

Power forecast of regional large-scale photovoltaics by SV method model with snow loss

Takahiro SASAKI^{*1‡}Yuzuru UEDA^{*2}

積雪を考慮したSV法モデルによる 地域メガソーラ発電電力量の予測

佐々木 崇宏^{*1‡}植田 譲^{*2}

Abstract

With a large installation of a photovoltaic (PV) power plant, forecasting PV generation is crucial for stable power grid operation. Forecasting power drop due to snow covering on PV array is one of an important issue particularly in cold area. However, it is difficult to always measure all snow conditions on the PV array. In this paper, the estimation of PV power generation in the Hokkaido region has been performed by using the model of Sophisticated Verification (SV) method with including the snow-covered loss, in which system configuration and meteorological data are used as input data. To describe the snow-covered loss, the average snow cover amount is defined on the PV array and its variation is represented as a function of snowfall and solar radiation. The proposed model expresses snow covering and melting naturally and contributes to the improvement of forecast accuracy.

Keywords: Photovoltaic, Power forecast, Snow cover
キーワード：太陽光発電，発電量予測，積雪

1. はじめに

太陽光発電(PV)の大量導入に伴い、安定した電力系統運用のためのPV発電量予測はその重要度を増している。特に近年では冬期間におけるPVアレイへの積雪の影響が多く取り上げられており、積雪に起因する発電量損失の設置傾斜角依存性⁽¹⁻²⁾や、発電量予測のための積雪に伴う発電量低下の計算手法⁽³⁻⁸⁾が報告されている。一般にPV発電量は日射量や気温等の気象条件から予測されるが、前日までの降雪によりアレイ上に積雪がある場合、当日の気象条件から期待されるよりも発電量が低下する。このように、降雪の現象と晴天日のPVの発電量低下は同時ではなく時間的ずれがあり、回帰モデルや機械学習による予測を難しくする要因となっている。そのため積雪による発電量低下は、PVアレイ上の積雪深からランベルト・ベールの法則を用いて日射の減衰を計算する手法^(4, 8)や、積雪が起きている面積比率を

推定する手法^(3, 5, 7)によって行われる。しかし、地域メガソーラ発電電力量の予測において各々のPVシステムの詳細を常時把握することは困難であり、大域的な気象データのみを使って発電量予測を行えることが望ましい。

本論文では太陽光発電所に対して積雪の寄与を含めたシンプルな物理モデルを適用し、北海道地域における発電量予測を行った。日射から電力への変換過程にはSophisticated Verification (SV)法モデル⁽¹⁰⁻¹²⁾を用い、交流側定格出力よりも直流側の定格容量が大きい場合(いわゆる過積載)、日陰損失、および積雪損失を考慮している。積雪損失はまずPVアレイ上の平均積雪量に相当する量を定義し、その変化分を降雪量および日射量の関数としてモデル化することで算出した。この定式化によりPVアレイ上への積雪とその融雪をシンプルに表現でき、設備構成と気象データのみから発電量予測を行うことできる。さらに、発電量実績を用いて積雪損失モデルのパラメータを決定し、発電量予測に適用した。

*1 Research Institute for Science and Technology, Tokyo University of Science, 6-3-1 Nijuku, Katsushika-ku, Tokyo 125-8585, Japan.

*2 Associate Professor, Department of Electrical Engineering, Tokyo University of Science

‡ e-mail: takahiro_sasaki@rs.tus.ac.jp

Received: 22nd November 2019, Accepted: 23rd January 2020

*1 東京理科大学 総合研究院

*2 東京理科大学 工学部電気工学科 准教授
(〒125-8585 東京都葛飾区新宿 6-3-1)

‡ e-mail: takahiro_sasaki@rs.tus.ac.jp

(原稿受付：2019年11月22日，受理日：2020年1月23日)

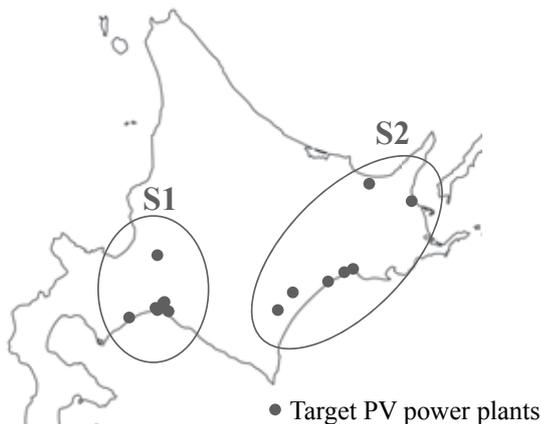


Fig. 1 Locations of target PV power plants
 図1 対象太陽光発電所の位置

2. 使用データ

2.1 PV in HOKKAIDO

太陽光発電予測技術向上のため、東京電力ホールディングス株式会社と北海道電力株式会社の共催により太陽光発電量予測コンテスト「PV in HOKKAIDO」が行われた⁹⁾。このコンテストでは北海道内における太陽光発電設備を対象とした発電量予測手法の提案をテーマとしており、本論文における予測は同コンテストへの参加に際して行われたものである。

図1は、コンテストで対象となった北海道地域の2つのエリアとそこに含まれる太陽光発電所を示している。S1 エリアでは8つ発電所が選出され合計設備容量は267.6 MW、S2 エリアでは7つの発電所が選出され合計設備容量は139.7 MWである。予測対象はS1およびS2エリアの合計発電電力であり、前日予測として翌日24時間分の発電量予測を行った。

発電量予測のための学習データは、S1およびS2エリアそれぞれの合計発電電力が2016年1月1日から2017年12月31日までの2年分与えられている。予測対象となる試験データは2018年1月1日から2019年1月31日までの396日間におけるS1とS2の総合計発電電力であり、30分粒度での平均電力を対象としている。

なお予測にあたって使用可能なデータはコンテスト主催者より提供されるデータのほか、予測対象日の前日18時まで取得可能な外部データである。ただし実際の予測において前日18時までには予測値が入手できるデータであれば、同コンテストにおける予測には対象日当日の実測データが使用可能とされている。

2.2 設備構成および気象データ

本論文における提案手法では、図1に示される各発電所それぞれについて設備構成と気象データからPV発電電力を予測する。このとき各発電所の位置、設備容量、設置角度等の設備構成情報は、予測コンテストで提供された情報およびFIT公開情報を用いた。

次に、各発電所における発電量予測のため、気象庁観測値を基にして発電所ごと気象データの推定を行った。各発電所地点における気温、風速、積雪深は、近隣アメダス観測所での測定値の平均値を用いた。第*i*番目の太陽光発電所における平均日射強度(G_i)は、日射量を観測している気象官署は数が限られるため、次のように日照時間の実測値から算出した。はじめに発電所地点での日照時間(SD_i)を、気温等と同様に近隣観測所の平均値で推定する。そして SD_i と発電サイトに最も近い気象官署での実測値(G_M, SD_M)を用いて、発電サイトにおける G_i を、

$$G_i = G_M + a(t)[SD_i - SD_M] \tag{1}$$

とした。ここで、日射強度は30分間の平均値[kW/m²]、日照時間は30分の中での日照時間[分]である。また、 G_M は観測された10分値日射量から平均強度として算出されている。係数 $a(t)$ は日照時間と日射強度の間の線形回帰係数であり、今回使用した観測所(札幌、帯広、室蘭、網走)での実測値から算出した。ただし、 $a(t)$ には冬季に小さくなる傾向があり、本論文では図2に示される $a(t)$ を使用した。

本論文では、予測コンテストの規定に従い、予測に用いる気象データは実測値を使用している。前日18時において気温・風速・日射強度は気象庁数値予報による予測値が入手できるため、本論文では気温・風速の実測値ならびに実測日照時間から推定した日射強度を使用した。積雪量の予測は気象庁地方天気分布予報を想定しており、積雪深の実測データを同等のデータ粒度(6時間値、4区分)に変換して予測に使用した。

3. SV法モデル

地域メガソーラ発電電力は、個別発電所の発電電力を足し合わせることで算出した。つまり、図1中のS1エリアにおける合計発電電力 P_{PCS}^{S1} は、

$$P_{PCS}^{S1} = \sum_{i \in S1} P_{PCS}^i \tag{2}$$

であり、 P_{PCS}^i は*i*番目の太陽光発電所の電力である。S2エリ

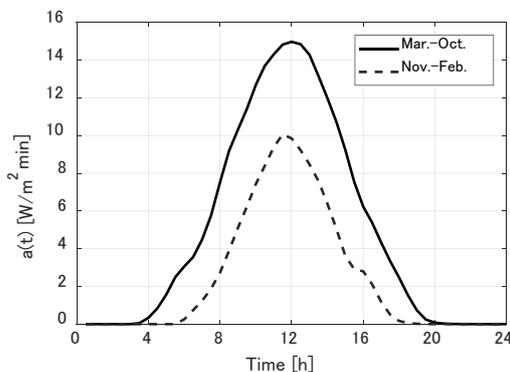


Fig. 2 Time dependence of coefficient $a(t)$.
 図2 係数 $a(t)$ の時間依存性

アに関しても同様となっている。以下ではすべて個別発電所についての議論を行うため、添え字の*i*は省略する。また、本論文における時間粒度は 30 分であり、ある時刻の電力 $P_{PCS}[kW]$ は直前 30 分間の平均発電電力を表すものとする。

3.1 SV 法モデルによる発電量予測

SV 法は発電量の実績値と設備構成情報および気象データから発電損失量を分離・定量化する手法である。本論文では予測モデルにおいて SV 法で用いられる日射から電力への変換過程における各種損失の発生モデルを用い、筆者らの過去の検討結果およびコンテストにて提供された学習データを用いた発電損失量の解析結果からモデル内の各種調整パラメータを決定し、試験期間における太陽光発電電力量を予測した。

太陽光発電所の交流発電電力 P_{PCS} を計算するためにまず、PV アレイからの直流電力 P_{PV} を SV 法モデルにより

$$P_{PV} = P_{AS} K_{snow} K_T K_O \frac{G_{Ag}}{G_S} \quad (3)$$

と算出する⁽¹²⁾。ここで、各変数の定義は

P_{PV} : PV アレイ発電電力 [kW]

P_{AS} : PV 容量 [kW]

K_{snow} : 積雪損失係数

K_T : 温度損失係数

K_O : その他の損失係数

G_{Ag} : 傾斜面日射強度 [kW/m²]

G_S : 基準日射強度 ($G_S = 1.0 \text{ kW/m}^2$)

である。傾斜面日射強度 G_{Ag} は式(1)により推定された水平面全天日射強度 G から直達光、散乱光、地面反射光の合計値として算出され、直散分離には Erbs モデル⁽¹³⁾、散乱光の計算には Perez モデル⁽¹⁴⁾ を用いている。温度損失係数 K_T は JIS C 8907 に従い推定したモジュール温度から計算される。その他の損失 K_O は、筆者らが過去に行ったメガソーラの解析結果⁽¹⁵⁾ を参考に $K_O = 0.94$ とした。係数 K_{snow} は積雪に伴う発電量損失を表し、発電量予測に適用するための計算方法を次節で示す。

直流電力 P_{PV} は PCS によって交流電力に変換されるが、メガソーラの多くは P_{AS} が PCS 容量 PCS_{cap} より大きく設計されており、 P_{PV} が PCS_{cap} を超える場合がある。そこで、このような過積載システムを考慮した場合の PCS への直流入力値 P_{DC-in} を

$$P_{DC-in} = \min(P_{PV}, PCS_{cap}) \quad (4)$$

とした。また、PCS の変換効率 η は

$$\eta = \frac{1}{Ax^2 + Bx + C} \quad (5)$$

$$A = 0.0127, B = 1.0117, C = 0.0034 \quad (6)$$

を用いた⁽¹⁶⁾。ここで、 x は負荷率であり本論文では $x = P_{DC-in}/PCS_{cap}$ としている。図 3 は η の x 依存性を示している。

次に、定常的に発生する日陰による発電量低下を表す日

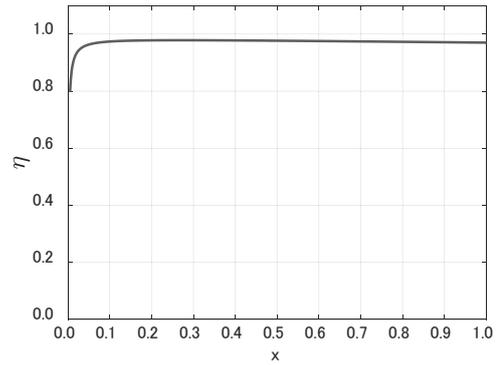


Fig. 3 PCS efficiency

図 3 PCS 変換効率

陰損失係数 K_{sh} および予測モデルの調整パラメータとして最大発電電力を補正する係数 D 用いて、発電電力 P_{PCS} を

$$P_{PCS} = K_{sh} D \eta P_{DC-in} \quad (7)$$

とした。日陰損失係数 K_{sh} は定常的な日陰による発電量低下を表しており、天空領域を太陽高度角・方位角で 10 度ずつに分割し、各領域での系統的な発電傾向から決定される⁽¹⁷⁾。係数 D はモデルの最大発電電力が実績値の最大値と一致するように決定される。

3.2 積雪損失係数の算出モデル

積雪による発電量低下は降雪量、積雪の密度や物性、太陽電池モジュールのフレーム形状、日射の透過率など多くの要因を含み、詳細なモデリングは難しい。しかし、大規模な太陽光発電所ではこれらの多くが平均化され、発電量に与える影響がシンプルなモデルにより十分に推定可能と期待される。そこで本論文では、直接的に観測や推定が可能な降雪量と日射量を用いて積雪損失を表現したモデルを提案する。まず積雪損失係数 K_{snow} を

$$K_{snow} = 1 - C_{snow} \quad (8)$$

と書く。ここで、 C_{snow} は積雪により遮光される割合に対応した量である。この C_{snow} が増減する要因は、

- ・降雪による C_{snow} の増加
- ・日射による C_{snow} の減少
- ・その他の要因による C_{snow} の減少

が主なものであると考えられる。そこで C_{snow} の変化分 ΔC_{snow} を、

$$\Delta C_{snow} = c_1 \Delta h - c_2 G_{Ag} \Delta t - c_3 \quad (9)$$

とモデル化する。式(9)の第一項は降雪による寄与を表し、 Δh は気象官署で観測される積雪深の変化量である。ただし、積雪深変化量が負の場合には $\Delta h = 0$ としている。第二項は傾斜面日射量 $G_{Ag} \Delta t$ による寄与を表し、時間幅は $\Delta t = 30$ 分である。加えて C_{snow} の値域を $0 \leq C_{snow} \leq C_{max}$ とし、 C_{snow} がこの範囲を超えた場合は最小値または最大値で置き換えた。

4. 調整パラメータの決定

図1に示される太陽光発電所に対して予測モデルを適用するためにまず、学習期間の発電電力実績データから調整パラメータの決定を行った。設備構成の同定と気象データの推定を発電所ごとに行った一方で、学習データがエリア合計発電電力であるため、調整パラメータはS1 エリアまたはS2 エリアそれぞれの中で値を共通とした。まず、式(7)に含まれる係数 D は、予測モデルと学習データの最大発電電力が一致するよう両エリアにおいて $D = 0.97$ とした。

次に、式(9)に含まれる積雪損失モデルのパラメータを決定した。本論文では、これらのパラメータはグリッドサーチによって決定しており、評価指標は学習期間全体での%RMSE、

$$\%RMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_i - a_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i}} \times 100 \quad (10)$$

を用いている。ここで、 N は予測値の数、 f_i と a_i はそれぞれ予測値と実測値である。決定された積雪モデルのパラメータは表1にまとめられている。パラメータ探索の最終的な分解能は、 C_{max} が0.1、 c_1 および c_2 が0.01、 c_3 が0.001である。パラメータ C_{max} の値は式(8)から大きさ1程度になると考えられ、 $0.5 \leq C_{max} \leq 1.2$ の範囲で探索した結果 $C_{max} = 0.7$ という結果が得られた。ただし、 $C_{snow} > 1$ となる場合は $K_{snow} = 0$ として解析している。この結果は積雪損失係数が $0.3 \leq K_{snow} \leq 1$ であることを示している。これは、本論文では複数発電所の合計発電電力が学習データであり、その値がゼロとなることが稀であることの反映だと考えられる。パラメータ c_1 は降った雪がアレイ上に積もる効果を表す。このパラメータは北海道地域のPV設備に特徴的な大きな傾斜角や高さをもたせた架台等の効果を含めた数値であり、他地域ではより大きな値になると考えられる。積雪の解消はパラメータ c_2 と c_3 が表現しているが、式(9)の形から c_2 が日中の現象を、 c_3 が夜間の現象を表していると解釈することもできる。パラメータ c_3 が小さいことは、冬季の夜間の気温が氷点下となる北海道において、夜間にアレイ上の積雪が解消する機会が少ないことを表していると考えられる。ここで、以上のモデルパラメータはエリアごとに決定したが、発電電力予測では発電所ごとに与えられた気象データによりそれぞれ C_{snow} が計算され、発電所ごとに積雪損失が予測される。

Table 1 Parameters in the snow-loss model.

表1 積雪損失モデルのパラメータ

	C_{max}	c_1 [cm ⁻¹]	c_2 [m ² /kWh]	c_3
S1	0.7	0.12	0.05	0
S2	0.7	0.15	0.06	0.001

図4はこのように決定された C_{snow} の変化を、試験期間冬期のある3日間において、ある1つの発電サイトについて図示している。第1日目夜間の降雪により C_{snow} が増加し、その後第2日、日中の日射により減少している。しかし完全に融雪することはなく、第3日目以降まで C_{snow} の値が持続している。つまり、変数 C_{snow} を定義することにより、降雪現象が時間的に離れた数日先のPV発電電力に与える影響を表現することができている。

最後に式(7)に含まれる日陰損失係数 K_{sh} を太陽高度角と太陽方位角の関数として決定した⁽¹⁶⁾。ただし、太陽高度および太陽方位角はエリア内発電所における平均値を使用している。図5はS1およびS2エリアにおける K_{sh} の計算結果を示している。複数の発電所の合計発電電力を扱っているにも関わらず、太陽高度の低い時間帯には系統的な発電電力の低下がみられ、 K_{sh} を用いることで予測精度が向上した。

以上のように決定した本予測モデルの入力データおよび調整パラメータは次のようにまとめられる。

○発電所ごとに与えたもの：

PCS_{cap} , P_{AS} , 設置方位角, 設置傾斜角,
水平面全天日射強度, 気温, 風速, Δh .

○S1エリア内またはS2エリア内で共通に与えたもの：

K_{sh} , C_{max} , c_1 , c_2 , c_3 , K_0 , $\eta(x)$, D .

図6はそれぞれ予測モデルによる、学習期間における冬期間のある5日間におけるPV発電電力 P_{PCS} 、全天日射強度 G_i 、積雪深変化量 Δh を示している。ただし、 P_{PCS} は全15発電所の合計値であり、 G_i と Δh は全発電所地点での平均値である。また P_{PCS} は、日陰損失と積雪損失を含まない予測結果をreference、両者を含めた予測結果をproposed、実際の発電電力をactualとし、この期間におけるactualデータの最大値(P_{max})で正規化した値が図示されている。第3日目の夜間に降雪が観測されており、その結果その翌日と翌々日は日射

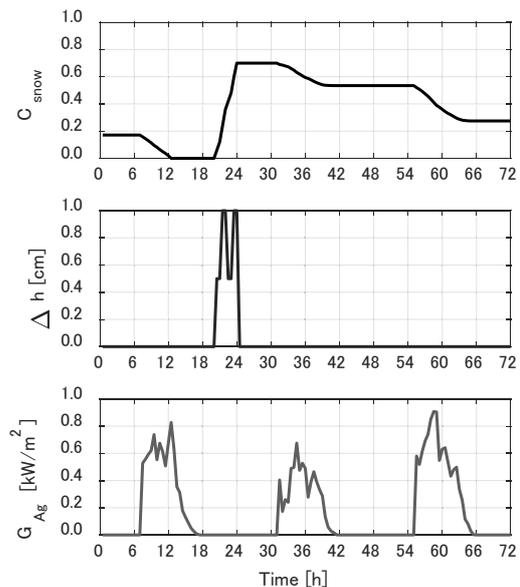


Fig. 4 Snow loss model

図4 積雪損失モデルの例

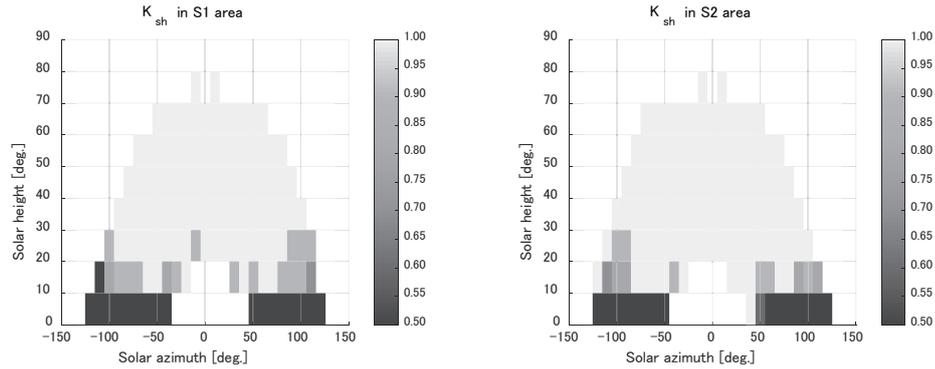


Fig. 5 Shadow loss coefficient

図 5 日陰損失係数

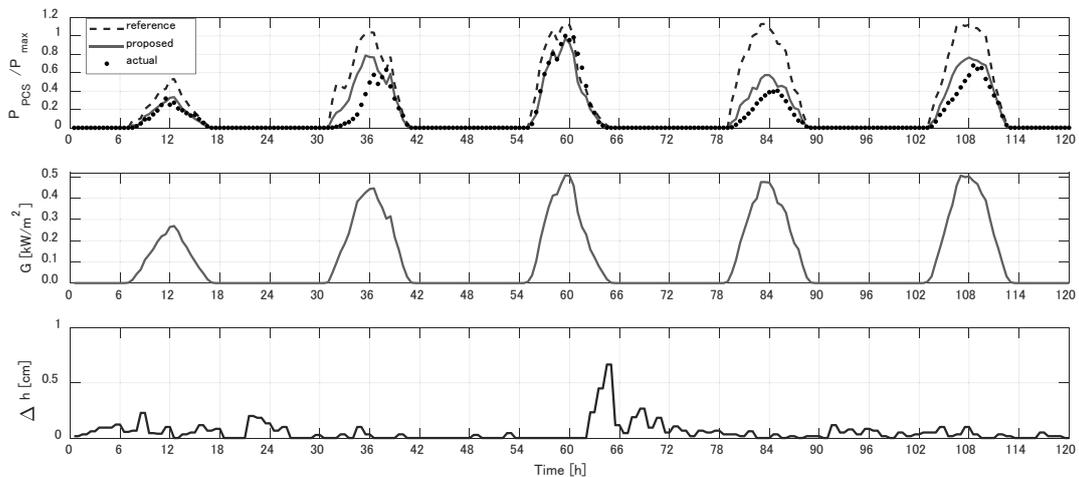


Fig. 6 Simulation Result

図 6 発電量予測の結果

量から予想されるよりも発電量が小さくなっている。提案する積雪損失モデルを用いた計算結果では降雪によるレイ上の積雪と日射による積雪の解消が表現されており、実際の発電結果をよく再現することができている。

表 2 は学習期間における発電量予測の%RMSE に対する K_{snow} と K_{sh} の効果を表している。ここでは比較として、Reference A を $K_{\text{snow}} = K_{\text{sh}} = 1$ とした予測、Reference B を式 (8) の K_{snow} を用いて $K_{\text{sh}} = 1$ とした予測としている。また数値結果は、Reference A での S1+S2 エリアの予測結果 ($R \equiv \%RMSE^{S1+S2; \text{Reference A}}$) で正規化した値である。S2 エリアに比べて S1 エリアでは大きな誤差が生じている。これは、S1 エリアは発電所ごとの設備容量の偏りが大きく、平滑化効果が小さいためと考えられる。本検討では式 (1) の日射強度推定に大きな誤差が含まれるが、それでもなお K_{snow} と K_{sh} の考慮により予測精度の有意な向上がみられた。

5. 発電量予測結果

以上のように調整パラメータを決定したのち、実際に発電量予測を行った結果を図 7 に示す。ここでは月ごと

に%RMSE を計算し、図中の最大値が 1 となるように%RMSE_{max} で正規化している。2016 年と 2017 年はパラメータ決定に使用した学習期間、2018 年は発電量予測が行われた試験期間である。冬季の予測誤差の増大は積雪損失モデルに改善の余地があることを示している。学習期間および試験期間の予測結果に大きな差はなく、訓練誤差と同程度の汎化誤差をもつ安定した予測が得られている。これは本手法がシンプルな物理モデルを基にしており、調整パラメータが過度に学習データに依存しないためだと考えられる。

Table 2 Forecasting result with training data.

表 2 学習データでの予測結果

	%RMSE ^{S1}	%RMSE ^{S2}	%RMSE ^{S1+S2}
	R	R	R
Reference A	1.29	0.90	1.00
Reference B	1.05	0.76	0.78
Proposed model	1.02	0.72	0.75

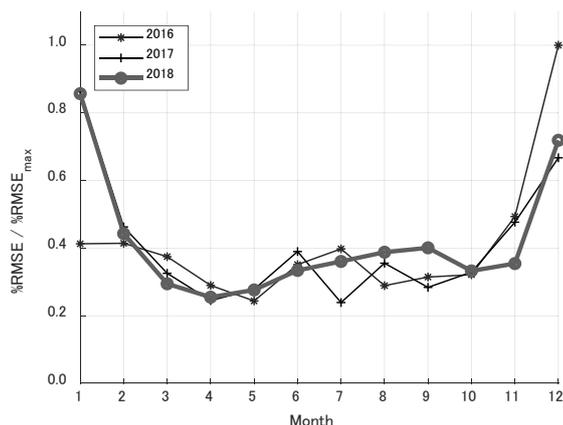


Fig. 7 Simulation result with training and test data

図7 学習期間および試験期間における予測結果

6. おわりに

本論文では北海道地域での太陽光発電量予測を行うため、PV アレイ上の積雪による発電量低下を含めた PV 発電量予測モデルを提案した。積雪による PV の発電量低下には様々な要因が関わり、特に雪についての物理現象を直接的に記述することは困難である。一方で、機械学習でみられる複雑な数理モデルの使用は過学習の可能性を伴い、予測内容の解釈が困難となる。本提案手法は、これらの手法の中間に位置する実用的な積雪損失モデルである。PV アレイ上の積雪の影響を直接観測可能な降雪量と日射量を変数として式(9)においてシンプルな形式で表現しており、ここで用いられる C_{snow} を学習データから決定することで、予測対象となる発電所の特性を調整パラメータとして考慮している。

本提案手法は物理モデルとしての側面をもつため、含まれる変数はすべて説明および解釈が可能である。そのため機械学習による予測と比べて誤差要因の把握が容易であり、発電所の追加等の変更を柔軟に行うことができるのが利点である。また学習期間と試験期間の予測精度の違いは小さく、安定した予測値が得られた。

本論文では発電サイトにおける気象データを気象官署の観測値から推定しており誤差を大きく含んでいるため、得られた積雪損失モデルのパラメータには改善の余地が残されていると考えられる。発電サイトでのより正確な気象データを使用して積雪損失モデルの関数形およびパラメータを精査することにより、パラメータの季節性や地域性についての発展が期待できる。

7. 謝辞

本研究で使用した太陽光発電に関する各種データは、東京電力ホールディングス株式会社ならびに北海道電力株式会社より提供された。

8. 参考文献

- 1) R. W. Andrews, A. Pollard and J. M. Pearce, The effects of snowfall on solar photovoltaic performance, *Solar Energy*, **92**, 84–97 (2013).
- 2) N. Heidari, J. Gwamuri, T. Townsend and J. M. Pearce, Impact of Snow and Ground Interference on Photovoltaic Electric System Performance, *IEEE Journal of Photovoltaics*, **5** (6), 1680–1685 (2015).
- 3) B. Marion, R. Schaefer, H. Caine and G. Sanchez, Measured and modeled photovoltaic system energy losses from snow for Colorado and Wisconsin locations, *Solar Energy*, **97**, 112–121 (2013).
- 4) S. Hosseini, S. Taheri, M. Farzaneh and H. Taheri, Modeling of Snow-Covered Photovoltaic Modules, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, **65** (10), 7975–7983 (2018).
- 5) L. B. Bosman and S. B. Darling, Performance modeling and valuation of snow-covered PV systems: examination of a simplified approach to decrease forecasting error, *Environmental Science Pollution Research*, **25**, 15484–15491 (2018).
- 6) S. Hanaoka, T. Hirata, T. Sakurai and S. Yoneoka, Results on Verification Test of the Photovoltaic Power Generation Forecasting Method Considering the Effect of Snow Cover on the Panel, 2018 Annual Conference of Power and Energy Society, IEE Japan (Sep. 2018), 114, Tokushima, Japan.
- 7) T. Sakata and T. Jozuka, A Study on a Method of Presuming Output of Photovoltaic Generation in Consideration of Snow Depth, 2018 Annual Conference of Power and Energy Society, IEE Japan (Sep. 2018), 123, Tokushima, Japan.
- 8) J. Odashima, Y. Shinoda and H. Takeda, Estimating Output of Photovoltaic Generation Under Snow Coverage Condition Using Extended Beer Law, 2019 National Convention Record IEE Japan (Mar. 2019), 541, Hokkaido, Japan.
- 9) 太陽光発電量予測技術コンテスト「PV in HOKKAIDO」, (accessed Mar. 3rd 2020), <https://cuusoo.com/projects/50369>
- 10) K. Kurokawa, Realistic PV performance values obtained by a number of grid-connected systems in Japan, *World Renewable Energy Congress* (Jul. 2000), 113–118, Brighton, United Kingdom.
- 11) Y. Ueda, *et al.*, Quantitative Analysis Method of Output Loss due to Restriction for Grid-connected PV Systems. *IEEJ Transactions on Power and Energy*, **125** (12), 1317–1326 (2005).
- 12) Y. Ueda, S. Kawamoto, M. Saijo and N. Abe, Development of the web application for the self diagnosis of the PV systems, 2010 Annual Conference of Power and Energy Society, IEE Japan (Sep. 2010), 127, Fukuoka, Japan.
- 13) D. G. Erbs, S. A. Klein and J. A. Duffie, Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly-average global radiation, *Solar Energy*, **28** (4), 293–302 (1982).
- 14) R. Perez *et al.*, A new simplified version of the Perez diffuse irradiance model for tilted surfaces, *Solar Energy*, **39** (3), 221–231 (1987).
- 15) Y. Ueda, K. Kurokawa, Y. Tsuno, M. Kudo and H. Konishi, Performance Degradation Analyses of Different Kinds of PV Technologies in Hokuto Mega Solar Project, 26th European Photovoltaic Solar Energy Conference Proceedings, (Sep. 2011), 3075–3079 Hamburg, Germany.
- 16) Y. Ueda, Development of the new simulation tools for estimating system output power of a large-scale PV plant, 2018 Annual Conference of Power and Energy Society, IEE Japan (Sep. 2018), 126, Tokushima, Japan.
- 17) Y. Ueda, *et al.*, Advanced analysis of shading effect using minutely based measured data for PV systems, 15th International Photovoltaic Science & Engineering Conference (PVSEC-15) Technical Digest, (Oct. 2005), 444–445, Shanghai, China.