

海外の発電予測技術の概要①

João G. S. Fonseca Júnior

東京大学 生産技術研究所 荻本研究室

概要と目的

- 世界中にPV導入量の増加につれ太陽光発電予測技術のニーズが高まっている。其のため、諸国の研究者は積極的に予測技術の高度化を向けている。
- 一方、技術高度化の方向性を決める為に開発者と利用者の対話が必要です。其の対話を成立するため開発側は予測がどやって、なのため利用されるのを理解すべき。また、利用側は予測がどこまで改善できるおよび現技術の限界を理解しなければなりません。それがなければ予測に期待されることと実際に提供できることと大きいミスマッチが発生する。
- 開発側と利用側の対話を成立するため現在世界中で予測評価と期待すべき性能、使い方について様々な議論が行われている。

よくある勘違い(例えば)

- ① 需要の予測がよく高精度で出来るので太陽光発電や日射量予測も出来る。
- ② 完璧な予測が技術開発で達する。
- ③ PV予測があればPV変動の問題等を簡単に解決できる。
- ④ 予測の結果によってどうすれば良い直ぐ分かる(自動的に意思を決定出来る)。

予測について理解すべき

- ① PV予測が場合による大きく外れる。
- ② 完璧な予測が達することが出来ないが少しずつ精度を改善できる。
- ③ PV予測があれば全ての問題を解決しないが予測が状況認識に役に立つ。
- ④ 予測の利用によって自動的に意思を決定出来ないが意思の決定に貢献できる。

PV予測技術の実用化が始まったばかりなので其の技術の性能について、使い方について知識が不足。



本発表でPV/日射量予測技術において評価、採用事例と使い方について複数海外検討事例を紹介する目的がある。

紹介する海外研究事例:

- PV予測評価について研究と実用の連携性。
- 目的によるPV予測の使い方。
- PV予測研究の方向性:精度だけではなく不確かさの量化も重要。
- PV予測改善について最近の傾向
- 予測改善の価値について
- 系統運用者に考えられる予測の使い方

PV予測評価について研究と実用の連携性

米国ではSunShot事業で太陽光発電予測性能を評価する指標、評価の方法について活発な議論と検討が行われている。その内容を、一つの事例としてこれから紹介する。本発表はUVIG Forecast Workshop 2016で行われた。

The Metrics Team

Department of Energy: Venkat Banunarayanan & Anna Brockway

NOAA: Melinda Marquis

National Center for Atmospheric Research

- Sue Ellen Haupt
- Tara Jensen
- Jeff Lazo
- Tressa Fowler
- Barbara Brown

IBM/National Renewable Energy Laboratory

- Hendrik Hamann
- Siyuan Lu
- Bri-Mathias Hodge
- Jie Zhang
- Anthony Florita
- Edwin Campos

- ① 予測指標と評価の方法を検討するため「Metrics Team」が結成された。
- ② チームには5つの機関と13人の専門家が参加している。
- ③ チームでは、一方的に指標を出さず、系統運用者、その他の予測ユーザなどの利害関係者と議論しながら検討を行う。

予測の評価は決定論的観点と統計学的観点で行う上、「baseline(基準予測)」についても考える

更に、予測の大ハズレは系統運用にどのような影響があるかを評価できる方法も開発する。

PV予測評価について研究と実用の連携性

SunShotで開発している評価方法では、まずベースライン予測を決定し、そこから改善の価値を検討する。

ベースラインを決定したら達成すべき目標によって以下にあるx,yの値を決定する。

- 1) ベースライン予測誤差を一様に x% 改良。
- 2) ベースライン予測ランプの誤差を y% 改良。
- 3) x,yで改良した予測の指標を算出する。

x,yの値は経済的なインパクトを考慮して決定する（例えば予備力を25%削減する）。このx,yが予測ベンダーにとって目指すべき値となる。

CAISOエリアでは各予測時間による以下の予測手法がベースラインになる。

Test Case	Weather Forecasts		Irradiance Forecasts	Power Forecasts	Validation
	Hours-ahead	Day-ahead			
CA-ISO	Persistence OR vendor	1.NAM 2.Persistence OR vendor	2 Streamer RTM OR vendor	Linear least square fit	Aggregated Power



* NAM:北米メソスケールモデル, Streamer RTM: streamerと呼ばれる放射伝達モデル

5

東京大学 荻本研究室
(目的外使用・複製・開示禁止)

2017/8/28

PV予測評価について研究と実用の連携性

本CAISOの事例では運用予備力を25%削減する改善を目指している。

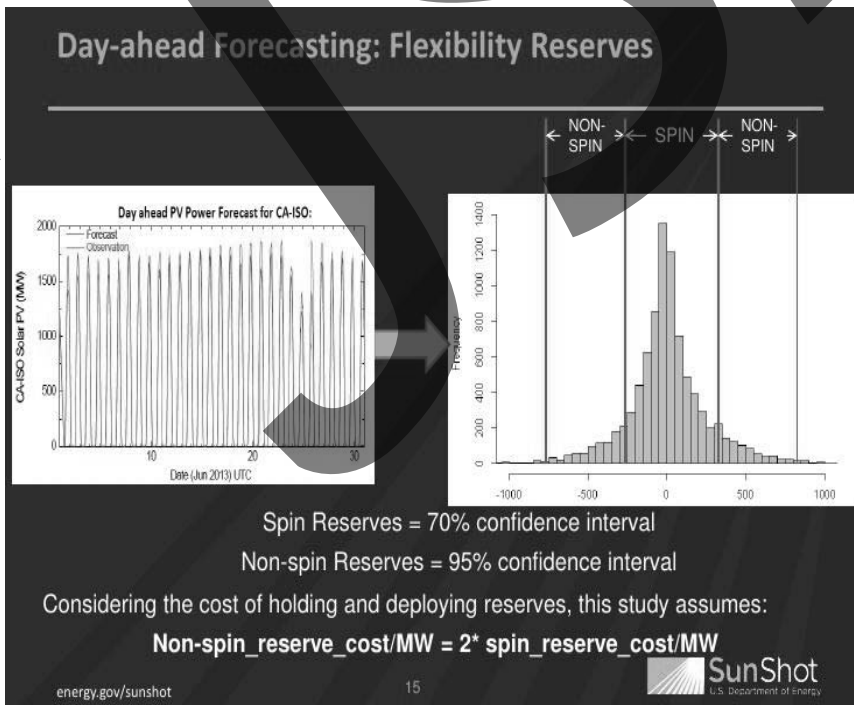
この図でPV予測誤差と予備力との関係を表す。

系統運用者の定義により瞬動と非瞬動予備力を決定して予備力の全体コストを算出する。

この場合瞬動予備力は分布の70%を占め、残りの25%は非瞬動予備力である。

この考え方により、x,yの予測改善は予備力の減少に直接に繋がる。

更に、達成する必要があるRMSEや一般誤差指標も算出できるので、それは予測ベンダーにとって目標になる。



6

東京大学 荻本研究室
(目的外使用・複製・開示禁止)

2017/8/28

PV予測評価について研究と実用の連携性

CAISO: Target Reserves (0-23 and 24-47 DA)

Baseline Reserves			
0-23 DA Spin Reserves (MW)	0-23 DA Non-spin Reserves (MW)	24-47 DA Spin Reserves (MW)	24-47 Non-spin Reserves (MW)
227.75	448.25	222.57	383.46

25.13% Uniform Improvement
30.88% Ramp Improvement

X
Y

17.58% Uniform Improvement
34.83% Ramp Improvement

Target Reserves			
0-23 DA Spin Reserves (MW)	0-23 DA Non-spin Reserves (MW)	24-47 DA Spin Reserves (MW)	24-47 Non-spin Reserves (MW)
168.17	335.48	165.28	285.49

Target ≈ 75% * Baseline

CAISO: Statistical Metrics Baseline Values

Metrics	DA_23_baseline	HA_baseline	eline	15MA_baseline	DA_48_baseline
Correlation coefficient	0.98	0.98	0.96	1.00	0.97
RMSE (MW)	150.54	119.91	184.62	29.01	168.39
NRMSE by capacity	0.04	0.03	0.04	0.01	0.04
MaxAE (MW)	860.02	1252.67	1736.00	313.16	2728.00
MAE (MW)	98.91	93.9	111.97	22.24	98.56
MAPE by capacity	0.02	0.0	0.03	0.01	0.02
MBE (MW)	-5.72	16.7	4.45	4.43	-8.25
KSDPer (%)	16.36	38.5	31.02	16.93	16.61
OVERPer (%)	0.00	0.0	0.00	0.00	0.00
Standard dev. (MW)	150.47	118	184.63	28.68	168.25
Skewness	0.04		0.83	-0.42	3.04
Kurtosis	3.17		13.27	6.42	59.89
4RMQE (MW)	237.20	204.29	371.25	50.08	472.71
4RMQE by capacity	0.06	0.05	0.08	0.01	0.06

CAISO: Statistical Metrics Target Values

Metrics	DA_23_target	HA_target	4HA_target	15MA_target	DA_48_target
Correlation coefficient	0.99	0.99	0.97	1.00	0.98
RMSE (MW)	110.82	90.75	149.17	21.42	120.05
NRMSE by capacity	0.03	0.02	0.04	0.01	0.03
MaxAE (MW)	619.10	982.93	1561.86	276.12	1777.89
MAE (MW)	72.68	70.95	85.35	15.45	71.74
MAPE by capacity	0.02	0.02	0.02	0.00	0.02
MBE (MW)	-4.46	12.42	4.38	3.35	-6.55
KSDPer (%)	14.71	31.88	22.68	13.82	14.12
OVERPer (%)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Standard dev. (MW)	110.76	89.91	149.16	21.16	119.92
Skewness	0.04	-0.49	1.02	-0.64	2.30
Kurtosis	3.15	6.74	19.81	13.96	43.03
4RMQE (MW)	174.47	158.20	326.40	42.77	311.54
4RMQE by capacity	0.04	0.04	0.08	0.01	0.07
95th percentile (MW)	251.51	175.52	298.80	42.29	227.02
Reyn's entropy	4.23	4.51	3.13	4.07	3.24
NRMSE by mean clear sky power	0.19	0.14	0.22	0.02	0.22
MAPE by mean clear sky	0.13	0.11	0.12	0.01	0.13
Capacity (MW)	4173	4173	4173	4173	4173

ソース: BriMathias et al, UVIG 2016 Forecast Workshop

予備力の改善目標を達成する予測が分かればその予測誤差の複数指標の値も分かる。

目指すべき予測誤差は予測手法の開発者や予測ベンダーにとってとても重要な情報になり、電力系統運用へのPVのインパクト評価から予測手法の開発まで連携が成立する。

7

東京大学 荻本研究室
(目的外使用・複製・開示禁止)

2017/8/28

目的によるPV予測の使い方について

Eric Gritmit, Vaisalaという予測ベンダーからの経験

発表題名: Providing Uncertainty Information to End Users in the Electric Sector

Vaisalaは3つエンドユーザーの種類に不確かさがある再生可能エネルギーシステムの発電予測を提供する。各ユーザによって求められる予測が異なると説明した。1) 翌日電力市場の参加者に; 2) 事業者に; 3) 風力や太陽光発電所の所有者に

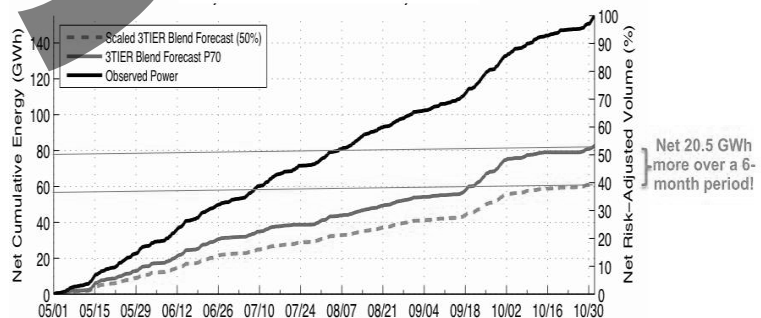
1) 翌日市場への予測において Downside Risk Exposureを最低化するのが大切。

つまり明日10GWを提供できると言えば10GW以下発電すると困るユーザ。その状況で運用者はリスクを避けるためよく以下の形で予測を利用する。

1) 決定論的な予測をそのまま利用する。

2) Hair Cutting (予測をscale-downする)。

3) 分からない時に利用可能な予備力によってPVか風力をスケジュールする。



With similar downside risk exposure, the P70 forecast netted 20.5 GWh more energy scheduled into the day-ahead market over 6 months

ソース: Eric Gritmit, UVIG 2017 Forecast Workshop

そのアプローチにたいして確率予測を利用するのは有利と言った。

8

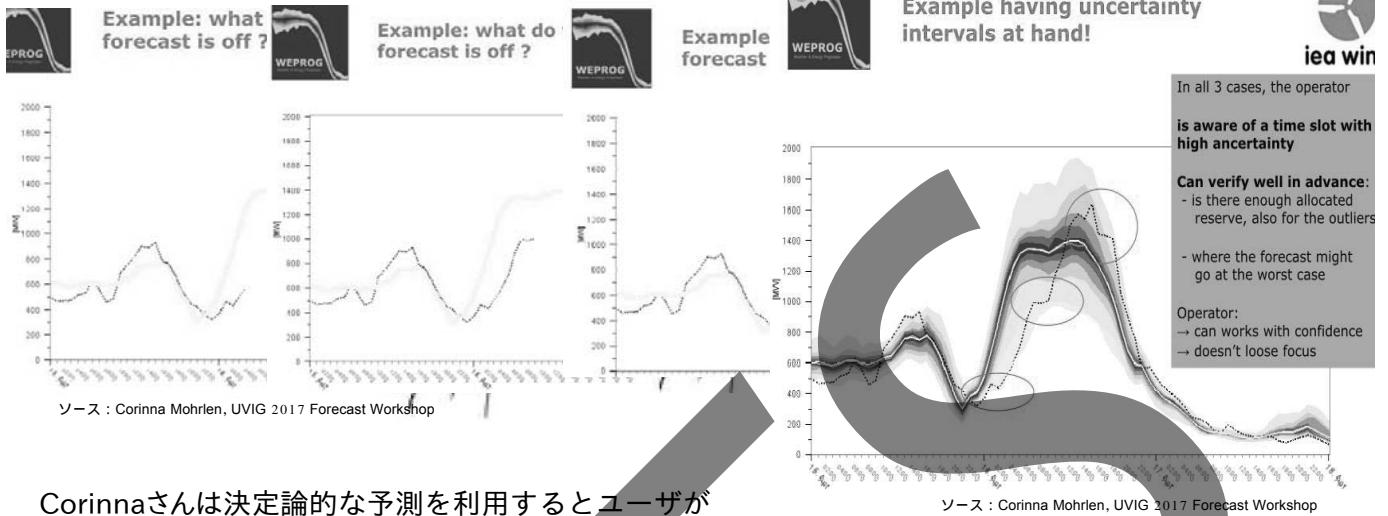
東京大学 荻本研究室
(目的外使用・複製・開示禁止)

2017/8/28

PV予測研究の方向性:精度だけではなく不確かさの量化も重要

Corinna Mohrlen, WEPROG: という予測ベンダーはIEA Wind Task 36 で確率予測のニーズ、意識及び普及を調べている(大竹さんは詳細を説明する)。その活動で以下のように予測確率の必要性を説明した(風力予測ですがPV予測にもレッスンがある)。

以下の系統運用者は風力の予測と実績を監視している。

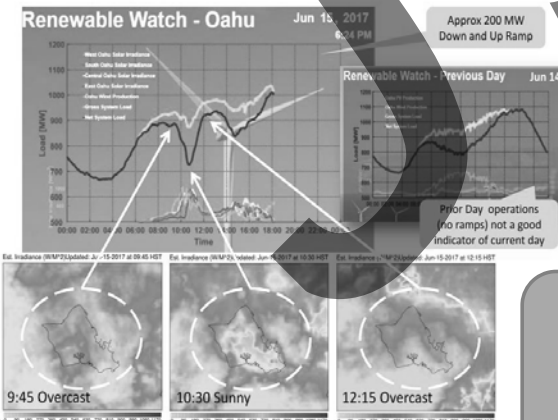


Corinnaさんは決定論的な予測を利用するとユーザがすぐ信頼を失い動かなくなる。一方、確率的な予測でそれが起こりがたいと説明した。

PV予測研究の方向性:精度だけではなく不確かさの量化も重要

John Zack, AWS truepower (予測ベンダー): ハワイに利用されているPV予測用EMSを紹介した。電力系統のために開発した予測を考慮するEMSを紹介した。システムの開発が2009年に始まり、現在実運用に利用するステージにある。再生可能エネルギー予測を効率的に採用するように一先ず系統運用側に予測がなにができるという意識が必要ということも強調した。

Extreme Net Load Variability: 200 MW UP/DOWN in 1 HR



ソース: John Zack, UVIG 2017 Forecast Workshop

再生可能エネルギー無し、従来の電力系統に

$$\text{Generation} \pm \Delta \text{Reserves} = \text{Customer Demand}$$

一方、再生可能エネルギー有り電力系統には

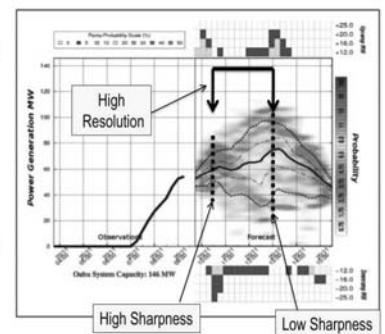
$$\text{Generation} \pm \Delta \text{Reserves} = \text{Customer Demand} + \sum \text{Customer Distr. Gen} \pm f(\text{Weather, time})$$

予測精度を改善するより確率予測の解像度の改善を目指す。

ハワイの最大電力需要量が高くないがPVの導入が高く面積が小さいので均し効果はない。つまりPV発電の激しい変動を対応しなければなりません。BTMの問題もあり更に100%再生可能エネルギーを目指している。

KEY ATTRIBUTES OF PROBABILISTIC FORECASTS

- Reliability: agreement between forecasted probability and frequency of observed outcomes
- Sharpness: the amount of dispersion (spread) in a forecasted probability distribution
- Resolution: ability to reliably differentiate differences in probability distributions among prediction scenarios (e.g. forecast look-ahead times, forecast cycles etc.)

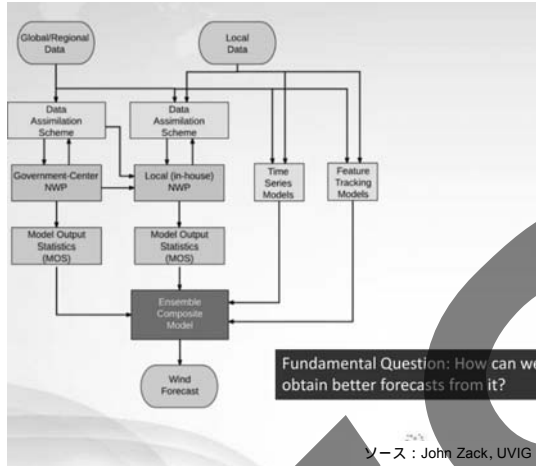


ソース: John Zack, UVIG 2017 Forecast Workshop

PV予測改善について最近の傾向

John Zack, AWS truepower – Tehachapi (Calif.)の風力予測を改善して事例を紹介した。State-of-art 風力発電予測システムがあればどうやってそのシステムでよりいい予測（特にランプ予測）を得られるかという質問を取り組んだ。風力ですが用いた手法の組み合わせのアプローチがPV予測にも有効。

- 2.5-year project supported by the California Energy Commission (CEC) and Electric Power Research Institute (EPRI)
 - Original CEC funding for 2 years
 - Extended by EPRI
 - 2015-2017
- Tehachapi Wind Resource Area (TWRA)
 - > 3000 MW wind capacity (2319 MW in project)
 - Concentrated, highly correlated production
 - Complex terrain
 - Often driven by small-scale weather features
 - Data sparse area on the feature-scale
- Multi-faceted approach to improve 0-12 hr power production forecast performance with focus on ramps
- 1-yr evaluation period to assess integrated results of project (Oct 2015 – Sept 2016)



ソース : John Zack, UVIG 2017 Forecast Workshop

ソース : John Zack, UVIG 2017 Forecast Workshop



当日予測（0時間前～12時間前の予測を改善するのを目指した。

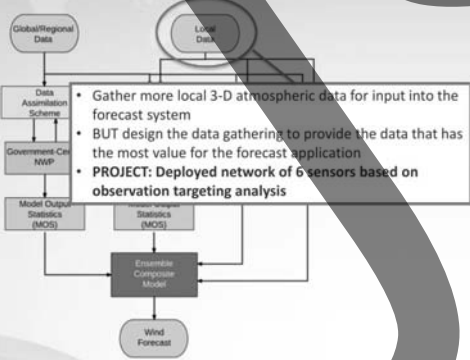
予測を改善するため以下の過程を進めた。

- ①データソースを拡大(対象エリアに6つセンサーを配備した)、
- ②NWPの設定を最適化、
- ③NWPで行う局地データの同化を改良、
- ④NWPのMOSを最新機械学習手法で行い、
- ⑤off-siteデータによって0～3時間先の予測を改善する。

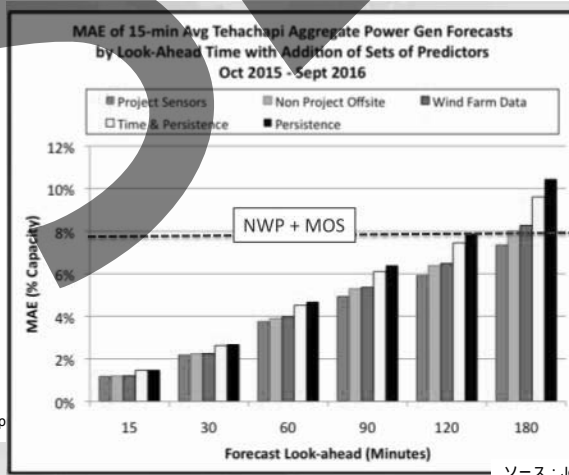
複数システムが狭いエリアにあるので局地予測のように。

PV予測改善について最近の傾向

具体的な改善点の事例



ソース : John Zack, UVIG 2017 Forecast Workshop



ソース : John Zack, UVIG 2017 Forecast Workshop

- Each successive group includes all of the predictors from the previous group plus the predictors from that group
- Same set of predictors for all look-ahead periods
- GBM model trained separately for each look-ahead period
- Results are for forecast intervals for which all data was available – 32.4% of the possible intervals in the 12-month period
- NWP + MOS method yields average MAE ~8% over 0-15 hour period

- こういうアプローチで0-15時間先のMAEを約8%を改善した。
- 事業はまだ実施中なので今後の1年間に改良したシステムで予測をして各改良点の影響を長期間で評価する。

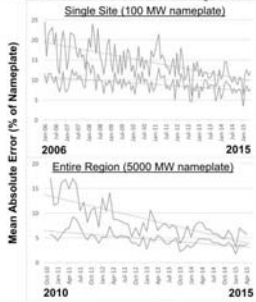
大気データの収集を拡大が一番効果があるデータを利用。

時系列予測の問題に最新機械学習手法を利用する共にoffsiteデータも利用。

予測改善の価値について

Eric Grit, Vaisala: 予測を改善する価値についても検討している。Grit氏は本発表で予測精度の改善の価値について話した。予測改善の価値が直接に電力市場のルールに依存する。従って、数各国の市場のルールによって予測改善のコストと可能な利益を検討した（欧州、米国とアジア）。この検討では発電所の所有者の観点で行った。

Wind Forecast Improvement Over Time



DAY AHEAD: 20% → 10% MAE
HOUR AHEAD: 12% → 7% MAE

WE'VE COME A LONG WAY BUT...

1) DOES IT HAVE VALUE?
2) DO FURTHER IMPROVEMENTS PROVIDE ADDITIONAL VALUE?

DAY AHEAD: 15% → 5% MAE
HOUR AHEAD: 7% → 3% MAE

Methodology

Model rules that directly impact power producers' revenue

Ignore:

- Capacity markets
- Transmission rights
- Curtailment / Set points (and make whole payments)

Use historical time series of:

- Actual generation (1 hr, 15 min, or 5 min)
- Real forecasts at the appropriate lead times
- A set of synthetic forecasts with incremental improvements
- Real price/charge data (DA, RT, imbalance)

Assume participation in the market closest to real-time

- In some cases, that is the day-ahead market (e.g., PJM)
- In others, that is the intra-hour market (e.g., MISO: 5-min)

Assume that the offer schedule/forecast are the same (no hedging)

Market Comparison – Incremental Value

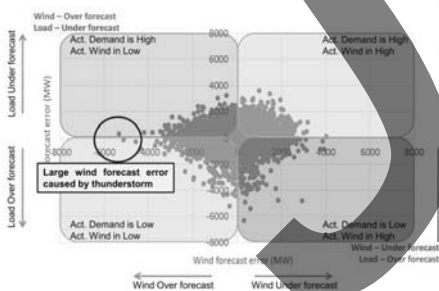
Country / Market	Market Type	Forecast MAE Today	Pay/Value Ratio Today	Incremental Value Metric (\$ / 100 MW / -1.0 %pt MAE / yr)
India:				
CERC	RT	10.5%	0.977	79,794
Karnataka	RT	10.5%	0.966	131,044
Gujarat	RT	10.5%	0.964	123,339
Nord Pool:				
Denmark	DA	10.1%	0.973	34,290
Sweden	DA	8.4%	0.981	20,890
Germany	RT	6.6%	1.00015	17,050
USA:				
PJM	DA	10.6%	0.961	20,240
MISO	RT	3.3%	0.969	12,700

結果によるインドのカルナタカ市場でリアルタイムの予測精度の改善をするのが高い価値がある。逆にドイツとMISOエリアにも改善する価値が低い。そのエリアにMAEがすでに十分に低いこともある。

系統運用者に考えられる予測の使い方

Nick Steffan, ERCOT: 現在ERCOTエリアに風力発電のピークは71GW, 最大導入量は50% (一日に) を達したこともあった。2030年まで風力20GW, 太陽光発電2.5GWが見込まれる。一方、他のバランシングエリアの送電線が少ない (1.2GW, DC)。再生可能エネルギーを積極的に系統に受け入れている。そのため予測を活用するだけでなく「Reliability Risk Desk」を成立した。

3-hour-ahead Forecast Error in 2016



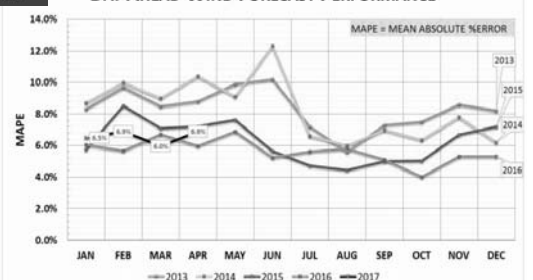
Reliability Risk Desk Goals

- Facilitate improved accuracy of renewable forecasts
 - Promote improved telemetry performance from wind/solar plants
 - Perform forecast adjustments during icing and other extreme weather events
- Maintain sufficient frequency responsive reserves
 - Confirm critical level of inertia is online
 - Ensure frequency responsive capacity is available to cover actual inertia conditions
- Maintain sufficient temporarily available capacity to cover remaining forecast errors and net load ramps



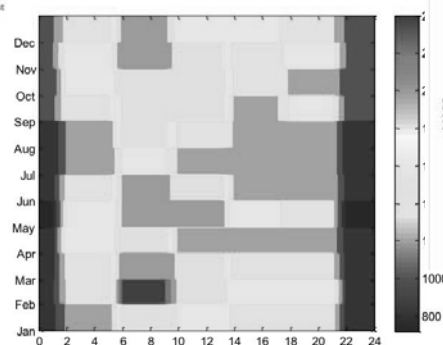
翌日風力発電予測の精度が徐々に改善している。

DAY AHEAD WIND FORECAST PERFORMANCE



風力発電予測誤差は一つ入力データとして日運転予備力の容量 (NSRS) を計算する。

2017年のNSRS →



最近傾向の纏め思考の糧

- ❖ 海外の最近の傾向を見ると、各国は自分電力系統、市場などのニーズを把握して、其の結果を予測開発にフィードバックによって予測改善を目指す。一方、研究側と実用側の連携とお互の認識がまだ不十分。
- ❖ 米国と欧州の方に再生可能エネルギーはの導入量を徐々に増加によって既に予測の市場があり様々な予測ベンダーが競争している。予測ベンダー予測提供だけではなく予測の使い方、考え方とカスタマイズまで行い、ユーザに予測の価値を評価して見せる。
- ❖ 各ユーザによって予測に求められることが異なるので研究や開発レベルから「出口」を見なければならぬ。
- ❖ 予測技術研究に関して精度の改善だけではなく不確かさの情報が大きな課題になっている。一方、その予測自体とその予測の価値を認識するユーザがまだ少ない。
- ❖ 再生可能エネルギーの導入拡大のもとで、次世代の電力系統の構築するため研究から実用的用途迄の連携性を成立のは不可欠です。日本の場合、太陽光発電予測についてその連携性を成立させる評価のやり方についても考えるところでは？

ご清聴ありがとうございます。