



「観測の価値」を最大化する データ同化手法の開発 ～最先端の天気予報研究より～

Shunji Kotsuki

(shunji.kotsuki@chiba-u.jp)

Associate Professor

Center for Environmental Remote Sensing (CEReS), Chiba Univ.

* PRESTO, Japan Science and Technology

2021/02/19 設計と運用に活かすデータ同化研究会

Who am I? :: Shunji Kotsuki (小槻 峻司)

高知

(1986)

京都大学・工学部
(2005)



理研・計算科学
(2014)

Postdoc

Researcher

千葉大・CEReS
(2019)

Associate Prof.



文科省・卓越研究員
(2017-2019)

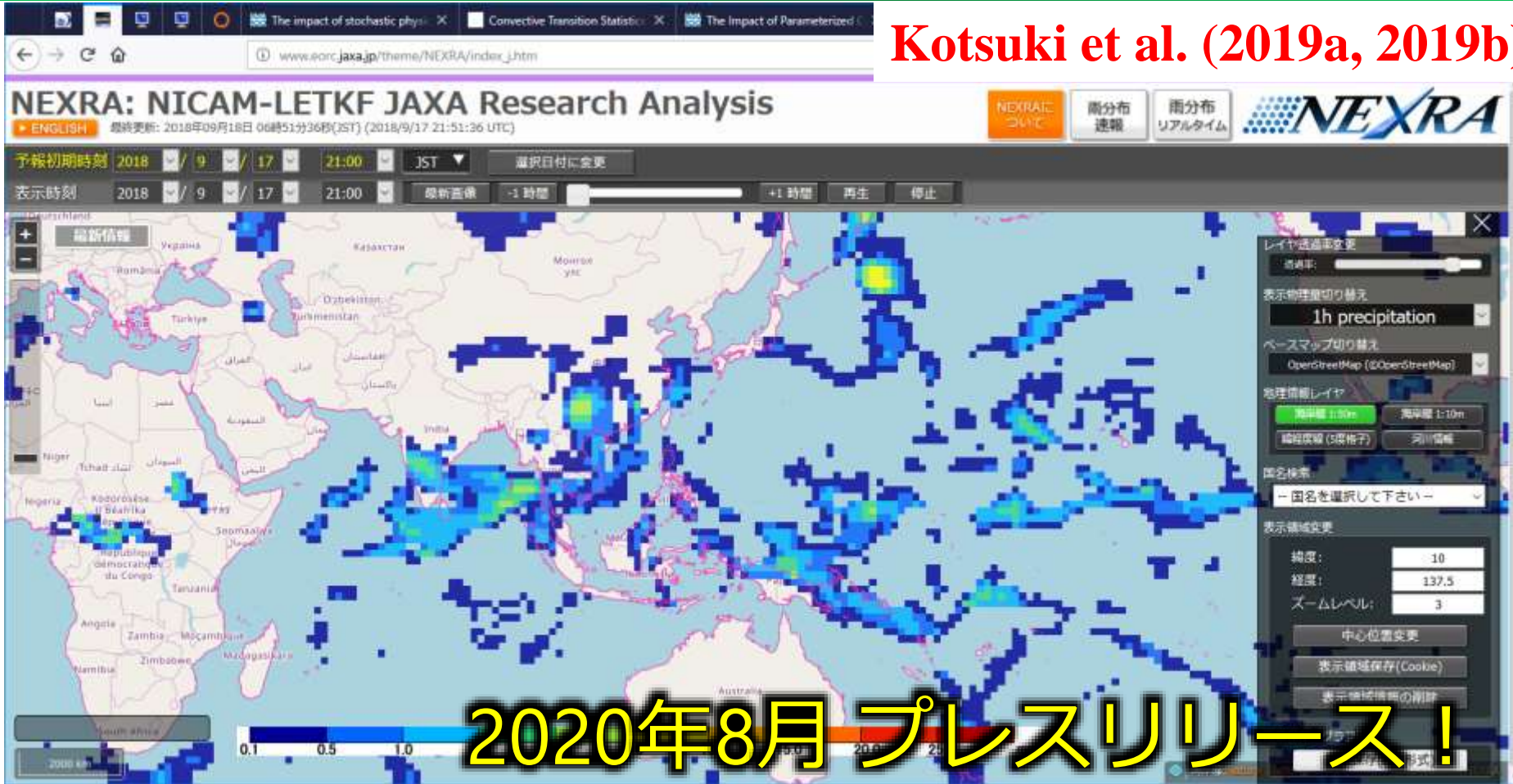


JST・さきがけ研究員 (2019-)
理研計算・客員研究員 (2019-)



コアアプリ: JAXA 全球天気予報

Kotsuki et al. (2019a, 2019b)



- JAXA, 理研, 東大と共同開発。
- スパコン「富岳」も使い研究推進。
- 社会生活に直結するDEEPな研究!



研究室の3本柱

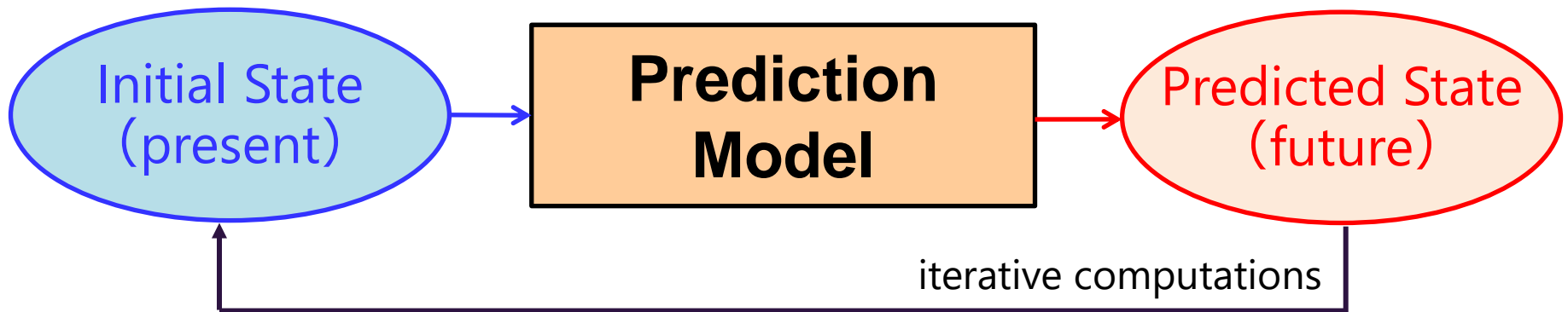
地球科学
衛星観測

データ同化
大規模計算

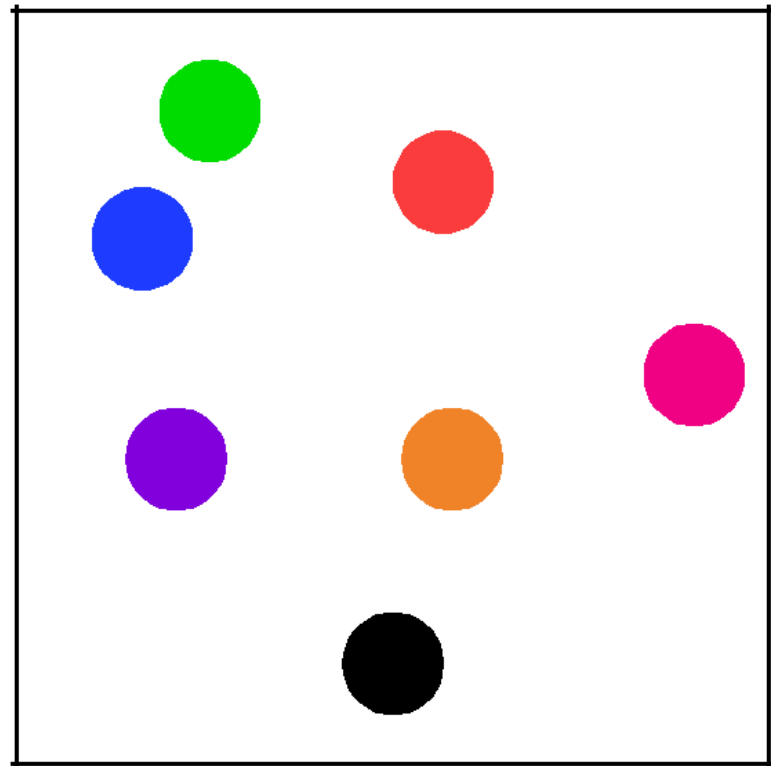
データ科学・
数学・AI

データ同化について 導入

Numerical Simulation w/ Computers



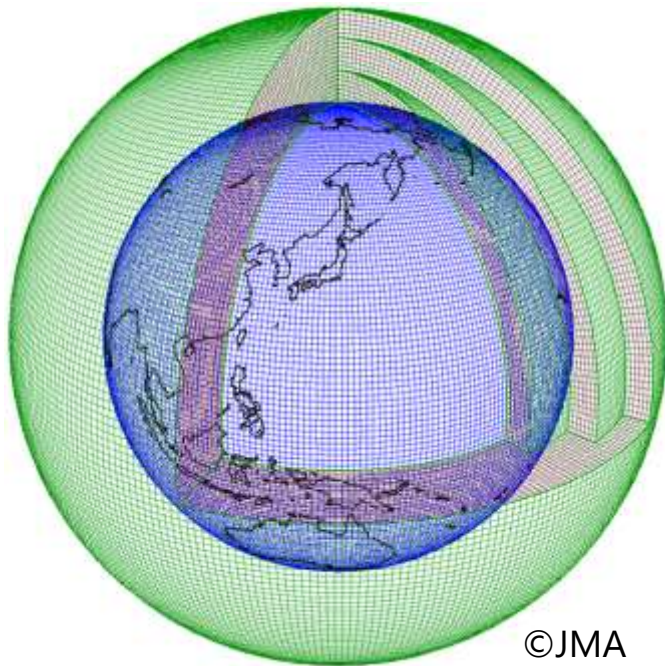
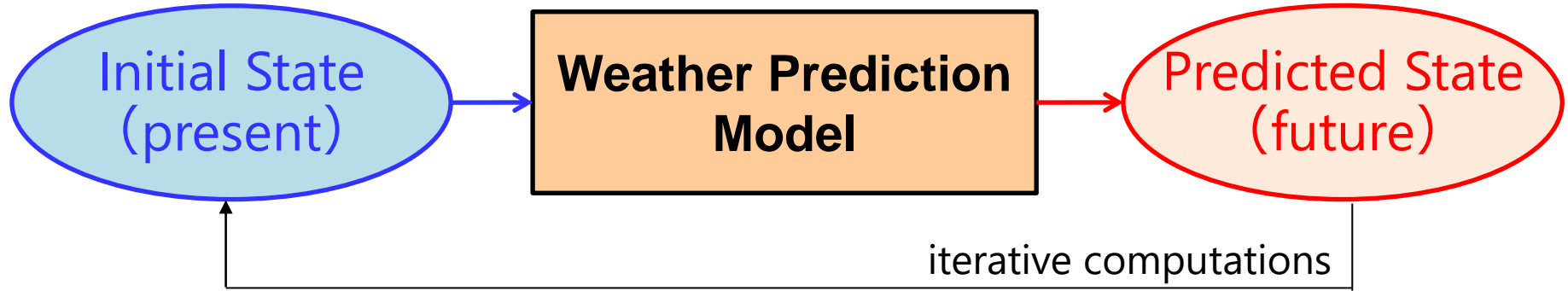
*an example
of billiards*



Numerical Weather Prediction

wind, temperature, humidity, pressure

wind, temperature, humidity, pressure



©JMA

3-dimensional grids of atmosphere

・ 水平方向の運動方程式

$$\frac{\partial u}{\partial t} - 2\Omega \sin \theta v + \frac{1}{a \cos \theta} \frac{\partial \phi}{\partial \lambda} = -\mathbf{V} \cdot \nabla u - \omega \frac{\partial u}{\partial p} + \frac{\tan \theta}{a} uv + F_u \quad (1)$$

$$\frac{\partial v}{\partial t} + 2\Omega \sin \theta u + \frac{1}{a} \frac{\partial \phi}{\partial \theta} = -\mathbf{V} \cdot \nabla v - \omega \frac{\partial v}{\partial p} - \frac{\tan \theta}{a} uv + F_v \quad (2)$$

・ 熱力学第一法則の式

$$\frac{\partial c_p T}{\partial t} + \mathbf{V} \cdot \nabla c_p T + \omega \frac{\partial c_p T}{\partial p} = \omega \alpha + Q \quad (3)$$

・ 質量保存則

$$\frac{1}{a \cos \theta} \frac{\partial u}{\partial \lambda} + \frac{1}{a \cos \theta} \frac{\partial v \cos \theta}{\partial \theta} + \frac{\partial \omega}{\partial p} = 0 \quad (4)$$

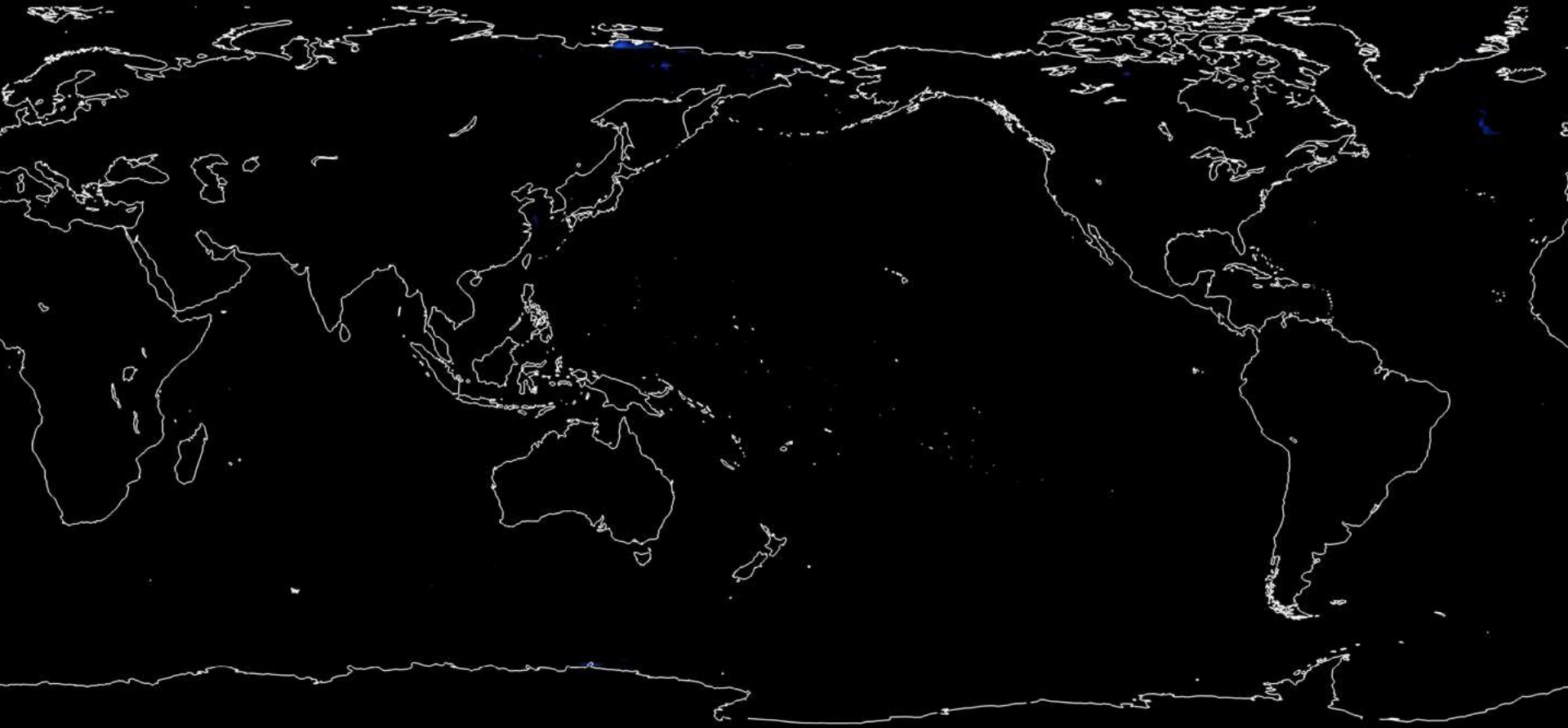
・ 状態方程式

$$p\alpha = RT \quad (5)$$

・ 静力学平衡の式

$$\frac{\partial \phi}{\partial p} = -\alpha \quad (6)$$

Simulated Global Precipitation



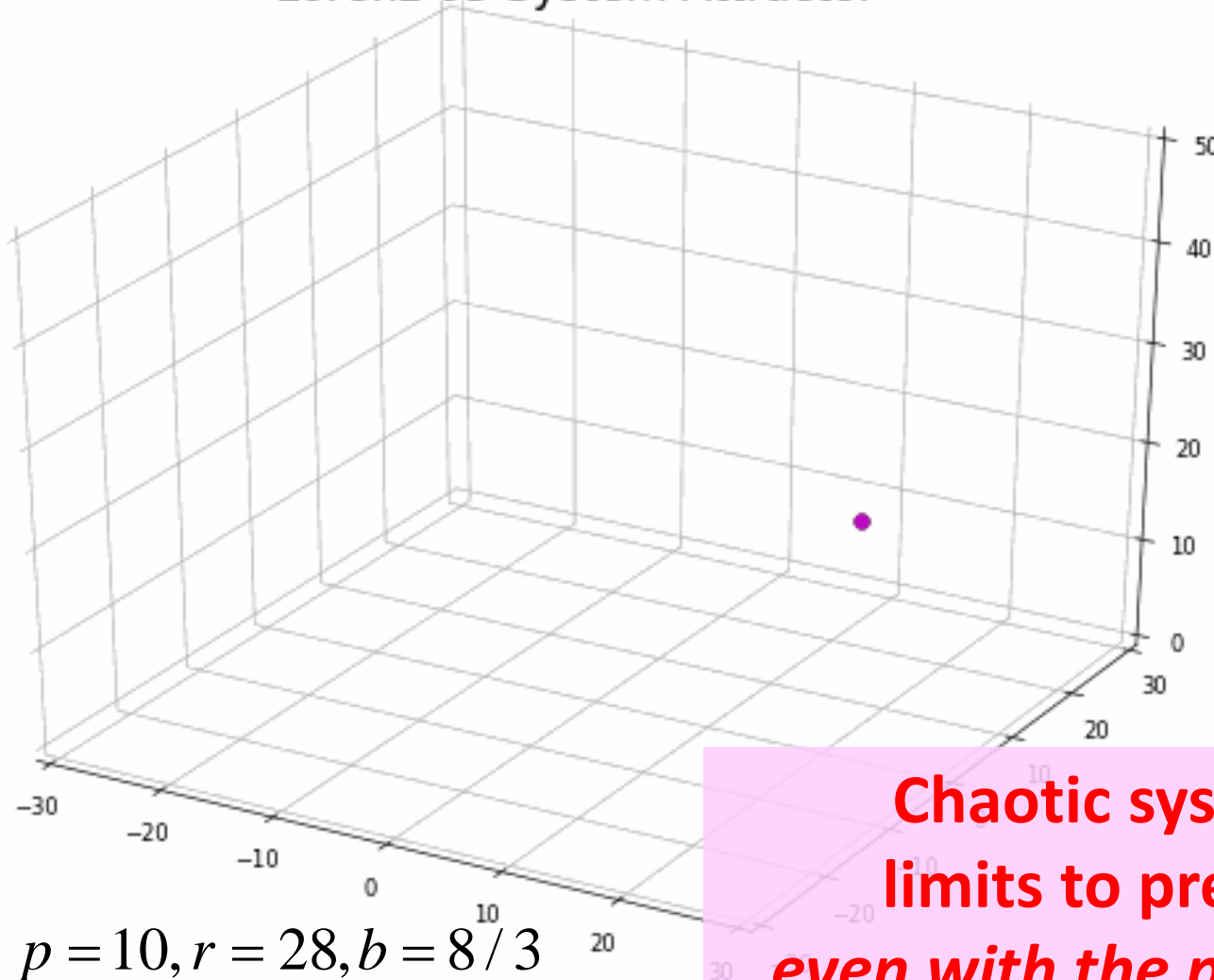
2014/05/25 00:00

Deterministic Chaos & Predictability

Edward Lorenz



Lorenz 63 System Attractor



$$p = 10, r = 28, b = 8/3$$

Lorenz 63 model

$$\dot{x} = p(y - x)$$

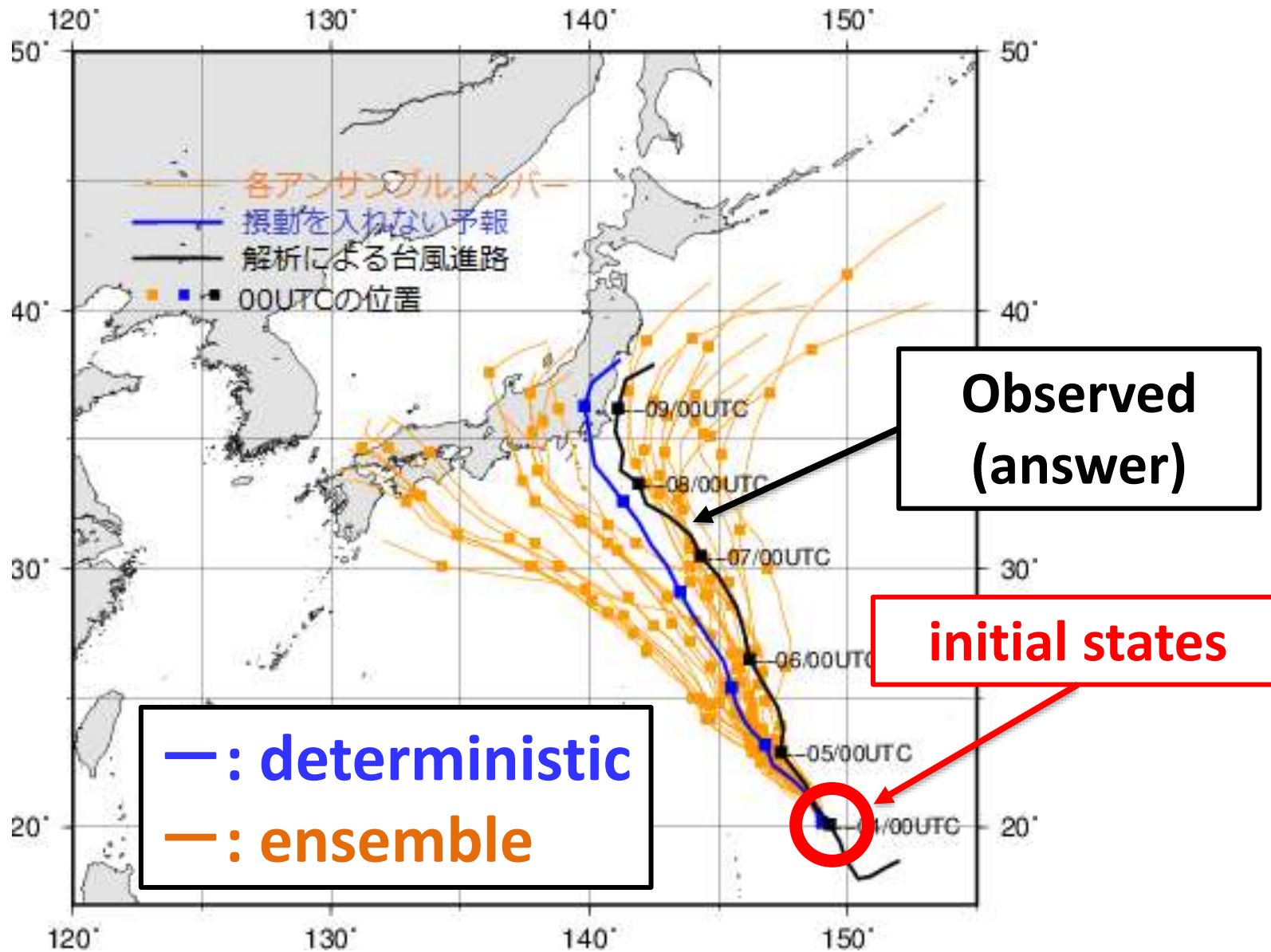
$$\dot{y} = -xz + rx - y$$

$$\dot{z} = xy - bz$$

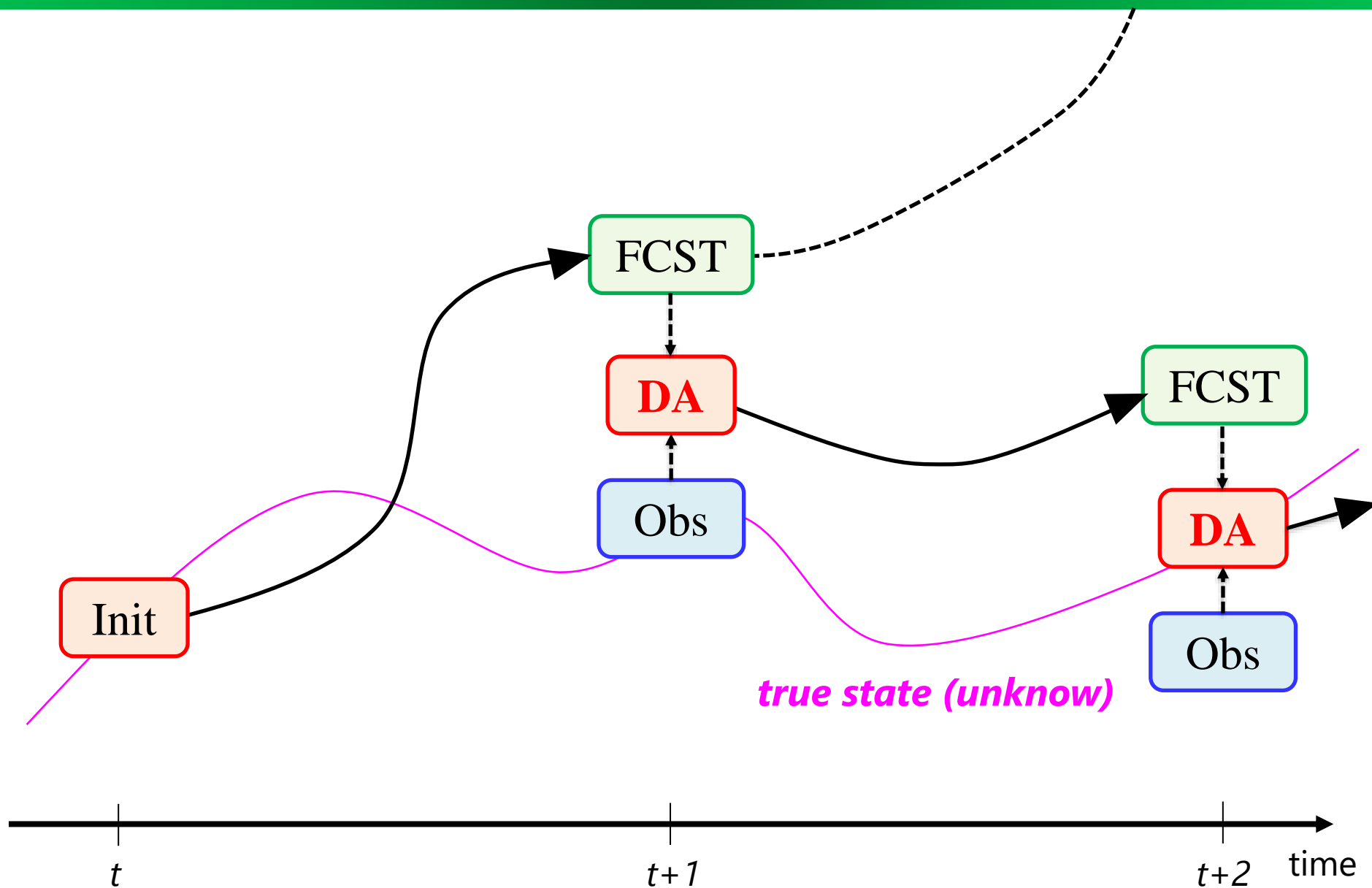
**Chaotic systems have
limits to predictability
even with the perfect model!!**

Initial Conditions :: $x=y=z=15.000, 15.001, 15.002, \dots, 15.009$

Ensemble Prediction: an example of typhoon



Numerical Weather Prediction



Global Observing System

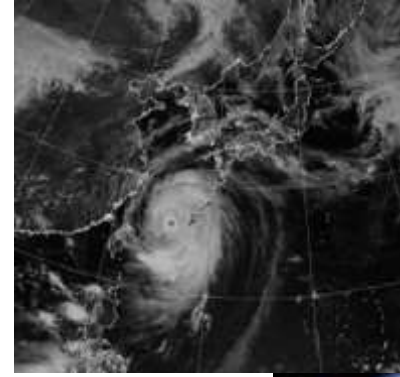
Radar



Aircraft



Satellite



Ship



Buoy

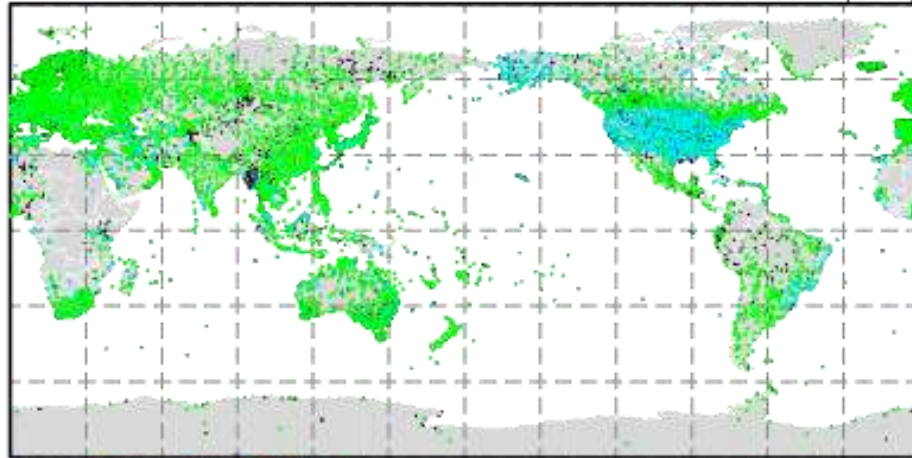


Surface station



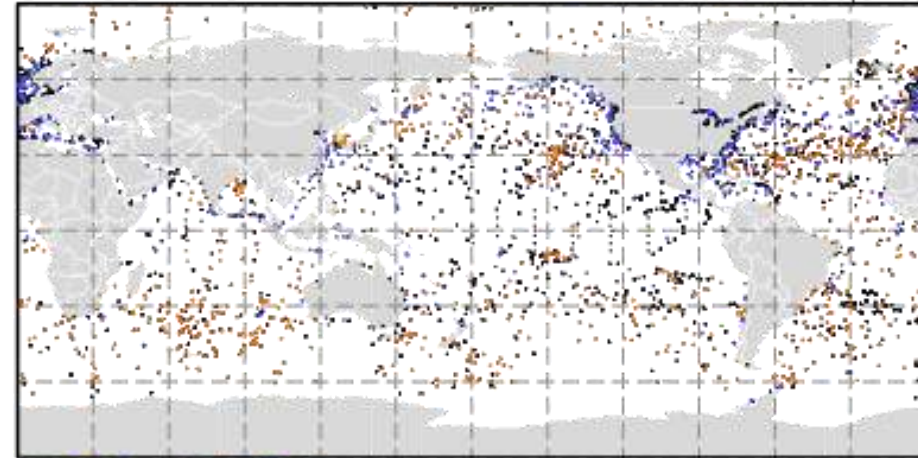
Observation Data in NWP: world's efforts!

LAND SURFACE 2019/05/01 00:00(UTC)



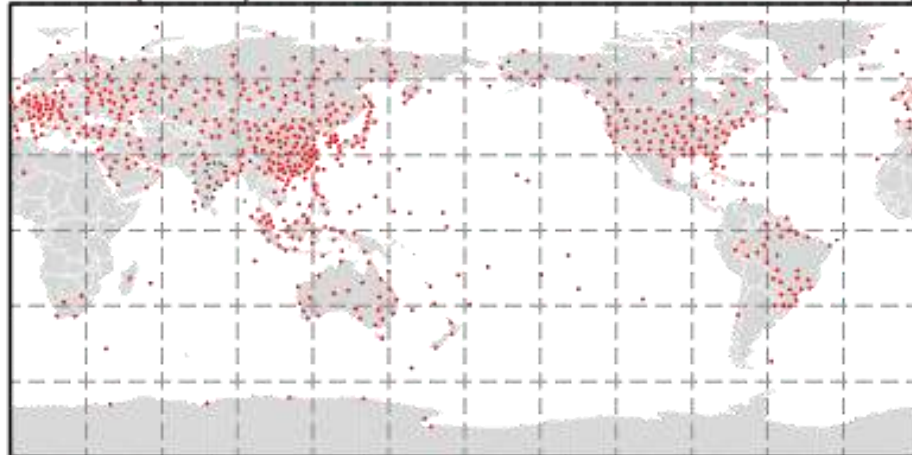
SYNOP[●]: 4163 METAR[●]: 1178
NOUSE[●]: 18901 NOUSE[●]: 42966
ALL: 23064 ALL: 44144

SEA SURFACE 2019/05/01 00:00(UTC)



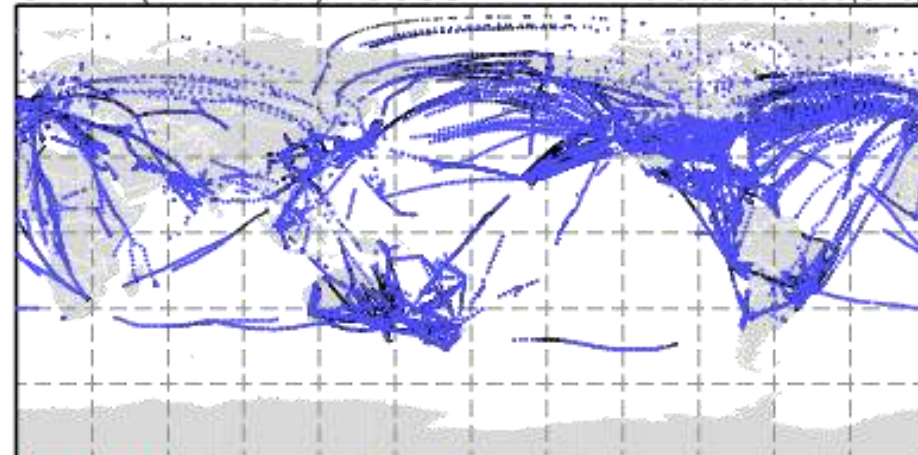
SHIP[●]: 378 DRIFTER[●]: 709
NOUSE[●]: 5668 NOUSE[●]: 10206
ALL: 6046 ALL: 10915

UPPER(TEMP) 2019/05/01 00:00(UTC)



TEMP[●]: 632
NOUSE[●]: 24
ALL: 656

UPPER(AVIATION)/BOGUS 2019/05/01 00:00(UTC)

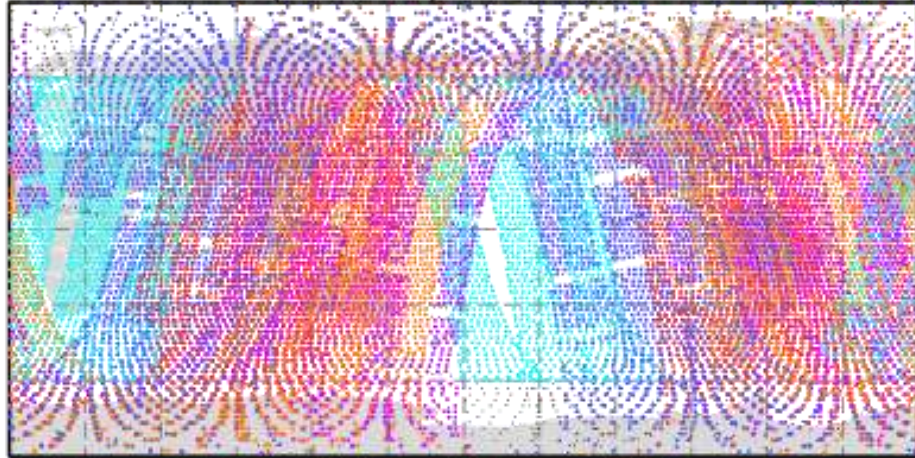


TYBOGUS[●]: 0 YHTC AVIATION[●]: 9919
NOUSE[●]: 0 NOUSE[▼]: 0 NOUSE[●]: 88767
ALL: 0 ALL: 0 ALL: 98686

courtesy of JMA (2019/05/01 00:00 UTC)

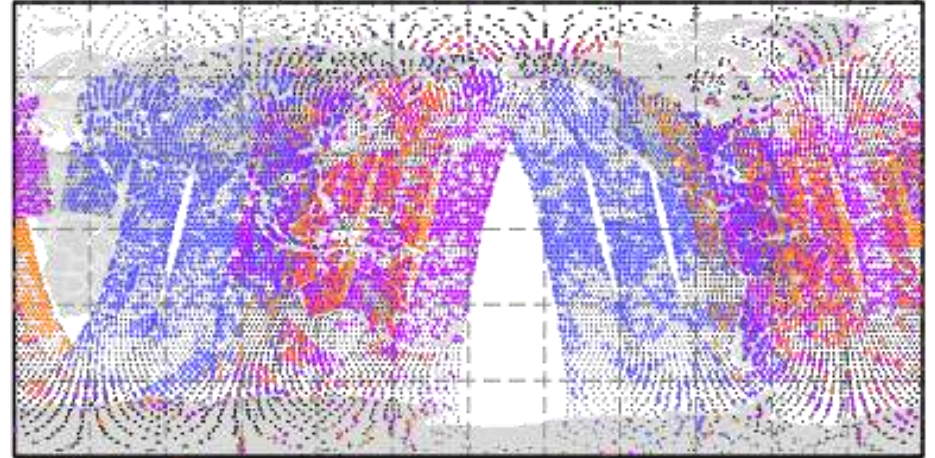
Observation Data in NWP: world's efforts!

MW-SOUNDER(AMSU-A) 2019/05/01 00:00(UTC)



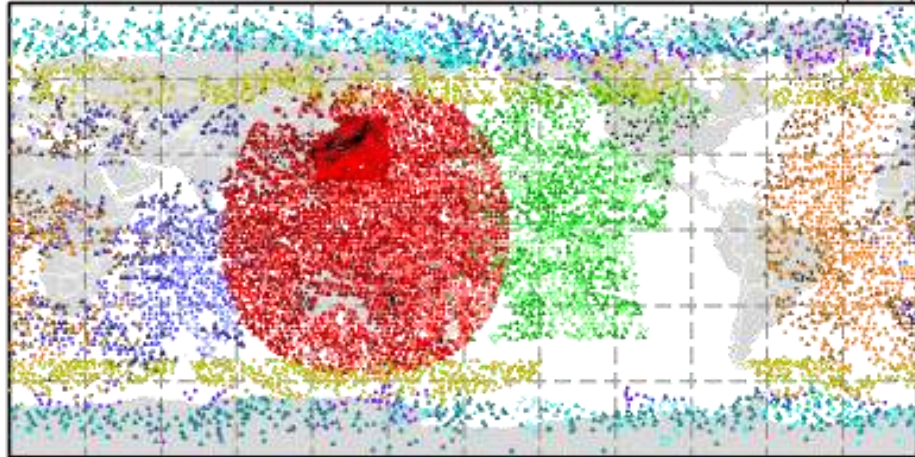
NOAA-15	NOAA-18	NOAA-19	Aqua	Metop-A	Metop-B
AMSU-A[●]: 3806	AMSU-A[●]: 1625	AMSU-A[●]: 4835	AMSU-A[●]: 3160	AMSU-A[●]: 4881	AMSU-A[●]: 2806
NOUSE[●]: 58	NOUSE[●]: 74	NOUSE[●]: 487	NOUSE[●]: 477	NOUSE[●]: 59	NOUSE[●]: 181
ALL: 3664	ALL: 1699	ALL: 5322	ALL: 3637	ALL: 4940	ALL: 2987

MW-SOUNDER(MHS,SAPHIR,MWHS) 2019/05/01 00:00(UTC)



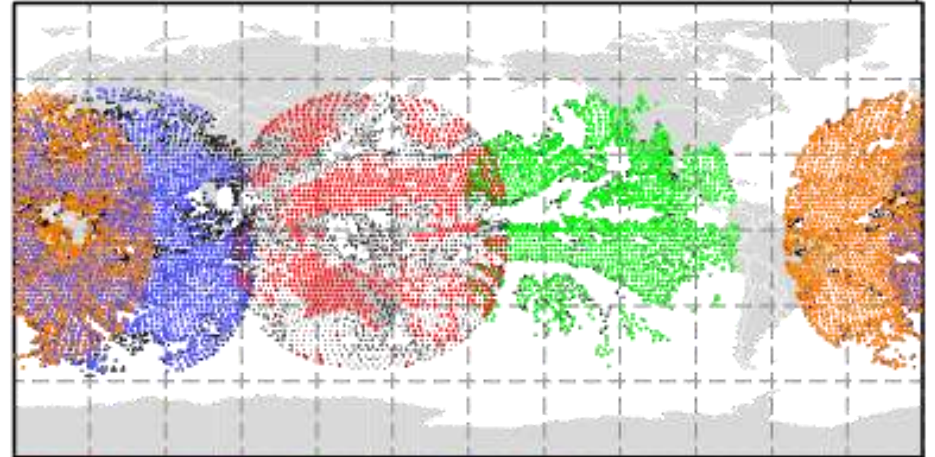
NOAA-19	Metop-A	Metop-B
MHS[●]: 3864	MHS[●]: 2462	MHS[●]: 3881
NOUSE[●]: 4854	NOUSE[●]: 3693	NOUSE[●]: 5843
ALL: 8718	ALL: 6155	ALL: 9724

ATMOSPHERIC MOTION VECTOR 2019/05/01 00:00(UTC)



Himawari-8	GOES-15	Meteosat-8	Meteosat-11	MODIS	LEO GEO	A VHRR
IR[●]: 1729	IR[●]: 429	IR[●]: 440	IR[●]: 757	IR[●]: 572	IR[●]: 1719	IR[●]: 313
VIS[▽]: 1160	VIS[▽]: 454	VIS[▽]: 124	VIS[▽]: 5	VV[▲]: 773	CHV[●]: 107	
WV[▲]: 1875	WV[▲]: 513	WV[▲]: 314	WV[▲]: 372			
SPO[■]: 2518						
NOUSE[●]: 8981	NOUSE[●]: 133	NOUSE[●]: 83	NOUSE[●]: 132	NOUSE[●]: 49	NOUSE[●]: 146	NOUSE[●]: 36
ALL: 13263	ALL: 1539	ALL: 961	ALL: 1266	ALL: 1501	ALL: 1865	ALL: 349

CLEAR SKY RADIANCE 2019/05/01 00:00(UTC)



Himawari-8	GOES-15	Meteosat-8	Meteosat-11
AHI[●]: 2812	IMAGER[●]: 2257	SEVIRI[●]: 4064	SEVIRI[●]: 5855
NOUSE[●]: 8031	NOUSE[●]: 2109	NOUSE[●]: 5723	NOUSE[●]: 4329
ALL: 10843	ALL: 4366	ALL: 9817	ALL: 10184

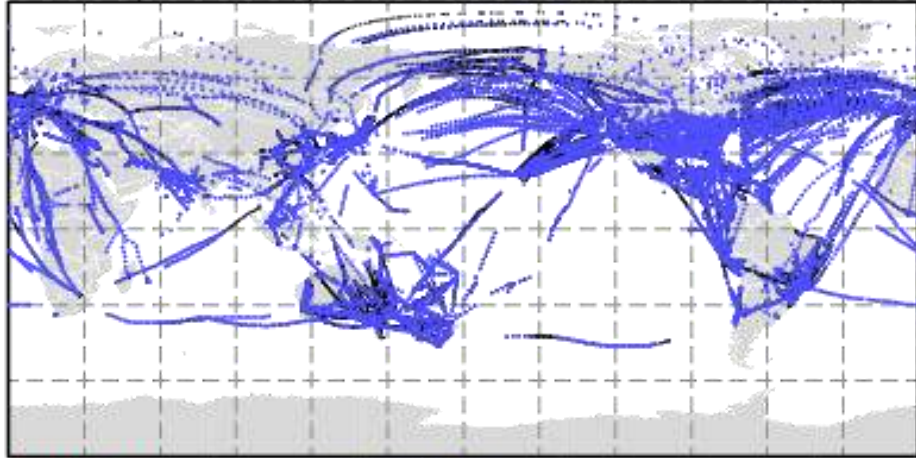
courtesy of JMA (2019/05/01 00:00 UTC)

Observation Data in NWP: world's efforts!

Before COVID-19

in COVID-19 restriction

UPPER(AVIATION)/BOGUS 2019/05/01 00:00(UTC)

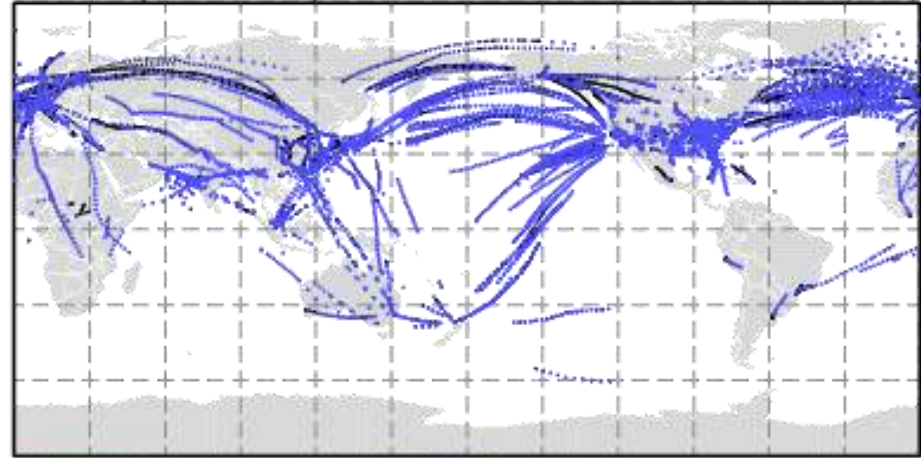


TYBOGUS[●]: 0
NOUSE[●]: 0
ALL: 0

YHTC
NOUSE[▼]: 0
ALL: 0

AVIATION[●]: 9919
NOUSE[●]: 88767
ALL: 98686

UPPER(AVIATION)/BOGUS 2020/05/30 12:00(UTC)



TYBOGUS[●]: 0
NOUSE[●]: 0
ALL: 0

YHTC
NOUSE[▼]: 0
ALL: 0

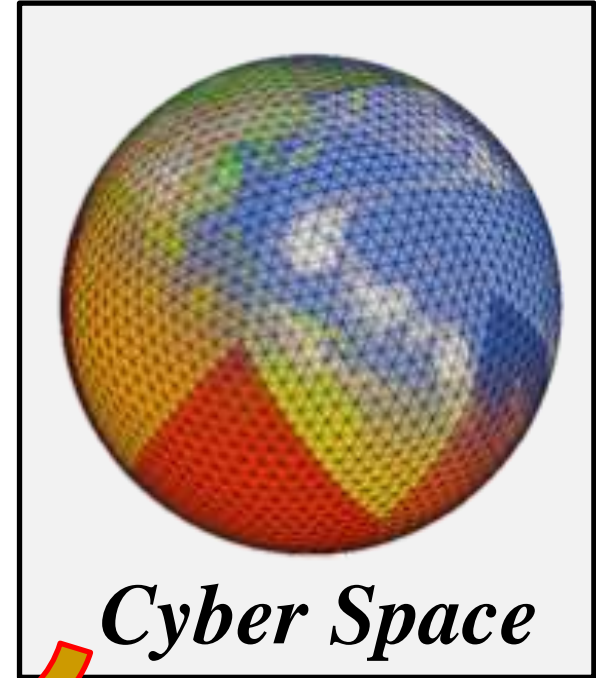
AVIATION[●]: 4726
NOUSE[●]: 16898
ALL: 21624

Data Assimilation (DA)

Observation



DA
(best estimates)



Prediction

Data-driven
(inductive)

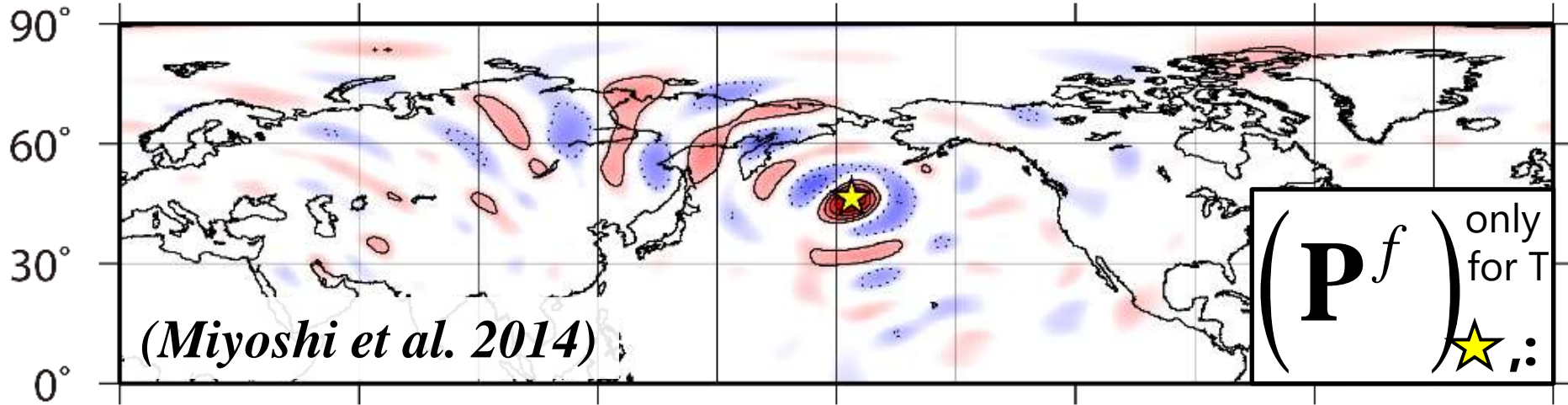
Process-driven
(deductive)

Sparse & Infrequent
(low-dimensional)

Dense & Frequent
(high-dimensional)

Error “co-variance”; an example of mid. troposphere

An error covariance structure with 10,000-member SPEEDY



$$\mathbf{P}^f = \frac{1}{m-1} \delta \mathbf{X}^f (\delta \mathbf{X}^f)^T$$

model dimension $\delta \mathbf{X}^f$

ensemble size

Simply to say, covariance sees the error “correlation”.

covariance

$$\sigma_{XY} = E[(X - E[X])(Y - E[Y])]$$

correlation

$$\rho = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}$$

variance
=std²

$$\sigma_X^2 = E[(X - E[X])^2]$$

$$\sigma_Y^2 = E[(Y - E[Y])^2]$$

How can we assimilate dense observations?

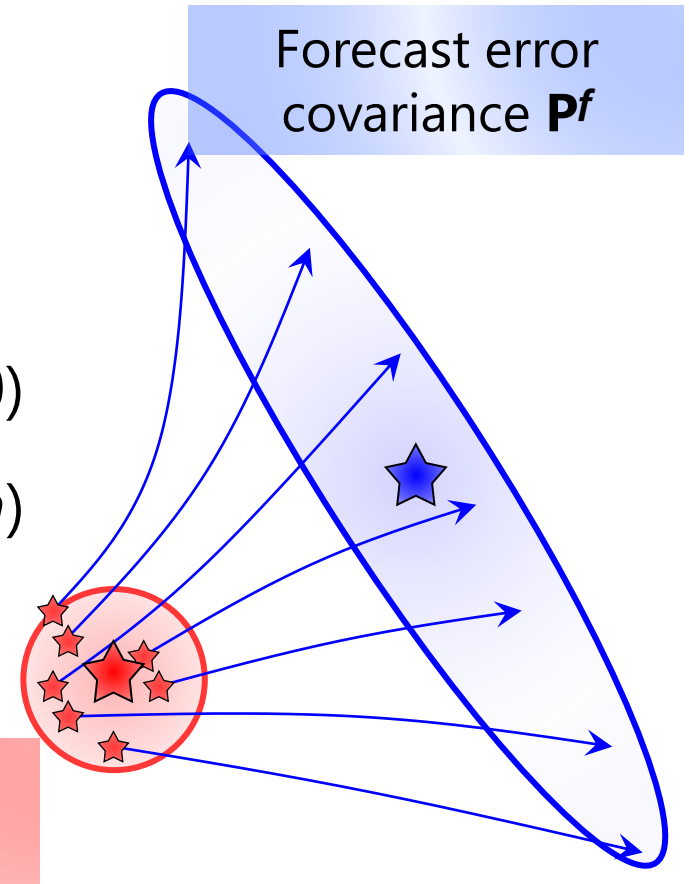
$$\mathbf{P}^f = \frac{1}{m-1} \delta \mathbf{X}^f (\delta \mathbf{X}^f)^T \quad n \times n$$

n : # of model variables ($> 10^8$)

m : ensemble size (usually $< 1,000$)

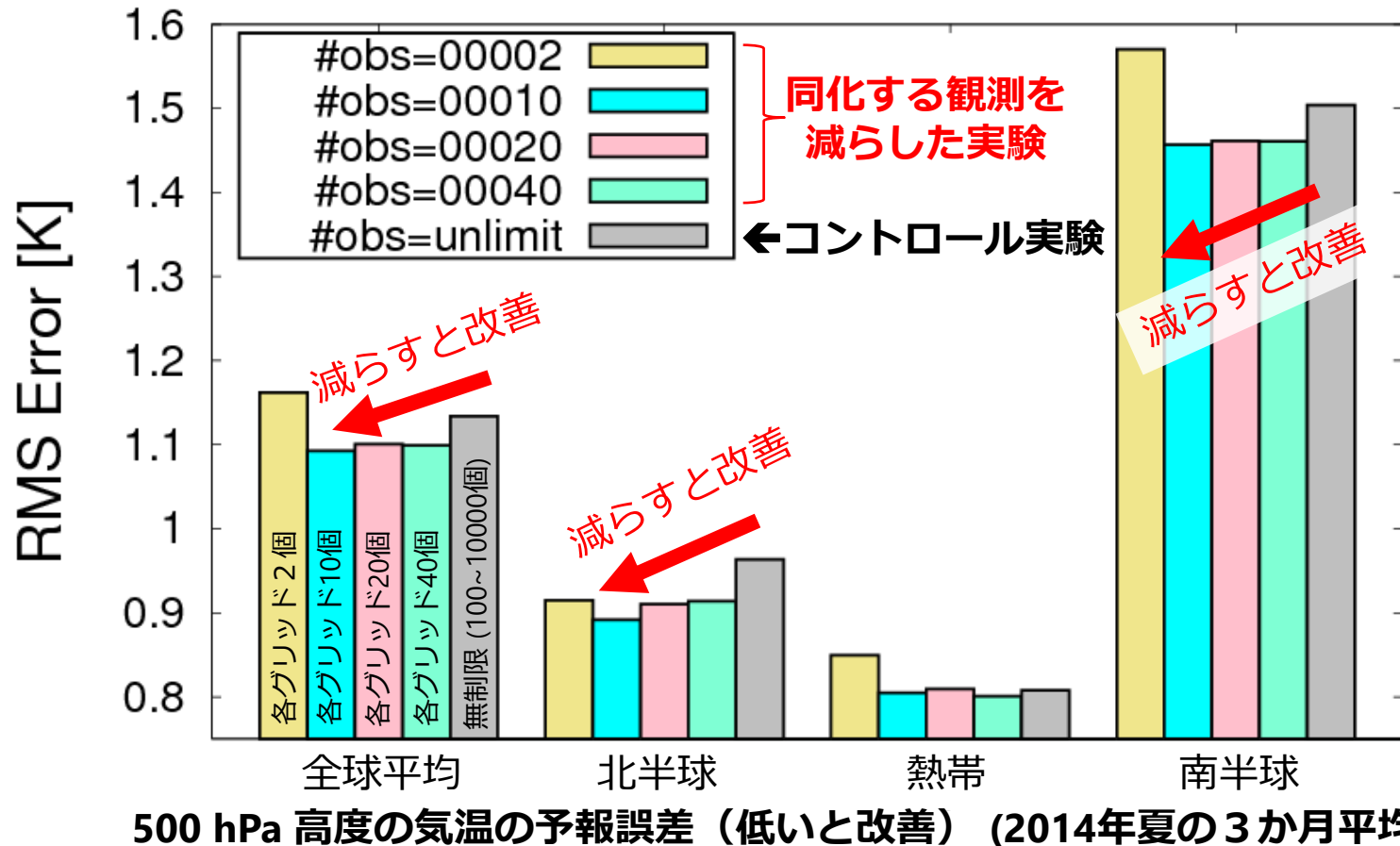
$\delta \mathbf{X}^f$: ensemble perturbation ($n \times m$)

$$\text{rank}(\mathbf{P}^f) \leq \min(n, m) \approx m$$



問題意識: 観測ビッグデータの利用限界

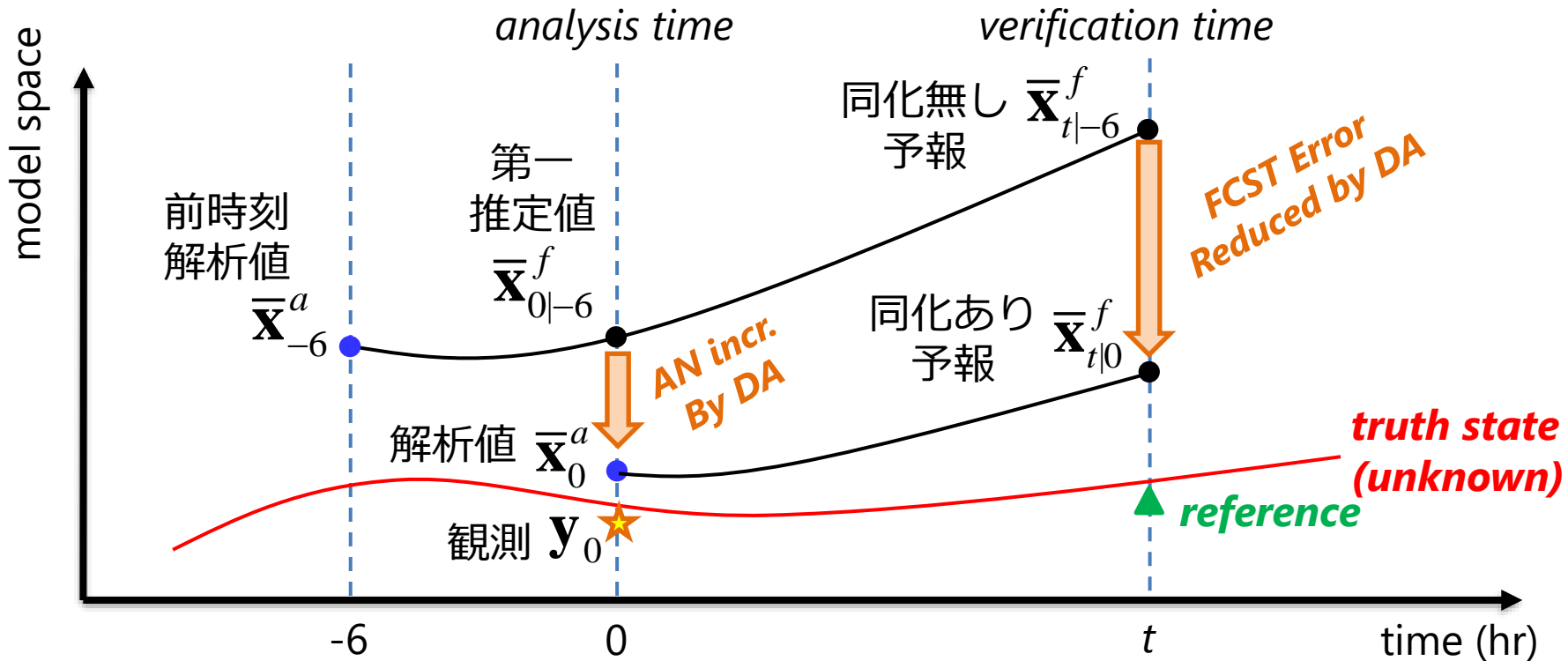
同化する観測を減らすと予報精度が改善！



- (1) 得られる観測の数%しか利用できていない
- (2) 観測が多ければ多いほど良い、とは限らない

「観測の価値」を推定

観測インパクト推定手法：EFSO



$$\Delta e_{MTE}^2 = \left(\mathbf{e}_{t|0}^T \mathbf{C} \mathbf{e}_{t|0} - \mathbf{e}_{t|-6}^T \mathbf{C} \mathbf{e}_{t|-6} \right) / 2 \quad \mathbf{e}_t = \bar{\mathbf{x}}_t^f - \mathbf{x}_t^{REF}$$

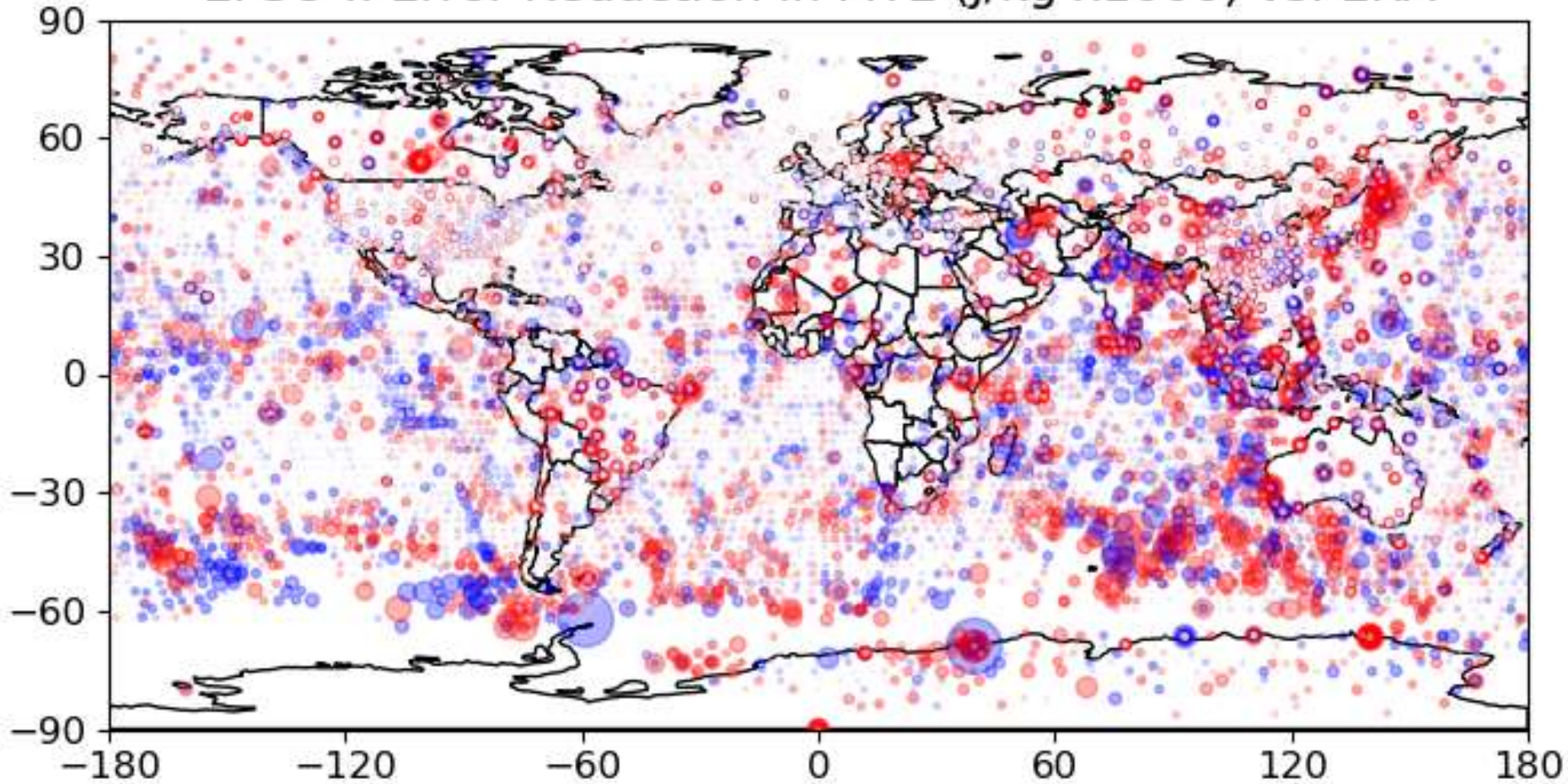
$$\approx \frac{1}{2} \frac{1}{m-1} \delta \mathbf{y}_0^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}_0^a \mathbf{X}_{t|0}^{fT} \mathbf{C} \left(\mathbf{e}_{t|0} + \mathbf{e}_{t|-6} \right)$$

\mathbf{y} : 観測値, \mathbf{R} : 観測誤差共分散, \mathbf{Y}^a : 観測空間解析摂動, \mathbf{X}^f : 予報摂動, \mathbf{C} : ノルム, \mathbf{e} : 誤差ベクトル

個々の観測が、予報を改善に貢献した寄与度を定量化する

定量化された「観測の価値」

EFSO :: Error Reduction in MTE (J/kg x1000) vs. ERA



● **Beneficial observations**

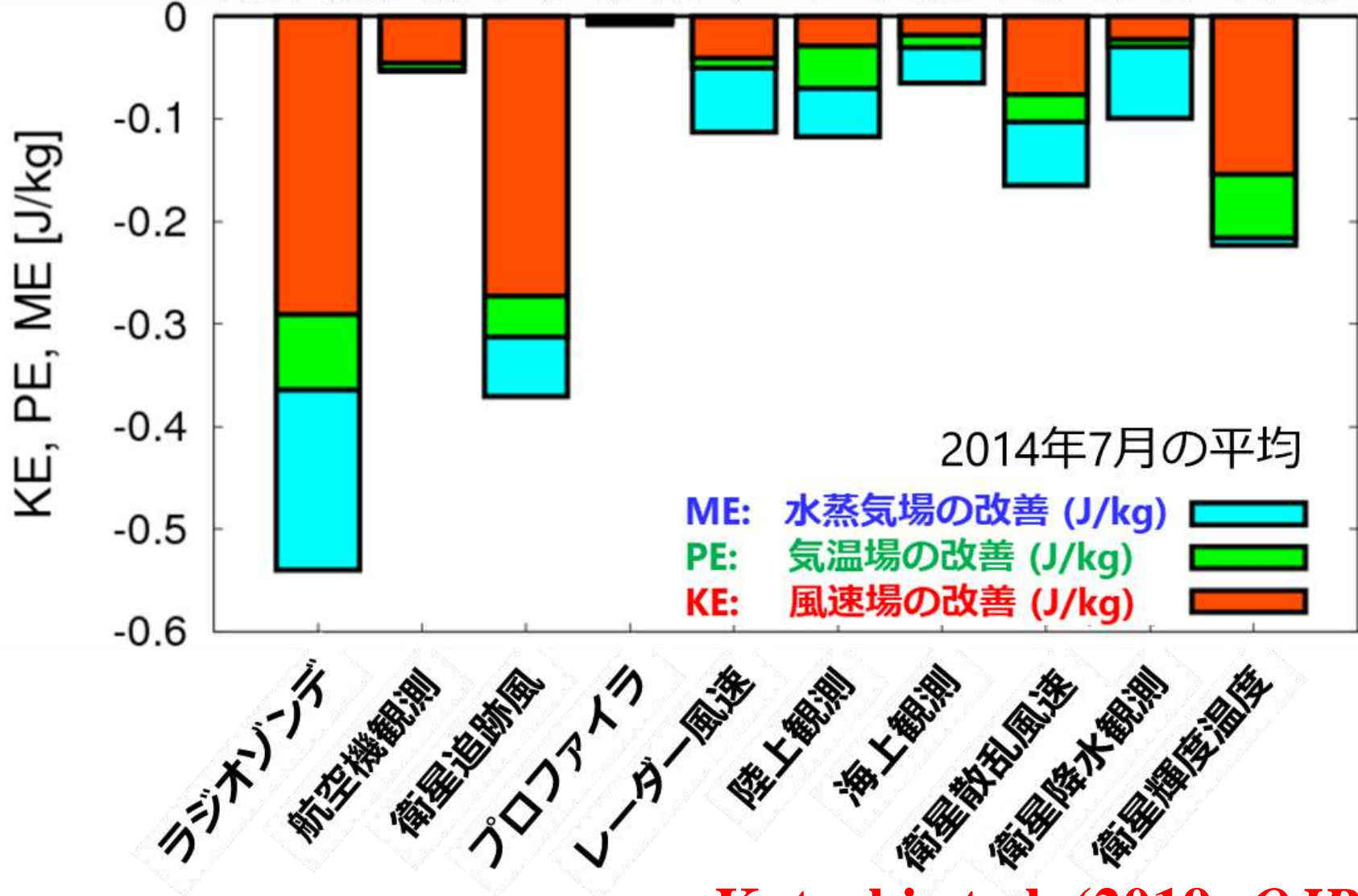
● **Detrimental observations**

2014/07/11/00UTC; vs. ERA interim

Kotsuki et al. (2019; QJRMS)

観測の価値を評価: NICAM-LETKF

各観測種別の予報改善への寄与度 (負値は改善)



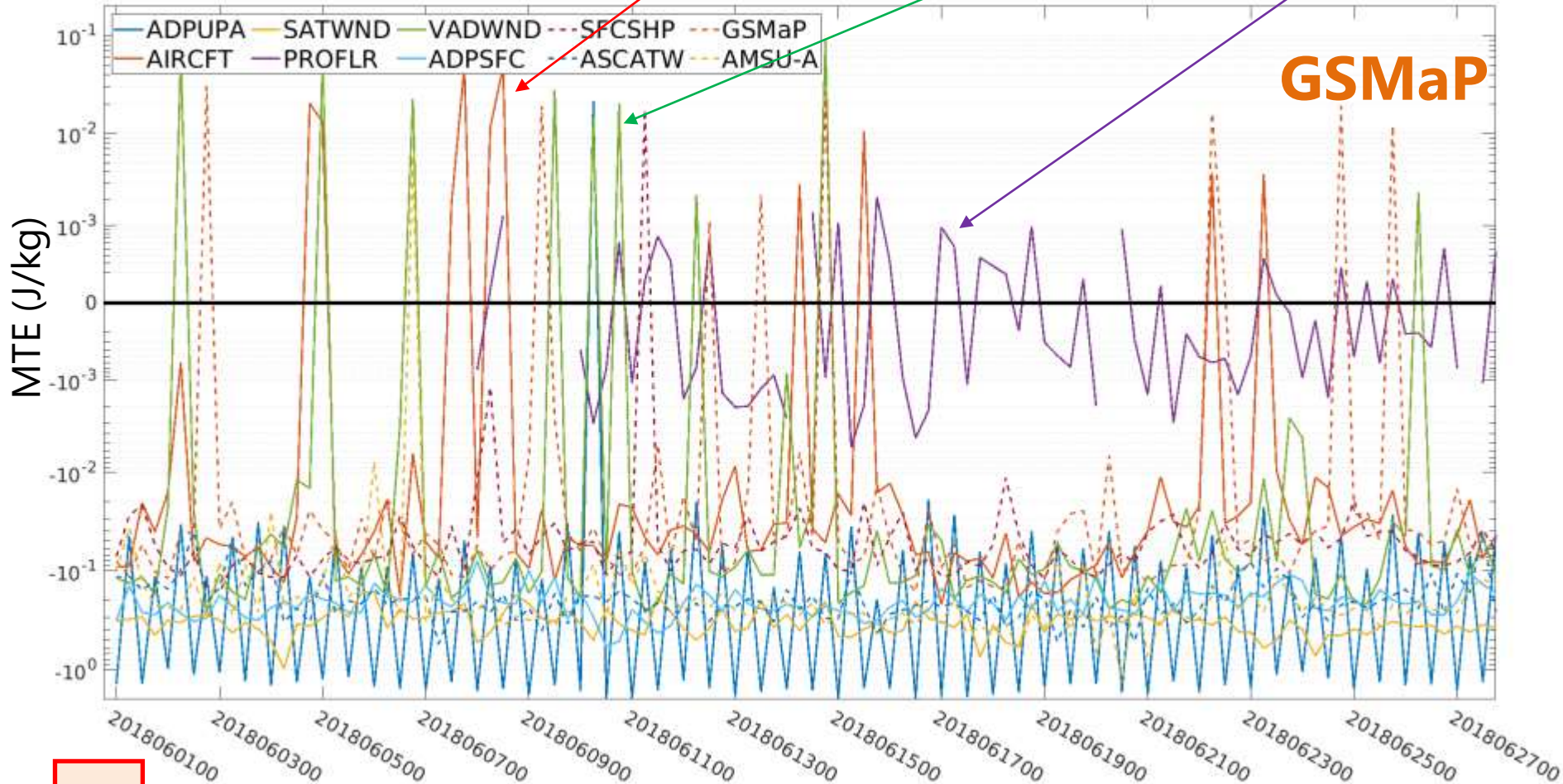
EFSO Impact Estimates (vs. ERA Interim)

detrimental

AIRCFT

VADWND

PROFLR



GSMaP

beneficial

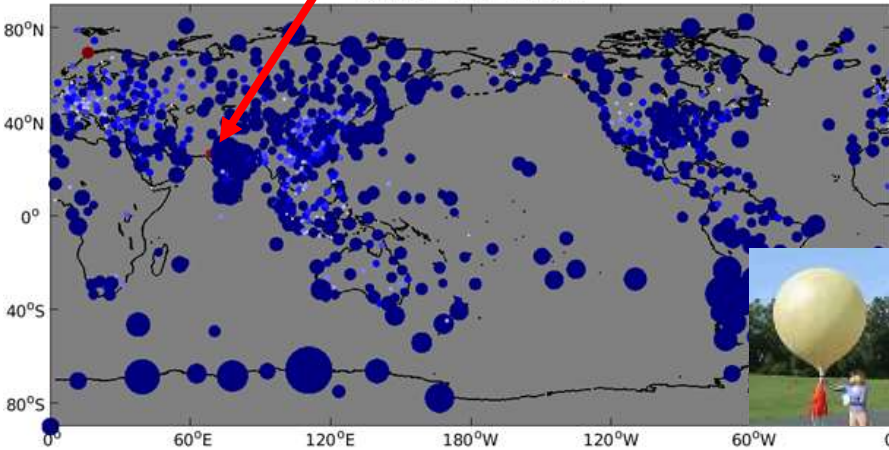
FT: 24 hr



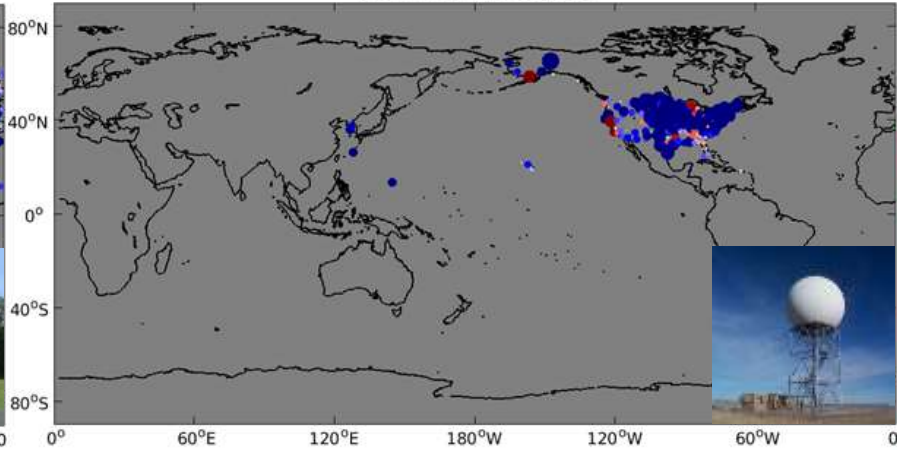
EFSO Impact Estimates (vs. ERA Interim)

agreed with NOAA's system

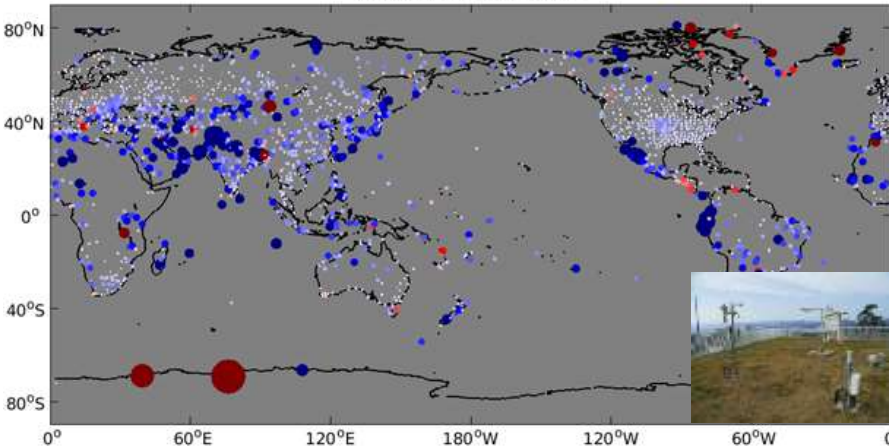
01:ADPUPA vs. era



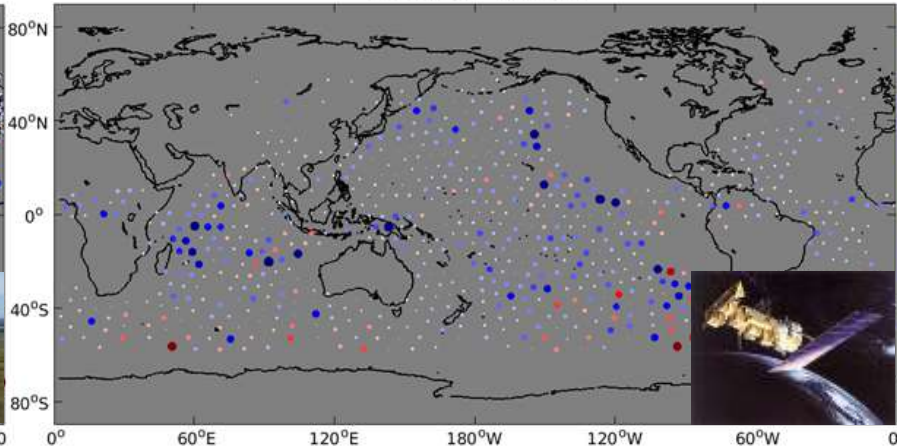
06:VADWND vs. era



08:ADPSFC vs. era



99:GSMaP vs. era



MTE (J/kg)

Bad

0.06

0.04

0.02

0

-0.02

-0.04

-0.06

Good

Can we detect statistically detrimental obs stations?

FT: 24hr

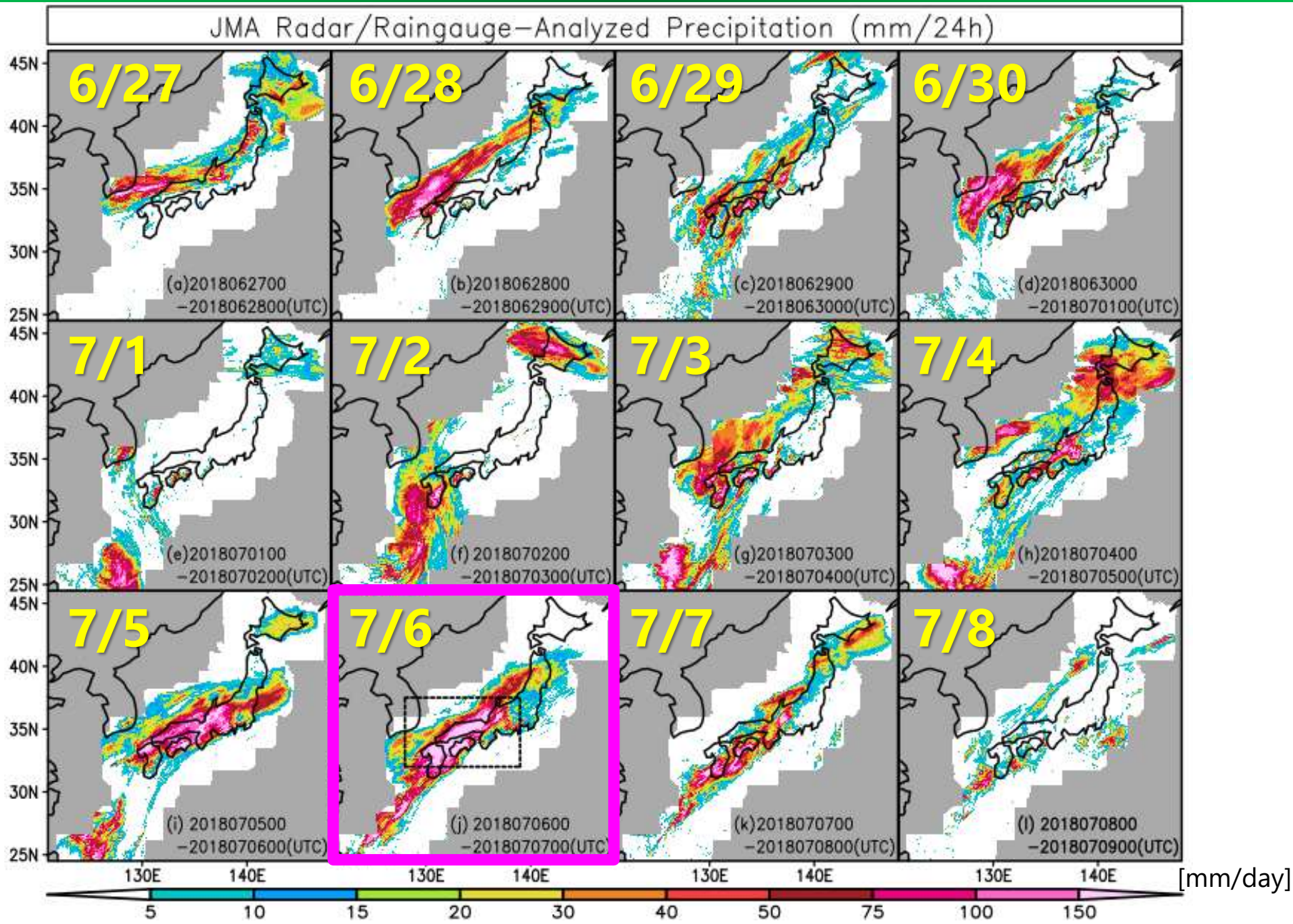
SAMPLE: 2018060100-2018063018

Impact of DA

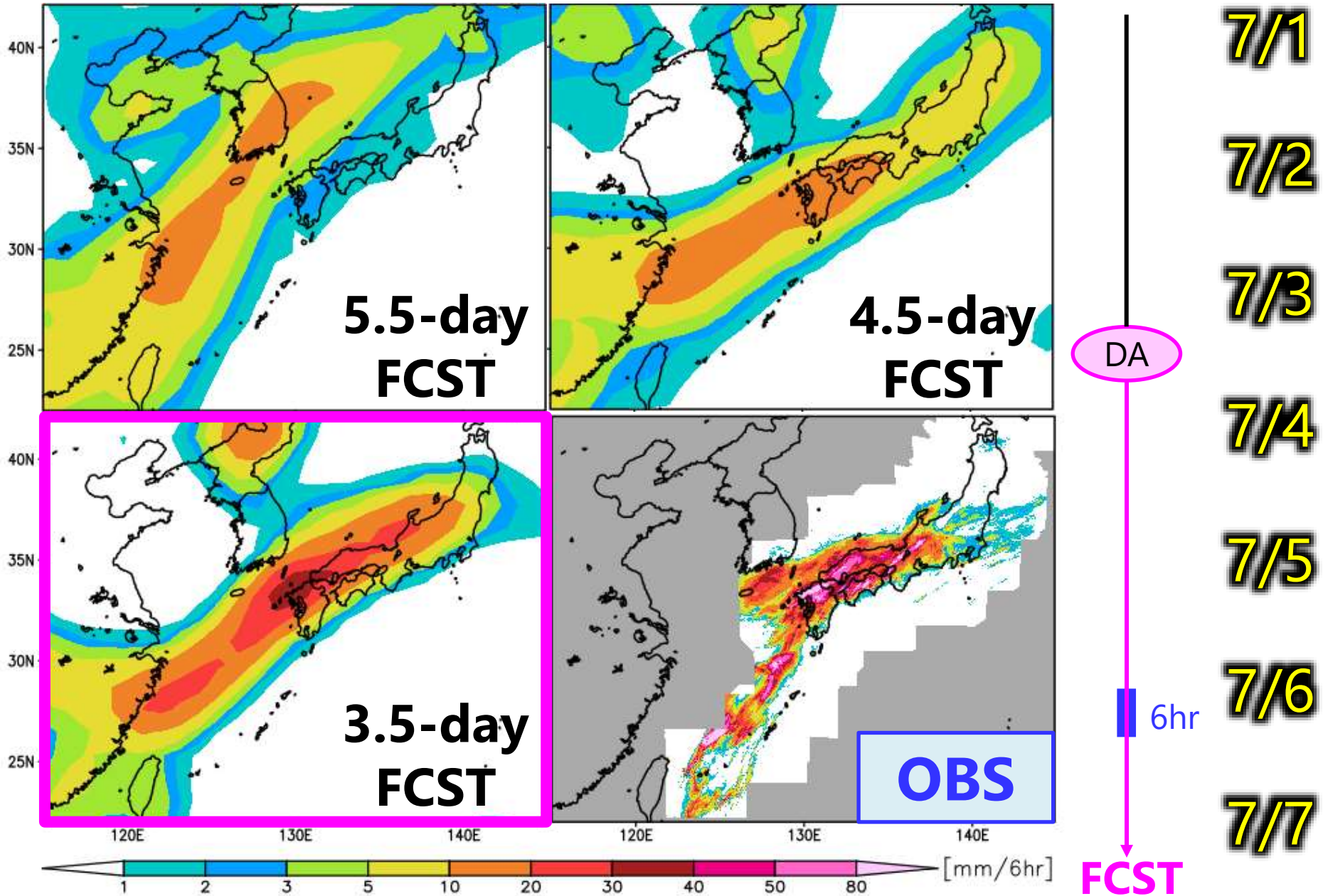
- A case of Record-breaking Rainfall in July 2018 -**

Kotsuki et al. (2019; SOLA)

Predictability of Record-breaking Rainfall in 2018

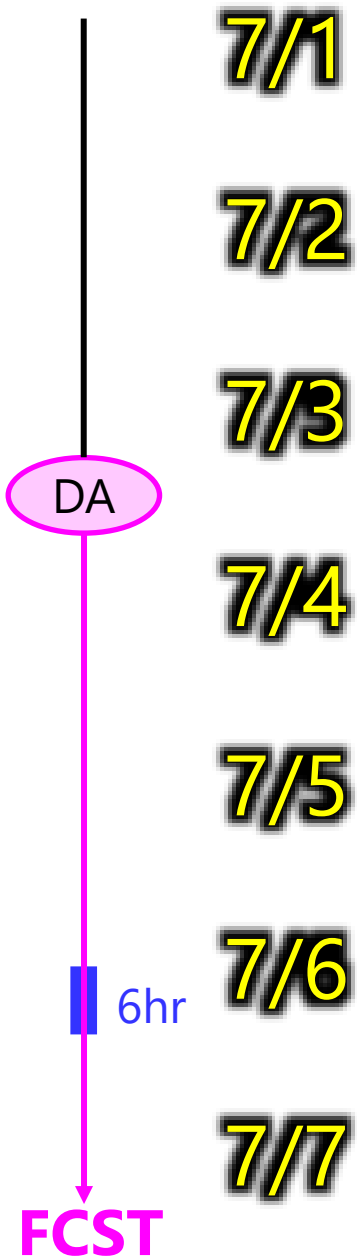
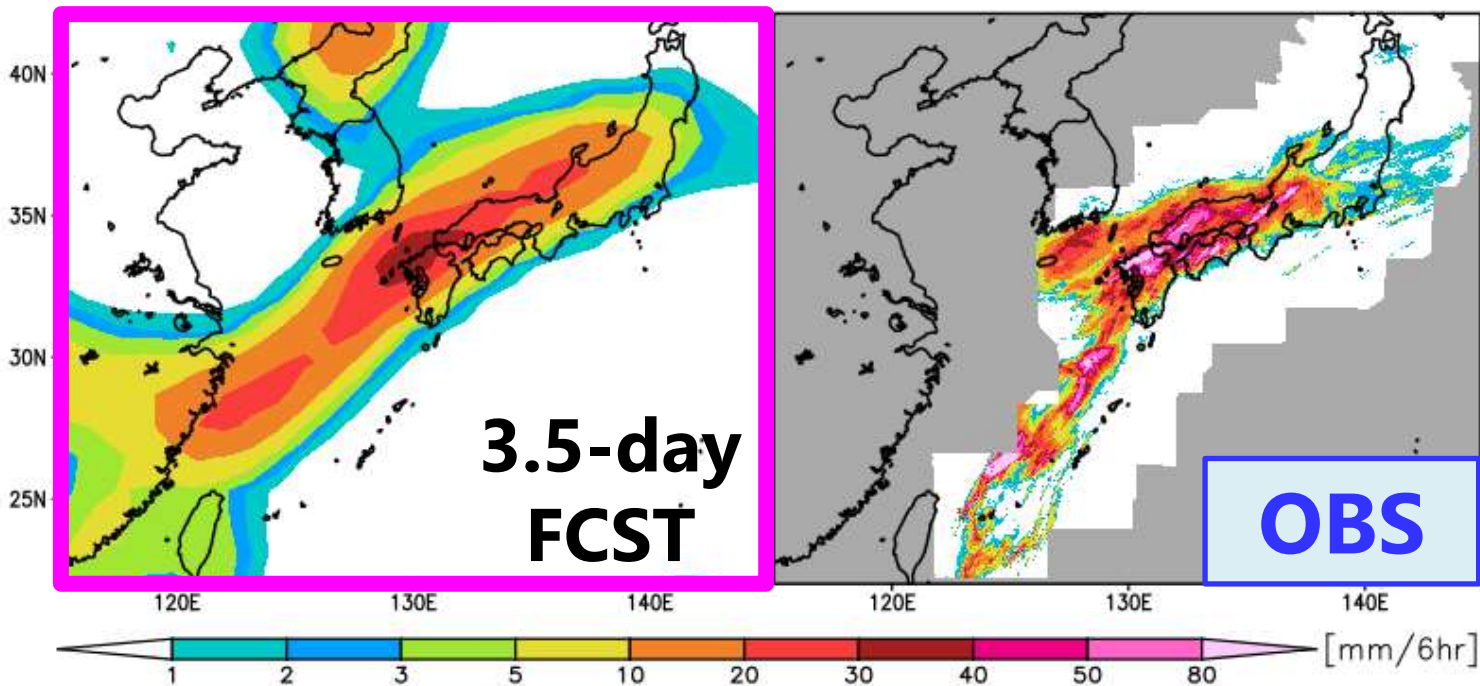
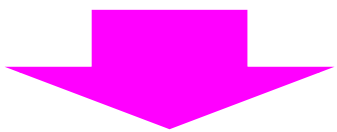


RIKEN's Ensemble Rain Forecasts w/ NEXRA

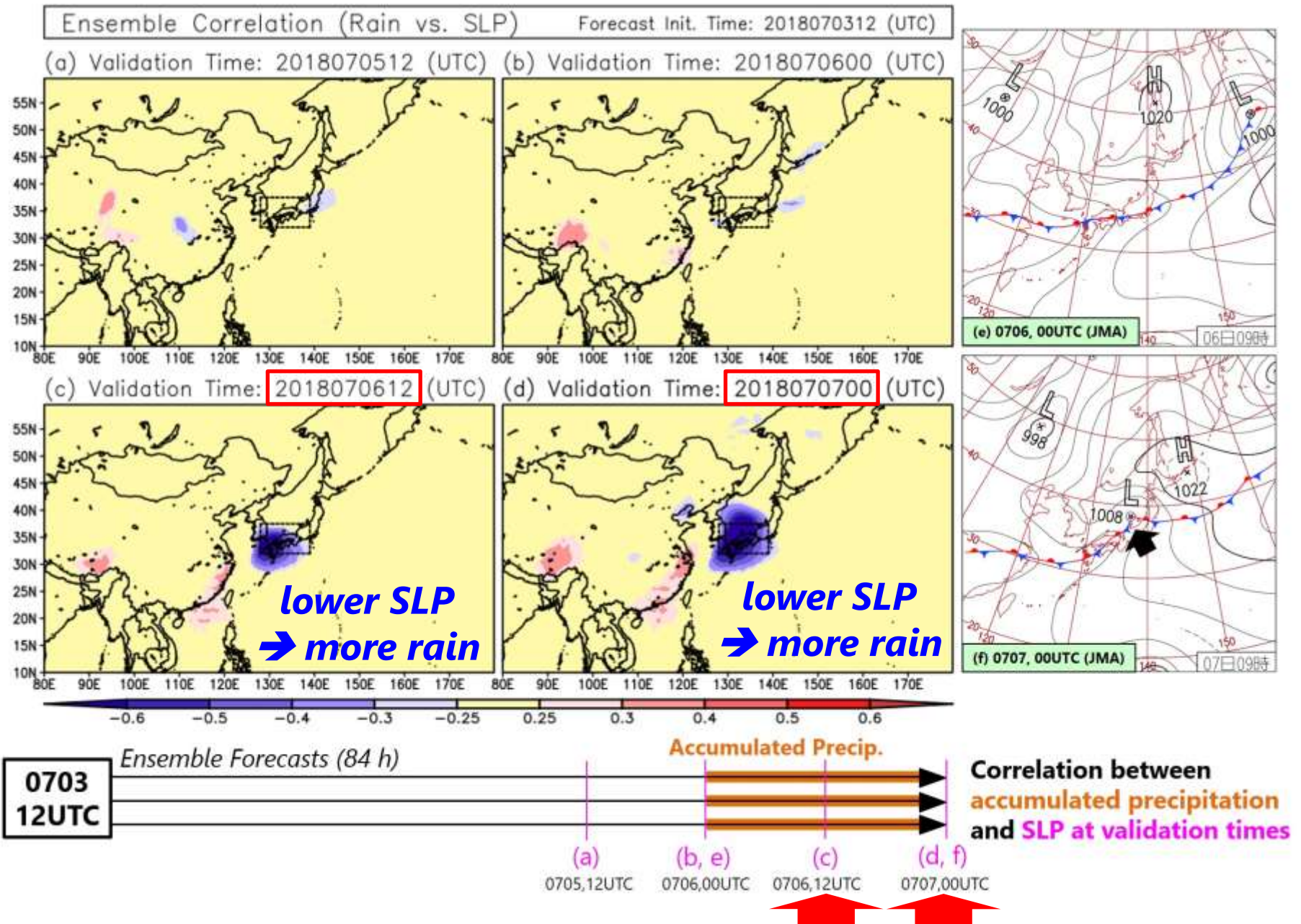


Ensemble Forecasts w/ NEXRA

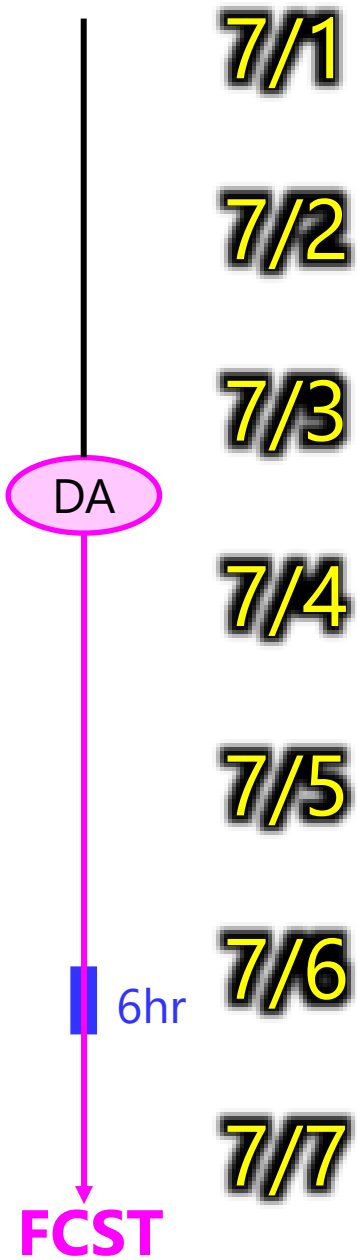
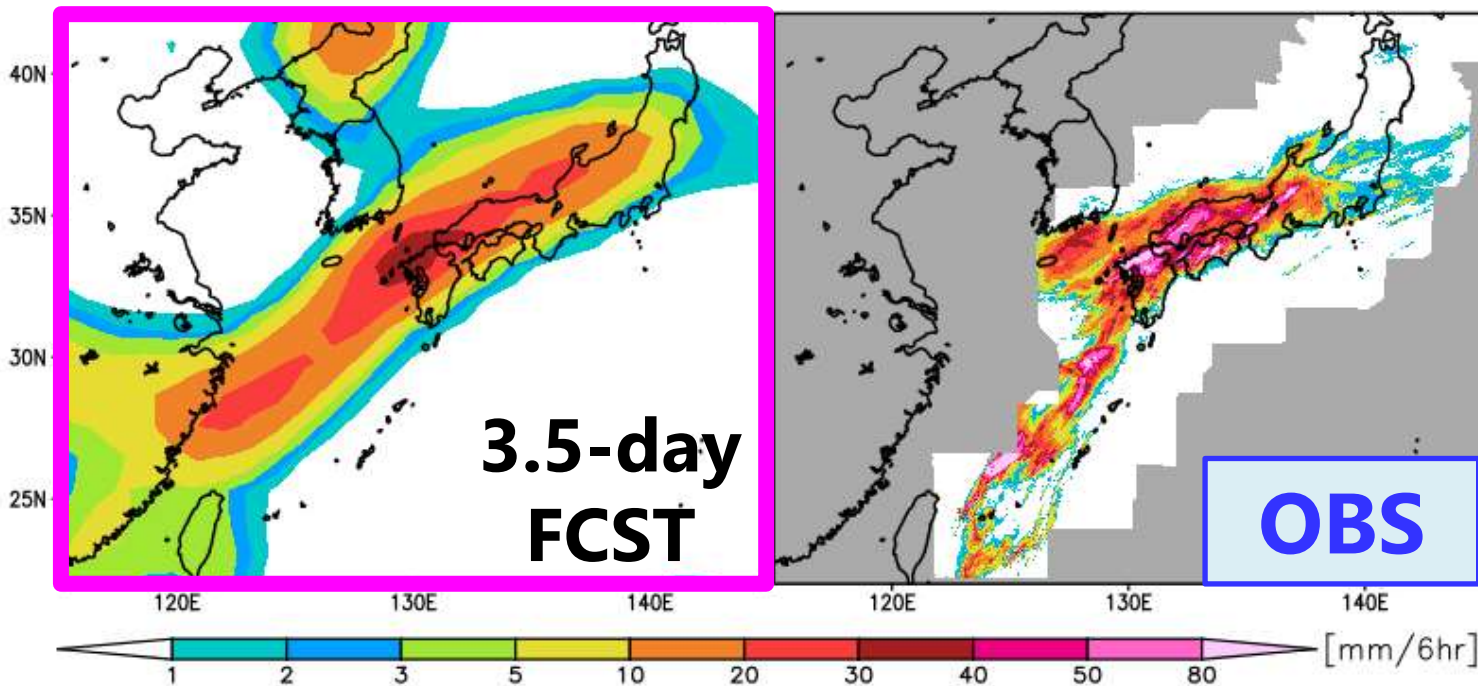
What happened?



Ensemble Correlation Analysis



How did DA improve state estimate?



7/1

7/2

7/3

DA

7/4

7/5

7/6

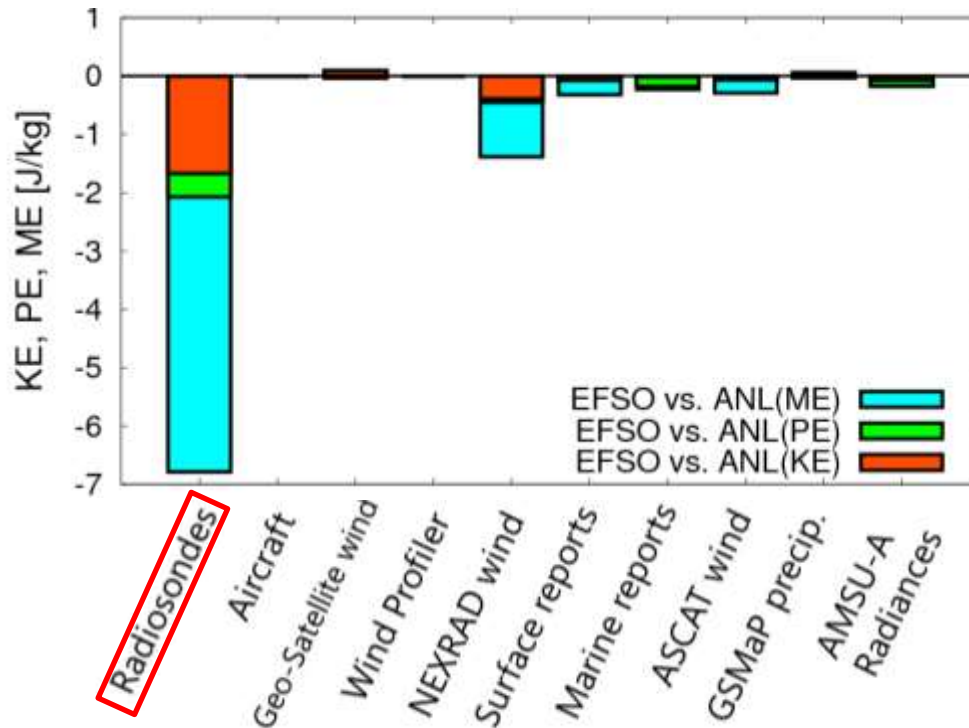
6hr

7/7

FCST

Evaluation of Observation Impacts w/ DA

Obs @ 07/03 12UTC



cf. Impact Estimates by EFSO
Kotsuki et al. (2019; QJRMS)

■ ME : Moist Energy

(moisture field)

■ PE : Potential Energy

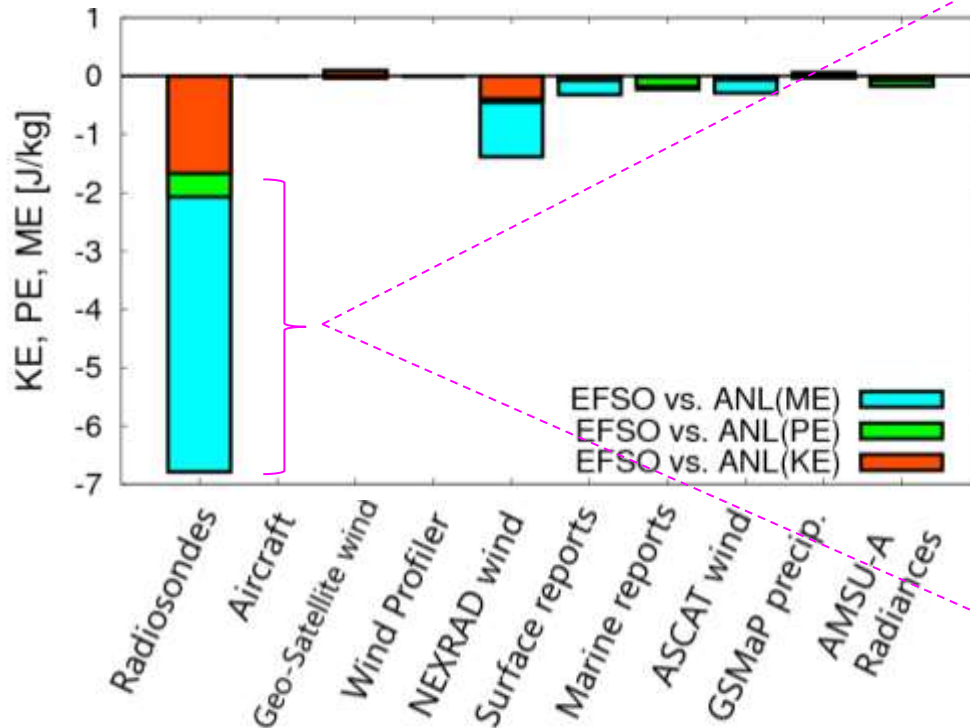
(temperature & pressure)

■ KE : Kinetic Energy

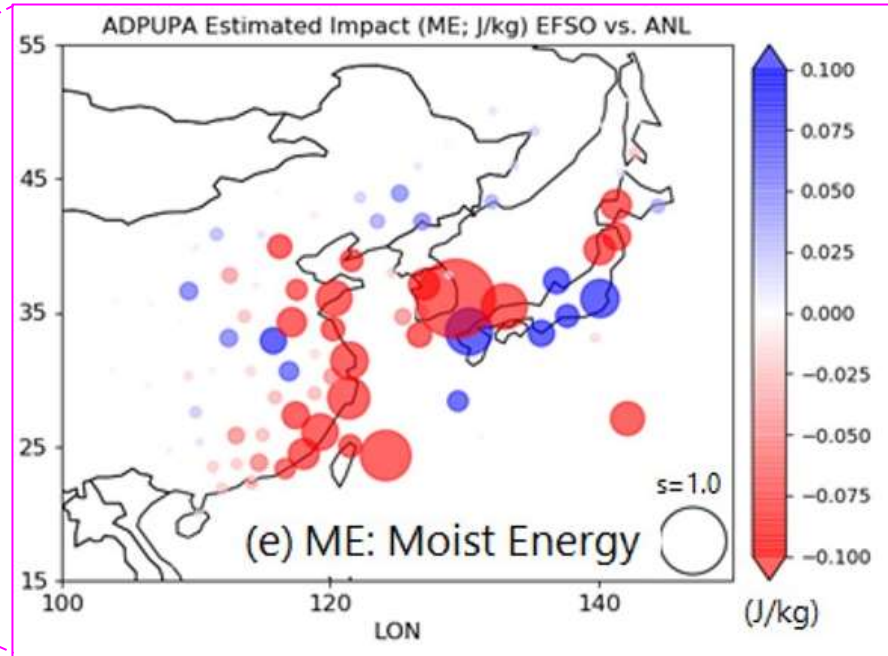
(wind field)

Evaluation of Observation Impacts w/ DA

Obs @ 07/03 12UTC



● : beneficial radiosondes
● : detrimental radiosondes



cf. Impact Estimates by EFSO
Kotsuki et al. (2019; QJRMS)

■ ME : Moist Energy

(moisture field)

■ PE : Potential Energy

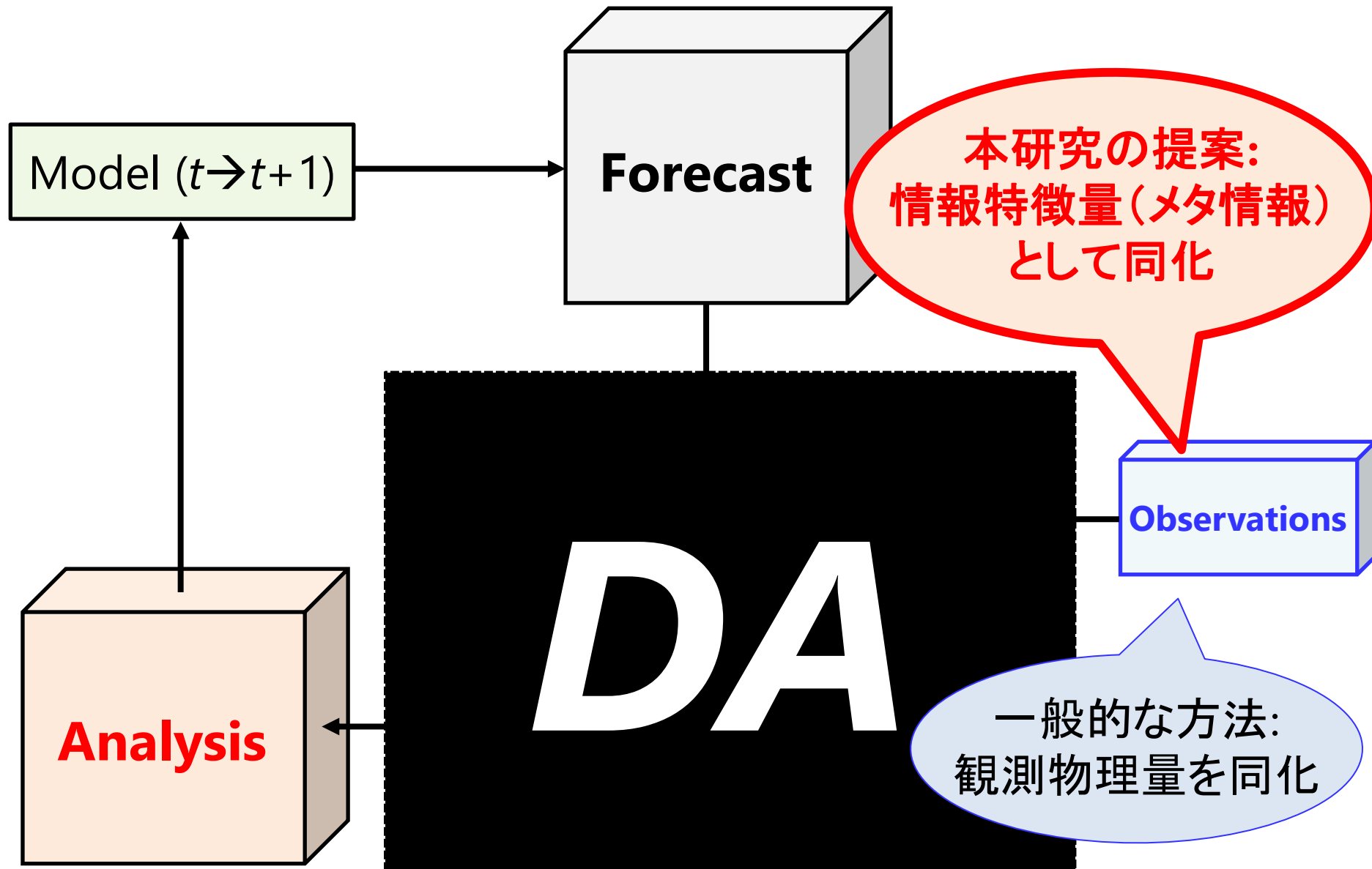
(temperature & pressure)

■ KE : Kinetic Energy

(wind field)

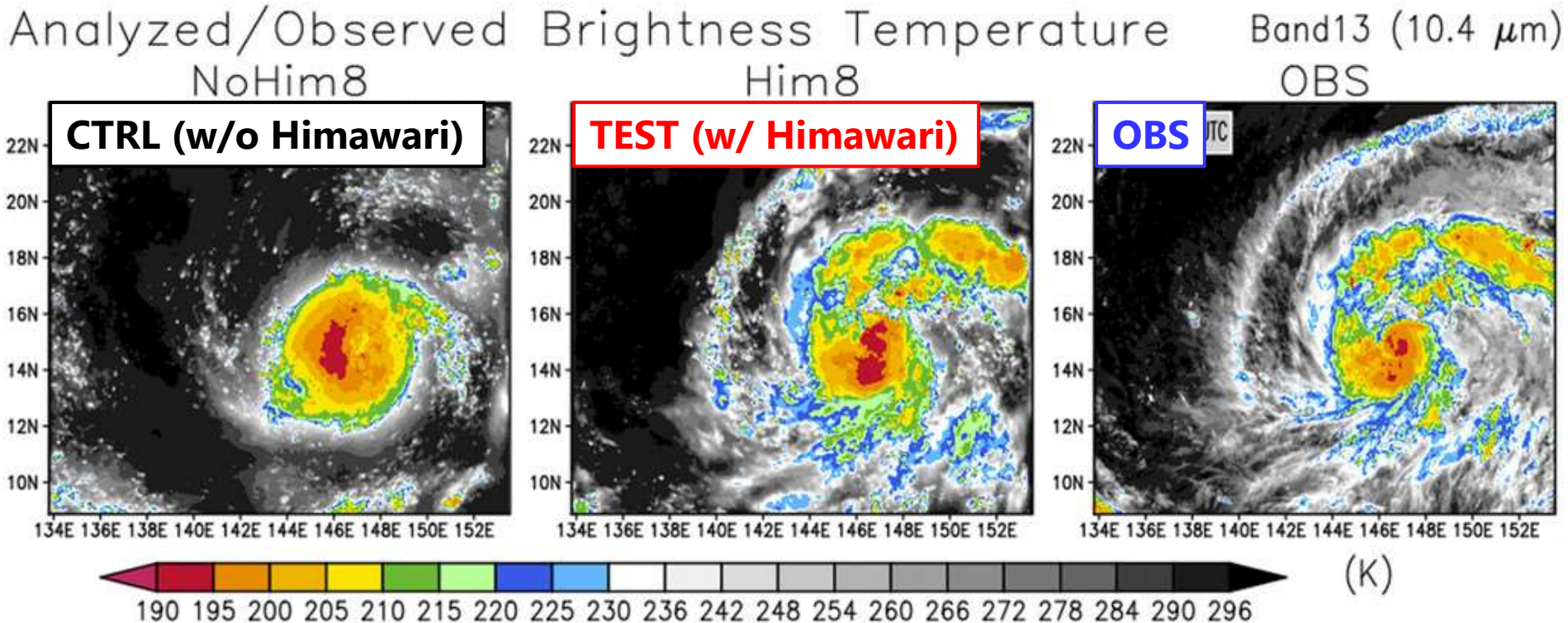
情報特徴量の データ同化

Workflow of Data Assimilation



「ひまわり」の輝度温度データ同化

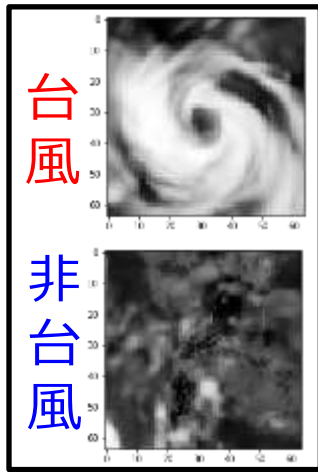
進展する全天候データ同化



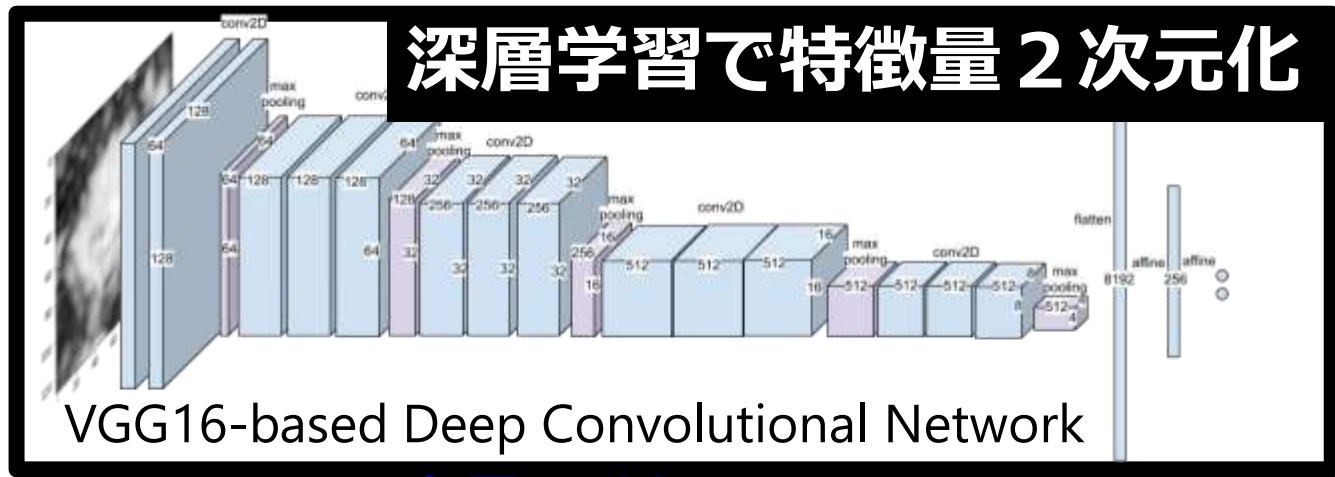
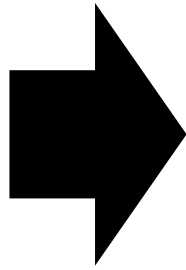
Honda et al. (2018; MWR) は $0.20^\circ \times 0.20^\circ$ (約20km) に間引いて同化 (ひまわり自体は0.5~2km解像度)

→ 特徴量抽出でより観測情報を使えないか？

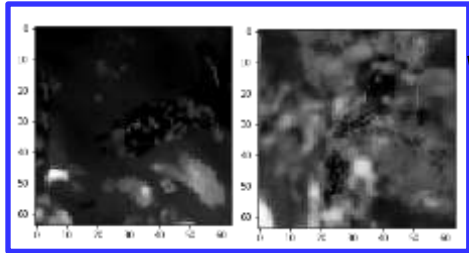
VGG16 to extract typhoon features



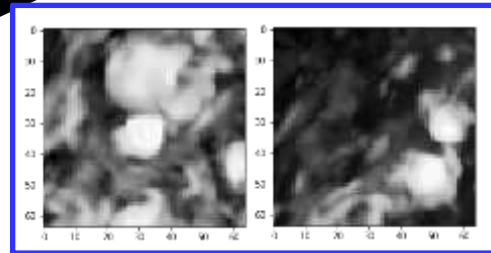
入力



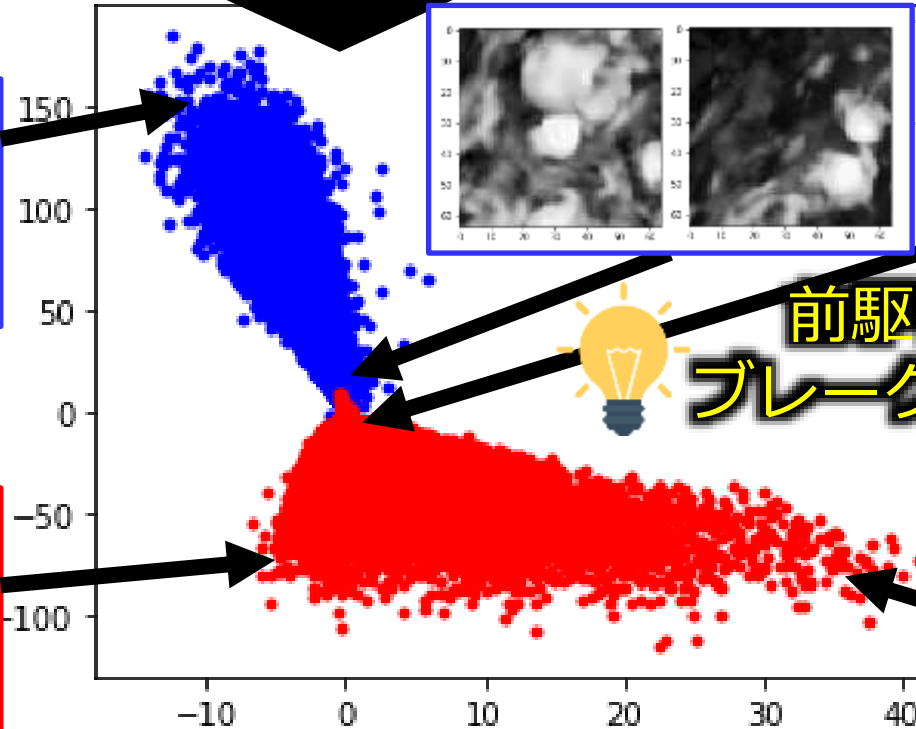
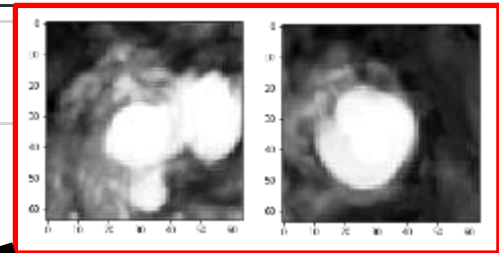
明らかな非台風



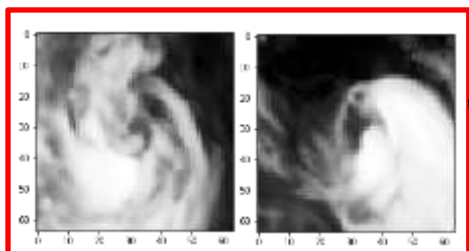
台風ではない



台風の卵(前駆体)

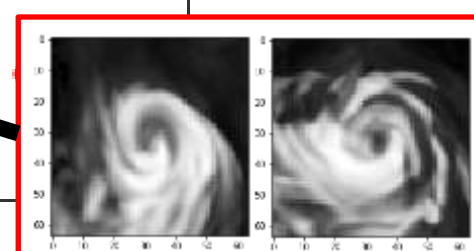


確かに台風

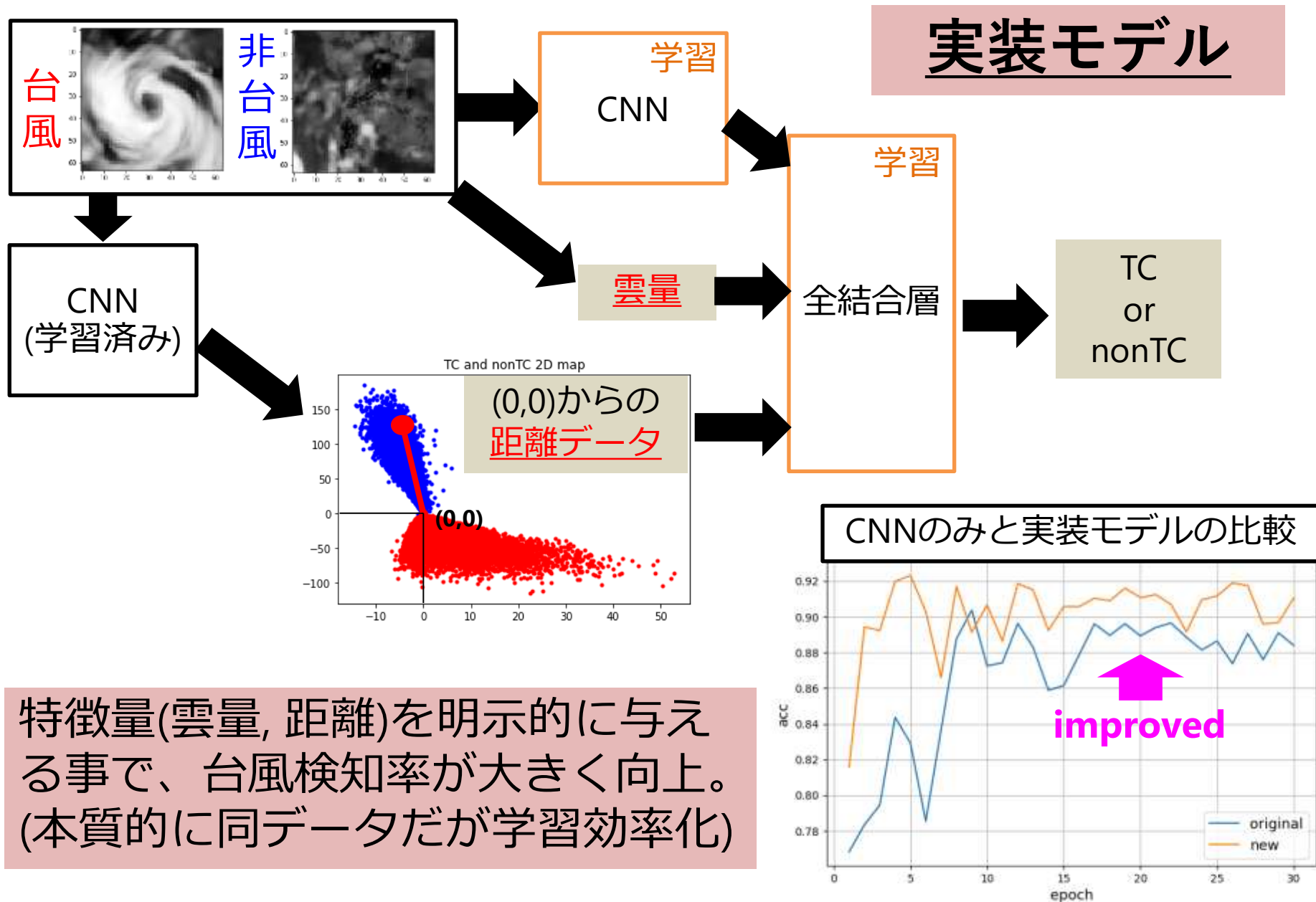


前駆体分類が
ブレークスルーの鍵

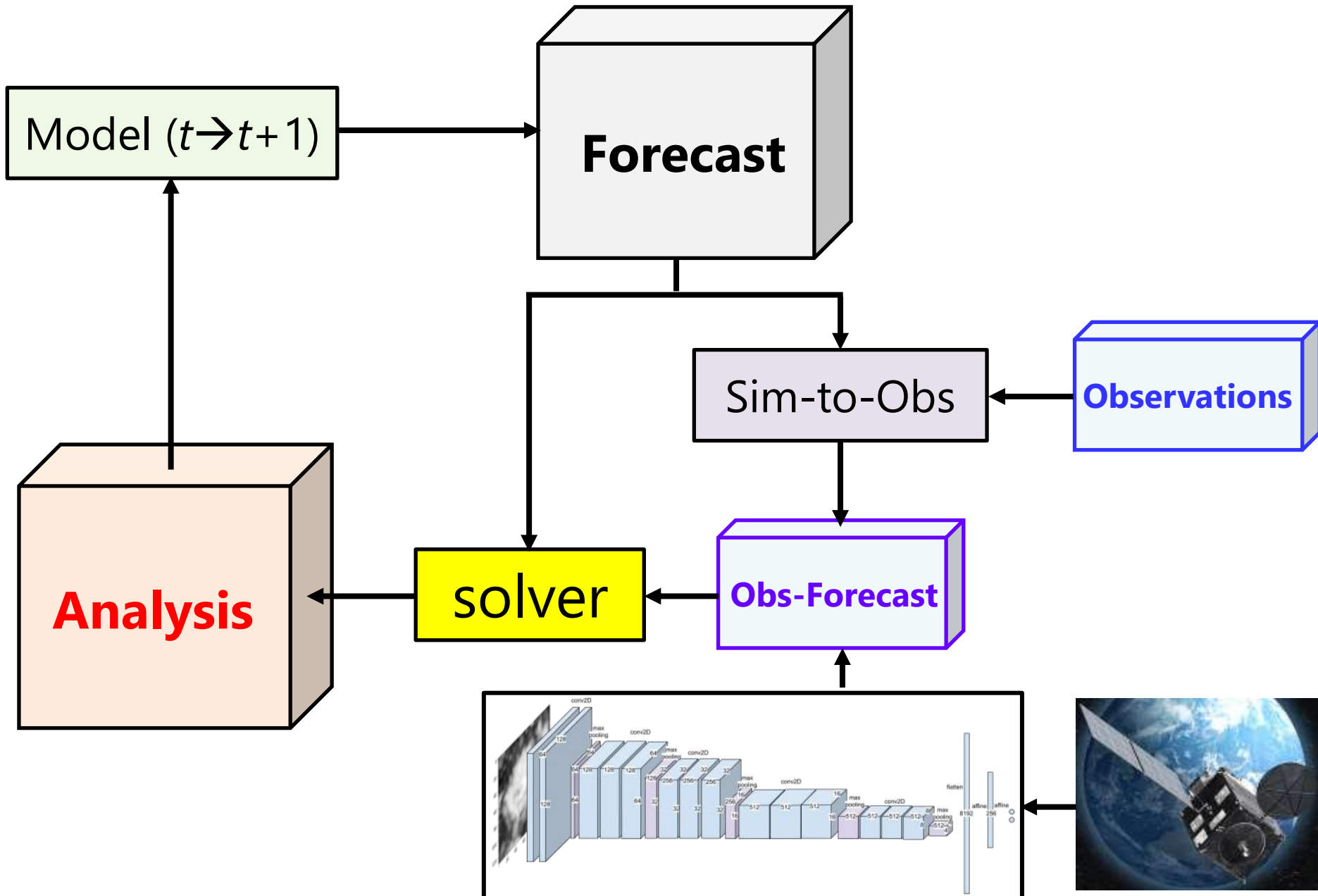
明瞭な台風



Intermediate Step: Improving Typhoon Detection



今後の計画



**設計に活かす
データ同化**

設計に使うデータ同化: an example of JFE

Online Heat Pattern Control of a Shaft Furnace Based on a Real-time Visualization by Particle Filter

Yoshinari HASHIMOTO,^{1)*} Kazuro TSUDA,¹⁾ Takashi ANYASHIKI²⁾ and Hidekazu FUJIMOTO²⁾

1) Instrument and Control Engineering Research Department, Steel Research Laboratory, JFE Steel Corp, 1 Kokan-cho, Fukuyama, Hiroshima, 721-8510 Japan. 2) Ironmaking Research Department, Steel Research Laboratory, JFE Steel Corp, 1 Kokan-cho, Fukuyama, Hiroshima, 721-8510 Japan.

(Received on August 10, 2016; accepted on September 26, 2016)

Problem to be solved:
to reproduce inner
materials & conditions
from surface obs only.

$$\frac{\partial(\rho_g C_g T_g)}{\partial t} + \frac{\partial(C_g u_g T_g)}{\partial x} + \frac{\partial(C_g v_g T_g)}{\partial y} = S\alpha(T_s - T_g) + R\Delta H_R \eta_1 + q \quad \dots (1)$$

$$\frac{\partial(\rho_s C_s T_s)}{\partial t} + \frac{\partial(\rho_s C_s v_s T_s)}{\partial y} = S\alpha(T_g - T_s) + R\Delta H_R \eta_2 \quad \dots (2)$$

$$q = -h(T_g - T_{out}) \quad \dots (3)$$

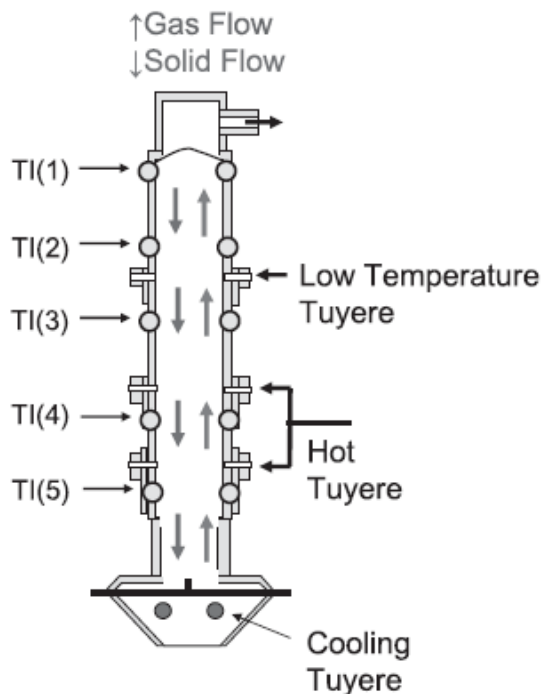


Fig. 1. Structure of the ferro-coke furnace.

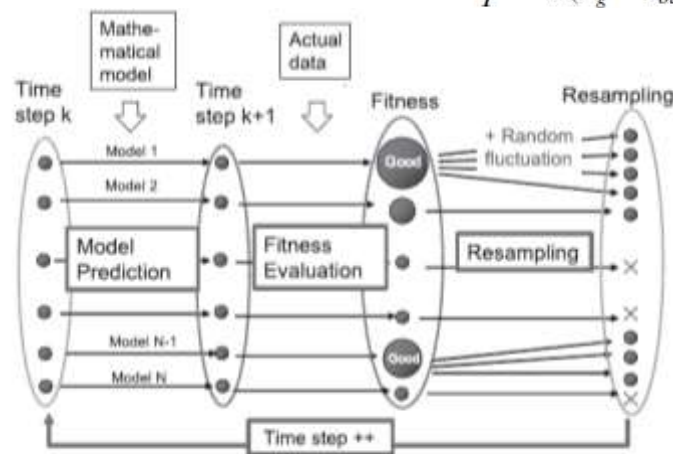
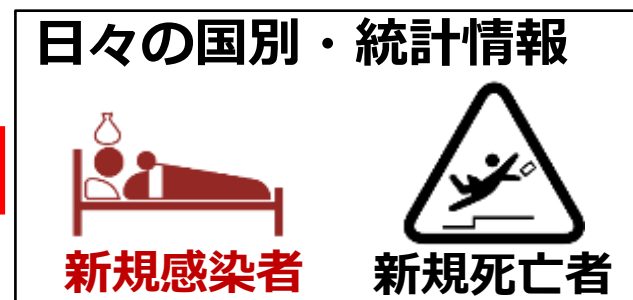


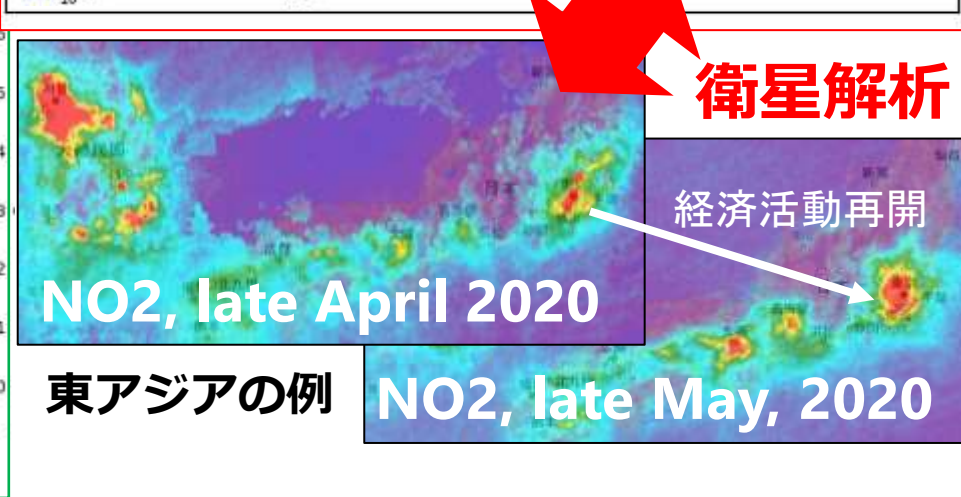
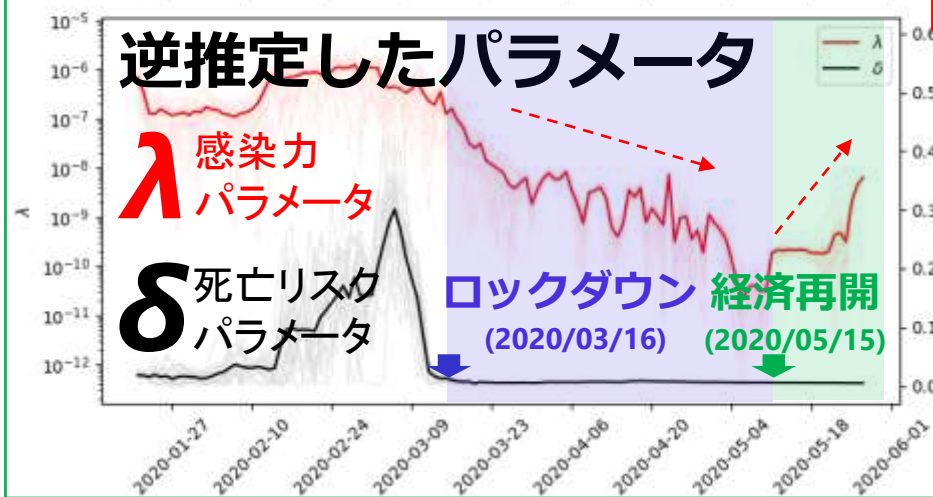
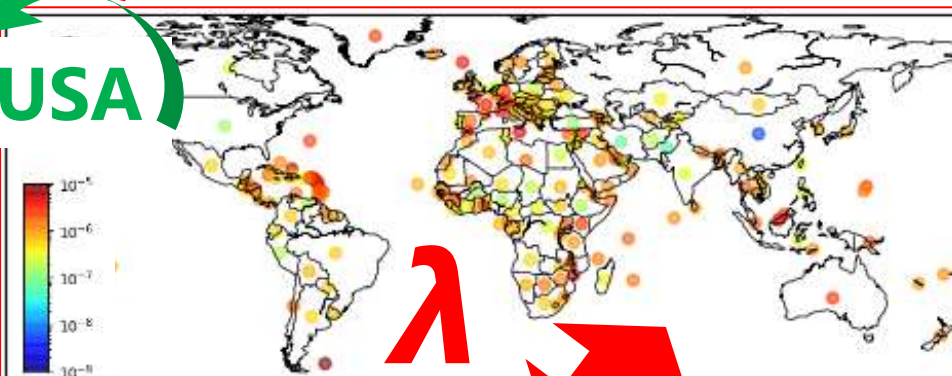
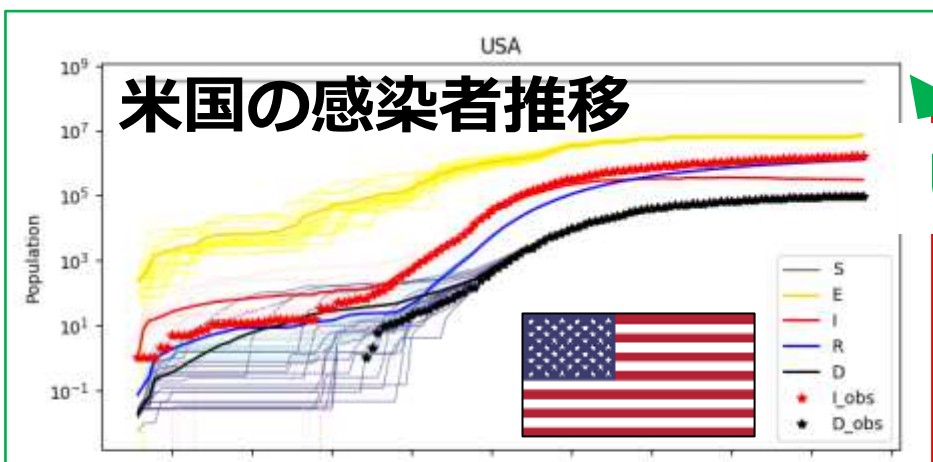
Fig. 2. The algorithm of particle filter.

数理×衛星: 新型コロナウイルス感染予測手法



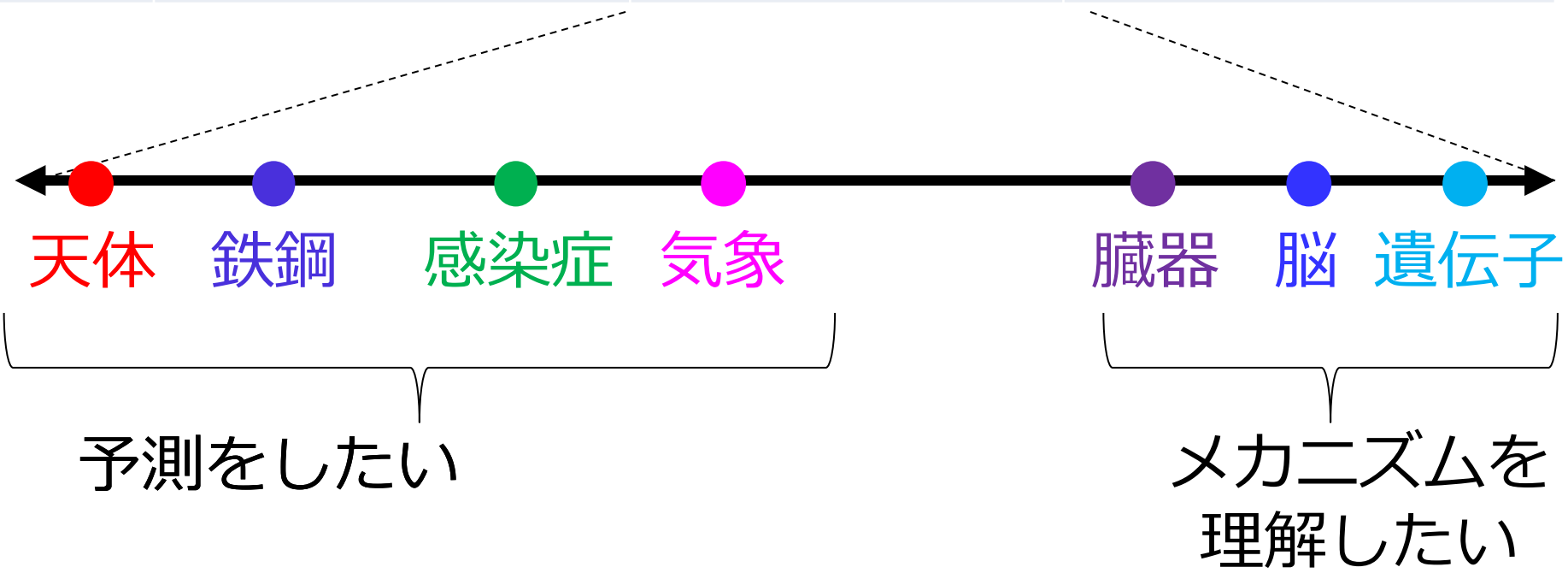
社会的感染力" λ "を逆推定

USA



DA combines Simulation & Data Science

	シミュレーション (第3の科学)	データ同化 (結び付け)	機械学習 (第4の科学)
性質	プロセス駆動型		データ駆動型
観測	少ない		大きい
数理	既知 (硬い)		未知 (柔らかい)
モデル	大自由度		低自由度



インタビューからの実感

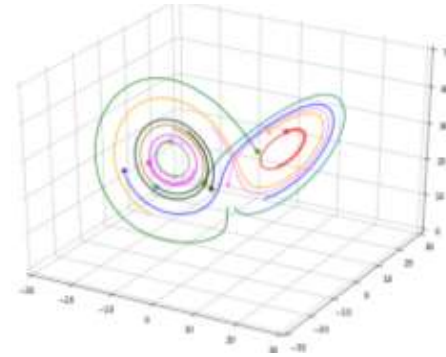
- **総じて現場のDA同化研究は想定以上に進展**
 - 社会との繋がりも薄かろうと考えていたデータ同化研究は、想定以上に実分野への拡がりを見せていた。
 - 基本的に、機械学習で出来る事をデータ同化でやる必要はない。基本的に解きたい問題は、「**限られた(多くの場合表層的な)観測から、如何に内部状態を推定するか**」であり、ここに物理プロセスを用いるデータ同化の優位性がある。
 - e.g. 鉄鋼、橋梁などの構造、酒造り
 - 模索すると良さそうなのは、機械とDAの併用か。
- **一方で、現場のボトルネックの解決には、現場に踏み込んだ共同研究が必要とも感じた。**
 - 特に、企業の研究の場合、情報の秘匿性もあるため、他者の技術者との意見交換・議論が難しい

データ同化の学習方法

Research Strategy

1. math & toy models

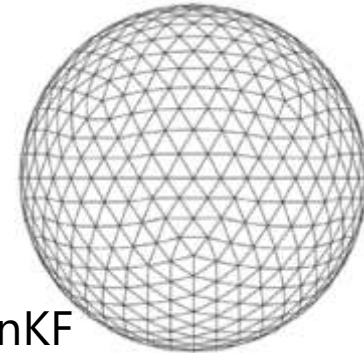
(e.g. Lorenz 96, $n \sim O(10^2)$, $p \sim O(10^2)$)



2. intermediate models

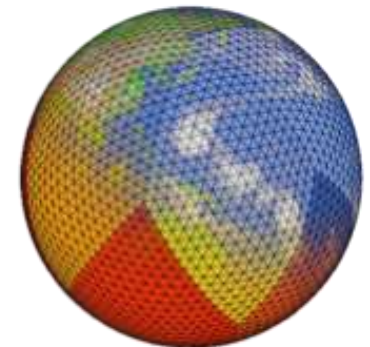
(e.g. SPEEDY, $n \sim O(10^6)$, $p \sim O(10^4)$)

having $n \times n \mathbf{P}^f$ is unaffordable (> 100 Gb) \rightarrow EnKF



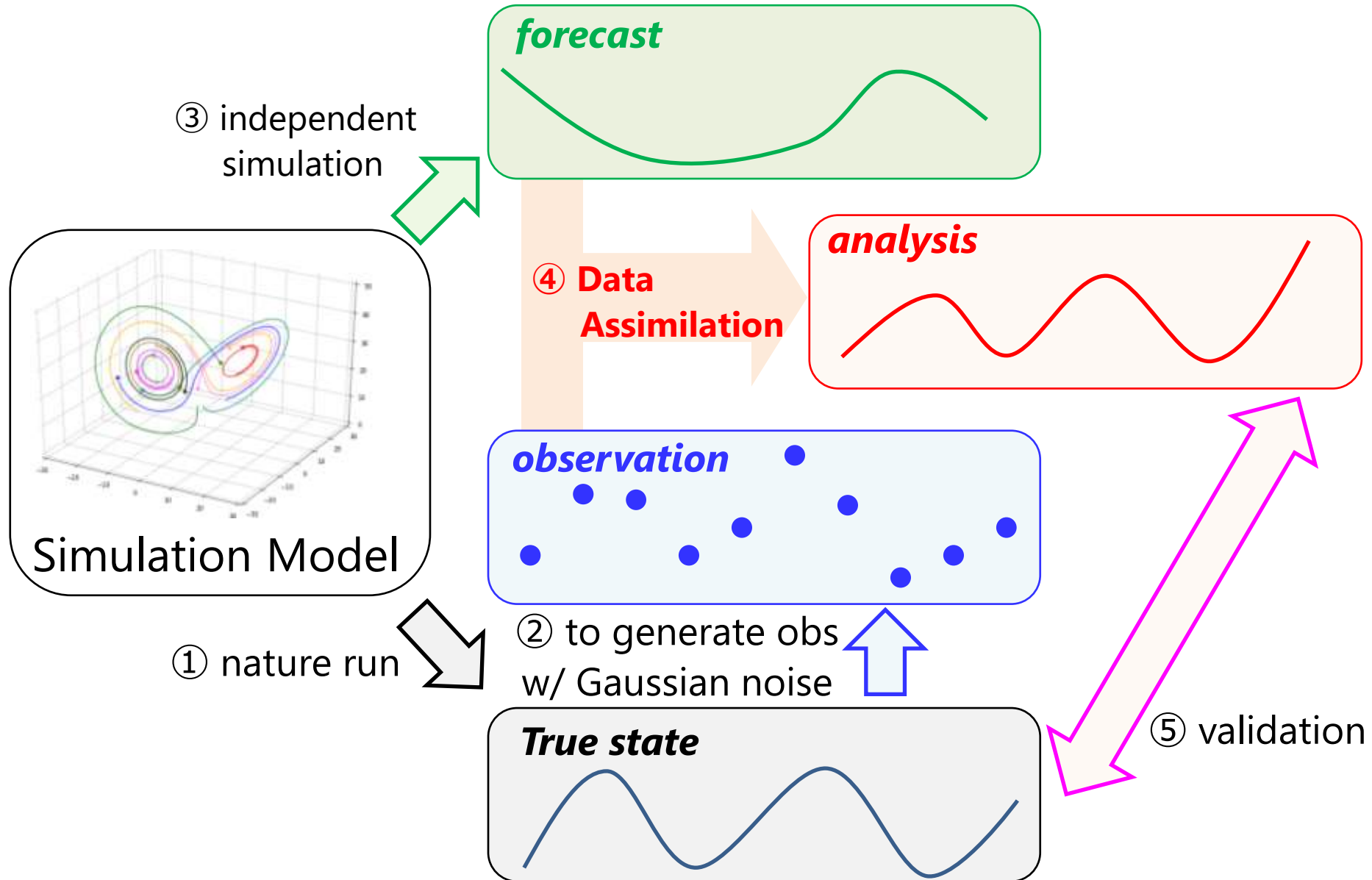
3. realistic models

(e.g. NWP, $n > O(10^8)$, $p > O(10^6)$)



Observing System Simulation Experiment (OSSE)

also known as *Idealized Twin Experiment*



Data Assimilation Study w/ 40-variable Lorenz-96

Lorenz-96 model (Lorenz 1996)

For $j=1, \dots, J$, $X_j = X_{j+J}$

$$dX_j / dt = \underbrace{\left(X_{j+1} - X_{j-2} \right)}_{\text{Advection term}} \underbrace{X_{j-1}}_{\text{Dissipation term}} - \underbrace{X_j}_{\text{Forcing term}} + F$$

Advection term

Dissipation term

Forcing term

力学系モデル・データ同化基礎技術の速習コース

2020年01月31日 小橋峻司
updated 2020/03/19

目的:

簡易力学モデル Lorenz の 40 変数モデル (以下 L96; Lorenz 1996) を使って複数のデータ同化手法を自ら実装し、様々な実験を行う。データ同化システムを実際に、0 からコーディングすることで、力学モデリングやデータ同化に関する実践的な「枕える」基礎技術を体得する。

方法:

以下の課題を自ら実装し、解決していく。使用言語やプラットフォームは問わない。研究室の MTG において、各自が進捗を報告し、問題点を解消していく。質問は MTG の他も、研究室で適宜受け付ける。使用言語については、特に拘りがなければ、行列演算の容易な python が扱いやすい。また、単精度ではなく高精度でコーディングする事、でないとい、既存研究と比較して正しく動作しているか確認できない。

基礎課題:

- L96 を 4 次の Runge-Kutta 法を用いて実装する。パラメータ値 F を色々変え、 $F=8$ の時にカオスとなることを確認する。ここでは、Runge-Kutta はライブラリを用いずに自分でコーディングする事。また、オイラー法など、他の積分スキームと比較してみる
ヒント) まずは、原著論文 Lorenz and Emanuel (1998) の Fig. 1 を再現する。
- パラメータ値 $F=8$ とする。誤差の平均発速率について調べ、0.2 時間ステップを 1 日と定義することの妥当性を確認する。
ヒント) Lorenz (1996) の "error doubling time" の議論をフォローすると良い。データ同化コミュニティでは誤差は通常、root mean square error (RMSE) で評価するので、以後 RMSE で評価すること。
- L96 を 2 年積分し、最初の 1 年分をスピニングアップとして捨てる。後半 1 年分を 6 時間毎に保存し、これを後述とする。Merge-and-Freeze 法などの計算の重い乱数生成はなるべく使わずに、初期値を

5. 3 次元変分法と KF の比較実験を行う。この際、観測分布・観測密度への依存性を調べる。

- EnKF を実装し、KF と比較する。Whitaker and Hamill (2002) による Serial EnSRF, Bishop et al. (2001) による ETKF, Hunt et al. (2007) による LETKF, PO 法などの解法がある。2 つ以上実装すること。
ヒント) 気象分野の EnKF では、上述の手法がよく用いられている。カナダでは PO 法、米国気象局では Serial EnSRF、ドイツ・日本では LETKF など。小規模で研究を進める場合、LETKF を用いた研究をしていくことが想定されるため、LETKF の実装には取り組んで欲しい。

コメント:

三好(2005,2006)を読めば、多くの事は理解できる。また追試を行う際に、どの程度の精度を期待できるのか、参考になる図が掲載されている。実装は式だけ分かれば良いが、KF、EnKF、3次元変分法くらいは、自分でノートに式を書いて学ぶことを薦める。最初的基础が無いと、後で深い研究は出来ない。

免座課題:

- 難易度 C, 研究発展性 B: KF と EnKF の重要なパラメータに、共分散膨張のファクターがある。これまでに手でチューニングしてきたが、観測空間統計を用いることで、この値を動的に推定することが出来る。このアルゴリズムを実装する。Miyoshi (2011) の動的共分散膨張法が実装しやすい。
- 難易度 B, 研究発展性 A: データ同化により、同化される観測のインパクトを評価する手法 (観測インパクト推定) がある。このうち、LETKF との親和性が高い、Ensemble Forecast Sensitivity to Observation (EFSO; Kalnay et al. 2012; Kotsuki et al. 2018) を実装してみる。実際に、EFSO で解析値を改変すると判定された観測を取り除くことで、解析値の RMSE が低下することを確認してみよう。
- 難易度 S, 研究発展性 C: 4 次元変分法を実装し、EnKF と比較する。4 次元変分法には、アジョイントモデルを構築する他、近似的に 40×40 行列の線形モデルを生成する方法もある。もしアジョイントモデルを構築すれば、近似的な線形モデル行列との違いを調べてみるのも面白いかもしれない。
- 難易度 B, 研究発展性 B: 3次元変分法 (3DVAR) の実装。EnKF と STVAR と比較

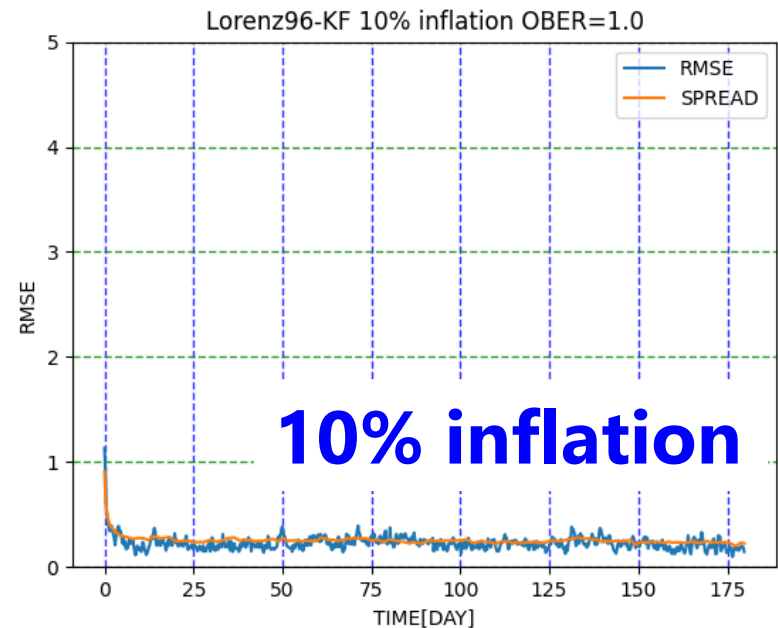
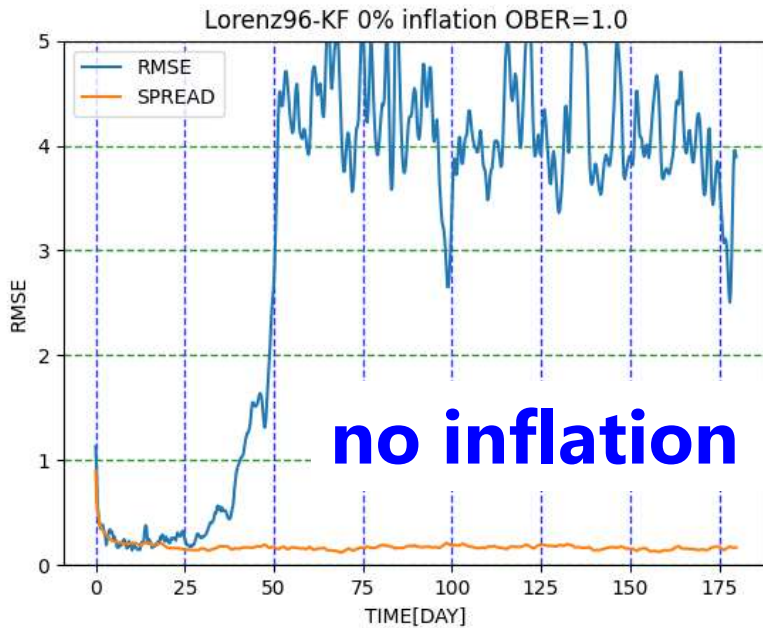
(1) variance inflation (KF, EnKF)

Empirical treatment for variance underestimation due to

- (1) limited ensemble size
- (2) model nonlinearity
- (3) model imperfection

$$\mathbf{P}_{inf}^f = \alpha \times \mathbf{P}^f$$

inflation factor (a tuning parameter)



$$RMSE = \sqrt{\sum (x - x^{tru})^2 / n}$$

$$Spread = \sqrt{tr(\mathbf{P}^f) / n} = \sqrt{\sum \langle (x - x^{tru})^2 \rangle / n}$$

(2) covariance localization (EnKF)

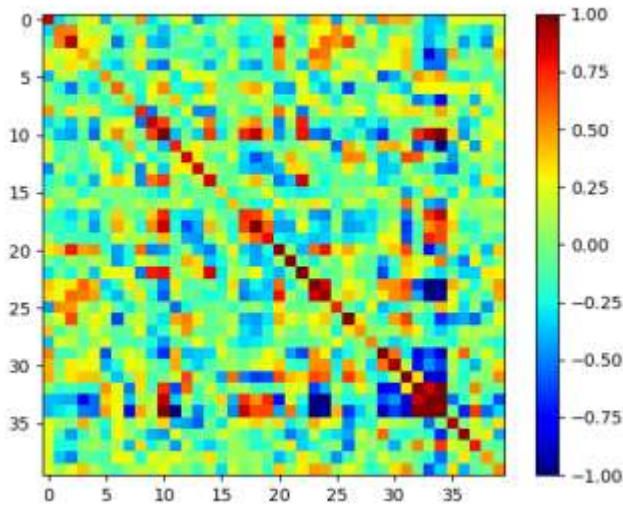
Empirical treatment for

- (1) reducing sampling noise
- (2) increasing the rank

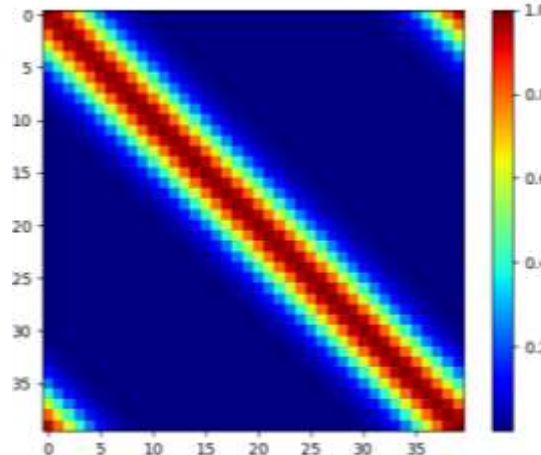
$$\mathbf{P}^f \rightarrow \boldsymbol{\rho} \circ \mathbf{P}^f$$

\circ : Schur product

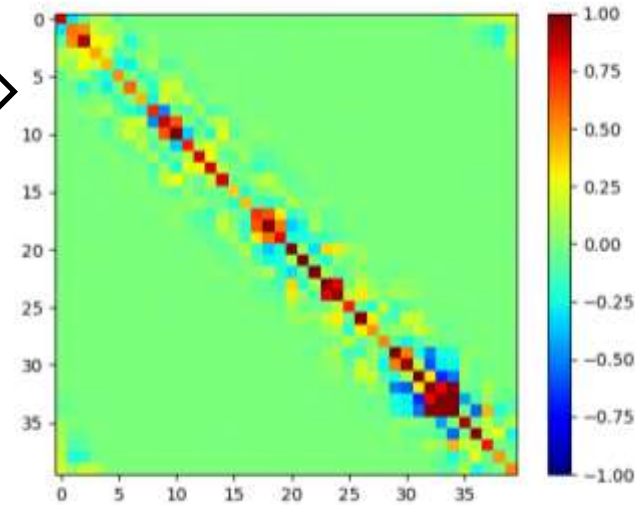
$$\mathbf{P}^f \approx \frac{1}{m-1} \delta \mathbf{X}^f (\delta \mathbf{X}^f)^T$$



localization
 $\boldsymbol{\rho}$



$$\boldsymbol{\rho} \circ \mathbf{P}^f$$



まとめ

- データ同化について概念的説明
- 観測インパクト推定
- データ同化と機械学習の併用
- 設計に活かすデータ同化(私見)
- データ同化の学習方法



Thank you for your attention!

Presented by Shunji Kotsuki
(shunji.kotsuki@chiba-u.jp)

Further information is available at
Lab: <https://kotsuki-lab.com/>
Personal: <http://www.kotsuki-shunji.com/>