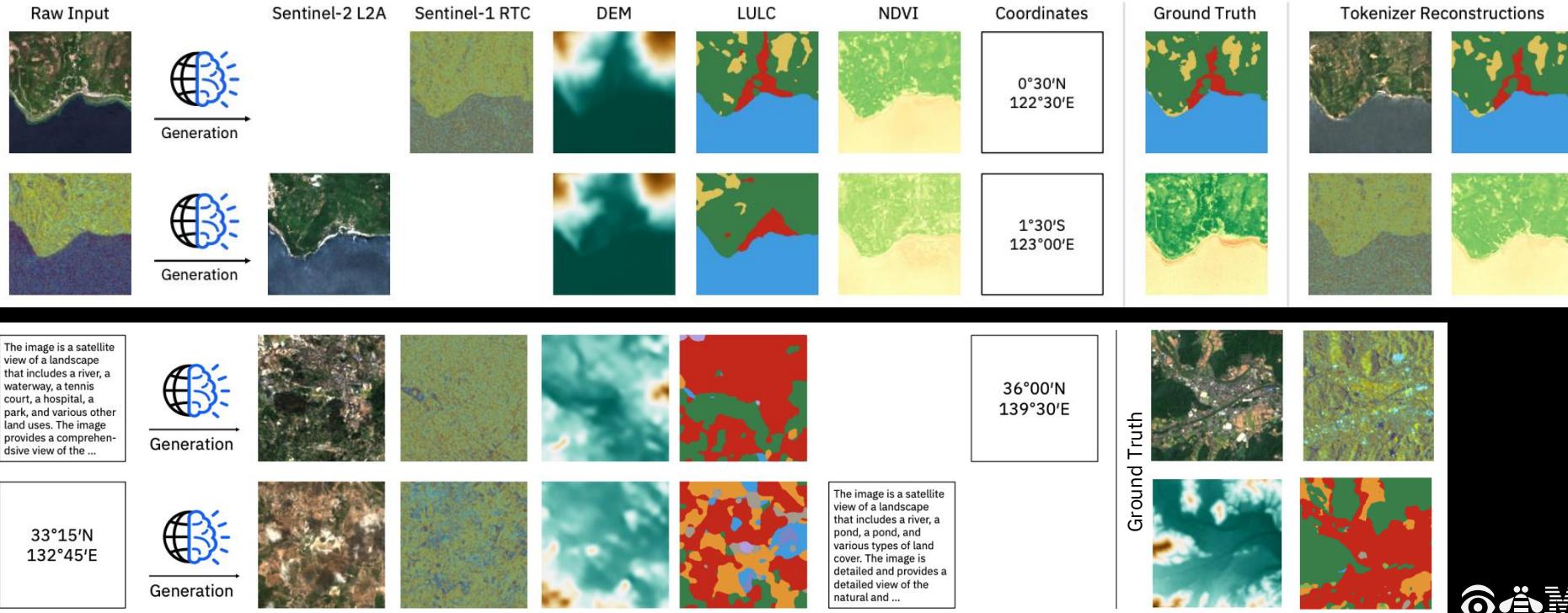
# TerraMind: マルチモーダル生成

- 世界初のAny-to-Any生成が可能なモデル



# TerraMind: Any-to-Any生成

- 一つの入力から、複数のモダリティの情報を生成する
  - 例えば、光学衛星画像からSAR画像、標高、土地利用などを生成



# TerraMind: Any-to-Any生成の精度

- 画像生成に対する精度
  - 光学画像は、値自身の精度も構造も生成できている
  - 標高は、値の絶対値は誤りが多いが、構造（相関）は生成できている
  - SAR画像は、構造は苦手だが、値自身は高精度に生成できている

Modalities	MAE ↓	RMSE ↓	SSIM ↑	PSNR ↑
S-1 GRD → S-2 L2A	0.074	<u>0.116</u>	<u>0.750</u>	26.210
S-1 GRD → DEM	163.0	<u>320.8</u>	<u>0.878</u>	20.694
S-1 GRD → NDVI	0.180	0.225	0.438	18.990
S-1 RTC → S-2 L2A	0.113	0.194	0.695	24.251
S-1 RTC → DEM	298.8	<u>799.2</u>	<u>0.873</u>	20.009
S-1 RTC → NDVI	0.172	0.211	0.465	19.529
S-2 L2A → S-1 GRD	2.942	3.877	<u>0.531</u>	<u>28.678</u>
S-2 L2A → S-1 RTC	2.636	3.391	<u>0.430</u>	28.993
S-2 L2A → DEM	215.8	745.5	0.942	20.616

# TerraMind: ダウンストリームタスクでの評価

- PANGAEAベンチマークでの評価

Model	BurnSr*	MADOS*	PASTIS	Sen1Fl11	FBP*	DEN*	CTM-SS	SN7*	AI4Farms*	Avg. mIoU	Avg. Rank
CROMA	82.42	67.55	32.32	<u>90.89</u>	51.83	38.29	49.38	59.28	25.65	55.29	6.61
DOFA	80.63	<u>59.58</u>	30.02	89.37	43.18	<u>39.29</u>	51.33	61.84	27.07	53.59	8.22
GFM-Swin	76.90	64.71	21.24	72.60	67.18	34.09	46.98	60.89	27.19	52.42	10.00
Prithvi 1.0 100M	83.62	49.98	33.93	90.37	46.81	27.86	43.07	56.54	26.86	51.00	11.00
RemoteCLIP	76.59	60.00	18.23	74.26	<b>69.19</b>	31.78	52.05	57.76	25.12	51.66	11.22
SatlasNet	79.96	<u>55.86</u>	17.51	90.30	50.97	36.31	46.97	61.88	25.13	51.65	10.67
Scale-MAE	76.68	57.32	24.55	74.13	<u>67.19</u>	35.11	25.42	<b>62.96</b>	21.47	49.43	11.44
SpectralGPT	80.47	57.99	35.44	89.07	33.42	37.85	46.95	58.86	26.75	51.87	10.11
S.-S12-MoCo	81.58	51.76	34.49	89.26	53.02	35.44	48.58	57.64	25.38	53.02	10.06
S.-S12-DINO	81.72	49.37	36.18	88.61	51.15	34.81	48.66	56.47	25.62	52.51	10.89
S.-S12-MAE	81.91	49.90	32.03	87.79	51.92	34.08	45.80	57.13	24.69	51.69	12.39
S.-S12-Data2Vec	81.91	44.36	34.32	88.15	48.82	35.90	54.03	58.23	24.23	52.22	10.72
UNet Baseline	<b>84.51</b>	54.79	31.60	<b>91.42</b>	60.47	<b>39.46</b>	47.57	<u>62.09</u>	<b>46.34</b>	57.58	4.89
ViT Baseline	81.58	48.19	38.53	87.66	59.32	36.83	44.08	52.57	<u>38.37</u>	54.13	10.28
TerraMindv1-B	82.42	<u>69.52</u>	40.51	90.62	59.72	37.87	<b>55.80</b>	60.61	28.12	<u>58.35</u>	<u>3.94</u>
TerraMindv1-L	82.93	<b>75.57</b>	<b>43.13</b>	90.78	63.38	37.89	<u>55.04</u>	59.98	27.47	<b>59.57</b>	<b>3.44</b>

TerraMindv1-B: 500B tokens for 6 days on 32 NVIDIA A100 GPUs

TerraMindv1-L: 500B tokens for 10 days on 32 NVIDIA A100 GPUs



# TerraMind: Thinking in Modalities

- LLMにおけるchain-of-thoughtの考え方を応用した方式
- 洪水領域推定を行う際に、土地被覆マップを生成し、それも入力することで、洪水領域推定の精度向上が行われるかを実験

Fine-Tuning	Input	IoU <sub>Water</sub>	mIoU
TerraMindv1-B	S-1	68.00	81.06
TerraMindv1-B	S-2	82.26	89.70
TerraMindv1-B TiM	S-1 + <i>gen. LULC</i>	<b>72.25</b>	<b>83.65</b>
TerraMindv1-B TiM	S-2 + <i>gen. LULC</i>	<b>84.75</b>	<b>91.14</b>

# 地理空間基盤モデルを活用するプラットフォーム

TerraTorch stable ▾

GitHub v1.1 ⭐ 645 108

Welcome

User Guide

Get started

Architecture

Datasets

Models >

Inference

Glossary

Serving models with vLLM >

FAQs

Tutorials

YAML Config

Fine-tuning

Basic Inference

Simplified Inference

Multi-temporal data

Custom Modules

Package Reference

Tasks

Models >

Datamodules >

Datasets >

Others >

Welcome to TerraTorch

 TerraTorch

The Geospatial Foundation Models Toolkit

<p>🕒 Fine-tuning made easy</p> <p>Run <code>pip install terratorch</code> and get started in minutes.</p> <p>→ Quick start</p>	<p>📖 Overview</p> <p>Get an overview of the functionality and architecture with in-depth explanations.</p> <p>→ User Guide</p>
<p>💡 The big picture</p> <p>We outline the ideas and reasons why we build TerraTorch in the paper.</p> <p>→ arXiv</p>	<p>📦 Open Source</p> <p>TerraTorch is distributed under the terms of the Apache 2.0 license.</p> <p>→ License</p>
<p>The purpose of this package is to build a flexible fine-tuning framework for Geospatial Foundation Models (GFMs) based on TorchGeo and Lightning which can be employed at different abstraction levels. It supports models from the <a href="#">Prithvi</a>, <a href="#">TerraMind</a>, and <a href="#">Granite</a> series as well as models from <a href="#">TorchGeo</a> and <a href="#">timm</a>.</p>	

<https://ibm.github.io/terratorch/stable/>



# まとめ：Prithviシリーズ

- 光学衛星を活用した基盤モデル
  - Prithvi EO 1.0: [arXiv paper](#), [Hugging Face page](#)
  - Prithvi EO 2.0: [arXiv paper](#), [Hugging Face page](#)
  - Prithvi EO 2.0 Tiny: [Hugging Face page](#)
- 気象・気候の基盤モデル
  - Prithvi WxC: [arXiv paper](#), [Hugging Face page](#)
- マルチモーダル生成基盤モデル
  - TerraMind: [arXiv paper](#), [Hugging Face page](#)
- 地理空間基盤モデルのファインチューニング環境
  - TerraTorch: [User guide](#)

# まとめ

- IBM Research (IBM基礎研究所) の簡単な紹介
- 基盤モデルの利点 (少数データで高精度モデル) の紹介
- NASAとESA、IBMの衛星画像基盤モデル Prithviシリーズ
  - 概要
  - Prithvi 1.0: 基盤モデルとしての学習と、下流タスク、デモ
  - Prithvi 2.0: 1.0との違い
  - Prithvi WxC: 気象・気候
  - TerraMind: マルチモーダル生成
  - TerraTorch: プラットフォーム
- デジタルツインと、Prithviの将来