



極端現象と気候変動の関係を 迅速に推定する新手法 ～統計的アプローチによるイベント・アトリビューション～

高橋千陽

極端気象アトリビューションセンター (WAC Japan)
東京大学大気海洋研究所

Takahashi et al. 2025, A new statistical method of rapid event attribution for probability of extreme events: Applications to heatwave events in Japan.

<https://iopscience.iop.org/article/10.1088/2752-5295/ade1f3>

異常気象分析検討会@気象庁, 令和8年3月3日(火)

極端気象アトリビューションセンター(WAC)



Weather
Attribution
Center Japan

極端気象アトリビューションセンター

<https://weatherattributioncenter.jp>

日本に特化した迅速EAの新手法
(Takahashi et al. 2025)を採用

- ✓ 有志の研究者グループによる**独自ブランド**
- ✓ **文科省気候変動予測先端研究プログラム**と連携
- ✓ 極端現象発生の数日～1週間程度で分析結果を公開
- ✓ 分析結果を「見える化」
- ✓ メディアに情報を通知

日本の気候の独自性
外国の手法が適用できない

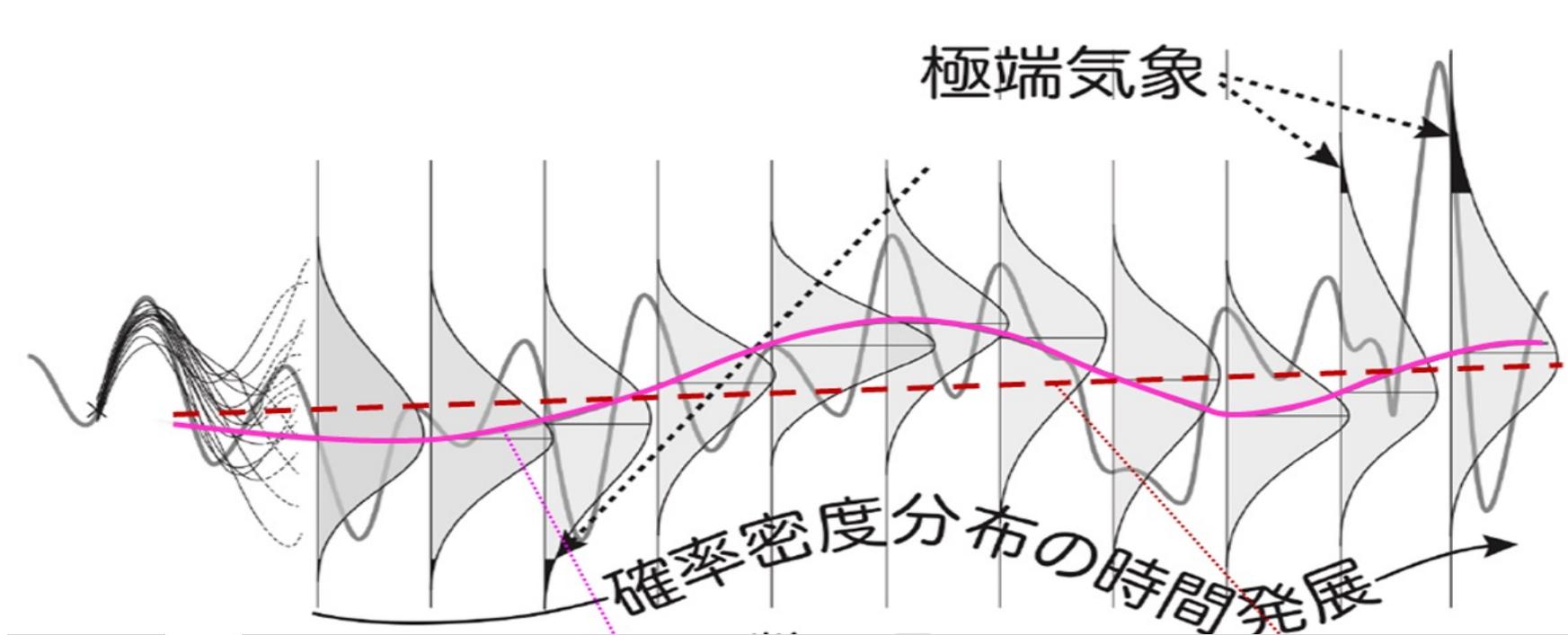
- ✓ 日本は海に囲まれた小さな島国
- ✓ 日本特有の極端現象のメカニズム
- ✓ **海の影響が無視できない**

温暖化の影響を示すだけでは不十分
ENSOなどの自然変動の影響についても
説明が必要

日本独自の手法を開発

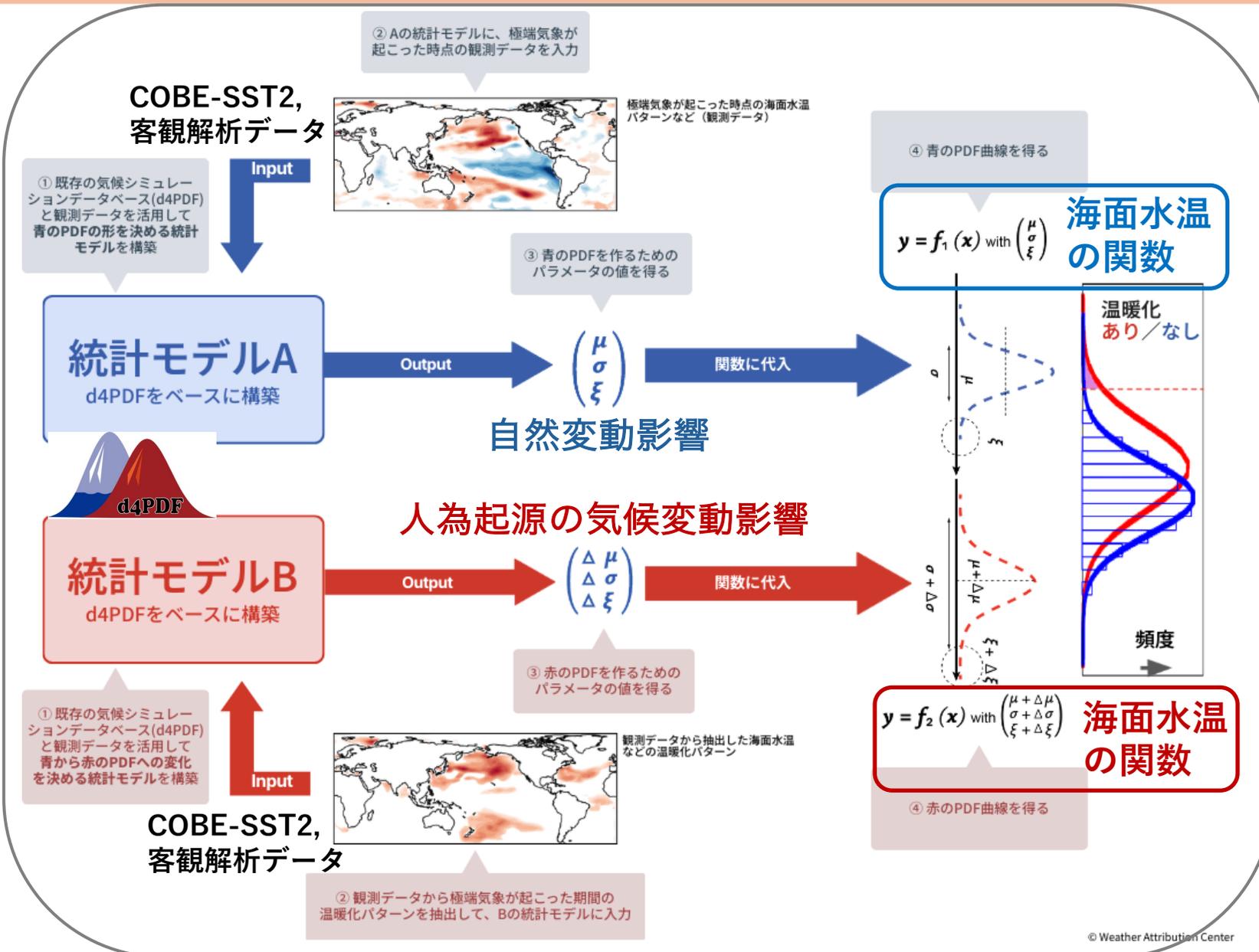
これまで検討会で採用されてきた**d4PDFベースの予測型EAの結果**
と遜色ない結果を統計的EAで得られる

WACの統計的EA手法とは？



年ごとに変化する確率密度関数 (PDF) の平均・分散・歪度が全て海面水温偏差の関数として表現されると仮定

WACの統計的EA手法の概念図



確率的迅速EA

- 既存のd4PDFデータベース及び観測データのみを使用し、新たなシミュレーションは不要
- 人為起源の気候変動影響なし/ありの2つのPDFの形を決めるパラメータを推定する。
- 極端現象が発生した背景の海洋と関連する自然内部変動の影響も評価出来る
- 発生から数日~1週間以内に結果が得られる。

手法の流れ

Step1. **イベントの定義**

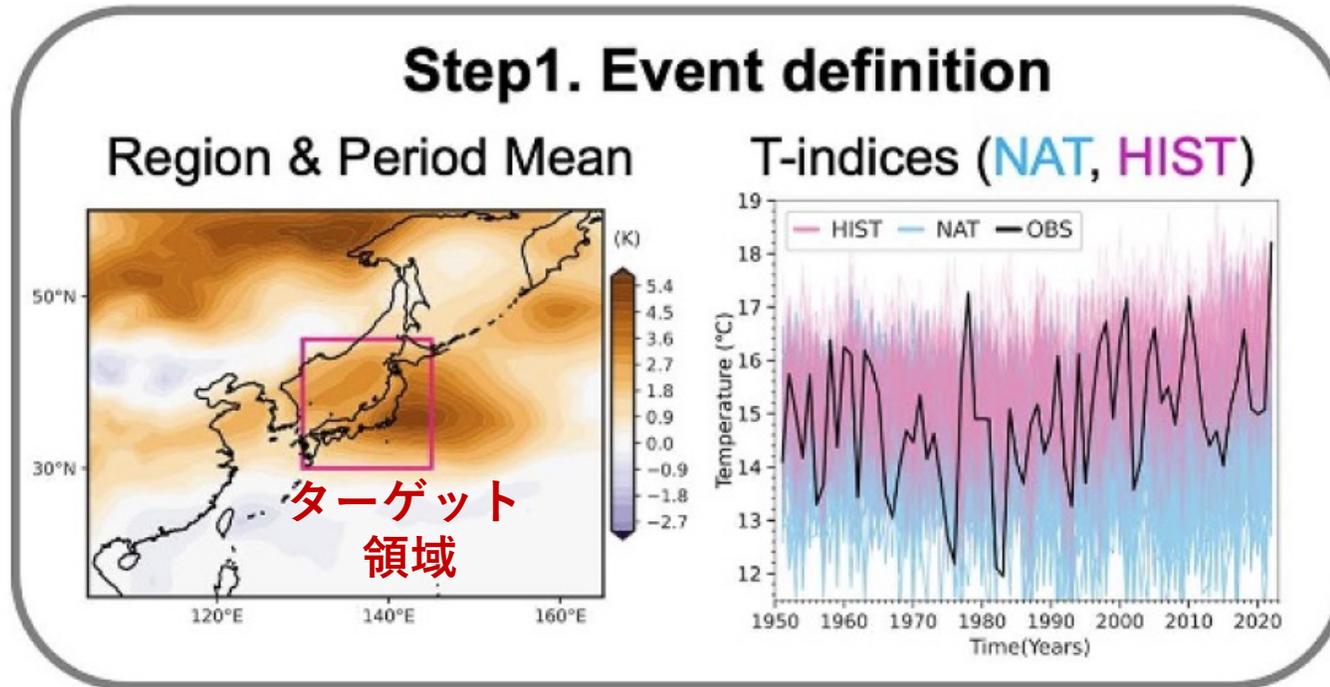
Step2. 確率密度分布のパラメータ計算
ラージアンサンプルベース (LE)

Step3. **自然変動影響**の統計モデル構築
非温暖化(NAT)パラメータ, PDF_{NAT} 推定

Step4. **人為起源の気候変動影響**の統計モデル構築
現在気候(HIST)パラメータ, PDF_{HIST} 推定

Step5. 極端イベントの発生確率, 発生確率比,
FAR(Friction of Attributable risk)の推定

Step1: 極端イベントの定義



➤ 変数, 平均領域, 平均期間の決定

極端イベント: 観測された領域、期間平均気温 (T850など) がextremeの閾値を満たす場合 (再現期間が30年に1度など)

➤ 気温 (T) インデックス作成

- d4PDFのラージアンサンプル(LE)実験データの非温暖化 (NAT), 現在気候(HIST)を使用
- 1951年～ターゲット年以前までイベントと同じ領域・期間で作成

Step2: 確率密度分布のLEベースパラメーター

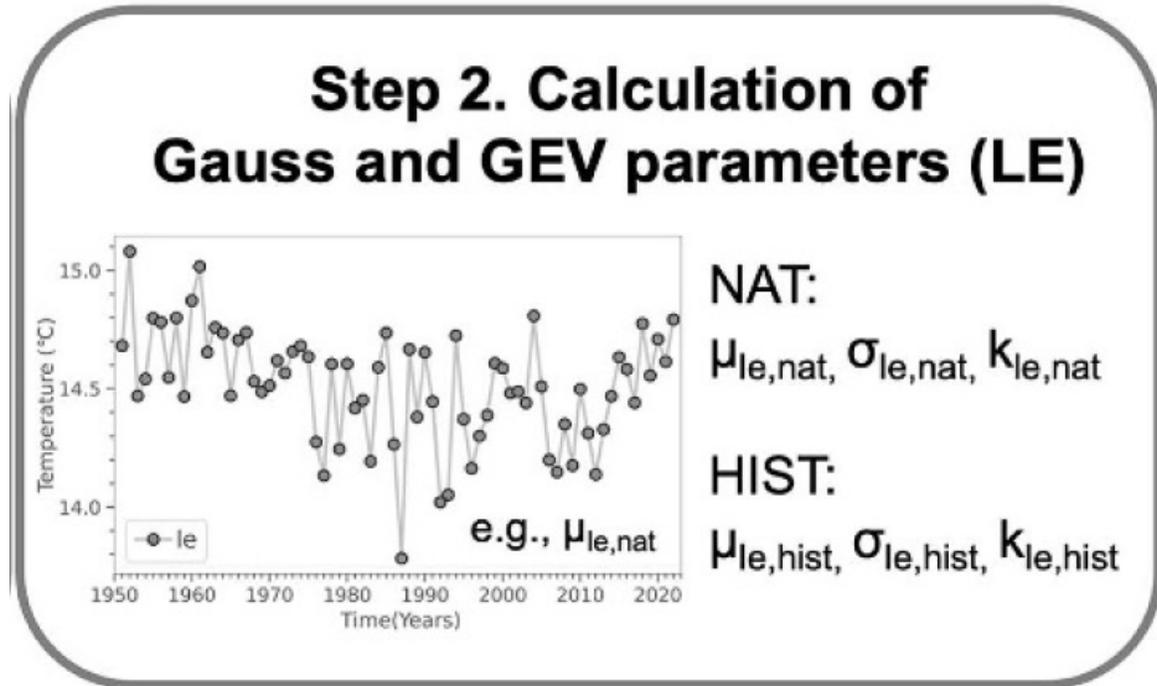
Tインデックスは、ガウス分布かGEV分布に従うと仮定

ガウス分布 (μ, σ)

$$P(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right]$$

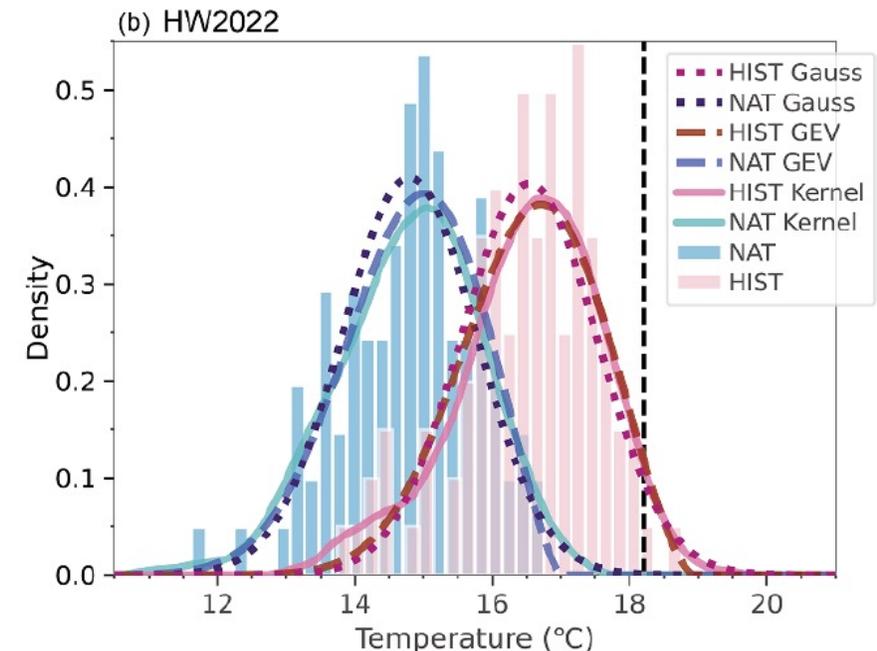
一般化極値(GEV)分布 (μ, σ, κ)

$$P(x) = \exp\left[-\left(1+k\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^{-1/\kappa}\right]$$



Tインデックス (LE)を、ガウス分布かGEV分布にフィッティングし、NATとHISTの各パラメーターの時系列を求める。

- μ : location parameter (\sim mean)
- σ : scale parameter (\sim standard deviation)
- k : shape parameter (\sim skewness)



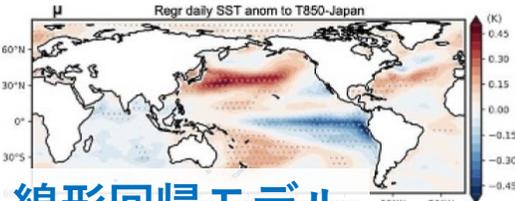
Step3: 自然変動影響の統計モデル構築

NAT パラメーター, PDF_{NAT} 推定

SSTと大気変数による
重回帰推定

Step 3. Estimation of parameters (STAT) for NAT

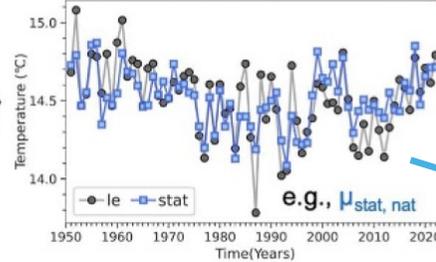
Regr. to NAT LE params



線形回帰モデル

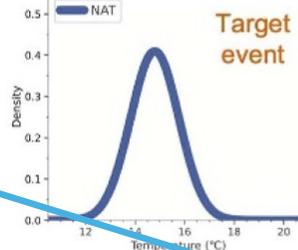
$\mu_{le,nat}$ $\sigma_{le,nat}$ $k_{le,nat}$

Estimation of
NAT STAT params

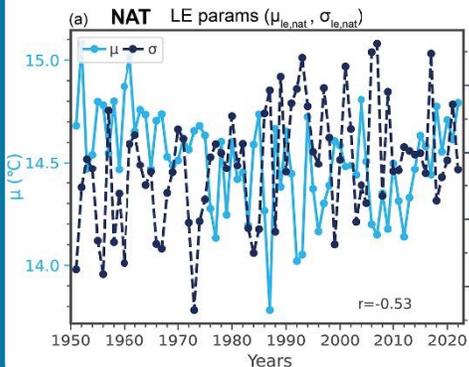


$\mu_{stat,nat}$, $\sigma_{stat,nat}$, $k_{stat,nat}$

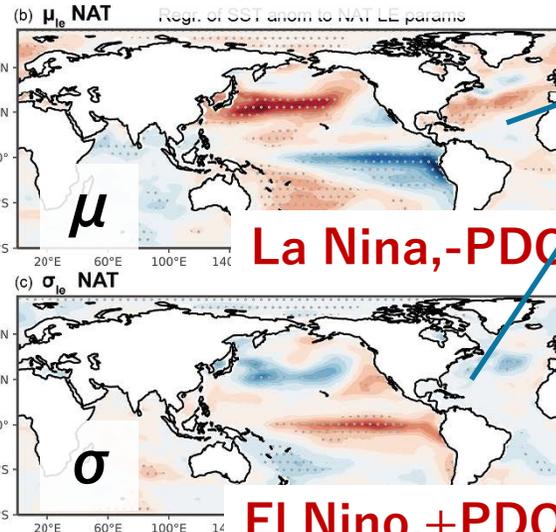
Estimated NAT PDF



LE パラメータ



SST回帰パターン

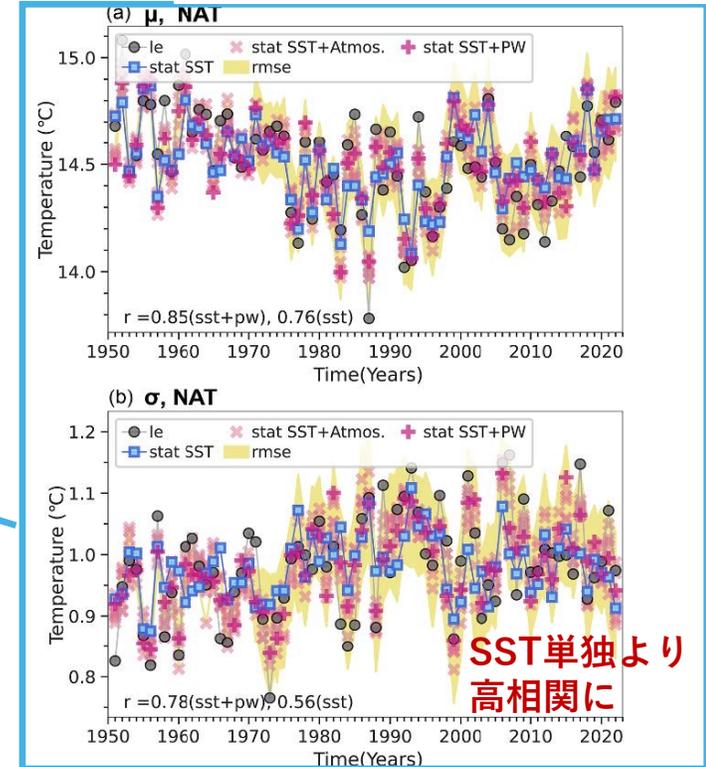


La Nina, -PDO-like

El Nino, +PDO-like

大気・海洋の主要
内部変動モード

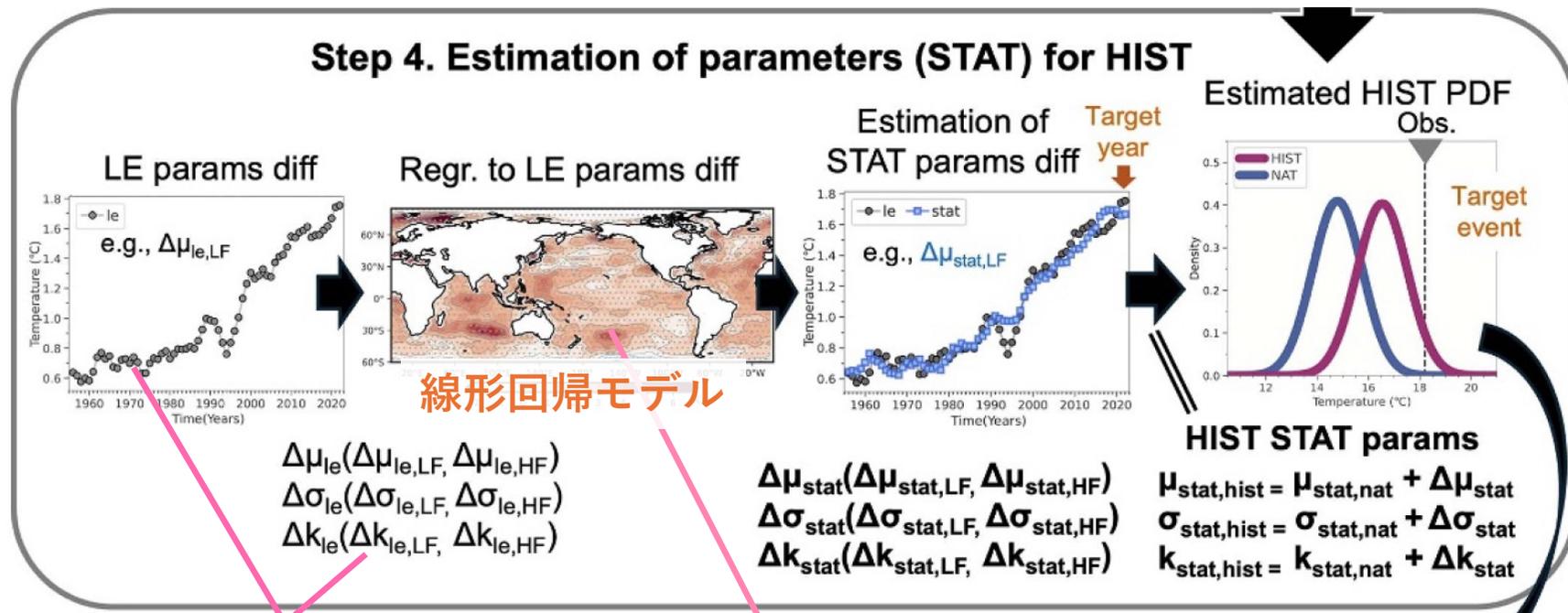
- NATの各 LEパラメーター時系列に対し, SST観測値と客観解析データの代表的な大気変数(PW, 下層水蒸気量, Z, OLR等)の線形回帰パターン作成
- ターゲット年の観測値 (SST等) を各線形回帰モデルに射影してターゲット年のパラメーター (STAT) と PDF_{NAT} を推定



SST単独より
高相関に

Step4: 人為起源の気候変動影響の統計モデル構築

HIST パラメーター, PDF_{HIST} 推定



LEパラメータ変化量 (Δ) を計算

$$\begin{aligned} \Delta\mu_{le} &= \mu_{le,hist} - \mu_{le,nat} \\ &= \underbrace{\Delta\mu_{le,LF}} + \underbrace{\Delta\mu_{le,HF}} \end{aligned}$$

長周期成分(LF) 年々変動成分(HF)

前5年移動平均 前5年偏差

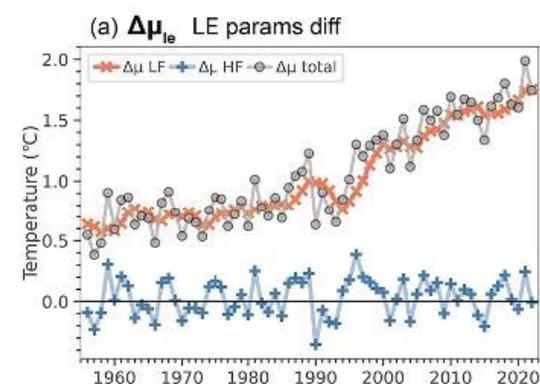
$\Delta\mu$ 時系列に対し, SST観測値と客観解析データの大気変数の線形回帰パターン作成 (各成分ごと)

LEパラメータ変化 Δ に対するSST線形回帰パターンの例

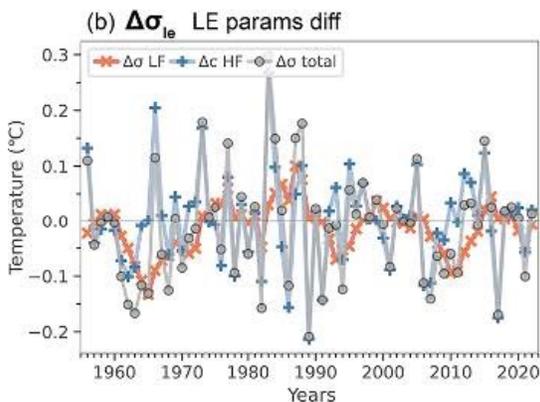
長周期成分(LF)

年々変動成分(HF)

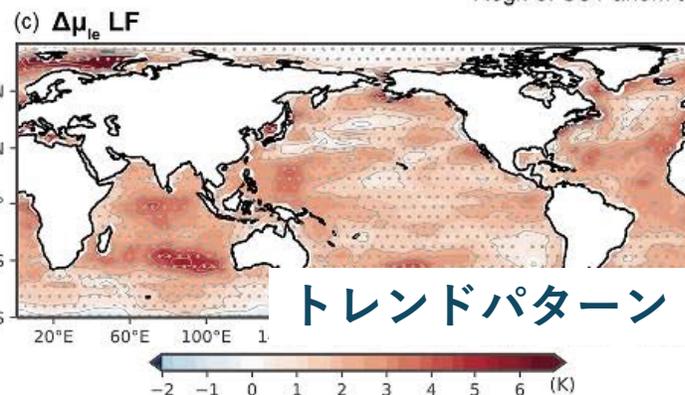
$\Delta\mu$



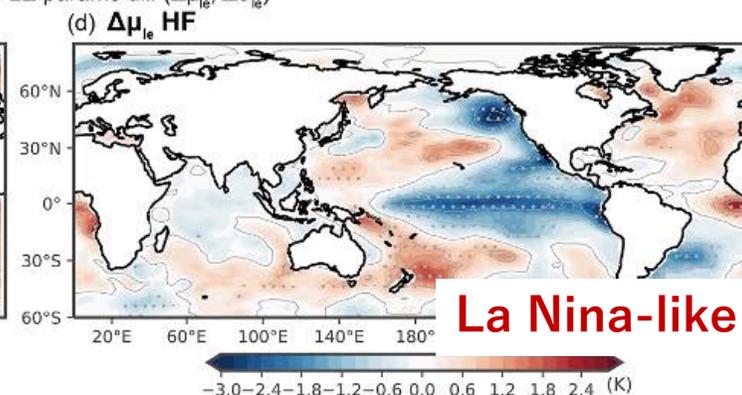
$\Delta\sigma$



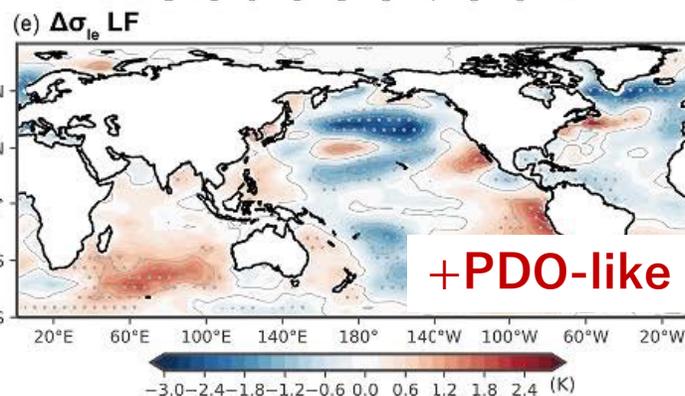
Regr. of SST anom to LE params diff ($\Delta\mu_{le}$, $\Delta\sigma_{le}$)



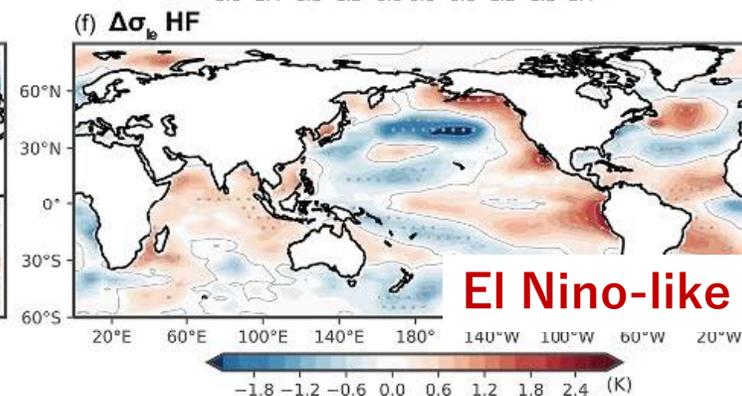
トレンドパターン



La Nina-like



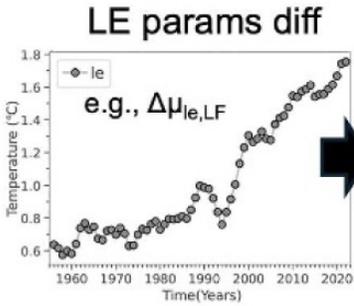
+PDO-like



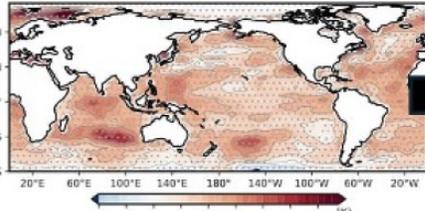
El Nino-like

パラメータ変化 Δ も大気海洋の主要内部変動モードと高い相関

Step 4. Estimation of parameters (STAT) for HIST

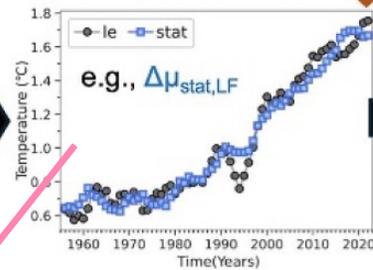


Regr. to LE params diff



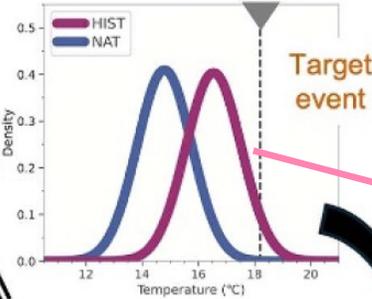
$$\begin{aligned} &\Delta\mu_{le}(\Delta\mu_{le,LF}, \Delta\mu_{le,HF}) \\ &\Delta\sigma_{le}(\Delta\sigma_{le,LF}, \Delta\sigma_{le,HF}) \\ &\Delta k_{le}(\Delta k_{le,LF}, \Delta k_{le,HF}) \end{aligned}$$

Estimation of STAT params diff



$$\begin{aligned} &\Delta\mu_{stat}(\Delta\mu_{stat,LF}, \Delta\mu_{stat,HF}) \\ &\Delta\sigma_{stat}(\Delta\sigma_{stat,LF}, \Delta\sigma_{stat,HF}) \\ &\Delta k_{stat}(\Delta k_{stat,LF}, \Delta k_{stat,HF}) \end{aligned}$$

Estimated HIST PDF



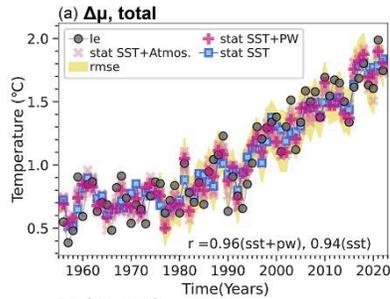
HIST STAT params

$$\begin{aligned} \mu_{stat,hist} &= \mu_{stat,nat} + \Delta\mu_{stat} \\ \sigma_{stat,hist} &= \sigma_{stat,nat} + \Delta\sigma_{stat} \\ k_{stat,hist} &= k_{stat,nat} + \Delta k_{stat} \end{aligned}$$

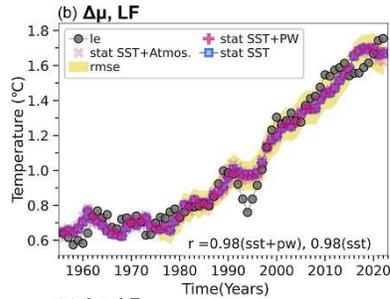
HISTのPDFは,NATのPDFを $\Delta\mu_{stat}$ と $\Delta\sigma_{stat}$ の量だけシフト, 変形

$\Delta\mu$

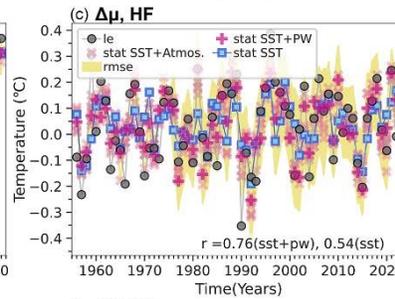
LF+HF



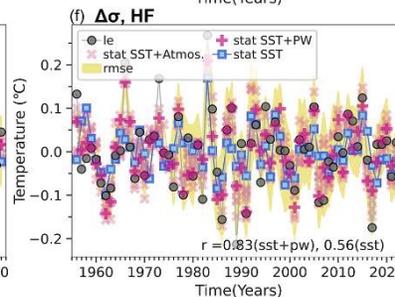
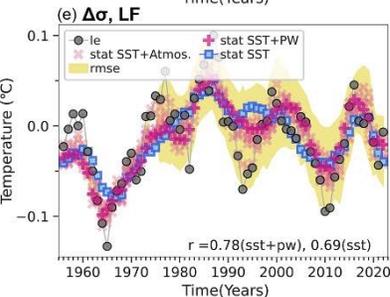
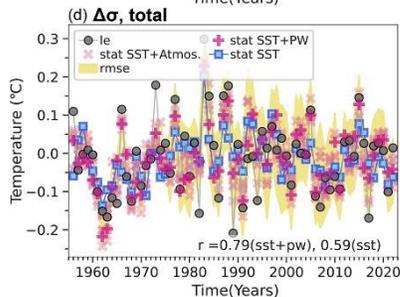
LF



HF



$\Delta\sigma$



SSTと大気変数による重回帰推定

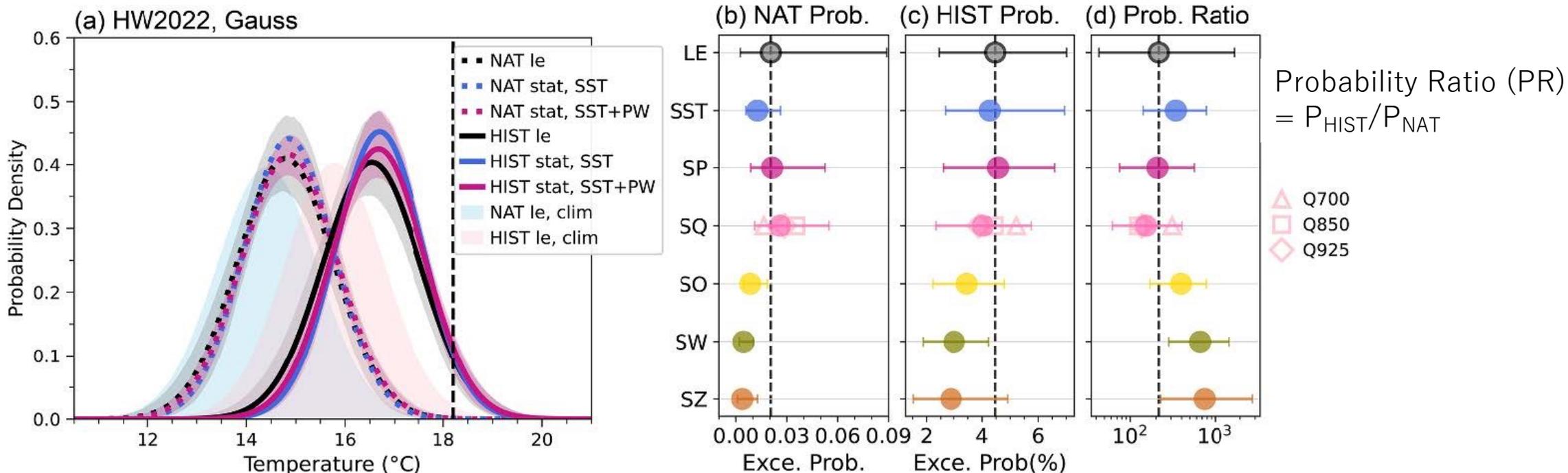
ターゲット年の観測SST/客観解析データを各線形回帰モデルに射影してターゲット年のパラメーター差分 ($\Delta\mu_{stat,LF}$, $\Delta\mu_{stat,HF}$, $\Delta\sigma_{stat,LF}$, $\Delta\sigma_{stat,HF}$) を推定

Step5: 極端イベントの発生確率 発生確率比, FAR推定

LE: LEベースの従来法
 SP: SST+可降水量
 SQ: SST+下層水蒸気量
 SO: SST+OLR
 SW: SST+ ω 500
 SZ: SST+Z500

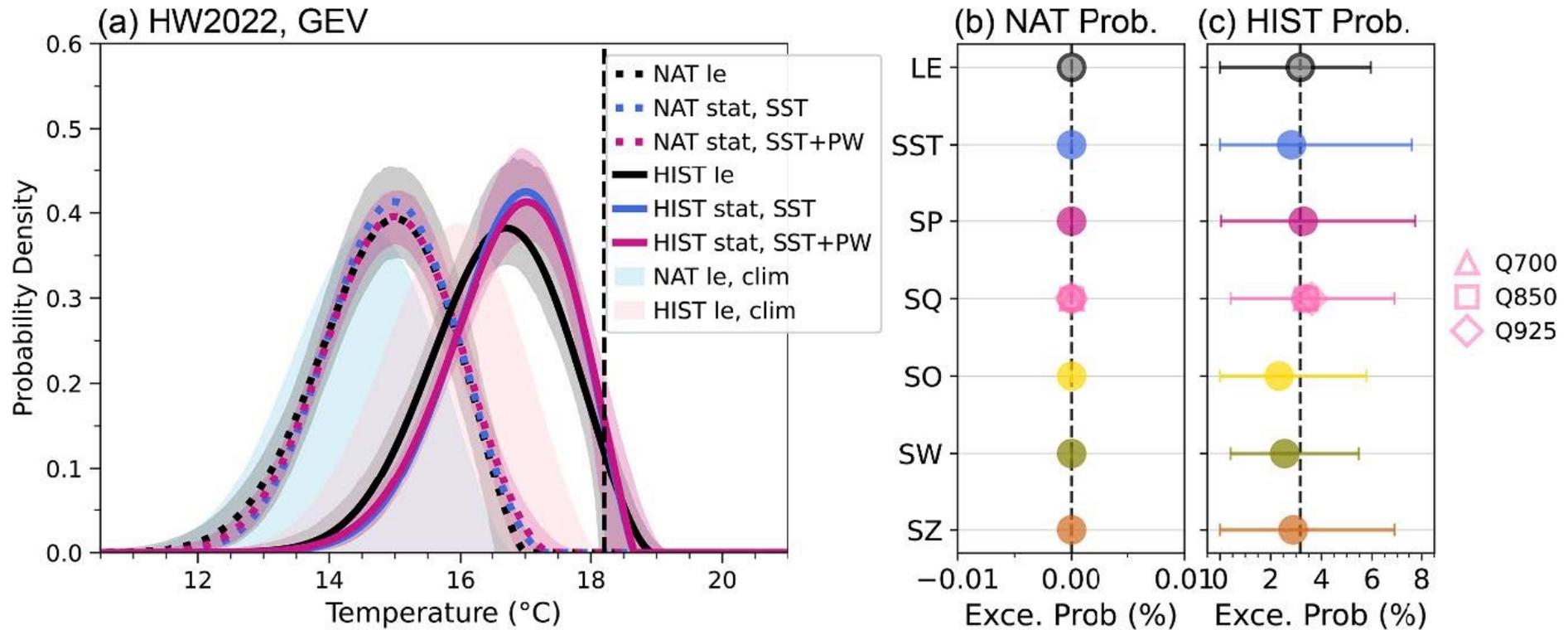
ガウス分布推定

[30-45N, 130-145E], Jun.24-Jul.3, 2022



- 推定されたPDF、発生確率、PRの信頼区間はLEベースの信頼区間内に収まり、**統計的手法の信頼性**を示唆
- **大気応答成分（可降水量, 下層水蒸気量）の重回帰により推定精度が向上**

GEV分布推定



- 推定された発生確率の信頼幅は、LEベースの信頼幅に必ずしも収まっていない。
- GEV分布は shape パラメータの不確実性が加わり、極値付近における推定精度に影響を及ぼす。

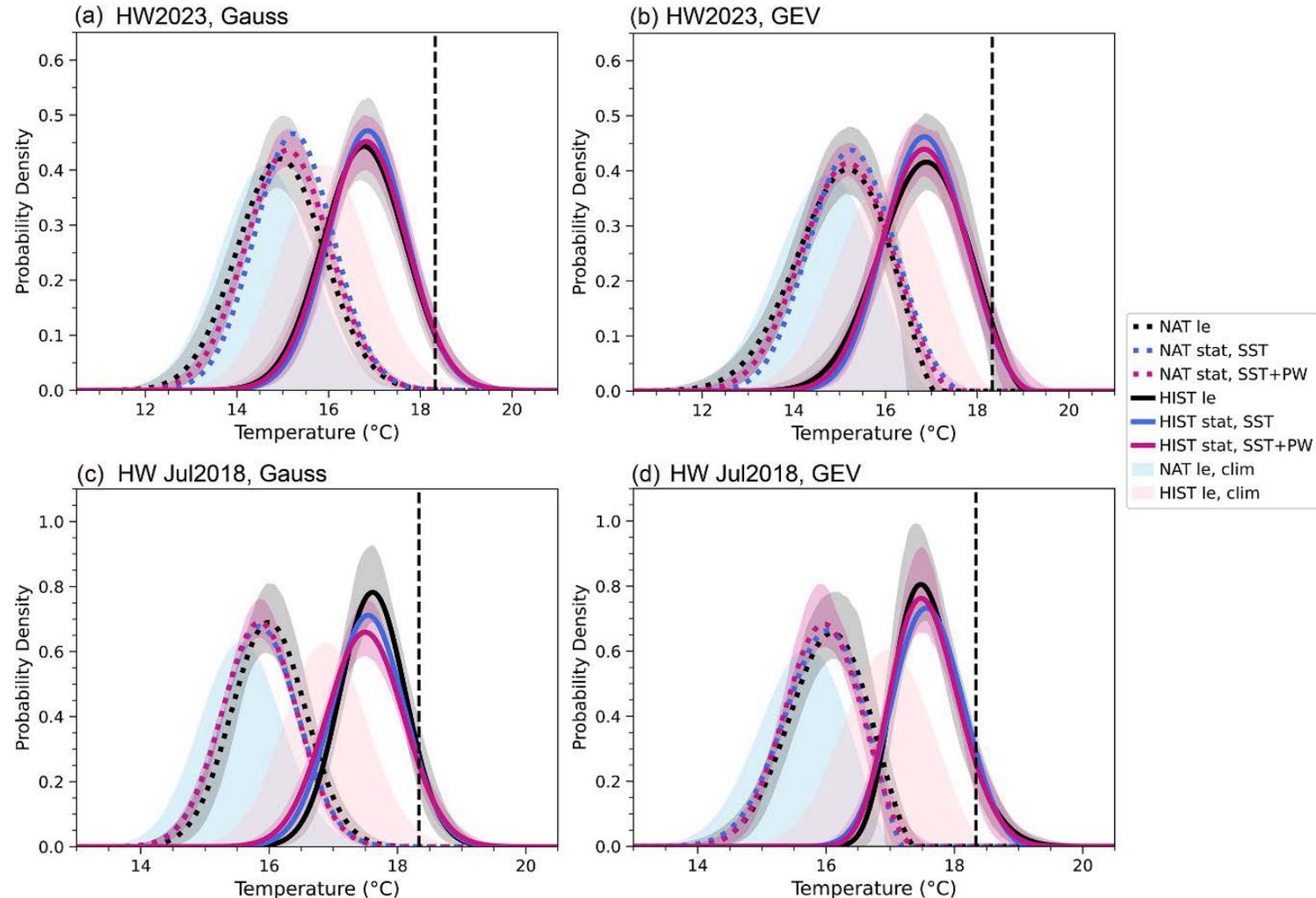
日本の熱波事例への適用結果

HW2023

2023年7月下旬から8月上旬の北日本

Gauss

GEV



HW2018

2018年7月の日本全域

従来法と比較しても遜色なく信頼性の高い推定結果

まとめ

- 極端気象の発生確率に対する**自然変動と人為的気候変動の影響**を**迅速に推定**できる新しい統計的EA手法を開発した。
- 既存の気候シミュレーションデータベースや観測データを用いて、極端現象の発生確率を求める**統計モデルを構築**し、日本の極端高温の発生確率を**精度良く推定**できる。
- 日本域気温の**確率分布関数のパラメーターが大気・海洋自然内部変動の主要モードと密接な関連**がある事が分かった。
- 本手法は、大雨や世界各地の**様々な極端事例への応用**が期待される。

日本の大雨事例に対する統計的EA手法を開発中