

# 作物収量予測における 統計的ダウンスケーリング手法の役割と課題

飯泉 仁之直, 西森 基貴, 横沢 正幸

農業環境技術研究所

2009年3月30-31日

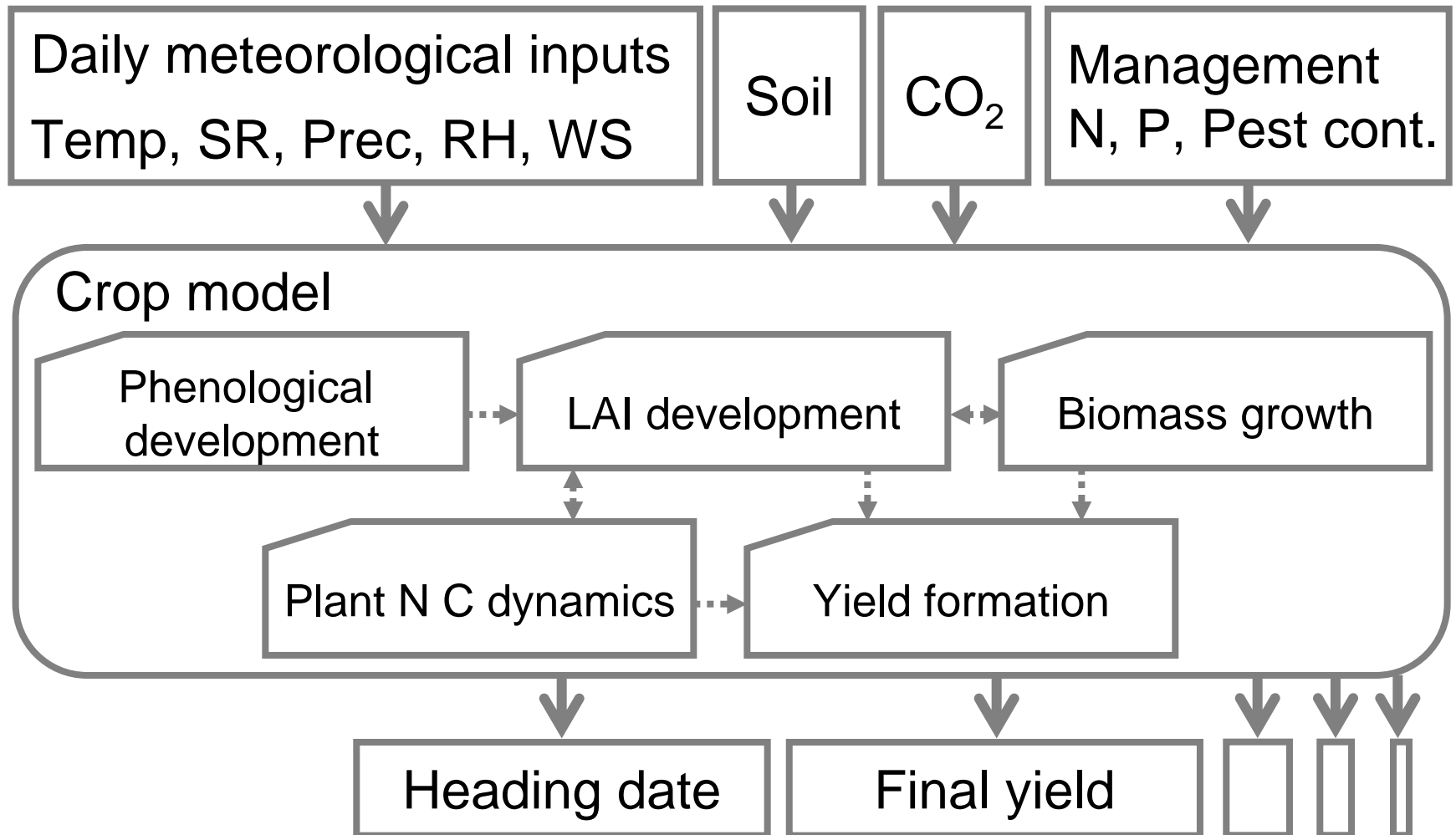
第3回沼口敦さん記念シンポジウム  
@東京大学柏キャンパス

# はじめに

- 多くのGCMシナリオは空間解像度が粗く、地域気候の空間詳細な変化や影響は評価が困難
- これまでGCMシナリオに力学的あるいは統計的なダウンスケーリング(DS)を併用して影響評価に使用されてきた
- 統計的DS(SDM)は必ずしも気候研究を前提としておらず、様々な議論の余地がある
- 本報告ではSDMの現状と課題について作物収量予測の観点から紹介

# 作物生育・収量予測 (収量予測)

- 特定作物の自然環境条件・栽培管理条件に対する生育・収量応答を推定



# 収量予測

- 作物モデルはプロセスベースだが、サブモデルには経験的なパラメタリゼーションが多数含まれる
- 気象要素は収量の年々変動を説明するうえで最も重要な入力条件。入力気象データの種類は様々
- **観測値・短期予報**：日本・水稲危険期・出穂期予測、葉いもち病発生予察、高温障害警報、ハウレンソウ生育予測(東北農研)
- **季節予報**：インド・油糧作物(Challinor et al. 2005)、米国・トウモロコシ(Baigorría et al. 2008)、ケニア・トウモロコシ(Hansen et al. 2004)
- **温暖化予測**：中国・水稲/コムギ/トウモロコシ(Tao et al. 2003; 2008)、日本・水稲(Iizumi et al. 2006; 2007)、他多数

# 統計的手法 (SDM) と力学的手法 (DDM)

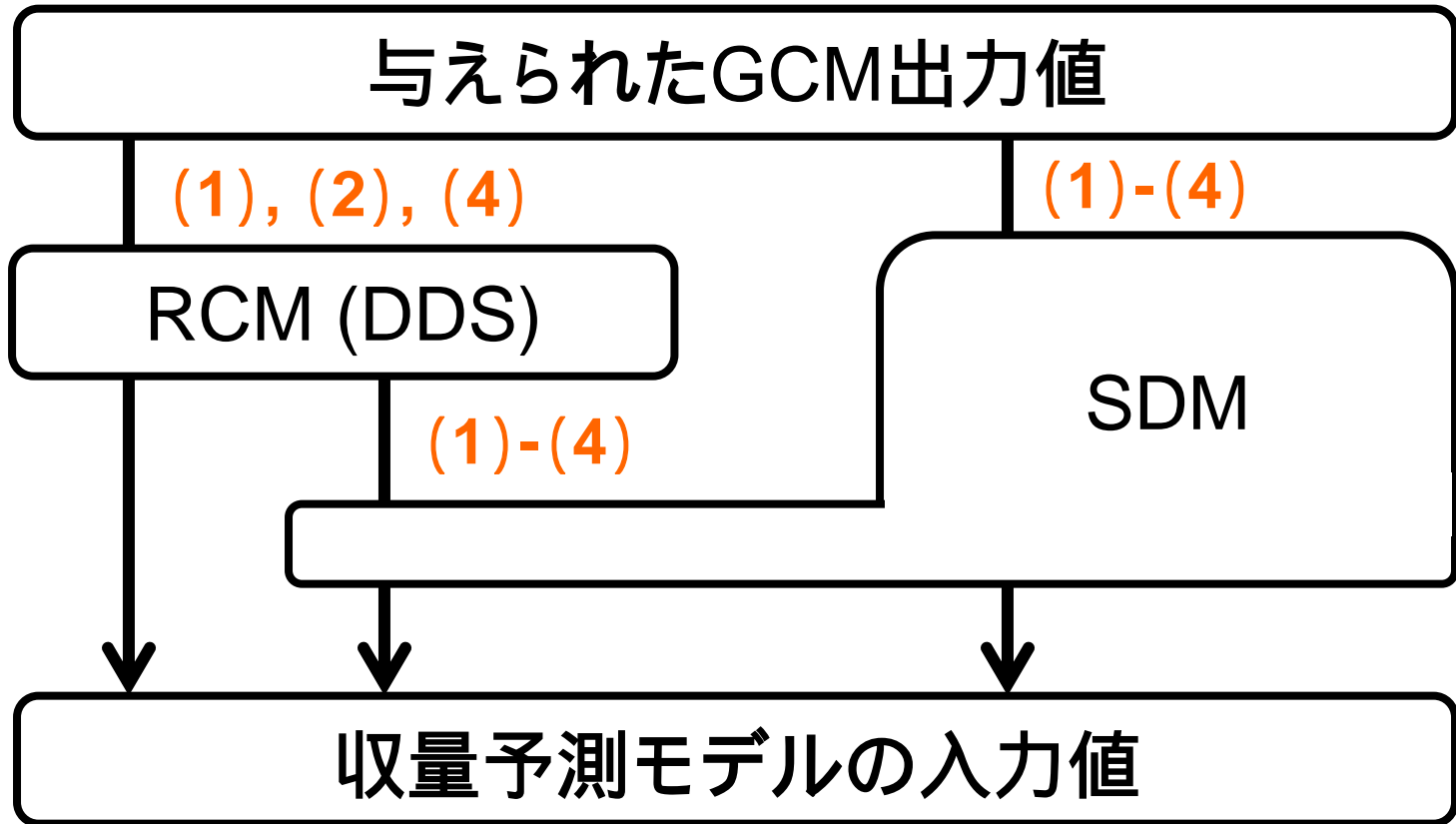
	利点	欠点
DDM	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 高解像度・高時間分解能</li> <li>• 物理法則に基づく情報</li> <li>• 多数の変数が利用可能</li> <li>• いくつかの極端現象の再現性はGCMより高い</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 計算機資源への負担が重い(多数のシナリオを作れない)</li> <li>• 境界条件外への情報伝播がない(完全性に問題あり)</li> <li>• GCMバイアスは引き継がれる</li> </ul>
SDM	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 気候変化シナリオが地点、高解像度(観測点密度に依存)で作成可能</li> <li>• 手法を開発すれば様々な変数を扱える</li> <li>• 変数間の関係性が維持される</li> <li>• 計算機資源への負担が軽い(途上国でも容易に適用可)</li> <li>• 多数のGCMに素早く適用できる</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>• 経験的關係が将来も維持されるという仮定が必要</li> <li>• 想定する変動を含む日別の地上・上層の観測データが必要</li> <li>• 変数によって手法を変える必要あり</li> <li>• GCMバイアスは引き継がれる</li> </ul>

# SDS手法の適用が適切な場合

		SDM適用が適切な場合
ダウンスケーリング需要	• GCMのサブグリッドスケールの情報が必要	• 複雑/急峻な地形条件で総観場と強い関係がある地域 (ex. 島嶼、山岳地など)
	• 高時間分解能の情報が必要 (ex. 5分間降水量)	• 総観場とより細かい時間分解能 (サブdailyなど)の要素の統計値とに強い経験的な関係がある
	• GCMが直接的に出力していない要素の情報が必要(湖沼水温、HI強度)	• GCMが出力する要素と対象要素との経験的な関係がある

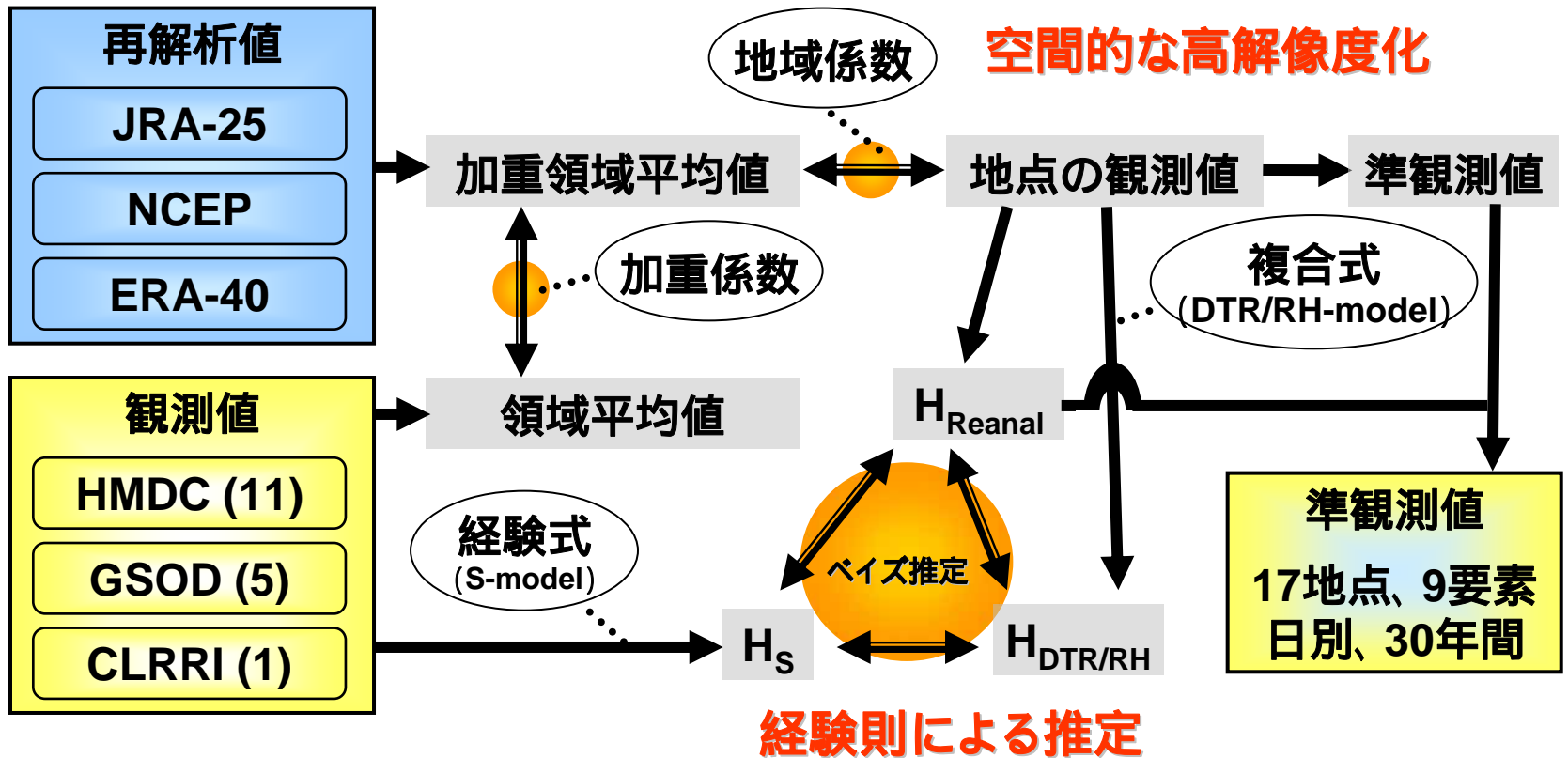
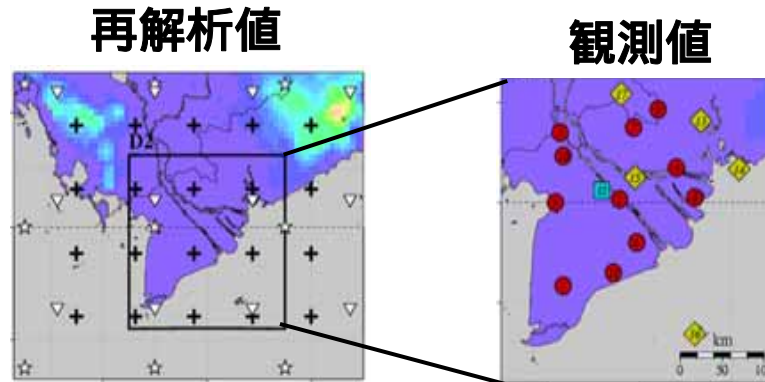
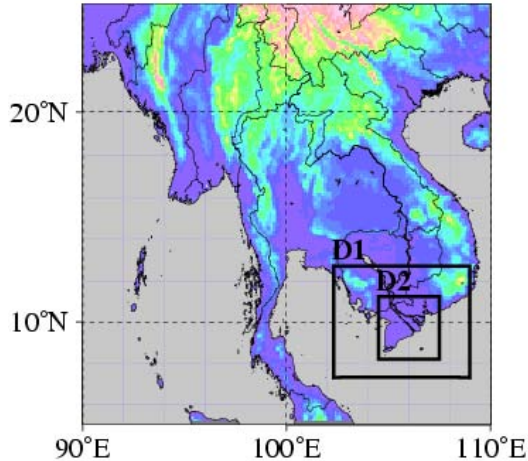
Wilby et al., 2003

# 収量予測におけるSDMの役割



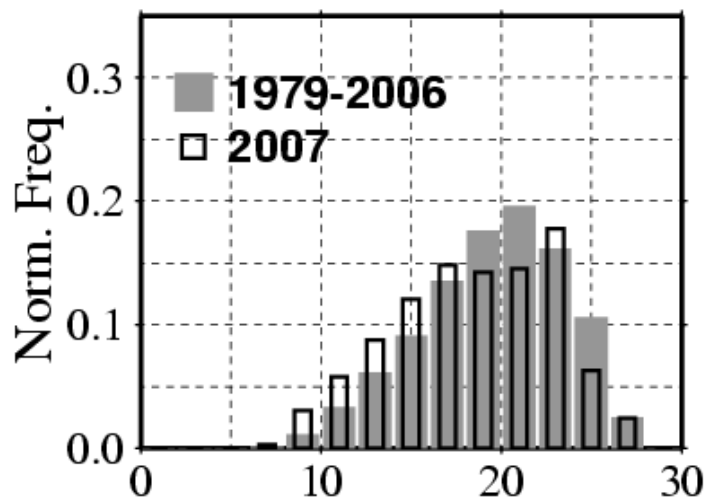
- (1) 空間解像度の詳細化
- (2) 時間解像度の詳細化
- (3) バイアス補正
- (4) GCMから直接に入手できない要素の生成

# 空間解像度の詳細化

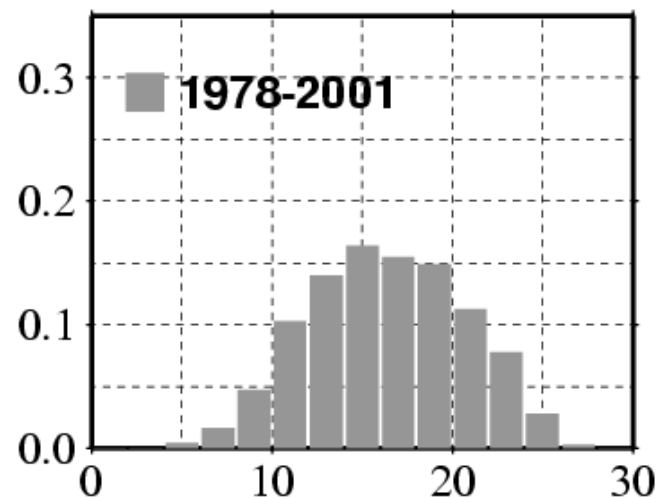




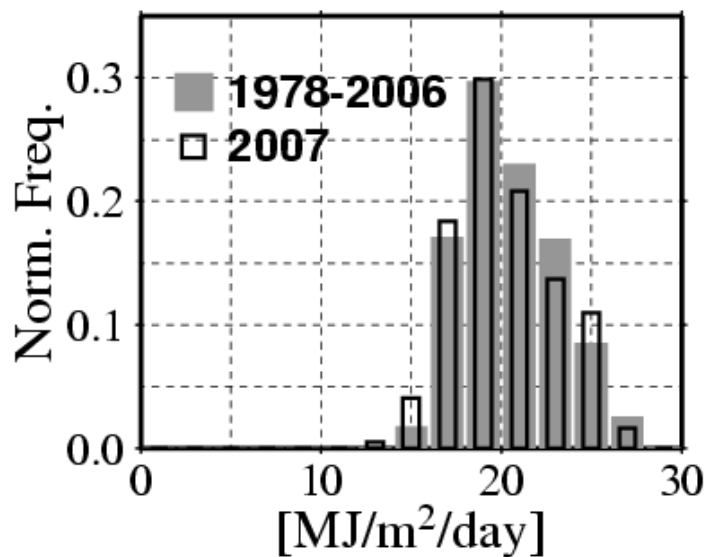
*JRA-25*



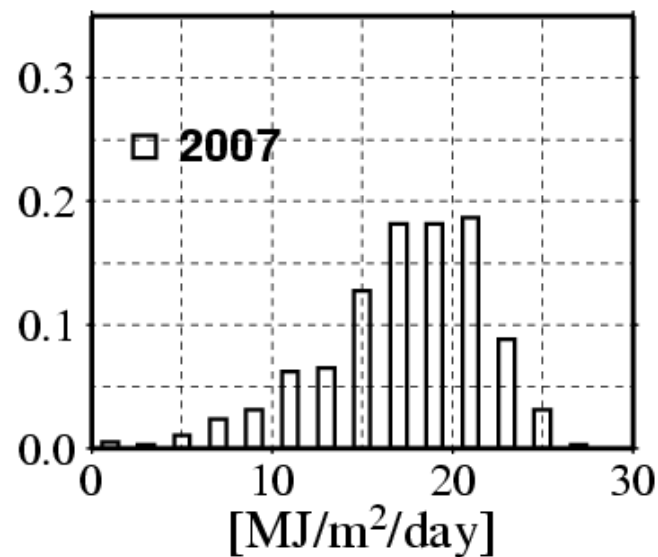
*ERA-40*



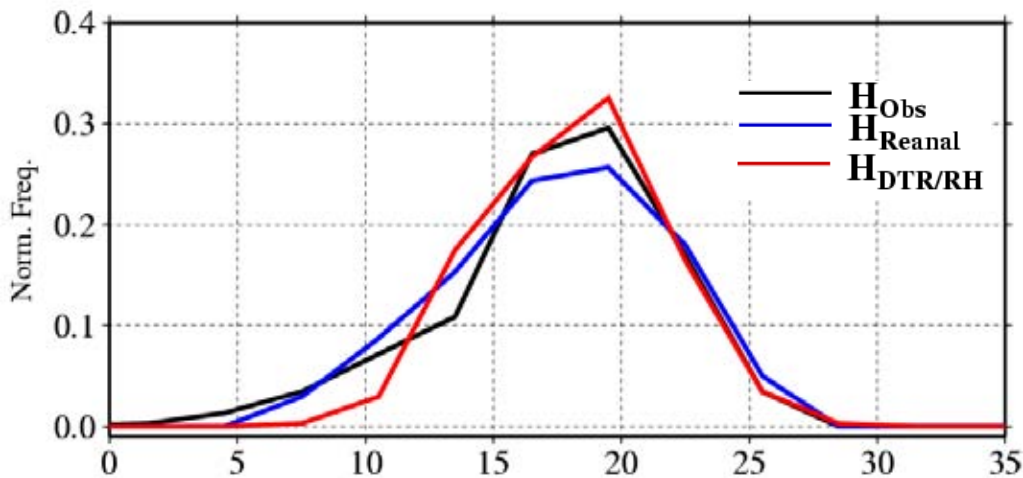
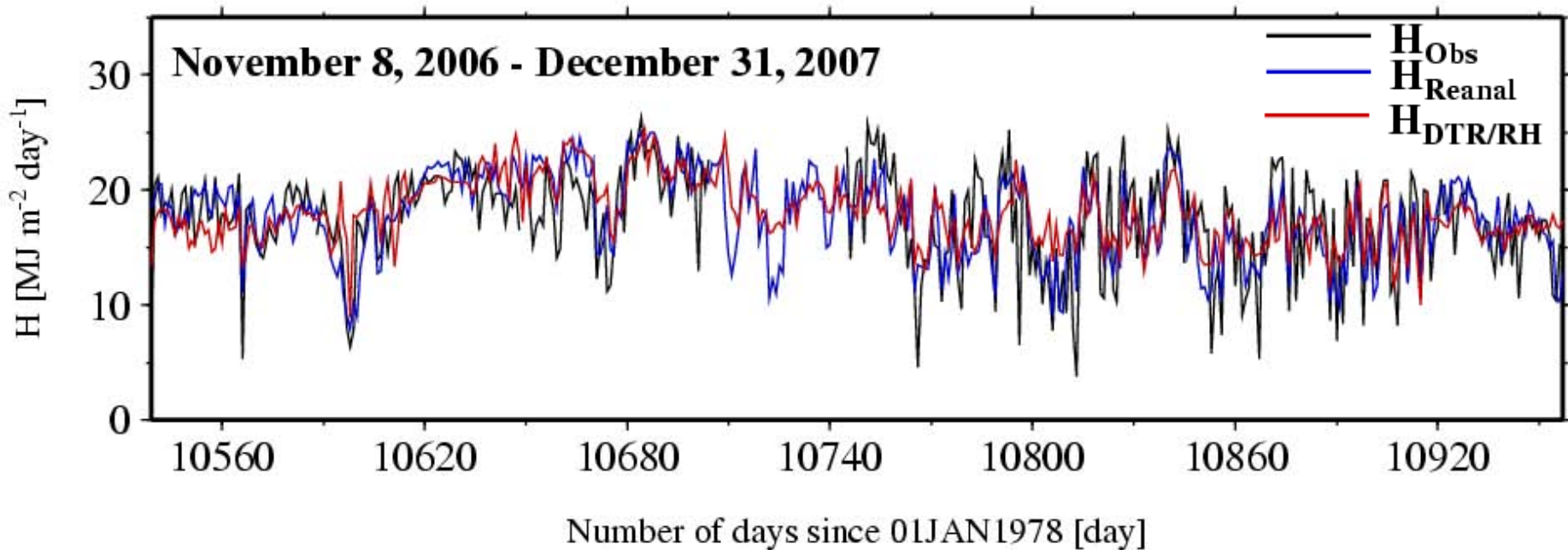
*NCEP*



*Obs. (12 CLRRRI)*



# SDM全天日射量と観測値との比較



$N = 378$

	$H_{\text{Obs}}$	$H_{\text{Reanal}}$	$H_{\text{DTR/RH}}$
Mean	: 17.5	17.8	17.5
St. Dev.	: 4.3	3.7	2.7
R	:	0.982	0.979

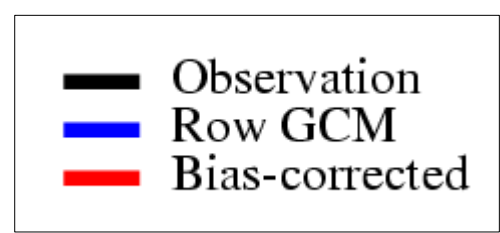
# 空間解像度の詳細化

- GCMの循環場、あるいはGPVから地点の気象要素を推定することにはSDMは多くの実績あり
- ただし、観測点のない地点の気象要素を推定・補正するには空間内挿手法の併用が必要だが、SDMで使用されている既存手法は信頼性が高いとはいえない
  - 線形内挿/スプライン内挿 (Yokozawa et al. 2003; Hijmans et al. 2005)
  - WGの分布パラメータを内挿 ( Semenov & Brooks 1999)
- 日別グリット降水量データの作成手法に学ぶ点は多い (Shepard 1968; Xie et al. 2007; Yatagai et al. 2008)

# 時間解像度の詳細化

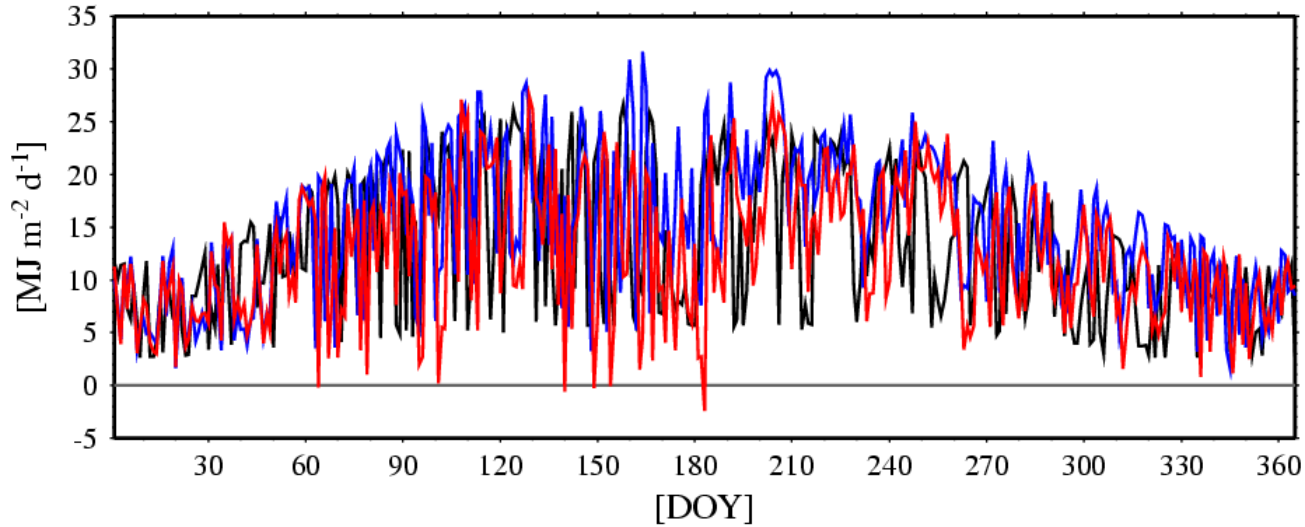
- 大多数のCrop modelは日別気象データを使用。月別値から日別値を調和解析で時間詳細化した例はある
  - 日本・イネ収量 (Toritani et al. 1999)
- これまで温暖化の農業影響で時別値を利用した例はない。果樹の開花予測などでは時別データが使用されており、時別データへの潜在需要はある
  - 時別の極値が作物に与える影響を検出する影響モデルは農業分野にはいまのところなく、おそらく時別データの価値を引き出せない
- 近年、イネ穂温推定のため時別の気象データも使用
  - リアル・タイム・アメダスを使用 (Yoshimoto et al. 2005)
- 水文分野ではウェザージェネレータ (WG) を用いて月別値、あるいは日別値から時別値を生成

# バイアス補正



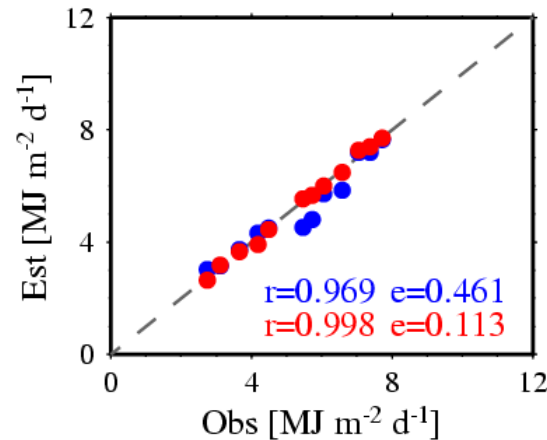
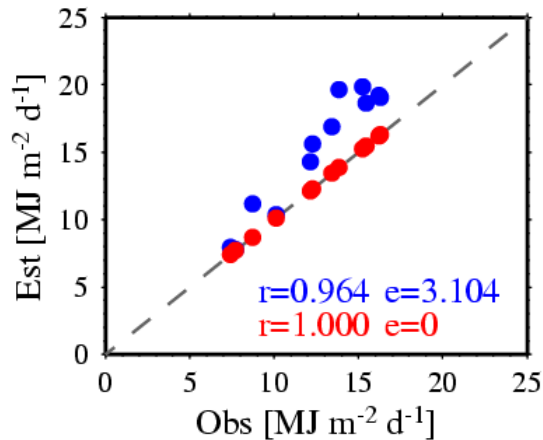
Daily time-series for a year

MIROC3.2-MEDRES



20-year mean

SD for 20 years

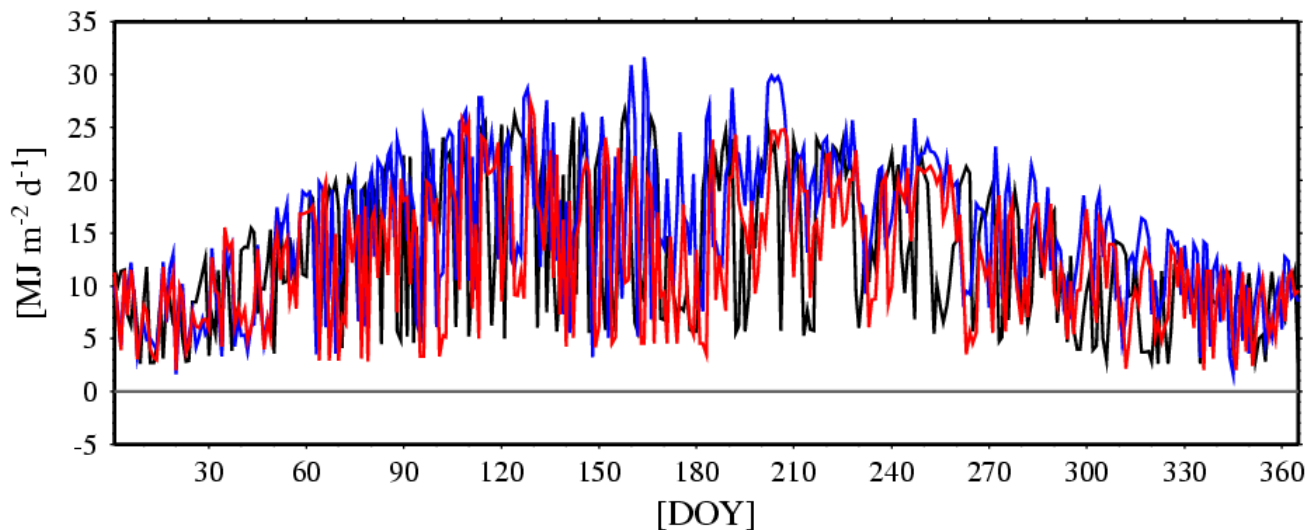


# 補正2

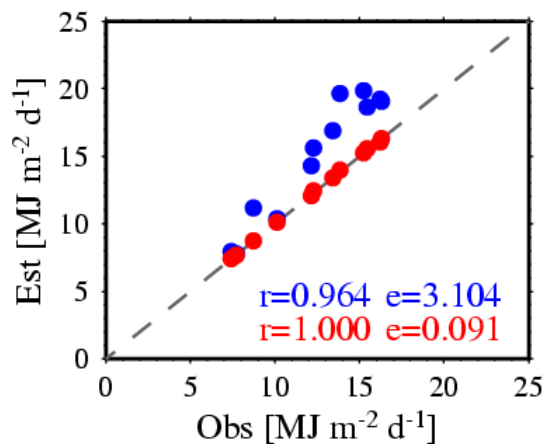
- Observation
- Row GCM
- Bias-corrected

## Daily time-series for a year

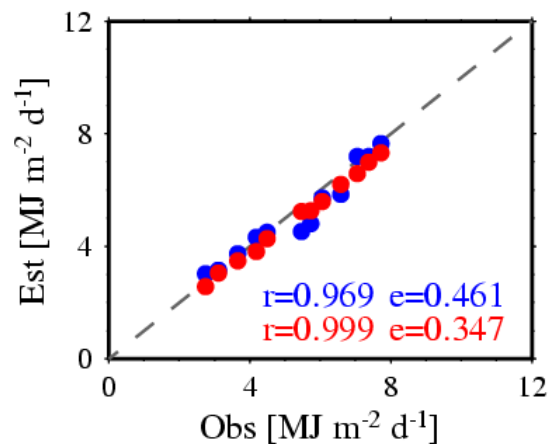
MIROC3.2-MEDRES



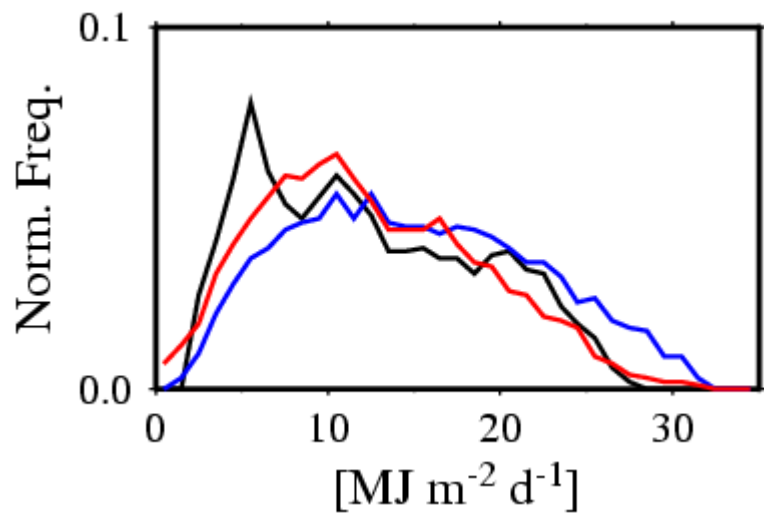
## 20-year mean



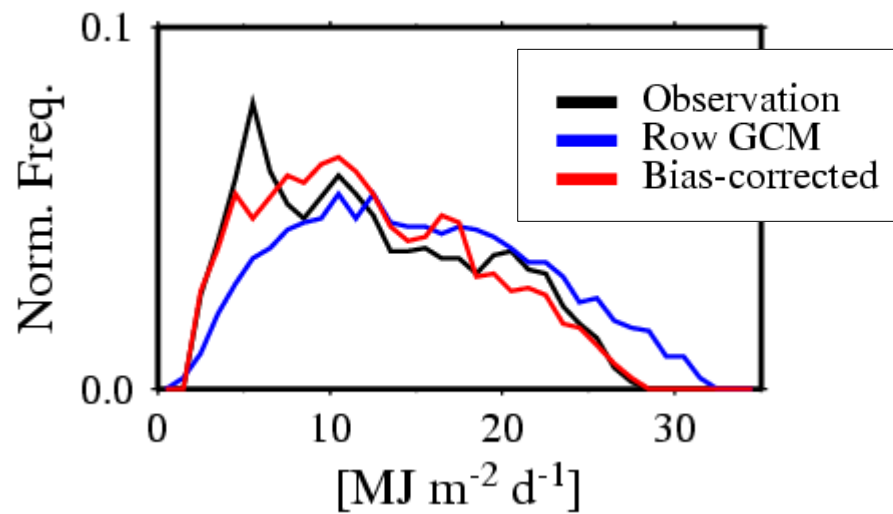
## SD for 20 years



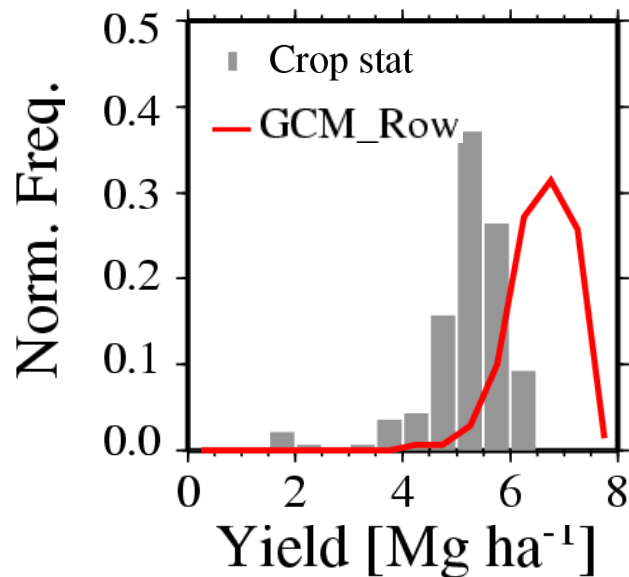
# 補正1



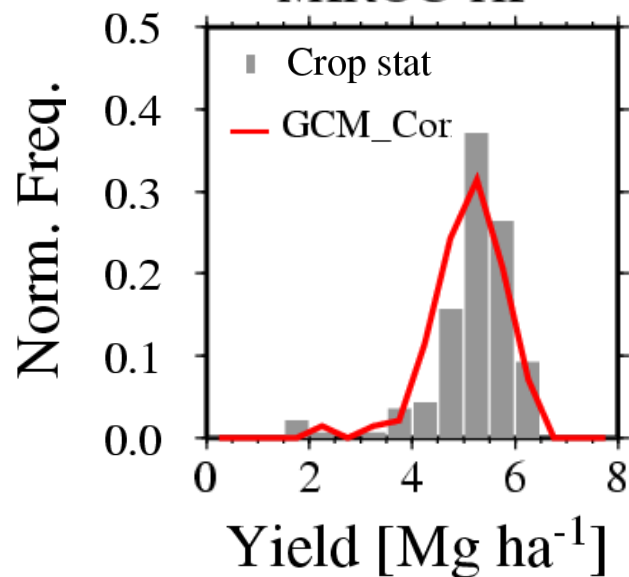
# 補正2



# MIROC-HI



# MIROC-HI

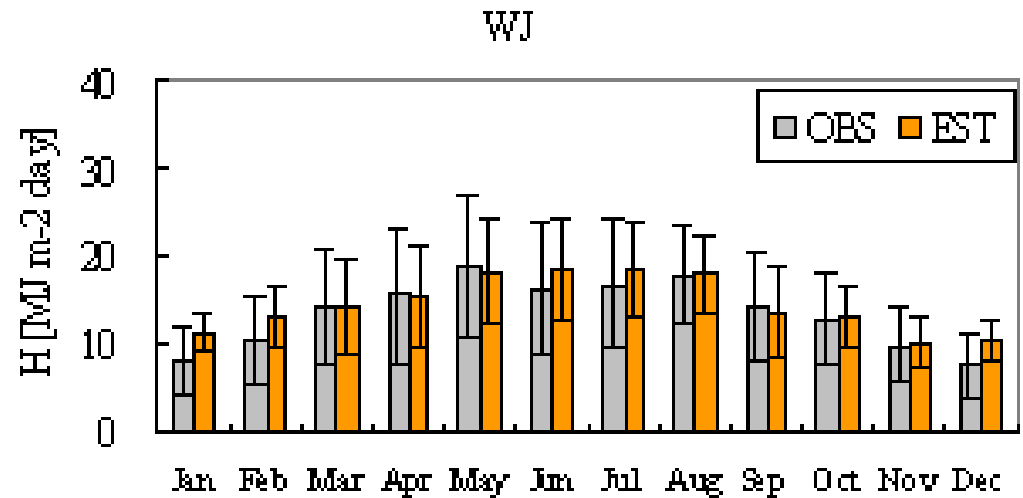
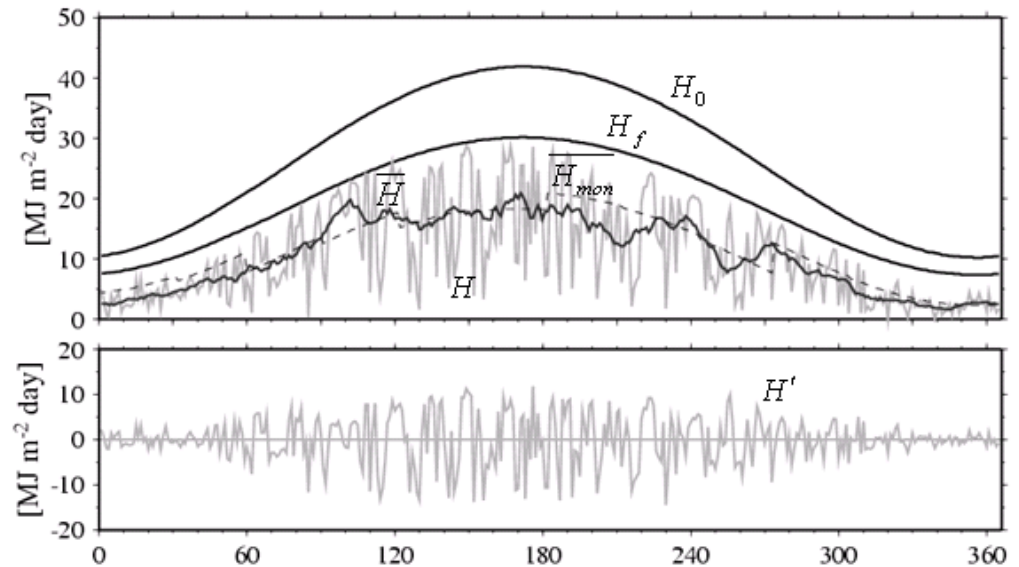
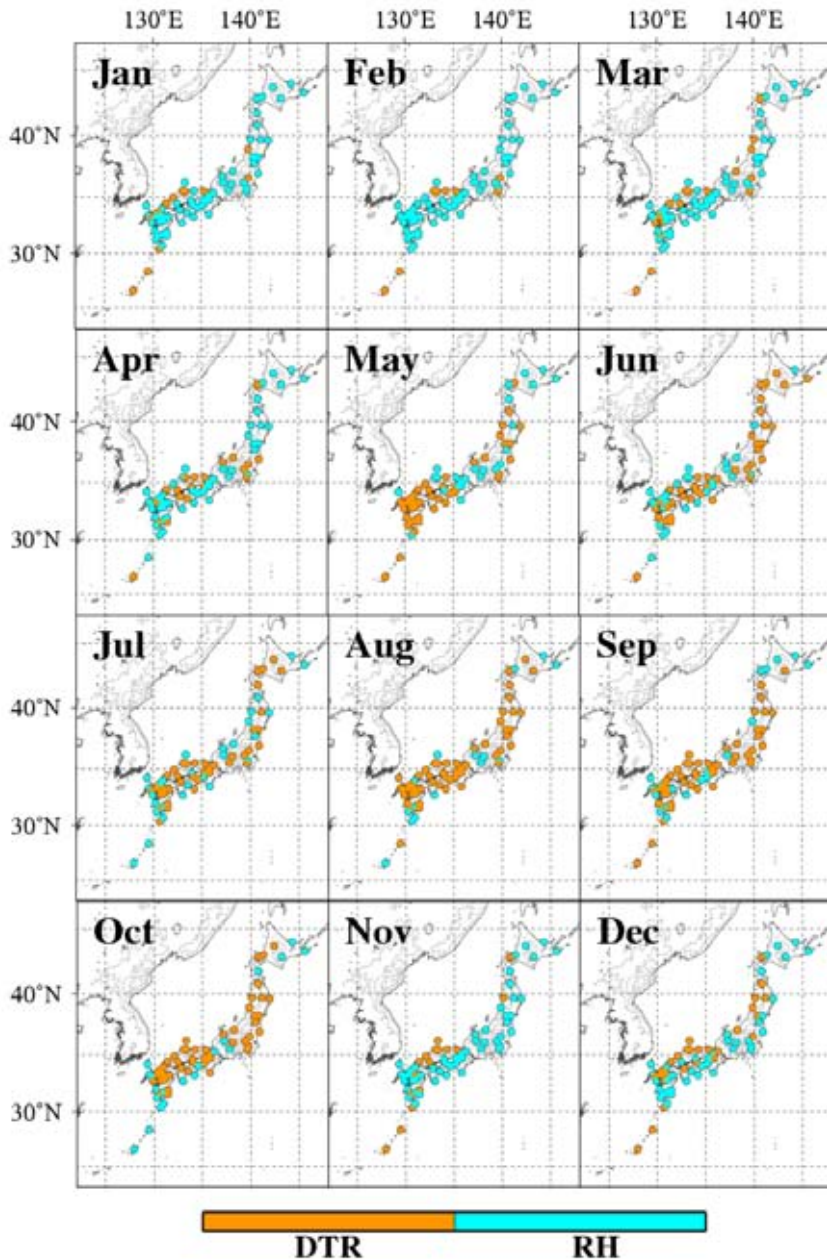


# バイアス補正

- GCM出力値を影響モデルの入力値として使用する  
場合、バイアス補正、あるいはバイアスを含む入力  
気象データでの影響モデルのキャリブレーションが  
必要 (Challinor et al. 2004)
- 多要素に共通して適用できる補正法は今のところ  
見当たらない(気象要素ごとに補正法が異なる)
- バイアス込みで影響モデルをキャリブレートした場  
合、圃場・チャンバー実験などの知見の利用が制  
約される(観測気象データが用いられているため)



# GCMから直接に入手できない要素の生成

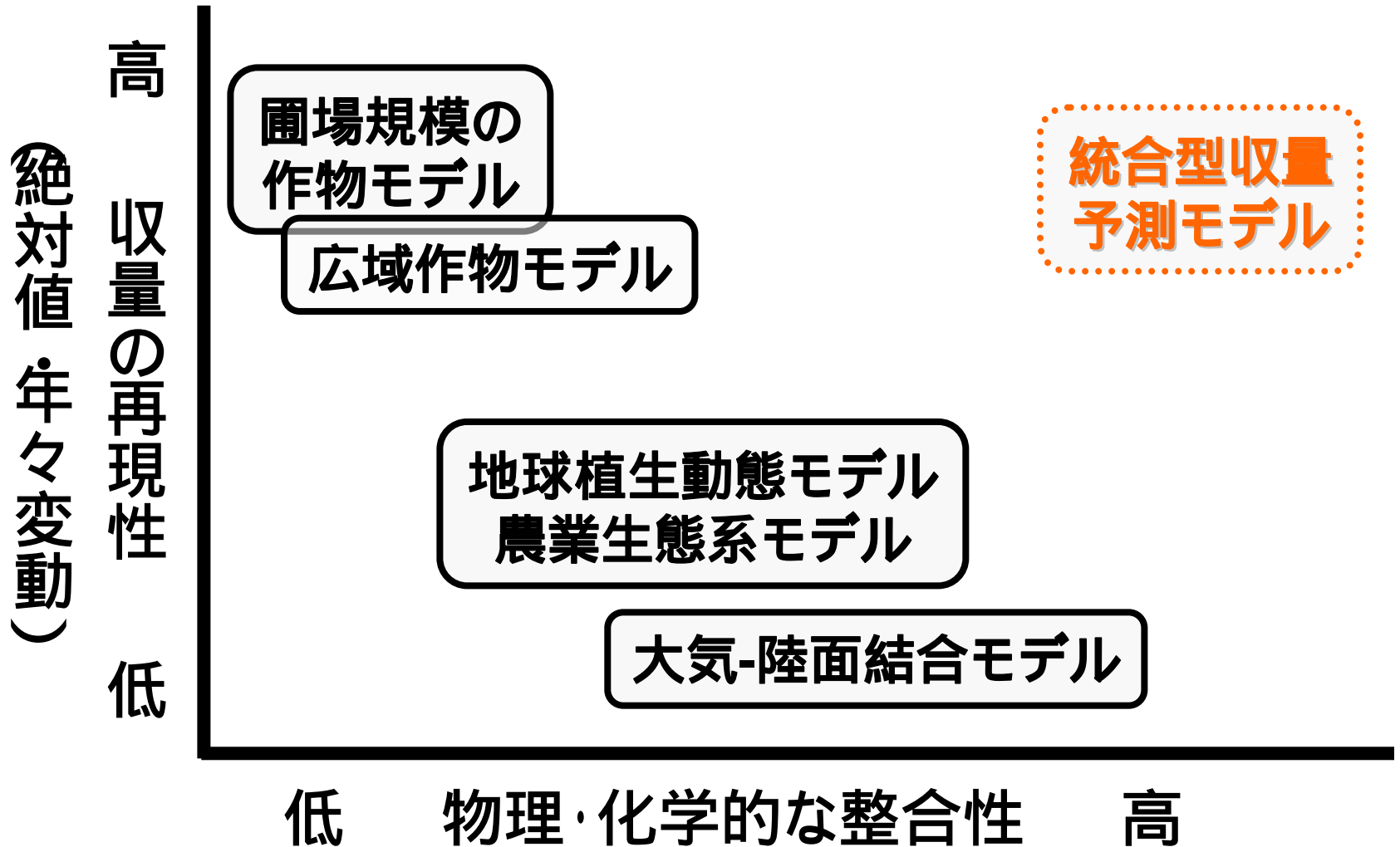


lizumi et al. 2008

# GCMから直接に入手できない要素の生成

- (1) GCMは出力しないが影響モデルの入力値として必要な要素を推定する場合と(2) 影響評価の対象要素そのものを推定してしまう場合とがある
  - 英国・HI強度:LCCP(2002)
  - 日本・湖の成層度・水温:
  - 開花日:

# 新たな収量予測手法



# 新たな収量予測手法

- RCM/超高解像度GCMの出力値を入力値に想定した広域作物モデル (Iizumi et al. 2009; Tao et al. 2009)
  - オフライン。バイアス補正あり。対象領域内の品種や栽培管理の不確実性を確率分布として考慮
- 動的全球植生モデルLPJに組み込んだ作物パラメタリゼーション (Bondeau et al. 2003)
- AGCMと結合した広域作物モデル (Osborne et al. 2006)
- RCMと結合した陸面過程モデルSiBcropの作物モジュール (Lokupitiya et al. 2008)
  - バイアス込みで作物モデルをチューニング、サブグリッドスケールでの農耕地の扱いは不明

# 新たな収量予測手法とSDM

- 新たな収量予測手法は物理・化学的な整合性を高めつつ広域評価を指向している
- GCMグリッドスケールの気象条件から、サブグリッドスケールでの気象条件と品種・栽培管理の空間的ばらつきを統計的手法で考慮する方法が、収量予測手法として望ましい
- その場合、物理モデルのパラメータを確率的に与えるWilks (2008) の議論が参考になるかもしれない

ありがとうございました。