

# 太陽光発電の広域予測技術に関する研究

大関 崇,  
Joao Gari da Silva Fonseca Junior,  
大竹 秀明, 下瀬 健一, 高島 工

独立行政法人 産業技術総合研究所  
太陽光発電工学研究センター

独立行政法人 産業技術総合研究所

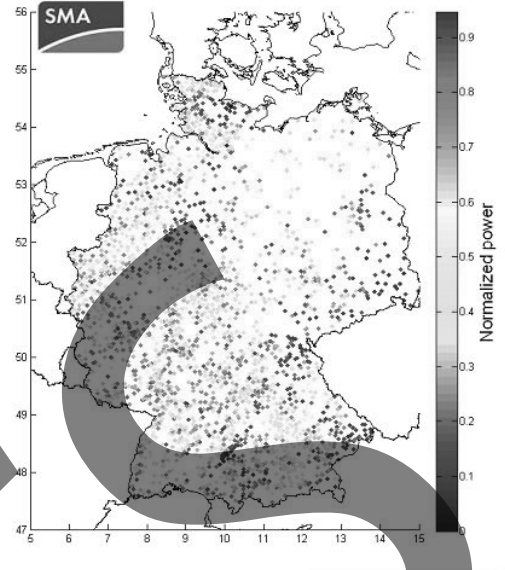


FEVIT  
太陽光発電工学研究センター

## 背景・目的

## 背景・目的

- 将来のPV大量導入に備えて広域の発電予測手法が必要となる。
- これまでの国内の研究では、日射予測を基本として、広域での予測誤差評価までがほとんど。(地上気象官署、PV300利用)  
(AIST,早稲田,名古屋,岐阜大)
- 海外は、実測データ収集が進んでいるため、Up-scaling手法は、代表地点による定数倍。
- 国内はモニタリングが未整備。日射予測からの発電推定が必要。
- 本研究では、広域予測手法の開発を目的とし、本報告では、広域予測手法の基礎的な検討について報告。

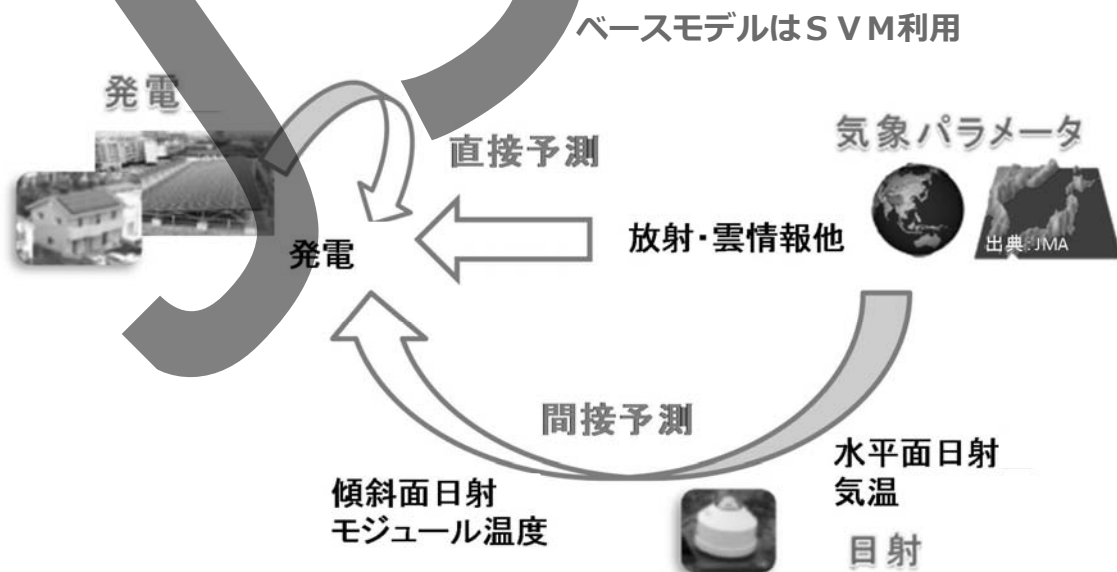


- SMAがドイツ国内(8700システム以上)
- Meteocontrol: 約28,000システム(5.7GW)

出典: Fh IWES

3

## 間接予測、直接予測

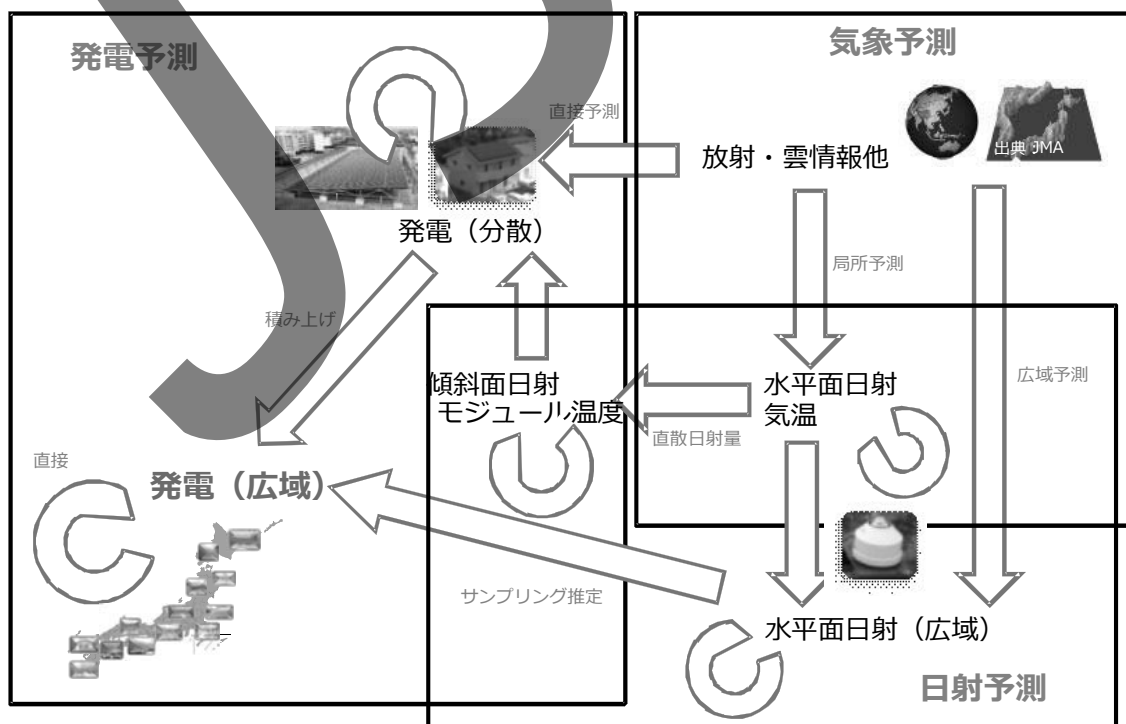


4

## 広域予測手法の分類

- 地点データ積み上げ or 合計発電電力直接入力予測
- 全データ利用 or 代表地点利用（サンプリング予測）
- 直接発電予測 or 間接予測（日射予測+発電推定）
- 分布データ；傾斜角・方位角・容量分布
  - グリッド別
  - コントロールエリア全体

## 広域予測手法

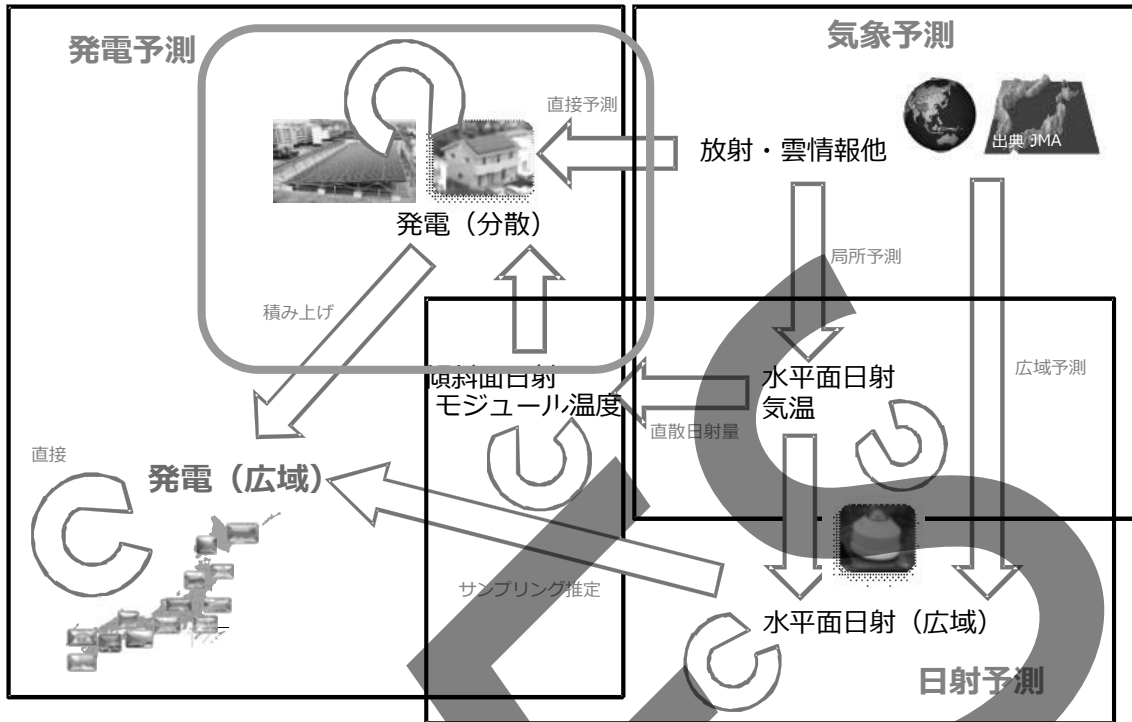


## 広域予測手法の分類

手法	発電推定用 情報	学習用 データ	全地点利用	代表地点利用
				(Upscaling)
直接予測	N/A	地点 データ (発電)	①	③
		合計 データ (発電)	②	④
間接予測	地点情報	地点 データ (日射)	⑤	⑦
	分布情報		⑤'	⑦'
	地点情報	合計 データ (日射)	⑥	⑧
	分布情報		⑥'	⑧'

## 予測手法分類ごとの評価

# 広域予測手法



# 広域予測手法の分類

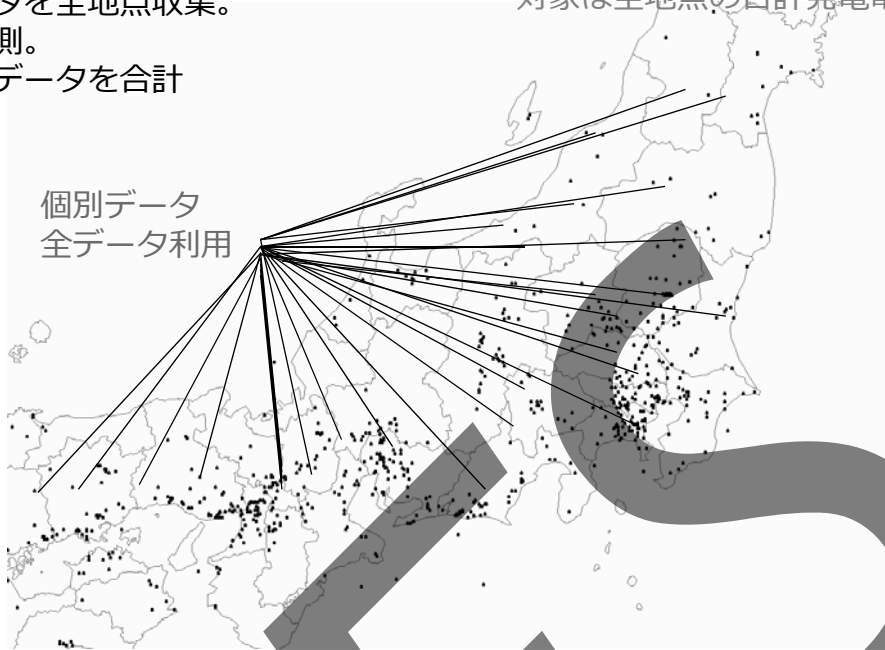
手法	発電推定用 情報	学習用 データ	全地点利用	代表地点利用
				(Upscaling)
直接予測	N/A	地点 データ (発電)	①	③
		合計 データ (発電)	②	④
間接予測	地点情報	地点 データ (日射)	⑤	⑦
	分布情報		⑤'	⑦'
	地点情報	合計 データ (日射)	⑥	⑧
	分布情報		⑥'	⑧'

# 広域予測手法

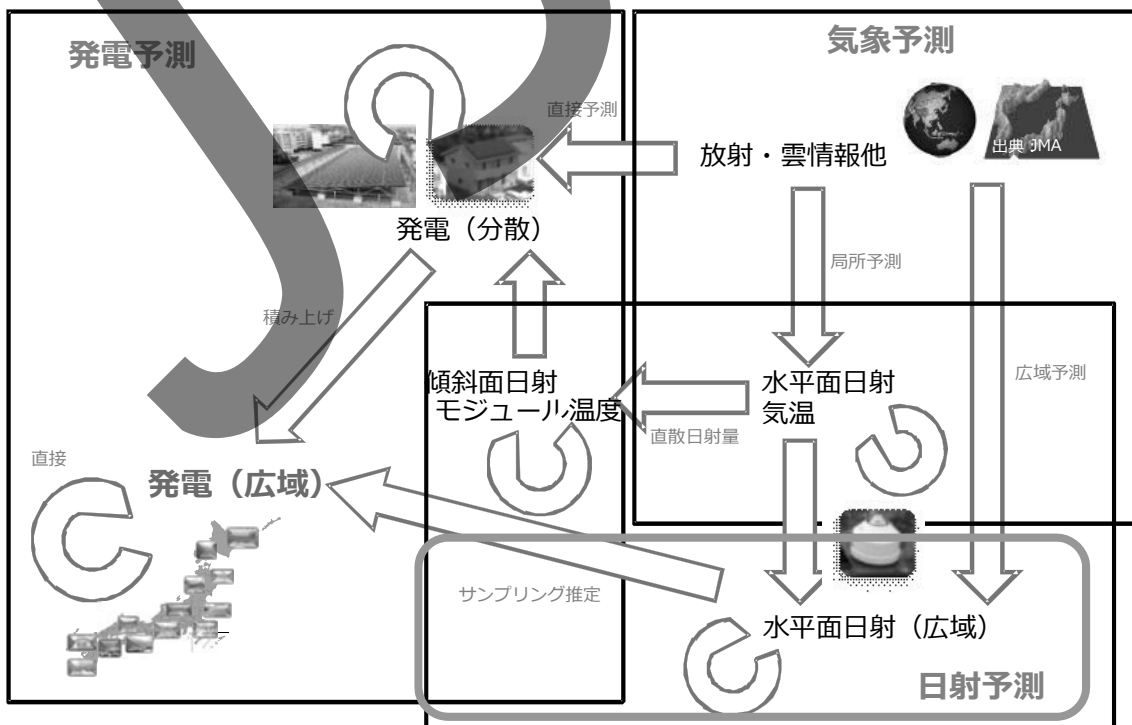
## Case ①

- ・ 個別データを全地点収集。
- ・ 個別に予測。
- ・ 個別予測データを合計

対象は全地点の合計発電電力



# 広域予測手法



# 広域予測手法の分類

手法	発電推定用 情報	学習用 データ	全地点利用	代表地点利用
				(Upscaling)
直接予測	N/A	地点 データ (発電)	①	③
		合計 データ (発電)	②	④
間接予測	地点情報	地点 データ (日射)	⑤	⑦
	分布情報		⑤'	⑦'
	地点情報	合計 データ (日射)	⑥	⑧
	分布情報		⑥'	⑧'

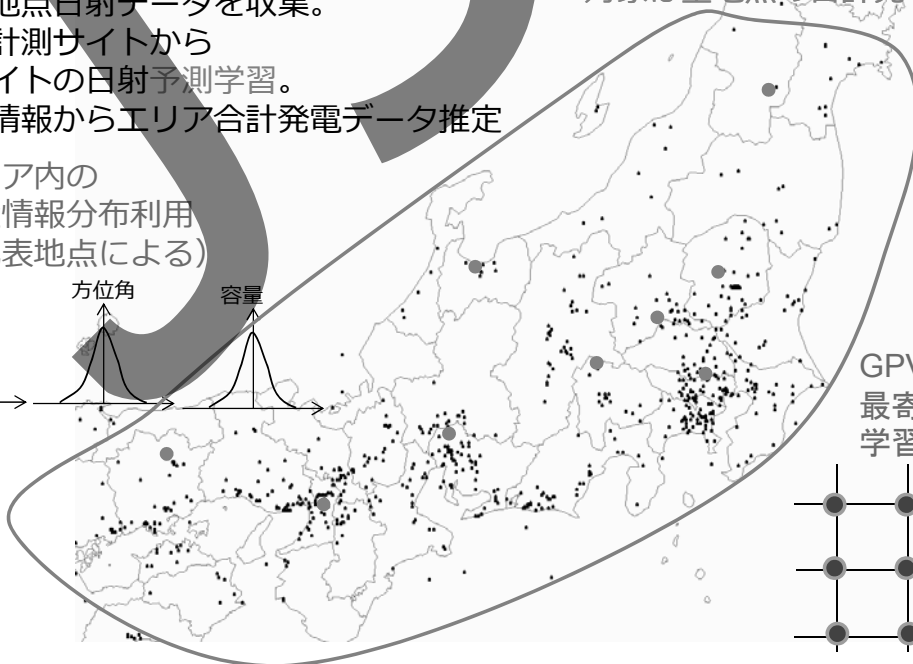
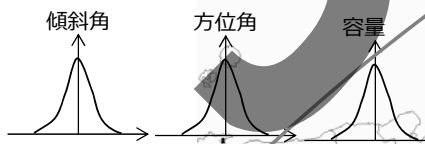
# 広域予測手法

## Case ⑦

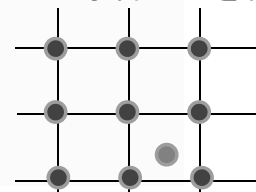
- ・代表地点日射データを収集。
- ・近隣計測サイトから各サイトの日射予測学習。
- ・分布情報からエリア合計発電データ推定

対象は全地点の合計発電電力

エリア内の  
設置情報分布利用  
(代表地点による)



GPV各グリッドは  
最寄気象官署の  
学習SVMを利用



地上気象官署

## 基本モデル

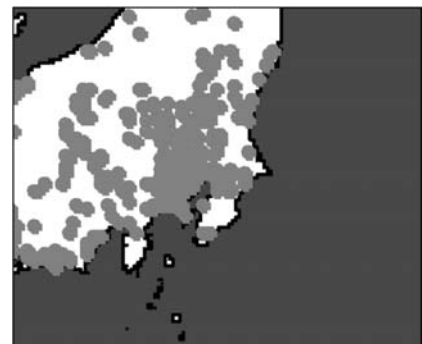
- サポートベクターマシンを利用した手法
- 入力は、GPV-MSMデータ
- 基本的な構成は、日射予測モデルと同様
- 出力を日射から発電に変更
- 学習を日射を発電に変更



## 発電データセット (関東)

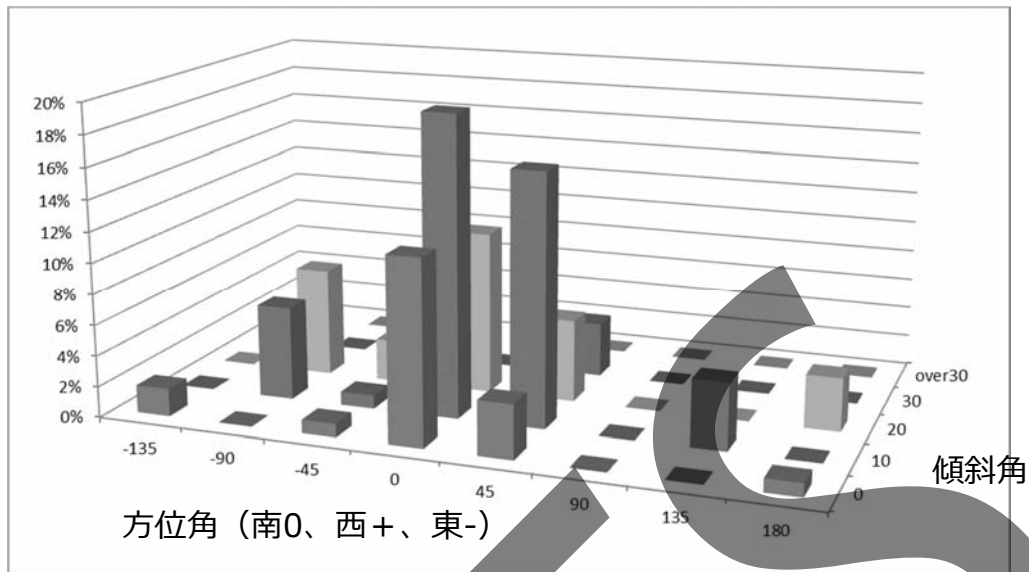
NEDOフィールドテストデータ利用

- 関東エリア
- サイト数：329箇所
- データチェック後有効サイト
  - 2009年：119 箇所
  - 2010年：59 箇所 1121KW





## PVの設置情報

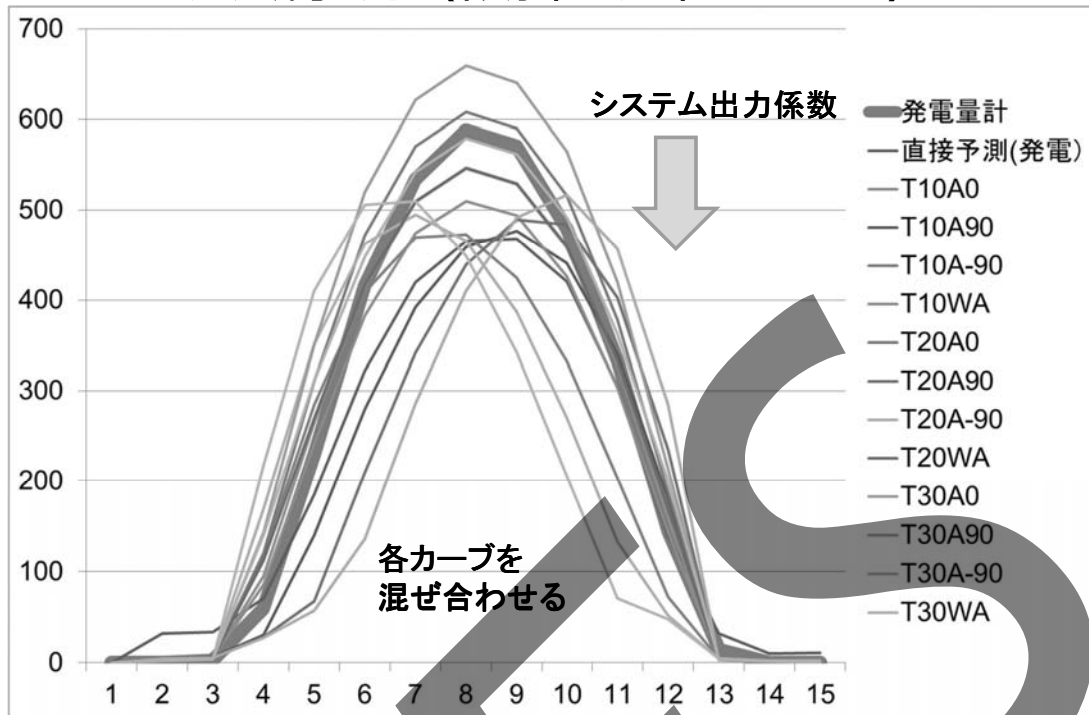


全59サイト、5サイト複数面 (単純平均で単面換算)

## 広域予測比較

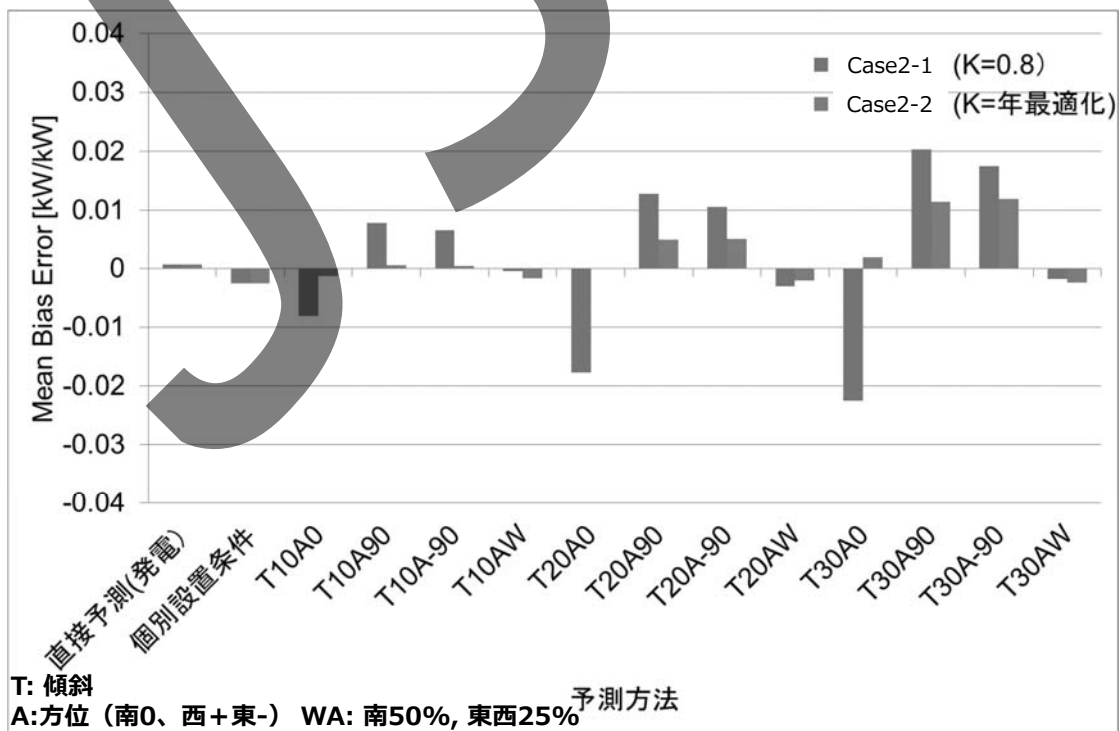
- 実測：59箇所を単純合計
- 予測
  - Case1：SVMで個別サイトで学習
  - Case2：日射予測から発電予測
    - 日射予測は、全グリッドで計算。最寄の地上気象官署のデータでSVMにより学習。予測水平面日射を傾斜面日射に変換。
      - 変換モデルは、Erbs, Perezモデル
    - 方位、傾斜角の割合、システム出力係数 (PR) がパラメータ
    - 方位、傾斜角は全体で一律の分布を与える。
    - $EP_{ref} = \sum a_i \cdot K_i \cdot H_{Agfi}, \sum a_i = 1$
    - 2-1:  $EP_{ref} = 0.8 \sum a_i \cdot H_{Agfi}, \sum a_i = 1$  (PR固定ケース:0.8)
      - 方位、傾斜固定ケース (南東西)、荷重平均 南50%、東西25%ごと(WA)
    - 2-2:  $EP_{ref} = K \sum a_i \cdot H_{Agfi}, \sum a_i = 1$  (PR最適ケース)
    - $EP_{ref}$ : 広域予測発電電力、 $H_{Agf}$ : 予測傾斜面日射強度、 $a_i$ : 荷重
    - K: システム出力係数

## 広域予測（傾斜・方位の重み）



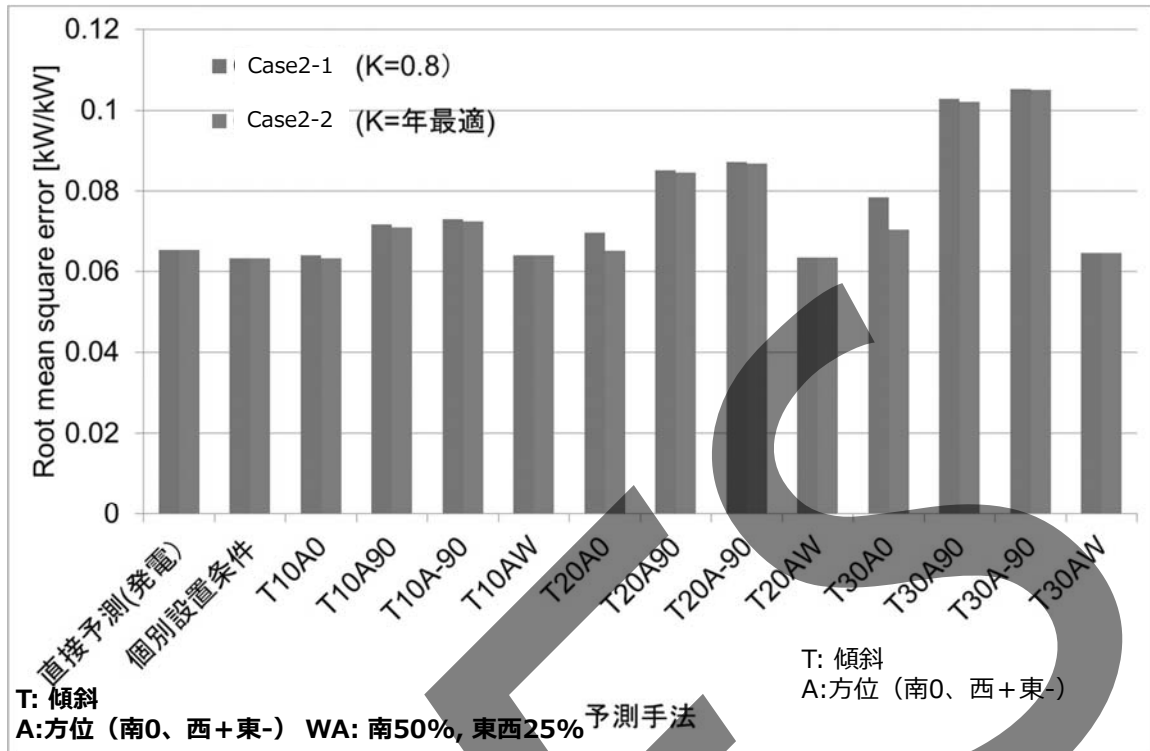
T: 傾斜  
A: 方位 (南0、西+東-) WA: 南50%, 東西25%

## 予測手法の比較(MBE)

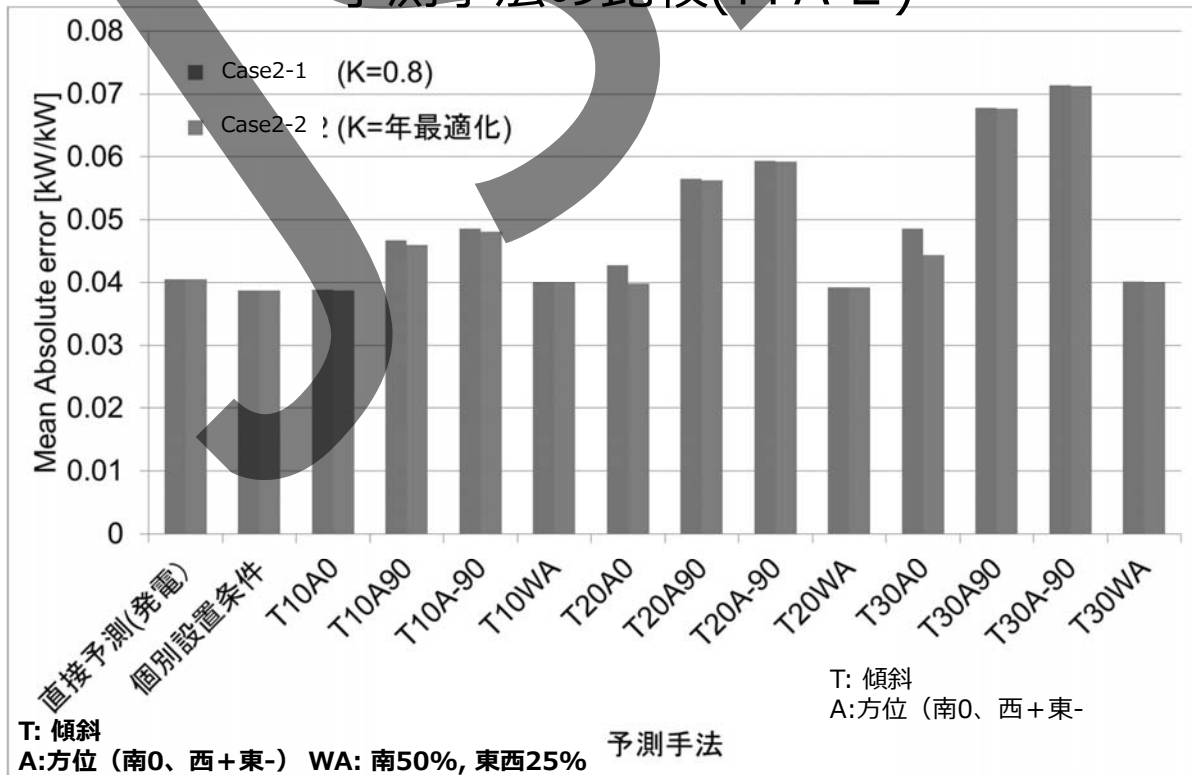


T: 傾斜  
A: 方位 (南0、西+東-) WA: 南50%, 東西25% 予測方法

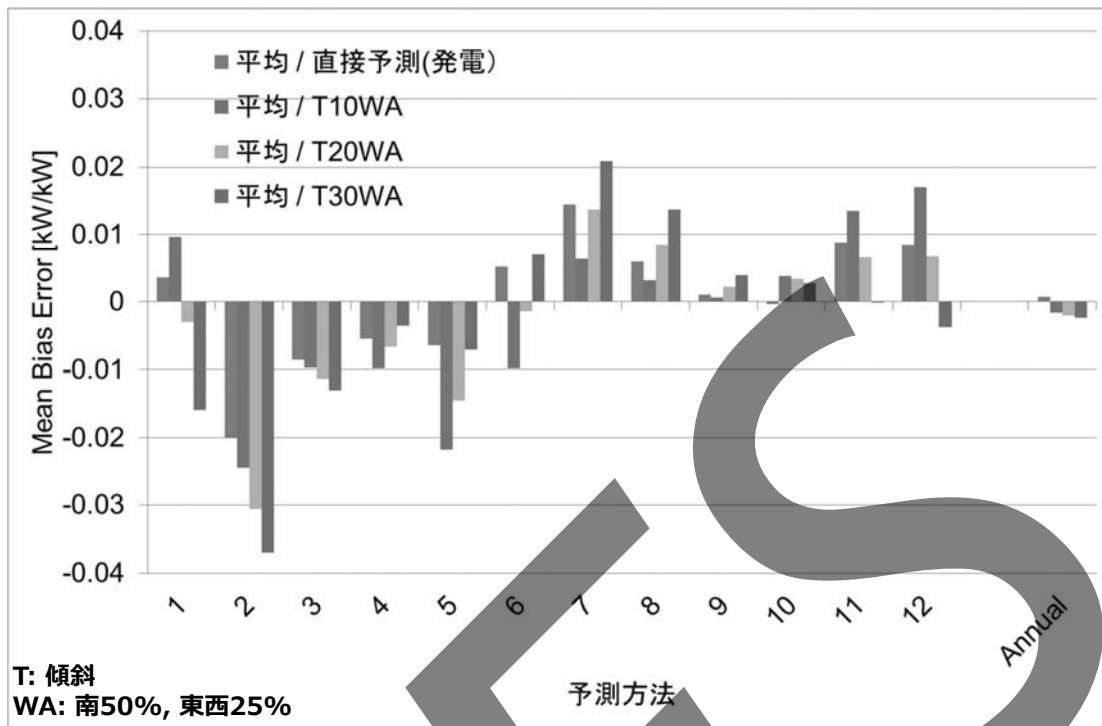
## 予測手法の比較(R M S E)



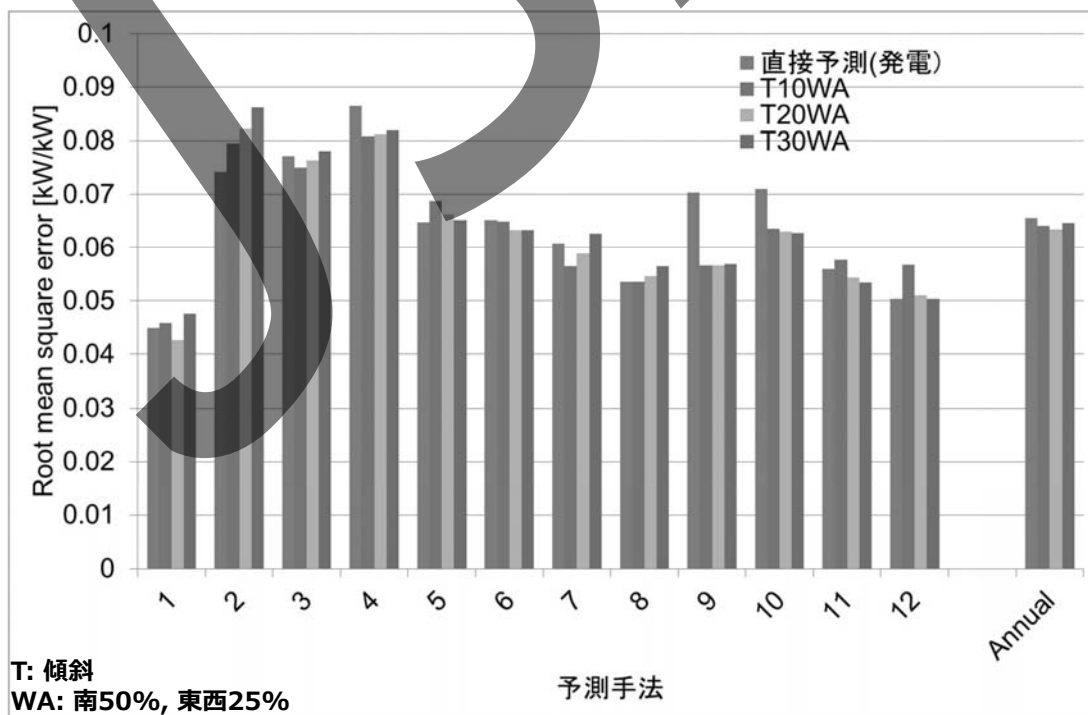
## 予測手法の比較(M A E)



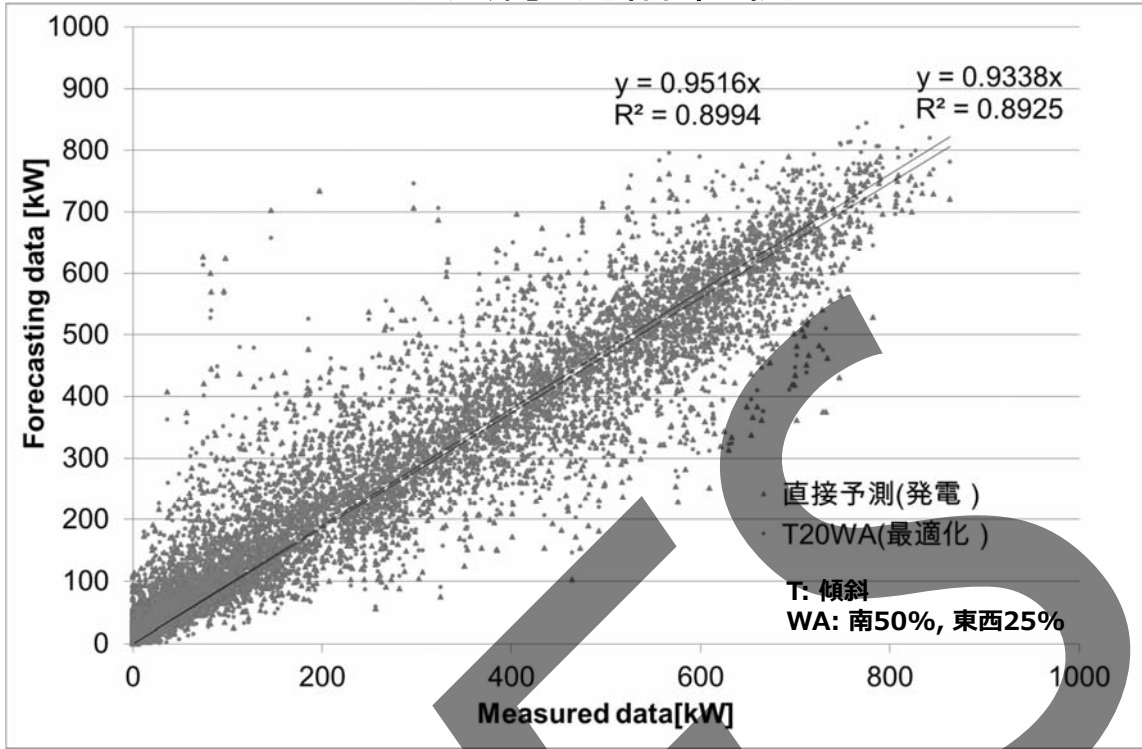
## 予測手法の比較(M B E) 月別



## 予測手法の比較(R M S E) 月別

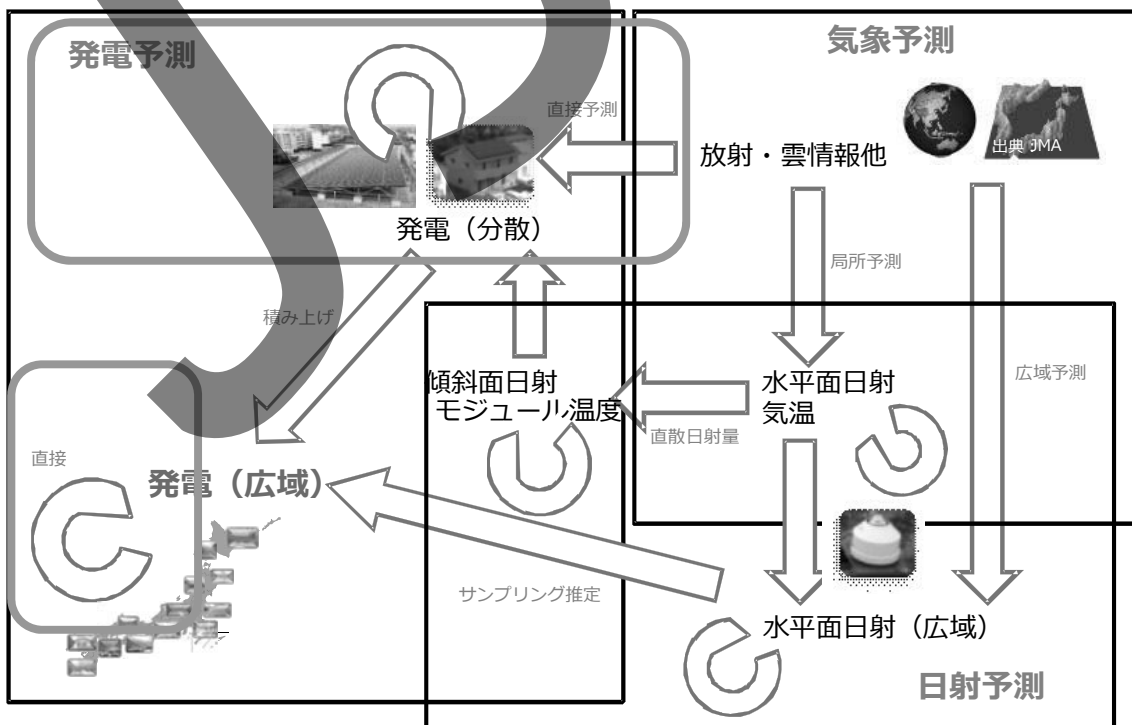


## 広域予測結果 例



・59 箇所 1121KW

## 広域予測手法

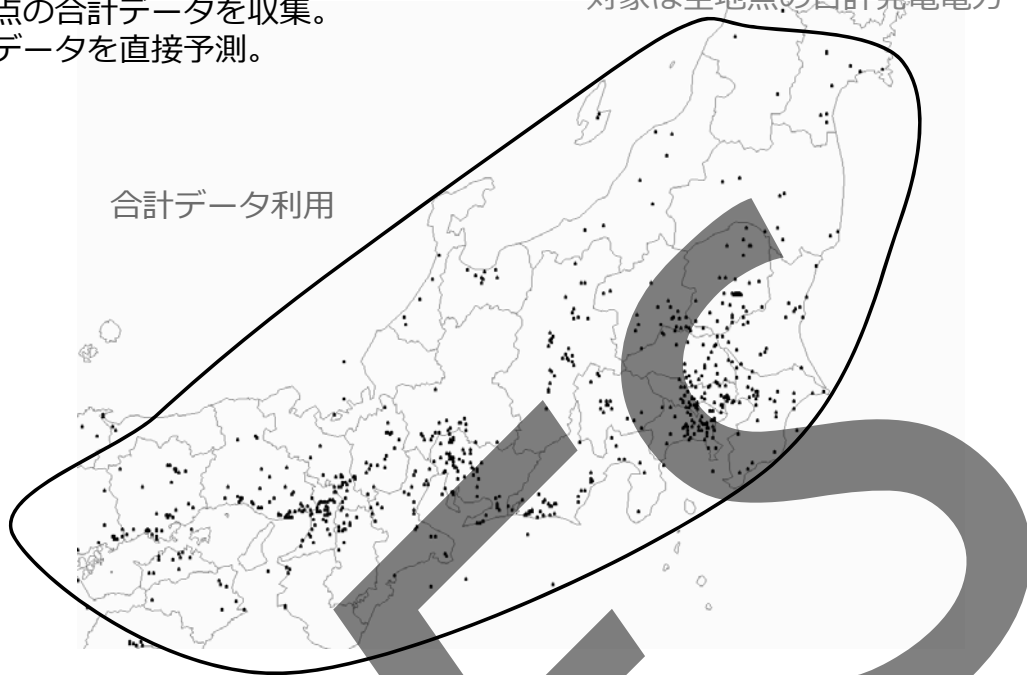


## 広域予測手法分類

### 手法②

- ・全地点の合計データを収集。
- ・合計データを直接予測。

対象は全地点の合計発電電力

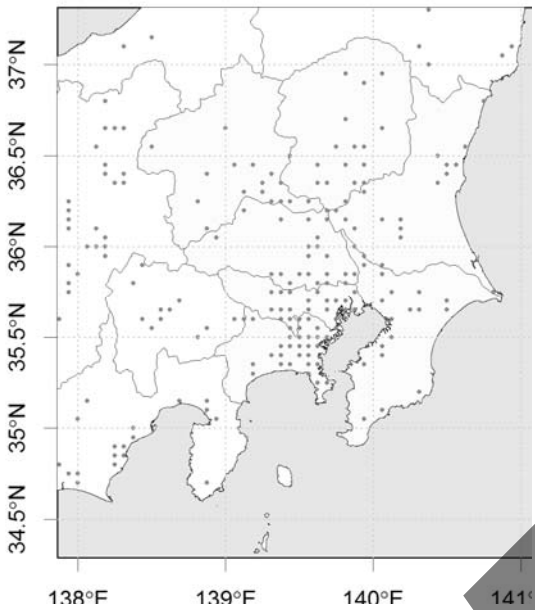


## 広域予測手法の分類

手法	発電推定用 情報	学習用 データ	全地点利用	代表地点利用
				(Upscaling)
直接予測	N/A	地点 データ (発電)	①	③
		合計 データ (発電)	②	④
間接予測	地点情報	地点 データ (日射)	⑤	⑦
	分布情報		⑤'	⑦'
	地点情報	合計 データ (日射)	⑥	⑧
	分布情報		⑥'	⑧'

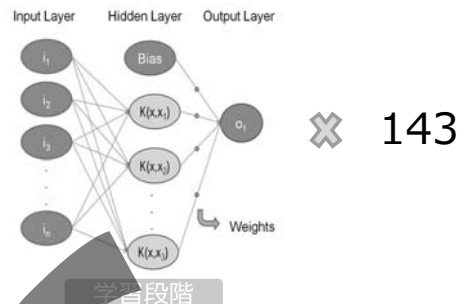
# 広域予測における入力データの考え方

143システムデータ利用



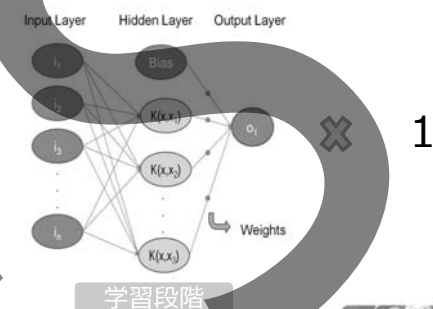
手法 ①

入力の数  
9



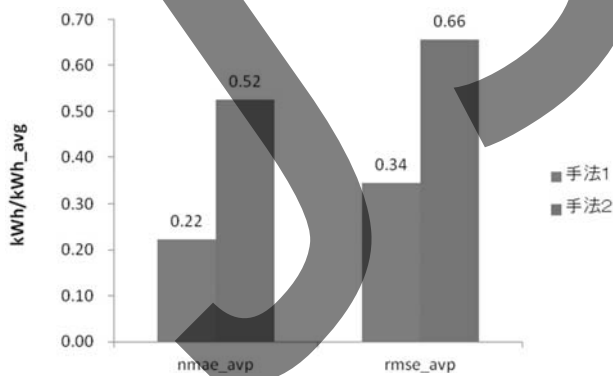
手法 ②

入力の数  
9 X 143  
(1287)

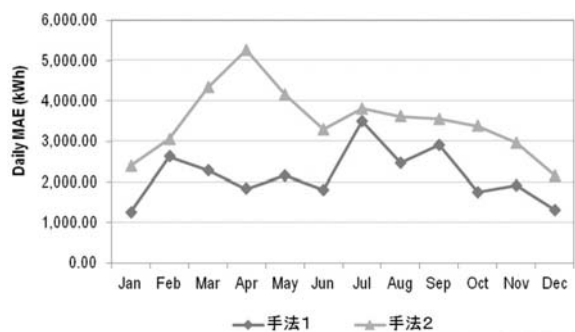
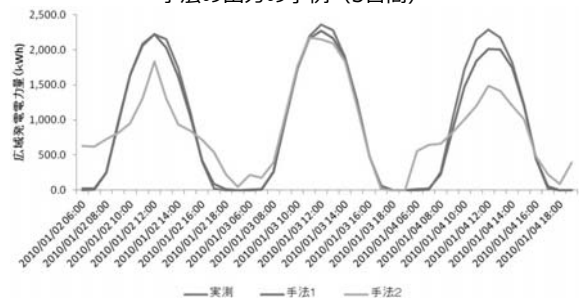


# 地点データ利用と合計データ利用

ケーススタディ：関東 (4409.24 kW)



手法の出力の事例 (3日間)

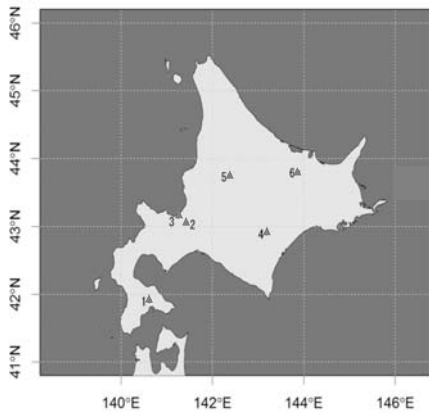


- 手法2は、手法1よりパラメータが多いため学習が難しく予測誤差が増加。
- 数万台PVシステムを想定すると予測誤差がさらに高くなることが予想される。

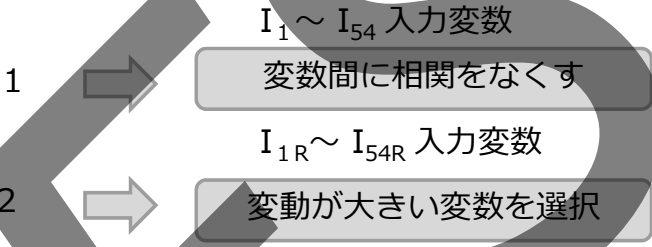
# 合計データ利用における入力変数

PCA - Principal Component Analysis : **主成分分析**

「直交回転を用いて変数間に相関がある元の観測値を、相関の無い主成分に変換するための数学的な手法」

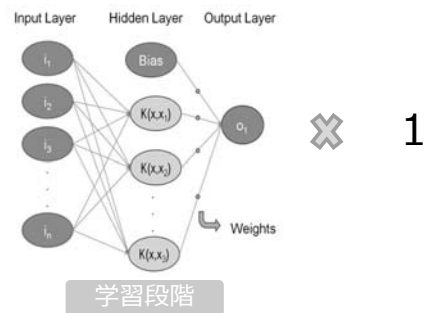
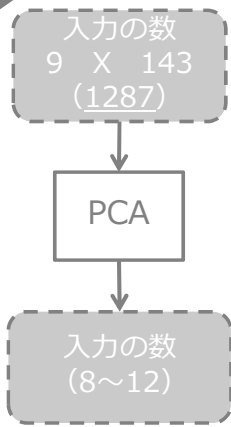
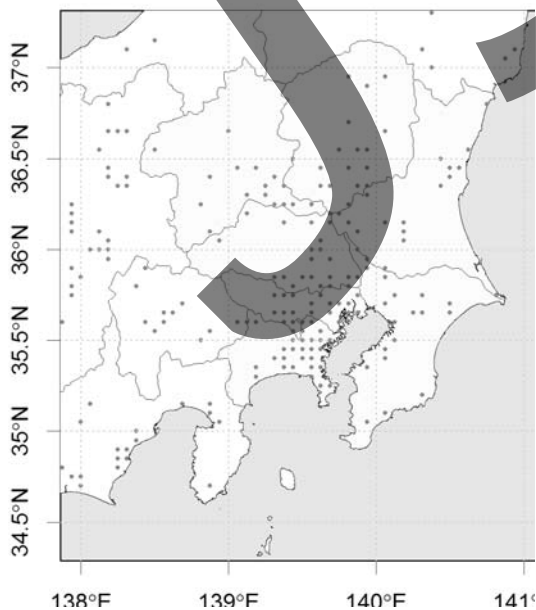


PV1	PV2	PV3	PV4	PV5	PV6
正規化気温 湿度 雲量 (下層、中層、上層)	正規化気温 湿度 雲量 (下層、中層、上層)	正規化気温 湿度 雲量 (下層、中層、上層)	正規化気温 湿度 雲量 (下層、中層、上層)	正規化気温 湿度 雲量 (下層、中層、上層)	正規化気温 湿度 雲量 (下層、中層、上層)
ソース: 気象庁のGPV-MEM 手続システム	ソース: 気象庁のGPV-MEM 手続システム	ソース: 気象庁のGPV-MEM 手続システム	ソース: 気象庁のGPV-MEM 手続システム	ソース: 気象庁のGPV-MEM 手続システム	ソース: 気象庁のGPV-MEM 手続システム
大気外日射量 (ソース: 計算 (Norton et al))	大気外日射量 (ソース: 計算 (Norton et al))	大気外日射量 (ソース: 計算 (Norton et al))	大気外日射量 (ソース: 計算 (Norton et al))	大気外日射量 (ソース: 計算 (Norton et al))	大気外日射量 (ソース: 計算 (Norton et al))



# 合計データ利用における入力変数

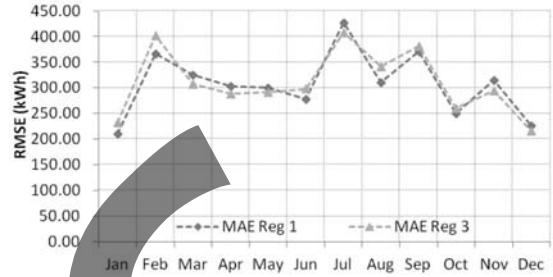
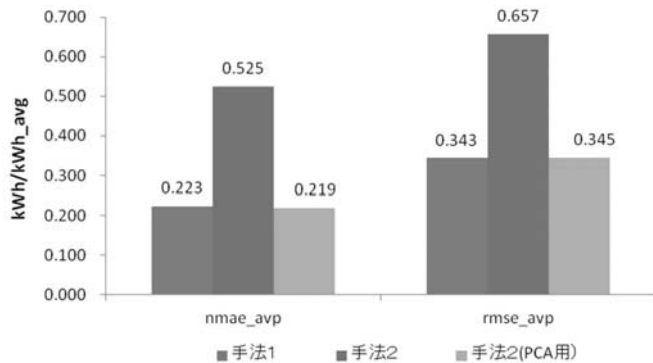
手法 ②\* 提案



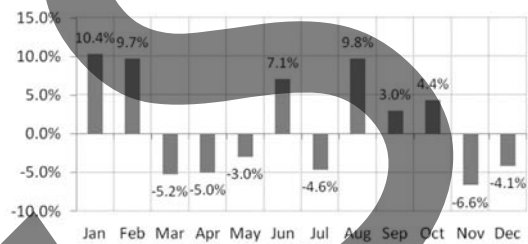


# 合計データ利用における入力変数

ケーススタディ：関東 (4409.24 kW)



- PCAを前処理に利用した予測によりPVシステムの数に関係なく重要な入力変数となり、安定な予測精度で広域予測が可能となる。



# PCAを入力段に利用した広域予測

- 分析対象 関東、中部、関西、九州。
- 機関 一年間、2009年

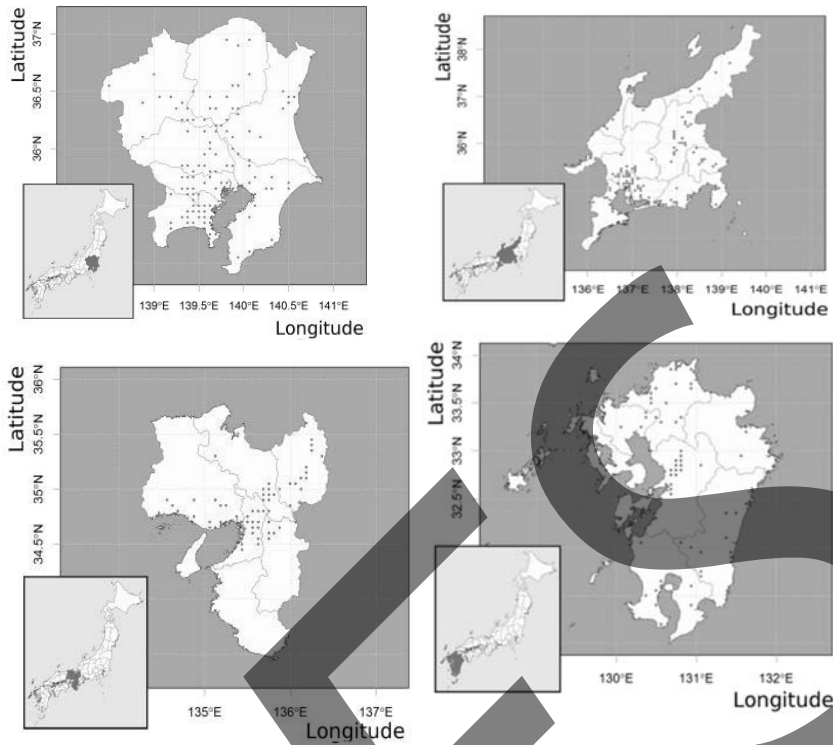
Table 1 - Summary of the PV system's characteristics per region (the 4 most representative categories per specification).

Category	Kanto					Chubu					Kansai					Kyushu				
	S	SSW	SW	SSE	Other	S	SSW	SSE	E	Other	S	SSE	SSW	SW	Other	S	SSW	E	SSE	Other
Modules Orientation (% of total)	43	19	12	10	16	37	17	12	5	29	49	9	5	4	33	53	11	8	7	21
Total Rated Power (kW)	5 928.8					4 601.7					2 372.1					3 475.1				
Modules Tilt Angles (% of total)	20	<=5	10	30	Other	<=5	20	10	30	Other	<=5	10	20	30	Other	20	<=5	10	15	Other
	24	20	17	6	29	27	26	11	7	29	24	15	15	7	39	27	14	14	11	34
Number of PV Systems	143					145**					75					91				
Module Types	p-Si	HIT	c-Si	Other		p-Si	HIT	a-Si	Other		p-Si	HIT	a-Si	Other		p-Si	HIT	a-Si	Other	
	80	11	4	5		88	10	1	1		76	15	1	8		84	7	5	4	

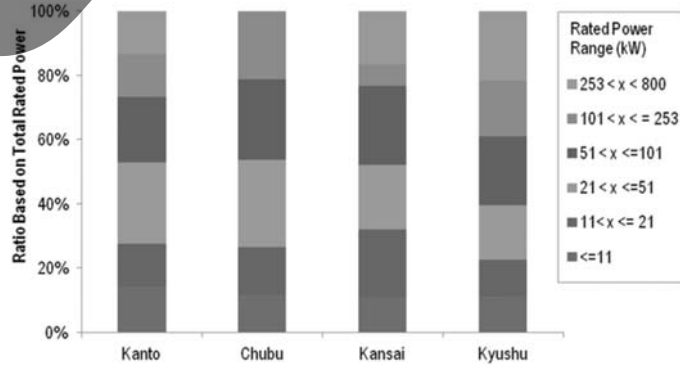
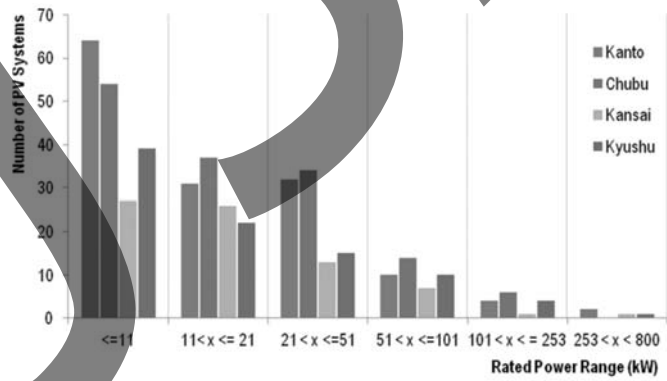
\* p-Si: polycrystalline silicon; HIT: heterojunction with intrinsic thin layer; c-Si: monocrystalline silicon; a-Si: amorphous silicon.

\*\*The prefecture of Mie was included in the Chubu region map because its grid is operated by the same company that operates the grids of the Chubu region.

# PCAを入力段に利用した広域予測



# PCAを入力段に利用した広域予測



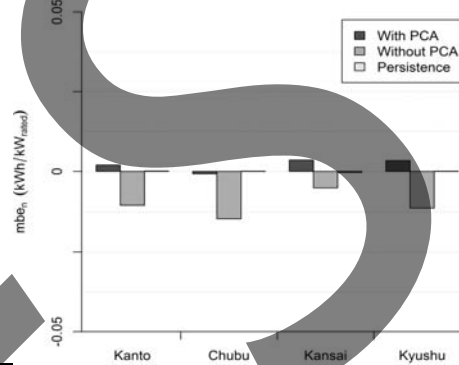
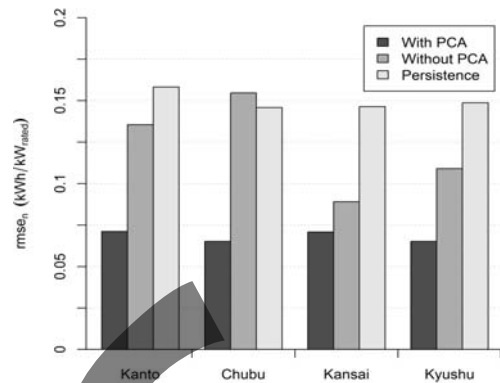
# PCAを入力段に利用した広域予測

$$rmse_n = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{fct,i} - P_{msd,i})^2}}{P_{rated}}$$

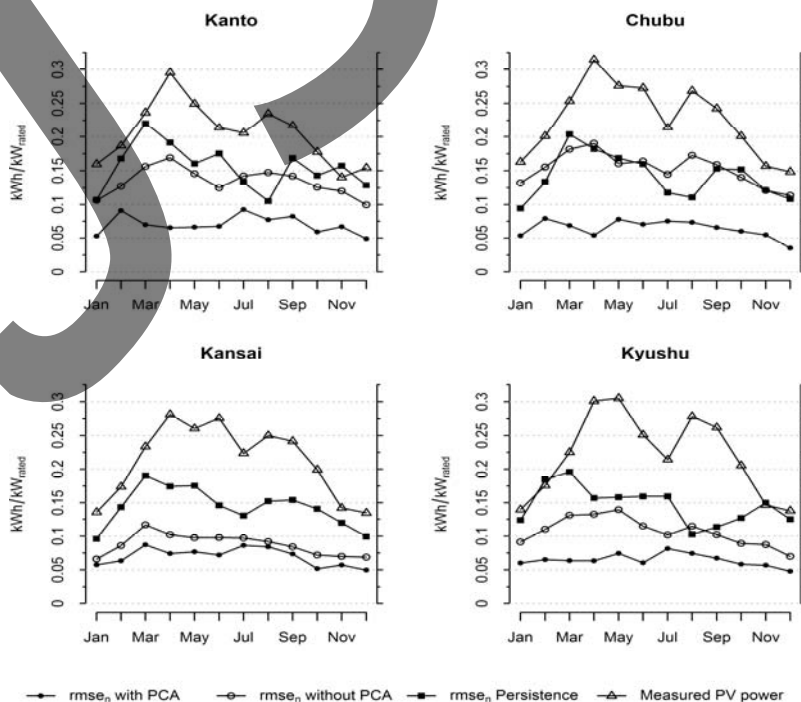
$$mbe_n = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{fct,i} - P_{msd,i})}{P_{rated}}$$

$$SS = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{fct,i} - P_{msd,i})^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_{ref,i} - P_{msd,i})^2}$$

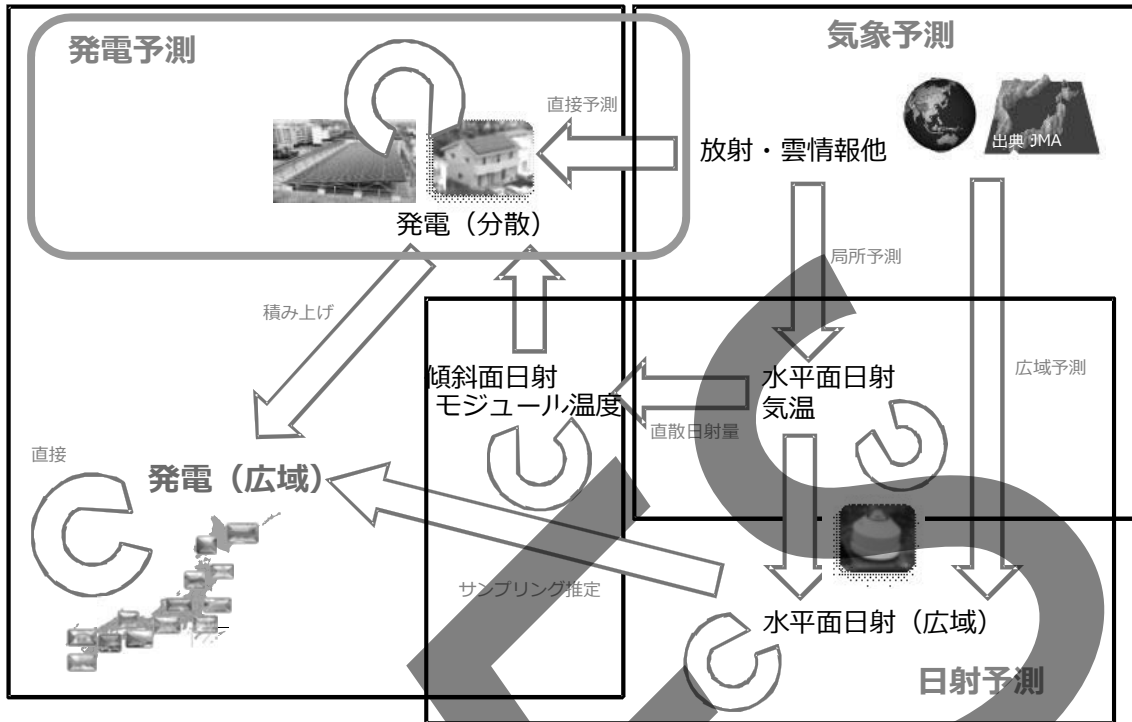
SS	関東	中部	関西	九州
PCA無	0.26	-0.12	0.62	0.46
PCA有	0.79	0.80	0.76	0.80



# PCAを入力段に利用した広域予測



# 広域予測手法



# 広域予測手法の分類

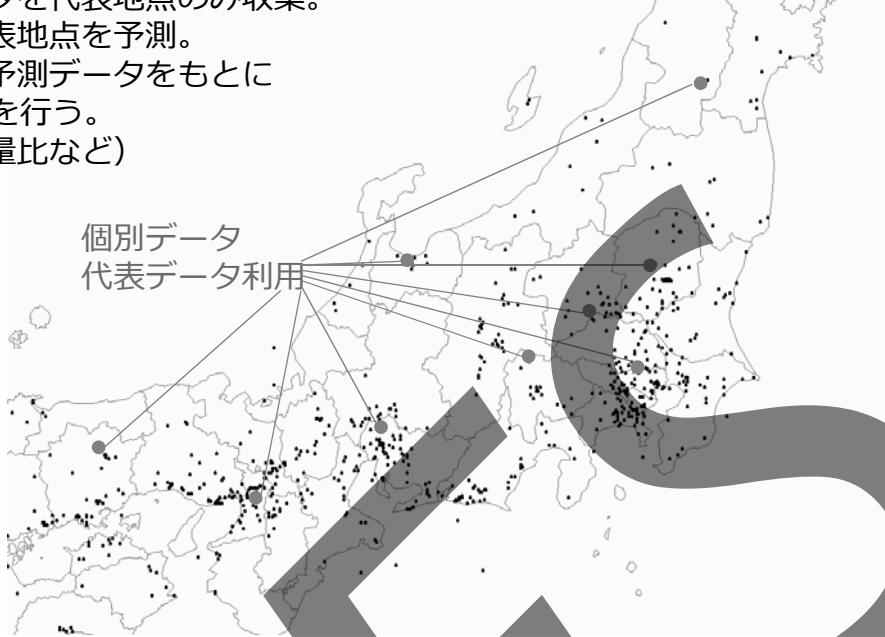
手法	発電推定用 情報	学習用 データ	全地点利用	代表地点利用
				(Upscaling)
直接予測	N/A	地点 データ (発電)	①	③
		合計 データ (発電)	②	④
間接予測	地点情報	地点 データ (日射)	⑤	⑦
	分布情報		⑤'	⑦'
	地点情報	合計 データ (日射)	⑥	⑧
	分布情報		⑥'	⑧'

## 広域予測手法分類

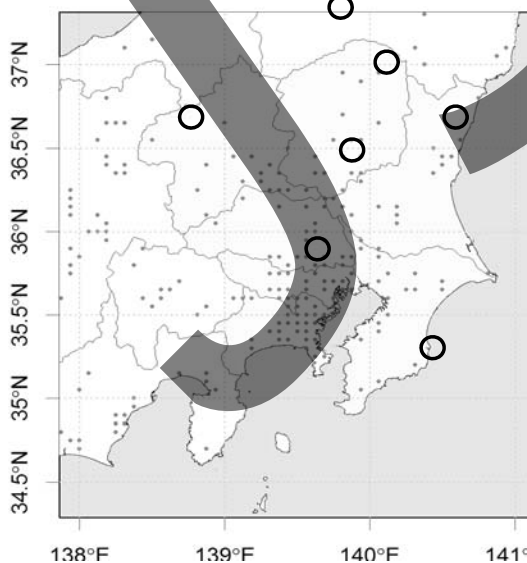
### 手法③

- ・ 個別データを代表地点のみ収集。
- ・ 個別に代表地点を予測。
- ・ 個別代表予測データをもとに Up scaleを行う。  
(単純容量比など)

対象は全地点の合計発電電力



## サンプリングによる広域予測



限られたシステムの発電データから  
広域の合計発電を推定する

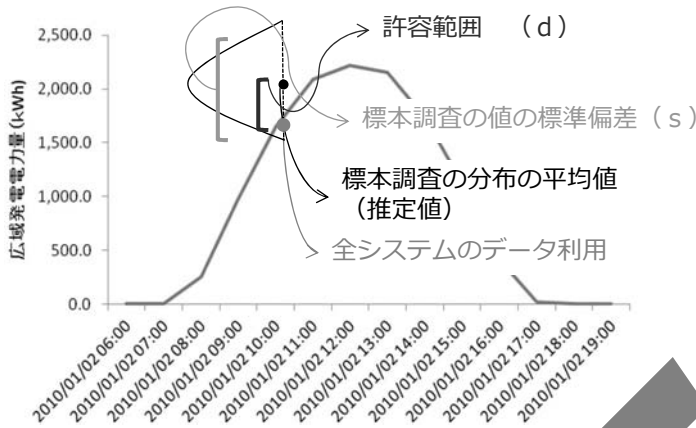
代表的なシステムの選択方法：

- ① **単純抽出**：全要素を平等に扱い、分割はしない方法。
- ② **層化抽出**：母集団が互いに重ならない複数のカテゴリに分ける。標本サイズは層の標準偏差、あるいは母集団において層の占める割合に比例したものにする。各層は、平均が互いに十分異なり、分散が全体の分散よりは小さいように選ぶ。

アレイ容量 (kW)	母集団の割合 (要素)	母集団の割合 (容量)
≤ 11	45%	14.50 %
11 < x ≤ 21	22%	13.10 %
21 < x ≤ 51	22%	25.30%
> 51	11%	47.10%

# サンプリングによる広域予測

## 広域発電予測



$$\hat{\mu} \pm t \times (\text{estimated standard deviation of } \hat{\mu})$$

$$d = t(\alpha/2; \infty) \frac{s}{\sqrt{n}}$$

$$n = \left[ \frac{t(\alpha/2; \infty) s}{d} \right]^2$$

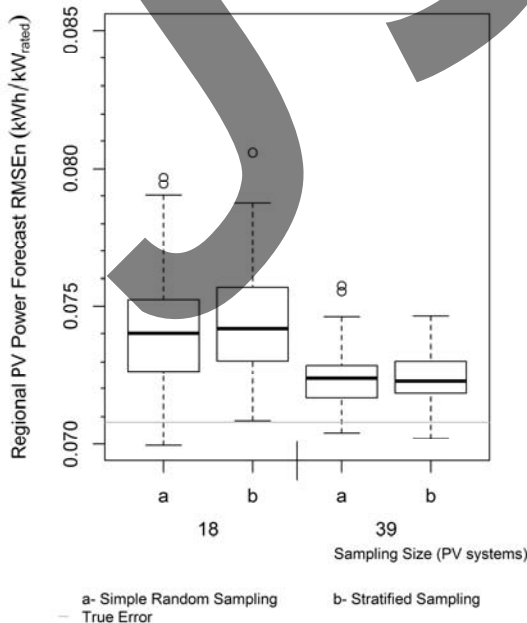
決定する必要がある

例 信頼係数 = 95%  
 a)  $s = 0.20, d = 0.10, n = 16 \rightarrow 18$   
 b)  $s = 0.15, d = 0.05, n = 36 \rightarrow 39$   
 (s と d の単位 kW/kW<sub>rated</sub>)

t: t 分布, a: (1 - 信頼係数)  
 s: 標本の平均の標準偏差  
 d: 許容範囲

# サンプリングによる広域予測

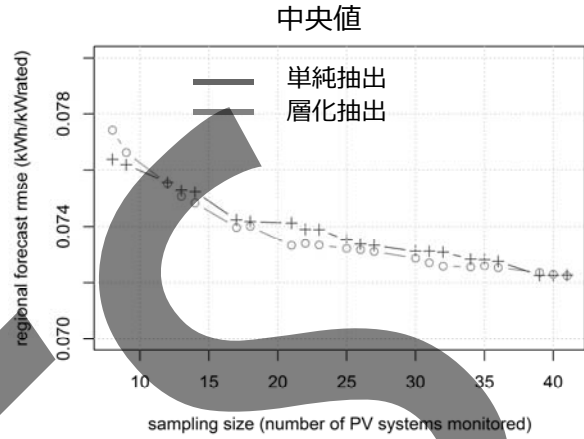
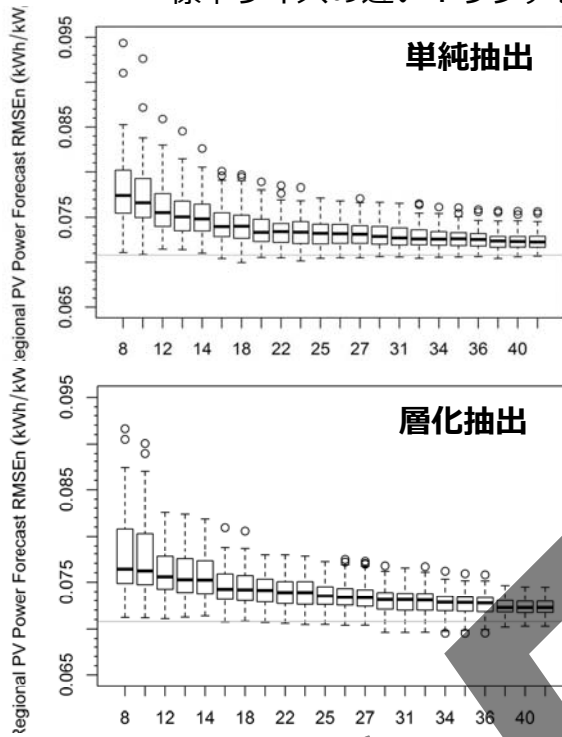
標本サイズの違い：リファレンス：全システムのデータを利用



- ① 標本サイズ：18システム  
 RMSE：15%～-1.13%変動。  
 (中央値の場合4.5%)
- ② 標本サイズ：39システム  
 RMSE：7.3%～-1%変動した。  
 (中央値の場合2.4%)
- ③ 層化抽出の効果はあまりなかった

# サンプリングによる広域予測

標本サイズの違い：リファレンス：全システムのデータを利用



## まとめ

## 広域予測手法の分類

手法	発電推定用 情報	学習用 データ	全地点利用	代表地点利用
				(Upscaling)
直接予測	N/A	地点 データ (発電)	①	③
		合計 データ (発電)	②	④
間接予測	地点情報	地点 データ (日射)	⑤	⑦
	分布情報		⑤'	⑦'
	地点情報	合計 データ (日射)	⑥	⑧
	分布情報		⑥'	⑧'

## まとめ

- 広域予測手法の分類を行い、ケーススタディにより比較検討を行った。
- 全数直接予測、限られた日射地点から学習&間接予測の比較の結果、傾斜、方位分布、システム出力係数を適切に選定することで、全数直接予測と同程度の予測誤差が期待できることが分かった。
- 全地点利用のケースでも合計データに対して、多数GPVデータを利用する方法として、PCAを入力段に利用することの有効性を確認した。
- 限られた発電データから全体をUp-Scalingする手法では、サンプリング定理に少数データから全体を推定する手法の提案を行った。

### 今後の方針

- 広域のアップスケーリング方法に関して継続評価。
- 予測誤差と想定されるシステム規模から、適切な費用対効果が期待できる手法を提案する。