

# アドバンス・シミュレーション 第9回 ・セミナー 2022

2022年12月23日(金) 開催

特別セミナー

テーマ「JAMSTEC の最先端地球科学」

## プログラム

1. アドバンスソフト株式会社のご紹介 主催者あいさつ ..... 1
- 招待講演①  
「温暖化時代の備え 季節予測の最前線」 ..... 3  
2. 国立研究開発法人 海洋研究開発機構  
アプリケーションラボ 気候変動予測情報創生グループ  
主任研究員 土井 威志 様
- 招待講演②  
「地球科学におけるシミュレーションと AI」 ..... 13  
3. 国立研究開発法人 海洋研究開発機構  
地球情報科学技術センター データサイエンス研究グループ  
グループリーダー 松岡 大祐 様
- 招待講演③  
「地球内部の対流と活動現象」 ..... ※資料は非公開です。  
4. 国立研究開発法人 海洋研究開発機構  
数理学・先端技術研究開発センター 応用数理学グループ  
主任研究員 宮腰 剛広 様
4. アドバンスソフトからの情報提供 ..... 57



アドバンスソフト株式会社 セミナー事務局

〒101-0062 東京都千代田区神田駿河台四丁目3番地 新お茶の水ビルディング 17階西

TEL: 03-6826-3971 FAX: 03-5283-6580

URL: <http://www.advancesoft.jp/> E-mail: [office@advancesoft.jp](mailto:office@advancesoft.jp)

Copyright ©2022 AdvanceSoft Corporation. All rights reserved.

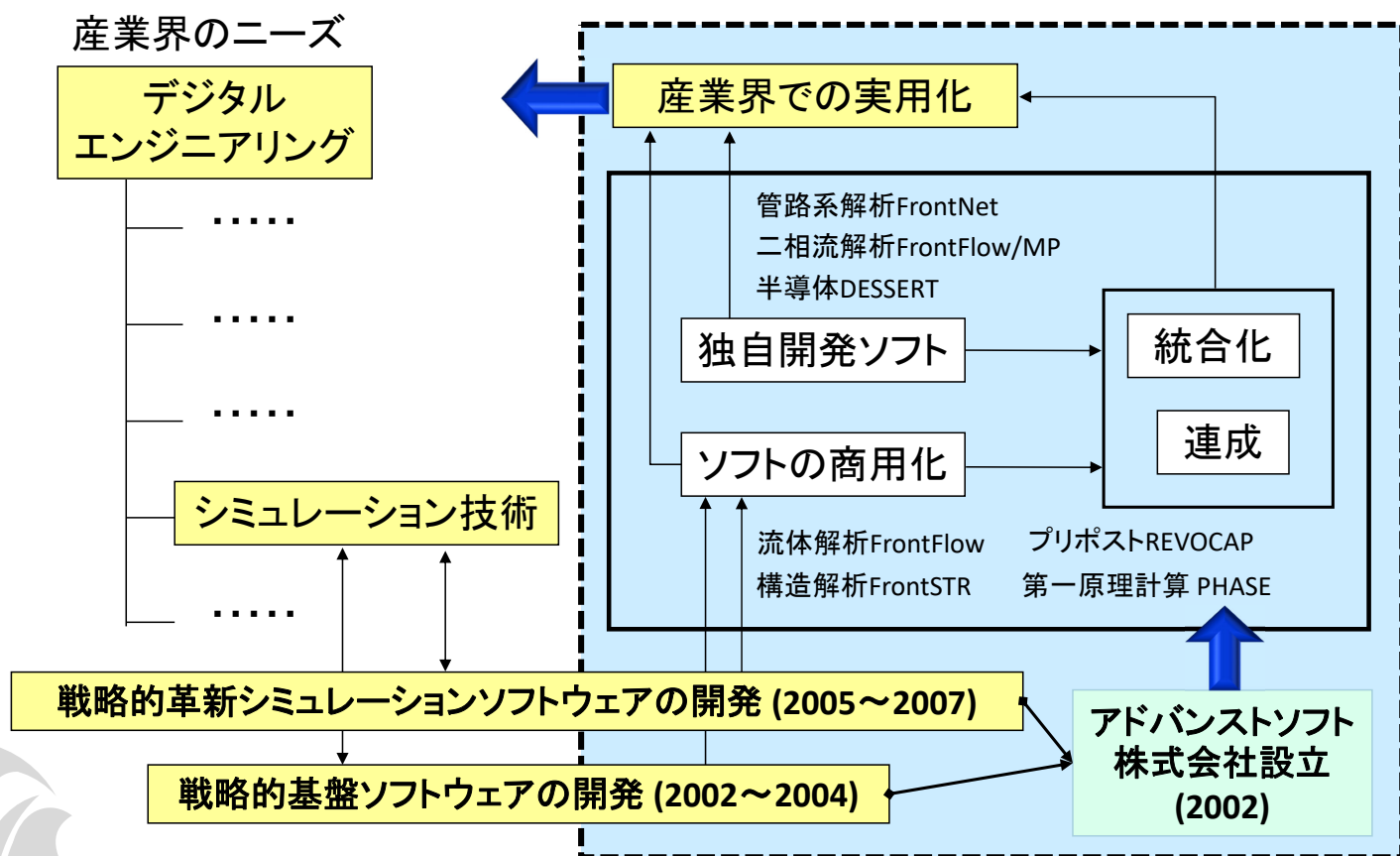


# アドバンスソフト株式会社のご紹介

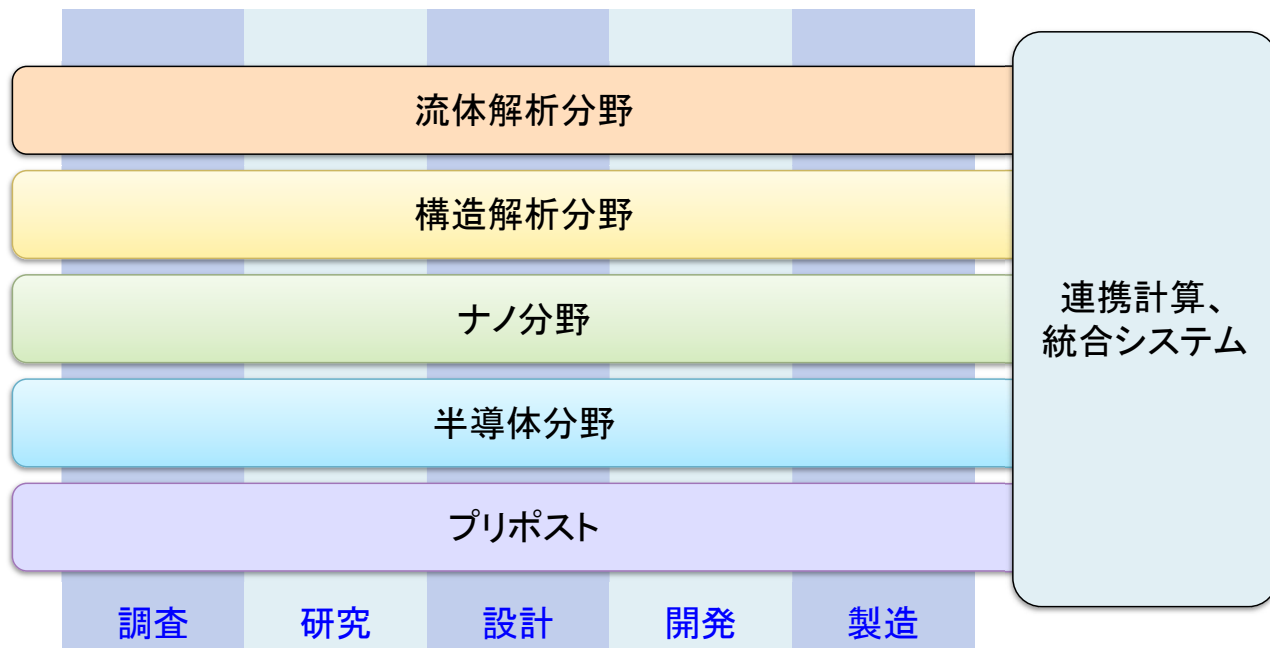
第9回 アドバンス・シミュレーション・セミナー  
(JAMSTEC 特別セミナー②)

2022年12月23日 (金) 開催  
アドバンスソフト株式会社

## アドバンスソフトとは



# 事業分野



産業の主要な分野のあらゆるフェーズで直面する課題に対し、科学技術計算によるソリューションをご提供します。

# ソフトウェアご紹介

<p>第一原理計算ソフトウェア <b>Advance/PHASE</b></p> <p>密度汎関数理論に基づき、物質の性質を原子・分子レベルから解析する第一原理計算ソフトウェアです。</p> <p><b>ナノ材料</b> GUI 付属</p> 	<p>ナノ材料解析統合 GUI <b>Advance/NanoLabo</b></p> <p>材料解析ソフトウェア QuantumESPRESSO と LAMMPS に対応した統合 GUI です。</p> <p><b>ナノ材料</b> プリポスト</p> 	<p>流体解析ソフトウェア <b>Advance/FrontFlow/red</b></p> <p>非圧縮性から圧縮性流れまで、広範囲で複雑な流れに対応した汎用 3次元流体解析ソフトウェアです。</p> <p><b>流体</b></p> 	<p>圧縮性流体解析ソルバー <b>Advance/FOCUS-i</b></p> <p>非構造格子に対応した圧縮性流体解析ソルバーです。特に超音速や超音速の流れに適しており、高い並列化効率で計算出来ます。</p> <p><b>流体</b></p> 
<p>大規模 3次元 TCAD システム <b>Advance/TCAD</b></p> <p>超微細半導体デバイスからパワーデバイスまで、高度な機能と使いやすい GUI を備えた 3次元 TCAD システムです。</p> <p><b>半導体デバイス</b> GUI 付属</p> 	<p>ニューラルネットワーク分子動力学システム <b>Advance/NeuralMD</b></p> <p>Neural Network Potential に基づいた分子動力学のソフトウェアです。第一原理計算の結果を教師データとして分子力場を作成します。</p> <p><b>ナノ材料</b> AI・機械学習</p> 	<p>気液二相解析ソフトウェア <b>Advance/FrontFlow/MP</b></p> <p>沸騰と凝縮を伴う気液二相流の流動特性や伝熱特性を 3次元で解析するソフトウェアです。</p> <p><b>流体</b></p> 	<p>管路系流体過渡解析ソフトウェア <b>Advance/FrontNet</b></p> <p>配管や流体機器から成る管路系内流体に対する 1次元過渡解析の実用的なソフトウェアです。</p> <p><b>流体</b> GUI 付属</p> 
<p>大規模電磁波解析ソフトウェア <b>Advance/ParallelWave</b></p> <p>マクスウェル方程式を FDTD 法で 3次元的に解く電磁波解析ソフトウェアです。アンテナの電波解析から光の干渉や回折を考慮した光波解析まで幅広く適用できます。</p> <p><b>光波・電磁波</b></p> 	<p>構造解析ソフトウェア <b>Advance/FrontSTR</b></p> <p>固体の変形や熱伝導を、有限要素法を用いた 3次元で解析するソフトウェアです。</p> <p><b>構造</b></p> 	<p>大気拡散影響予測システム <b>Advance/Emerg</b></p> <p>大気拡散物質の挙動予測と影響評価のためのソフトウェアシステムです。</p> <p><b>流体</b> GUI 付属</p> 	<p>深層学習用ツール <b>Advance/iMacle</b></p> <p>機械学習のうち、ニューラルネットワークによる深層学習に特化、最小限度の機能に絞り込んだ比較的軽いツールです。</p> <p><b>AI・機械学習</b></p> 
<p>汎用プリポストプロセッサ <b>Advance/REVOCAP</b></p> <p>解析の一連の流れをスムーズに行う事を実現した汎用プリポストプロセッサです。</p> <p><b>プリポスト</b></p> 	<p>音響解析ソフトウェア <b>Advance/FrontNoise</b></p> <p>環境騒音、機器内の共振等における音場を有限要素法を用いた 3次元で解析するソフトウェアです。</p> <p><b>音響</b></p> 	<p>自社による開発 (国プロ含む) 開発チームによる質の高いサポートサービス カスタマイズや機能追加も応相談 並列数無制限 (追加料金なし)</p>	

# 温暖化時代の備え 「季節予測」の最前線

付加価値情報創生部門 アプリケーションラボ  
気候変動予測情報創生グループ 主任研究員  
土井 威志



**JAMSTEC** 国立研究開発法人  
海洋研究開発機構  
Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology

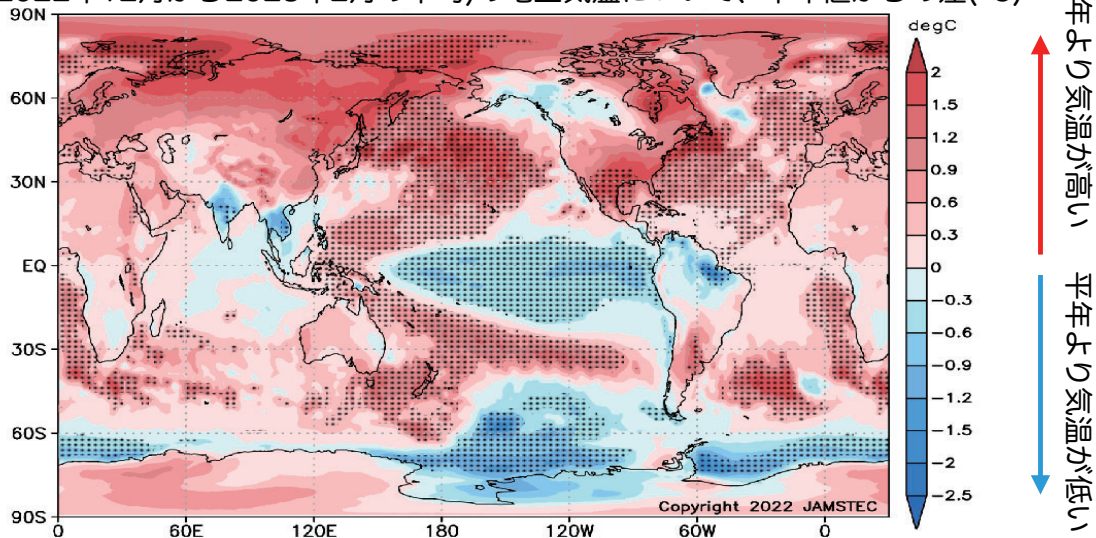
## Q. 「季節予測」とは？



A. 猛暑・暖冬・干ばつなど「季節の不順」を、数ヶ月前から予測すること

例えば...

2022年11月1日時点で予測した  
冬(2022年12月から2023年2月の平均)の地上気温について、平年値からの差(°C)



↑ 平年より気温が高い  
↓ 平年より気温が低い

季節予測シミュレーション”SINTEX-F”について: <https://www.youtube.com/watch?v=NstJesj0hLs>  
最新の季節予測情報 (SINTEX-FのHP): <http://www.jamstec.go.jp/aplinfo/sintexf/seasonal/outlook.html>  
季節ウォッチ: <http://www.jamstec.go.jp/aplinfo/climate/>  
APL-Virtualearth: <http://www.jamstec.go.jp/virtualearth/general/jp/index.html>

Q1. 天気予報はせいぜい1週間程度先までが実用的。  
数ヶ月先の季節の不順を予測できるのか？

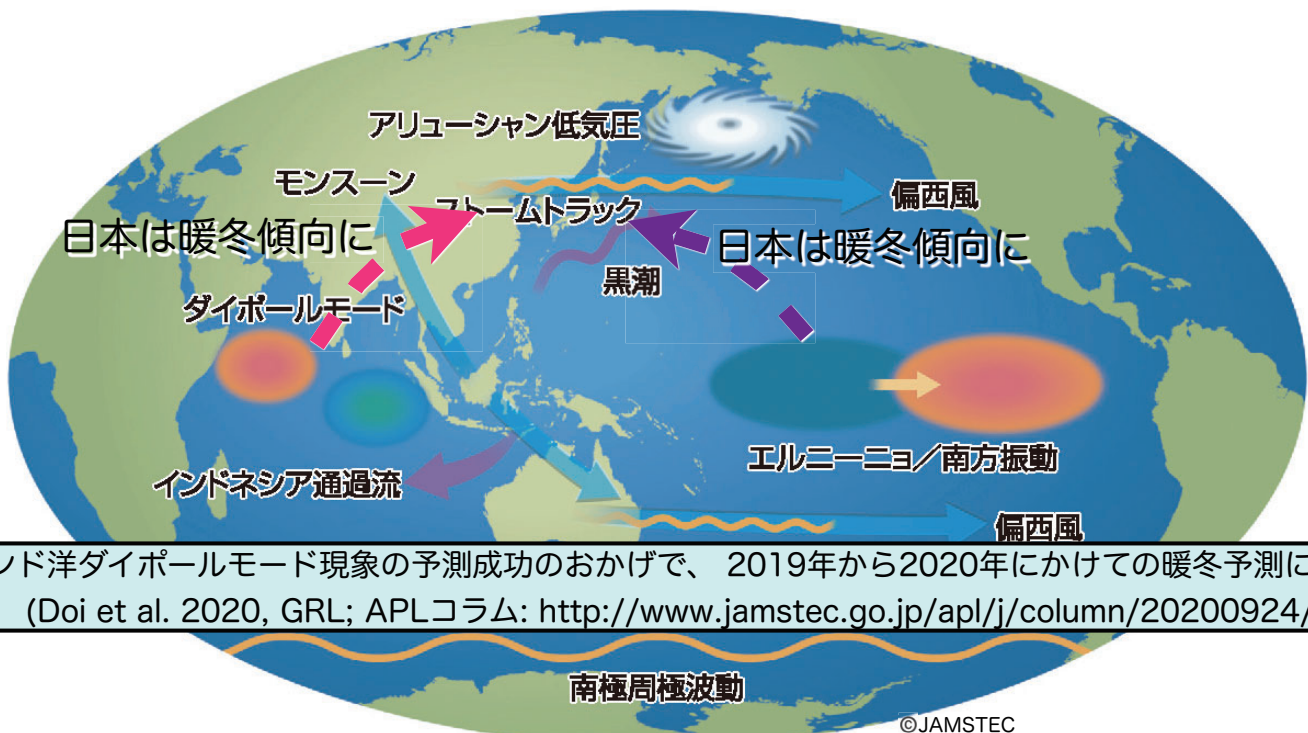
A1. 「明日は雨が降る」など日々の天気を数ヶ月前から予測することはできないが、  
“今年の冬は普段より暖かい”といった程度なら予測可能

Q2. 何故、可能なのか？

A2. 秘密は熱帯の海の水温にある。  
大気と比べて、非常にゆっくりと変動し、大きな熱容量を持つ  
“海の水温”  
が起源である変動ならば予測可能

Q3. 熱帯の海で発生して、  
世界中で季節の不順を引き起こす現象とは？

## 熱帯の海と日本の冬 “テレコネクション”

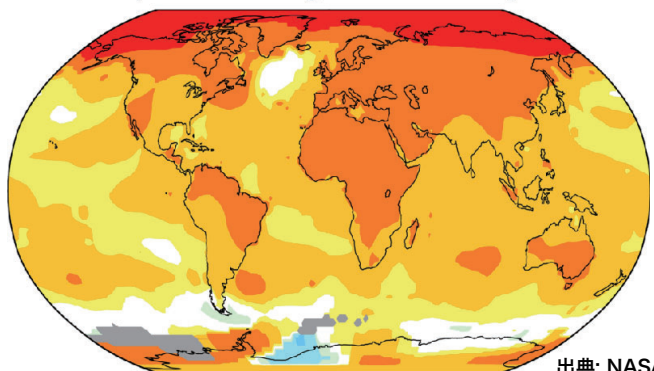


“インド洋ダイポールモード現象の予測成功のおかげで、2019年から2020年にかけての暖冬予測にも成功”  
(Doi et al. 2020, GRL; APLコラム: <http://www.jamstec.go.jp/apl/j/column/20200924/>)

# 近年、世界各地で極端な猛暑・暖冬・干ばつなどが頻発

## 地球温暖化の進行

Temperature change in the last 50 years

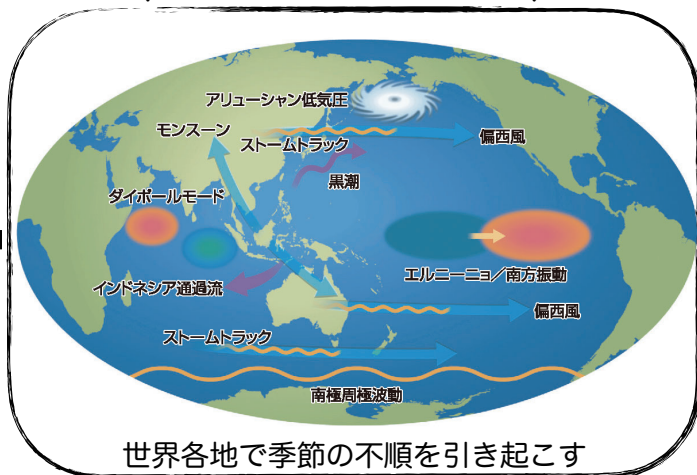


2010-2019 average vs 1951-1978 baseline (°C)



高温地域は、更に高温化し、乾燥地域は更に乾燥化

数年に1度、自然に発生する  
熱帯の海水温の異常を伴う気候現象  
(エルニーニョやダイポール)



世界各地で季節の不順を引き起こす

重ね合わせで、被害が甚大化

予測し、備えることが、  
益々重要に！

## 季節予測はどうやって行うのか？

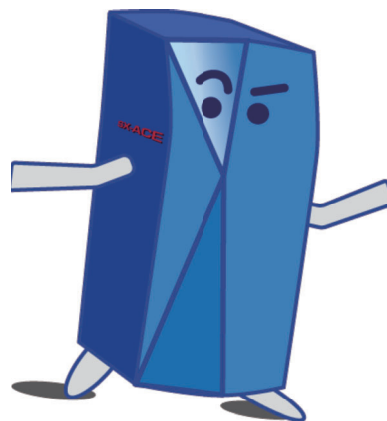
海洋観測データとスーパーコンピュータの”バトンパスリレー”

現在 → 数ヶ月先の予測

1. 観測から”今”を知る  
(特に海が重要)



バトンタッチ



2. コンピュータで”未来”を計算

## 時々刻々と変化する海の水温を、 地球全体に渡って、繰り返し観測する必要

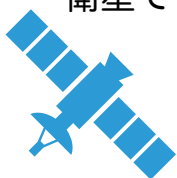
1. 観測から”今”を知る  
(特に海が重要)

海の内部は、

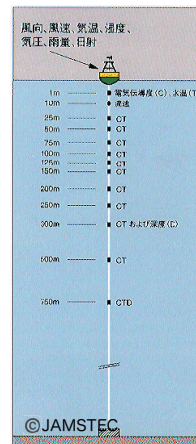
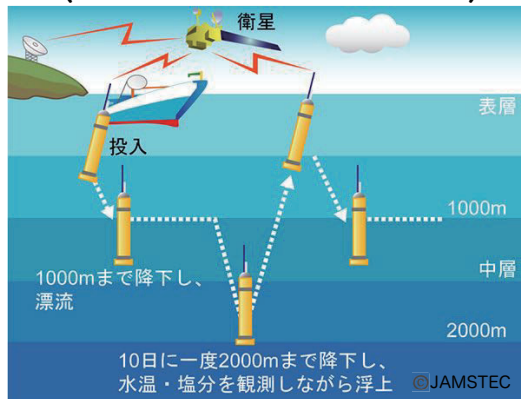
ブイによる持続的な定点観測



海の表面は、  
衛星で



自動で浮き沈みする測器  
(世界中で4000台程度稼働)

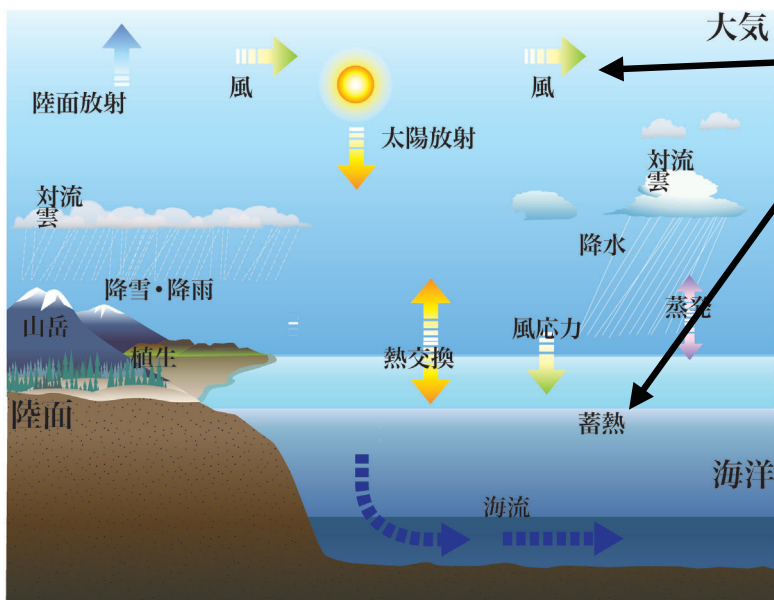


JAMSTECは、海洋観測の展開に大きく貢献してきた  
(ARGOフロートやTRITONブイなど:)

"【アルゴ2020】アルゴフロートで世界の海を測って20年", [http://www.jamstec.go.jp/j/jamstec\\_news/20210205/](http://www.jamstec.go.jp/j/jamstec_news/20210205/)  
"TRITONブイ", <https://www.jamstec.go.jp/50th/column/column01.html>

## Q. コンピュータで予測計算をする際には、 ”気候モデル”と呼ばれるソフトウェアを使用

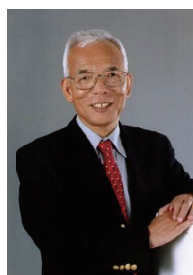
気候モデルとは、空-海-陸-海氷などに対して、物理を使って、10分程度の未来を計算できる数式の集まり。この計算を繰り返すことで、何ヶ月も先の未来を予測計算できる



$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial P}{\partial x} + fv + v \nabla^2 u$$

$$\frac{\partial T}{\partial t} = -v \cdot \nabla T + \kappa \nabla^2 T$$

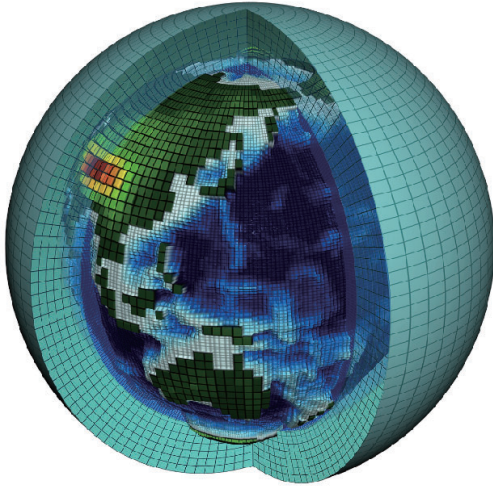
季節予測への挑戦は、  
数学と物理を使ったアプローチ



気候モデルの源流は  
ノーベル物理学賞を受賞した  
真鍋博士の研究にある！

# 気候モデルの計算にはスーパーコンピュータが必要！

1. 膨大な方程式をコンピュータで計算できるように変換(プログラミング技術)



地球全体の海-空-陸を3次元格子状に分割して計算

2. 膨大な計算を実行する計算機(スーパーコンピュータ)



©JAMSTEC

”第4世代地球シミュレータ”

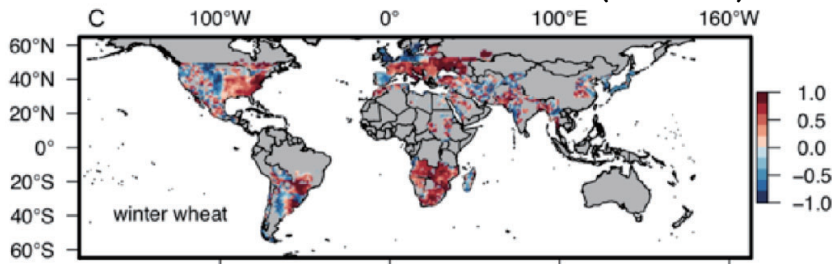
JAMSTECは、季節予測に必要な海洋観測とコンピュータの両輪に貢献

## 季節予測が高精度に実現できれば、 豊かな社会応用可能性がある！

例えば...

実例1: コムギやコメなどの作物の収量を世界各地で予測するシステム開発

3ヶ月前からの小麦の収量予測の精度(相関係数)



世界規模の食料安全保障へ貢献

(農研機構との共同研究, Doi et al. 2020, Fron. Sus. Food Sys.)  
解説記事: <http://www.jamstec.go.jp/apl/j/column/20200618/>)

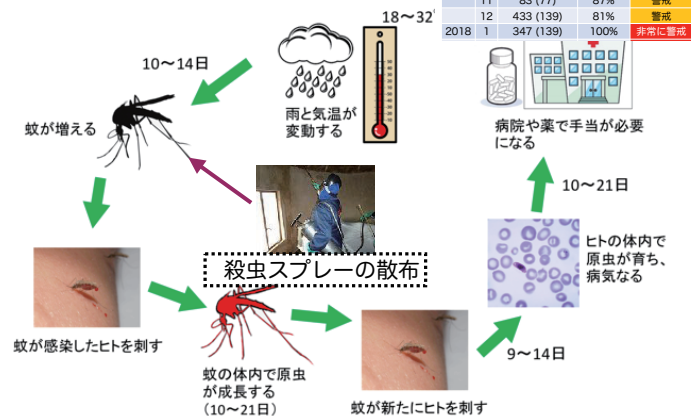
その他の可能性

海面上昇、水管理、山火事、漁業、  
電力需要、アイスの売上げ、etc...

実例2: マラリアの流行を警戒するシステム

2017-18年のマラリア予測

マラリアの感染サイクル

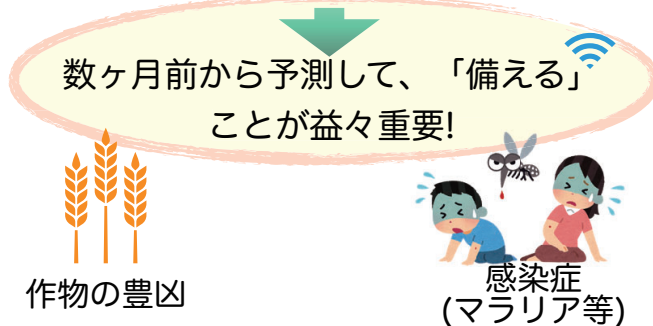


(Kim, Ratnam, Doi, et al. 2020, Sci. Rep., SATREPS 南ア課題: [https://www.jst.go.jp/global/kadai/h2509\\_southafrica.html](https://www.jst.go.jp/global/kadai/h2509_southafrica.html), JAMSTEC SDGs特集: <http://www.jamstec.go.jp/sdgs/j/case/013.html> 国連ハピタット記事: <https://ashitane.t8s.jp/technology/jamstec/>)

## 本日のメッセージ

☑ 季節予測は、海洋観測と気候モデルのリレーで実施する

地球温暖化を背景に、猛暑・暖冬・干ばつなどが極端化しつつある



季節予測を高精度化する研究に加えて、  
季節予測情報の社会応用可能性を探索する研究が必要

SDGsの様々な課題にも  
貢献可能



## 最新の研究成果

東アフリカの極端な干ばつを数ヶ月前から予測可能に！  
— 負のインド洋ダイポールモード現象の予測が鍵 —

プレスリリース：[https://www.jamstec.go.jp/j/about/press\\_release/20221122/](https://www.jamstec.go.jp/j/about/press_release/20221122/)

Nature(2022年12月1日号)のResearch Highlightsにも選ばれました  
<https://www.nature.com/articles/d41586-022-03772-8>

For the latest research  
published by Nature visit:  
[www.nature.com/  
latestresearch](https://www.nature.com/latestresearch)

### SEA CHANGE: CAUSE OF DEVASTATING EAST AFRICAN DROUGHT



A reservoir in Kenya left dry by a drought in 2021.

A weather pattern that is the Indian version of El Niño led to a devastating drought in East Africa in 2021. Better predictions of this effect could improve forecasts of future droughts. Eastern Africa has experienced severe weather in recent decades, including intense droughts in 1996, 1998, 2005 and 2016. Last year's crisis was part of a longer drought that began in 2020, and now threatens to cause famine in Ethiopia, Kenya and Somalia. Takeshi Doi at the Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology in Yokohama and his colleagues analysed the causes of the region's extremely low rainfall from October to

December 2021. The scientists traced the lack of rain to lower ocean temperatures in the western tropical Indian Ocean. Such temperatures are part of a climate pattern called the Indian Ocean Dipole, which features unusually low or high sea-surface temperatures. In this way, it parallels the El Niño and La Niña sea-surface anomalies in the tropical Pacific Ocean. The links between the dipole pattern and East African rainfall could be strong enough for scientists to forecast drought more effectively, months in advance. *Geophys. Res. Lett.* **49**, e2022GL100905 (2022)

### MIND-CONTROLLED WHEELCHAIRS MAKE NAVIGATION EASY

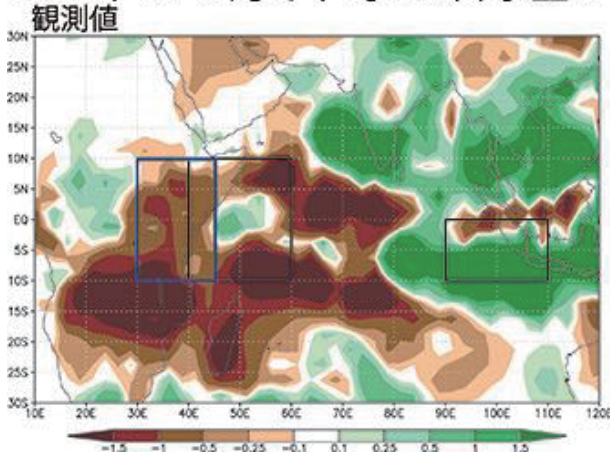
Brain-machine interfaces directly record neural activity and allow users to operate devices such as computers, robotic arms or wheelchairs with just their thoughts. These systems offer promise as assistive technology for people with limb paralysis – but have not gained widespread usage. Now, Luca Tonin at the University of Padua, Italy, and his collaborators have developed a potentially scalable approach that enabled three people with paralysis in all four limbs to drive a wheelchair in a real-world setting. Participants spent two to five months learning to turn a virtual steering wheel while scalp electrodes recorded their brain activity. To turn the wheel left, they imagined moving their feet, and to go right they thought of moving their hands. The interface system was designed to promote participants' learning and included algorithms that learnt to detect and decode relevant brain signals. After training, the participants drove a wheelchair – augmented with sensors and robotic intelligence – around a cluttered room. The two participants who had performed best in training manoeuvred the wheelchair with aplomb; the third person, although less nimble, still performed well. *iScience* <https://doi.org/10.1016/j.iScience.2022.103772>

### HEAT-HARVESTING MATERIAL CAN ALSO BEND AND BOW

A material that efficiently transforms waste heat into useful electricity is also highly flexible, allowing it to be made into devices that can conform to the human body. Thermoelectric materials can convert a temperature difference into a voltage and vice versa. They could be used to power wearable electronics and sensors by harvesting heat from the environment or from the human body. But they are typically not flexible enough for these applications. Zhuang-Hao Zheng at Shenzhen University in China and his colleagues have now produced a material (pictured) that has outstanding thermoelectric performance and flexibility. The team made the material by adding impurities, in the form of silver atoms, to a thin film of the semiconductor bismuth telluride. They found that the combination of high performance and high flexibility is rooted in the textured structure of the material in a particular direction. The researchers say that their material could be used as a power source for wearable sensors, including ones that detect motion or monitor glucose levels – as well as for portable electronics, such as hearing aids and digital watches. *Nature* <https://doi.org/10.1038/s41586-022-03772-8>

東アフリカでは、10-12月に短い雨季がある。  
しかし2021年は極端な少雨で干ばつになり、深刻な被害を受けた。

2021年10-12月で平均した降水量の平年値からの異常値(mm/日)



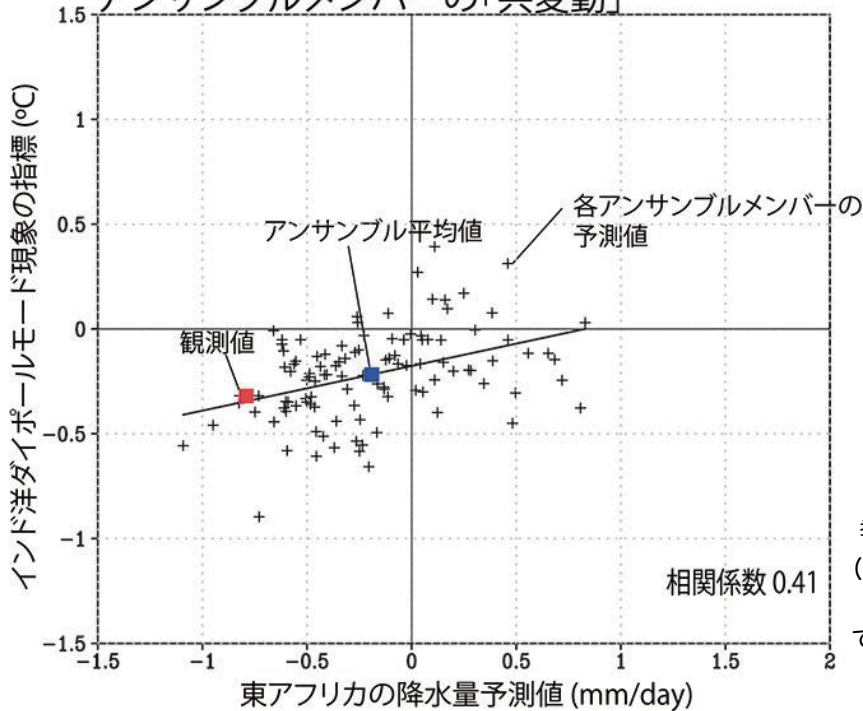
緑色は平年より雨が多く、茶色が平年より雨が少ないことを示す。

東アフリカでは茶色が濃く、雨が極端に少なかったことが見てとれる。

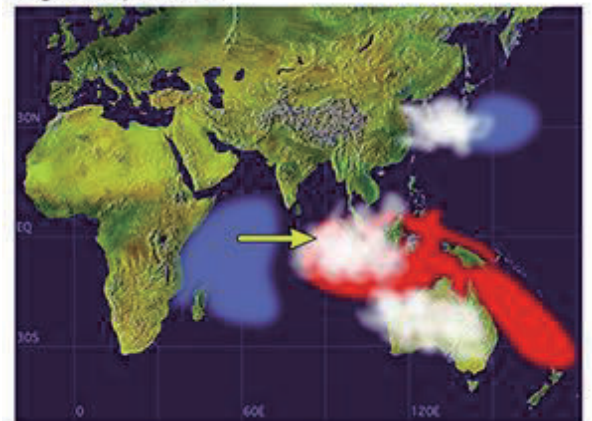
2022年も同様に、現地はかつてない飢饉に襲われている！

- 干ばつの発生を数ヶ月前から予測できていれば、食料流通の強化などの対策をすることで、被害の軽減ができたのではないかな？

2021年10-12月平均の予測値について  
アンサンブルメンバーの「共変動」



Negative Dipole Mode



陰影は海面水温の異常値を表していて、赤色は平年より水温が高く、青色は平年よりも水温が低いことを示す。白色のパッチは対流活動が強化していることを表し、矢印は海上風向の異常を表す。

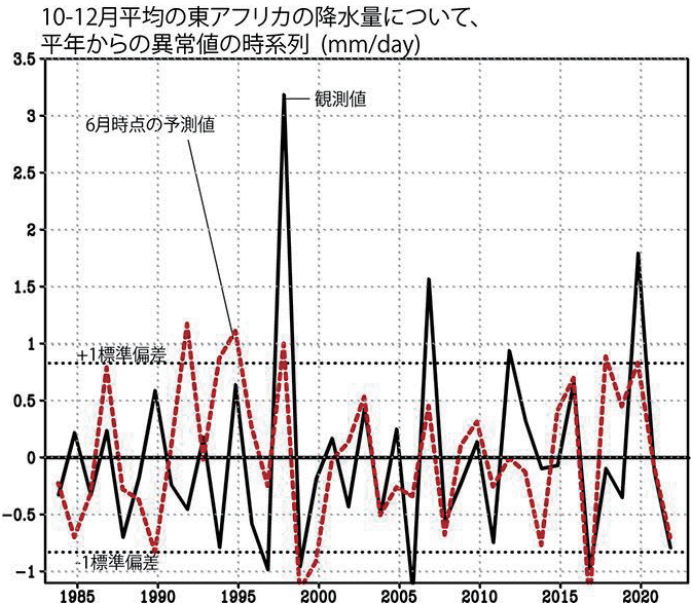
季節予測システムによる多アンサンブルシミュレーション (予測の不確か性を評価するため僅かに条件を変えて複数回シミュレーションを実施すること)の結果を解析することで、2021年の干ばつを引き起こしたのは負のインド洋ダイポールモード現象であったことを突き止めた

# 観測データをベースとした統計関係とSINTEX-F予測を組み合わせた ハイブリッドモデルによる長いリードタイムでの予測

▶観測データをベースとしたインド洋ダイポールモードの指標と東アフリカの降水量の相関係数は非常に高い(0.84)。線形1次回帰式は、  
EAR index for October–December = 1.24×DMI for October–December -0.05 (Eq. 1).

▶6/1時点でSINTEX-Fで予測したDMIの値を、線形1次回帰式に入力し、10-12月平均のEARを予測した場合の相関係数スキルは、0.47。これは、SINTEX-Fのみで、9月初旬時点で予測した場合のスキルとほぼ同程度。特に、2016年、2021年など最近の東アフリカの極端な干ばつをよく予測できている。

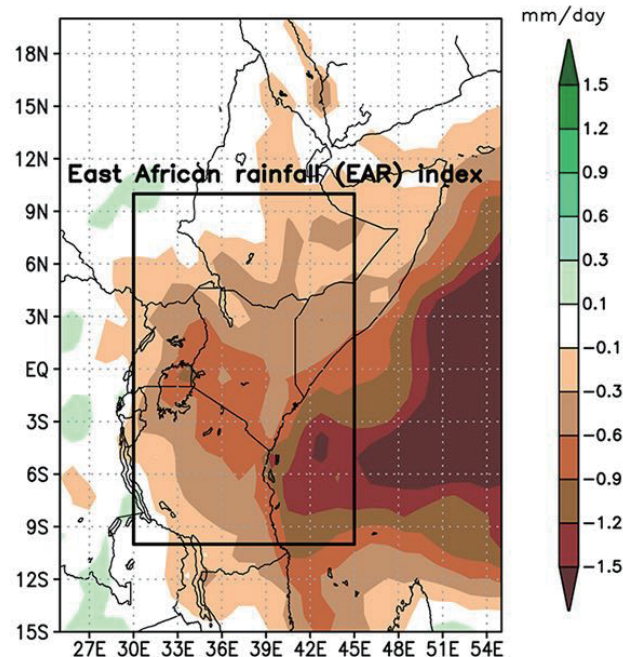
この新しいハイブリッド予測システムによる早期予測は甚大な被害を緩和する準備期間を用意できることになり、社会生活を営む上で極めて効果的！



## 今後の展開

この研究を契機に、新たに東アフリカの「短い雨季」についての予測情報を詳しく発信することを開始

2022年6月1日時点で予測した  
2022年10-12月で平均した降水量の平年値からの異常値(mm/日)



2022年も負のインド洋ダイポールモード現象の発生を、  
同年5月時点で予測していた

(参考：2022年5月23日コラム: <https://www.jamstec.go.jp/j/pr/topics/column-20220523/>)

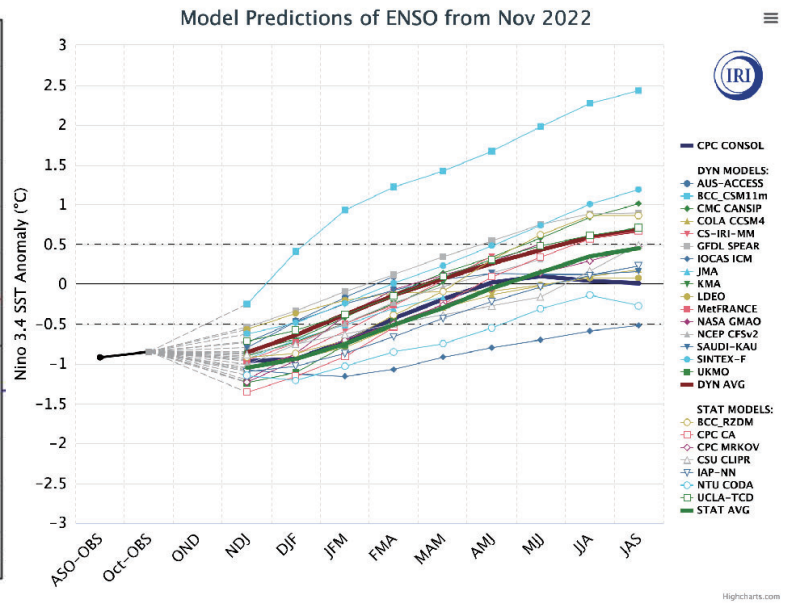
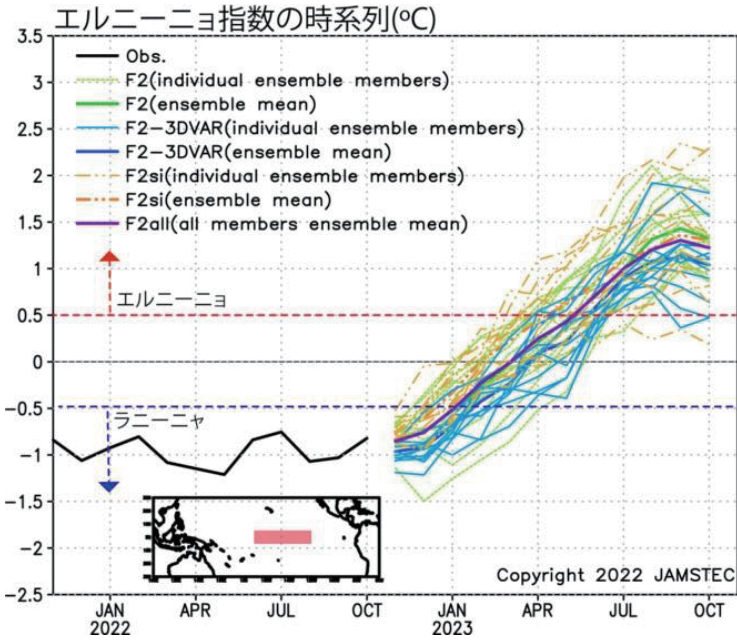
実際に、予測どおり過去最強クラスの負のダイポールモード現象が発生した。

同年6月の時点では、2022年10-12月に東アフリカの降水量が1.2mm/日程度平年より減る、すなわち2016年の過去最大規模の干ばつと同様レベルの干ばつが起ると予測していた。

実際、東アフリカでは、2021年に続き、  
2022年にも極端な干ばつに見舞われており、  
食料や飲み水の安全がかってない規模で脅かされている  
(11月末から徐々に雨が降ったよう)。

干ばつの早期予測の高精度化を進めると共に、  
その予測情報を応用し被害を軽減するための社会応用研究を飛躍的に発展させることは喫緊の課題

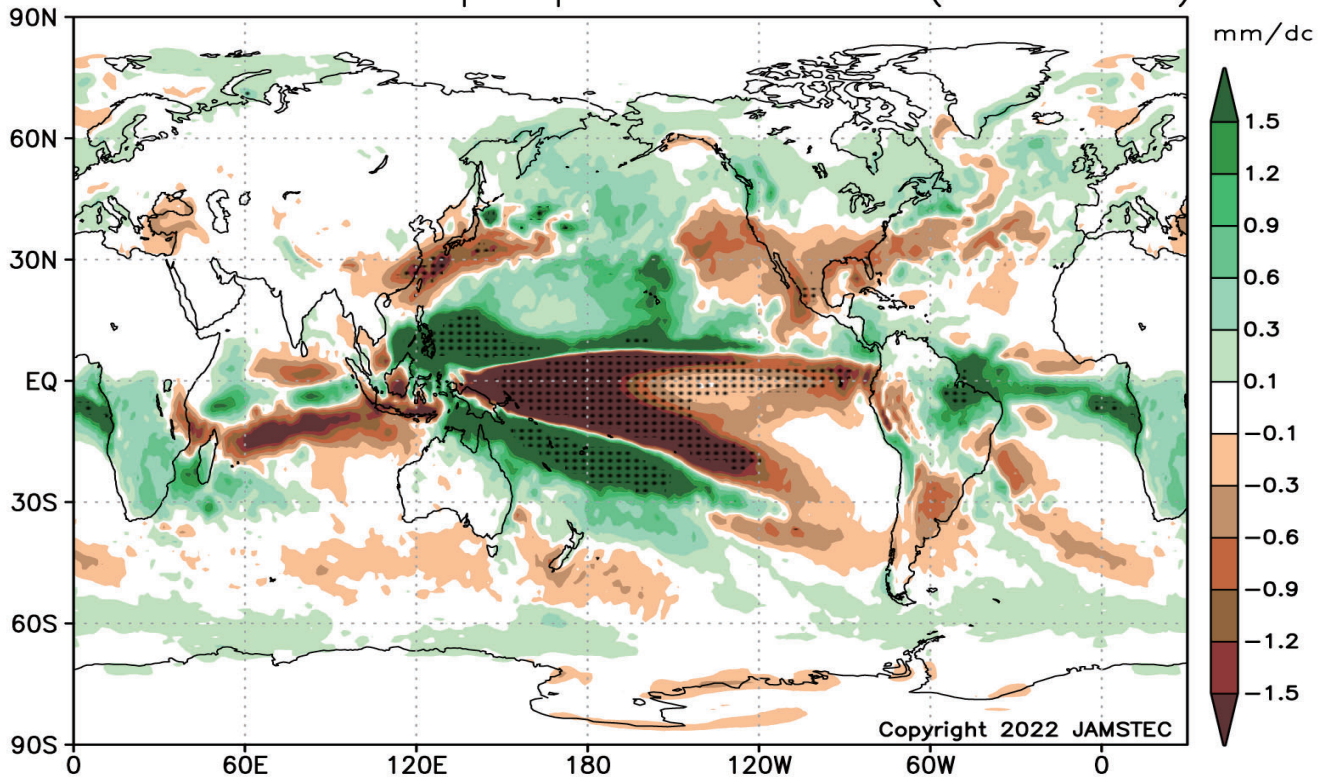
# 来年はエルニーニョ現象による異常気象が発生か？



“来年はエルニーニョ現象による異常気象が発生か？”  
 (JAMSTECコラム: <https://www.jamstec.go.jp/j/pr/topics/column-20221121/>)

Backup slide

Predicted DJF2023 precip from 1nov2022 (108member)



アドバンス・シミュレーション・セミナー2022  
第9回「JAMSTECの最先端地球科学」

# 地球科学における シミュレーションとAI

とオープンデータ・オープンサイエンスへ  
ー気象・気候学を中心にー

国立研究開発法人 海洋研究開発機構 (JAMSTEC)  
付加価値情報創生部門 地球情報科学技術センター (CEIST)  
データサイエンス研究グループ

松岡 大祐

## 自己紹介

### ・ 専門

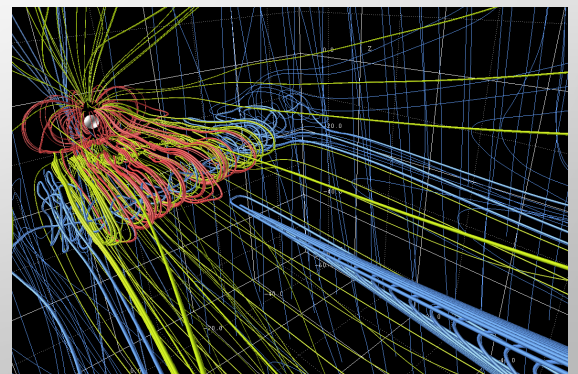
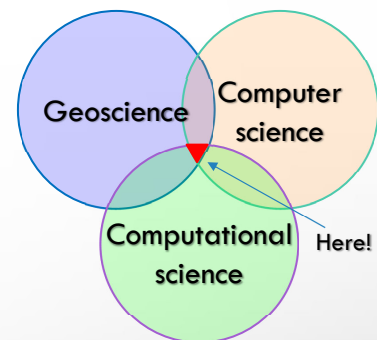
- ・ 情報科学(機械学習、画像認識、人工知能、可視化)
- ・ 計算科学(シミュレーション、大規模計算、並列化)
- ・ 地球科学(気象学、海洋学、固体地球科学、宇宙科学)

### ・ 履歴

- ・ 愛媛大学大学院理工学研究科 博士(工学) 指導教員:村田健史准教授(現NICT)
- ・ 海洋研究開発機構 地球シミュレータセンター 研究員(2008-2015)、地球情報基盤センター 研究員(2015-2019)、情報エンジニアリングプログラム 副主任研究員(2019-2022)、地球情報科学技術センター データサイエンス研究グループ グループリーダー/主任研究員(2022-現在)
- ・ 東京工業大学 大学院情報理工学研究科 客員准教授(2015-2016)
- ・ 科学技術振興機構 さきがけ研究者(2017-2021)
- ・ トロント大学 DEPARTMENT OF COMPUTER SCIENCE 客員准教授(2019-2021)
- ・ 東京海洋大学 大学院海洋科学技術研究科 客員准教授(2021-2022)、客員教授(2022-現在)
- ・ 横浜国立大学 台風科学技術研究センター 台風データサイエンスラボ 客員教授(2022-現在)
- ・ 鹿児島大学 大学院理工学研究科 特任教授(2022-現在)
- ・ 海洋研究開発機構 地球情報科学技術センター グループリーダー/主任研究員(2022-現在)

### ・ その他の活動

- ・ 日本気象学会秋季大会 専門分科会「AIは気象学にブレイクスルーをもたらすか」代表世話人
- ・ 日本地球惑星科学連合「地球環境科学と人工知能・機械学習」「MACHINE LEARNING TECHNIQUES IN WEATHER, CLIMATE, OCEAN, HYDROLOGY AND DISEASE PREDICTIONS」コンピナー
- ・ 可視化情報学会「AIと可視化」「地球科学と可視化」オーガナイザー
- ・ JAMSTEC AI勉強会 代表幹事



Matsuoka et al. 2011 IEEE TPS

## 講演の概要

- はじめに(ビッグデータ、AI)
- 気象・気候学におけるシミュレーションとAI
- 気象・気候学におけるAIとオープンサイエンス
- プロセス駆動・データ駆動アプローチの融合、シミュレーション・観測の融合
- その他の話題(海洋プラスチック、海底地形等)
- 将来展望(ライブラリ公開、データ公開等)

## スーパーコンピュータ「地球シミュレータ」



2021年3月、第4世代に更新。初めてGPUノードも搭載。

JAMSTEC 国立研究開発法人 海洋研究開発機構

JAMSTEC > 付加価値情報創生部門 (VAIG) > 地球情報科学技術センター (CEIST)

地球情報科学技術センター (CEIST)

トピックス

2022/04/01 地球情報科学技術センター (CEIST) のホームページを公開しました

JAMSTEC 国立研究開発法人 海洋研究開発機構

JAMSTEC > 付加価値情報創生部門 (VAIG)

付加価値情報創生部門 Research Institute for Value-Added-Information Generation

地球システムに隠された未知なる「因果関係」を探る

地球システムの変動と人間活動との「相互関係性」を見出すために、当機構が行う様々な研究開発の過程で得られる膨大なデータを連携するための手法と、連携されたデータを高効率かつ最適に処理するための数理的解析手法を開発します。

また、様々なニーズに適合した情報を創生し、広く発信することで、政策的課題の解決や持続的な社会経済システムの発展に貢献します。さらには本取組を国内外の関係機関へ拡張することで、より高度で有用な情報を創生するためのフレームワークの構築を目指します。

トピックス

2022/04/27 4-Dimensional Virtual Ocean for Sustainable Development and Smart Applications (オンライン開催) (開催日: 4/28)

2022/03/31 黒潮大蛇行が観測史上最長期間に

データサイエンス研究グループでは、人工知能、機械学習等を始めとした最先端技術を活用し、海洋地球科学における諸問題に活用するための基盤技術に関する研究開発を行います。また、データサイエンス手法の応用研究として、特に画像解析を用いた海洋ごみ、海底地形図、高解像度地震震源パラメータ推定、極端気象現象の予兆検出、海洋生物の自動判別等にも個別に貢献します。

データサイエンス研究グループ

松岡 大祐  
グループリーダー  
AI×気象・海ごみ・海底地形

川原 慎太郎  
副主任研究員  
AI×可視化・CG・VR

日高 弥子  
研究員  
AI×海ごみ・海底地形・海洋生物

杉山 大祐  
准研究副主任  
AI×地震・気象・海ごみ

加古 真一郎  
招聘主任研究員  
(鹿児島大 准教授)  
海ごみ、海洋物理学

油谷 拓  
臨時研究補助員  
(地震火山部門)  
情報科学×岩石学・海底地形

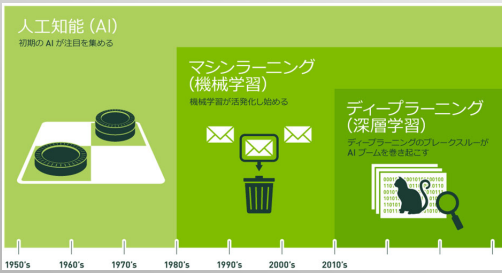
村上 幸史郎  
臨時研究補助員  
(東京都市大D1)  
AI×海ごみ・海底地形

越嶋 健太  
臨時研究補助員  
(東京海洋大M2)  
AI×海ごみ

# ビッグデータとAI

研究データ(ビッグデータ)をいかに**迅速かつ効率的に科学的知見**に結びつけるか/**新たな付加価値**を与えるか

©JAMSTEC



- ⇒ 画像認識
- ⇒ 音声認識
- ⇒ 自然言語処理

©NVIDIA

©NVIDIA



×

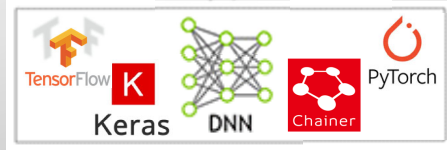
⇒オープンデータ



GPU

×

⇒ES, DA



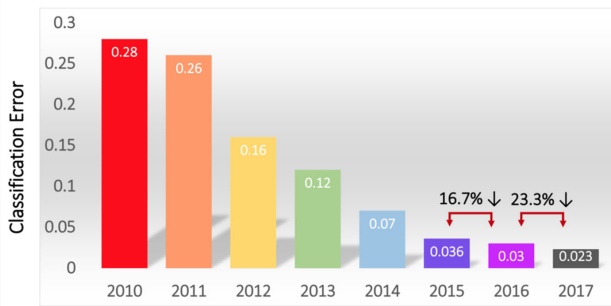
⇒オープンソース

**Breakthrough!**

# ビッグデータとAI

ImageNetを用いた画像のクラス分類コンテスト (ILSVRC2010-2017)

Classification Results (CLS)



2012以降は深層学習が従来手法を圧倒。2015年には人間の認識精度を超えた。

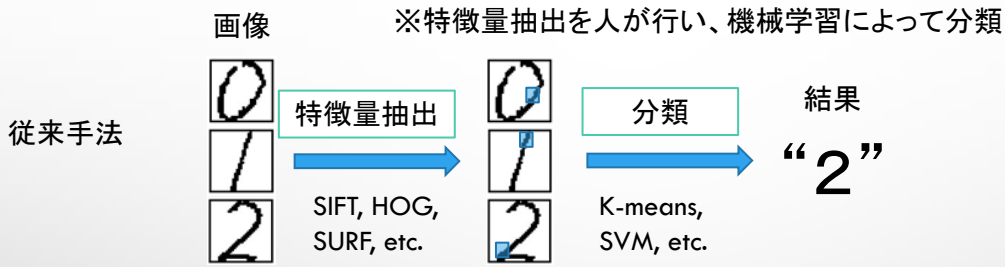
<https://www.image-net.org/challenges/LSVRC/>

画像データベース「ImageNet」

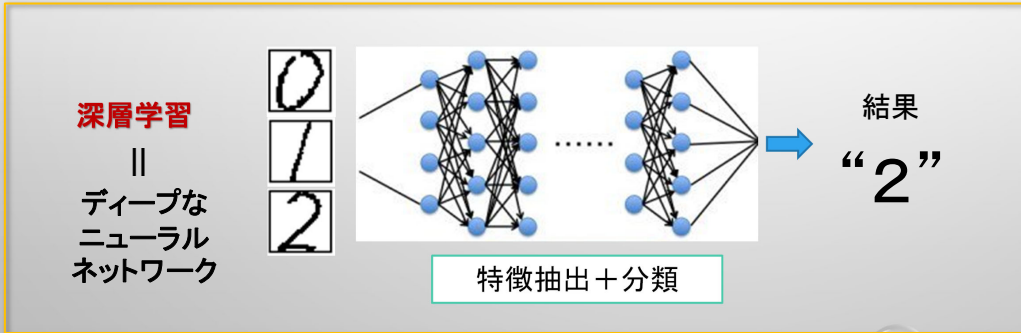
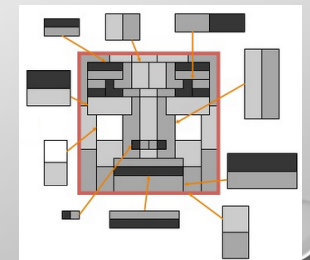


1400万を超える画像に手作業で約2万カテゴリのラベル付けがされ、公開されている。

# 深層学習による画像認識



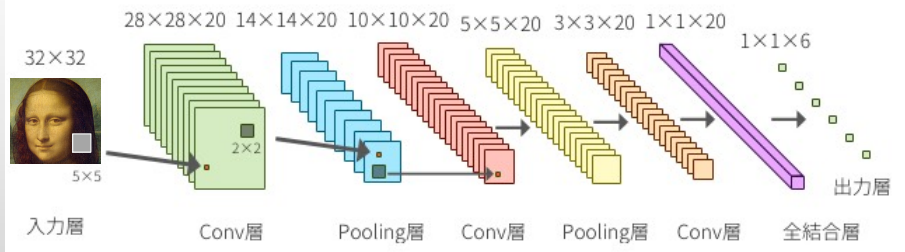
例えばHaar-like特徴



※特徴量を明示的に与えることなく、特徴量の抽出から分類までを自動的に学習

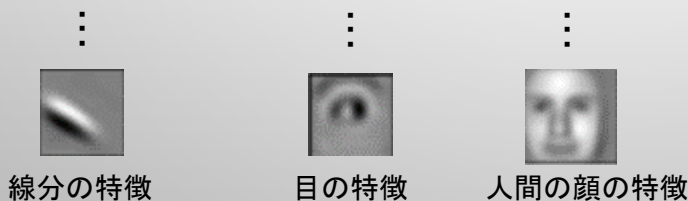
# 深層畳み込みニューラルネットワーク

CNN: Convolutional Neural Network



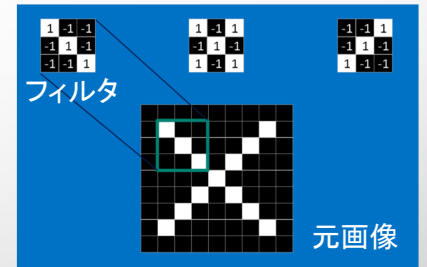
特徴抽出

分類



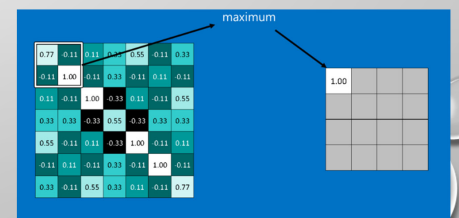
畳み込み層

…特徴(エッジなど)検出のためのフィルタ



プーリング層

…次元圧縮、移動不変性



# 画像認識の一般的なタスク

クラス分類



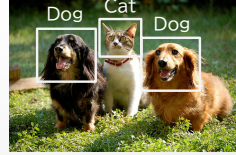
Dog Cat

回帰



5歳 3歳

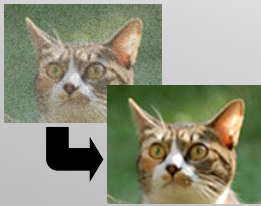
物体検出



セグメンテーション



ノイズ除去



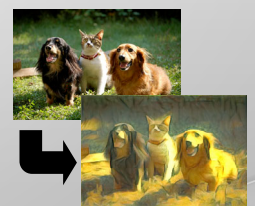
画像修復



超解像

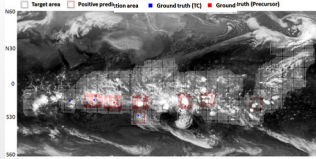


画像変換



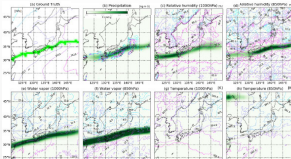
# JAMSTECのAI関連研究

AI×台風



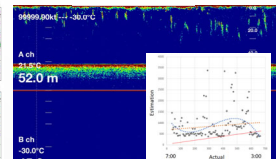
Matsuoka et al. 2018; Matsuoka et al. 2021

AI×停滞前線



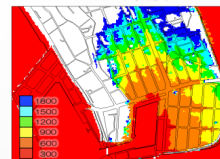
Matsuoka et al. 2019

AI×養殖



Nishikawa et al. 2022

AI×津波

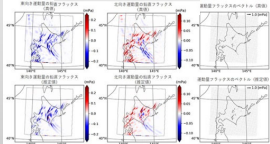


Hirokawa et al. 2019

AI×市民科学

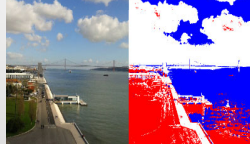


AI×重力波



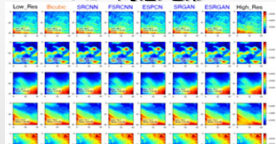
Matsuoka et al. 2020

AI×雲量



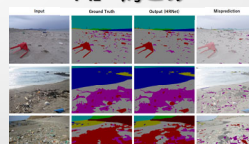
Onishi et al. 2018

AI×海底地形



Hidaka et al. 2021; Yutani et al. 2022

AI×海ごみ



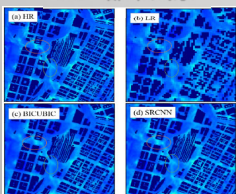
Hidaka et al. 2022

AI×オープンデータ



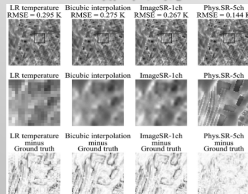
Sugiyama et al. 2022

AI×都市気象



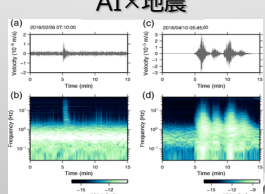
Onishi et al. 2018

AI×都市気象



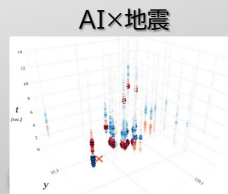
Yasuda et al. 2022

AI×地震



Nakano et al. 2018  
Nakano and Sugiyama 2022

AI×地震



Sugiyama et al. 2021

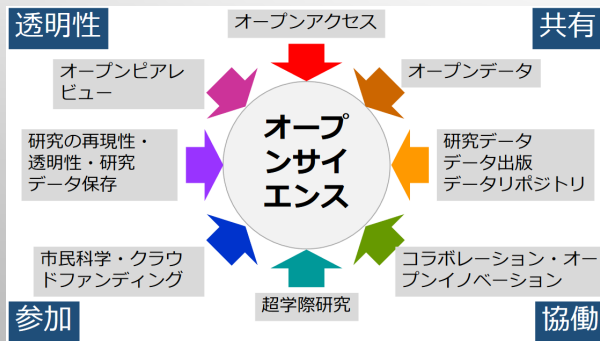
AI×海洋生物



Lindsay et al. 2021

# オープンサイエンス

- 「あらゆる人が研究活動や発信される情報にアクセスしたり、参加したりできるようにする、科学の変容を目指した運動」
  - 理念的側面 「サイエンスはオープンであるべき」という理念、発展性、再現性等
  - 行政的側面 成果・知識の共有、公共性、説明責任、透明性、公平性等

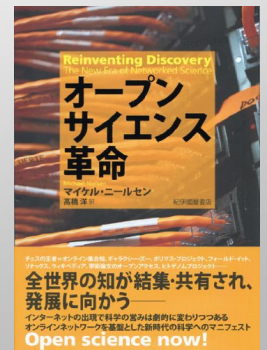


出典:北本 朝展氏(NII)

## オープンサイエンスの6大要素

- オープンメソドロジー
- オープンソース
- オープンデータ
- オープンアクセス
- オープンピアレビュー
- オープンエデュケーショナルリソース

Nielsen (2011)



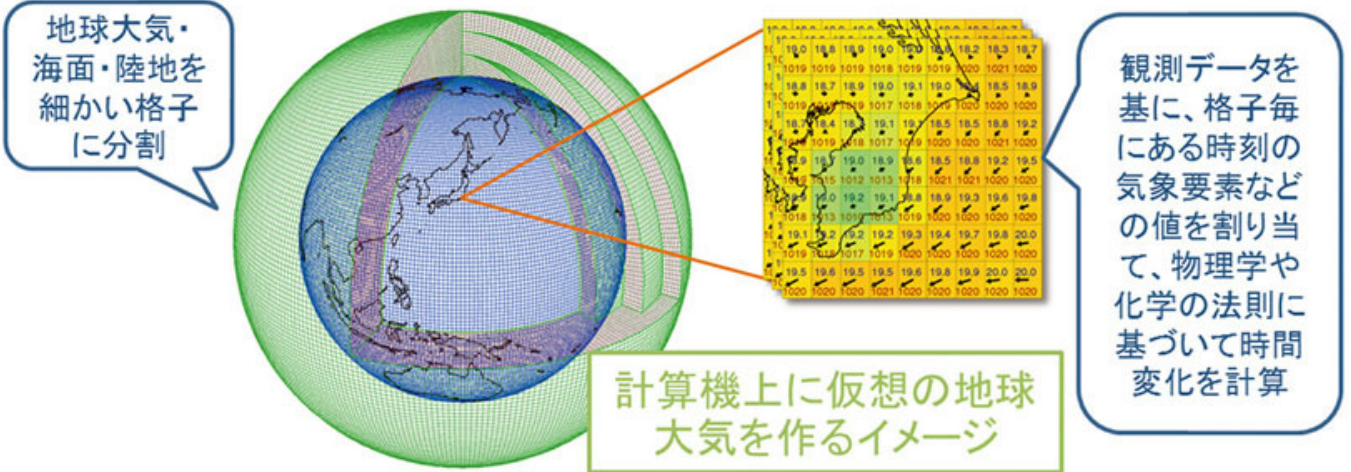
## 講演の概要

- はじめに(ビッグデータ、AI)
- **気象・気候学におけるシミュレーションとAI**
- 気象・気候学におけるAIとオープンサイエンス
- プロセス駆動・データ駆動アプローチの融合、シミュレーション・観測の融合
- その他の話題(海洋プラスチック、海底地形等)
- 将来展望(ライブラリ公開、データ公開等)

# 気象・気候のシミュレーション

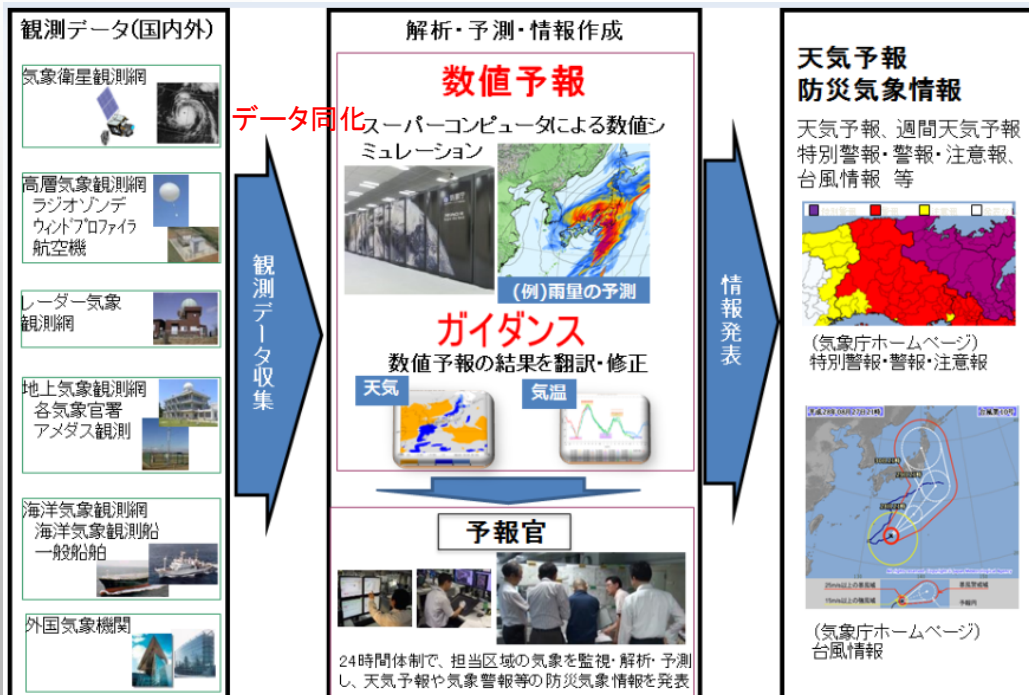
## 数値予報のイメージ

(c)気象庁



数値予報モデルでは、地球大気や海洋・陸地を細かい格子に分割し、観測データを基に、格子毎にある時刻の気象要素などの値を割り当て、物理学や化学の法則に基づいて時間変化を計算する。

# 気象庁における天気予報の流れ

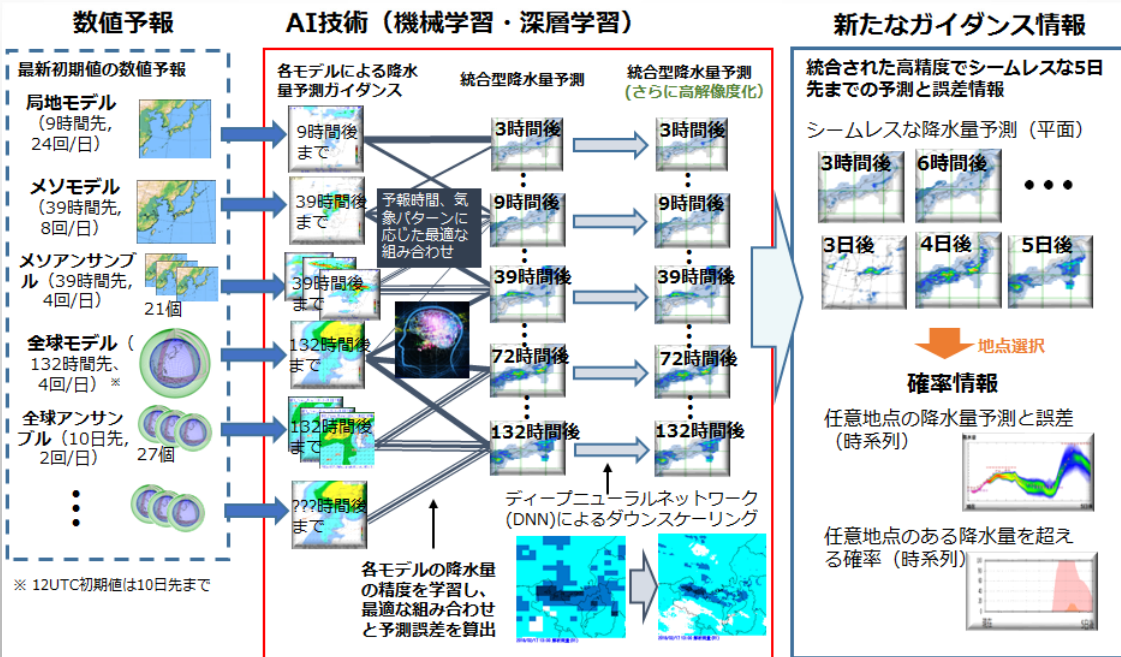


基本的には物理方程式にもとづくプロセス駆動なアプローチによる将来予測(データ駆動アプローチと逆)

(c)気象庁

# AIの導入による高度化に向けた研究開発 (2019-2021)

物理モデルの不得意とする処理へのAI導入、スパコンのリソース有効活用、属人的技術の自動化等



(c)気象庁

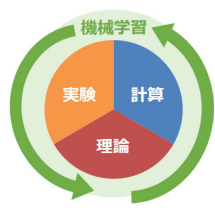
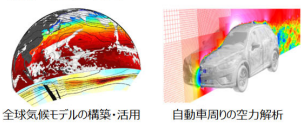
## 国立研究開発法人科学技術振興機構 戦略的創造研究推進事業(さきがけ) [複雑流動]複雑な流動・輸送現象の解明・予測・制御に向けた新しい流体科学

### 複雑な輸送・移動現象の統合的理解と予測・制御の高度化

環境中や生体内の様々な物質・熱・運動量は複雑に対流・拡散。輸送・移動現象を高度に予測・制御できるツールの開発が様々な社会課題解決の鍵。

**なぜ今、複雑系輸送・移動現象なのか**

- 計測機器の性能と数値流体力学の精度が向上。複雑な流れ現象解明に取り組み環境が整った。
- 機械学習を用いたアプローチが進展。融合モデルの構築が期待。
- 地球温暖化により、自然災害が年々深刻化。2050年脱炭素社会の実現の目標を達成するため、我が国でも今すぐ対策に取り組む必要。



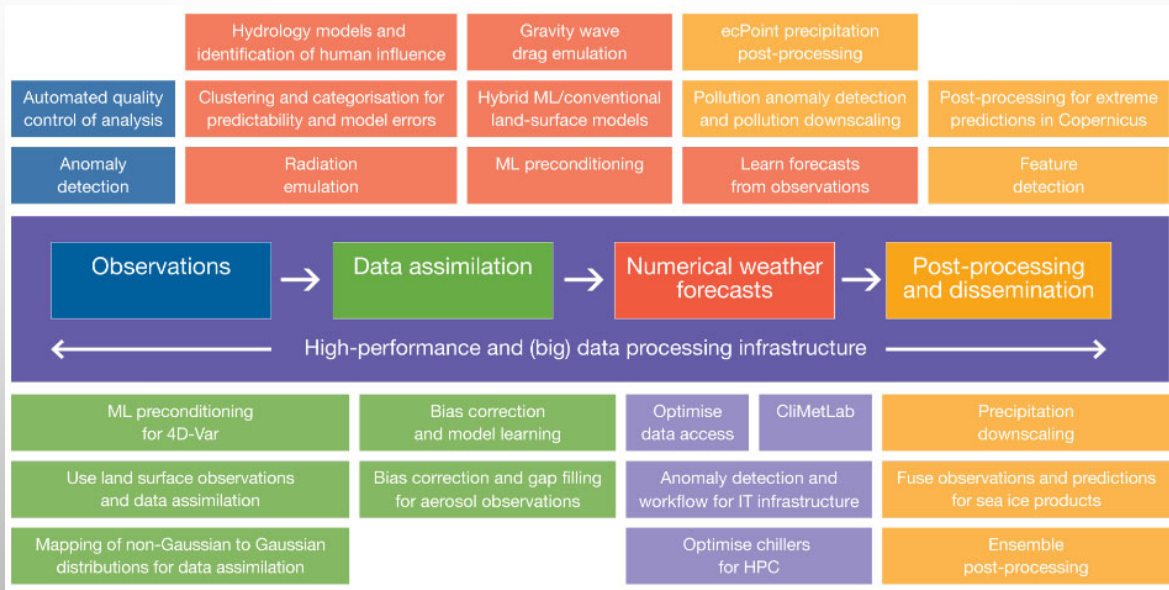
機械学習による現象の解明と物理的・数学的な考え方を融合し現象の理解と予測・制御を高度化

- 具体的な研究例**
- 現象の原理解明とその手法開発**  
機械学習×シミュレーション技術による高精度化  
数理解科学との融合による原理の解明
  - モデル・予測の高度化**  
各現象の予測を高度化するための技術開発  
各現象の共通性を基にしたモデルの構築
  - 制御方法の創出**  
現象の原理解明・計測に基づく制御方法の創出

<p><b>脱炭素社会への貢献</b></p> <p>低次元モデルを活用したデータ同化や時空間解像度の向上による熱・物質輸送制御の創出</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>燃料の混合促進による高効率でグリーンな燃焼</li> <li>気象予測の高度化による風力発電の効率向上</li> <li>自動車・高速列車・航空機の抵抗低減</li> <li>長隊列トラックの自動運転の燃費向上</li> </ul>	<p><b>気候変動などの環境問題の解決</b></p> <p>AIを活用した気候モデル改良</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>高精度な台風、ゲリラ豪雨の予測及び洪水の発生予測により、災害の被害を大幅に低減。</li> <li>気象に対する積極的な制御を実現し、災害そのものを予防。</li> </ul>	<p><b>複合的な課題の解決に資する基盤的価値の提供</b></p> <p>異分野間の共通性を活用した予測・制御の確立</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>生体内の高精度な血流計測・予測の手法の確立により、動物実験や臨床研究が加速。</li> <li>血流と疾患との関連の解明にも貢献。</li> <li>関連研究領域で得られた情報・統計数理科学の知見も活用し、シミュレーション技術の高精度化と開発を加速。</li> </ul>
---	--	--

2050年カーボンニュートラルの実現に資する基盤技術の強化、気候予測精度向上による防災・減災への貢献 等

# 欧州中期予報センター (ECMWF) における AI/ML 活用の10年間のロードマップ



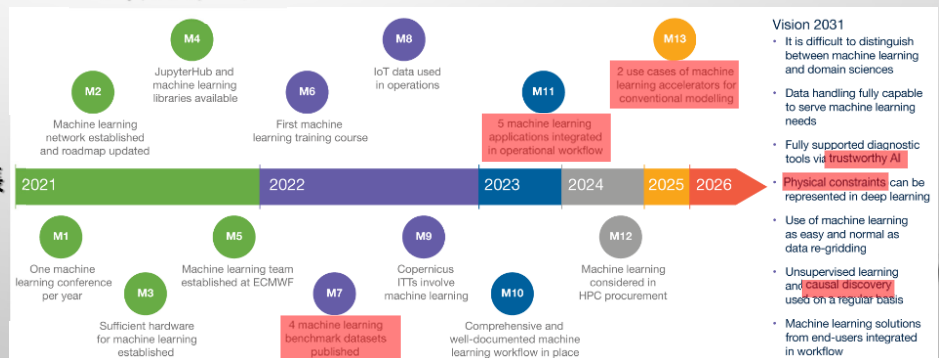
Dueben et al. (2021)

<https://www.ecmwf.int/en/elibrary/19877-machine-learning-ecmwf-roadmap-next-10-years>

# 欧州中期予報センター (ECMWF) における AI/ML 活用の10年間のロードマップ



## マイルストーン



- 応用先の洗い出し
- ML向けハードウェア/ソフトウェア拡張
- ドメイン領域/ML領域の協働
- 人材育成
- ベンチマークデータ公開

<https://www.ecmwf.int/en/elibrary/19877-machine-learning-ecmwf-roadmap-next-10-years>

# 欧州中期予報センター (ECMWF) における AI/ML 活用の10年間のロードマップ

Science and technology seminar:  
The next 10 years of machine learning  
at ECMWF – an introduction to the  
machine learning roadmap

26 January | 10:00 GMT  
#SciTechSeminars2021

10:00:00

Machine learning: What and why?

What is machine learning?

- Computer algorithms that improve automatically through learning from data without being explicitly programmed
- Learn non-linear mappings between fields (supervised)
- Extract information from data (unsupervised)

Why now?

- Increase in data volume and knowledge
- New computing hardware
- New machine learning softwares

Why weather and climate?

- Complex, non-linear, many components
- A lot of data
- Supercomputing application

Why do we need a roadmap?

- Only at the beginning and challenges ahead
- Infrastructure needs
- Many applications

→ launch with the Strategy

Challenges and milestones

Different philosophy for domain and machine learning scientists  
Approach: Support close collaborations // study explainable AI, trustworthy AI and physics informed machine learning

For many applications off-the-shelf machine learning tools will not be sufficient  
Approach: Foster cross-disciplinary collaborations // develop customised machine learning tools // Benchmark Datasets

Difficult to learn from observations and to improve models  
Approach: Learn from and exploit data assimilation // learn boundary conditions from observations

Data avalanche  
Approach: Anticipate data access and channelise requests // efficient use of heterogeneous hardware

Different set of tools (e.g. Fortran on CPUs vs. Python on GPUs)  
Approach: Training // Software // Hardware

Integrate machine learning tools into the conventional NWP and climate service workflow  
Approach: Centralised tools and efforts // embed efforts into the scalability project

A Roadmap for Machine Learning Activities at ECMWF

We are **hiring** a machine learning scientist as part of the A4C/Copernicus project (closing 31<sup>st</sup> January)

The WMO will publish a challenge for S2S predictions in April 2021

Special issue on Benchmark datasets and machine learning algorithms for Earth system science data in ESSD (Martin Schultz, Amber Leeson and David Carlson) and GMD (Peter Dueben)

There will be many opportunities to engage with ECMWF, for example via workshops on machine learning with the Member and Co-operating states

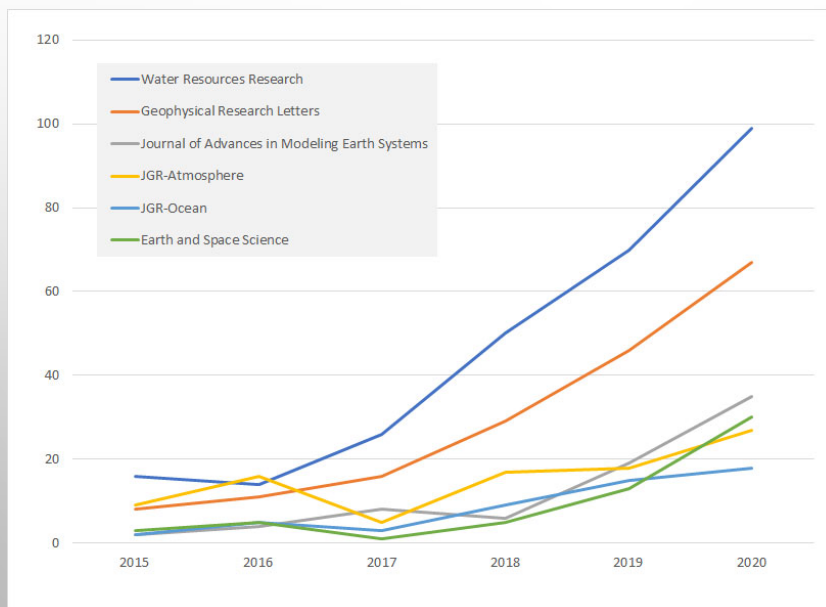
"Following the steps outlined in this roadmap will enable ECMWF to prepare for evolving needs of scientists and analysts towards a more data-driven workflow and to support the Member and Co-operating States to make the most of new capabilities of machine learning as soon as possible."

Many thanks to the co-authors: Umberto Modigliani, Alan Geer, Stephan Siemen, Florian Pappenberger, Peter Bauer, Andy Brown, Martin Paikovic, Baudouin Raoult, Nils Wedi, Vasileios Baousis

Please let me know if you have any questions: peter.dueben@ecmwf.int // @PDueben

<https://vimeo.com/504760675>

## アメリカ地球物理学連合から出版された ML/DL論文数の推移



# ECMWF-ESA WORKSHOP ON MACHINE LEARNING FOR EARTH SYSTEM OBSERVATION AND PREDICTION

October 5-8, 2020@online

Working groups	
11:00 → 12:30	<b>WG1 (Observations)</b> chaired by Alan Geer (ECMWF) and Bertrand Le Saux (ESA/ESRIN) Working group slides
11:00 → 12:30	<b>WG2 (Data Assimilation)</b> chaired by Alberto Carrassi (Univ. of Reading) and Rosella Arcucci (Imperial College) Working group slides
11:00 → 12:30	<b>WG3 (Models)</b> chaired by Massimo Bonavita (ECMWF) and Peter Dueben (ECMWF) Working group slides
11:00 → 12:30	<b>WG4 (Ensembles, Product Generation)</b> chaired by Laure Raynaud (Météo-France) and Nicolas Longepe (ESA) Working group slides

Where do you expect ML/DL technology can make the most impact in your area?



Data fusion / diverse observation to geophysical / product mapping / Data monitoring / quality control / Bias correction / Data assimilation



Integrate data assimilation (DA) and machine learning / combine DA and ML / unify DA and ML



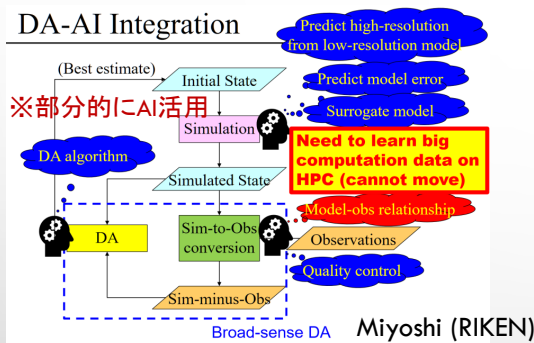
How to represent model uncertainty in ML/DL / how to predict extremes / how to use high-res simulation data / Explainable AI is needed



Members generation / uncertainty quantification / Emulation / Geophysical Retrieval scheme / Onboard autonomy / Smart sensors

<https://events.ecmwf.int/event/172>

## DATA ASSIMILATION AND ML/DL



Miyoshi (RIKEN)

### Data Assimilation with Machine Learning

※力学モデルの高速化、誤差削減にAI活用

**Algorithm 1: DA**  
 Input: for  $k=0, \dots, m$  temporal steps: observations  $y_k$ , matrices  $H_k$ , model  $M$ , function  $H_k$ , background  $u_0$ , historical data  $S = \{u_j\}_{j=1, \dots, n}$   
 1 Compute  $D_0$  from  $u_0$  and  $S$   
 2 Initialize iteration  $k = 1$   
 3 while  $k < n$  do  
 4 Compute  $\hat{u}_k$  from  $u_{k-1}$   
 5 Compute  $D_k$  from  $u_k$  and  $S$   
 6 Compute  $u_k^{DA} = \arg \min_u \{ \|u - u_k\|_{B_k^{-1}} + \|u_k - H_k u\|_{R_k^{-1}} \}$   
 7 Count up  $k$  for the next iteration  
 8 end  
 Output:  $u^{DA}$

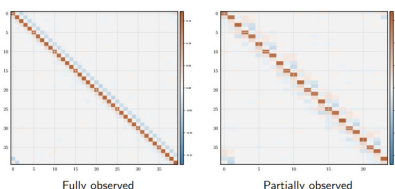
**efficiency**  
 machine learning to accurately model the dynamic systems reducing the CPU time

**accuracy**  
 machine learning models to reduce the errors in the assimilated data

Arcucci (Imperial College London)

### Learning 3D-Var ※DAを丸ごと学習

- The Bayesian formalism presented earlier can be extended to learning some key elements of the DA scheme (observed but unknown state, model known or unknown).
- Application to learning the Kalman gain equivalent for a 3D-Var scheme applied to the (known here) L96 model, using significantly noisy and partial observations of the state trajectory (24/40).



Bocquet (universit e Paris-Es)

### Objectives of this work ※力学モデルを学習

- Given the dataset  $y_k^{obs} (1 \leq k \leq K)$

$$y_k^{obs} = \mathcal{H}_k(x_k) + \epsilon_k^o \quad \epsilon_k^o \in \mathcal{N}(0, \mathbf{R})$$

observed from an underlying dynamical model:

$$\frac{dx}{dt} = \phi(x) \quad \text{with resolvent} \quad x_{k+1} = \mathcal{M}(x_k) = x_k + \int_{t_k}^{t_{k+1}} \phi(x) dt$$

#### DA+ML for two complementary goals

- 1 Emulate the full model  $\mathcal{M}(x)$ .
- 2 Emulate the unresolved scale effect and build an hybrid physical/data-driven model.

Carrassi (University of Reading)

# MACHINE LEARNING FOR NUMERICAL WEATHER PREDICTIONS AND CLIMATE SERVICES

April 14-16, 2021 @online

A workshop for Member and Co-operating States ...

Wednesday, 14 April	Thursday, 15 April	Friday, 16 April
<p>ML roadmap and software/hardware infrastructure Chair: Peter Dueben (ECMWF)</p> <p>13:00 → 13:40 The machine learning roadmap Speaker: Peter Dueben (ECMWF)</p> <p>13:40 → 14:00 Tools for machine learning Speaker: Baudouin Raouf (ECMWF)</p> <p>14:00 → 14:30 Discussions</p> <p>14:30 → 14:45 Coffee break</p> <p>14:45 → 15:15 Infrastructure for machine learning Speaker: Stephan Siemen (ECMWF)</p> <p>15:15 → 15:30 Overview of Météo-France "AI Lab" activities and achievements Speaker: Lior Perez (Météo-France)</p> <p>15:30 → 15:45 Overview of research developments and projects making use of AI-related methods at Météo-France Speaker: Laure Raynaud (Météo-France)</p> <p>15:45 → 16:00 Neural network based forward operators for visible and near-infrared satellite images Speaker: Leonard Schick (Hans Ertel Centre for Weather Research / LMU Munich)</p> <p>16:00 → 16:15 Discussions</p>	<p>Examples of ML weather related applications Chair: Sam Hatfield (ECMWF)</p> <p>13:00 → 13:15 Intelligent IR/VIS Cloud Camera Observation Operators for convective-scale NWP Speaker: Roland Potthast (Deutscher Wetterdienst)</p> <p>13:15 → 13:30 Learning earth system models from observations: machine learning or data assimilation? Speaker: Alan Geer (ECMWF)</p> <p>13:30 → 13:45 Model error correction with data assimilation and machine learning Speaker: Alban Farchi (CEREA, ENPC)</p> <p>13:45 → 14:00 Parametrisation emulation with machine learning Speaker: Matthew Chantry (University of Oxford)</p> <p>14:00 → 14:15 A targeted machine learning approach to accelerate radiation computations Speaker: Peter Ukkonen (Danish Meteorological Institute)</p> <p>14:15 → 14:30 Discussions</p> <p>14:30 → 14:45 Coffee break</p> <p>14:45 → 15:00 Estimation of Koopman Transfer Operators for the Equatorial Pacific SST Speaker: Antonio Navarra (CMCC)</p> <p>15:00 → 15:15 Using machine learning to produce a very high resolution land-cover map for Ireland Speaker: Eoin Walsh (University of Limerick)</p> <p>15:15 → 15:30 Supervised machine learning for post-processing surface weather parameters - an overview of some activities at ECMWF Speaker: Tim Hewson (ECMWF)</p> <p>15:30 → 15:45 Tropical cyclone detection through machine learning Speaker: Antonino Bonanni (ECMWF)</p> <p>15:45 → 16:00 Using machine learning to predict fire-ignition occurrences from lightning forecasts Speaker: Francesca Di Giuseppe (ECMWF)</p> <p>16:00 → 16:15 Discussions</p>	<p>Examples of ML weather related applications and final discussion Chair: Florian Pappenberger (ECMWF)</p> <p>13:00 → 13:15 Stochastic downscaling to convective scales using Gaussian random fields Speaker: Rachel Prudden (Met Office)</p> <p>13:15 → 13:30 Hierarchical Clustering technique to address the double penalty issue in high-resolution EPS rainfall forecasts Speaker: Tiziana Comito (Met Eireann)</p> <p>13:30 → 13:45 HIDRA 1.0: Deep-Learning-Based Ensemble Sea Level Forecasting in the Northern Adriatic Speaker: Matjaž Ličer (Environmental Agency of Slovenia)</p> <p>13:45 → 14:00 The WMO AI/ML Challenge for sub-seasonal to seasonal prediction Speaker: Frederic Vitart (ECMWF)</p> <p>14:00 → 14:15 Coffee break</p> <p>14:15 → 15:45 Breakout Groups</p> <p>15:45 → 16:15 Plenary discussions</p>

**Topics**

- Software/Tool
- Hardware/Infrastructure
- Data assimilation
- Error/bias correction
- Parameterization

- Downscaling
- Cyclone detection
- Estimation of operators
- Ensemble forecast
- Prediction of fire-ignition
- AI/ML challenge

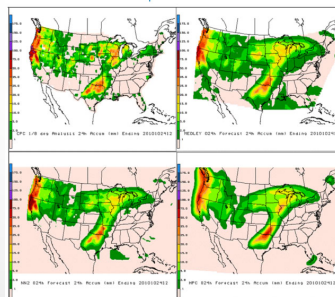
<https://events.ecmwf.int/event/239/>

# NOAA ARTIFICIAL INTELLIGENCE STRATEGY

## NOAA Artificial Intelligence Strategy

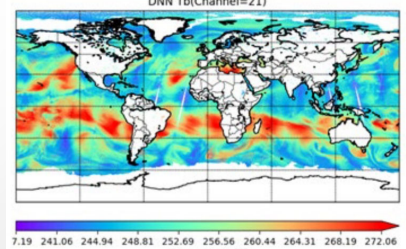
- Goal 1: Establish an efficient organizational structure and processes to advance AI across NOAA.
- Goal 2: Advance AI research and innovation in support of NOAA's mission.
- Goal 3: Accelerate the transition of AI research to applications.
- Goal 4: Strengthen and expand AI partnerships.
- Goal 5: Promote AI proficiency in the workforce.

Example of AI (NN)-based Ensemble:  
Nonlinear Multimodel Ensemble Mean  
Precipitations over CONUS

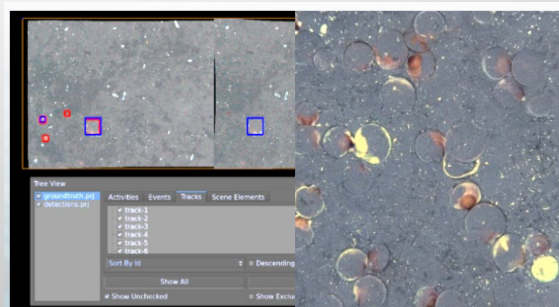
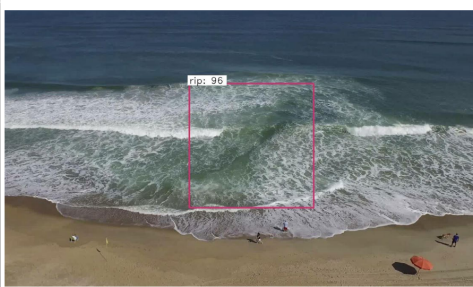


February 2020

AI-CRTM (ATMS Channel 21)  
DNN Tb(Channel=21)



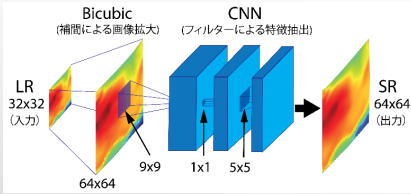
RIP Current Detection



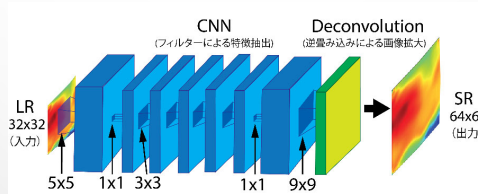
<https://sciencecouncil.noaa.gov/Portals/0/2020%20AI%20Strategy.pdf>

# ディープラーニングを用いた超解像モデル

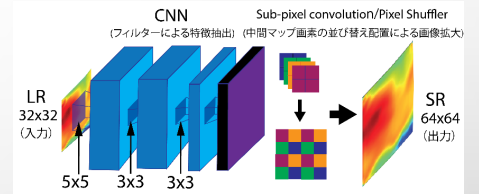
SRCNN (Dong et al., 2014)



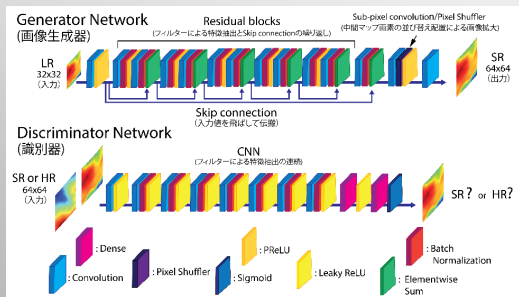
FSRCNN (Dong et al., 2016)



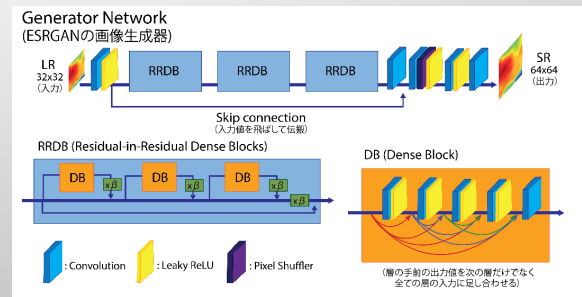
ESPCN (Shi et al., 2016)



SRGAN (Ledig et al., 2017)



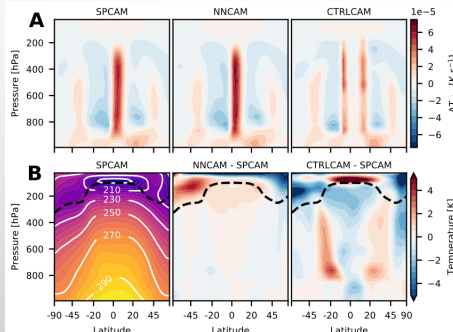
ESRGAN (Wang et al., 2018)



## PARAMETERIZATION USING DL DL to represent sub-grid processes

高解像(雲解像)モデルの出力データ(水惑星実験)を学習してパラメタリゼーションに活用

Cloud physics (CRM - SPCAM)

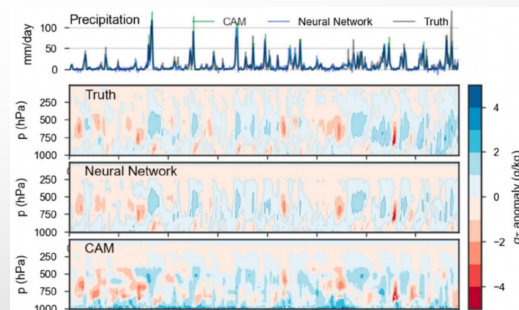


9層のfully connected layer

Rasp et al. (2018) PNAS

物理的な妥当性、予測対象に合わせたチューニング、学習データサンプリング、外挿、損失関数設計が課題

Heat and moisture convection



Multiple time-step, mass-weighted loss

function

$$J(\alpha) = \frac{1}{n_x n_y (n_t - T + 1)} \sum_i \sum_{n=1}^{n-T+1} \sum_{m=0}^{T-1} \|\mathbf{x}_i^{n+m} - \mathbf{F}_\alpha^m \mathbf{x}_i^n\|_{LW}$$

$$\left\| \begin{bmatrix} \mathbf{q} \\ \mathbf{s} \end{bmatrix} \right\| = \frac{1}{M \sigma_q} \int dz \rho_0 |q(z)| + \frac{1}{M \sigma_s} \int dz \rho_0 |s(z)|$$

Brenowitz and Bretherton (2018) GRL

Yuval and O'Gorman (2020) Nat. Commun. では Random Forest を使用

# PARAMETERIZATION USING DL

## DL to represent sub-grid processes

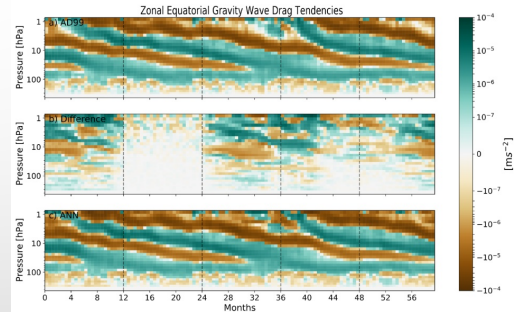
### Moist physics parameterization

Input and Output Variables and Their Normalization Factors		
Inputs	Units for normalization	Outputs
$dq_{v, i, j}(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	$1.5 \times 10^{-6}$ (kg/kg/s)	$dq_v(t_p, z)$
$dT_{i, j}(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	$2.5 \times 10^{-7}$ (K/s)	$dT(t_p, z)$
$q_{d, i, j}(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	$2.2 \times 10^{-7}$ (kg/kg)	$q_d(t_p, z)$
$T(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	323 (K)	$q(t_p, z)$
SLHF	$3.1 \times 10^{-4}$ (kg/kg/s)	$q_c(t_p, z)$
$T_{sp}^{(p)}$ ( $t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}$ )		
SSHf	$6.5 \times 10^{-3}$ (K/s)	
$C_p$		
$P_{f, i, j}(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	$1.05 \times 10^3$ (Pa)	
$dq_p(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	$2 \times 10^{-6}$ (kg/kg/s)	
$dT(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	$2.5 \times 10^{-6}$ (K/s)	
$q(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	$3.5 \times 10^{-4}$ (kg/kg)	
$q_d(t_p, l_{-1}, l_{-2}, l_{-3}, l_{-4}, z)$	$9.3 \times 10^{-7}$ (kg/kg)	

- InputはSPCAM、OutputはCRM
- 非水惑星実験
- ResNetを使用

### Gravity wave parameterization

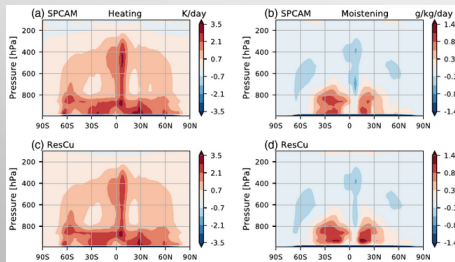
- 重力波解像モデルのフリーランからパラメタライズされた変数を学習



Espinosa et al. (submitted)

### Moist static energy conservation in NN

$$loss = \|\hat{y} - y\|_2 + \lambda \left\| \frac{1}{g} \int_{p_t}^{p_b} \frac{\partial h_{SP}}{\partial t} dp - \frac{1}{g} \int_{p_t}^{p_b} \frac{\partial h_{NN}}{\partial t} dp \right\|_2$$



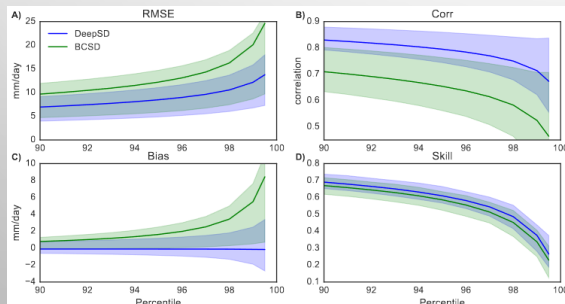
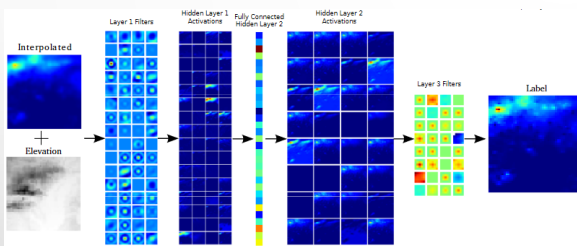
Han et al. (2020) JAMES

- 鉛直1次元のパラメタライゼーションの入出力をDNNで学習

Chantry et al. (submitted)

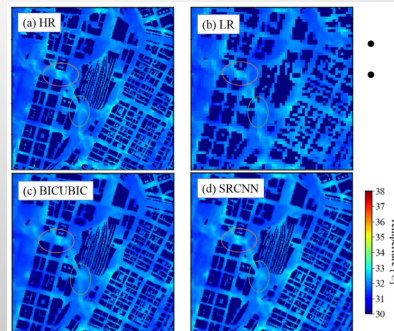
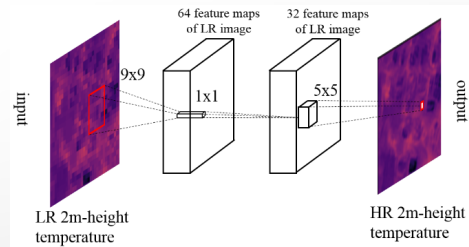
# STATISTICAL DOWNSCALING

### For precipitation (100km -> 12.5 km mesh)



Vandal et al. (2017) KDD17

### For air temperature (20m -> 5m mesh)



- 建物情報
- 影情報

Onishi et al. (2019) SOLA

# 物理量変換 + 超解像による大気重力波のパラメータ推定

山岳等に起因する地形性重力波のダウンスケーリング



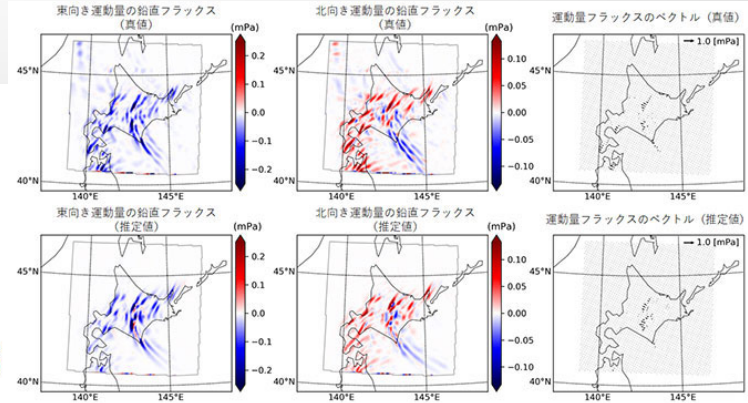
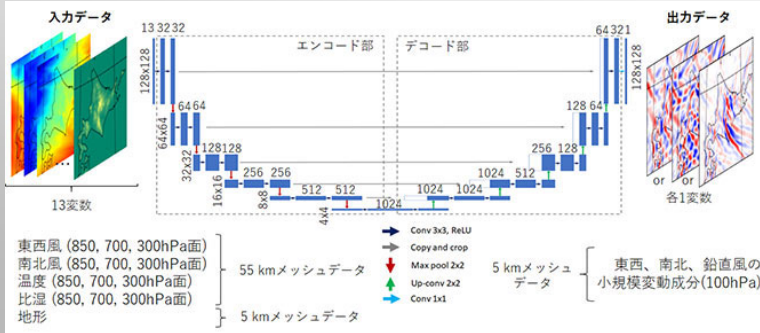
(c) <http://boppo.main.jp>

## ポイント

- 下部成層圏の微細な大気重力波を、対流圏中層の粗いスケールの風や温度や湿度から推定
- AIによる重力波パラメタリゼーションの高度化に手がかり
- 非地形性重力波のダウンスケーリングへの展開

結果 冬季の強い重力波運動量フラックスのシグナルを再現

## 開発手法 物理量変換と超解像の融合

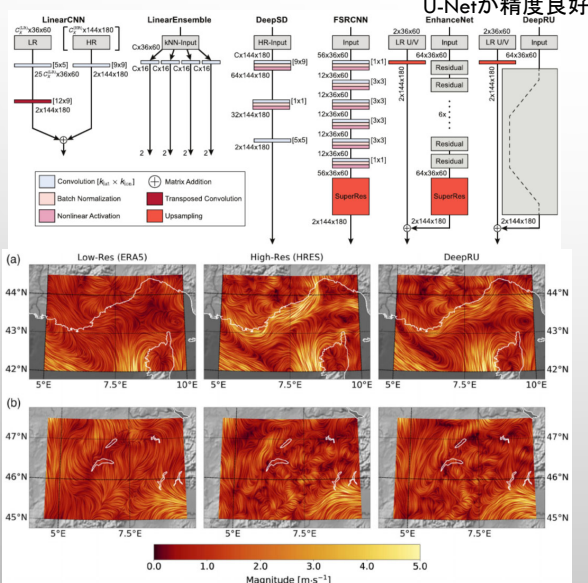


Matsuka et al. 2020 GRL

Wang et al. (2021) WRRではResNetを使用

# STATISTICAL DOWNSCALING

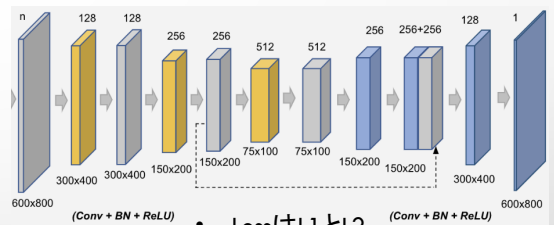
Wind field (31km -> 9 km mesh)



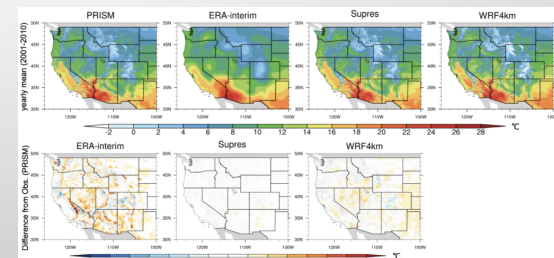
Höhlein et al. (2020) *Meteo. Appl.*

Temperature and precipitation

(81km -> 4km mesh)



LossはL1とL2

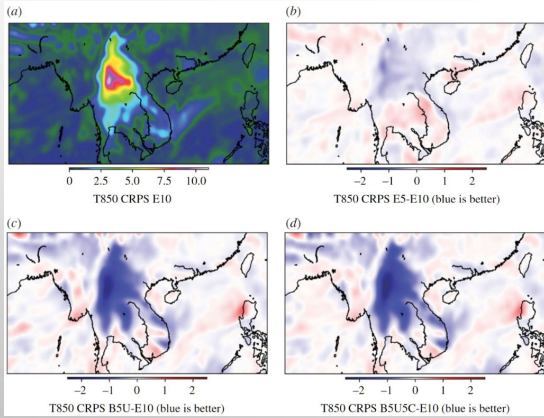


Huang, GMD (withdrawn)

# POST-PROCESSING

## Spread prediction and bias correction

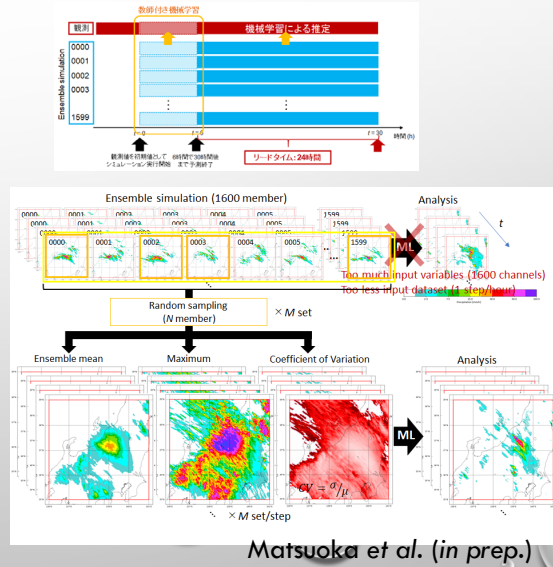
- 3層のU-Net
- 5メンバーで10メンバーと同等の予測スキル



Grönquist et al. (2020) *Phil. Trans. R. Soc. A*

## Improvement of rain forecast skill

- 5層のU-Net
- 1600アンサンブルによるバイアス補正



Matsuoka et al. (in prep.)

# FORECAST/PREDICTION

## WeatherBench: A Benchmark Data Set for Data-Driven Weather Forecasting

- データ駆動型予測モデルのための評価用データセット
- 3日から5日後がターゲット
- データおよびbaselineモデルを公開 (<https://github.com/pangeo-data/WeatherBench>)

## ERA5 reanalysis data, hourly (1979-2018)

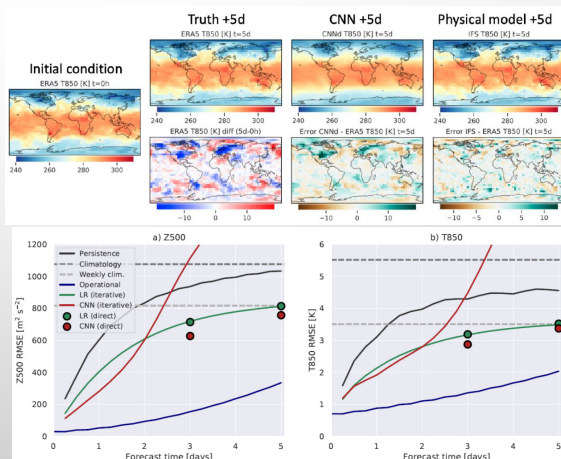
Long name	Short name	Description	Unit	Levels
Geopotential	z	Proportional to the height of a pressure level	(m <sup>2</sup> s <sup>-2</sup> )	13
Temperature	t	Temperature	(K)	13
Specific_humidity	q	Mixing ratio of water vapor	(kg kg <sup>-1</sup> )	13
Relative_humidity	r	Humidity relative to saturation	(%)	13
u_component_of_wind	u	Wind in x/longitude-direction	(m s <sup>-1</sup> )	13
v_component_of_wind	v	Wind in y/latitude-direction	(m s <sup>-1</sup> )	13
Vorticity	vo	Relative horizontal vorticity	(s <sup>-1</sup> )	13
Potential_vorticity	pv	Potential vorticity	(K m <sup>2</sup> kg <sup>-1</sup> s <sup>-1</sup> )	13
2m_temperature	t2m	Temperature at 2 m height above surface	(K)	1
10m_u_component_of_wind	u10	Wind in x/longitude-direction at 10m height	(m s <sup>-1</sup> )	1
10m_v_component_of_wind	v10	Wind in y/latitude-direction at 10m height	(m s <sup>-1</sup> )	1
total_cloud_cover	tcc	Fractional cloud cover	(0-1)	1
total_precipitation	tp	Hourly precipitation	(m)	1
tos_incident_solar_radiation	tisir	Accumulated hourly incident solar radiation	(J m <sup>-2</sup> )	1
Constants				
land_binary_mask	lsm	Land-sea binary mask	(0/1)	1
soil_type	st	Soil-type categories	see text	1
orography	orog	Height of surface	(m)	1
latitude	lat2d	2-D field with latitude at every grid point	(°)	1
longitude	lon2d	2-D field with longitude at every grid point	(°)	1

Note: All fields have dimensions lat x lon x level. Latitude and longitude dimensions are dependent on the data resolution. The number of vertical levels is given in the table.

## 緯度で重み付けした損失関数

$$RMSE = \frac{1}{N_{forecasts}} \sum_i \sqrt{\frac{1}{N_{lat} N_{lon}} \sum_j \sum_k L(j)(f_{i,j,k} - t_{i,j,k})^2}$$

$$L(j) = \frac{\cos(\text{lat}(j))}{\frac{1}{N_{lat}} \sum_j \cos(\text{lat}(j))}$$

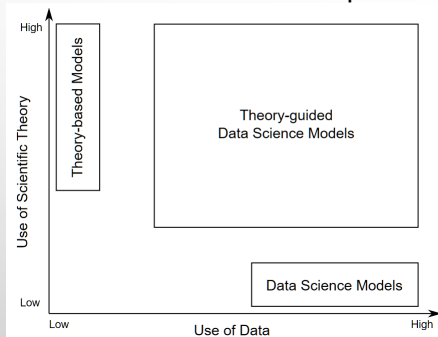


Rasp et al. (2020) ICLR2020  
Rasp et al. (2020) JAMES

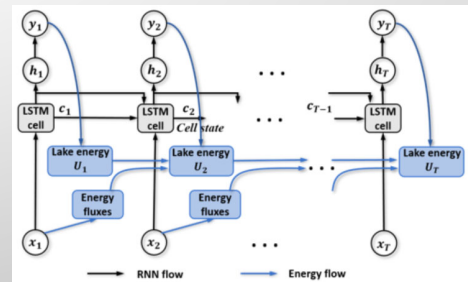
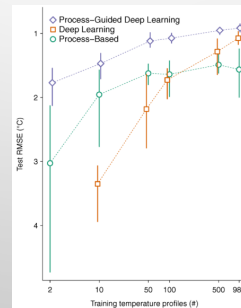
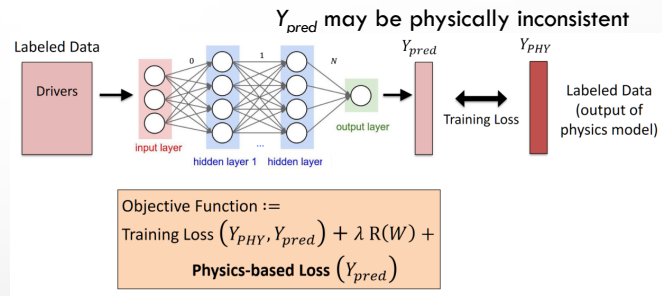
# PHYSICS GUIDED MACHINE LEARNING: A NEW PARADIGM FOR ACCELERATING SCIENTIFIC DISCOVERY

機械学習と理論の融合

Prof. Vipin Kumar



- Physics-Guided Loss Function
- Physics-Guided Initialization
- Physics-Guided Architecture
- Residual Model / Hybrid Model



Read et al., 2019 WRR

Willard et al. (2020) Integrating Physics-Based Modeling with Machine Learning: A Survey

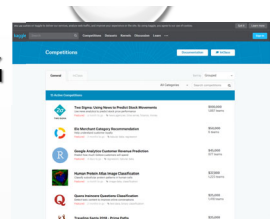
<https://arxiv.org/abs/2003.04919> ※300以上の関連論文をサーベイ

## 講演の概要

- はじめに(ビッグデータ、AI)
- 気象・気候学におけるシミュレーションとAI
- **気象・気候学におけるAIとオープンサイエンス**
- プロセス駆動・データ駆動アプローチの融合、シミュレーション・観測の融合
- その他の話題(海洋プラスチック、海底地形等)
- 将来展望(ライブラリ公開、データ公開等)

# 世界的には Kaggleが有名

## データ分析コンペティション



SIGNATE

SIGNATE Competition  
**AI / データサイエンス  
課題にチャレンジ**

AI / データサイエンスを武器に、  
企業や社会のリアルな課題にチャレンジし、  
最高のソリューションを目指そう！

挑戦してみる

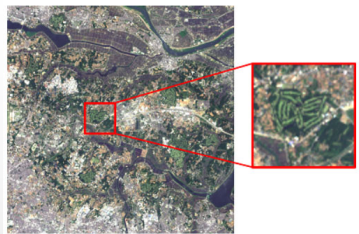
※本サービスの利用にはSIGNATEへの会員登録が必要です

Competition: 開発コンペに参加し実力を証明  
Learning: 不足スキルを補充する  
Career: スキルを武器にキャリアアップ

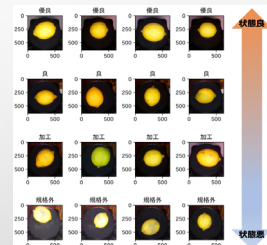
<https://signate.jp/competitions>

データ提供者は、「信頼できる共同研究相手」を見つけられる  
参加者は、「スキル向上」「キャリアアップ」「賞金」に繋がる

衛星画像からゴルフ場を見つける  
(産総研)



レモンの外観分類  
(ひろしまサンドボックス)



幹線車両台車部の着雪量予測  
(JR西日本)



引越し需要予測  
(アップル引越しセンター)



Climate Change: Earth Surface Temperature Data  
Exploring global temperatures since 1750

Berkeley Earth • updated 4 years ago (Version 2)

Data Explorer  
572.8 MB

GlobalLandTemperaturesByCity.csv (508.15 MB)

About this file  
Land temperatures by city

dt	# AverageTemperature	# AverageTemperature...	City	Country
1743-11-01	6.068	1.7369999999999999	Århus	Denmark
1743-12-01			Århus	Denmark
1744-01-01			Århus	Denmark
1744-02-01			Århus	Denmark
1744-03-01			Århus	Denmark
1744-04-01	5.7879999999999985	3.6239999999999997	Århus	Denmark
1744-05-01	10.644	1.2830000000000001	Århus	Denmark

<https://www.kaggle.com/berkeleyearth/climate-change-earth-surface-temperature-data>

Dataset

**Climate Change: Earth Surface Temperature Data**  
Exploring global temperatures since 1750






Berkeley Earth • updated 4 years ago (Version 2)

Data Tasks (1) **Code (534)** Discussion (9) Activity Metadata

Download (573 MB) New Notebook

Search notebooks Filters

All Your Work Shared With You Bookmarks Hotness

- 
**Starter: Climate Change: Earth Surface e24bc90c-4**  
 Updated 2y ago  
 0 comments · Climate Change: Earth Surface Temperature Data
- 
**Global warming analysis & Predictions**  
 Updated 2d ago  
 0 comments · Climate Change: Earth Surface Temperature Data
- 
**SARIMA implementation on GlobalTemperatures**  
 Updated 2d ago  
 0 comments · Climate Change: Earth Surface Temperature Data
- 
**Final\_project**  
 Updated 2d ago  
 0 comments · Climate Change: Earth Surface Temperature Data
- 
**notebook for data mining project**  
 Updated 8d ago  
 0 comments · Carbon Dioxide Levels in Atmosphere +1

Dataset

**Climate Change: Earth Surface Temperature Data**  
Exploring global temperatures since 1750






Berkeley Earth • updated 4 years ago (Version 2)

Data Tasks (1) Code (534) **Discussion (9)** Activity Metadata

Download (573 MB) New Topic

Search Discussions Filters

All Owned Bookmarks Hotness

- 
**Countries clarifications**  
 Vale · Last comment 9mo ago  
 1 comment
- 
**Does anyone have any valid criticisms of this dataset?**  
 Chipicito · Last comment 1y ago  
 3 comments
- 
**Turning Global temps by country into an enhanced dataset**  
 g3n1u5 · Last comment 1y ago  
 2 comments
- 
**Will this dataset be updated to include data from 2014,2015,2016?**  
 VivekMangipudi · Last comment 3y ago  
 1 comment
- 
**Getting error with ggplot2**  
 Prats · Last comment 3y ago  
 3 comments

# AQUANTY HOSTS MACHINE LEARNING CHALLENGE: ENHANCING SATELLITE IMAGE MOSAICS



Aquanty is excited to sponsor a machine learning coding / product development challenge, hosted by our friends at [Aggregate Intellect](#). If you are a data scientist, software engineer or a professional machine learning engineer then read on – your team can win a \$5,000 prize!

## WHAT IS THE CHALLENGE?

Aquanty operates a web platform called [AgSat](#), which primarily serves satellite imagery and geospatial data to end-users in the agricultural sector. We are looking to assemble a mosaic of frequently updated, high-resolution/sharp-looking images that can be used as a basemap within the AgSat platform.

Currently, only archived high-resolution images for some areas are available (at ~1 m resolution); they are broadly representative, but not up-to-date. High-frequency images with good coverage are available, but at much lower resolution than desirable for our application. In addition, high-frequency data is often further contaminated by the presence of clouds in the image.

We would like to have a system that can generate images with high apparent resolution from the high-frequency/low-resolution data, which can be used to assemble a frequently updated, cloud-free, and continuous mosaic.



Search Challenge.gov

- Home
- About
- Blog
- Agency Toolkit
- Archived Challenges



BUREAU OF RECLAMATION

NOAA - National Integrated Drought Information System

### Page Contents

- Description
- Prizes
- Rules
- Judging Criteria
- How To Enter



## Informational Only

This challenge is no longer accepting new submissions.

# Rodeo II - Sub-Seasonal Climate Forecasting

Closing the Gap on Sub-Seasonal Climate Forecasting.

## CHALLENGE DETAILS

- TYPE OF CHALLENGE: Analytics, visualizations, algorithms
- SUBMISSION START: 06/27/2019 11:00 AM ET
- SUBMISSION END: 10/01/2020 12:00 AM ET

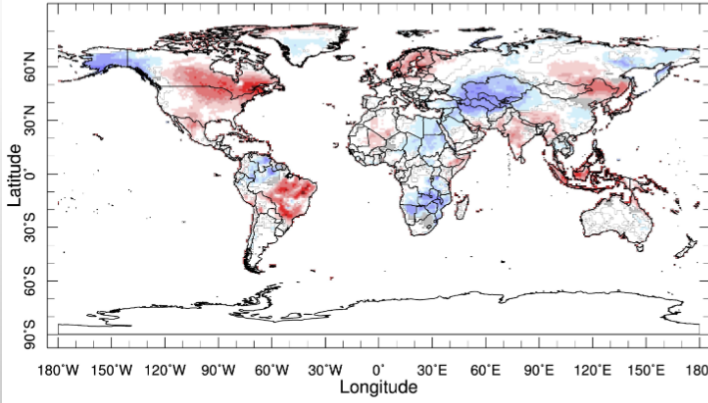
## Description

Competitions and challenges

# PRIZE CHALLENGE TO IMPROVE SUB-SEASONAL TO SEASONAL PREDICTIONS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

1 June - 31 October 2021

<https://s2s-ai-challenge.github.io/>



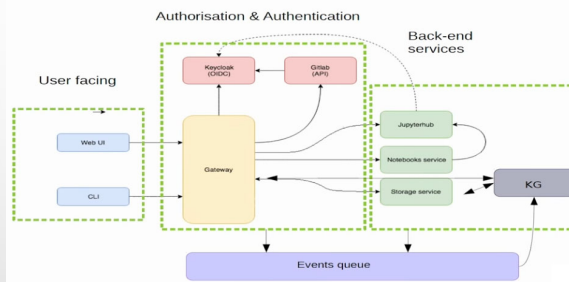
- 3-6週間先の地上気温・降水量を当てる S2S AI コンペ
- RENKUプラットフォームを活用
- 参加者は2 CPUs、8 GB memory、10 GB disk を利用可能

Organizers

- WMO/WWRP: Estelle De Coning, Wenchao Cao
- WCRP: Michel Rixen
- S2S Project: Frederic Vitart, Andy Robertson
- ECMWF: Florian Pinault, Baudouin Raoult
- SDSC: Rok Roskar
- WMO contractor/main contact: Aaron Spring @aaronsspring @realaaronsspring

Competitions and challenges platform

## RENUKU – 連句



```
sandra@charon: ~$ renku run grep -i fsrq data/dataset/fermi3lac.csv > fsrq
sandra@charon: ~$ renku log fsrq
+ @4d16b05 fsrq
+ @4d16b05 .renku/workflow/3e43b88a4c848528d8dda6be7c1c10_grep.cwl
+ @5c2fcfc data/dataset/fermi3lac.csv
```

Use previous output as input for new pipelines

```
sandra@charon: ~$ renku run wc fsrq blazar > wc_all.out
sandra@charon: ~$ renku log wc_all.out
+ @8d72a29 wc_all.out
+ @8d72a29 .renku/workflow/53f3edbc917c4d7b8a87334984889b11_wc.cwl
+ |
+ | @4d16b05 fsrq
+ | @4d16b05 .renku/workflow/3e43b88a4c848528d8dda6be7c1c10_grep.cwl
+ | @4d882b0 blazar
+ | @4d882b0 .renku/workflow/56594c43e4b74934b649d1127658663e_grep.cwl
+ |
+ | @5c2fcfc data/dataset/fermi3lac.csv
```

A collection of logos for various technologies used in the platform: GitLab, Docker, HELM, Jupyter, JupyterHub, Kubernetes, Keycloak, and Common Workflow Language. Below the logos is the text "...and more".

<https://www.youtube.com/watch?v=5kFhAAv2D0>

# CLIMATE CHANGE AI



<https://www.climatechange.ai/>  
About Climate Change AI

Climate Change AI (CCA) is an organization composed of volunteers from academia and industry who believe that tackling climate change requires concerted societal action, in which machine learning can play an impactful role. Since it was founded in June 2019, CCAI has led the creation of a global movement in climate change and machine learning, encompassing researchers, engineers, entrepreneurs, investors, policymakers, companies, and NGOs.

### Our Mission

To catalyze impactful work at the intersection of climate change and machine learning.

### Our Goals

- To build a community of diverse stakeholders.
- To guide impactful work through educational resources and programs.
- To fill gaps in essential infrastructure such as funding, tools, and datasets.
- To advance discourse and advise relevant players.



ICML, ICLR, NeurIPS, AMLD, ...  
Webinar, tutorial, podcast, ...

	Causal inference	Computer vision	Interpretable models	NLP	RL & Control	Time-series analysis	Transfer learning	Uncertainty quantification	Unsupervised learning
1 Electricity systems									
Enabling low-carbon electricity									
Reducing current system impacts									
Ensuring global impact									
2 Transportation									
Reducing transport activity									
Improving vehicle efficiency									
Alternative fuels & electrification									
Modal shift									
3 Buildings and cities									
Optimizing buildings									
Urban planning									
The future of cities									
4 Industry									
Optimizing supply chains									
Improving materials									
Production & energy									
5 Farms & forests									
Remote sensing of emissions									
Precision agriculture									
Monitoring peatlands									
Managing forests									
6 Carbon dioxide removal									
Direct air capture									
Sequestering CO <sub>2</sub>									
7 Climate prediction									
Uniting data, ML, & climate science									
Forecasting extreme events									
8 Designing markets									
9 Education									
10 Finance									

### Tackling Climate Change with Machine Learning

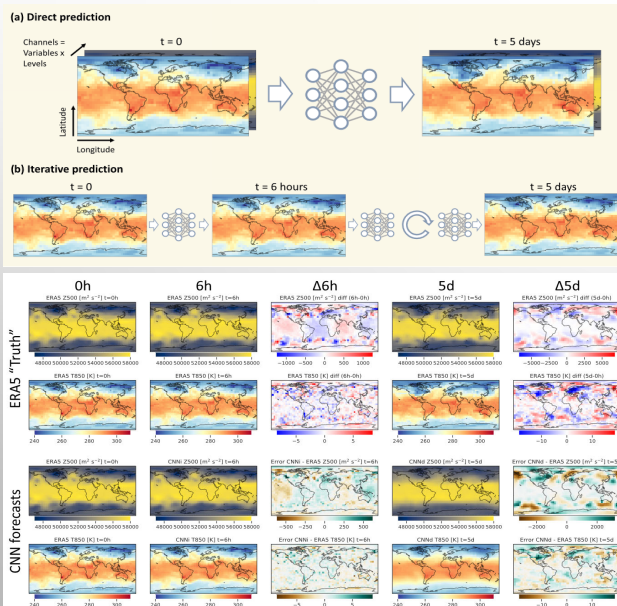
David Rolnick<sup>1\*</sup>, Priya L. Donti<sup>2</sup>, Lynn H. Kaack<sup>3</sup>, Kelly Kochanski<sup>4</sup>, Alexandre Lacoste<sup>5</sup>, Kris Sankaran<sup>6\*</sup>, Andrew Slavin Ross<sup>7</sup>, Nikola Mилоjević-Dupont<sup>8,11</sup>, Natasha Jaques<sup>12</sup>, Anna Waldman-Brown<sup>13</sup>, Alexandra Luccioni<sup>14</sup>, Tegan Maharaj<sup>15</sup>, Evan D. Sherwin<sup>16</sup>, S. Karthik Mukkavilli<sup>17</sup>, Konrad P. Körding<sup>18</sup>, Carla Gomes<sup>19</sup>, Andrew Y. Ng<sup>1\*</sup>, Demis Hassabis<sup>15</sup>, John C. Platt<sup>16</sup>, Felix Creutzig<sup>10,11</sup>, Jennifer Chaves<sup>17</sup>, Yoshua Bengio<sup>6,7</sup>

<sup>1</sup>University of Pennsylvania, <sup>2</sup>Carnegie Mellon University, <sup>3</sup>ETH Zürich, <sup>4</sup>University of Colorado Boulder, <sup>5</sup>Element AI, <sup>6</sup>Mila, <sup>7</sup>Université de Montréal, <sup>8</sup>École Polytechnique de Montréal, <sup>9</sup>Harvard University, <sup>10</sup>Mercator Research Institute on Global Commons and Climate Change, <sup>11</sup>Technische Universität Berlin, <sup>12</sup>Massachusetts Institute of Technology, <sup>13</sup>Cornell University, <sup>14</sup>Stanford University, <sup>15</sup>DeepMind, <sup>16</sup>Google AI, <sup>17</sup>Microsoft Research

<https://arxiv.org/pdf/1906.05433.pdf>

# WEATHER B WeatherBench

A benchmark dataset for data-driven weather forecasting



Weather Bench Guide.ipynb

Visualizing the Data

```

# Data visualization for our first data
# 2002 is our reference year
# (lat) is used for position indexing so time0 is the first time value
# get_lat_data sets the range of values in the colour bar
2002, z, lat((time=0).plot(lat=0,lon=0,2000))

```

level = 500 (millibars), time = 1979-01-01

Latitude (lat) vs Longitude (lon) plot showing geopotential levels.

level = 500 (millibars), time = 2018-12-31T23:00:00

Latitude (lat) vs Longitude (lon) plot showing geopotential levels.

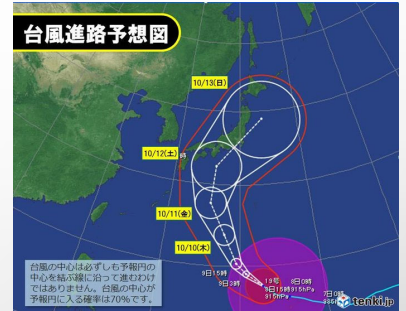
データとともに、プログラムもすべて公開  
Google Colaboratoryを用いたきめ細やかなチュートリアル

Rasp et al. (2020) JAMES

# 台風の予測

- 発生予測(いつどこで台風が発生するか)
- 進路予測(どのような進路を辿るか)
- 発達予測(どのように発達/衰退するか)
- 雨量予測(どの程度の雨を降らせるか)

一部、人為的に予測  
基本的には物理モデルで予測

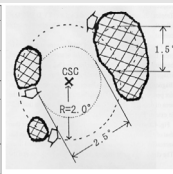


## Early Stage Dvorak Method (EDM)

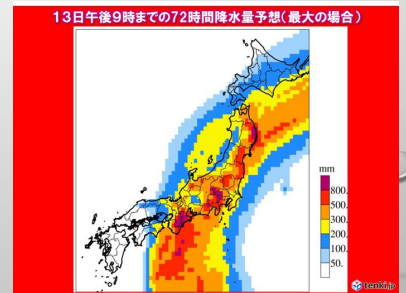


DEVELOPMENTAL PATTERN TYPES	PRE STORM		TROPICAL STORM		HURRICANE PATTERN TYPES	
	MS	TS	MS	TS	MS	TS
CURVED BAND PRIMARY PATTERN TYPE						
CURVED BAND SS ONLY						
CDO PATTERN TYPE WS ONLY						
SHEAR PATTERN TYPE						

- Tsuchiya et al. (2000, 2001)
- A convective cloud system has persisted for 12 hours or more.
  - The cloud system has a CSC defined within a diameter of  $2.5^\circ$  latitude or less.
  - The CSC has persisted for six hours or more.
  - The cloud system has an area of dense, cold ( $-31^\circ\text{C}$  or colder) that appears less than  $2^\circ$  latitude from the center.
  - The above overcast is more than  $1.5^\circ$  latitude in diameter.



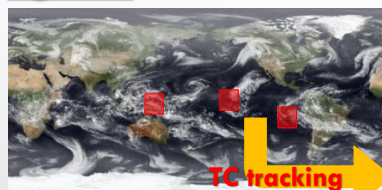
Dvorak, 1984; Tsuchiya et al. (2000, 2001)



# AIを用いた台風のタマゴ検出

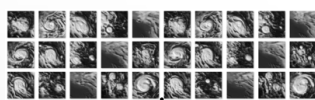
## 検出結果(例)

### 使用データ

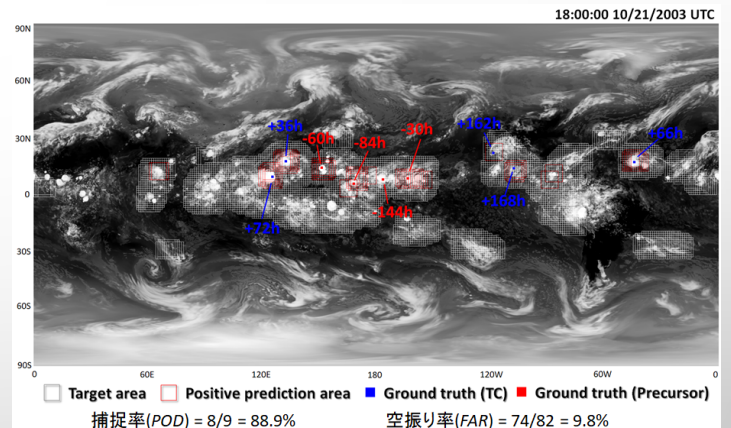
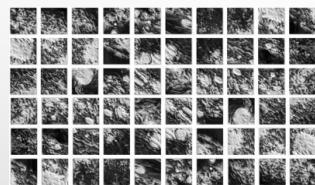


Model: NICAM (AMIP-type)  
Horizontal resolution: 14km  
Period: 1979-2008

(a) 台風もしくはタマゴ (×50,000)



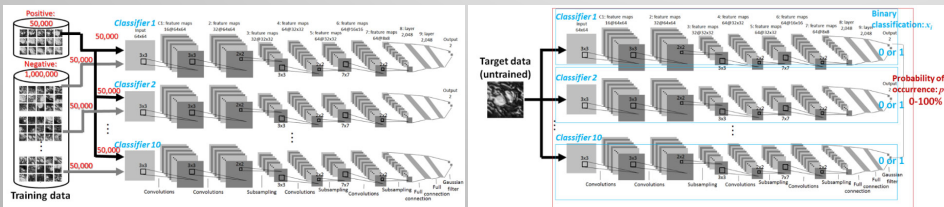
(b) それ以外 (×1,000,000)



## 台風/タマゴorそれ以外を見分けるAI アンサンブル量込みニューラルネットワーク

### 1. 学習フェーズ (1979-1998)

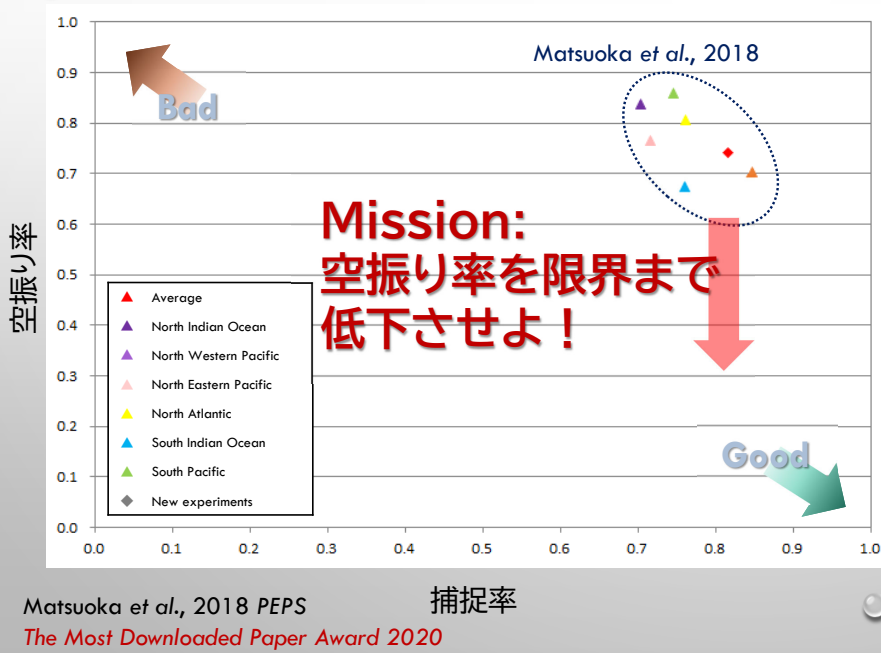
### 2. テストフェーズ (1999-2008)



- 捕捉率は高いが、空振り率も高いという結果に
- 台風ではない雲画像はたくさんあるのに対して、台風/タマゴ画像が少ないことが原因
- 不均衡データのクラス分類⇒解法は色々ある

Matsuka et al., 2018 PEPS  
The Most Downloaded Paper Award 2020

# AIを用いた台風のタマゴ検出



- 捕捉率は高いが、空振り率も高いという結果に
- 台風ではない雲画像はたくさんあるのに対して、台風/タマゴ画像が少ないことが原因
- 不均衡データのクラス分類 → 解法は色々ある

個人の方では無理だ ↓ 回りを巻き込もう!

JAMSTECイノベーション萌芽研究アワード採択 (卓越したAI技術をもつ人材を巻き込みます!)

たくさんいるのは知っている ↓ しかしどうすれば・・・



# JAMSTEC×AI 「台風コンペ」

開催期間: 2018年8月28日~10月28日



ラベル付きデータ



台風/タマゴ ×70,000枚  
その他 ×2,170,000枚

研究で用いたデータの一部にラベルを付けてオンライン上で公開

捕捉率79%以上という条件で、空振りの少なさを競う

入賞賞品(スポンサー企業様より)



- 1位 NVIDIA賞: NVIDIA TITAN V ※1
  - 2位 GDEP賞: GeForce RTX 2080 Ti ※2
  - 3位 アーク情報システム賞: ELSA GeForce GTX 1080 Ti 11GB ST ※3
  - 4位 CRAY賞: GoPro HERO6 ※4
- ※1 エヌビディア合同会社より提供  
 ※2 GDEPソリューションズ株式会社、株式会社GDEPアドバンスより提供  
 ※3 (株)アーク情報システムより提供  
 ※4 クレイ・ジャパン・インクより提供

評価指標

$$\text{条件付きPrecision} = \begin{cases} \text{Precision} (\text{Recall} \geq 0.79) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

# JAMSTEC×AI 「台風コンペ」

## 参加者数・精度の推移



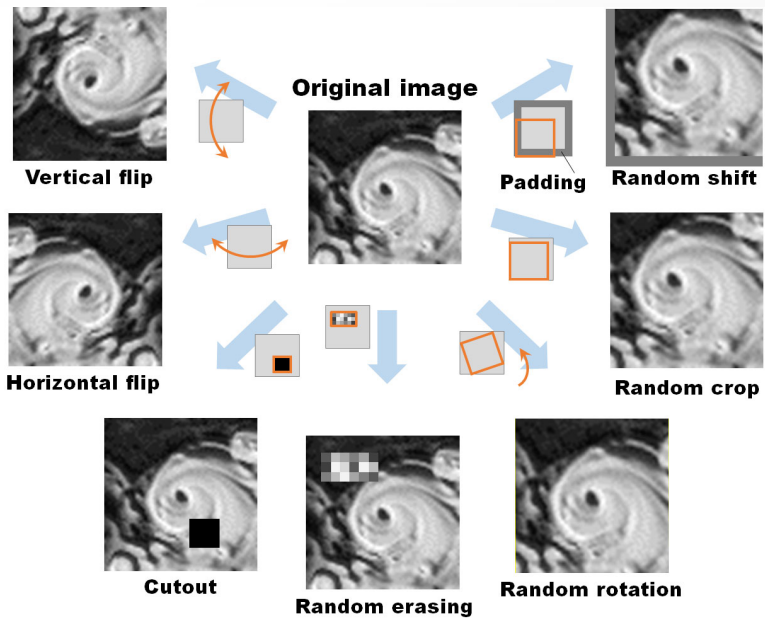
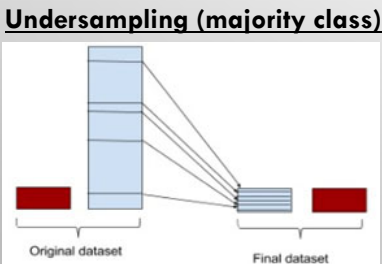
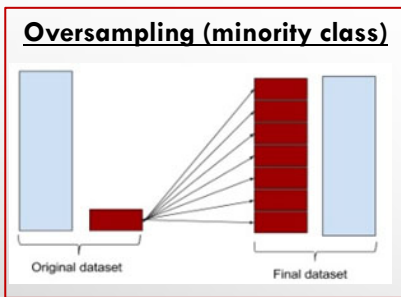
## SNSでの反応(#台風コンペ)



※ギャンブル性の強い評価指標で物議を醸しつつ盛り上がった

# データサンプリング

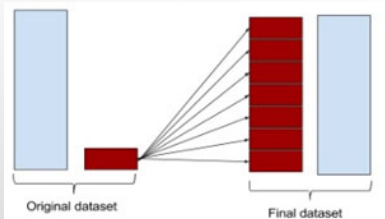
## Data augmentation



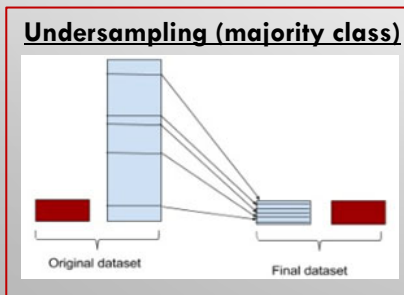
Matsuoka (2021) PEPS

# データサンプリング

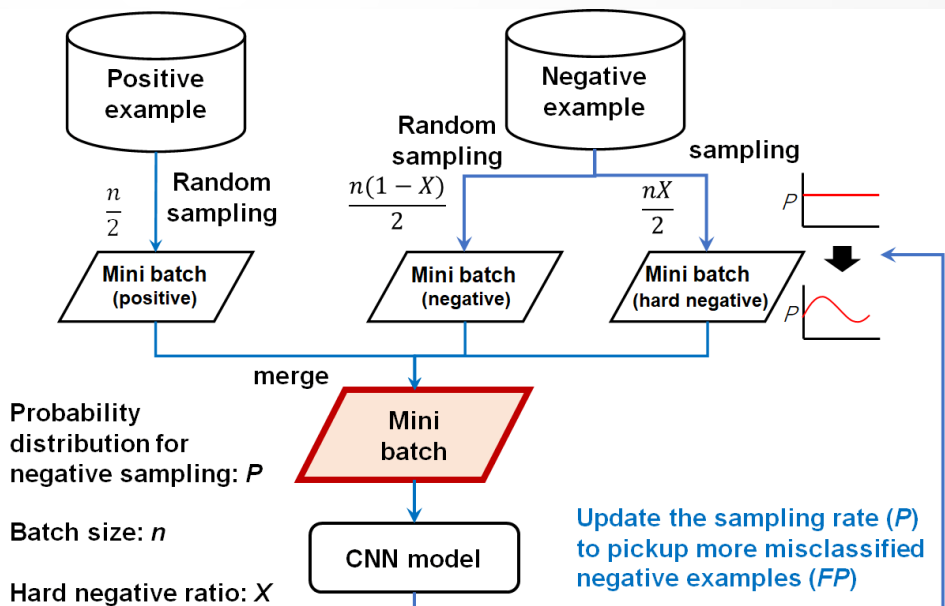
## Oversampling (minority class)



## Undersampling (majority class)



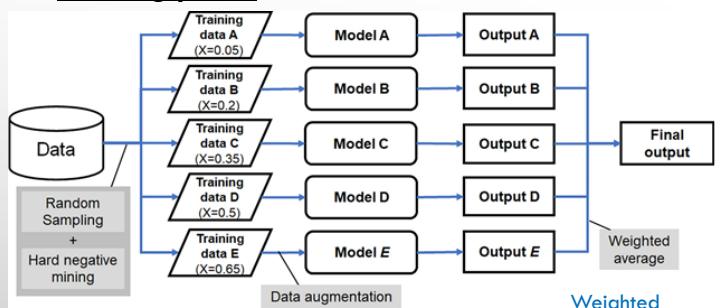
Sampling a large number of **hard negative** cases



Matsuoka (2021) PEPS

# アンサンブル学習

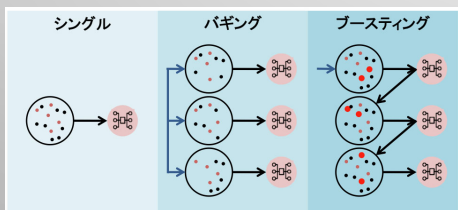
## Training phase



Multiple models using different **Hard negative ratio**

Weighted according to the performance of each model

## 一般的なアンサンブルモデル

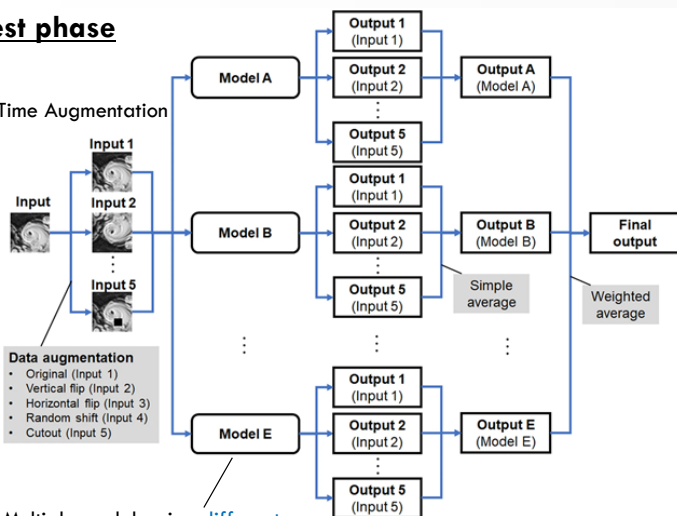


©codExa

## Test phase

### TTA:

Test Time Augmentation



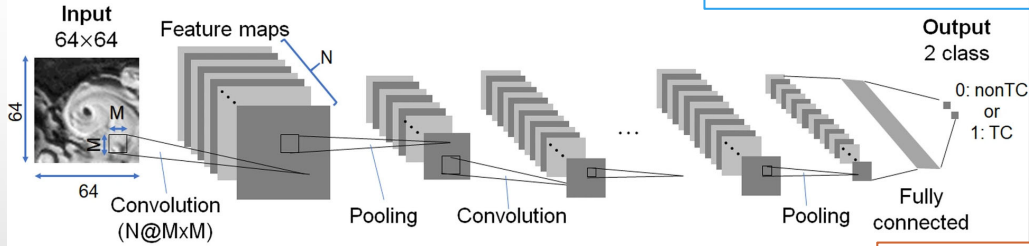
Multiple models using different **Hard negative ratio**

Multiple models using different **augmentation**

Matsuoka (2021) PEPS

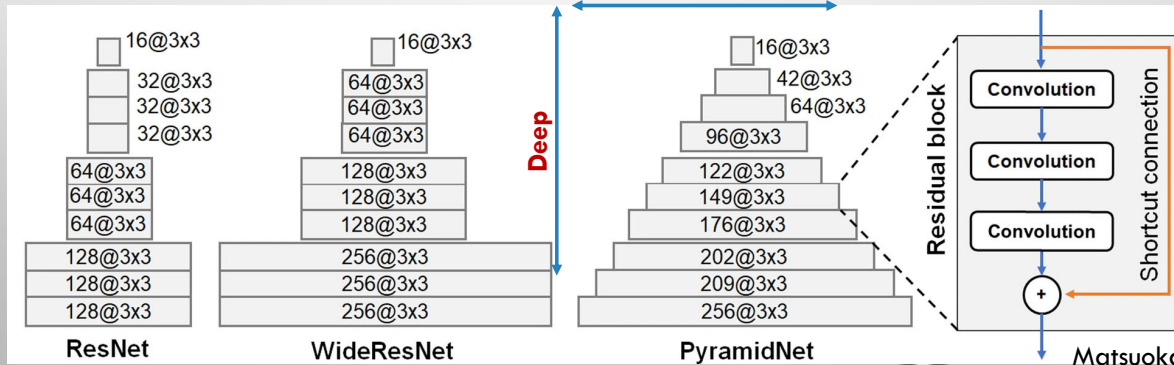
# STATE-OF-THE-ART ARCHITECTURES

## Typical CNN architecture (binary classification)



多層ネットワークは一般に表現能力を向上させるが、シンプルに多層化しただけでは誤差逆伝播において勾配が消失(勾配消失問題)

## "Deep" and "wide" CNN architectures



複数の層をスキップさせることで、勾配を入力層側へ効率的に伝播

Matsuoka (2021) PEPS

# LOSS FUNCTIONS / ACTIVATION FUNCTIONS

**Loss function** ... to define the error between **inferred class** ( $y_k \in \{0, 1\}$ ) and **correct class** ( $t_k \in \{0, 1\}$ )

Binary cross entropy

$$CE = - \sum_k t_k \log(y_k) + (1 - t_k) \log(1 - y_k) \quad \gamma=0 \rightarrow \text{Binary cross entropy}$$

same LOSS at FP and at FN

Need to search for optimal parameter combinations

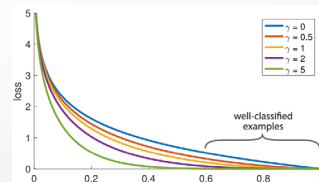
Focal loss

$$FL = - \sum_k \alpha t_k (1 - t_k)^\gamma \log(y_k) + (1 - \alpha) (1 - t_k)^\gamma t_k \log(1 - y_k)$$

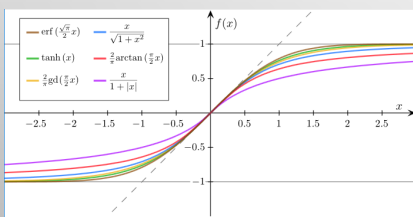
down weight at FP

$\alpha$ : weighting factor  
 $\gamma$ : modulation factor

Lin+ arXiv 2018

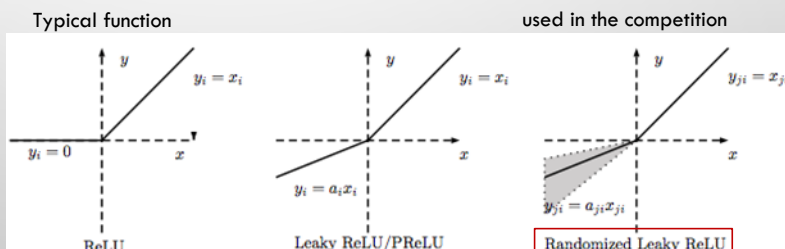


**Activation function** ... to determine the output of each node (i.e. weighted sum of input data)



dying ReLU/Dead neurons

Output is zero when input is negative.  
Gradient vanishes (weights are not updated)



with slope gradient

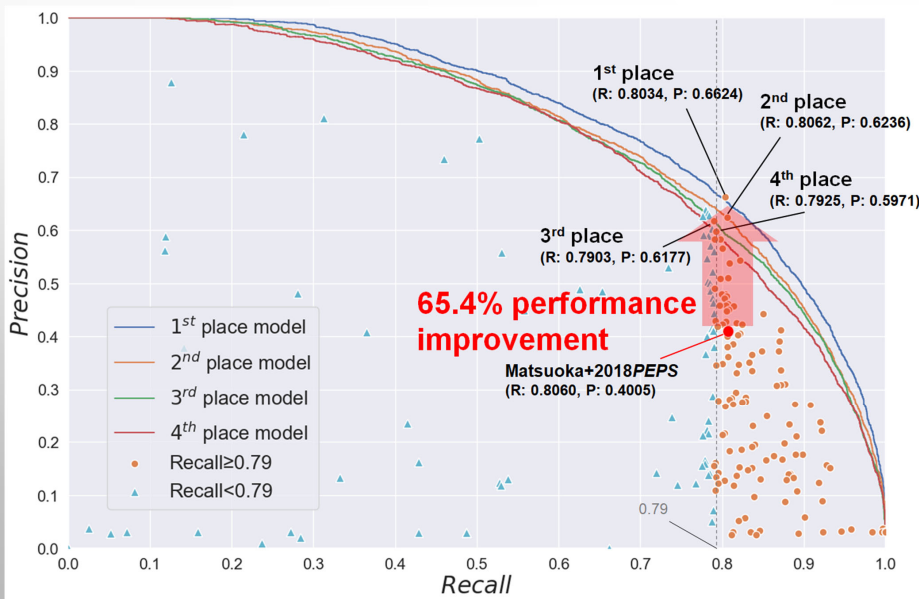
with robustness to input

Xu+ arXiv 2015

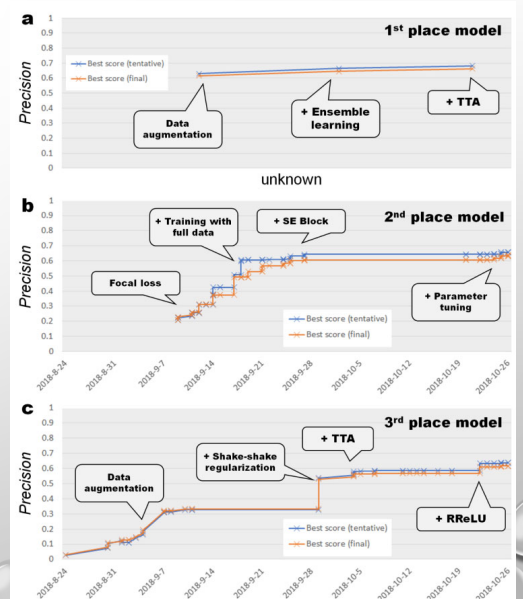
Matsuoka (2021) PEPS

# SUMMARY OF THE COMPETITION

Precision-Recall curve



上位入賞者の精度向上への戦略

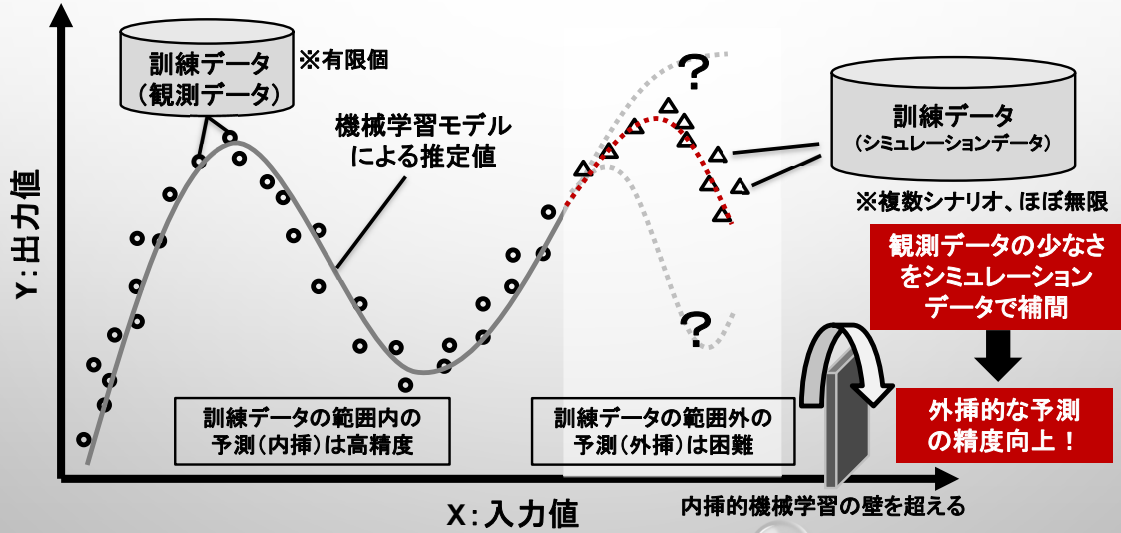


Matsuoka (2021) PEPS

## 講演の概要

- はじめに(ビッグデータ、AI)
- 気象・気候学におけるシミュレーションとAI
- 気象・気候学におけるAIとオープンサイエンス
- **プロセス駆動・データ駆動アプローチの融合、シミュレーション・観測の融合**
- その他の話題(海洋プラスチック、海底地形等)
- 将来展望(ライブラリ公開、データ公開等)

# シミュレーション・観測データの融合学習



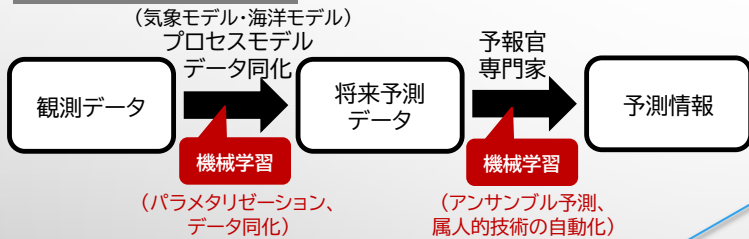
大気・海洋現象の予測における

## プロセス駆動型・データ駆動型アプローチの融合

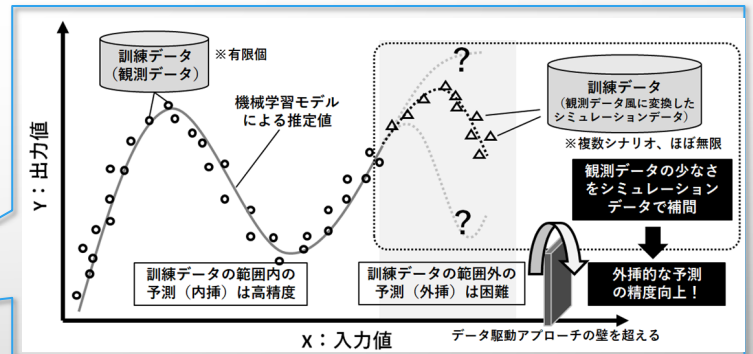
- プロセス駆動型・データ駆動型の両アプローチの融合に関する研究開発(演繹的推論と帰納的推論の融合)

- 機械学習は内挿は得意である一方で、外挿は不得意
- 外挿的な予測・検出を可能にする新しい外挿的機械学習モデルの開発へ

プロセス駆動型が中心 ... 現在の一般的な手法



データ駆動型が中心 ... Physics-informed ML



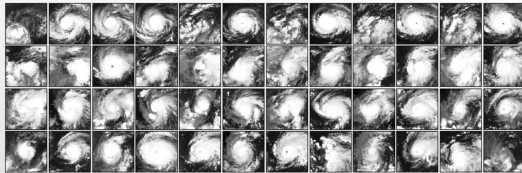
- シミュレーションデータの新たな活用
- 利用可能なありとあらゆるデータの活用へ

# シミュレーション・観測データの融合学習

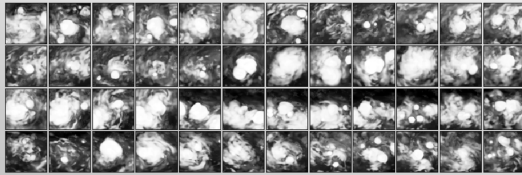
## 問題点

シミュレーションデータと観測データは、そもそも完全には一致しない

衛星観測データ



シミュレーションデータ



※CNNによる2クラス分類を用いると、ほぼ100%完璧に見分けることが可能

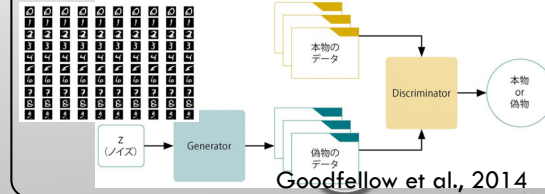
## アイデア

GANの一種であるCycle-GANによるスタイル変換 (教師なし学習) を活用

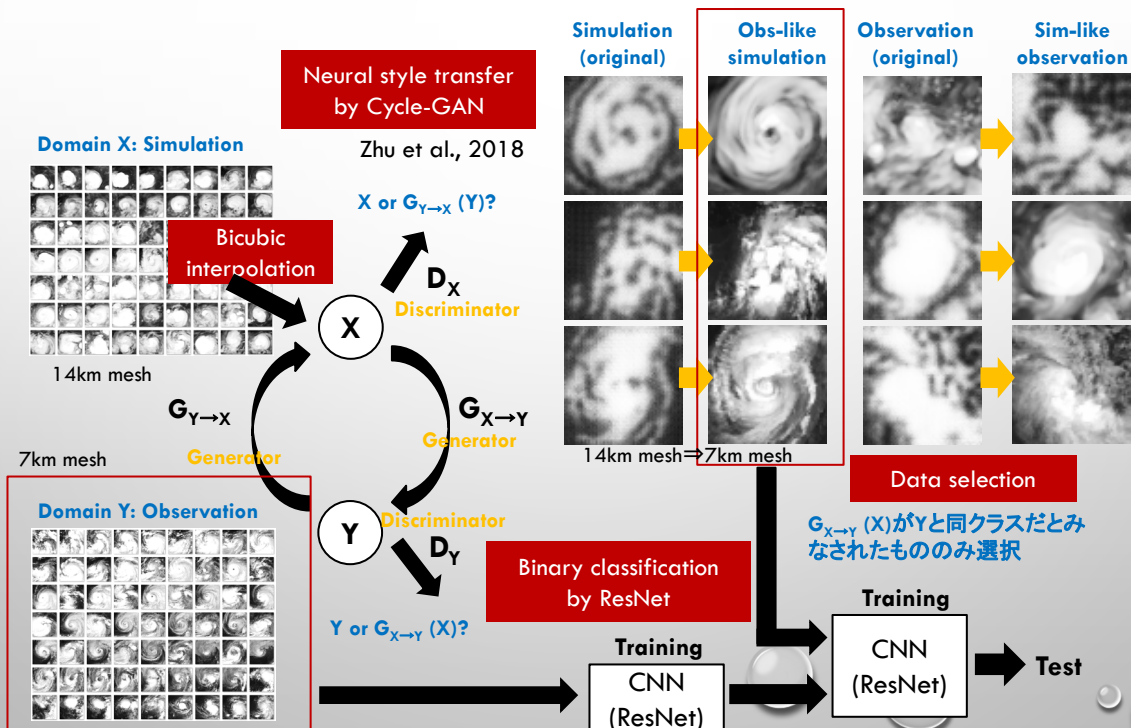


## GAN (Generative Adversarial network)

本物とGeneratorがノイズzから生成した偽物を、Discriminatorが見分けられなくなるまでGを最適化

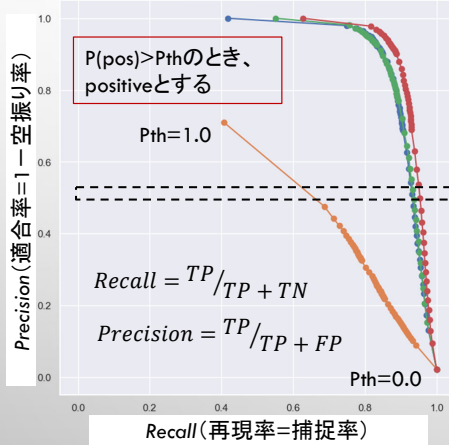


# シミュレーション・観測データの融合学習

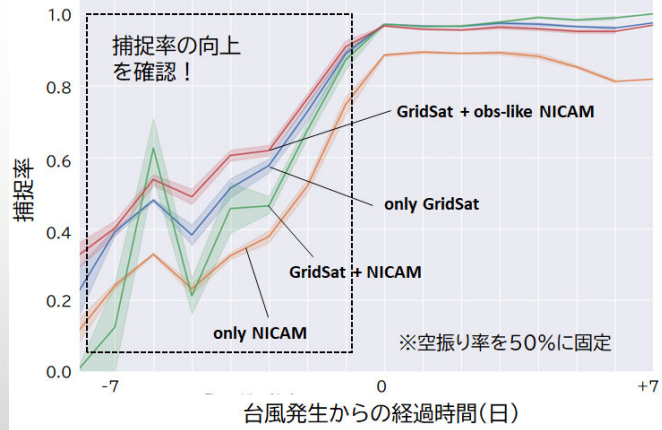


# 実験結果

※Pos/Negの基準を決めるパラメータを  
 変更することで、バランスを調整



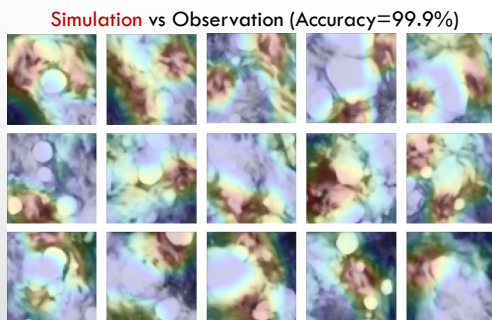
※Precision (1-空振り率) が0.5程度となるようにパラメータを固定時



- 観測データ風に変換したシミュレーションデータを追加で学習することで、観測データに対する**台風発生5日前までの検出精度(Recall)が向上**
- リードタイムの長い検出**については今後の課題(テストデータ中に正解がないため)

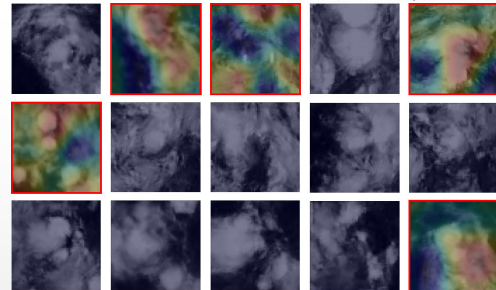
# シミュレーションと観測はどこが違う？

両者の違いをCNN+GradCAMで明らかにする



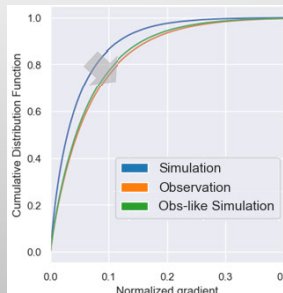
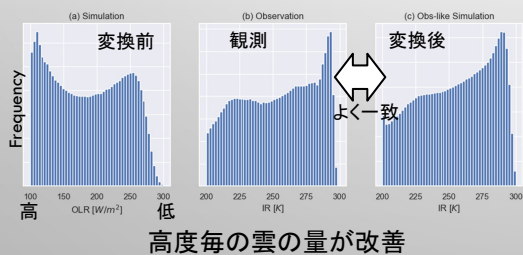
- 勾配の大きい領域(そびえたつ雲)が異なる
- 気象モデルの鉛直分解能に改善の余地あり

Obs-like simulation vs Observation (Accuracy=50.0%)



- たまたま見分けのついた場合も、左の例とは異なる場所を見ている

スタイル変換による効果



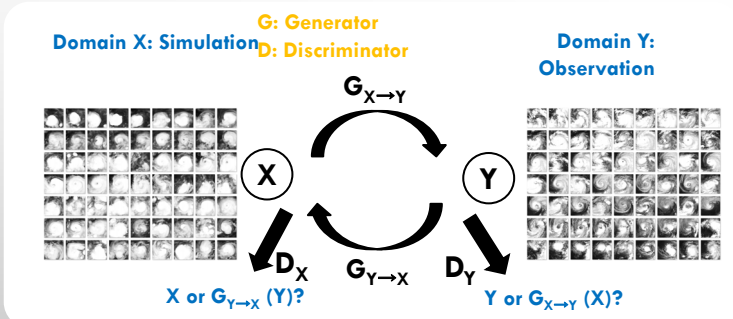
スタイル変換によって、雲の  
 水平勾配の表現が改善

気象モデルの積雲パラメ  
 リゼーションの高度化へ

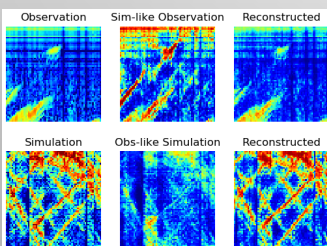
# 機械学習を用いた異種データ融合と応用

- 異種データ間のスタイル変換学習手法の開発
- データの不足を補う異種データ融合学習への活用

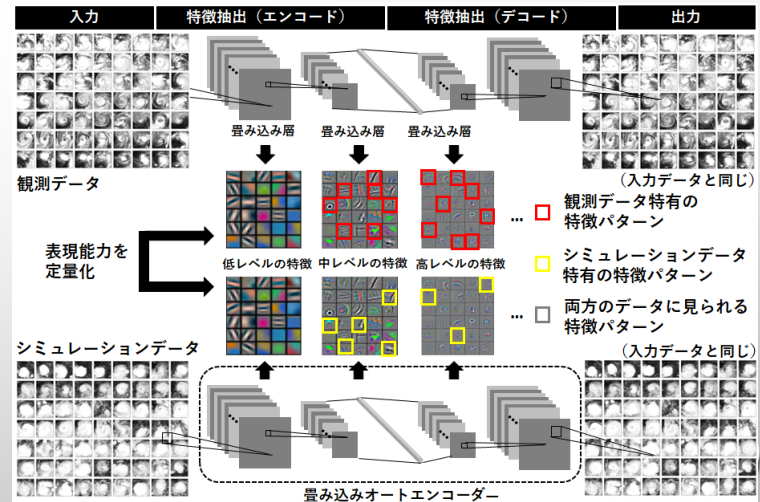
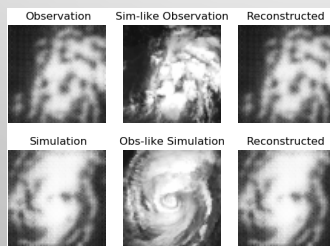
- 学習モデルの可視化による**表現能力の定量化**
- モデルの高度化(スキーム改良等)、観測の高度化(ノイズ特定・軽減等)へ



応用1: 魚探エコー画像



応用2: 雲画像



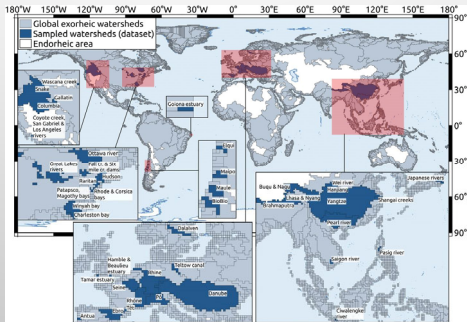
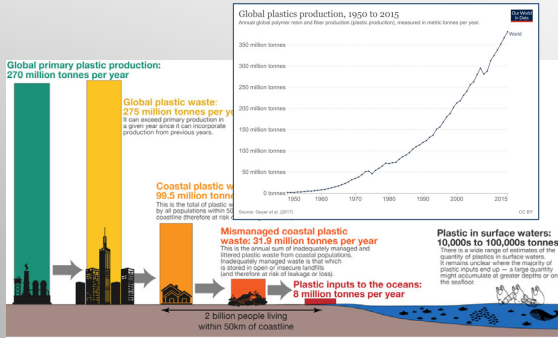
異種データを活用する全ての研究分野へ展開

## 講演の概要

- はじめに(ビッグデータ、AI)
- 気象・気候学におけるシミュレーションとAI
- 気象・気候学におけるAIとオープンサイエンス
- プロセス駆動・データ駆動アプローチの融合、シミュレーション・観測の融合
- その他の話題(海洋プラスチック、海底地形等)**
- 将来展望(ライブラリ公開、データ公開等)

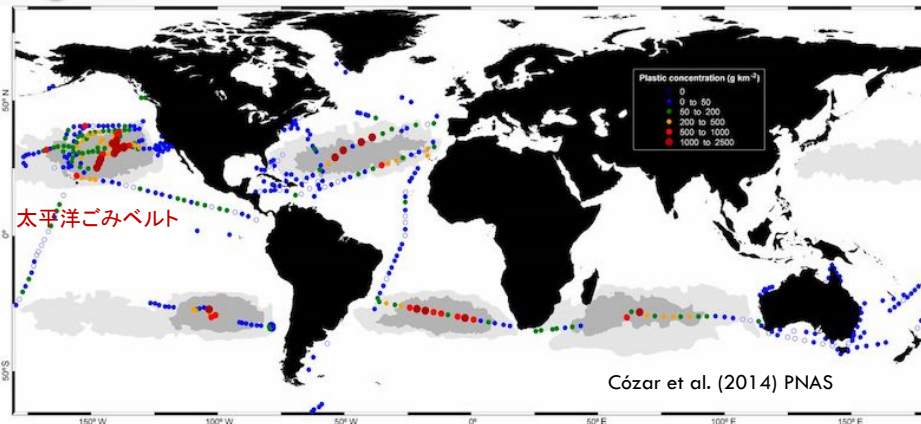
# 海洋プラスチック汚染

- プラスチック製品の生産量は1950年代以降、**指数的に増加**。過去60年間に於いて、適切に廃棄・管理されず海洋に流出したプラごみのうち**約95%が行方不明**
- プラごみの**実態把握が困難**（モニタリング手法が存在せず、推定値の不確実性大）
- **流出源、流入先、流出経路はどこであるのか、各域の現存量はどの程度か？**



## プラごみはどこからきてどこへいくのか？

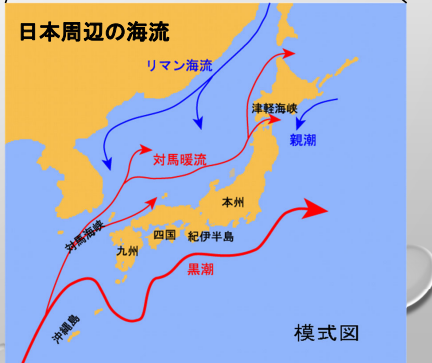
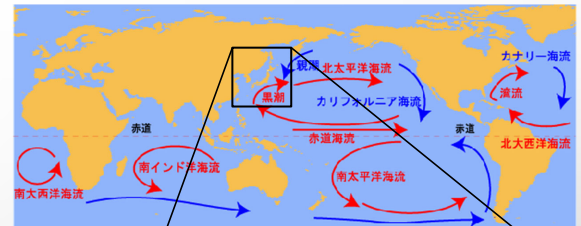
世界の海のプラごみの分布



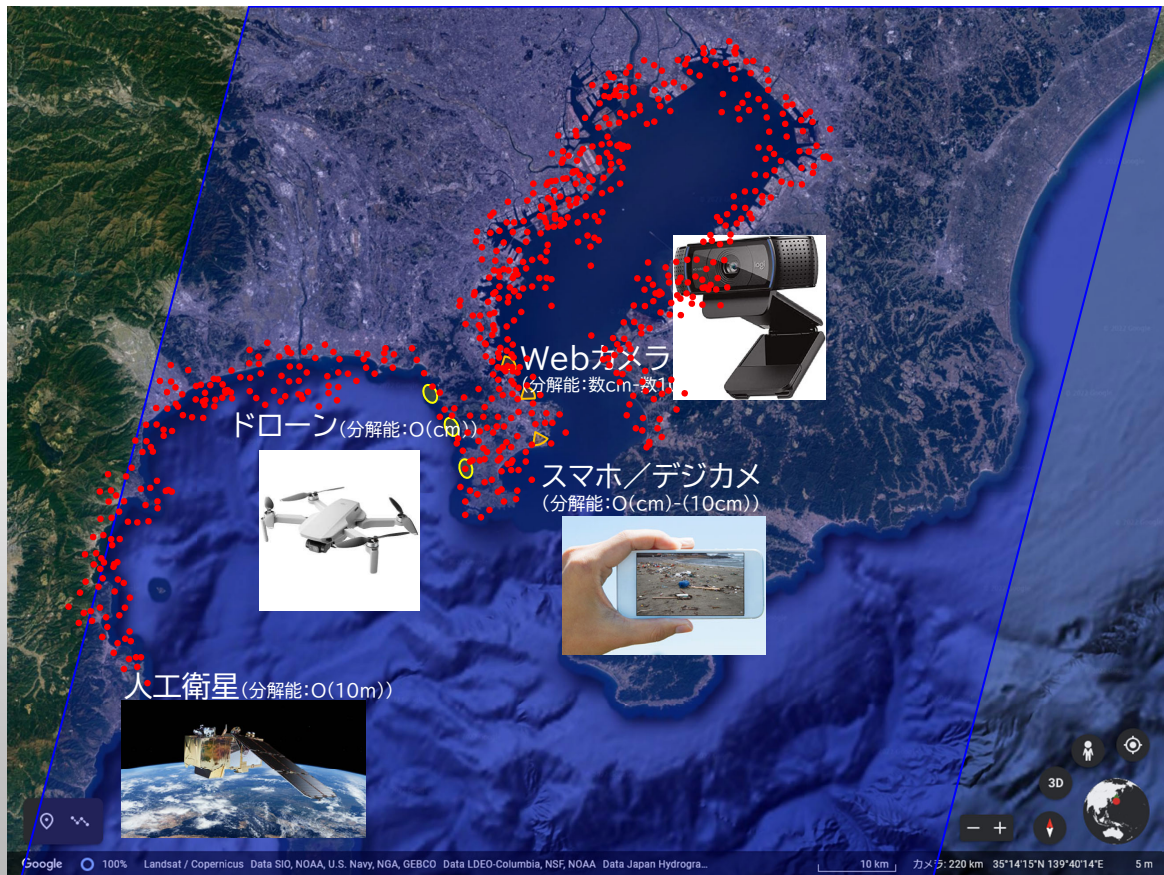
色のついた点は観測されたデータ  
灰色のエリアは、シミュレーションから推定した分布

- わずかな観測データと海洋シミュレーションに基づく粒子追跡によって、海洋中の分布を推定
- 入力パラメータである陸域からの流出量の不確実性大

世界の海流

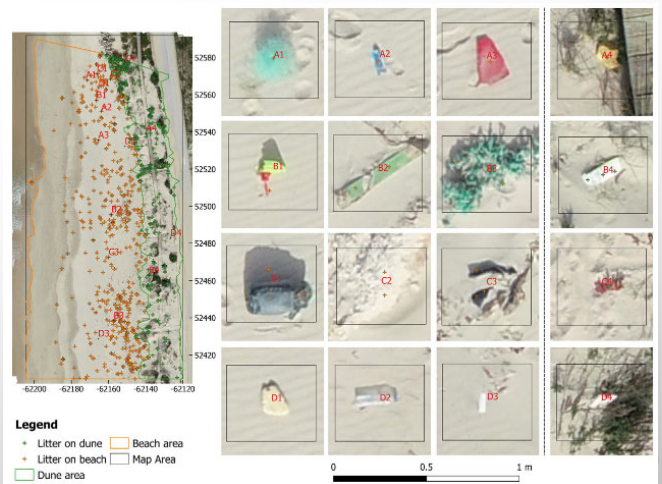
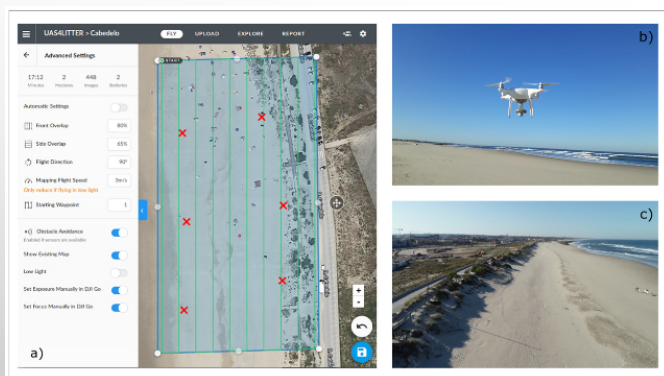


海上保安庁



# EXAMPLES OF DRONE APPLICATIONS

A procedure for an automated Unmanned Aerial System (UAS)-based marine litter mapping on a beach-dune system



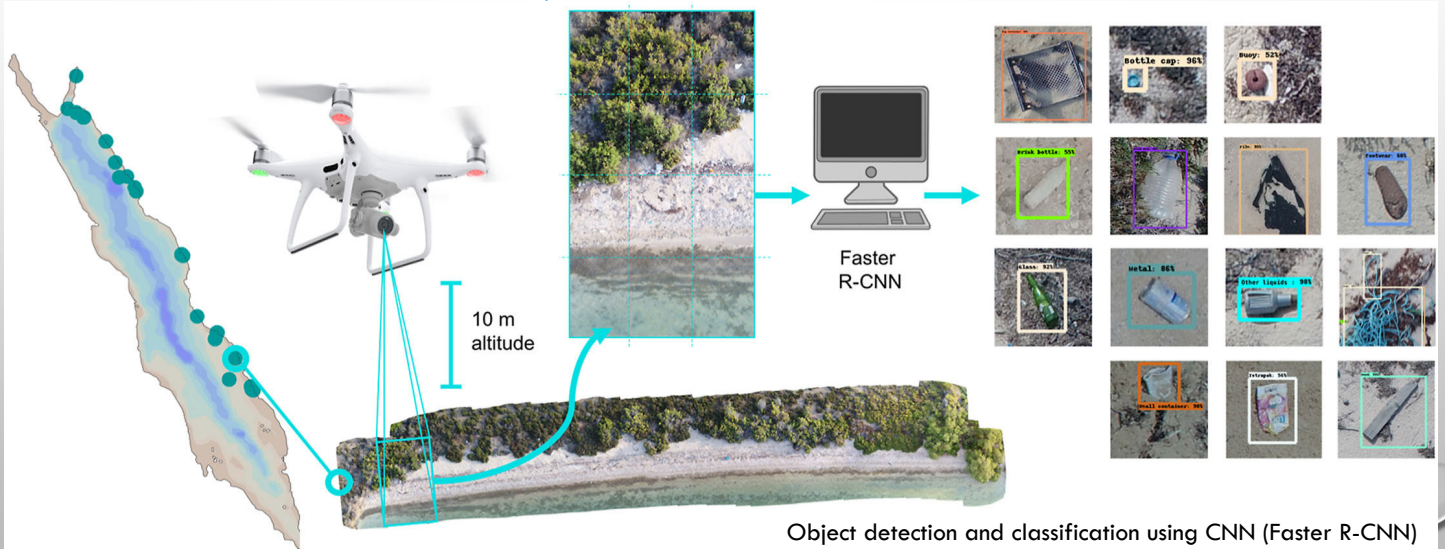
- A multidisciplinary framework, which comprises **photogrammetry**, **geomorphology**, **machine learning** and hydrodynamic modelling, was developed to process a block of UAS images.
- Intended to support scientists, engineers and decision makers aiming at **monitoring marine and coastal pollution** (including optimizing and automating beach clean-up operations).

- The marine litter objects were identified with a F-test score of 75% when compared to manual procedure.
- Multiple decision trees using *Random Forest* with conditional branches are used, and the final class is determined by majority vote

Gil Gonçalves, Umberto Andriolo, Luís Pintor, Filipa Bessa (2020) Mapping marine litter using UAS on a beach-dune system: a multidisciplinary approach, *Science of the Total Environment*, 706, 135742 DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.135742

# EXAMPLES OF DRONE APPLICATIONS

Automation of beach litter surveys, which are conventionally time inefficient and human cost prohibitive.  
 Time efficiency of  $570 \pm 40$  square meters/min with only one operator.



Cecilia Martin, Ciannan Zhang, Dongjun Zhai, Xiangliang Zhang, Carlos M. Duarte (2021) Enabling a large-scale assessment of litter along Saudi Arabian red sea shores by combining drones and machine learning, *Environmental Pollution*, 277, 15, 116730

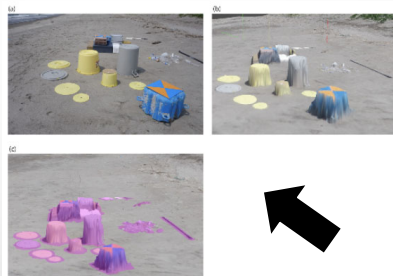
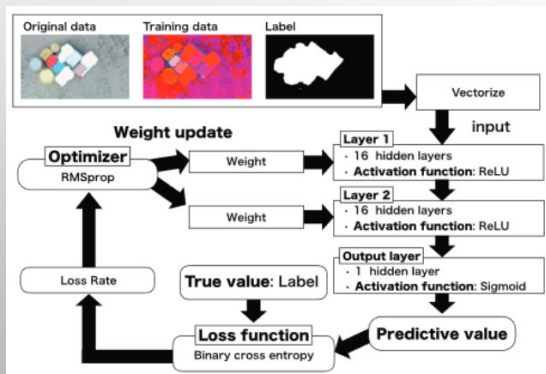
# EXAMPLES OF DRONE APPLICATIONS



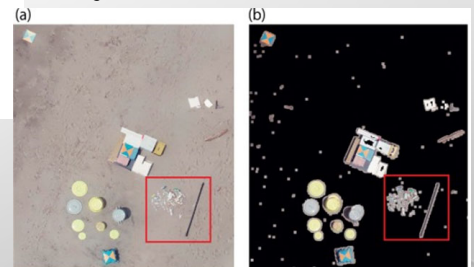
Drone system:  
Phantom 4 Pro RTK

By measuring altitude information, the volume of beached litter is estimated.

However, the evaluation is based on artificially installed test data. There are some issues for generalization.



Pixel-level beached litter detection using 1D CNN

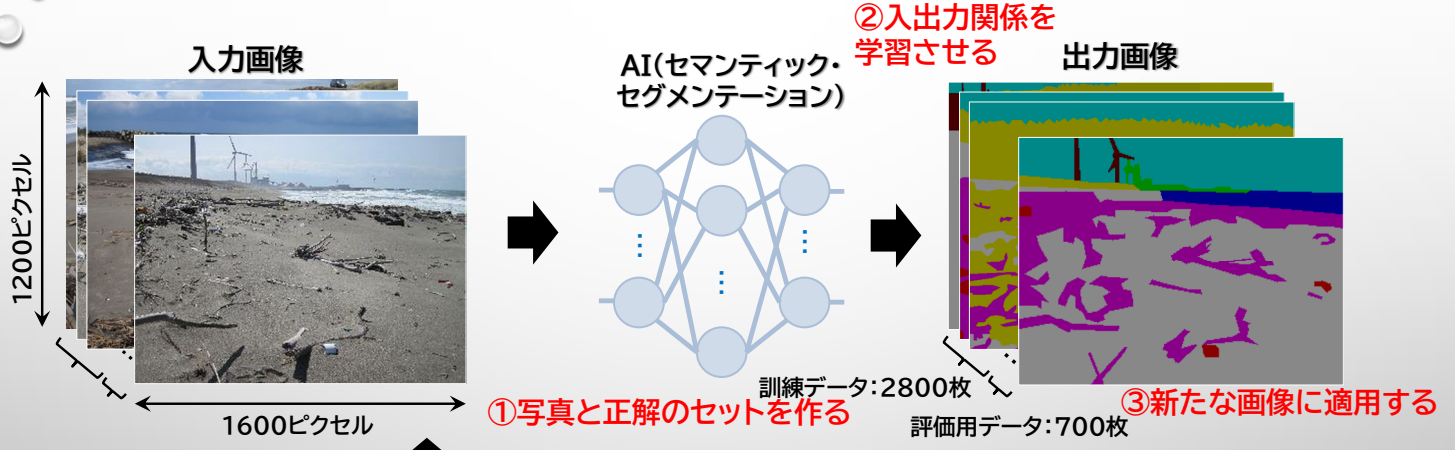


Aerial images with the altitude are taken from drones.  
 3D shapes of beached litter can be configured.

Due to the effect of 1D convolution, detection noise per pixel (post-processing required) is also exist.

Shin'ichiro Kako, Shohei Morita, Tetsuya Taneda (2020) Estimation of plastic marine debris volumes on beaches using unmanned aerial vehicles and image processing based on deep learning, *Marine Pollution Bulletin*, 155, 111127

# スマホで撮影した写真×AI



■ 人工ごみ	■ 設置物	■ 空	■ 砂浜
■ 自然ごみ	■ 自然物	■ 海	■ 背景

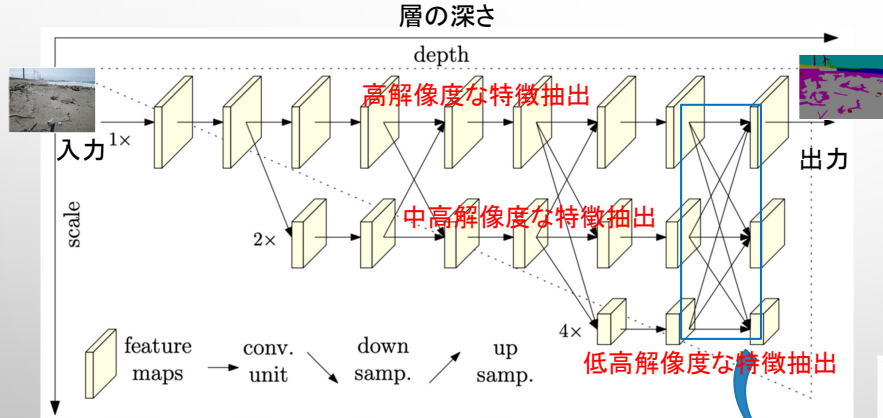
教師データの作成は専門の業者に委託(4ヶ月程度)。学習済みAIは、新たな画像に対して適用可能。

海岸モニタリング写真(提供:山形県庄内総合支庁)

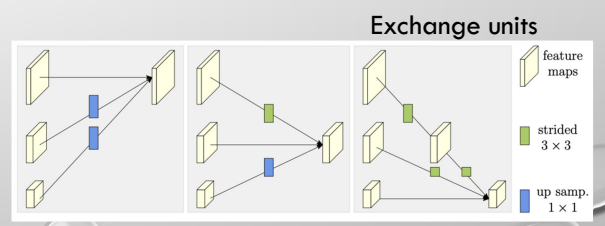
Hidaka, Matsuoka et al. 2022 Marine Pollution Bulletin

# HR-NETを用いたSEMANTIC SEGMENTATION

High-Resolution Representations for Labeling Pixels and Regions (HR-Net)



- 高解像度画像に対する畳み込みを行うネットワークからスタートし、層が深くなるにつれて低解像度用のネットワークを追加
- 高解像度ネットワークと低解像度ネットワークが並列に処理を進める(従来型アーキテクチャの多くは直列型)
- 異なる解像度のサブネットワークそれぞれがもつ情報をやりとり

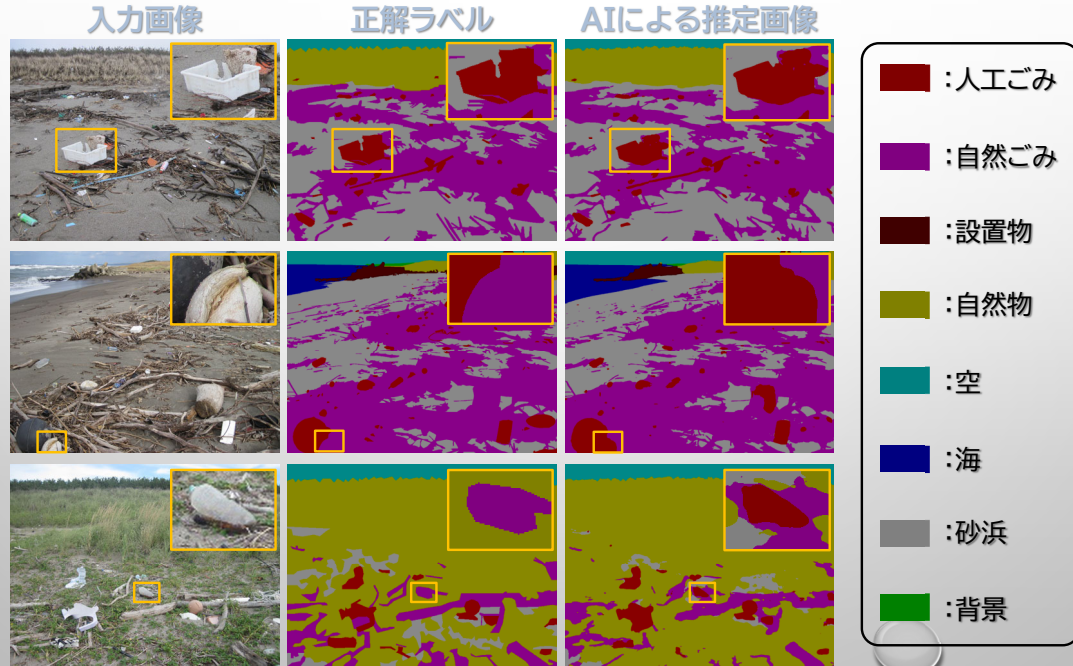


- ImageNetを用いたpre-trained modelの使用
- 既存アーキテクチャを海ごみ検出用にカスタマイズ(クラス間の不均衡さの重み付け等)
- NVIDIA Tesla V100 × 4を使用時に、学習時間18時間(484 epoch)、推論時は1画像あたり600ms

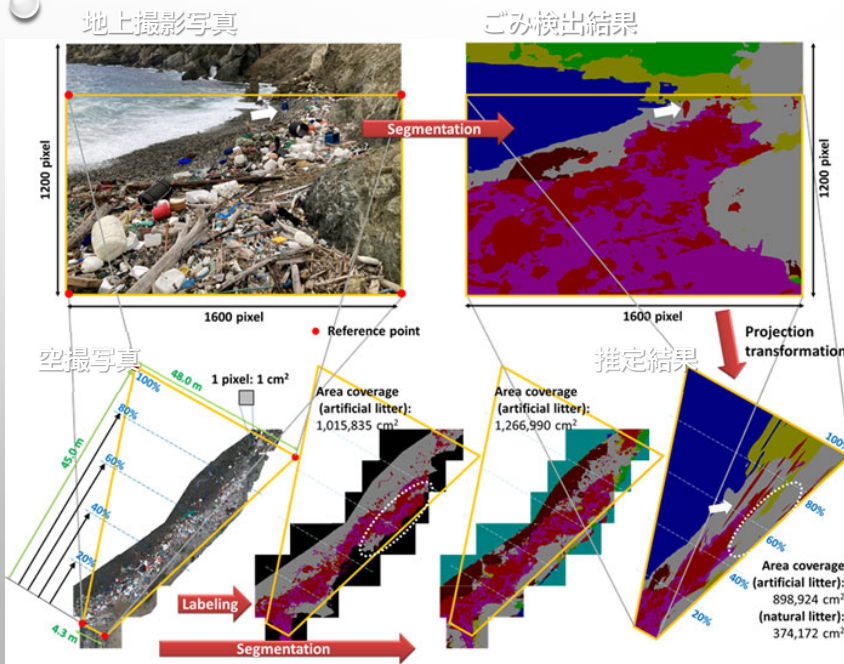
Sun et al. (2019)

# 海岸画像からのごみ検出

人の目よりも高精度！



# 漂着ごみ被覆面積推定への応用



地上撮影写真をセグメンテーション後、射影変換することによって、ピクセル数から被覆面積へ

ドローンによる空撮画像と比較して、被覆面積の推定誤差は1割弱

簡易的な手法による海岸ごみモニタリング手法として展開が期待



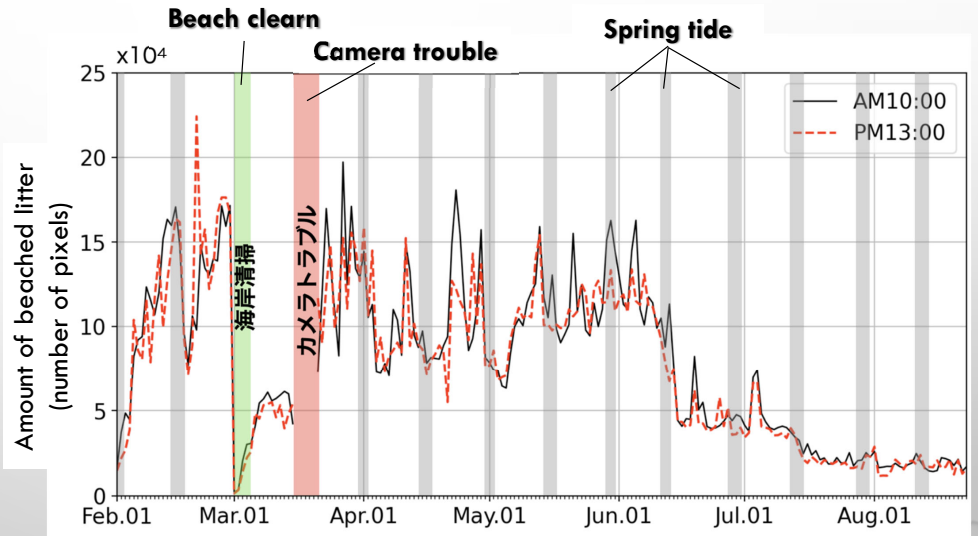
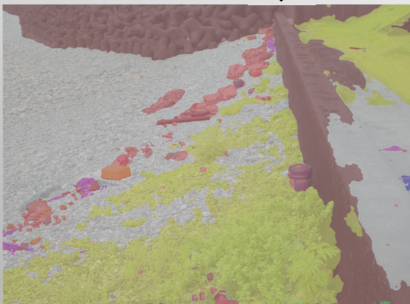
Hidaka, Matsuoka et al. 2022 Marine Pollution Bulletin

# 鹿児島におけるWEBカメラ画像の分析

Sequential monitoring



Litter detection



We can check temporal change of the amount of beached litter in real-time!

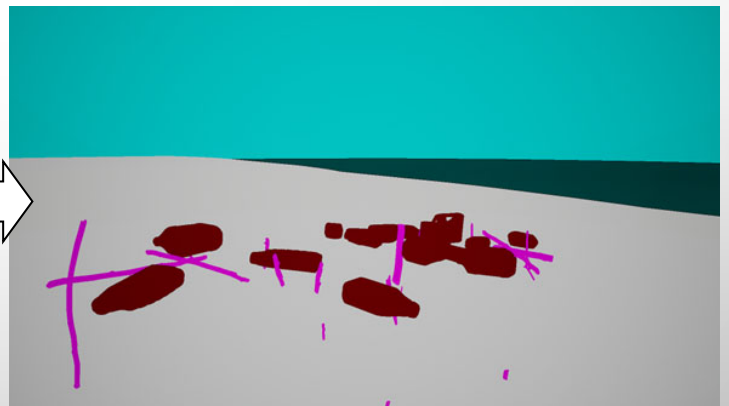
<https://www.oce.kagoshima-u.ac.jp/~kako/mpl/coastmonitoring/>

# 3DCGを活用した訓練データ自動生成

Unreal Engineを用いて生成したバーチャルな海岸ごみ画像



Unreal Engineを用いて生成したマスク画像



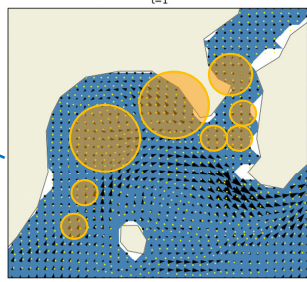
対象地域・国における**プラごみ情報(種類毎の密度、サイズ、量等)**および海岸の情報

- **特定地域の検出精度向上**に資する訓練データ
- 海岸ごみ環境の可視化によるリテラシー向上

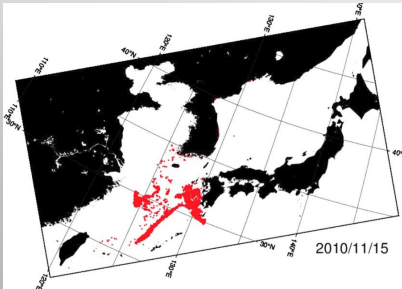
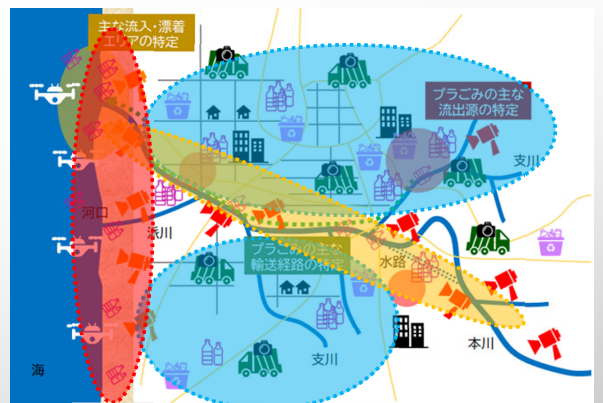
# 街・河川・海岸の統合的プラごみモニタリング

## 【課題】

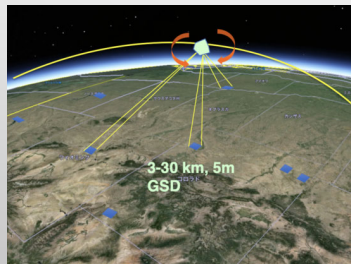
- 異なる次元の量の比較および統合（個数、被覆面積、体積等）
- 海洋モデルの活用（流入出予測、モニタリング機器の最適配置決定）
- 人工衛星観測の活用（広域監視、ホットスポットとなる海岸の特定）
- 社会的・経済的インパクト、市民の行動変容のモニタリング・評価手法



シミュレーションデータを活用したモニタリング機器の最適配置



シミュレーションデータを活用したプラごみの流出源・流入先の予測



小型衛星による高頻度かつ高解像度オンデマンド監視

- 下記、提供情報の妥当性検証
- 特定プラスチック製品の特定（国・企業への情報提供）
  - 流出源の特定（自治体の回収コスト削減）
  - 海岸漂着量予測（自治体の回収コスト策定）

# 海ごみ研究とオープンデータ

多くのデータはAI-friendlyな形で（プログラムと共に）公開されている

## Marine Debris Dataset

収集日時	データ取得場所・漂着エリア
2020.11.30	ズアデーの島 (11.30) 及び 聖地 (19) を取りました。
2019.9.30	ズアデーの島 (6/9/19) 及び 聖地 (2/9/19) を取りました。
2019.3.28	ズアデーの島 (6/9/19) 及び 聖地 (3/28/19) を取りました。
2018.5.11	深海水域の漂着物 (深海水域の漂着物) のモニタリング。衛星データ (Human Impact in the deep sea) のモニタリング。衛星データ (Human Impact in the deep sea) のモニタリング。衛星データ (Human Impact in the deep sea) のモニタリング。

## The BeachLitter Dataset v2022

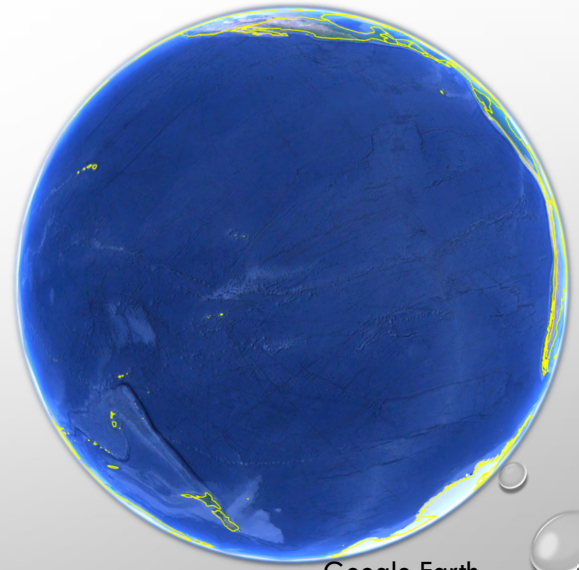
Data	File	Size	Format	Processing	Access
	9559.zip	597 MB	IMAGE		Open Access

Sugiyama et al. (2022)

深海デブリデータセット

# 海底地形図の超解像

- 海底地形情報は、海洋を理解し活用する上で極めて重要  
(海洋物理学、海洋生態学、地質学、地震学、防衛等)
- 音響などの実測によって100m以下の解像度で取得された海底地形情報は、全海洋底の20%に満たない
- 全球的に詳細な海底地形図をどう集めるか？  
また、どう補うか？

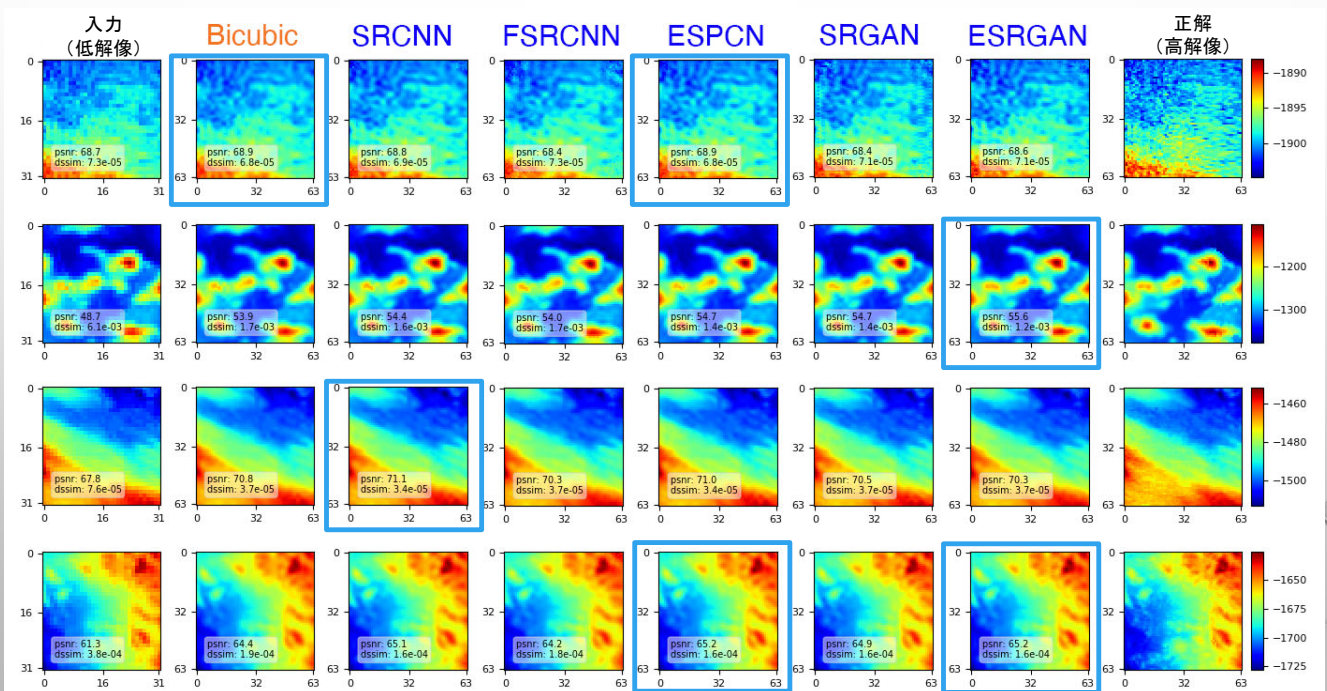


Google Earth



国際プロジェクトにより、2030年までに全海洋底の地形図を100m解像度で詳細化しようとする活動も

# ディープラーニングを用いた超解像

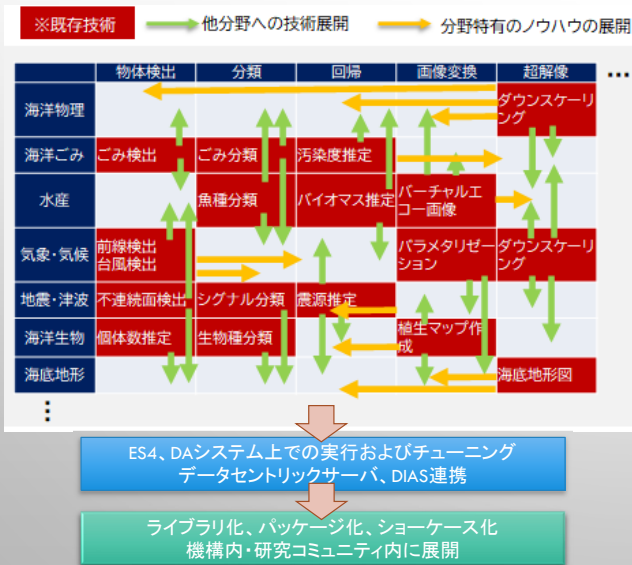


# 講演の概要

- はじめに(ビッグデータ、AI)
- 気象・気候学におけるシミュレーションとAI
- 気象・気候学におけるAIとオープンサイエンス
- プロセス駆動・データ駆動アプローチの融合、シミュレーション・観測の融合
- その他の話題(海洋プラスチック、海底地形等)
- 将来展望(ライブラリ公開、データ公開等)

## 「地球科学AIライブラリ」の開発・公開

- 地球科学の各分野(海洋、気象、生物等)に共通して活用可能な要素技術の抽出
- 地球科学的・情報科学的な観点からの課題の整理



- AI技術基盤の構築(ライブラリ化/ショーケース化)
- ES4、データセントリックサーバ、DA、DIAS等との連携
- 数値解析リポジトリを通じた技術展開へ



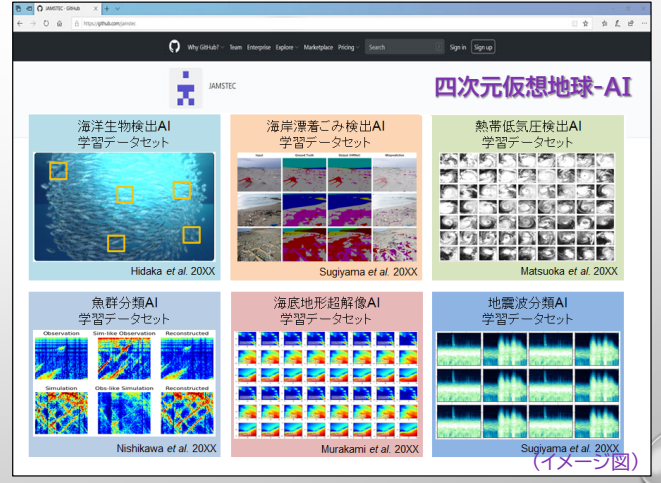
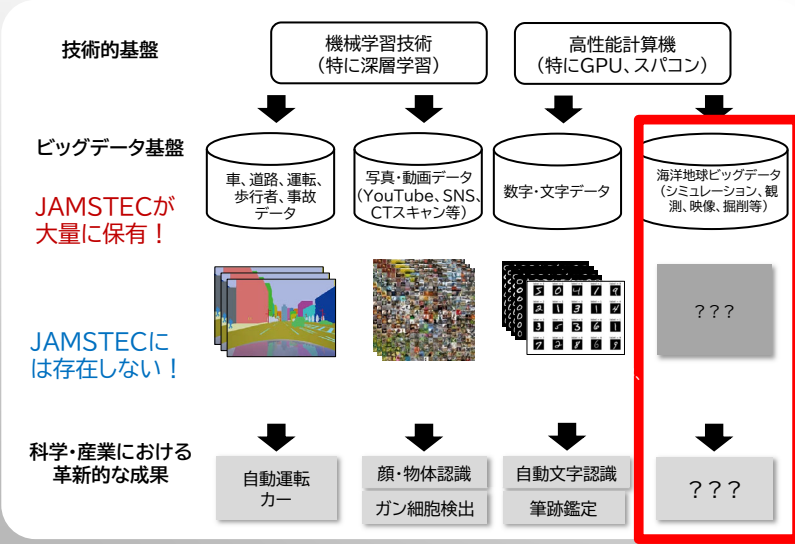
GitHub上でのショーケース化、ライブラリ公開等

効率的・効果的な基盤技術開発と応用展開

# 「地球科学AI学習データ」の開発・公開

- AIの活用には学習データ(元データと正解ラベル)のセットが必要不可欠
- 大量の学習データの存在は、分野の進展に大きく影響

- 機構保有のデータに対するラベリング・アノテーションを促進し、学習データセットとして公開
- 機構内外におけるデータ活用の促進へ



地球科学AI学習データの公開  
 研究の加速、機構保有データのプレゼンス向上



# アドバンスソフト からの情報提供

1. 最新情報
2. 弊社ソフトウェアのご案内
3. シミュレーションサービスについて

## 1. 当社最新情報

### Advance/DEPTH のご案内

Advance/DEPTH は 国立研究開発法人 海洋研究開発機構（JAMSTEC）により開発された超並列計算機対応の粒子法シミュレーションソフト DEPTH を大規模粒子法計算の活用促進を目的として製品化したシミュレーションソフトです。  
粒子間の相互作用力を考慮して多粒子群の運動を効率良くシミュレーションすることができます。

#### 【特徴】

- ◇ 離散要素法による粒子シミュレーションソフト
- ◇ 粉体工学、機械工学、建築工学、土木工学などの分野で実用的な粉体現象の解析が可能
- ◇ 最新の動的負荷分散手法により高効率で高速な多粒子群の計算を実現
- ◇ CAD データから複雑な境界条件（CAD 要素）を自動で設定
- ◇ ParaView と MicroAVS による可視化に対応

#### 【適用事例】

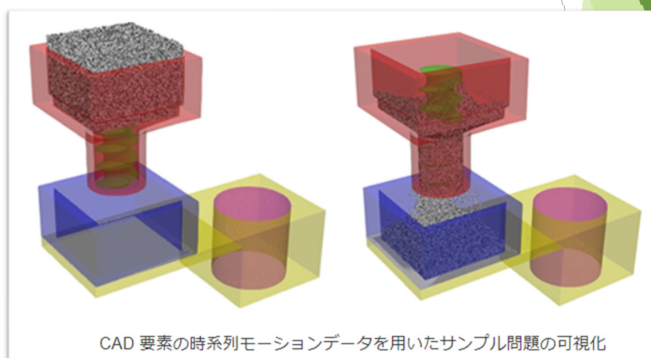
- ◇ 充填・攪拌・分級・粉碎・混合などのプロセス解析
- ◇ プロセス解析を通じた機器の最適化
- ◇ デジタルツインによる開発コストの削減

1ヶ月無償のトライアル版もございます。

—お問い合わせ先—

□ アドバンスソフト株式会社

[https://www.advancesoft.jp/product/advance\\_depth/](https://www.advancesoft.jp/product/advance_depth/)

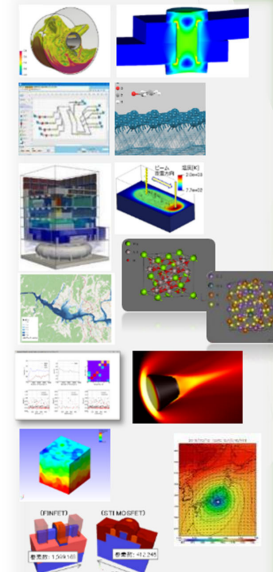


## 2.弊社ソフトウェアのご案内

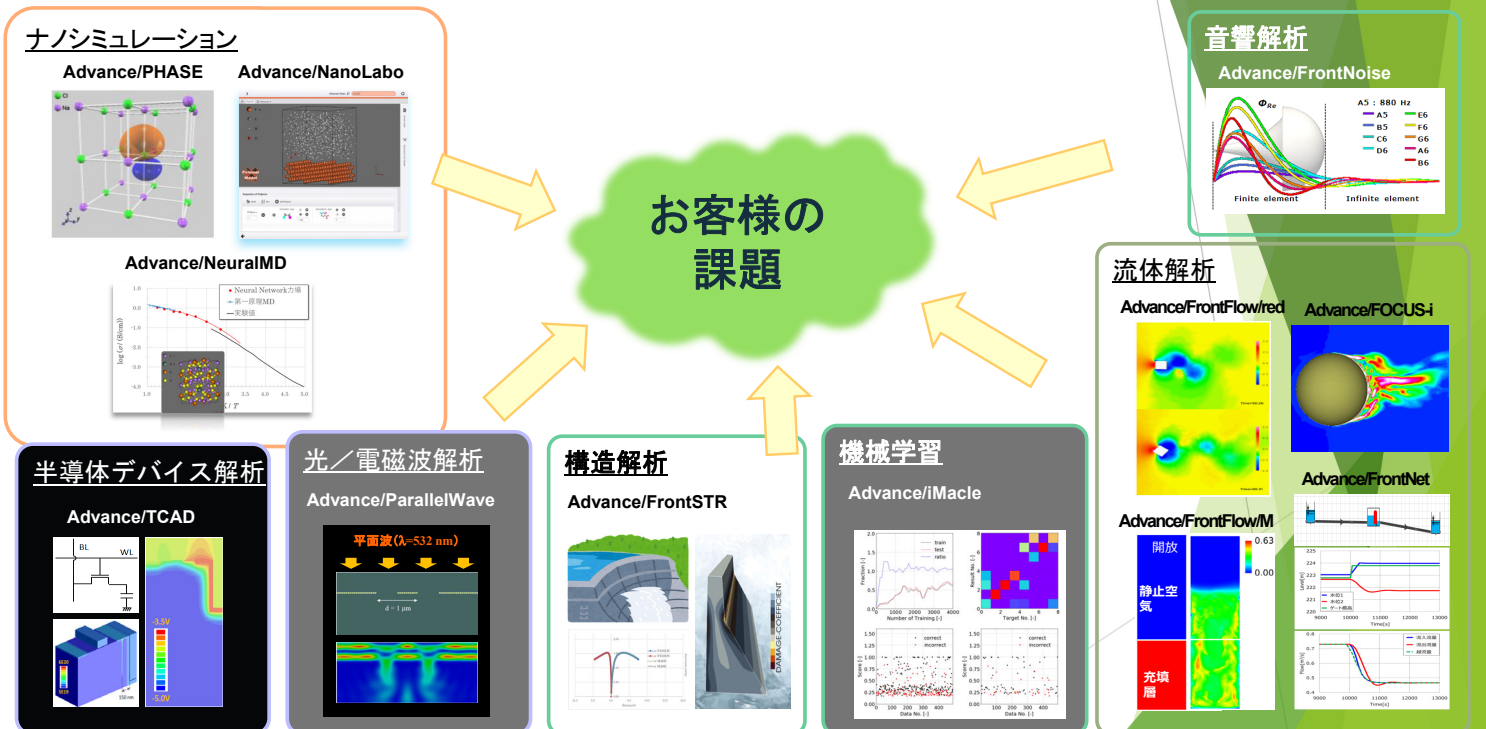
### 計算科学技術をけん引するアドバンスソフト株式会社

#### アドバンスソフト株式会社が開発・販売する主なソフトウェア

流体解析ソフトウェア	Advance/FrontFlow/red
気液二相流解析ソフトウェア	Advance/FrontFlow/MP
高速流解析ソフトウェア	Advance/FOCUS-i
構造解析ソフトウェア	Advance/FrontSTR
汎用プリポストプロセッサ	Advance/REVOCAP
管路系液体過渡解析ソフトウェア	Advance/FrontNet/ $\Omega$
管路系流体過渡解析ソフトウェア	Advance/FrontNet/ $\Gamma$
音響解析ソフトウェア	Advance/FrontNoise
河川氾濫シミュレーションシステム	Advance/RiverFlow
大気拡散影響予測システム	Advance/Emerg
第一原理計算ソフトウェア	Advance/PHASE
ナノ材料解析統合GUI	Advance/NanoLabo
ニューラルネットワーク分子力学システム	Advance/NeuralMD
3次元TCADシステム	Advance/TCAD
電磁波解析ソフトウェア	Advance/ParallelWave
過酷事故時の原子炉格納容器・原子炉建屋の熱流動解析コード	BAROC
深層学習用ツール	Advance/iMacle



### ▶ アドバンスソフトが開発・販売するソフトウェア



## 事業内容

アドバンスソフトはシミュレーション分野でさまざまな事業を展開しています。

### 1 パッケージソフトウェアの販売・サポート

アドバンスソフトが取り扱っているパッケージソフトウェアは、国家プロジェクトまたは自社により開発した国産製品です。ソースコードを熟知した開発者が直接お客さまのご質問にお答えするため、迅速で的確なサポートサービスをご提供することができます。また、お客さまのご要望に沿ったカスタマイズを行うことも可能です。

### 3 解析サービス

計算科学用ソフトウェアを用いた解析計算を行います。さらに、その結果をシミュレーションの専門家ならではの見識をもって評価しご報告いたします。各種分野の専門技術者が、「お客さまの課題解決にはどのような手法が有効であるか。」といったご相談にも対応させていただきます。

### 5 出版

シミュレーションに関するさまざまな情報を発信するため、計算科学技術用ソフトウェアの開発者だからこそ分かる視点で、多くの技術者や研究者の方々に向けて、実務に役立つ各種の解説書および事例集を出版しています。また、無料の技術情報雑誌も定期的に発行しています。

### 2 ソフトウェアの受託開発サービス

お客さまの解決すべき課題に則した、計算科学技術用のソフトウェアを新規に開発いたします。また、お客さまが現在ご利用になっているソフトウェアへの機能追加および改良にも対応いたします。

### 4 コンサルティング

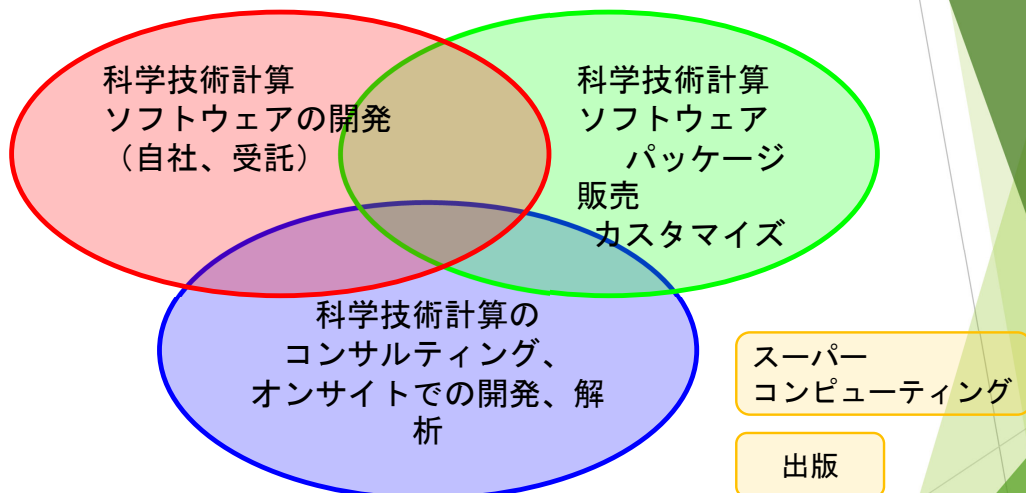
CAEに関わるさまざまな課題をお客さまと一緒に解決すべく、専門研究者がコンサルティングサポートをさせていただきます。また、「フリーソフトを使ってみたがサポート体制がないので不安がある。」といった声にお応えして、ParaView、LAMMPSといったフリーソフトのコンサルティングもいたします。

### 6 セミナー

業界を取り巻く環境、計算科学技術の利用動向、弊社における事例、今後の展望など、さまざまなテーマを取り上げ、紹介させていただきます。シミュレーションに携わる方のみならず、今後の取り組みを検討されている、あるいは、計算科学技術に関心を持っている皆さまのご参加をお勧めいたします。

## 3.シミュレーションサービスについて

### アドバンスソフトがご提供するサービス



科学技術計算ソフトウェアの開発を基礎とした、  
科学技術計算に関する様々なソリューションをご提供します。

# パッケージソフトウェアの解析事例

解析事例Webページをリニューアルしました。

アドバンスソフト 事例集

検索

<http://case.advancesoft.jp>

- ソフトウェア名からだけでなく、産業分野別、解析分野別の検索が可能となりました。
- 最新の事例を掲載しました。今後も逐次最新事例を紹介していきます。

産業分野別	解析分野別
自動車・運輸	流体
材料・化学	爆発・燃焼
産業機械	構造
航空宇宙	振動音響
エレクトロニクス	ナノ・バイオ
建設土木	プリポスト
原子力	半導体デバイス
エネルギー	光・電磁波
環境・防災	

## facebook、YouTubeでも関連記事を掲載中

<http://www.facebook.com/advancesoft.jp>



<http://www.youtube.com/user/advancesoft>







**警告**

このレポートに収録されている文章および内容については、ご自身のために役立つ用途に限定して無料配布しています。このレポートを、販売、オークション、その他の目的で利用するには、著作権者の許諾が必要になります。このレポートに含まれている内容を、その一部でも著作権者の許諾なしに、複製、改変、配布を行うことおよびインターネット上で提供する等により、一般へ送ることは法律によって固く禁止されています。