

## 天空動画像と気象データを用いた短期先日射強度予測手法の検討

### Study of short-term forecasting solar irradiance using sky images and weather data

高岡友哉 池田悠人 佐藤汰一 七川拓哉

Tomoya Takaoka, Yuto Ikeda, Taichi Sato, Takuya Shichikawa

居森章 小倉直 安食拓哉 前田俊二

Akira Imori, Nao Ogura, Takuya Anjiki, Shunji Maeda

#### 1 概要

現在、日本にて電力を取引する市場として、計画値に対して不足する電力量(kWh 価値)を取引する卸電力市場が開設されている。これに加え今後は、国全体で必要となる供給力(kW 価値)を取引する容量市場と、需要ギャップの補填や需給変動への対応、周波数維持のための調整力( $\Delta$ kW 価値+kWh 価値)を取引する需給調整市場が新たに創設される[1]。

調整力とは、一般送配電事業者が30分より短い時間内におけるあらかじめ把握できない需要と供給の差を一致させるために使う供給力のことであり、また周波数を維持し安定供給を果たすという極めて重要な役割を担っている。

そこで、本研究では日射強度の短期先予測[2]の研究を通して、日射量予測の基盤技術を強化することを目的とする。

#### 2 課題

##### 2.1 日射強度予測の課題

図1に示す様に日射強度に最も大きな影響を与えるのは、自然現象によって生じる雲の存在である。図1の上側は、横軸は時刻、縦軸は日射強度を表し、同図下側に天空画像を示す。太陽と雲の位置関係、すなわち、太陽が雲によって遮蔽、あるいは雲の移動により太陽が出現することによって、日射強度は急峻に減少、あるいは上昇する。また日射強度に応じて気温などの気象データも変化する。このように、日射強度は変動が大きく、時系列モデルを単純には適用できないという課題がある。また、太陽が雲によって遮蔽された場合、日射強度は、雲の形状や厚み、高さ水蒸気密度などによって左右される。雲の移動が分かっても、その雲によって日射強度がどのように変動するか予測することは難しい。さらに、雲の形状や密度は時々刻々と変化する。また、様々な様相を呈する雲が予測時間先に太陽をどのように遮蔽し、日射強度にどのような影響を与えるのか予測することは容易ではない。

##### 2.2 気象データを用いた日射強度予測の課題

気象データにはいくつかの種類がある。しかし、それらすべてが日射強度と関係があるのかわからないため全てのデータを用いてしまうと予測に関係のないものまで含めるためうまく予測が行えない。また、周辺地域での観測データを使用するならば、どの方向、どの時刻で観測されたものが予測に有用であるかを考慮しなければならない。

##### 2.3 天空動画像取得時の課題

また、我々は、天空動画像取得に際して解像度は若干劣るが、広い範囲で雲の動きを捉えられる広視野天空画像を

用いて雲の動きを観測する方法と、視野は狭いが解像度が高い狭視野画像を用いて、太陽を画像中心に固定して、太陽にかかる雲を観測する方法を用いて、それぞれ画像取得を行ってきた。広視野では解像度や歪みに課題が残るものの太陽に被らない周辺の雲の状態も確認できる。狭視野では太陽周辺の雲の状態は分かりやすいが、視野が狭いため雲の追跡が困難である。このように、それぞれに課題があり太陽の飽和などの共通課題もある。今回、スカパーJSAT殿にご協力頂き、天空動画像を提供して頂いた。このため、画像の仕様やデータ量が大きく変更となり、従前との比較を兼ねて実験評価を行うことにした。

##### 2.4 本報告

本研究では、上述したスカパーJSATの天空画像と、同時に、同一サイトで取得した気象データも利用し得る。このため、日射強度だけでなくそれとともに変化する気象データの相互の関係をもとに予測に有用なデータの逐次選別を行い、そのデータを用いた予測を行う。

#### 3 全体構成案

##### 3.1 全体構成

短期先の日射強度予測の全体構成案を図2に示す。天空動画像と日射計により得られた日射強度をもとに学習モデルを構築し、この学習モデルに基づき日射強度予測を行う。

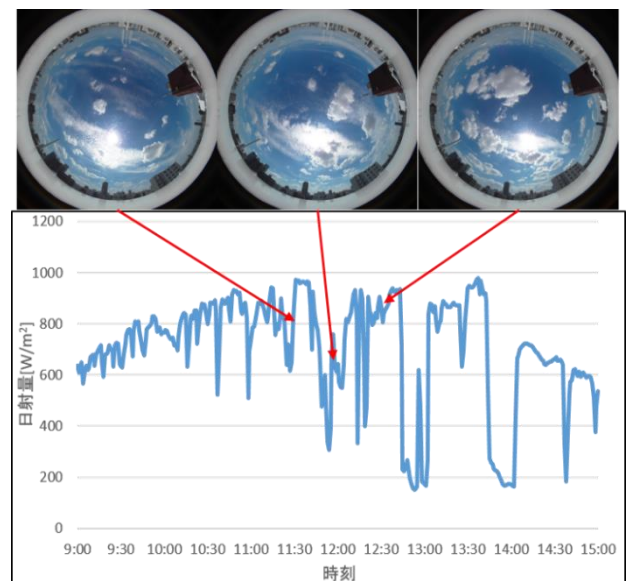


図1 日射強度の変化と天空画像の例

気象データも用いての日射強度予測の構成とし、予測には、深層学習の一種である LSTM(Long Short-Term Memory) [3]を用いて日射強度を予測する。LSTM は Recurrent Neural Network の一種であり、図 3 に示す様に、その中間層を LSTM ブロックに置き換えた構造である。LSTM は過去の入力データを cell 部において状態として記憶できるため、時系列データに対する強力な予測モデルである。また、気象データは日射強度に影響を与えるものを選んで使用するものとする。

3.2 LiNGAM による気象データの選別

日射強度と天空動画像だけでなく周辺の多地点の気象データを LiNGAM(Linear Non-Gaussian Acyclic Model)[4][5][6]により逐次選択し、日射強度予測に有用と判断したデータを活用した予測を行うことが、理想形の一つになるが、ここでは、天空動画像を取得した同一地点の気象データを用いる。同一地点の気象データを、どのように選ぶかを、以下に述べる LiNGAM を VAR モデルに適用し、選択する。

VAR モデルでは、時系列センサデータ  $x_t$  を、定数と自身の  $p$  期前の過去の値に回帰する。次数  $p$  の VAR(p)モデルは次式により表現できる。

$$x_t = c + \Phi_1 x_{t-1} + \dots + \Phi_p x_{t-p} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim W.N.(\Sigma) \dots \dots \dots (1)$$

例えば、次数  $p=1$  の 2 変量の VAR モデルは、式(2)で表される。

$$\begin{cases} x_{t,1} = \phi_{11}x_{t-1,1} + \phi_{12}x_{t-1,2} + c_1 + \varepsilon_{t,1} \\ x_{t,2} = \phi_{21}x_{t-1,1} + \phi_{22}x_{t-1,2} + c_2 + \varepsilon_{t,2} \end{cases} \dots \dots \dots (2)$$

時系列データ  $x_{t,(1)}$  と  $x_{t,(2)}$  とは、互いに影響を与え合う構造となっている。センサデータの個数を  $n$  とすると、VAR(p)モデルは  $n$  個の回帰式からなる。

LiNGAM では、連続な観測変数  $x_{t,i}$  の線形関係は下式により表現される。

$$x_{t,i} = \sum B_{t-k,ij} x_{t-k,j} + e_i \dots \dots \dots (3)$$

回帰係数  $B_{t-k,ij}$  の係数項  $b_{t-k}$  は、観測変数  $x_{t,1}$  に与える影響の強さを示す。また、回帰係数  $B_{t-k,ij}$  は、行成分を変数が生成される順序に並べると、下三角行列となる。その順序を求めるために ICA (Independent Component Analysis : 独立成分分析)[7]、下三角行列を求めるためにコレスキー分解[8]を用いる。その結果を用いた行列演算によって回帰係数  $B_{t-k,ij}$  が求められる。図 4 に回帰係数  $B_{t-k,ij}$  推定のフローチャートを示す。回帰係数の推定値  $\hat{B}$  の値を評価することで因果関係を明らかにすることが可能となる。

$$\hat{B} = (I - B_0)\Phi \dots \dots \dots (4)$$

この回帰係数  $B_{t-k,ij}$  の推定値  $\hat{B}$  が過去の各時刻データから現在のデータへの影響の強さを表す。この  $\hat{B}$  の値を評価することにより気象データと日射強度の因果関係を明らかにできる。

4 実験方法

4.1 気象データの選別

図 5 に示す様に LiNGAM を用いて日射強度との因果関係を求めることで予測に必要な気象データの逐次選別を行う。

4.2 データの取得

データを取得するために使用した機器を図 6 示す。実験条件を表 1 に示す。表 1 にある①、②でのデータ取得に際して、日射計の応答性を考慮し、サンプリング間隔を 1 0

秒とする。また、Web カメラを用いる場合は、これを搭載した赤道儀により太陽を視野中心とした天空動画像を取得する。赤道儀は、日周運動の原理により太陽の動きに追尾するものである。③では 1 分毎に撮影した画像をデータとする。また、それぞれ取得した画像に対してデータ拡張を行った。具体的には、間引き(10 分の 1)、ノイズ付与である。気象データを用いた 3 入力による日射強度予測に使用した LSTM の層構成を図 7 に示す。

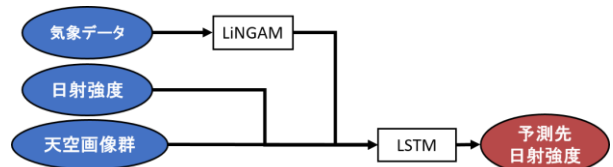


図 2 短期先日射強度予測の全体構成案

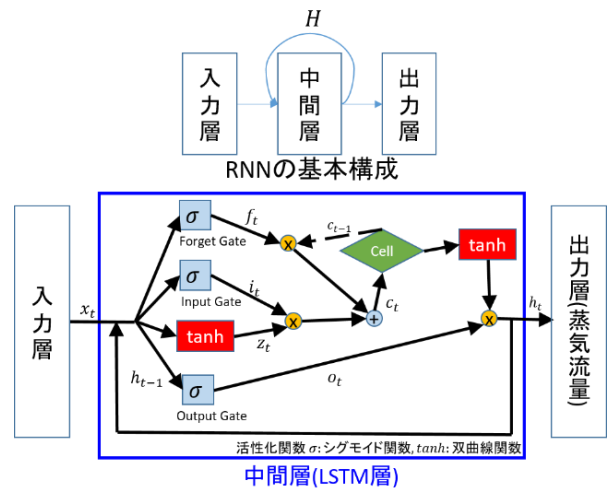


図 3 LSTM のブロック図

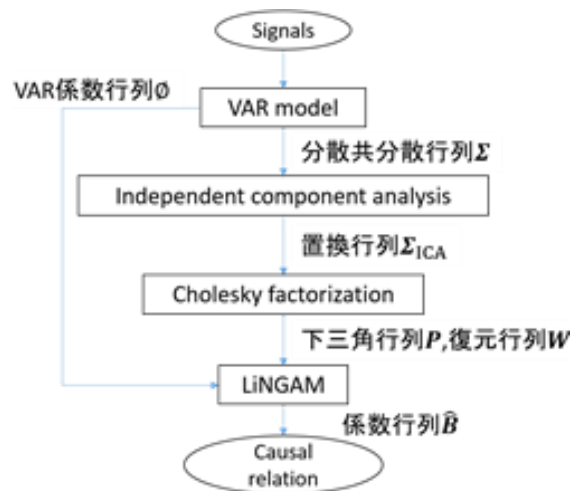


図 4 LiNGAM による関係推定

## 5 評価結果

### 5.1 選別した気象データを用いた予測

Web カメラの動画像と日射強度、選別した気象データを用いた結果を図 8 に示す(青線：予測値，赤線：実測値)[9]。

今回の LiNGAM による評価に用いた気象データは、気温から日射強度、日射強度から気圧、気圧から湿度の順序になっていた。これらより、最も関係の強い気温と、気温に比べて関係が弱い湿度を用いた予測の結果を示している。同図は日射強度と天空動画の 2 入力、それに気温と湿度をそれぞれ加えた 3 入力による日射強度予測の結果を示したものである(青線：予測値、赤線：実測値)。天空動画像と日射強度のみを用いた予測の場合は、日射強度の急峻な変化にあまり対応できてはいない。湿度を加えた場合でもうまく予測が行えていない。入力に気温を共に用いた場合は、日射強度の立上りの変化に対応できている点が存在し、気温が有用に働いている。

ここで、日射強度は散乱光もみているが時間的にもエリア的にもスポット検出でありその地点のみの状態しか考慮しないため値が急な変化も起こる。それに対して、気温は太陽が照らしている広範囲の領域の影響を受けた観測値であり、日射強度に比べて時定数が大きいため変化は緩やかである。そのようなデータを用いた予測で精度が上がった原因として、広域の気温、雲の動きを反映した天空画像を用いているため日射強度変化の予兆として利用できる期間が活用できるためではないかと考えられる。従って、LiNGAM を用いて因果関係のあるデータを選ぶことで精度が向上するのではないかと考える。また、同一地点による測定では関係を認められない場合、多地点化し時間的影響も考慮することで予測に有用なデータの取得を行うことができる。

### 5.2 画像の取得条件が与える予測精度への影響

今回、スカパー様に協力して頂き、天空動画と気象データを使わせて頂いた。使用した画像の一例を図 9 に示す。画像データの寸法は、2,048×2,048 画素で、1 分間隔で取得したものである。表 1 中の①、②は短時間間隔での撮影であったため時間による日射強度の変化は小さなものであったが、③では長時間になるため時間経過に伴う変化も考慮した予測となる。今回、学習する際に元の画像サイズではマシンスペックの影響もあり学習が困難となっているため間引きを行っている。間引き後の学習時間は 1epoch あたり 93 秒である。予測した結果を図 10、表 2 に示す(青線：予測値，赤線：実測値)。結果として 1 分先ではかなり予測がうまくいっていることがわかる。また、3 分先でも精度をある程度維持できていると考える。

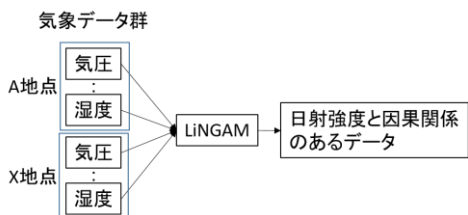


図 5 LiNGAM を用いた気象データの選別

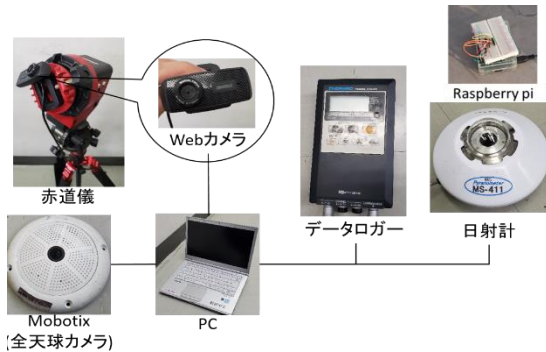


図 6 実験機器

表 1 実験条件

項目	条件
カメラ	①Webカメラ:BSWHD06MBK, CMOSセンサ ②Mobotix社Q25カメラ, CMOSセンサ ③SKY Perfect JSAT Corporation様よりご提供
画素数	①1,280×960画素 ②3072×2048画素 ③2048×2048画素
撮影条件	①②10fps, ③1fpm
赤道儀	スカイメS, Kenko Tokina社
サンプリング間隔	①②10秒, ③1分
予測先	①②30秒, ③1,3分
開発環境	Keras, NVIDIA GeForce TITAN
評価指標	標準偏差SD= $\sqrt{\sum_{t=1}^N (y_t - \hat{y}_t)^2 / N}$ 平均絶対誤差MAE= $\sum_{t=1}^N  y_t - \hat{y}_t  / N$ $y_t$ = 実測値 $\hat{y}_t$ = 予測値 N=データ数

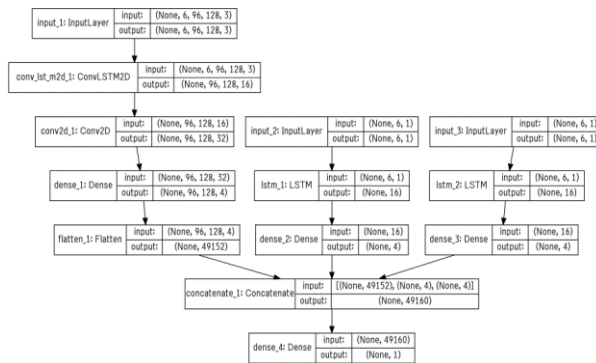


図 7 LSTM の層構成

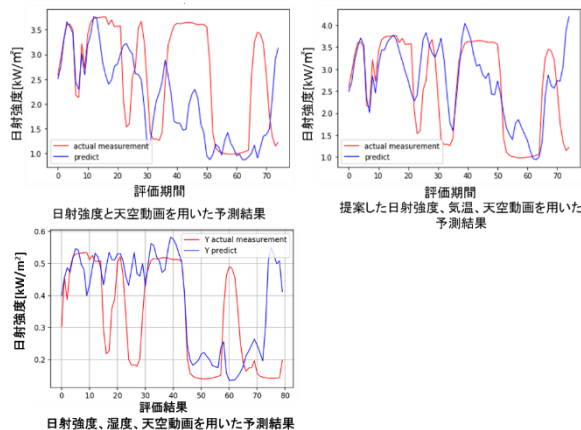


図 8 気象データを用いた予測波形(1 期間：10 秒)

## 6 結論

これから需要が高まる短期先日射強度予測の手法を提案した。評価を通して、以下を確認した。

- ・ 気象データを用いた予測において日射強度と互いに相関のあるものを絞り込む手法の有用性

LiNGAM で求めた影響の順序は LSTM の予測結果から確かであることが確認できた。

- ・ 長期間予測を続けるには、日射強度の季節、時間的な影響を受けるためそれに対応するには学習データが膨大となるため、サンプリング間隔の調整も重要となる。

- ・ 1 地点計測の場合、web カメラは 1 分先などの予測では、より詳細に雲の情報を取得できるため有用であるが、30 分先になると予測に必要な雲の情報を取得できないため全天球カメラが有用となる。

今後、長期間のデータをもとに季節や時間的な変化に対応するべく研究を行う予定である。



図 9 使用画像の例(左(①):狭視野画像、中(②)・右(③):広視野画像)

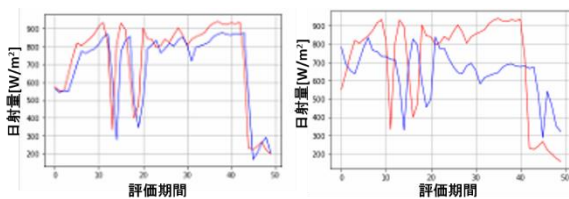


図 10 気象データ(気温)を用いた予測結果  
(左:1分先、右:3分先)  
(1 期間:1分)

表 2 予測結果(単位:  $W/m^2$ )

予測先	SD	MAE
1分先	18.23	12.87
3分先	34.39	30.32

## 謝辞

スカパーJSAT 小淵 浩希様、根本 和哉様に天空画像、気象データを提供して頂いた。厚く御礼を申し上げます。

## 参考文献

- [1] 電力広域的運営推進機関, “第 11 回需給調整市場検討小委員会資料 4-2-2,” 電力広域的運営推進機関, 2019.4.25.
- [2] Tomohiro Nagatani et al, Solar Irradiance Forecasting with Convolutional Long Short-Term Memory Network using Sky Images,

Th6-4-6, 2018 Joint 10th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 19th International Symposium on Advanced Intelligent Systems, pp. 632-637 (2018.12)

- [3] Xingjian Shi et al, Convolutional LSTM Network:A Machine Learning Approach for Precipitation Nowcasting, NIPS(2015)
- [4] Alessio Moneta, et al. : Causal Inference by Independent Component Analysis ,Theory and Applications, Oxford Bulletin of Economics and Statistics, Vol.75, Issue 5, pp.705–730 (2013.10)
- [5] Wolfgang Wiedermann, et al. : Statistics and Causality : Methods for Applied Empirical Research, Wiley, pp.152-183(2016.5)
- [6] 清水昌平 : 統計的因果探索, 講談社 (2017.5)
- [7] A. Hyvärinen, J. Karhunen and E. Oja : Independent Component Analysis, John Wiley & Sons. (2001)
- [8] 木村 英紀:線形代数—数理科学の基礎, 東京大学出版会(2003.12)
- [9] 居森章他, 天空動画画像を用いた短期先日射強度予測手法の検討, 第 26 回画像センシングシンポジウム(SSII2020)(2020.06.12)