気候変動リスク情報創生プログラム
C:気候変動リスク情報の基盤技術開発

領域課題(i) 気候変動リスクの評価の基盤となる確率予測情報の創出

大楽浩司

防災科学技術研究所

サブ課題(a):大楽浩司 防災科学技術研究所
サブ課題(b):上野玄太 統計数理研究所
サブ課題(c): 芳村圭 東京大学大気海洋研究所

達成目標

1）ある排出シナリオ下で、気候モデルアンサンブル実験と統計手法を組み合わせることによって、気候シナリオ実験の不確実性を確率的に表現した基盤情報を創出すること

2）最適化されたアンサンブル数値実験と統計科学による適切なサンプリング手法の最適な組み合わせにより、非現実的な多大な計算機資源を使用しない極端事象の確率的評価手法を開発すること

気候変動リスク情報創生プログラム

気候変動リスク情報の基盤技術開発

領域課題(i)「気候変動リスクの評価の基盤となる確率予測情報の創出」

◆気候シナリオ実験の不確実性を確率的に表現した基盤情報の創出
◆非現実的な多大な計算機資源を使用しない極端事象の確率的評価手法の開発

サブ課題(a)

アンサンブル予測技術と予測実験の最適化手法の開発

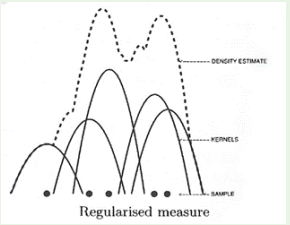
サブ課題(b)

気候変動予測データの統計学的手法の開発

高頻度事象の確率分布情報　1年に数回以上起こる現象

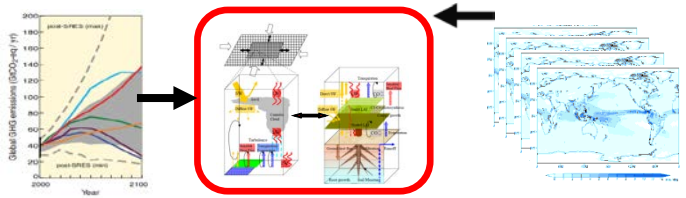
・気候シナリオ実験の収集・整理・信頼性評価（ii)-aと連携）
・高頻度事象の確率分布情報の創出

・アンサンブル実験の統計解析
・高頻度事象の確率分布創出手法の理論的整理・妥当性の検証

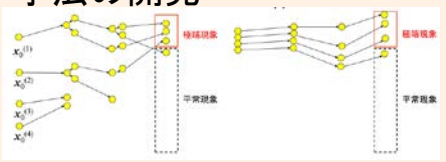


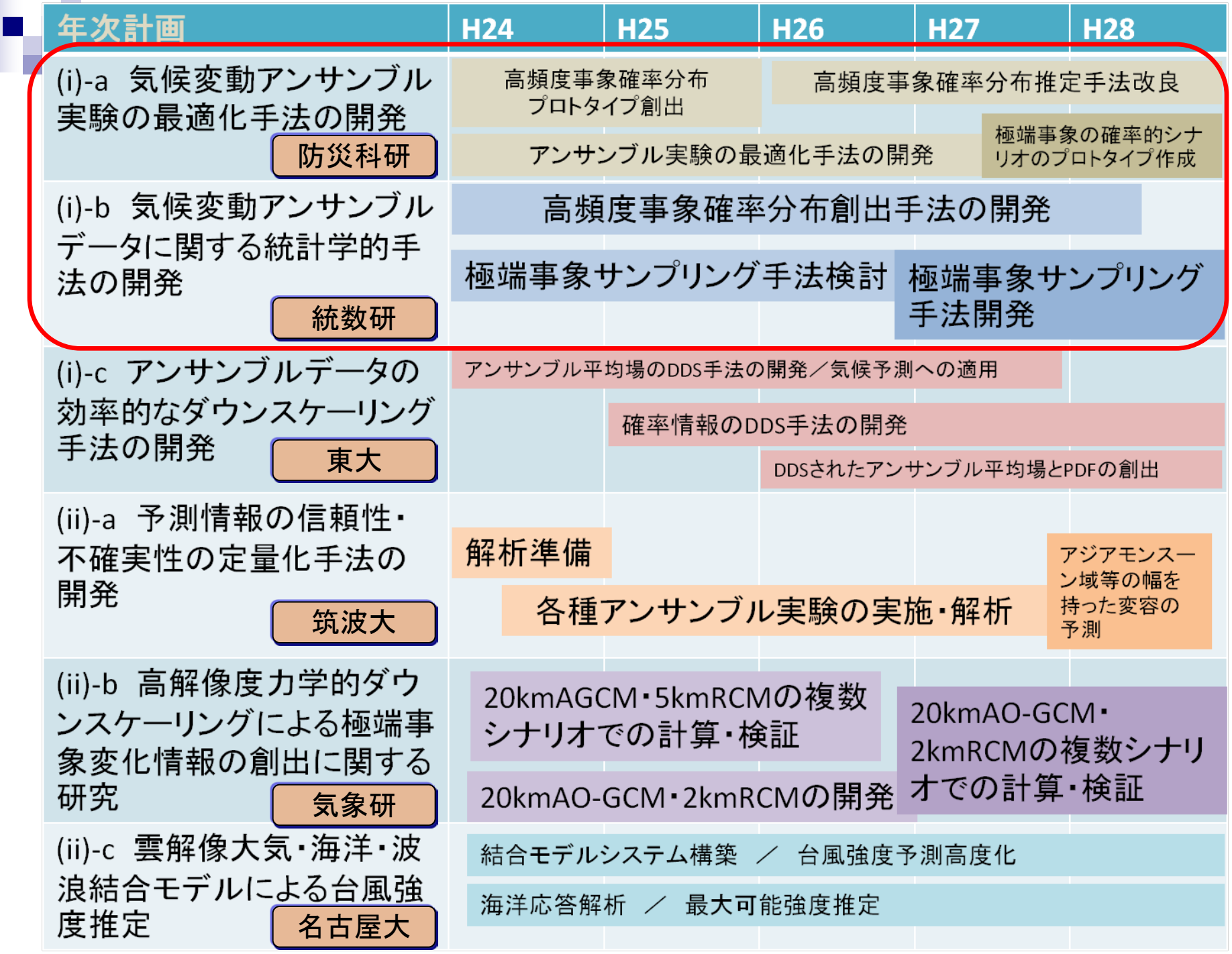
低頻度事象の確率分布情報　数十年～200年に1回の稀な現象

・アンサンブル実験の最適化手法開発（ii)-a, bと連携）＆ 全球・地域気候モデルによるアンサンブル実験（i)-c, ii)-bと連携）
・低頻度事象の確率分布のプロトタイプ創出



・アンサンブル実験の最適化手法の開発（ii)-a, bと連携）
・高度の統計科学・機械学習の手法や確率台風モデルによる極端事象のサンプリング手法の開発
　－粒子フィルタ・アンサンブルカルマンフィルタ
　－マルコフ連鎖モンテカルロ法等

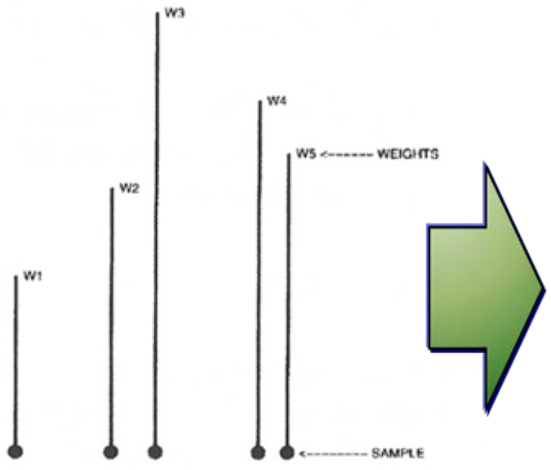


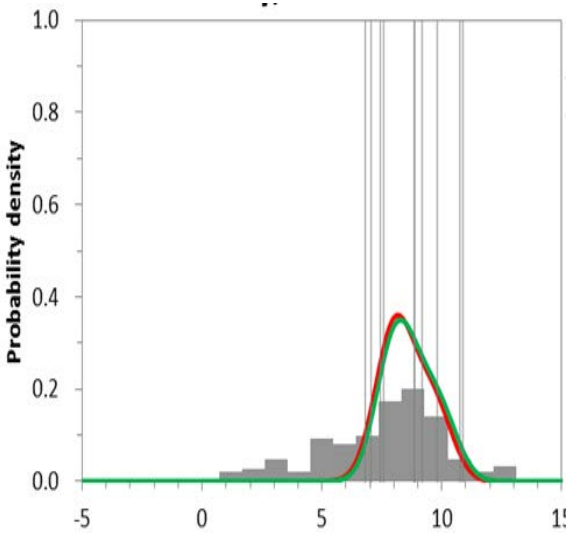

年次計画
H24
H25
H26
H27
H28
(i)-a 気候変動アンサンブル実験の最適化手法の開発
防災科研
高頻度事象確率分布プロトタイプ創出
高頻度事象確率分布推定手法改良
アンサンブル実験の最適化手法の開発
極端事象の確率的シナリオのプロトタイプ作成
(i)-b 気候変動アンサンブルデータに関する統計学的手法の開発
統数研
高頻度事象確率分布創出手法の開発
極端事象サンプリング手法検討
極端事象サンプリング手法開発
(i)-c アンサンブルデータの効率的なダウンスケーリング手法の開発
東大
アンサンブル平均場のDDS手法の開発／気候予測への適用
確率情報のDDS手法の開発
DDSされたアンサンブル平均場とPDFの創出
(ii)-a 予測情報の信頼性・不確実性の定量化手法の開発
筑波大
解析準備
各種アンサンブル実験の実施・解析
アジアモンスーン域等の幅を持った変容の予測
(ii)-b 高解像度力学的ダウンスケーリングによる極端事象変化情報の創出に関する研究
気象研
20kmAGCM・5kmRCMの複数シナリオでの計算・検証
20kmAO-GCM・2kmRCMの開発
20kmAO-GCM・2kmRCMの複数シナリオでの計算・検証
(ii)-c 雲解像大気・海洋・波浪結合モデルによる台風強度推定
名古屋大
結合モデルシステム構築 ／ 台風強度予測高度化
海洋応答解析 ／ 最大可能強度推定

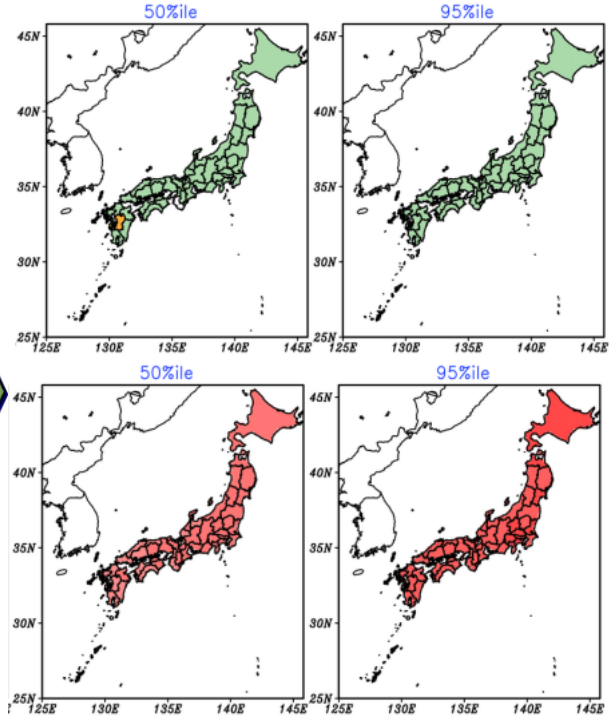
高頻度事象の確率分布情報の最終成果イメージ

1年に数回以上起こる現象

ある社会経済シナリオ下で、今後〇〇（30/100）年に
△△℃（mm/day）以上気温（降水量）が増加する確率







アンサンブル実験
の性能評価

重み評価に基づく
確率分布推定

将来変化シナリオ
の確率マップ

気候シナリオ実験の不確実性を確率的に表現した基盤情報の創出と公開

回帰モデル

- ✓ モデル誤差や観測誤差を予め設定不要
- ✓ エミュレータの構築不要
- ✓ 他地域・他物理量への適用や空間詳細化への応用が容易

$$y_t = \beta_0 + \sum_{n=1}^{N} \beta_n x_t^{(n)} + w_t,$$

$$w_t \sim N\left(0, \sigma^2\right)$$

分散は時刻 t に依存しないとする

β の推定:
正則化最小二乗法
(リッジ回帰)

$$J = \sum_{t=1}^{T} \left(y_t - \beta_0 - \sum_{n=1}^{N} \beta_n x_t^{(n)} \right)^2 + \gamma \sum_{n=0}^{N} \beta_n^2$$

- 回帰係数βの絶対値が大きくならない
- 説明変数間の多重共線性の回避策

γ, N の選択:
クロスバリデーション

$$\mathrm{CV} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} \left(y_t - \hat{\beta}_0^{(-t)} - \sum_{n=1}^{N} \hat{\beta}_n^{(-t)} x_t^{(n)} \right)^2$$

- yt を用いずにβを推定し、yt と比較

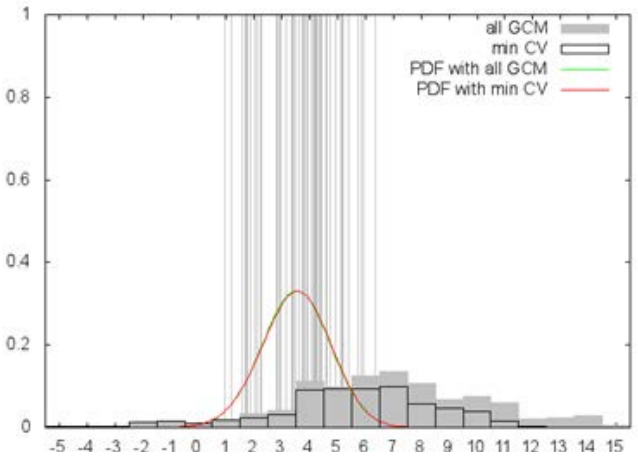
現在気候と将来気候の確率分布推定

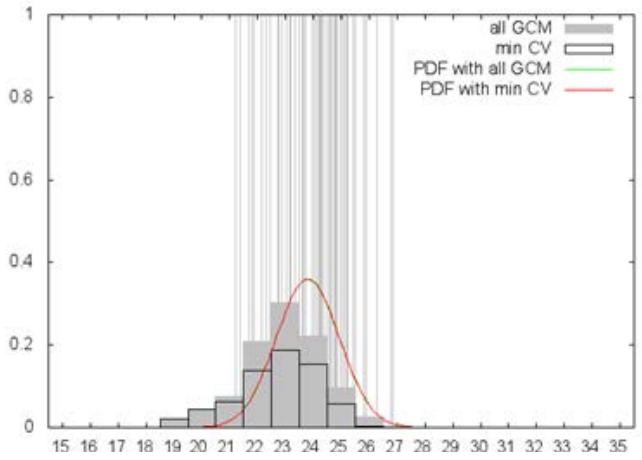
観測データ:
CRU_TS3.22&U of Delaware

現在・将来気候:
CMIP3 SRES A1b 21モデル

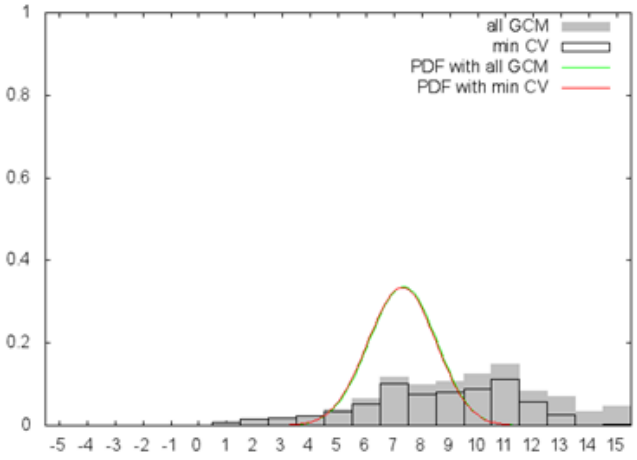
1月　　2m気温(℃)　　7月　　東京

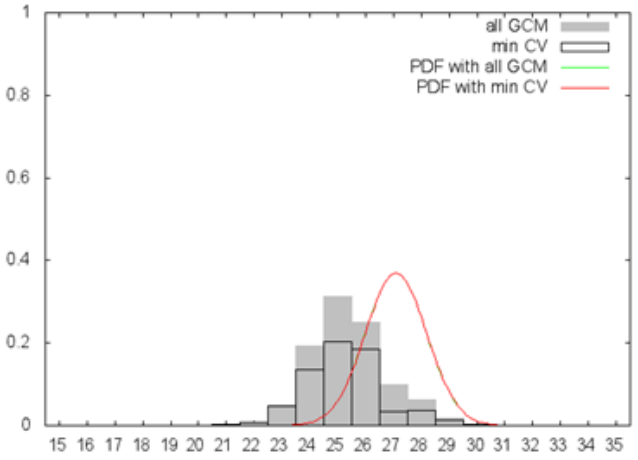
1969-1998





2069-2098

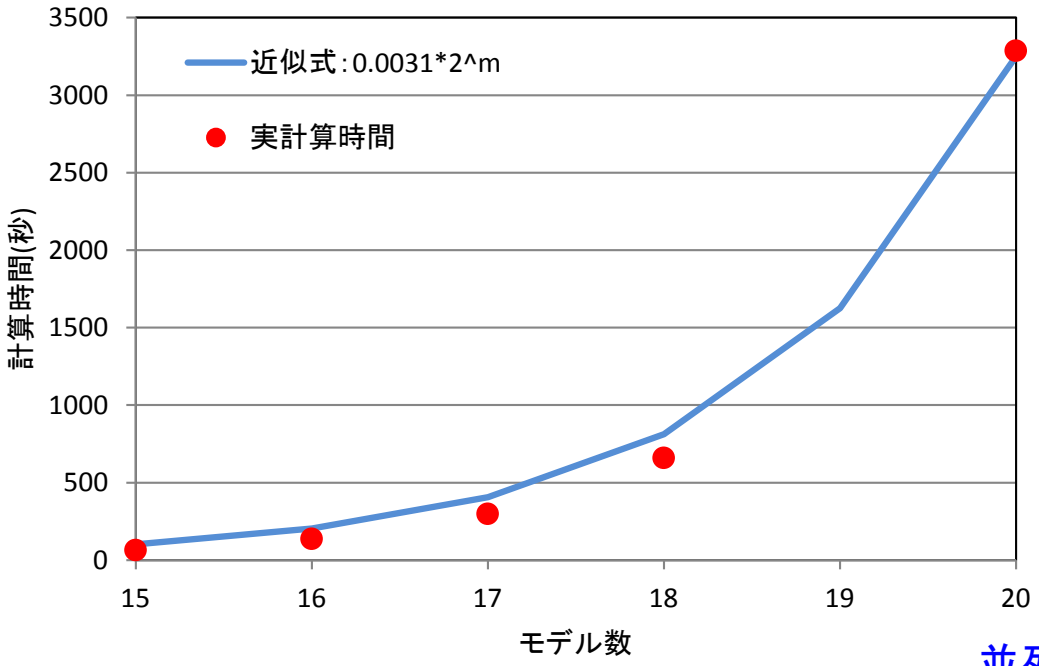




現在気候の評価から各モデルの重みを算出し、将来気候の確率分布情報を創出

データの大規模化（モデル数、解析年数、時空間解像度）

気候モデルアンサンブルデータの解析時間
@DIAS（1コアでの解析）



近似式を元に計算時間を推定すると・・・
25モデル：1.2日
30モデル：38.5日
35モデル：1232.8日（約3.4年）

・**リッジ回帰**では、説明変数として使用するモデルの選択が総当り計算
→ モデル数の増加に伴い**組み合わせ的に（2のN乗で）計算量が増加**

計算時間とモデル数の関係

モデル数	計算時間(sec)	計算時間(min)
15	63.2	1.1
16	137.0	2.3
17	298.9	5.0
18	658.7	11.0
20	3287.0	54.8

並列実行機能を実装し、複数コアを用いた計算をすると・・・
16コア：約11倍
32コア：約20倍 → **20モデルなら3分程度**
128コア：約40倍

確率地図情報創出：20kmメッシュで100×100：約21日、10kmメッシュで200×200：約83日

→ 増大するアンサンブル実験に対応する解析の高速化が必要

リッジ回帰と Elastic net の目的関数

β の推定:
正則化最小二乗法
(リッジ回帰)

よく似た説明変数が複数存在(**多重共線性**)するとき、
β の絶対値が不自然に大きくなりうる(**過剰適合**)

$$J = \sum_{t=1}^{T}\left(y_t - \beta_0 - \sum_{n=1}^{N} \beta_n x_t^{(n)} \right)^2 + \gamma \sum_{n=0}^{N} \beta_n^2$$

正則化:推定値が同じである限りは、係数の絶対値は小さいものを優先的に選ぶ

- 回帰係数βの絶対値が大きくならない
- 説明変数間の多重共線性の回避策

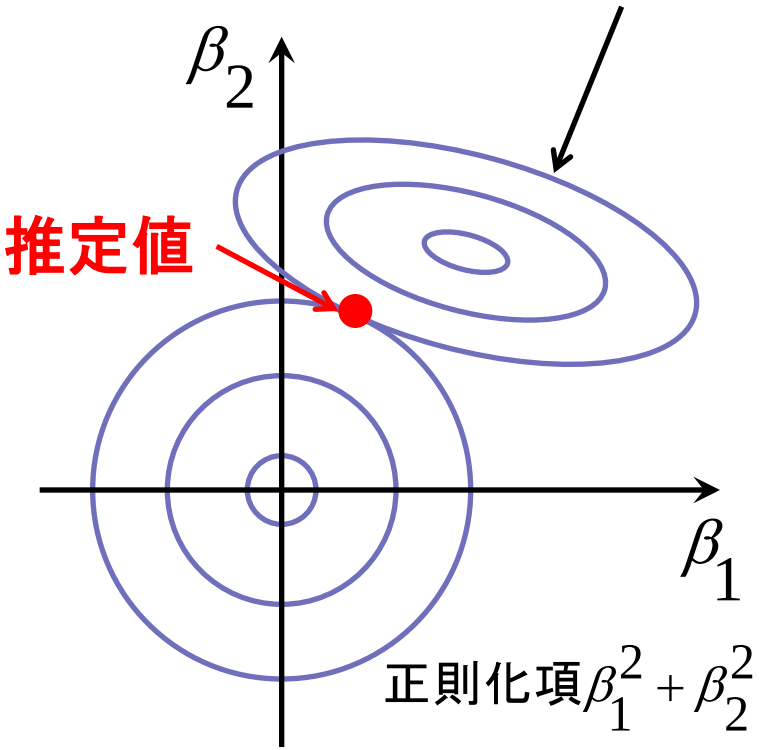
β の推定:
Elastic net

$$J = \sum_{t=1}^{T}\left(y_t - \beta_0 - \sum_{n=1}^{N} \beta_n x_t^{(n)} \right)^2 + \gamma \left[(1-\alpha) \sum_{n=0}^{N} \beta_n^2 + \alpha \sum_{n=0}^{N} |\beta_n| \right]$$

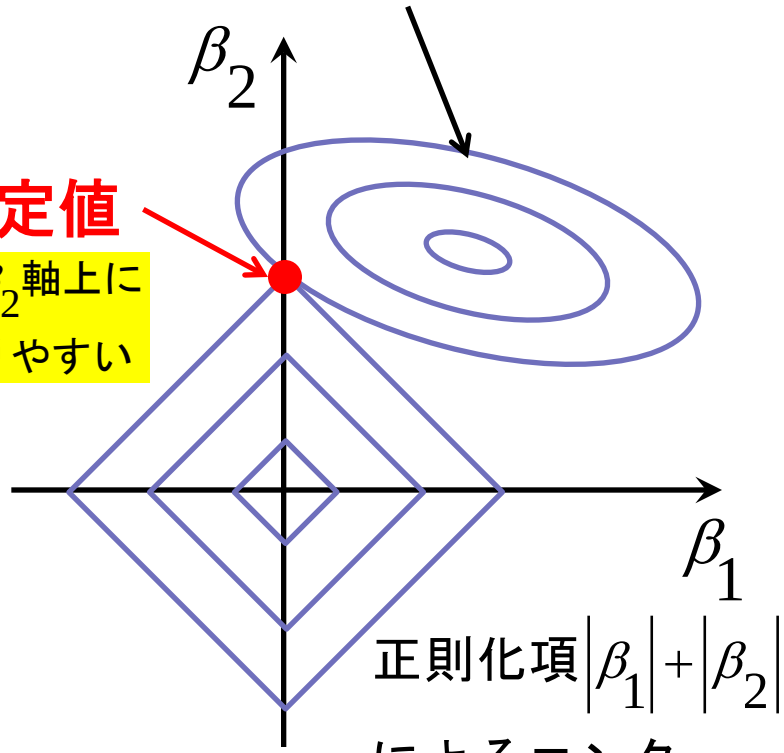
- 冗長な説明変数の回帰係数は積極的に0にする

2種類の正則化のイメージ

残差2乗和 $\sum_{t=1}^{T}\left(y_t-\beta_1 x_t^{(1)}-\beta_2 x_t^{(2)}\right)^2$ によるコンター



正則化項 $\beta_1^2+\beta_2^2$ によるコンター



β_1, β_2 軸上に乗りやすい

正則化項 $|\beta_1|+|\beta_2|$ によるコンター

$\hat{\beta}_1=0 \rightarrow x_t^{(1)}$ は不要［モデル選択］

Elastic netによる解析の高速化

リッジ回帰

N個の気候モデルのうち
どれを使うか?

$$\begin{cases} x^{(1)}\text{を使う/使わない} \rightarrow 2\text{通り} \\ \vdots \\ x^{(N)}\text{を使う/使わない} \rightarrow 2\text{通り} \end{cases}$$

↓

2^N 通りの組み合わせ計算

Elastic net

N個の気候モデルすべてを使う
(この組み合わせのみ1通り!)

正則化項$\alpha \sum_{n=0}^{N} \left|\beta_n\right|$より、ある$n$で

$\hat{\beta}_n = 0 \Leftrightarrow x^{(n)}$は不要

[モデル選択に相当!]

では、どんな$\alpha\,(0 \le \alpha \le 1)$が適当か?
(α大 $\Leftrightarrow$ モデル節約傾向)

(例1) 0.01刻み: $\alpha = 0, 0.01, 0.02, \cdots, 1 \rightarrow$ 101通りの組み合わせ計算

(例2) 2^{-N} 刻みで$(2^N + 1)$通り。現実にはそこまで刻まなくてよい

※説明変数(N)が増えてもαは[0,1]範囲内のスカラー量

現在気候と将来気候の確率分布推定

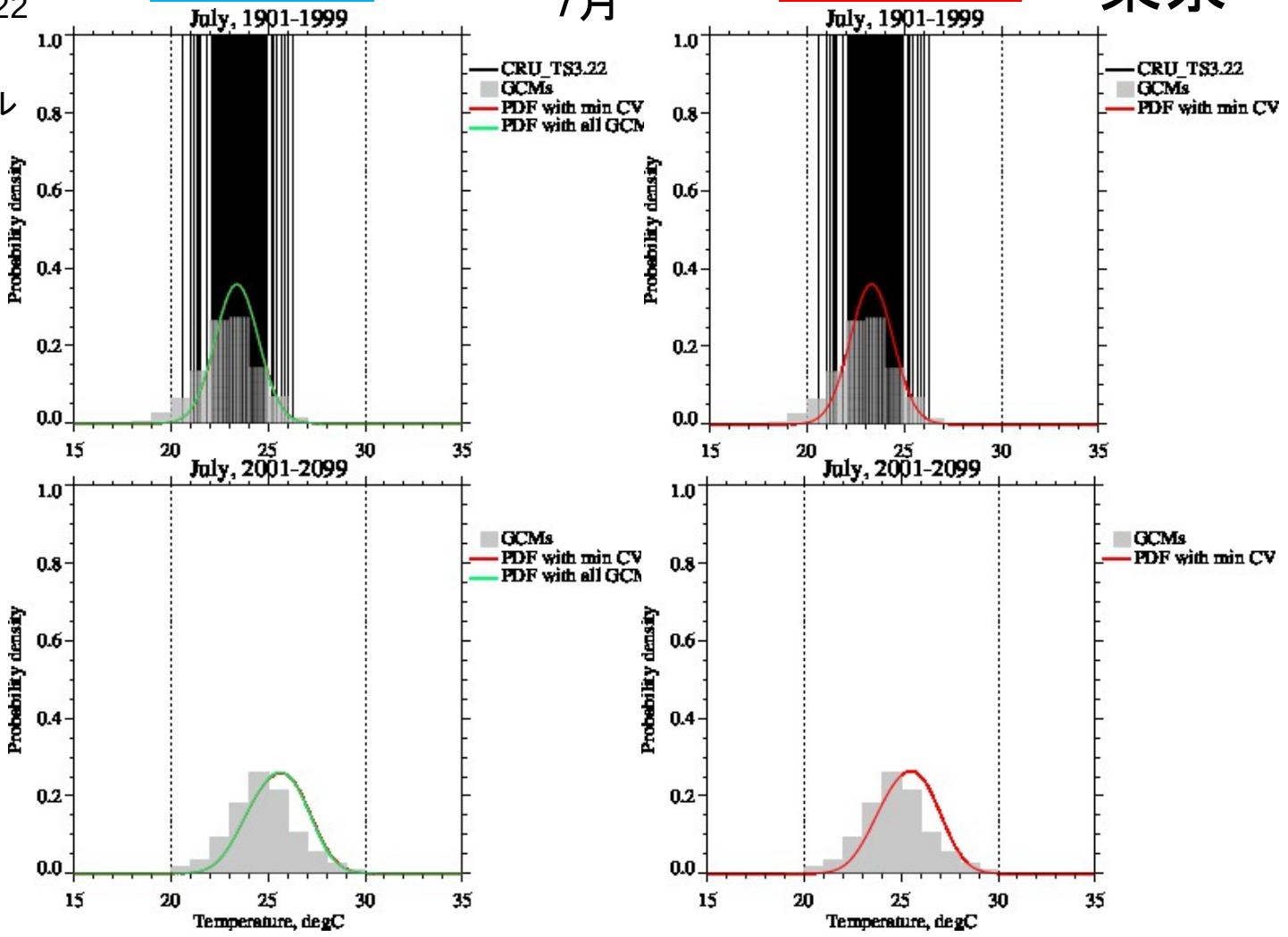
観測データ： CRU_TS3.22

現在・将来気候：
CMIP3 SRES A1b 21モデル

リッジ回帰　　7月　　Elastic net　　東京

1901-1999

2001-2099

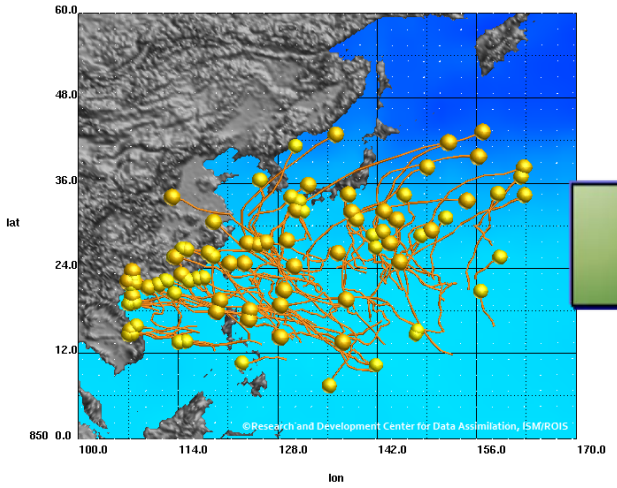


ほぼ同じ推定結果。計算時間は**約1/25**に（DIAS 1コア 21モデル 100年）

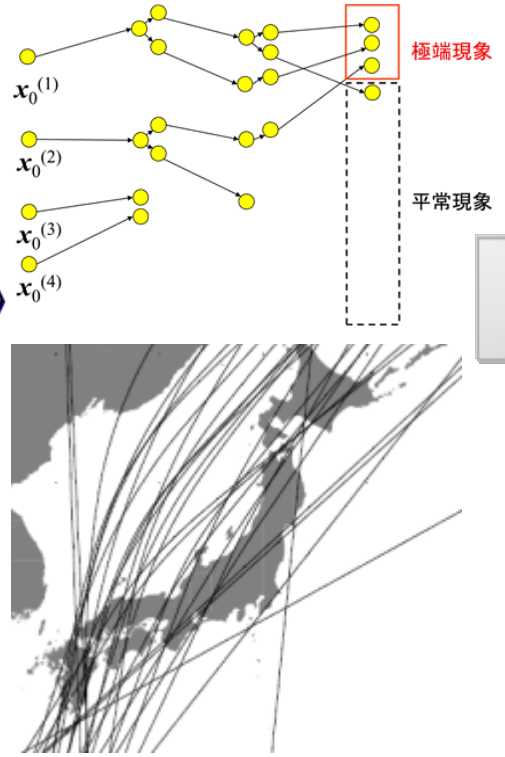
低頻度事象の確率的評価の最終成果イメージ

数十年～200年に1回の稀な現象

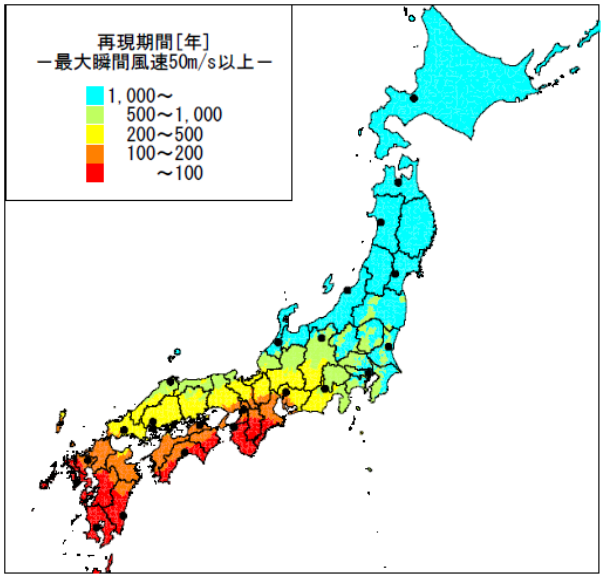
ある社会経済シナリオ下で、今後〇〇(30/100)年に
△△以上の強風・豪雨に見舞われる再帰確率



力学・統計手法による
アンサンブル実験



高度統計手法による
レアイベントサンプリング



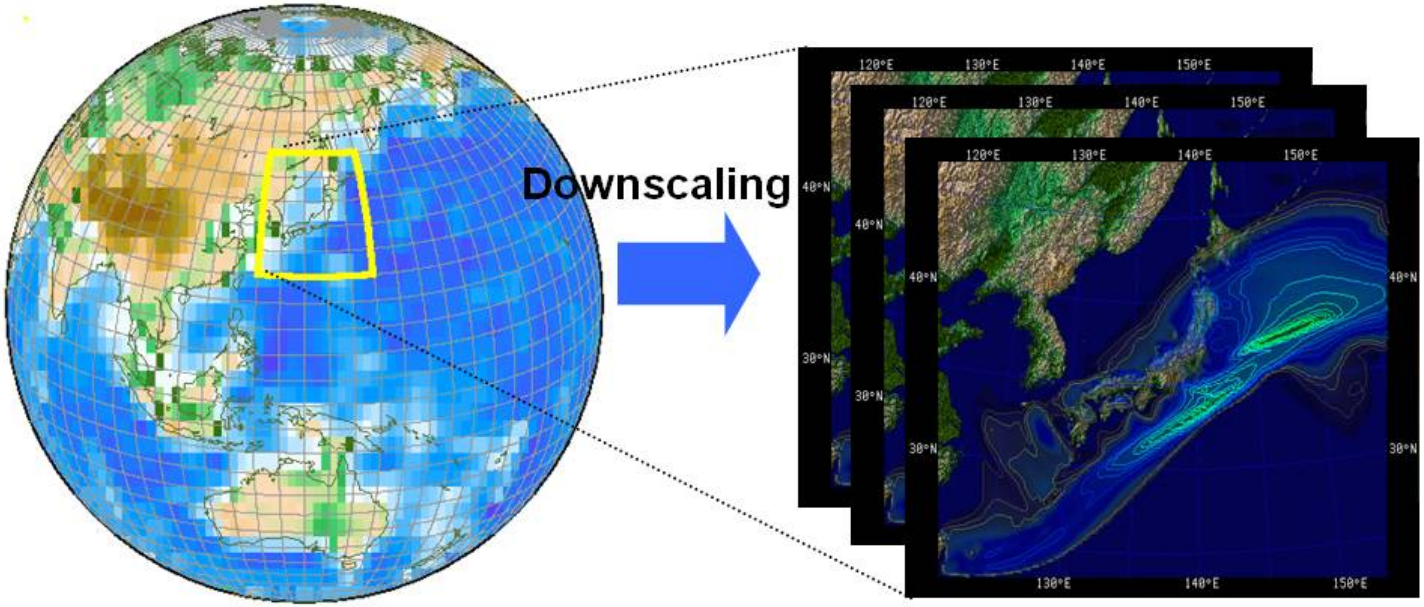
極端事象に関する確率情報
のプロトタイプ創出

低頻度極端事象の新たな確率的評価手法を開発

力学的モデルによるマルチモデルアンサンブル実験

✓確率的シナリオ情報創出のためのアンサンブル実験

- 出来る限り主要な要因による不確実性の「**幅**」を捉えるためのアンサンブル実験の最適化
- 複数の地域気候モデルによるアンサンブルダウンスケーリング実験



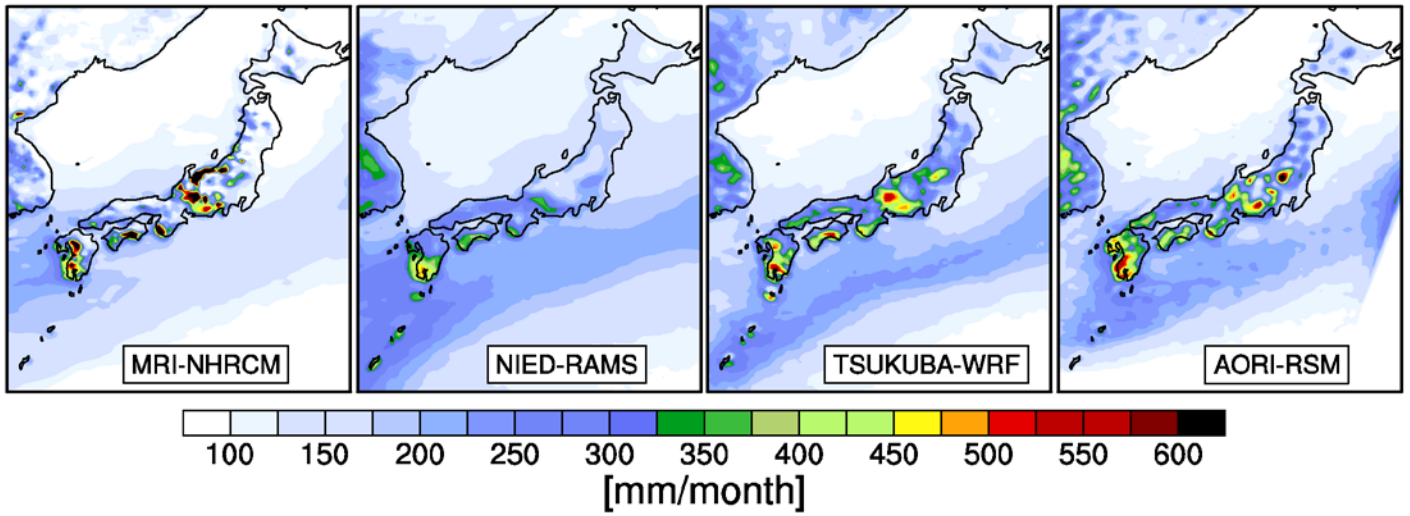
マルチモデルアンサンブル実験

【アンサンブルメンバーと進捗状況】　（2014年10月時点）

	MRI-NHRCM	NIED-RAMS	Tsukuba-WRF	AORI-RSM
MIROC5	✔	✔	✔	✔
MRI-CGCM3	✔	✔	✔	✔
CCSM4	✔	✔	✔	Post-processing

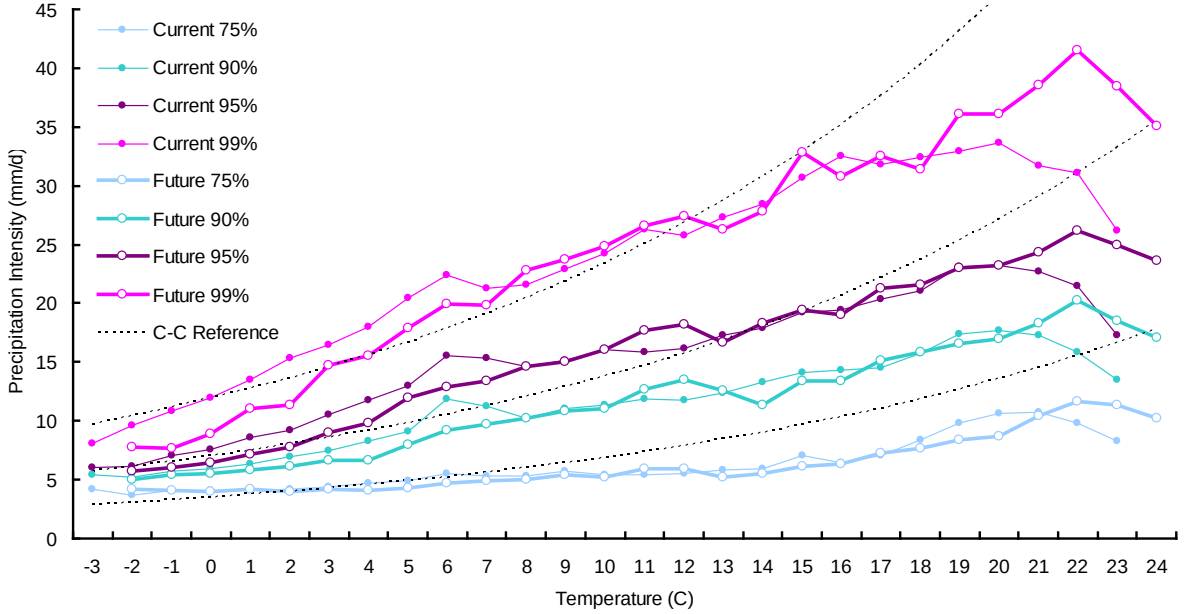
- ✓ 熱帯域SST昇温空間パターンのクラスター解析からGCM選択
- ✓ 全て計算終了。
- ✓ 実験にAORI-RSMが参加（領域課題(i)-cとの連携）

MIROC5からのダウンスケール：JJA平均降水量（1981-2000年平均）



極端降水の気温変化に伴う増加

日本陸域における**極端降水事象の気温依存性**をマルチモデルアンサンブル解析



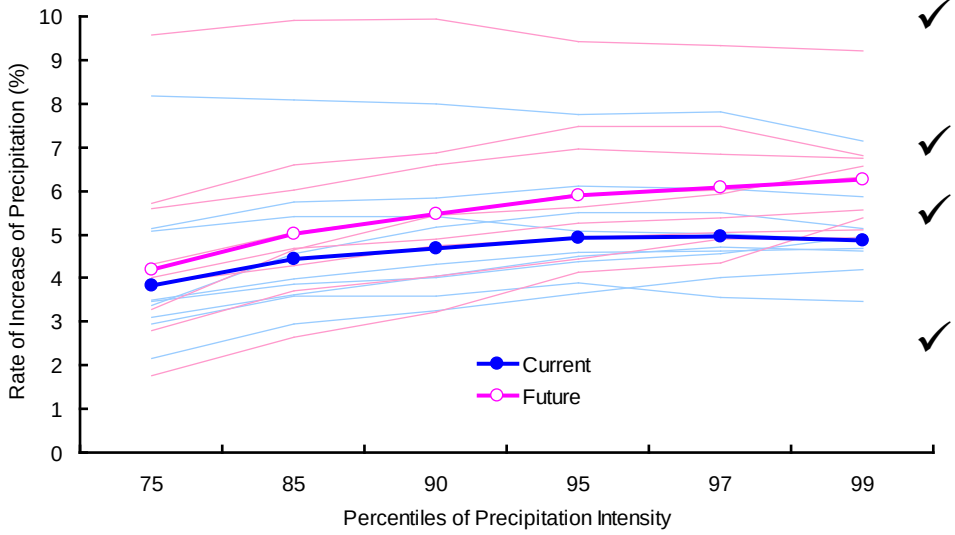
Model

RCMs:		GCMs:
NHRCM	X	CCSM4
NRAMS		MIROC5
WRF		MRI-CGCM3

Observation:

APHRODITE

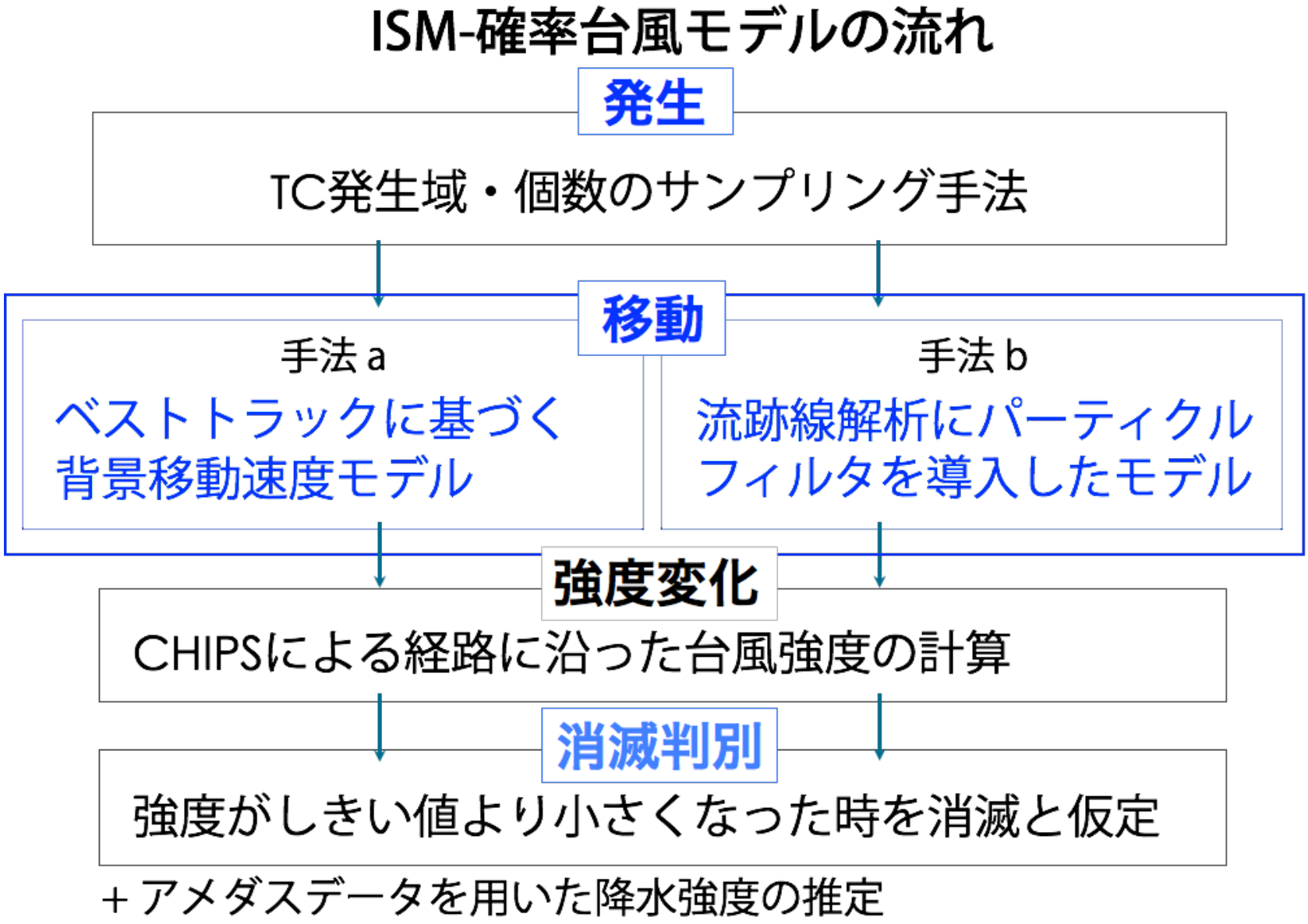
現在気候: 1981-2000
将来気候: 2081-2100 (RCP4.5)



- ✓ 極端降水は気温依存。降水強度はクラウジウス・クラペイロン関係より低い増加率
- ✓ 将来気候に極端降水の顕著な増加
- ✓ 極端降水強度は気温がある一定以上ではむしろ減少。将来気候ではピークがシフト。
- ✓ 高温では、極端降水を励起する（空気塊が飽和する）のに相対的により多くの水蒸気が必要。

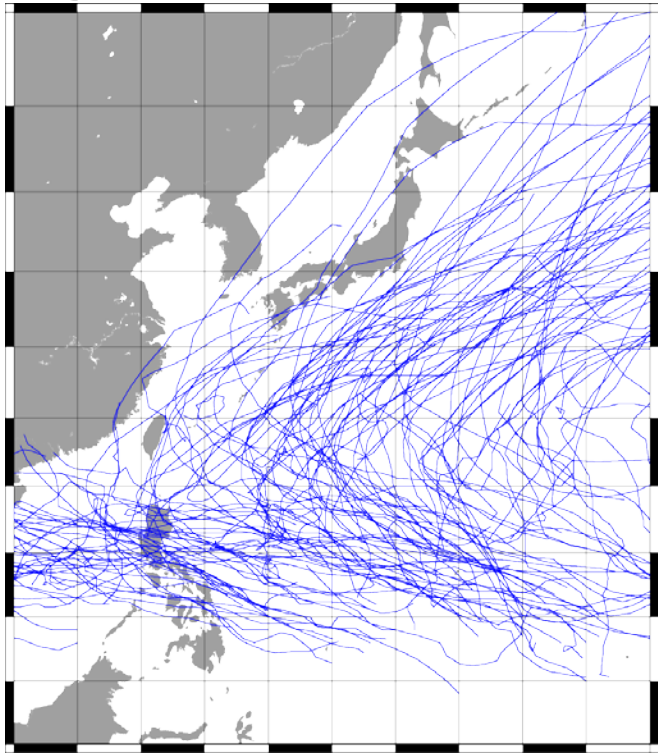
Nayak et al., submitted

確率モデルによるアンサンブル実験

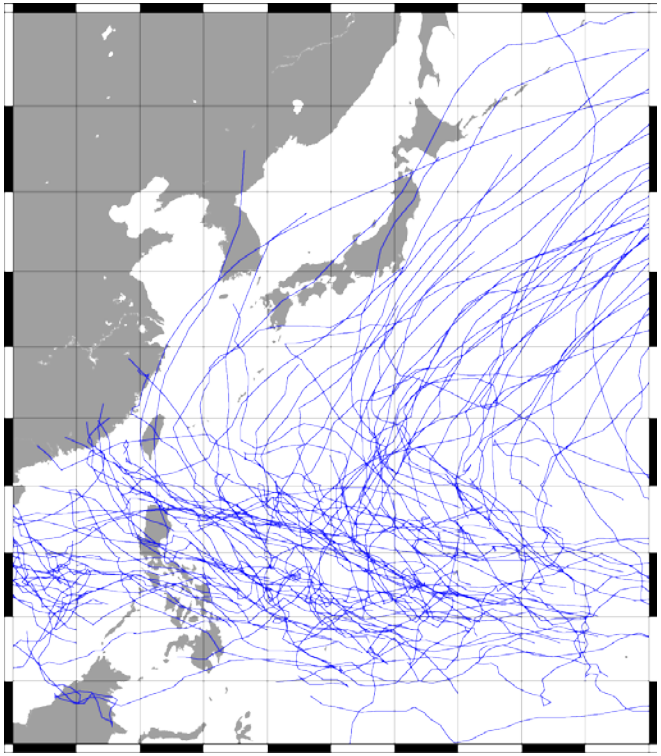


経路手法a 背景移動速度場モデル

ベストトラックデータに基づき緯度・経度依存，季節変化，長期変動を考慮



Best track data (8月; 1980－2009の期間)

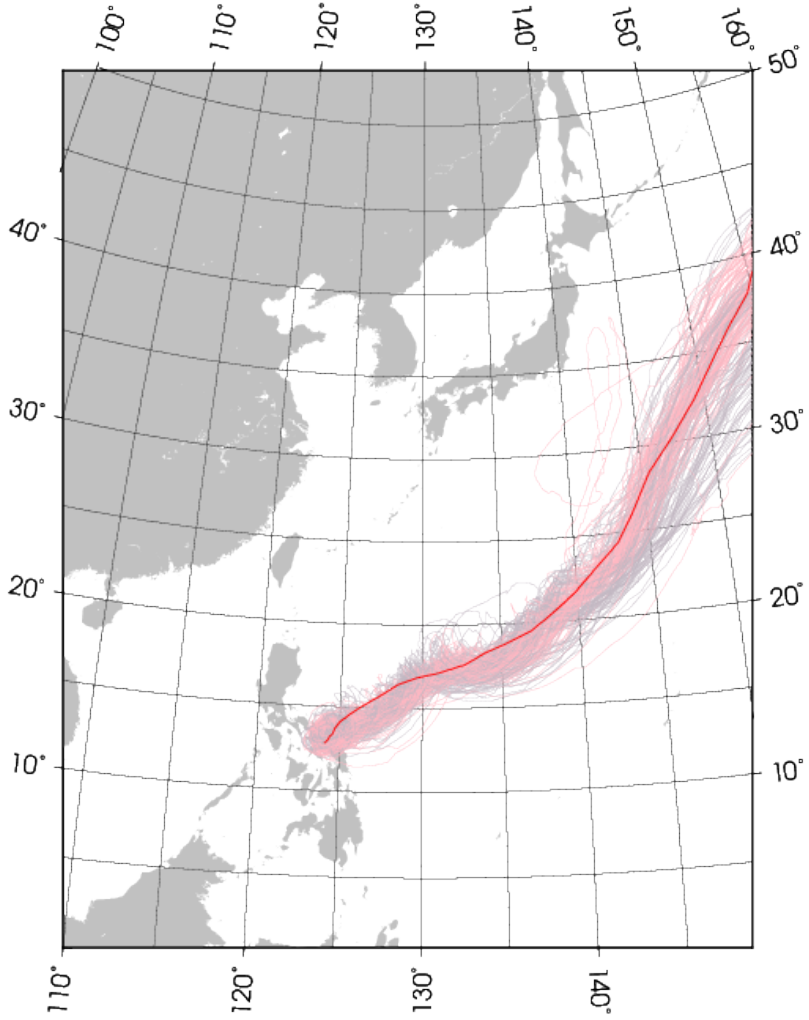


モデルから生成された8月の台風

(始点はBTから選ぶ)

全球気候モデル（MRI-AGCM）による台風経路を確率的にモデル化し、低頻度極端事象をサンプリングする手法を開発する。

経路手法 b: 流跡線解析に基づく台風経路推定



ベストトラック （太実線：赤）
各100個の仮想粒子の流跡線:
（細実線：700hPa(ピンク), 500hPa(グレー)）

流跡線解析に基づく状態空間モデルを開発

2次元の流跡線解析によって台風経路を追跡し、ベストトラックと比較
(JRA55, 2009年のU,Vを使用; ６時間毎に正規分布の乱数を与える摂動を加え、粒子の移流計算)

この確率台風モデルに**パーティクルフィルタ**（データ同化手法）を適用させ、経路の確率分布を推定する

不十分な水平解像度等により、極端事象（台風）が必ずしも十分に表現されない**全球気候モデルの風速場の情報を背景場**にし、台風種を任意に与えた際の**確率的な経路推定**を行い、確率情報のプロトタイプを創出する。

低頻度極端事象の確率地図情報の創出

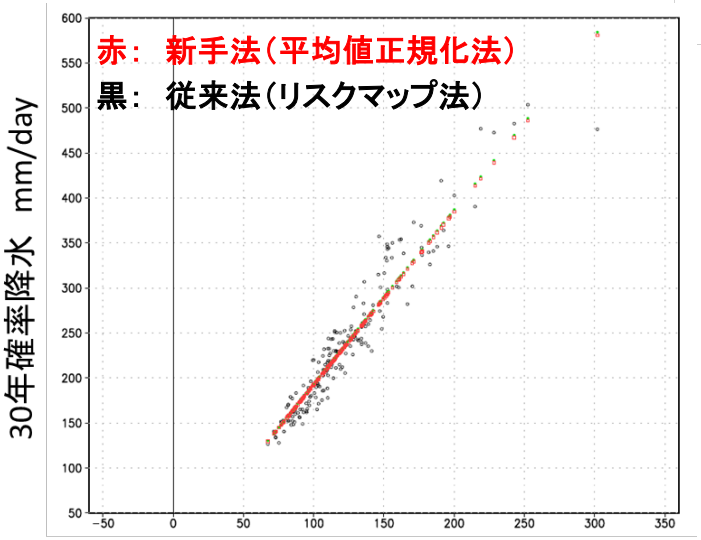
杉・今田・仲江川（気象研）・上口（気象庁）

高解像度気候モデル（AGCM・RCM）アンサンブル実験の実験結果を用いて、100年確率降水量の確率地図情報を創出する

新手法 [平均値正規化法]： 確率降水量の空間分布（地形効果、気温効果など）を適切に表現できるように、各地点の年最大値の平均値でデータを正規化し、各地点共通の極値分布関数のパラメータを計算する手法を開発。

関東地方のアメダス188地点のデータ（28年分）を用いてGumbel分布のパラメータを計算。

30年確率降水量の2次元マップを作成し、従来法[気象庁リスクマップ手法]と比較



年最大降水量平均値 λ_{1i}

従来法： データを地点ごとに規格化

$$s_i = \frac{x_i - \beta_i}{\alpha_i} \qquad \hat{\alpha}_i = \frac{\alpha_i}{\lambda_{1i}}, \quad \hat{\beta}_i = \frac{\beta_i}{\lambda_{1i}}$$

$\hat{\alpha}_i$ と $\hat{\beta}_i$ は地点ごとに異なる

$$x_i = \alpha_i s_i + \beta_i = \lambda_{1i}(\hat{\alpha}_i s_i + \hat{\beta}_i)$$

新手法: データを地点の年最大値の平均値で正規化後、全地点で共通の規格化

$$s_i = \frac{\hat{x}_i - \hat{\beta}}{\hat{\alpha}} \qquad \hat{x}_i = \frac{x_i}{\lambda_{1i}}$$

$\hat{\alpha}$ と $\hat{\beta}$ は $\hat{\alpha}_i$ と $\hat{\beta}_i$ の領域平均

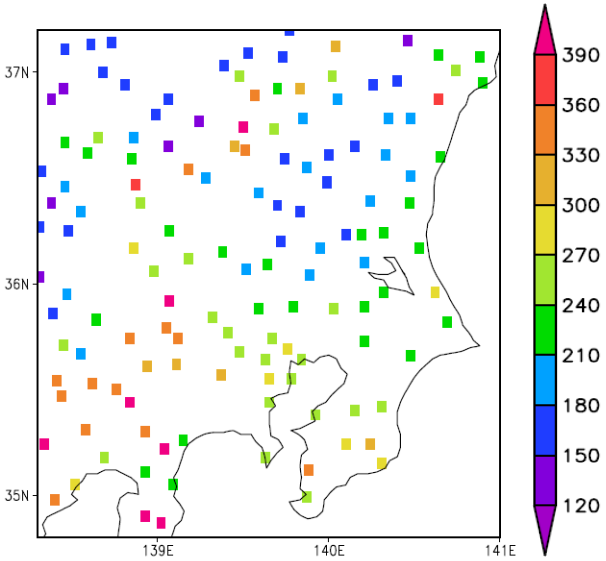
地点によらず一定

$$x_i = \lambda_{1i}\,\hat{x}_i = \lambda_{1i}(\hat{\alpha}\, s_i + \hat{\beta})$$

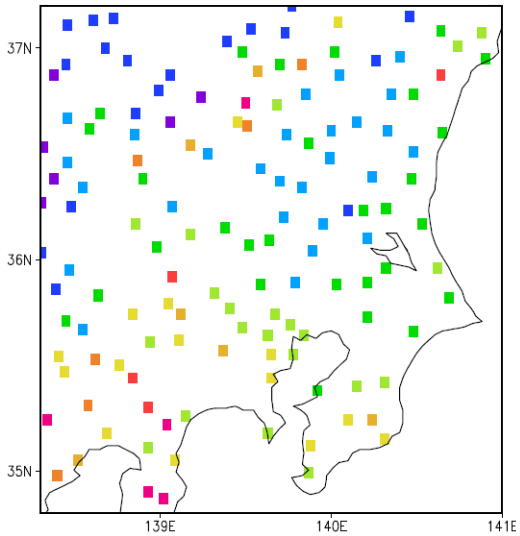
x_i は λ_{1i} に比例

30年確率日降水量マップ

従来法（リスクマップ法）

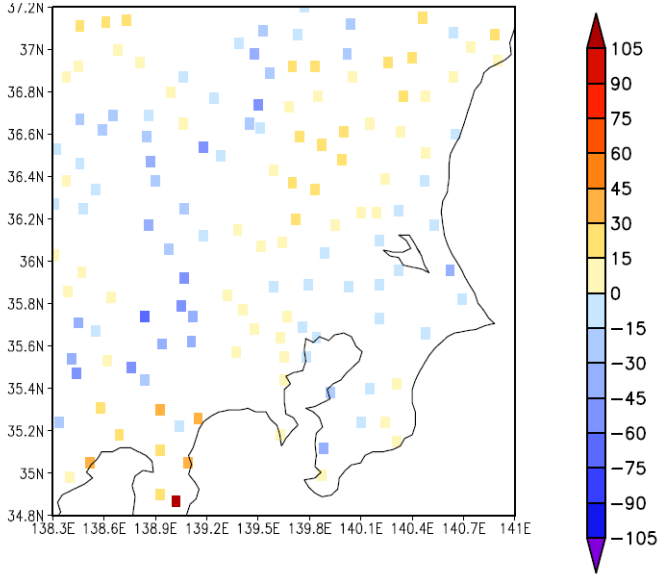


新手法（平均値正規化法）



新手法－従来法

mm/day



$$x_i = \lambda_{1i}(\hat{\alpha}_i s + \hat{\beta}_i)$$

$\hat{\alpha}_i$と$\hat{\beta}_i$は地点ごとに異なる

$$x_i = \lambda_{1i}(\hat{\alpha} s + \hat{\beta})$$

$\hat{\alpha}$と$\hat{\beta}$は地点によらず一定

x_iはλ_{1i}に比例

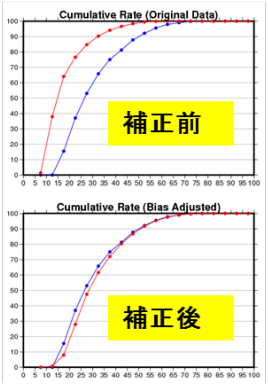
二つの手法による計算結果には、ランダムなサンプリング誤差だけでは説明できない、領域ごとにまとまった系統的な差が見られる。

非常に強い台風の将来変化

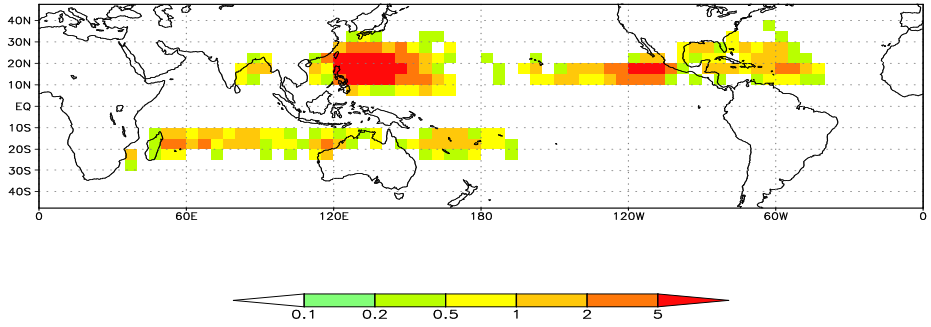
杉（気象研）・村上（GFDL）

高解像度(20km, 60km)MRI-AGCMの多数のアンサンブル実験結果に強度バイアス補正を行い、非常に強い台風（最大風速59m/s以上のCat4+Cat5）の出現頻度変化を推定（5ºx5º Box 10年あたり）

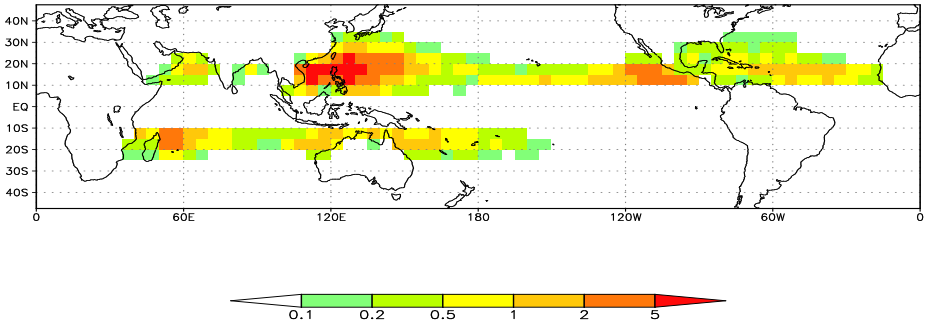
CDFによる強度バイアス補正



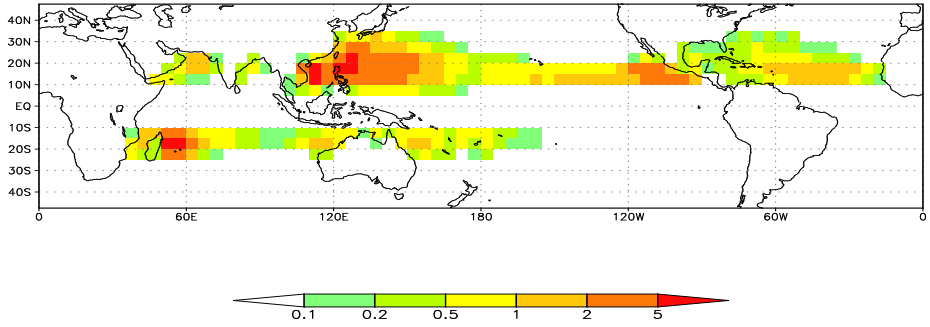
観測 (BEST TRACK)



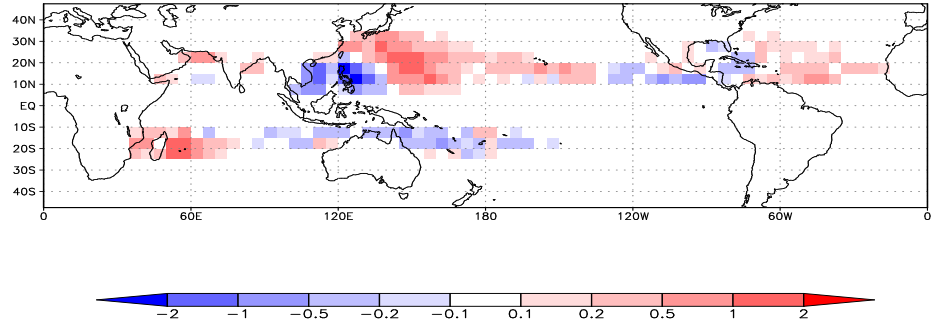
現在（11メンバー）



将来（29メンバー）



将来変化



非常に強い台風の出現頻度は多くの地域で増加傾向。
北西太平洋西部とオーストラリア周辺、および北東太平洋と北大西洋西部では減少傾向。

まとめ

①高頻度事象の確率分布創出

・東アジアにおける確率地図情報の創出に向けた気候シナリオアンサンブルデータの大規模化への対応。解析手法改良（高速化）。

②低頻度事象の確率分布情報

・GCMs×RCMsアンサンブル実験完了。アンサンブル解析。
・極端事象（豪雨、台風）の確率情報創出手法の高度化・改良

③課題

・C/D連携：水災害・水資源、生態系影響評価等での利用
　極値統計に関する**共通フレームワーク**を議論・設定
・DIASや気象庁等との連携：一般へのわかりやすいアウトプット（見える化）を検討
・気候変動適応研究プログラムとの連携：成果の適応策への活用