

広域太陽光発電 予測技術について

João Gari da Silva Fonseca Júnior*

Hideaki Ohtake**

Takashi Oozeki**

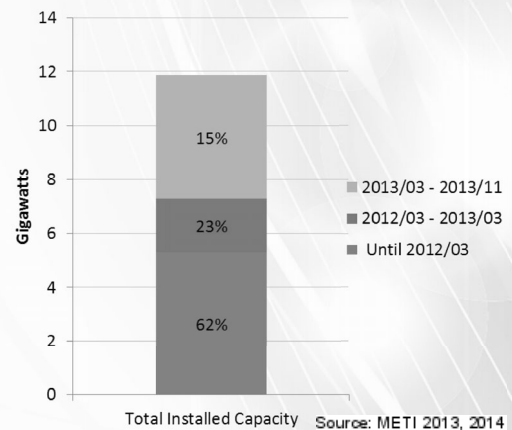
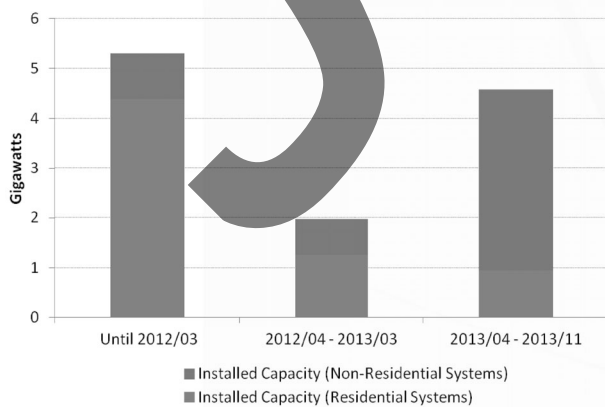
Kazuhiko Ogimoto*

*東京大学 生産技術研究所 荻本研

**産業技術総合研究所 太陽光発電工学研究センター
システムチーム

背景

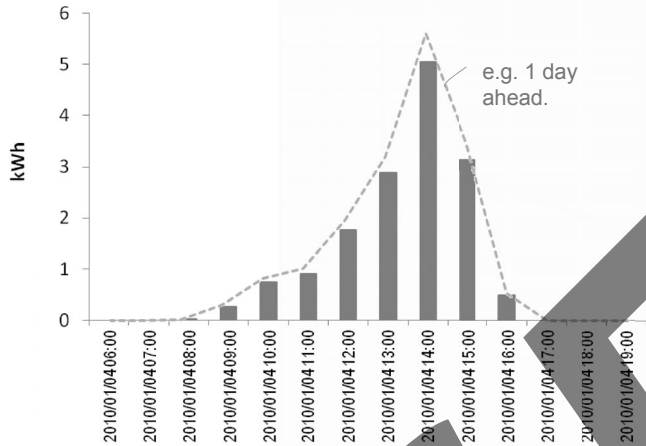
- 再生可能エネルギー固定価格買取制度の効果で2012年から2014年迄太陽光発電設備の導入量は急速に増加し10GWを越えた。
- その傾向が続いたら2030年まで全体設置容量は50GW以上を達し「高導入率シナリオ」が実現になる可能性が高い。



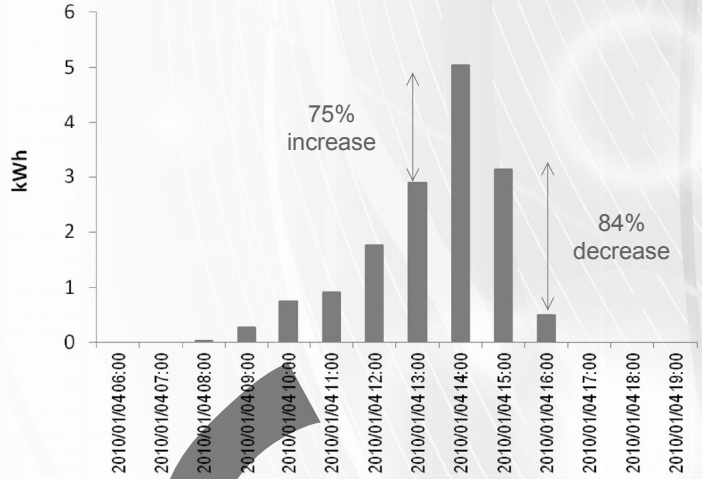
Total Installed Capacity Source: METI 2013, 2014

背景

- 然し、太陽光発電量は気象に強い依存性があり状況による激しく変動することもある。



Typical PV Power Generation in Changing Weather



従ってPV発電量は円滑に従来の電力システムに統合出来るように様々な対策を講じる必要がある。太陽光発電量予測はその対策の中に一つである。

目的

- 本研究では太陽光発電予測技術を開発、検証を目指す。その為さまざまな時間と空間の規模で適切な手法を提案してその手法を現実的に果たせる予測精度の検討も行う。

発電予測

局地予測	広域予測
✓開発	✓開発
✓検証	✓検証
✓不確かさ	✓不確かさ

- 今回の発表で

広域そして翌日の太陽光発電予測において利用可能なデータによる開発してきた4つ予測手法その予測精度を紹介する。

更に電気学会予測技術のコンペでその中にある主成分分析のもとにした予測手法の実績も報告する。

太陽光発電予測の核心

予測対象に関わらず予測を行うために主要なことが3つです。

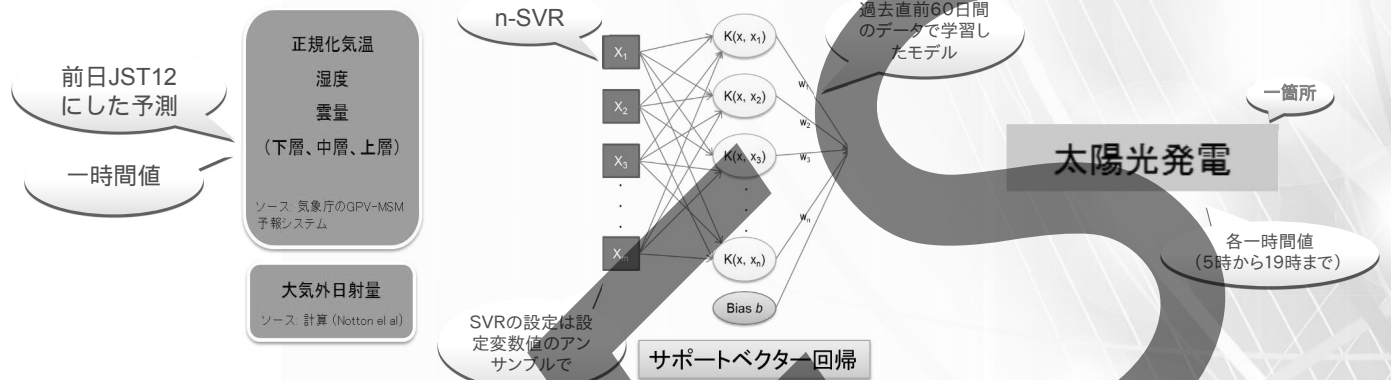


適切なデータはなに？
ノイズや不確かさ、欠損？
データの使い方？
...

適切アルゴリズム？
設定、使い方、実用性？能力、
必要な過去の事例量？
...

過去データの不確かさ、
欠損、把握、入手可能性など
...

本研究の対象は太陽光発電量になる。それで入力データ、予測アルゴリズム、出力が基本的に以下ようになる。[Fonseca et al, 2011, Progress in Photovoltaics (Wiley)]



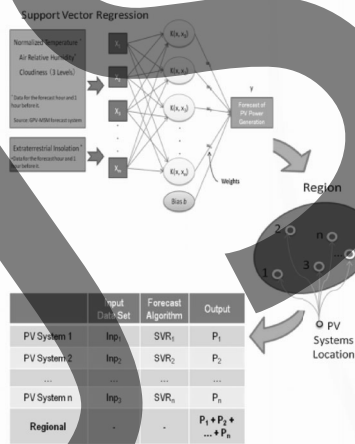
然し以上にあるアプローチが一箇所に適用できる。広域の場合入力と出力も別形で把握する必要があり、更にアルゴリズムの使い方も場合による異なる。

利用可能なデータによる4つ広域発電量予測手法

手法① 局地予測から

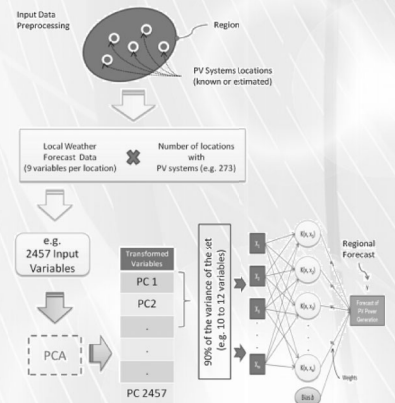
⇒ 設置してあるPVシステムの発電量が全て監視できる。

⇒ 各システムの発電量を予測してから広域の発電量を計算。



手法③ 広域PV発電量から

⇒ 広域の場合入力データは膨大な量があるので主成分分析で処理してから学習と予測する。



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

標本調査理論により標本量を決定する。

層化抽出 2D 地域で分けて容量の割合を修正する。

県と郡	母集団の割合(要)	PVシステム合計	原標の標本サイズ(標本サイズは)	標本による原標の容量
群馬県	9%	13	0.09x	Cs1
栃木県	13.9%	20	0.139x	Cs2
茨城県	11.1%	16	0.111x	Cs3
千葉県	11.8%	17	0.118x	Cs4
東京都	18.8%	27	0.188x	Cs5
埼玉県	12.5%	18	0.125x	Cs6
神奈川県	22.3%	32	0.223x	Cs7
				C _{comp}

しかし実際のレイ容量の割合は

県と郡	母集団の割合(要)
群馬県	10.2%
栃木県	16.1%
茨城県	7.9%
千葉県	12.3%
東京都	18%
埼玉県	7.4%
神奈川県	28%
C _{adj}	

修正係数はそれぞれ階層の発電量の予測にかける。

手法② 層化抽出で

⇒ まず県とPVシステムの数による無作為に選択

⇒ 続いて各県による広域容量の割合に修正係数を計算

⇒ 修正係数で各標本の予測にかけて広域の予測を計算。

手法④ 日射量予測から

⇒ 日射量予測と

⇒ 設置してあるPVシステムの推定した容量、傾斜角と方位角の分布で

⇒ 広域PV発電量を計算。

$$P_{fcst}^{reg} \approx \frac{P_{cap}^{reg}}{H_{ref}} k \sum a_i H_{inc,i}$$

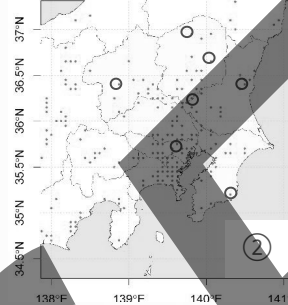
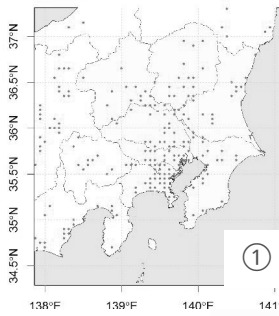
$$\sum a_i = 1$$

利用可能なデータによる4つ広域発電量予測手法

- 局地から広域に変わる時何の入力データが利用できるそしてどうやって出力データが把握することについて考える必要がある。その答えによる違う予測手法を利用可能です。
- 本研究で4つシナリオを想定して各シナリオによる予測手法を提案した。

必要な情報

手法	PVシステムの母集団							入力データ	
	各位置	各容量	各過去発電量	広域容量	広域発電量	方位角分布	傾斜角分布	各GPVデータ	各大気外日射量
1- 全局地予測から	100%	100%	100%	X	X	X	X	○	○
2- 標本調査から	40台	40台	40台	X	X	X	X	○	○
3- 広域発電量から	100%	X	X	◎	○	X	X	○	○
4- 日射量予測から	100%	X	X	X	X	○	○	○	○

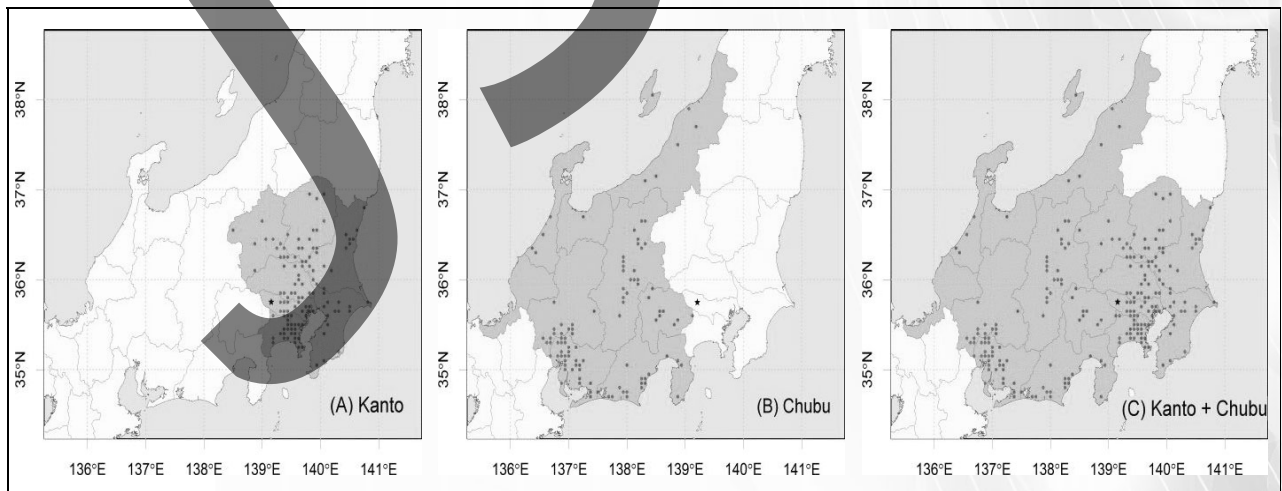


東京大学 生産技術研究所 エネルギー工学連携研究センター 荻本研究室

7

広域予測手法の応用事例1

- 中部と関東と中部にあるPVシステムで4つ広域予測手法を応用して予測精度の把握と比較を行った。[Fonseca et al, 2014, Progress in Photovoltaics (Wiley)]



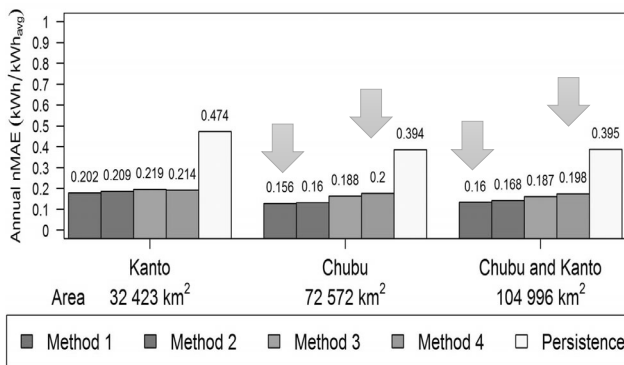
Area	32 423.90 km ²	72 572.34 km ²	104 996.24 km ²
Installed Capacity	4 409.02 kW	3 694.16 kW	8 103.18 kW
Number of PV systems	143	130	273

東京大学 生産技術研究所 エネルギー工学連携研究センター 荻本研究室

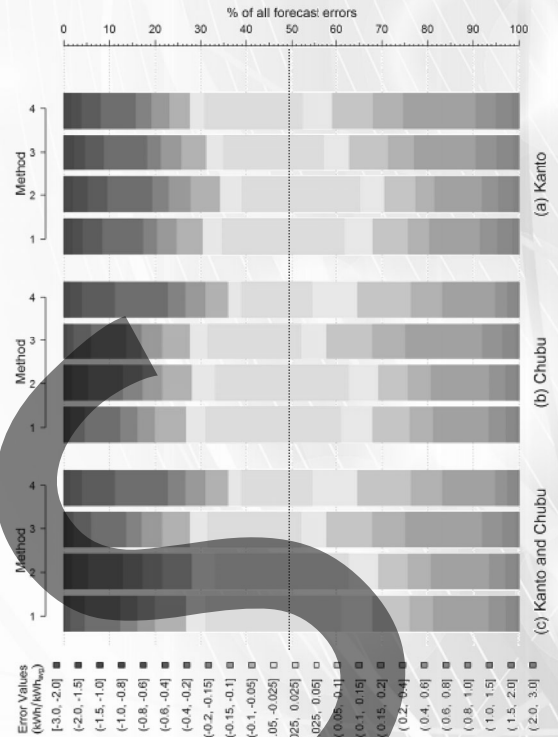
8

広域予測手法の応用事例1

中部と関東と中部にあるPVシステムで4つ広域予測手法を応用して予測精度の把握と比較を行った。
[Fonseca et al, 2014, Progress in Photovoltaics (Wiley)]



	Kanto	Chubu	Kanto and Chubu
Method with lowest nMAE	Method 1	Method 1	Method 1
Method with highest nMAE	Method 3	Method 4	Method 4
Maximum % Variation*	6%	28%	23.7%



これまでの考察

- MAEで見ると中部や中部と関東の広域予測に手法による無視できない予測精度の差であった。
- RMSEで見ても同じ傾向が表れ、さらに予測誤差の分布による手法1と2は最低バイアスを示した。
- その場合、局地予測からと層化抽出のもとにした予測手法が予測誤差が最低となった。
- つまり理想的に可能であれば全てPVシステムを監視したほうが良いですが標本調査で前者の予測精度をよく近似できることが分かった。
- それでも利用可能なデータと地域による4つ予測手法が同程度の予測精度を提供できる(関東の場合)。
- 従って地域によって、そして入手できるデータと求められる予測精度の得失を評価しながら適切広域予測手法を選択する必要がある。

広域予測手法の応用事例2

- これまで4つシナリオによる予測手法を提案して広域PV発電量を予測した。
- しかし実際に予測する際研究で想定しない状況が表れ場合による予測精度が低下したり、予測手法が異常値を出力したりして結局に思った通り利用できない可能性がある。
- それで予測技術は役に立つため現場の状況と近い状況でできる限りいい予測精度を提供するのが望ましいです。
- 更に幅広い意味で予測精度の把握、そして改善余地を特定するため他の予測手法の精度と比較することが大切です。
- 両方目的を含めて提案した広域予測手法の中に一つを選び2015年1月に行われた電気学会予測コンペでその手法の予測精度を調べた。

The screenshot shows the website for the '2014 IEEE Competition for Renewable Energy Output Prediction'. The page title is '再生可能エネルギー出力予測とその利用技術調査専門委員会' (Specialized Committee for Investigation and Research on Renewable Energy Output Prediction and Its Utilization Technology). The main content is titled '第1回予測コンペ 開催のご案内' (1st Prediction Competition Announcement). It lists the organizers as the Institute of Electrical and Information Engineers (IEEJ) and the Center for Research and Development of Energy Conversion and Utilization Technology at Tohoku University. The text discusses the importance of high-precision and high-reliability prediction for the stable operation of power systems. It mentions that various methods are being compared, and the competition is open to researchers in the field. The competition dates are listed as October 31st (registration) and December 24th (submission). A large 'SAMPLE' watermark is overlaid on the image.

広域予測手法の応用事例2

電気学会予測コンペ(日射量予測において)

対象: 中部と北陸の広域日射量の予測*。

期間: 2か月に相当する予測 (2012年5月、2013年の1月)。

予測解像度: 一時間毎、24時間。

予測時間: 翌日

* 中部の広域日射量は60箇所の日射量の平均で計算、北陸の場合20箇所から。

** 制約条件: 各日射量測定場所から位置と対象予測期間の日射量だけ利用できる。つまり学習データがありません。

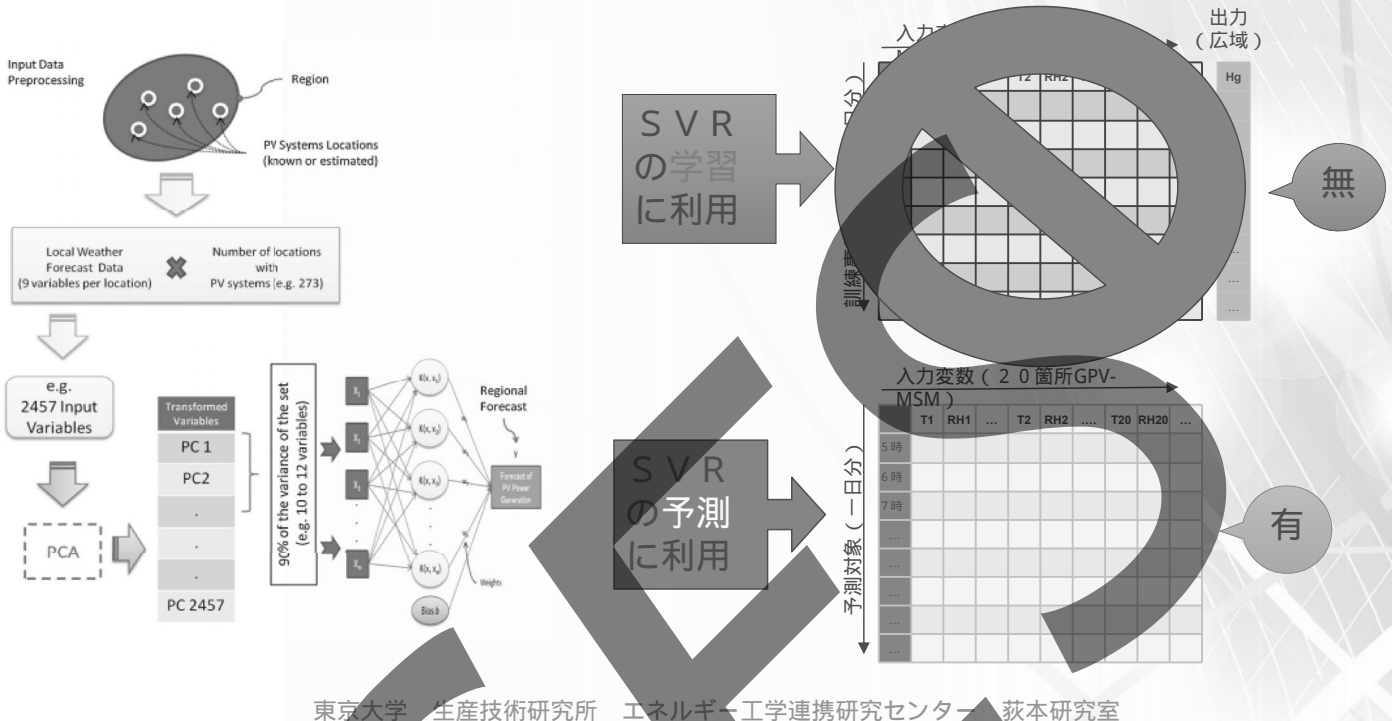
広域予測手法の応用事例2

手法③ 広域PV発電量(日射量)から

⇒ 広域の場合入力データは膨大な量があるので主成分分析で処理してから学習と予測する。

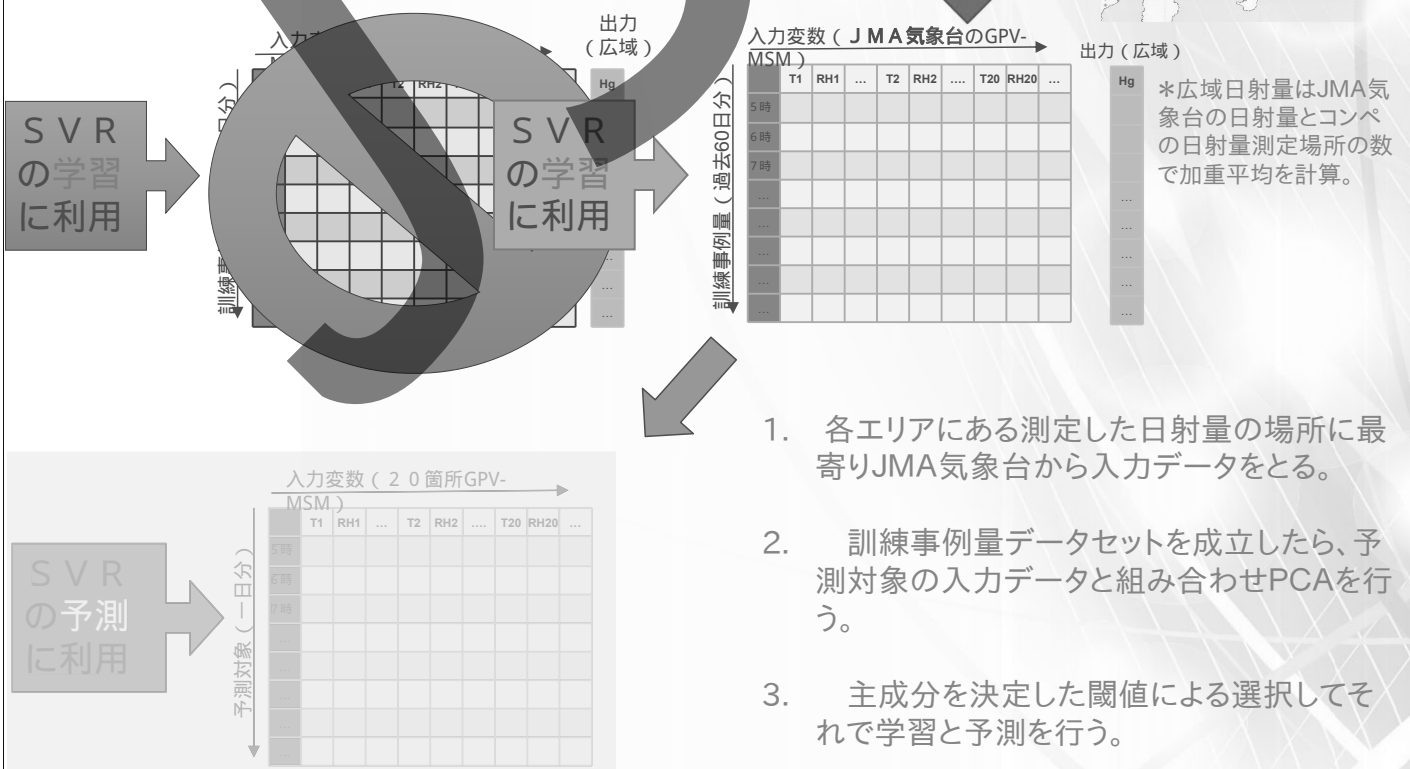
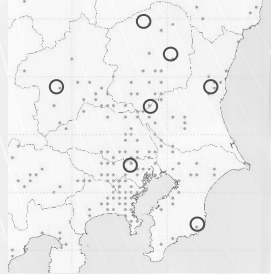
⇒ 学習データがないので中部と北陸にあるJMAの気象台から予測対象外期間に測定した日射量を利用して訓練事例量を成立した。

⇒ しかしJMAの気象台は中部に6箇所、北陸に2箇所しかありません。



広域予測手法の応用事例2

手法③ 広域PV発電量(日射量)から



1. 各エリアにある測定した日射量の場所に最寄りJMA気象台から入力データをとる。
2. 訓練事例量データセットを成立したら、予測対象の入力データと組み合わせPCAを行う。
3. 主成分を決定した閾値による選択してそれで学習と予測を行う。

考察

- こちらの報告では利用可能なデータによって開発してきた4つ広域太陽光発電予測手法を紹介した。
- その手法の予測精度を把握、比較するため関東と中部に設置している273台PVシステムの発電量を予測した。
- 場合による4つ手法は同精度で予測できることが確認した。
- 一方、全体的にシステムが全て監視する手法か標本調査のもとにした手法は最低予測誤差を生じさせた。
- 提案した手法は日射量予測をするために利用して電気学会コンペで予測精度を比較した。
- コンペの制約条件で学習データを確保ためさまざま簡略化したのに12手法の予測精度の分布において最悪の場合提案した手法は予測精度の中央値を達した。
- 最後に大外れに関して入力データである雲量は強く過大評価されるとき提案した手法はいい予測できないことを確認してその問題はこれからの課題になる。

東京大学 生産技術研究所 エネルギー工学連携研究センター 荻本研究室

ご清聴ありがとうございます。

東京大学 生産技術研究所 エネルギー工学連携研究センター 荻本研究室