

# 気候変動に対して頑健な洪水流出解析

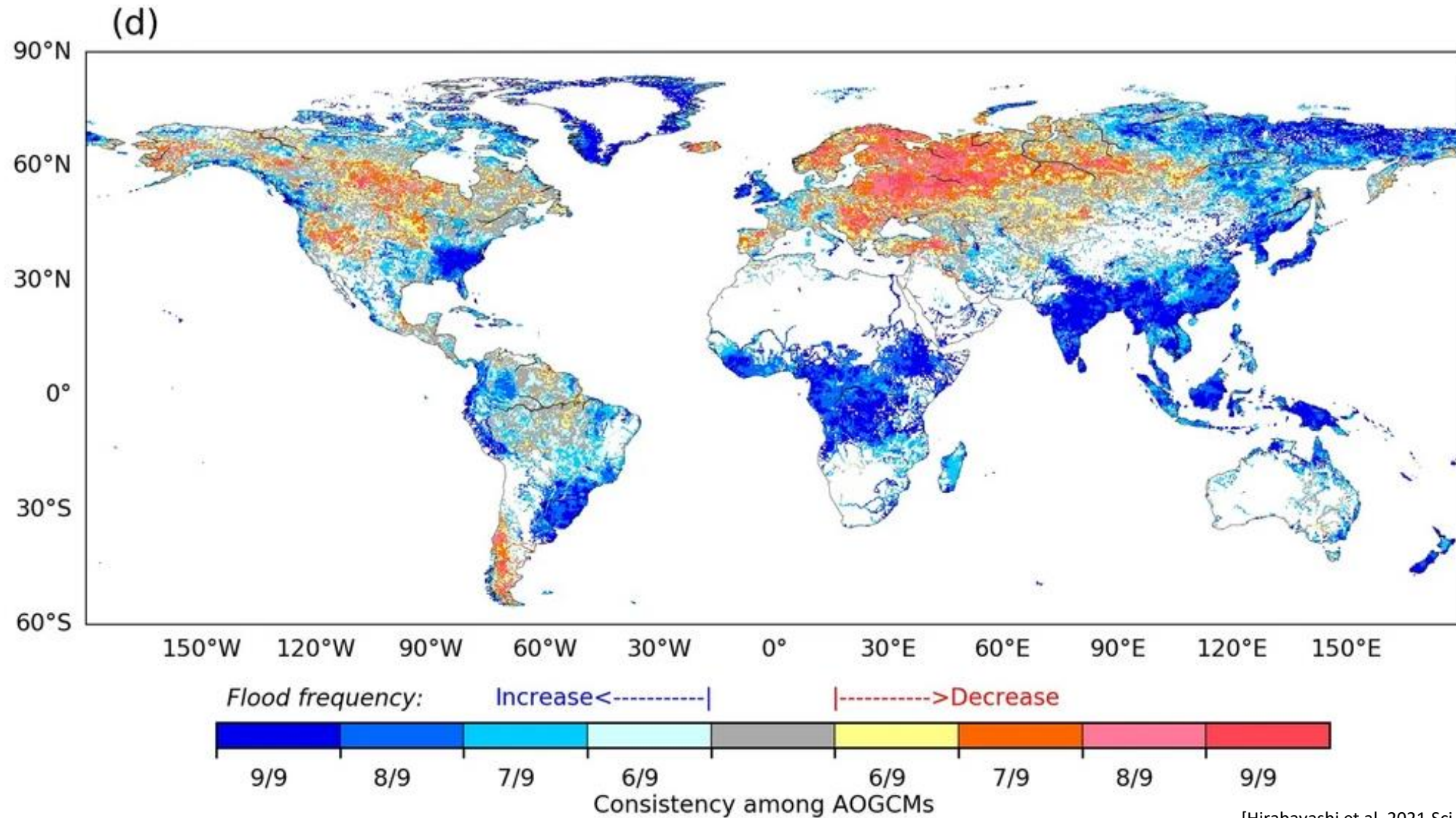
澤田洋平<sup>1</sup>,

1: 東京大学

2023/5/12 河川情報センター 成果発表会

# 1. 序論

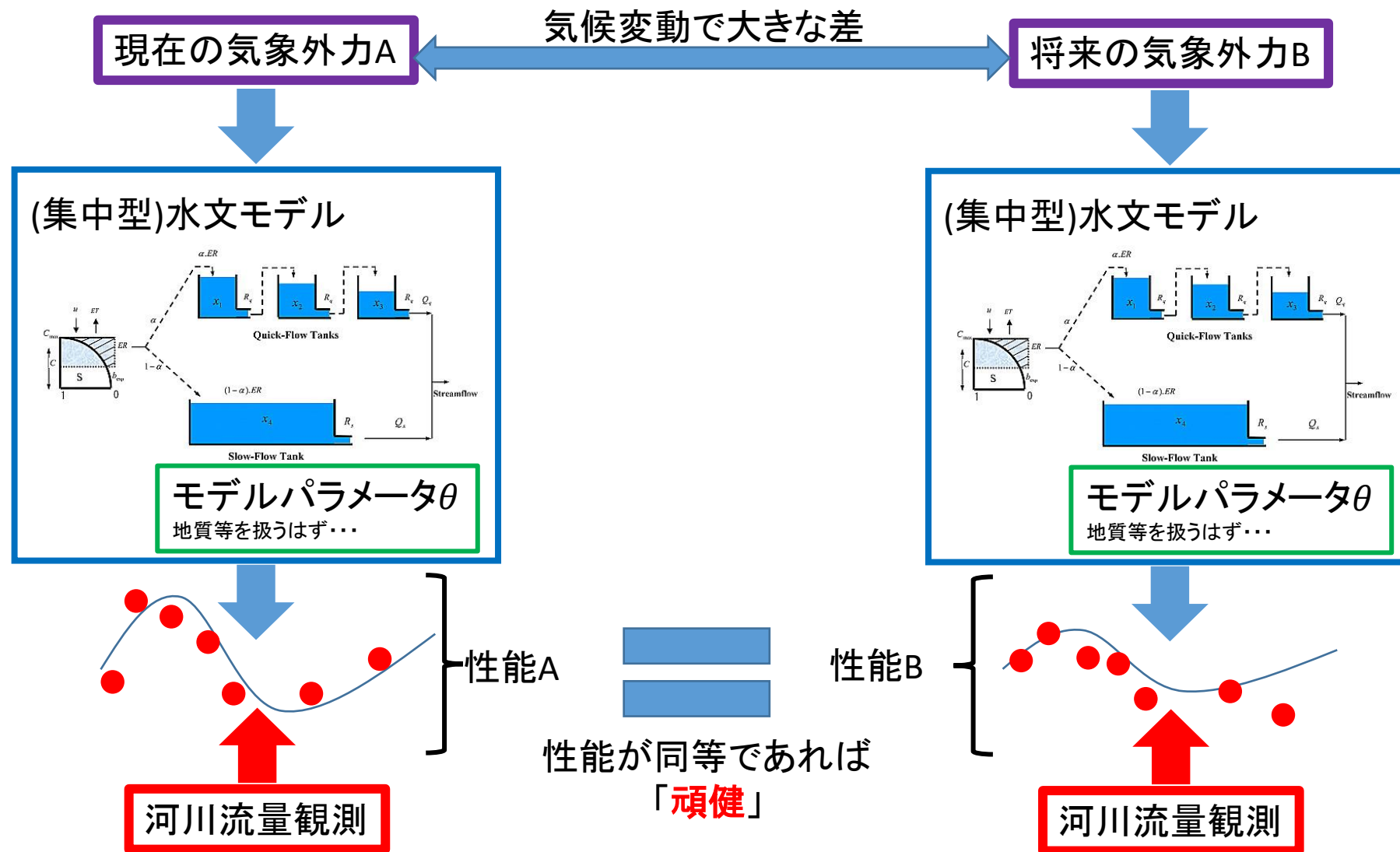
# 1.1. 気候変動で流況は大きく変化する見込み



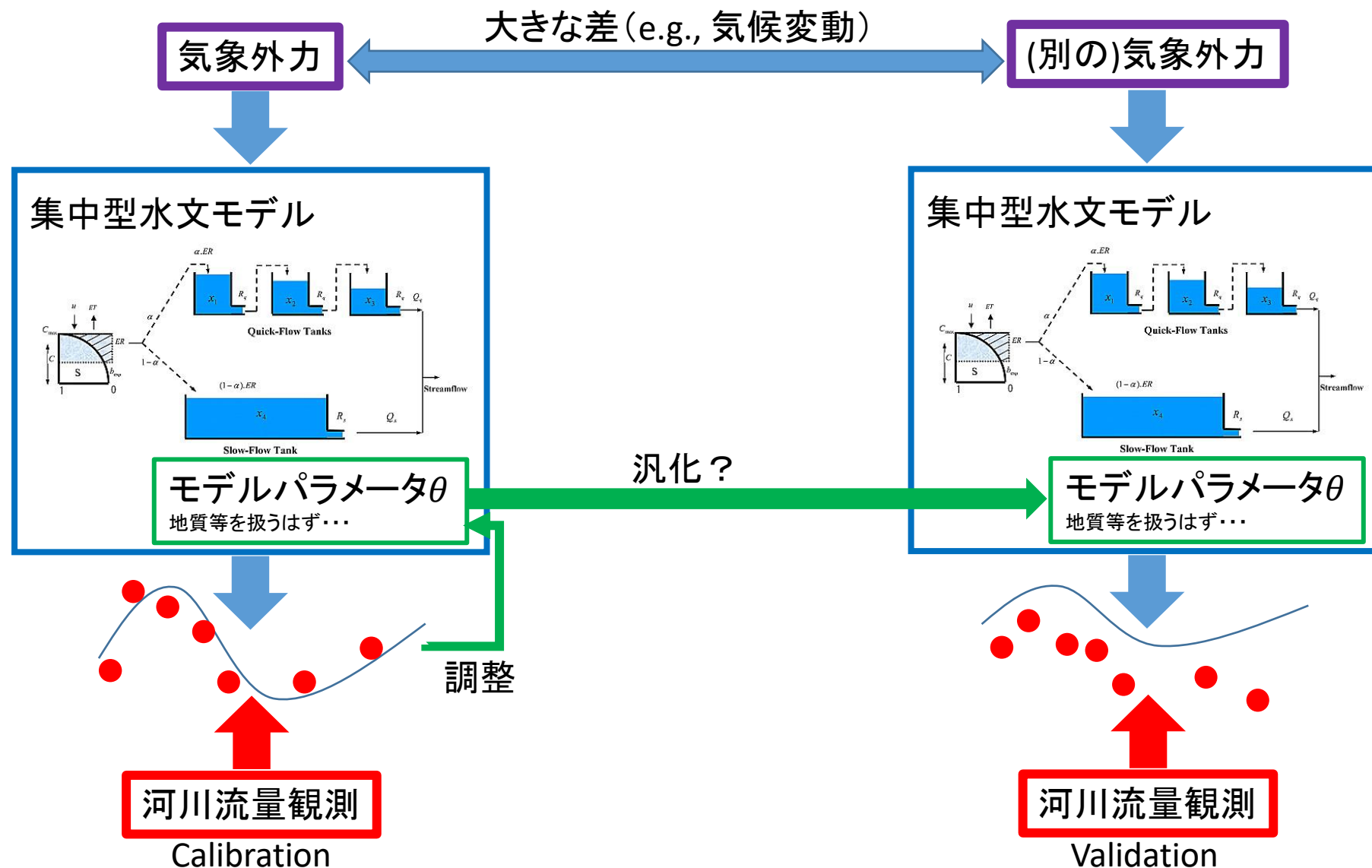
[Hirabayashi et al. 2021 Sci Rep]

→気候変動で流況が変化しても、私たちの流出計算は「頑健」なのか？

# 1.2. 気候変動に対して流出解析は頑健か？



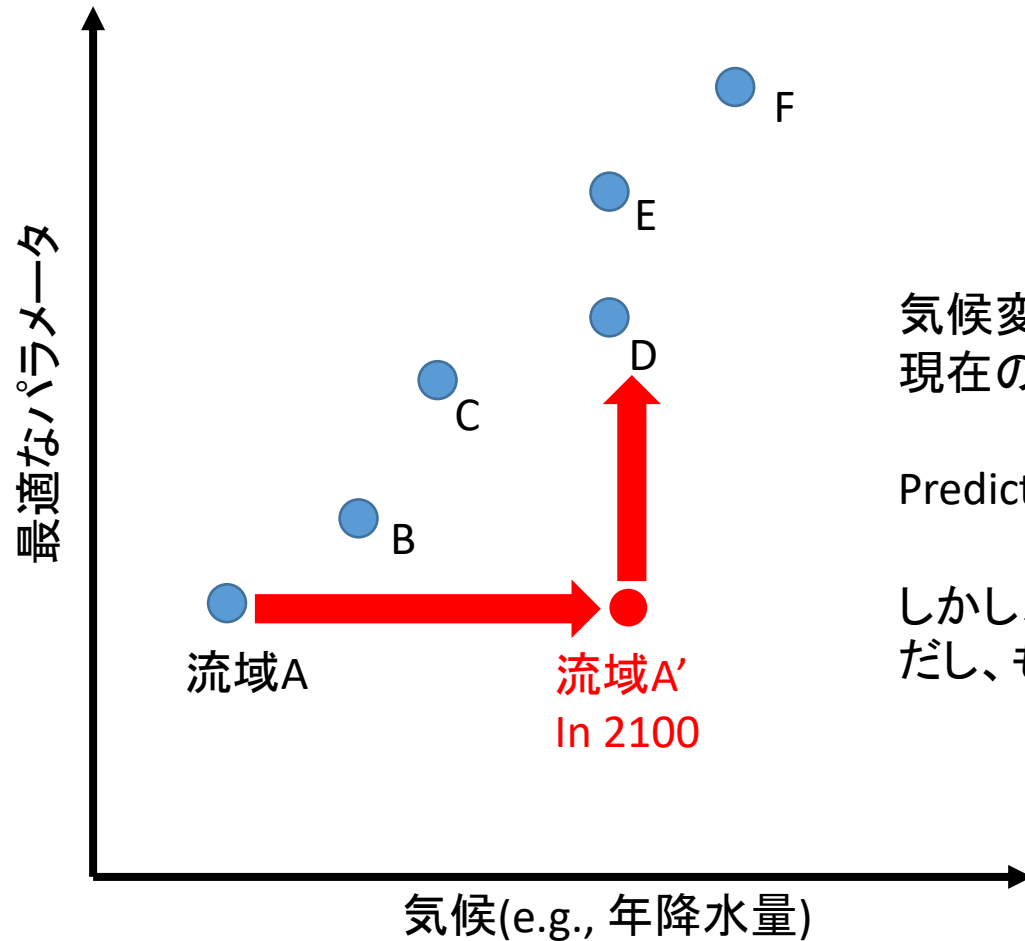
# 1.3. 理屈の上では頑健であるはずだが、しかし.....



実際にはある気象外力に対してカリブレーションしたパラメータは別の気象外力に対して汎化しない

## 1.4. 頑健性を高める既往研究の試み

Trading-Space-For-Time (TSFT) approach [Singh et al. 2011 HESS]

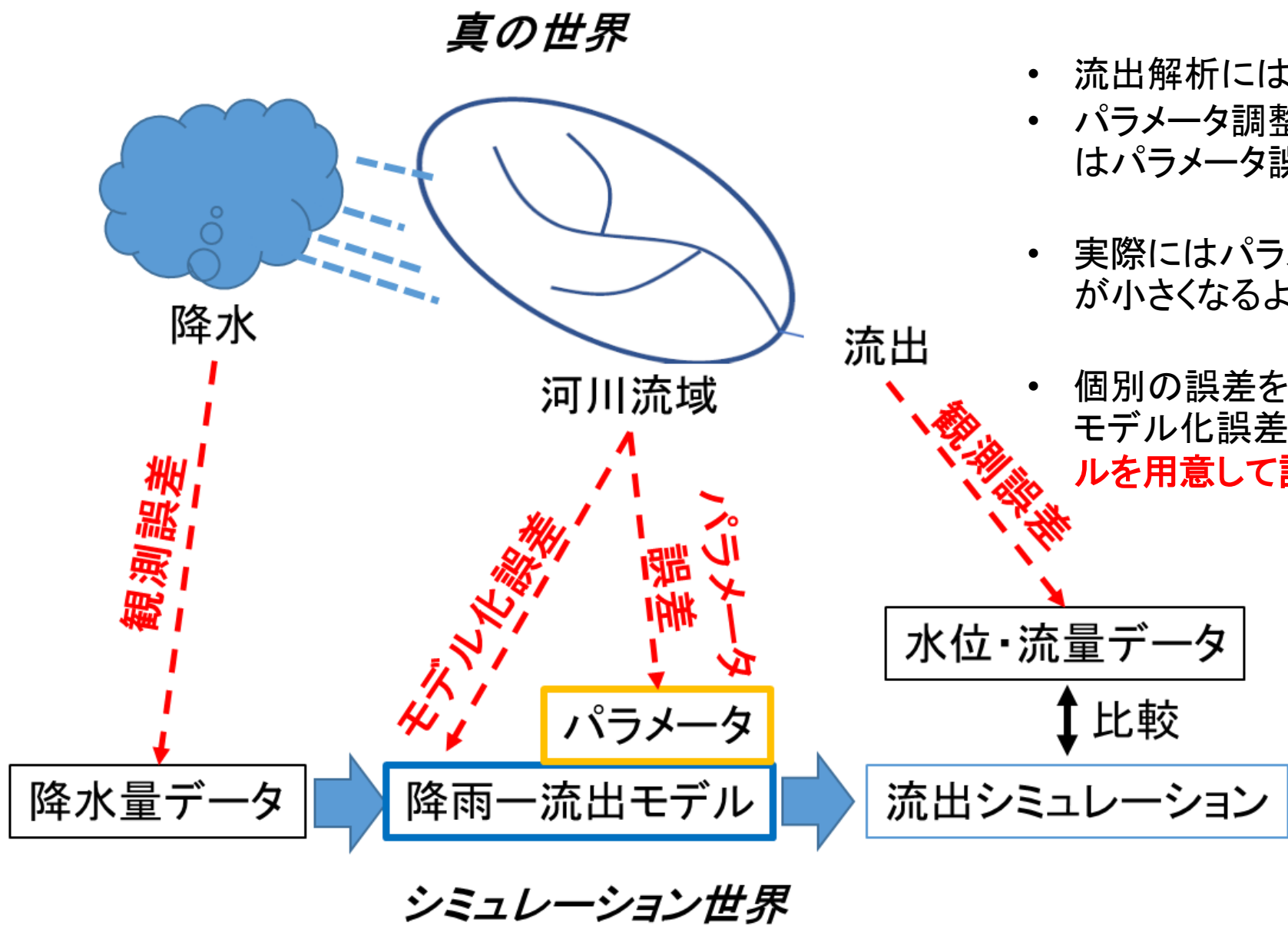


気候変動によって流域Aの2100年の気候が現在の流域Dに似ている場合、現在の流域Dで最適化されたモデルパラメータに似たパラメータを使う

Prediction in Ungauged Basin (PUB)でも同じ考え方

しかし、そもそもモデルパラメータは気候に依存しないと考えるほうが自然だし、もっと素直に頑健性が失われる理由に向き合うことはできないか？

# 1.5. なぜ頑健性が失われるのか



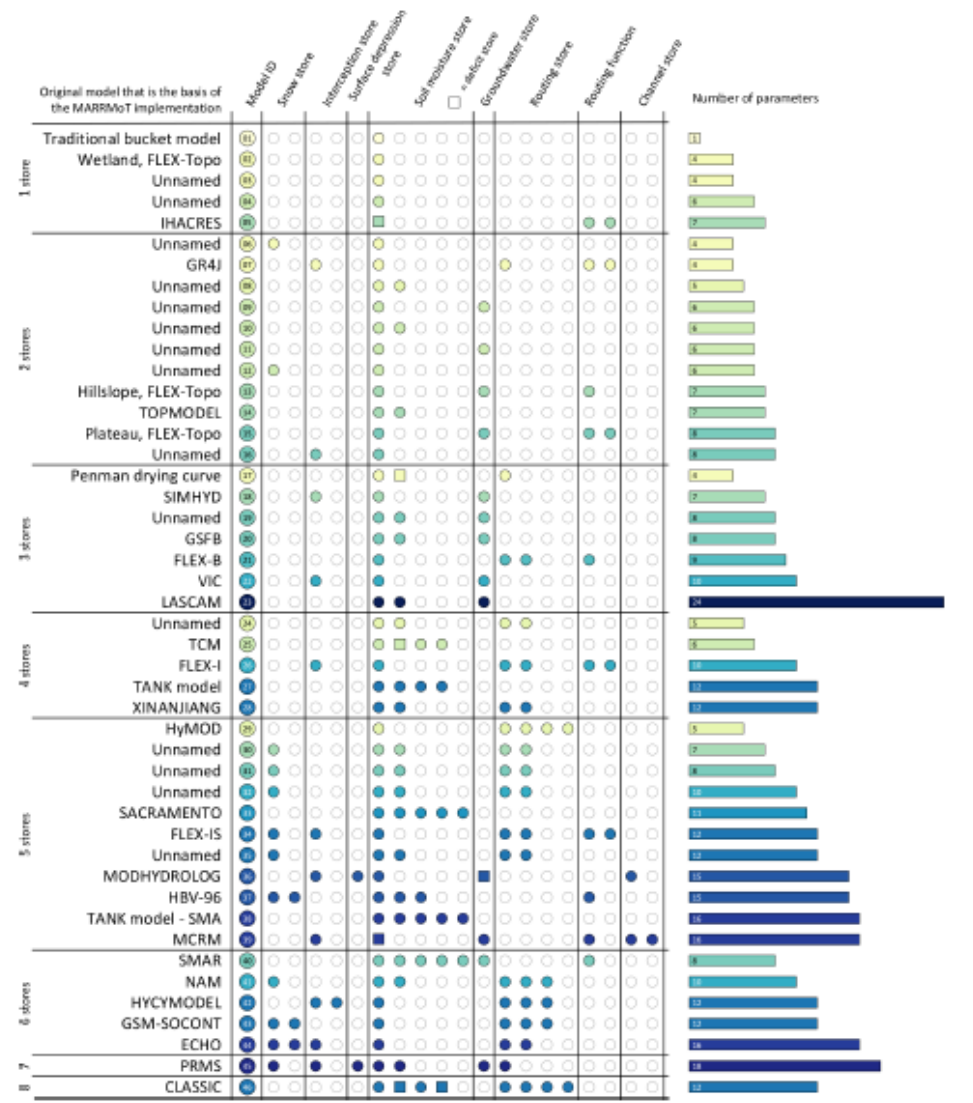
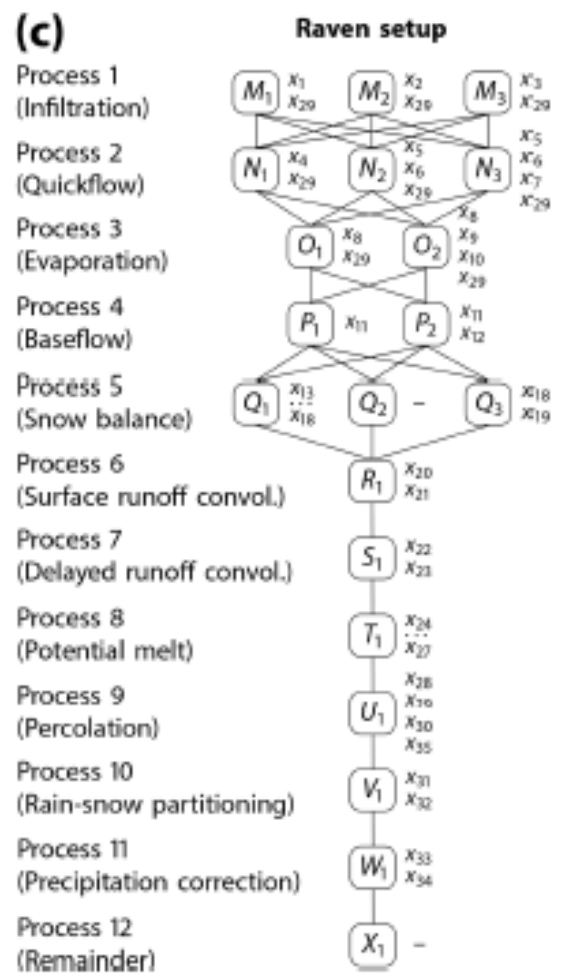
- 流出解析には4種類の誤差がある。
- パラメータ調整(カリブレーション)で低減してよい誤差はパラメータ誤差だけ
- 実際にはパラメータ調整のできる限りありったけ誤差が小さくなるようにしていることが多い
- 個別の誤差をきちんと考えなければならないが、特にモデル化誤差の影響を見るのが難しい←**複数のモデルを用意して評価する必要**



# 1.6. モデル化誤差 = モデル選択の不確実性の定量化は研究トレンド

モデル選択の不確実性を測るため、極めて多数の様々な構造を持つ水文モデルを同時に走らせて解析する基盤が整備されている

→ 頑健性の評価を極めて大きいサンプルでやる千載一遇のチャンス



[Mai et al. 2020 HESS]

[Knoben et al. 2019 GMD]



## 1.7. 研究の目的

- これまでに行われていなかった多数(=44個)のマルチモデルアンサンブル(MME)を用いてモデル化誤差を低減することで気候変動に対する流出解析の頑健性が高まるかをこれまでに行われていなかった多数の流域(=582流域)で検証する

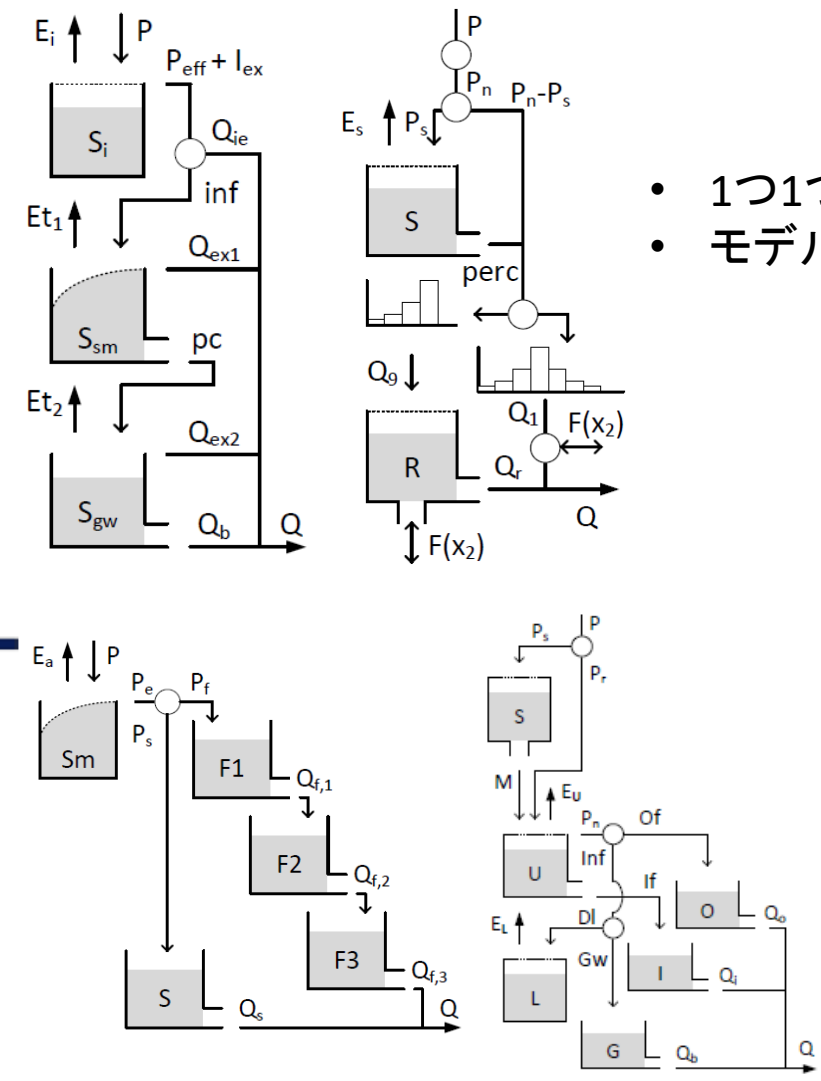
## 2. 手法

# 2.1. 多数水文モデル

Modular Assessment of Rainfall-Runoff Models Toolbox (MARRMoT: Knoben et al. 2019 GMD)

46個の集中型水文モデルのMATLABライブラリ。ここから44モデルを使用

Number of stores	Original model that is the basis of the MARRMoT implementation	Model ID	Snow store	Interception store	Surface depression store	Soil moisture store	Sub-surface store	Groundwater store	Routing store	Routing function	Channel store	Number of parameters
1 store	Traditional bucket model	04										1
	Wetland, FLEX-Topo	05										2
	Unnamed	06										3
	Unnamed	07										4
	IHACRES	08										5
2 stores	Unnamed	09										6
	GR4J	10										7
	Unnamed	11										8
	Unnamed	12										9
	Unnamed	13										10
	Hillslope, FLEX-Topo	14										11
	TOPMODEL	15										12
	Plateau, FLEX-Topo	16										13
	Unnamed	17										14
	Penman drying curve	18										15
3 stores	SIMHYD	19										16
	Unnamed	20										17
	GSFB	21										18
	FLEX-B	22										19
	VIC	23										20
	LASCAM	24										21
4 stores	Unnamed	25										22
	TCM	26										23
	FLEX-I	27										24
	TANK model	28										25
	XINANJIANG	29										26
5 stores	HyMOD	30										27
	Unnamed	31										28
	Unnamed	32										29
	SACRAMENTO	33										30
	FLEX-IS	34										31
	Unnamed	35										32
	MODHYDROLOG	36										33
	HBV-96	37										34
	TANK model - SMA	38										35
	MCRM	39										36
6 stores	SMAR	40										37
	NAM	41										38
	HYCYMODEL	42										39
	GSM-SOCONT	43										40
7	ECHO	44										41
	PRMS	45										42
8	CLASSIC	46										43



- 1つ1つのモデルが異なる構造を持つ
- モデル化誤差の低減に最適

## 2.2. 流域データ

Catchment attributes and meteorology for large-sample studies dataset (CAMELS: Newman et al. 2015 HESS)

人工物の影響が少ない河川流域を抽出して、その流域平均降水量、可蒸発散量、河川流量を抽出。  
582流域を使用。

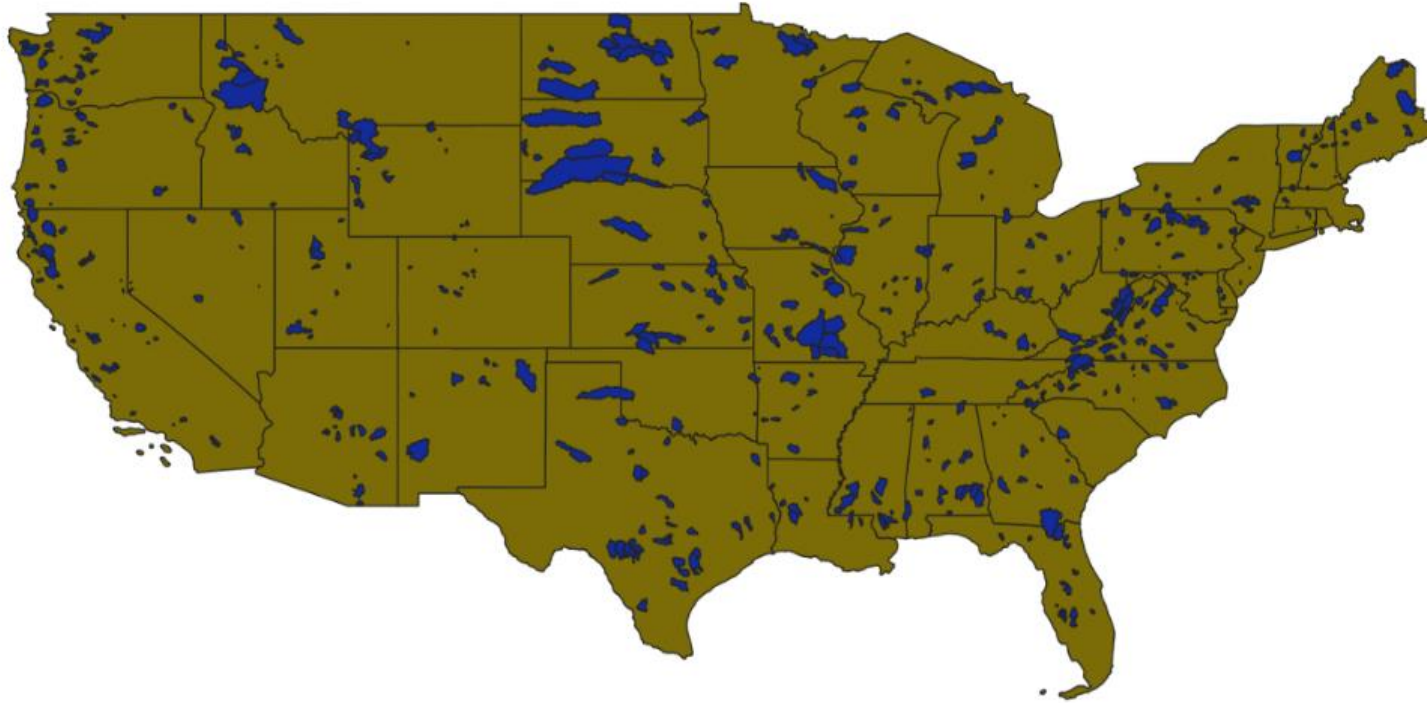
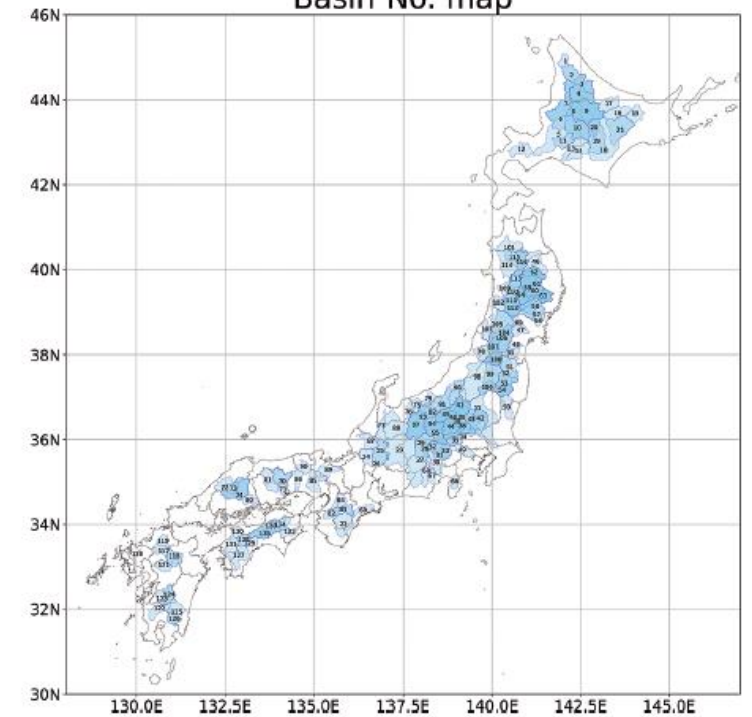


図1：対象流域

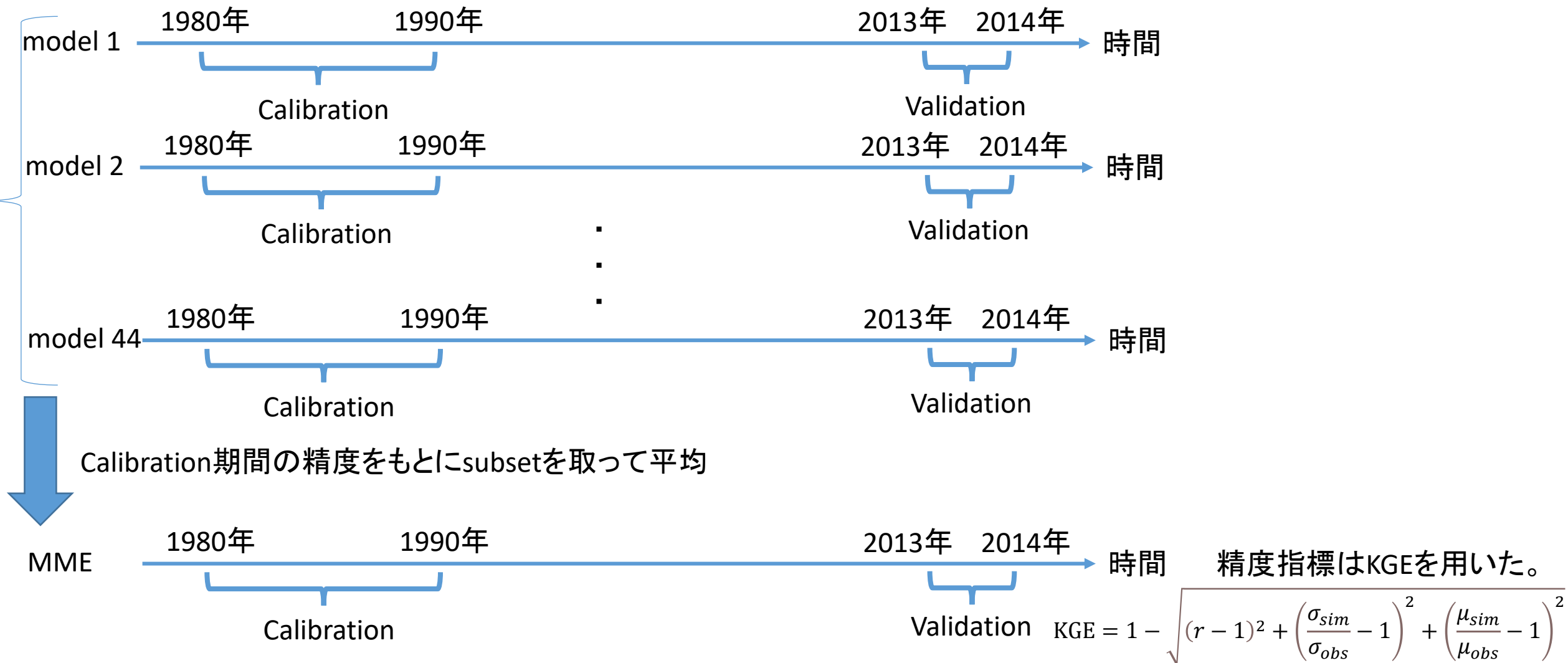
日本でも！

Basin No. map



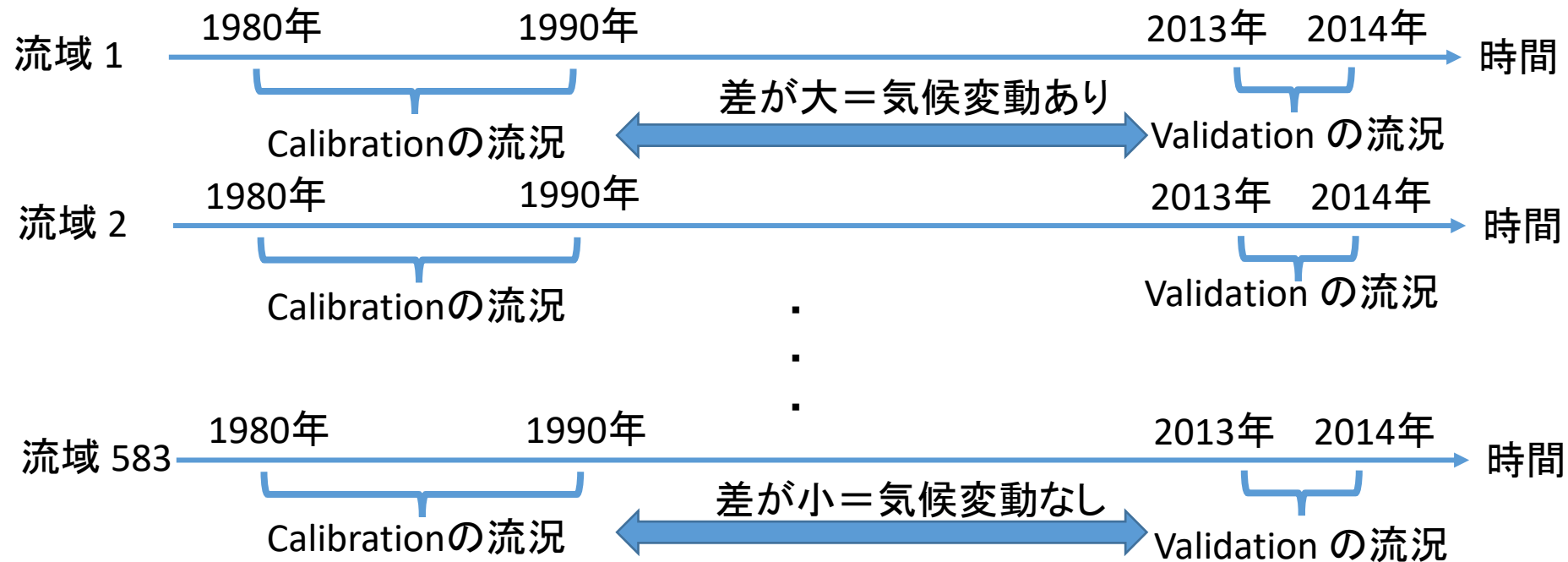
## 2.3.1. 実験デザイン(1)

- 44個のモデルをそれぞれを10年間のデータでカリブレーション(滑降シンプレックス法)して、そのモデルの結果を平均することでMMEを作る。このMMEの性能を2年分解析する。
- この手順を583流域分繰り返す。



## 2.3.2. 実験デザイン(2)

- 本当の意味での気候変動に対する頑健性を測ることは難しい。未来における水文モデルの性能は測れないから
- 観測データにおける30年間余りの流況の違い(上位1%流量)で間接的/疑似的に583流域を気候変動のある流域とそうでない流域に分けてそれぞれでのMMEの性能を評価する



→流域サンプル数を巨大にすることで初めてこのように水文モデルの性能の頑健性を測ることができる

### 3. 結果

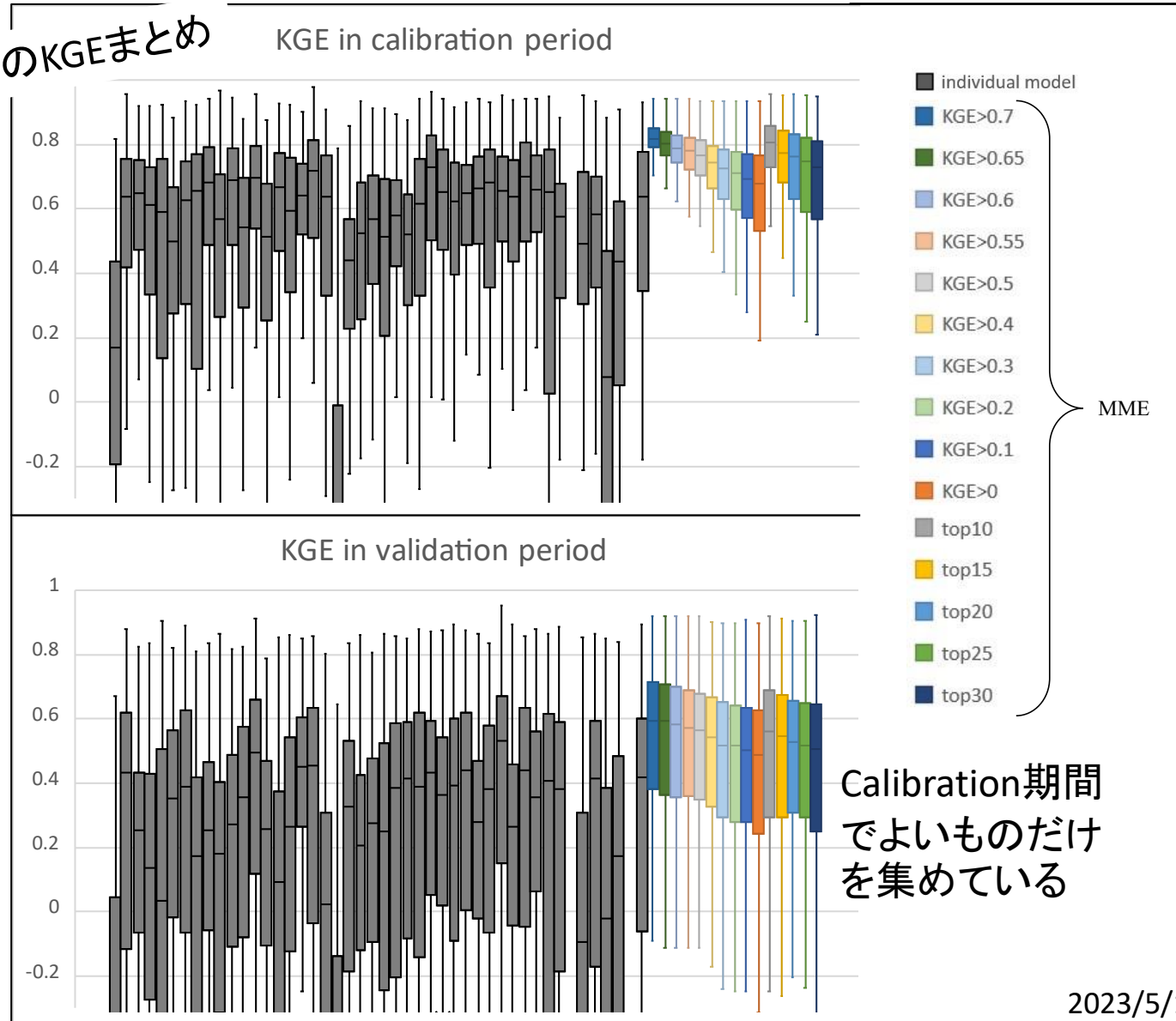


# 3.1. 全流域、全モデル結果まとめ

582流域全体でのKGEの四分位数や中央値を見た時、validation期間のMMEは安定して性能がいい  
Calibration期間の情報だけでいいMMEを作るのは難しい(→面白い研究課題)

582流域全部のKGEまとめ

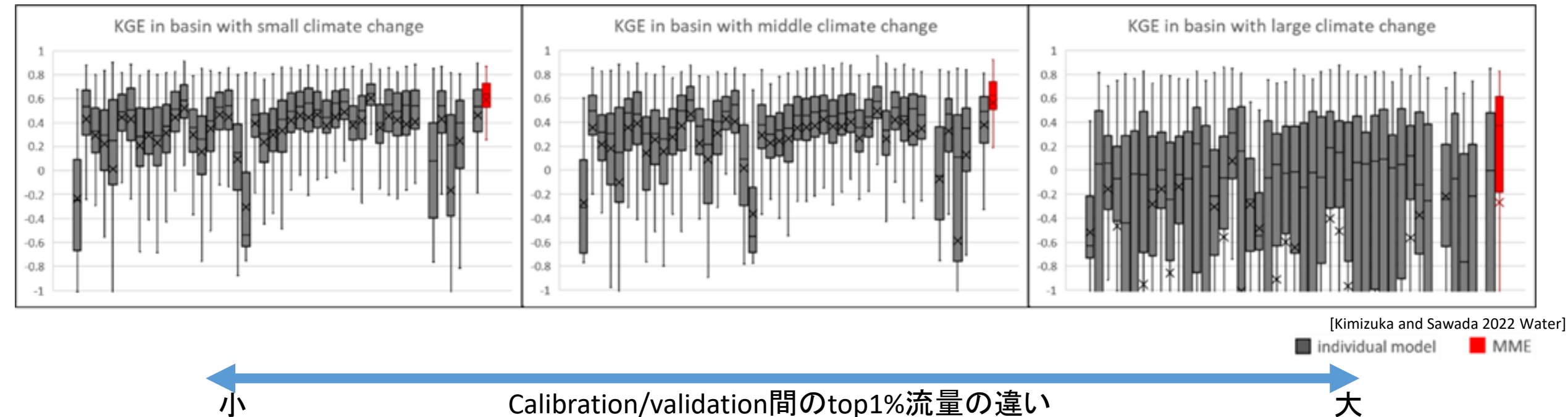
灰色: 44個の水文モデル.  
箱ひげが583流域を表している  
それ以外: MME



## 3.2. 気候が大きく違ってても頑健か？

Top 1%の流量平均をcalibration/validationで比較して582流域を3つに分類して、validation期間のKGEを整理

灰色：個別の44個のモデル、赤：MME (マルチモデルアンサンブル)



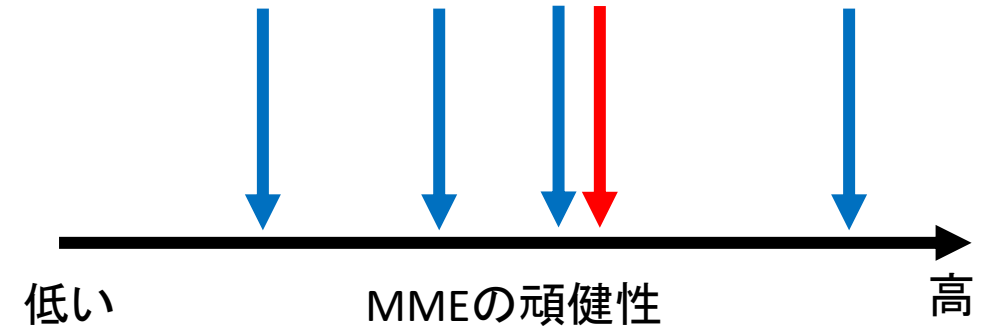
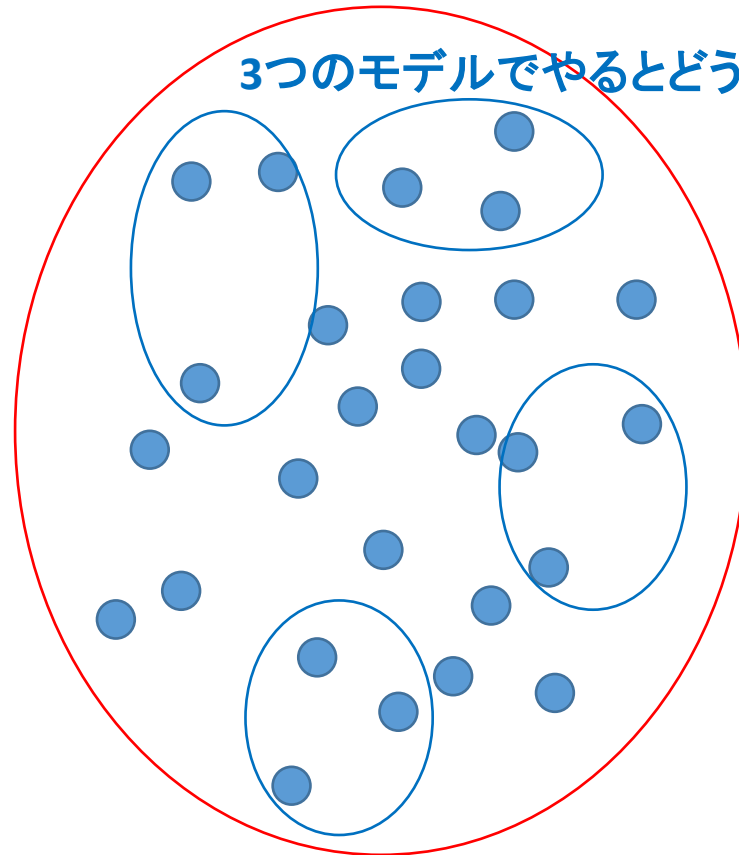
- やはり30年間で流況が大きく変化すると予測は非常に難しくなる。
- MMEはその性能低下を緩和できている。
- 流況変化が大きいほど個別モデルとMMEの差は大きくなる

### 3.3.1. 上記の結果は少ないモデル数/流域数でも得られるのだろうか(1)

例えば8モデルで1流域で頑健性を検証する研究などはある[Zhang and Yang 2018 Water]

我々の大サンプルの結果を「決定版」だとすると、既存の研究の結果はどのくらい一般化できるのか？

→ブートストラップ法を参考に検討



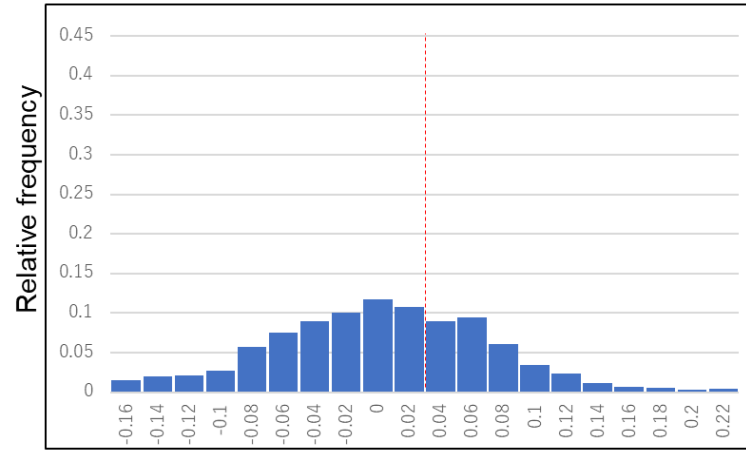
→全体から小さいサンプルを何回も取り直して性能を評価し、それで全サンプルを用いた結果と変わらないのであれば、そんなに大きなサンプルは必要なかったということになる。

全サンプルを用いた性能: 本研究の主結果

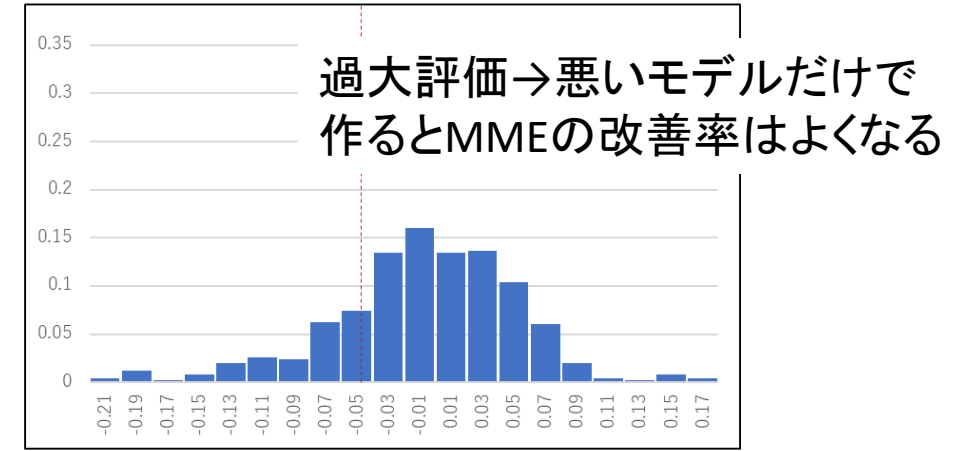
### 3.3.2. 上記の結果は少ないモデル数/流域数でも得られるのだろうか(2)

既往研究の規模(数モデル、数流域)ではMMEの精度を正しく評価できないかも

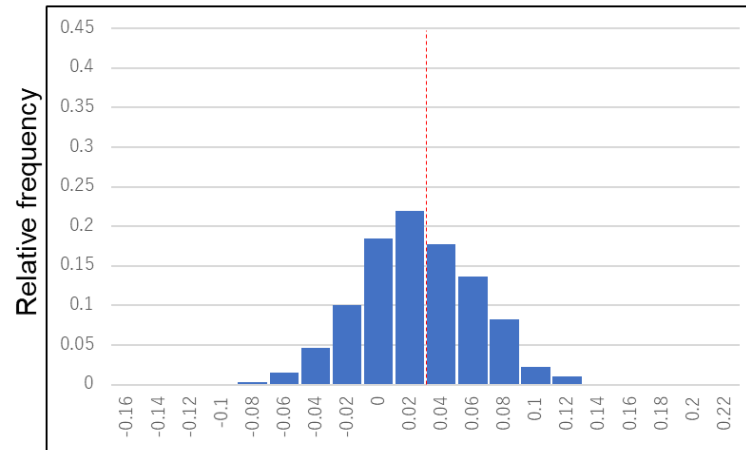
582流域のsubsetをランダムに  
1000回選んでブートストラップ  
(a)10 basins



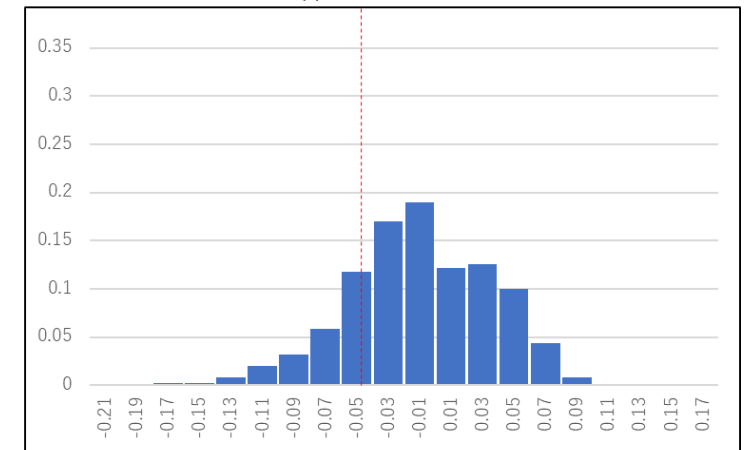
44モデルのsubsetをランダムに  
1000回選んでブートストラップ  
(e)5 models



(b)50 basins



(f)10 models



MMEと一番良いモデルのKGEの  
中央値の差Sを評価  
**赤線: 全データでのS**  
Sが大きいほうがMMEが良い  
流域とモデルのbootstrappingで  
MMEの選び方が異なるので赤線  
の位置が異なる

より頑健

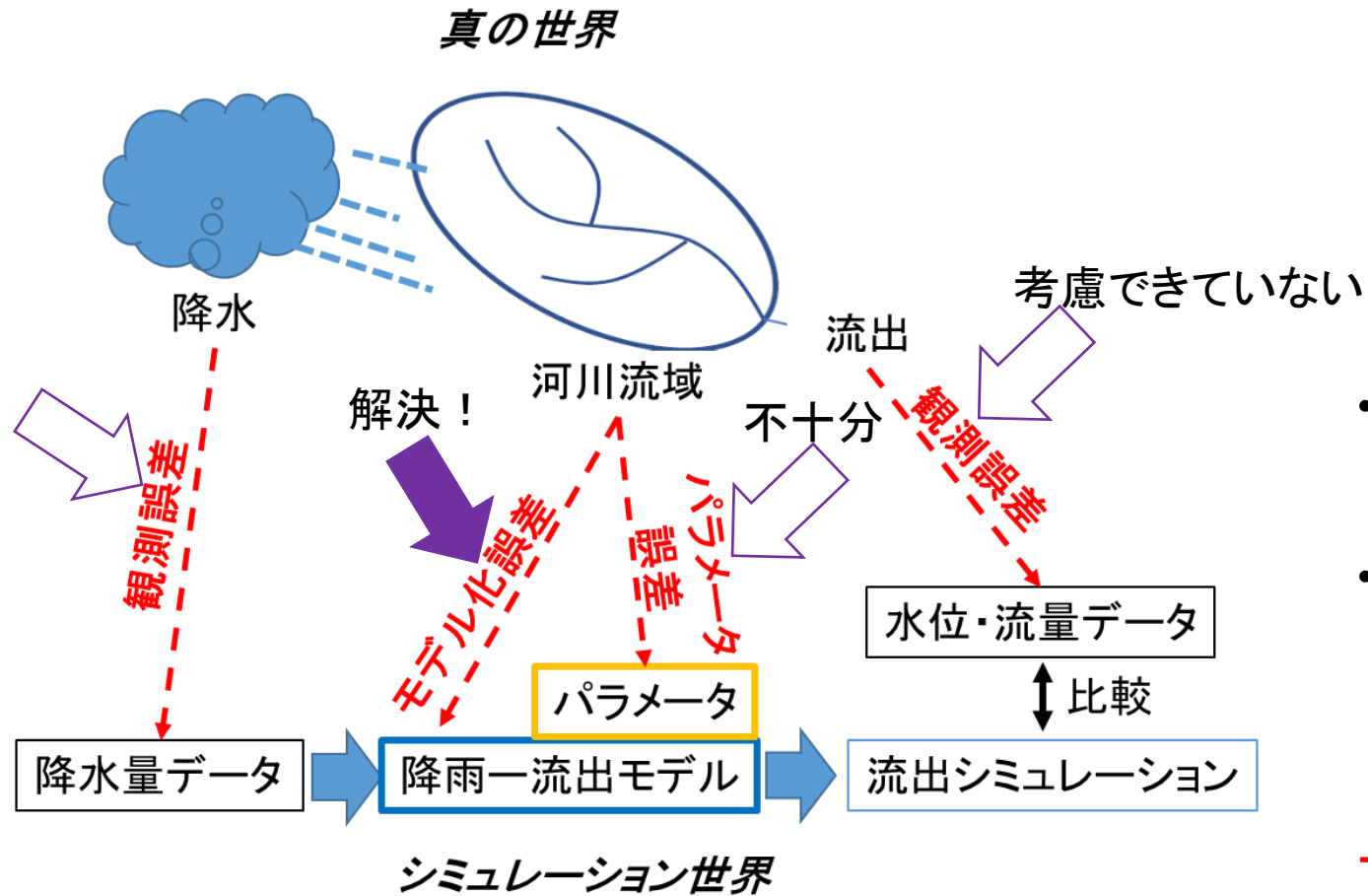
より頑健

[Kimizuka and Sawada 2022 Water]

## 4. 結論と今後の展開

- マルチモデルアンサンブル(MME)はどれだけ気候変動に対する頑健性を高めるか？44モデル582流域の解析により頑健に調べた。
- 流況変化が大きい流域では各モデルの性能は大きく低下。MMEはその性能低下をある程度抑止できる。
- MMEの頑健性検証には大量のモデル数/流域数が必要。大量サンプルでモデル化誤差をサンプリングすることが重要

## 4.2.1. 今後の展開: マルコフ連鎖モンテカルロ法によるパラメータ誤差/観測誤差定量化(1)



- 現状ではカリブレーションによってパラメータ誤差は小さくなっているが、決定論的な最適化なので、パラメータ推定の不確実性を考慮しておらず、不十分。
- 流量の観測誤差を考慮できていないので観測にぴったり合えばそれでよいということになっており、これもよくない

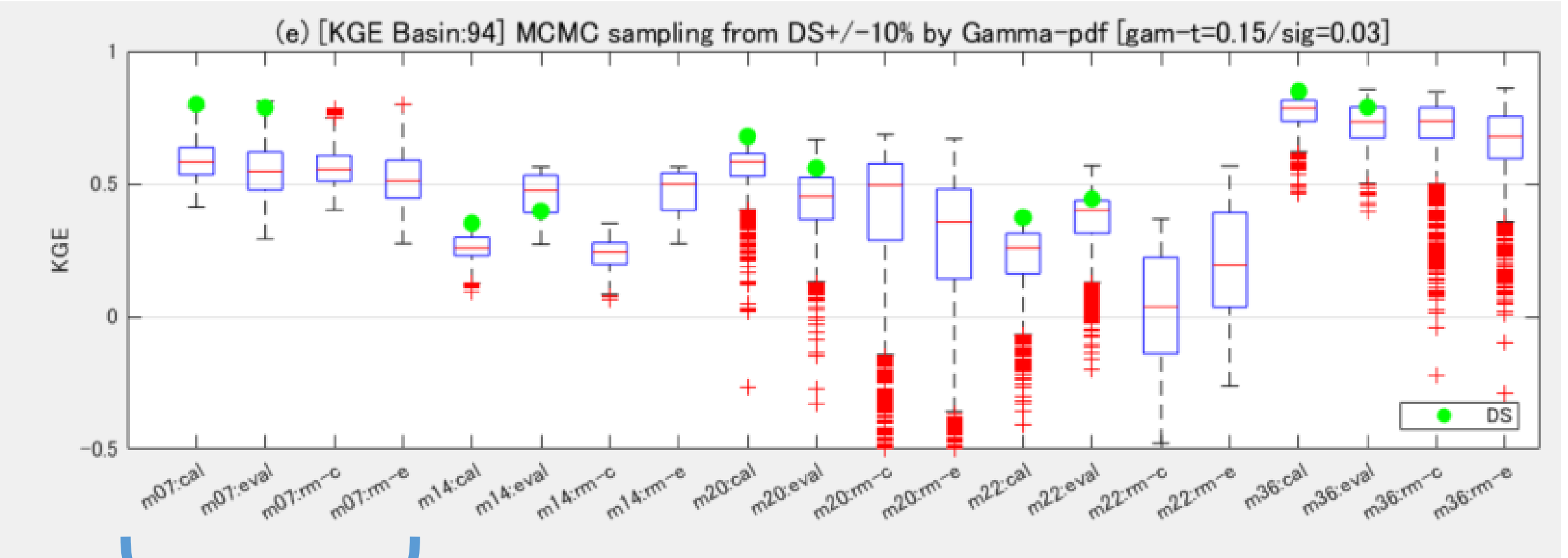
→すべての誤差を丁寧に考慮することを目指してさらなる開発が必要!



## 4.2.2. 今後の展開: マルコフ連鎖モンテカルロ法によるパラメータ誤差/観測誤差定量化(2)

初期的な結果: 決定論的な1つのパラメータ→パラメータの事後確率分布自体をサンプリング  
これまでと異なり、1つのモデル1つの流域の結果が箱ひげとして得られる。これは複数のパラメータをサンプリングしているから。  
東大のスーパーコンピュータOakbridge-CXで大規模計算を準備中

緑: 滑降シンプレックス法で決定論的に求めた結果

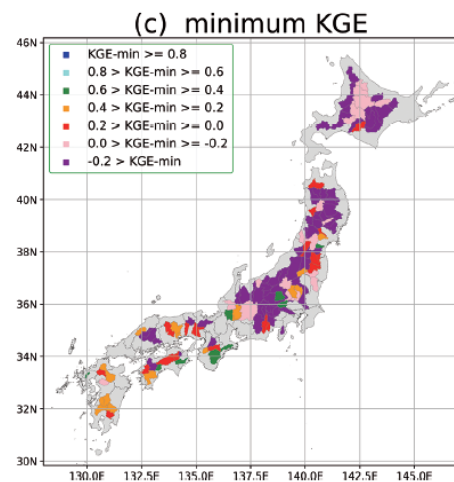
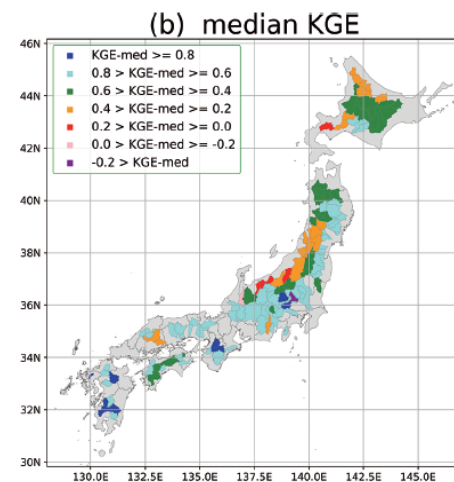
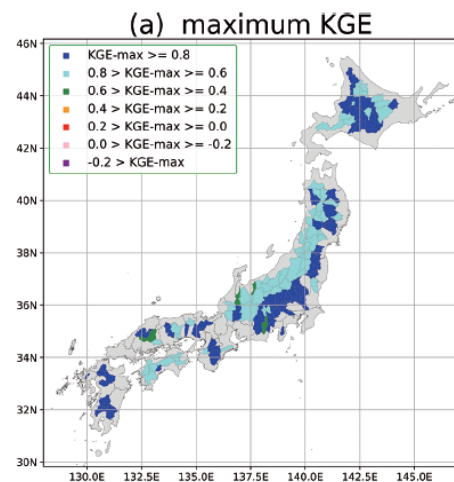
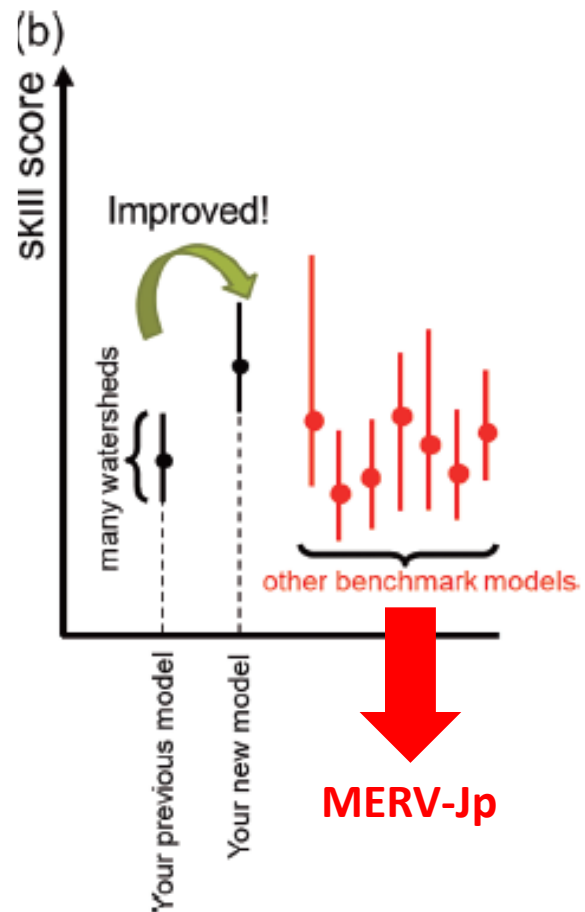


1つのモデルの別期間の結果

## 4.3. 今後の展開：多数モデル/多数流域流出解析時代のデータ基盤

Multi-model Ensemble for Robust Verification of hydrological models in Japan (MERV-Jp) [Sawada et al. 2022 HRL]

日本における135流域の44モデルによる流出解析結果と関連気象外力のデータベース



Zenodo からCSV形式でダウンロード可能：  
<https://zenodo.org/record/6626268>

