

スイッチングカルマンフィルタとクラスタリングによる 短期太陽光発電予測

細田康彦 滑川徹 (慶應義塾大学)

Short-term Photovoltaic Prediction by using Switching Kalman Filtering and Clustering

*Y. Hosoda and T. Namerikawa (Keio Univ.)

Abstract— This paper deals with photovoltaic (PV) prediction algorithm applying for energy management systems. This good of this research work is to predict the amount of the next day of generation in condition of the constrained previous data and the weather forecast data. The procedure of prediction consists of two steps, the data processing and the calculation of predicted value. In the data processing, in order to consider the characteristics of PV generation, we using cluster ensemble. The proposed cluster ensemble is based on k-means method which chooses the groups with a correlation each other. In the calculation of predicted value, we provide the regression model for PV generation and the unknown parameters are estimated via switching kalman filter. The effectiveness of the proposed prediction method is demonstrated through numerical simulations.

Key Words: Short-term Prediction, Photovoltaic(PV), Clustering, k-means method, Switching Kalman Filter, Energy Management Systems (EMS)

1 はじめに

エネルギーマネージメントシステム (EMS) は、電力使用量の可視化や、節電の為の機器制御、再生可能エネルギーや蓄電器制御の制御等を行うシステムであり、今後のエネルギーの有効利用の観点から研究が盛んに行われてる。EMS 技術の中でも、需要や再生可能エネルギーの予測の高精度化はシステム全体のエネルギー運用効率と直結し重要な役割と位置付けられている^{1, 2, 3)}。特に、PV システムは家庭での普及が多く見込まれていることから、各家庭単位での予測が必要とされる。しかし、一般に PV システムは天候に左右されやすく、発電量は短時間に大きく変動し出力が不安定であるため、ならし効果が適用できない単独での予測は困難であることが知られている。また、PV システムの運用管理における技術的な問題点の一つが出力変動である⁴⁾。出力変動は、出力抑制、電力貯蔵システム全体での調整機能に対応することとなる。その為、PV システムには出力変動の特性を把握するとともに、変動を予測することが求められている。

これまでに、太陽光発電の翌日の発電量を予測する研究として文献^{4, 5, 6, 7, 8, 9)}が挙げられる。文献^{4, 5, 6, 7)}ではデータベース型ブラックモデリングの一種である Just-In-Time モデリングやニューラルネットワークを用い、その入力に気象庁が配信する GPV(Grid Point Value) を使用し日射量を予測している。文献⁸⁾では、用いる情報を過去の日射量と天気予報にとどめ、天気予報から日射量を予測している。この時の天気予報は気象庁から得られる 3 時間間隔の予報を基に 1 時間間隔の予測法を提案している。日射量から太陽光発電量を予測するには、日射量から発電量へ変換する新たなモデルが必要である。そのため、太陽光発電の予測をする際には、太陽光パネルの温度特性を考慮したモデルを考える必要がある。一方で、文献⁹⁾では太陽光パネルの温度特性を考慮し、サポートベクターマシーン (SVM) を用いて、大規模な PV システムの発電量を天気予報と

過去の太陽光発電出力から直接的に予測している。その際に各天気予報にモデルを与え天気予報ごとに予測している。SVM の特徴として、未学習データに対して高い識別性能を得るため太陽光発電の予測に対して有用な手法の一つと考えられている。

本研究では、文献³⁾を拡張させ発電特性を考慮した、太陽光発電の翌日発電予測手法を提案する。文献³⁾の予測の特徴として従来に比べ大幅に少ないデータから予測が可能な予測法であり、季節の変動が大きく、十分な数のデータが得られない太陽光発電予測にも有用であると考えられる。具体的に提案法では回帰式によって太陽光発電モデルを表現し、過去の発電量からスイッチングカルマンフィルタによってモデルの未知係数を推定する。その際に、過去の発電データをクラスタリングによって発電特性を自動的に判別する。提案法の特徴として、予測の信頼性を未知係数推定の係数によって陽に保証し、十分に少ない発電データから予測する。本稿ではスイッチングカルマンフィルタとクラスタリングによる予測法を提案し、文献⁹⁾と比較することで有効性を検証する。

2 問題設定

本研究では太陽光発電の 24 時間先までの発電量を予測する。その前提条件として以下を仮定する。

仮定 1.

気象庁により 24 時間先までの天候予報の情報が取得できる。

仮定 2.

予測対象である太陽光発電の過去 90 日間の発電データの情報を取得している。

本節では太陽光発電特性を考察し、発電特性から予測法について述べる。Fig.1 に 7 日間の太陽光発電の発電の時刻歴応答、Fig.2 にある 1 日の発電量の時刻歴

応答を示す。Fig.1の横軸は時刻と日付、縦軸は発電量を
示し、Fig.2の横軸は時刻、縦軸は発電量を示している。
Fig.1より、日々の太陽光発電の発電曲線がおおよそ同
じ曲線をしており、12時から15時にかけて最大値を
とっている。Fig.2から、急激な発電量の変化の様子も
見て取れる。これらをまとめると発電特性として以下
の3点が言える。

1. 発電パターンがいくつかに分かれる。
2. 発電曲線が似通っている。
3. 発電の変化量が大きい。

以上で考察した太陽光発電の発電特性を考慮した予測
アルゴリズムをFig.3に示す。予測手順はデータ処理と
予測値計算の2つの手順から成る。データ処理の過程
では天気予報と過去の発電データを用いて天気パター
ンごとにデータを分ける。その後、処理されたデータ
を用いて予測値を計算する。具体的に、データ処理では
k-平均法に基づくクラスタリングアルゴリズムによっ
て過去データから発電特性を判別し天候パターンごと
に分ける。予測値計算では、回帰式による数理モデルに
基づき、未知係数をスイッチングカルマンフィルタによ
って推定する。この時、データ処理された過去データ
を用いて、モデルの未知係数を推定する。

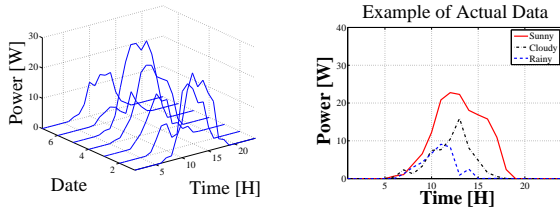


Fig. 1: Power Generation Data for 7 Days Fig. 2: Characteristics of PV Generation

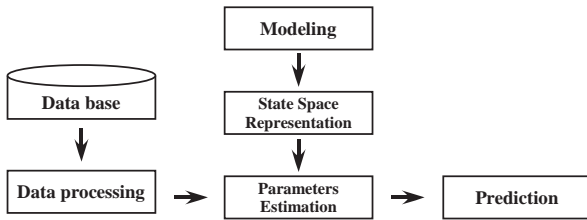


Fig. 3: Process of Prediction

2.1 太陽光発電モデル

太陽光発電の発電原理は、太陽光パネルに入射した光
エネルギーによって電子が誘起され、半導体内に電位差
が生じ発電する。この時、半導体は温度特性を持つため、
発電効率はパネル温度に依存する^{10, 11)}。時刻 $t \in \mathbb{Z}_+$
における発電効率 $\eta(t)$ とパネル温度 $Tp(t)$ の関係式を
(1) 式に示す^{9, 10, 11)}。

$$\eta(t) = \eta_o (1 - \alpha (Tp(t) - T_o)) \quad (1)$$

ただし、 T_o は基準温度として 298 [K]、 η_o は T_o にお
ける変換効率、 $\alpha (> 0)$ はパネル温度とバッテリーによる
係数である。

太陽光発電量の一般化線形モデルとして (1) 式の発
電効率を用いて、太陽光発電予測モデルを (2) 式の回帰
式によって表す。

$$\tilde{y}(t)\eta(t) = a(t-24)\tilde{y}(t-24)\eta(t-24) + a(t-48)\tilde{y}(t-48)\eta(t-48) + \dots + a(t-24p)\tilde{y}(t-24p)\eta(t-24p) \quad (2)$$

(2) 式は時刻 t の温度を規格化した発電量 $\tilde{y}(t)\eta(t)$ が
温度を規格化した過去発電量 $\tilde{y}(t-24)\eta(t-24), \tilde{y}(t-48)\eta(t-48), \dots, \tilde{y}(t-24p)\eta(t-24p)$ 、未知係数 $a(t-24), a(t-48), \dots, a(t-24p)$ の積に等しいことを意味する。また、 $p \geq 1$ はモデルの次数を表し、サンプリング時間は1時間とする。(2)式について発電量と発電効率の積 $\tilde{y}(t)\eta(t)$ を温度を規格化した発電量 $y(t)$ と置き換えることで (2) 式は (3) 式と表現できる。

$$y(t) = a(t-24)y(t-24) + a(t-48)y(t-48) + \dots + a(t-24p)y(t-24p) = \sum_{i=1}^p a(t-24i)y(t-24i) \quad (3)$$

太陽光発電の発電量特性として以下を仮定する。

仮定 3. 時刻 t における太陽光発電の発電量 $y(t) \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$ は以下のように上下限を有する。

$$y_{min} \leq y(t) \leq y_{max} \quad (4)$$

ただし、 y_{min}, y_{max} は最小・最大発電出力とし、以下に定義する。

$$y_{max} = \max\{Z_i\} \quad (5)$$

$$y_{min} = \min\{Z_i\} \quad (6)$$

ただし、 Z_i はデータ処理によって得られた発電量 $y(t)$ の集合である。また、本稿では、このグループを3つに分けるとしており、予報に基づいて Z_i を決める。

$$\mathbb{Z} = \{Z_i | i = 1, 2, 3\} \quad (7)$$

未知係数を推定するにあたり、(3)式に基づき太陽光
発電モデルを離散時間状態空間表現とする。ステップ
 $k+1$ の太陽光発電システムは (8) 式となる。

$$x_{k+1} = x_k + w_k \quad (8)$$

ただし、 $x_k \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ は p 次元状態ベクトルとし (9) 式に表す。

$$x_k = [a_k(t-24) \ a_k(t-48) \ \dots \ a_k(t-24p)]^T \in \mathbb{R}^{p \times 1} \quad (9)$$

また、 $w_k \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ はプロセス雑音で正規分布に従う共分散行列 $W > 0$ 、平均 0 の白色雑音過程であるとする。

具体的に、状態モデル (8) は (10) 式のように更新される。

$$\begin{bmatrix} a_{k+1}(t-24) \\ a_{k+1}(t-48) \\ \vdots \\ a_{k+1}(t-24p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_k(t-24) \\ a_k(t-48) \\ \vdots \\ a_k(t-24p) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w_k(t-24) \\ w_k(t-48) \\ \vdots \\ w_k(t-24p) \end{bmatrix} \quad (10)$$

ステップ $k+1$ の未知係数がステップ k における状態ベクトル、プロセス雑音によって表されている。

ステップ k における観測モデルは (11) 式とする。

$$y_k = C_k x_k + v_k \quad (11)$$

ただし, C_k は p 次元観測ベクトルであり (12) 式により

$$C_k = [y_k(t-24) \quad y_k(t-48) \quad \cdots \quad y_k(t-24p)] \in \mathbb{R}^{1 \times p} \quad (12)$$

$v_k \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$ は観測雑音で正規分布に従う共分散行列 $V > 0$, 平均 0 の白色雑音過程とする。具体的に, ステップ k の (11) 式の観測モデルは次式で更新される。

$$y_k = [y_k(t-24) \quad y_k(t-48) \quad \cdots \quad y_k(t-24p)] \begin{bmatrix} a_k(t-24) \\ a_k(t-48) \\ \vdots \\ a_k(t-24p) \end{bmatrix} + v_k$$

この時, システム (8), (11) に含まれる雑音成分に関する仮定を以下にまとめる。

仮定 4. システム (8), 観測モデル (11) に対して以下の雑音の仮定が成り立つ。

1. $E\{w_k w_s^T\} = E\{v_k v_s^T\} = 0 (k \neq s)$: 現時刻の自己相関以外は 0.
2. $E\{v_k w_k^T\} = 0$: 白色性であるためシステム雑音と観測雑音は無相関.
3. $E\{w_k w_k^T\} = W > 0, E\{v_k v_k^T\} = V > 0$: 雑音の大きさは既知とする.
4. 与えられた N に対して次式を満たす積算エネルギーが有界な雑音である.

$$\sum_{k=0}^N \|w_k\|^2 < \infty, \quad \sum_{k=0}^N \|v_k\|^2 < \infty$$

2.2 予測更新式

前節までの太陽光発電モデルに基づき, 24 時間先までの予測値は次式を計算することで得られる。

$$\begin{aligned} & \text{1 hour ahead} \\ & \hat{y}(t+1) = a(t-24)y(t-24) + a(t-48)y(t-48) \\ & \quad + \cdots + a(t-24)y(t-24p) \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} & \text{2 hours ahead} \\ & \hat{y}(t+2) = a(t-23)y(t-23) + a(t-47)y(t-47) \\ & \quad + \cdots + a(t-24p+1)y(t-24p+1) \end{aligned} \quad (14)$$

⋮

$$\begin{aligned} & \text{24 hours ahead} \\ & \hat{y}(t+24) = a(t-1)y(t-1) + a(t-25)y(t-25) \\ & \quad + \cdots + a_p(t-24p+23)y(t-24p+23) \end{aligned} \quad (15)$$

ここで \hat{y} は予測値である。太陽光発電モデル (3) では 1 時間先から 24 時間先までを予測するにあたり, 過去の観測値のみを用いて予測している。

2.3 予測目的

予測目的はエネルギーの有効利用のために翌日の太陽光発電量を高精度に予測することにある。予測精度の評価関数を平均相対誤差 MRE (Mean Relative Error), 平均二乗誤差 $RMSE$ (Root Mean Square Error) を用い, (16)-(17) 式により定義する。

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{\|y(t) - \hat{y}(t)\|}{W_{total}} \times 100 \quad [\%] \quad (16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (y(t) - \hat{y}(t))^2}{N}} \quad [W] \quad (17)$$

ただし, W_{total} は太陽光発電の定格出力を表し, 本稿で扱う実験機は 55[W] である。 N はデータ数を表す。これらの評価関数は予測した時刻でのみ評価し, 本検証では 8 時から 18 時までの 11 時間を評価する。なお, 評価関数 $MRE, RMSE$ が小さくなる予測問題, ならびに予測手法を考える。

定義 1. 定格出力 定格出力とは国際規格で定められた条件 (STC : Standard Test Condition, 標準試験条件) のもとで得られる最大の出力のことで, パネルの温度は 298[K], 日射量 1000[W/m²] (快晴時相当の強さの光) を照射して発電される発電出力を定格出力とする。

3 k -平均法に基づくデータ処理

本節では k -平均法に基づくクラスタリングを応用する。クラスタリングではデータの集合を自動的に分ける操作をする。関連のデータの集合に分けることで, 分けられたデータの集合のみを用いて予報に基づいて未知係数推定し, 発電特性を考慮した予測を目的とする。本研究では観測データとして発電量データを取り扱い, これらのデータに対してクラスタリングを用いることで過去データの特徴を考慮し予測する。一般的な k -平均法は n 次元のデータの分類に適した手法である。しかしながら, 初期値に関してランダムに選択するため初期値依存が大きい欠点を持つ^{12, 13)}。本稿では発電量のみを扱っているため 1 次元のデータを扱う。そこで k -平均法に関して以下に問題を定義する。

問題 1. 1 次元のデータに対して初期値依存問題を解決する k -平均法に基づくアルゴリズムを求めよ。

問題 1 に対し, k -平均法に基づくクラスタリングアルゴリズムを以下に示す。 k 個のデータ z_1, \dots, z_k を n 個のデータ集合 $\mathbb{Z} = \{Z_1, \dots, Z_n\}$ に分割することを考える。ただし, $k \geq n$ とする。

1. k 個のデータ z_1, \dots, z_k を大きさ順に並べ, 最大値から n 等分し, n 個のグループに分類する。これにより初期グループの集合 $\mathbb{Z} = \{Z_j \mid j = 1, \dots, n\} \in \mathbb{Z}$ が生成する。
2. Z_j の中心である d_o を計算し, 初期非類似度とする。
3. 非類似度 $d_j(Z_j)$ を (18) 式により求める。

$$d_j(Z_j) = \|E[Z_j]\| \quad (18)$$

ただし, $\|\cdot\|$ は絶対値を表す。

4. 非類似度 d_i が最小となるようにグループを割り当てる。
5. ステップ 2-4 までの非類似度の計算とグループを割り当てを繰り返す, グループの移動がなくなるまで続ける。

4 スイッチングカルマンフィルタに基づく未知係数推定

本節では, スイッチングカルマンフィルタに基づく未知係数推定について述べる。まず, 未知係数推定にあたり, フィルタリング問題を挙げる。次に, 問題を改善するためのスイッチングフィルタアルゴリズムを提案し, 最後に, 提案したスイッチングフィルタアルゴリズムに基づく提案法について, その有効性を示す。

4.1 フィルタリング問題

Fig.4にカルマンフィルタで予測を行った時の予測値と真値の時刻歴曲線を示す。横軸がイテレーション回数、縦軸が発電量を示している。一般にカルマンフィルタは予測値において、実際の発電特性が考慮されておらず Fig.4では、太陽光発電量の予測値が0以下をとるなど非現実的な値をとっている。そのため、推定過程においても仮定3を満たすカルマンフィルタアルゴリズムを提案する必要がある。以上から、本稿で取り扱うフィルタリングに関して以下の2つを問題として考える。

1. イテレーション過程において、ステップ k で予測値 \hat{y}_k が実機の出力下限値 y_{min} を下回る。
2. イテレーション過程において、ステップ k で予測値 \hat{y}_k が実機の出力上限値 y_{max} を上回る。

そして、これら推定問題をそれぞれ次の問題2, 3のように定義する。

問題2. 仮定1-3が成り立つ時、ステップ k で予測値が $\hat{y}_k < y_{min}$ となる予測値の検出を行い、信頼性が低下した予測値に、より信頼度の高い予測値を与えるアルゴリズムを求めよ。

問題3. 仮定1-3が成り立つ時、ステップ k で予測値が $\hat{y}_k > y_{max}$ となる予測値の検出を行い、信頼性が低下した予測値に、より信頼度の高い予測値を与えるアルゴリズムを求めよ。

以上の問題に共通しているのは推定に関して、予測値が与えられた範囲内で、かつ尤度の高い情報を基に予測していくために課題となっている。

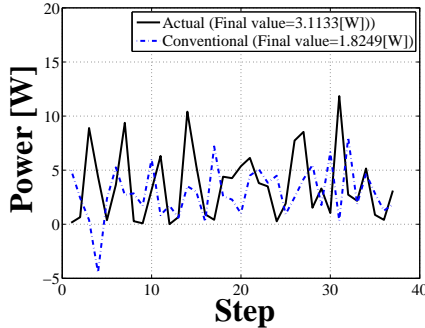


Fig. 4: Problems of kalman Filter

4.2 スイッチングカルマンフィルタによる推定

前述ではカルマンフィルタの問題点を挙げ、特性を考慮したフィルタリング問題の必要性について述べた。一般的なカルマフィルタの更新式を(19)-(24)式に記述する。

$$\hat{x}_{k+1|k} = \hat{x}_{k|k} \quad (19)$$

$$S_k = cov(y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \quad (20)$$

$$K_k = P_{k|k-1} C_k^T \{S_k\}^{-1} \quad (21)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k C_k P_{k|k-1} \quad (22)$$

$$P_{k+1|k} = P_{k|k} + W \quad (23)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_k + K_k \{y_k - \hat{y}_{k|k-1}\} \quad (24)$$

ただし、 cov は共分散を表し以下の定義とする。

定義2. システムの状態の真値を表すベクトル X と推定値 \hat{X} との間の誤差共分散行列を以下のように定義する。

$$cov(X - \hat{X}) = E\{(X - \hat{X} - E\{X - \hat{X}\})(X - \hat{X} - E\{X - \hat{X}\})^T\}$$

問題2, 3に対して、(20)式で計算される予測値 $\hat{y}_{k|k-1}$ が $\hat{y}_{k|k-1} < y_{min}$ または $\hat{y}_{k|k-1} > y_{max}$ となった時に最適な予測値を代入することで、より真値に近い値でフィルタを更新するアルゴリズム(25)-(31)式を提案する。

$$\hat{x}_{k+1|k} = \hat{x}_{k|k} \quad (25)$$

$$S_k = cov(y_k - \hat{y}_k^*) \quad (26)$$

$$K_k = P_{k|k-1} C_k^T \{S_k\}^{-1} \quad (27)$$

$$P_{k|k} = P_{k|k-1} - K_k C_k P_{k|k-1} \quad (28)$$

$$P_{k+1|k} = P_{k|k} + W \quad (29)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_k + K_k \{y_k - \hat{y}_k^*\} \quad (30)$$

ただし、 \hat{y}_k^* は次式となる。

$$\hat{y}_k^* = \begin{cases} y_{max} & \hat{y}_{k|k-1} > y_{max} \\ \hat{y}_{k|k-1} & y_{min} < \hat{y}_{k|k-1} < y_{max} \\ y_{min} & \hat{y}_{k|k-1} < y_{min} \end{cases} \quad (31)$$

以上から問題2, 3に対して次の定理が成り立つ。

定理1. 仮定3のもと $\hat{y}_{k|k-1} < y_{min}$ である時、 $\hat{y}_{k|k-1} = y_{min}$ とすること、あるいは $\hat{y}_{k|k-1} > y_{max}$ である時、 $\hat{y}_{k|k-1} = y_{max}$ とすることで、その時の予測値 y_k^* は、イテレーション過程においての観測誤差共分散 $S_k^* = cov(y_k - y_k^*)$ が、一般的なカルマンフィルタの観測誤差共分散 $S_k = cov(y_k - \hat{y}_k)$ との間に以下の関係が成り立つ。

$$S_k^* < S_k \quad (32)$$

Proof. 観測値 y_k は発電量であり、仮定3により

$$y_{min} \leq y_i \leq y_{max} \quad (33)$$

観測誤差共分散 S_k は以下によって計算され

$$\begin{aligned} S_k &= cov(y_k - \hat{y}_{k|k-1}) \\ &= E\{(y_k - \hat{y}_{k|k-1} - E\{y_k - \hat{y}_{k|k-1}\}) \\ &\quad (y_k - \hat{y}_{k|k-1} - E\{y_k - \hat{y}_{k|k-1}\})^T\} \end{aligned} \quad (34)$$

となる。今、 $y_{min} = 0$ であるとする、 $\hat{y}_{k|k-1} < 0$ である時、予測値 $\hat{y}_{k|k-1}$ について、提案アルゴリズムでは $\hat{y}_{k|k-1} = y_{min}$ の時の観測誤差共分散 S_k^* は

$$\begin{aligned} S_k^* &= cov(y_k - 0) = cov(y_k) \\ &= E\{(y_k - E\{y_k\})(y_k - E\{y_k\})^T\} \end{aligned} \quad (35)$$

観測誤差共分散 S_k, S_k^* を比較する

$$y_k < y_k - \hat{y}_{k|k-1} \quad (36)$$

となることから、次の関係式が明らかに成り立つ。

$$\begin{aligned} S_k^* - S_k &= E\{(y_k - E\{y_k\})(y_k - E\{y_k\})^T\} \\ &\quad - E\{(y_k - \hat{y}_{k|k-1} - E\{y_k - \hat{y}_{k|k-1}\}) \\ &\quad (y_k - \hat{y}_{k|k-1} - E\{y_k - \hat{y}_{k|k-1}\})^T\} \\ &< 0 \end{aligned} \quad (37)$$

従って

$$S_k^* < S_k \quad (38)$$

となり、 $\hat{y}_{k|k-1} < y_{min}$ の時 $\hat{y}_{k|k-1} = y_{min}$ とすることで推定精度の向上が見込まれる。その逆の上限 y_{max} も同様にして導かれるため省略する。 □

5 太陽光発電予測

本節では、太陽光発電予測の過程、結果について述べる。最初に、データ処理の結果例を示す。その後、モデルの未知係数推定において、データ数と収束性について考察する。最後に、提案するフィルタリング理論についてのスイッチング則による効果と予測結果例を示し、提案予測法の有効性を検証する。

5.1 データ処理について

Fig.5-7 に天気予報に従ってプロットした各天気予報の発電量を示す。Fig.8-10 にデータ処理を行った後の各天候によって分けたデータの集合を示す。横軸は時間となっており、1 時間間隔で表示している。また、縦軸は発電量を表す。データ処理する前の Fig.5-7 とデータ処理した後の Fig.8-10 を比べると、データ処理をすることでデータの分散が小さくなっていることがわかる。これは、天気予報が 3 時間間隔であることから、各時刻において天候が大きく変化したこと起因していると推察できる。以上より、データ処理を行うことで分散を小さくし、より有用なデータを用いて発電特性を考慮した予測をする。

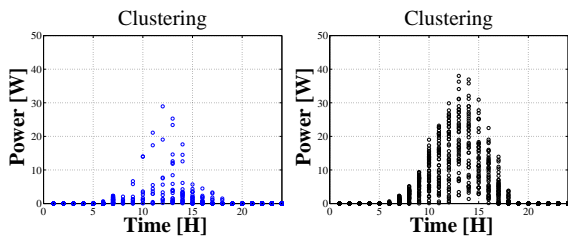


Fig. 5: Generation in Fig. 6: Generation in Forecast of Rainy day Forecast of Cloudy day

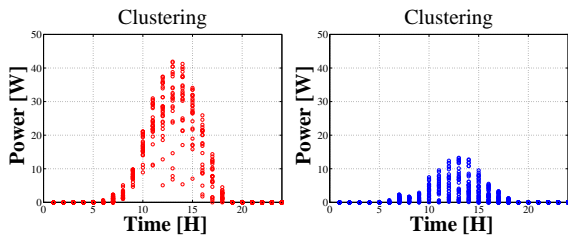


Fig. 7: Generation in Fig. 8: Clustering Result as a Rainy group

5.2 未知係数推定

未知係数推定の収束結果例として、ある日時における収束の様子を Fig.11 に示す。横軸はイテレーション回数であり、縦軸が未知係数の大きさである。推定結果から未知係数が一定に収束していることから推定が良好にできていることが確認できる。未知係数は (2) 式の太陽光発電モデルに代入することによって予測値を計

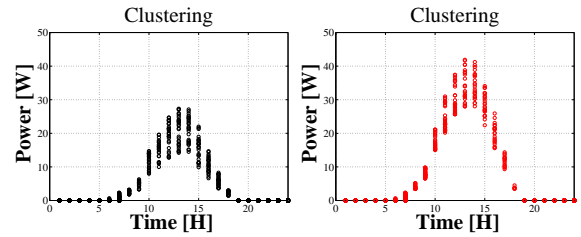


Fig. 9: Clustering Result as a Cloudy group

算する。このことから、物理システムと対応がとれた予測手法であり、提案法の特徴でもある。また、収束の様子から、推定の初期には変動は大きいですが、イテレーションが進につれ一定値に収束しており、予測ができていることを表す。これより、陽に予測の信頼性を保証しているといえる。イテレーション回数は過去の発電のデータ量となっており、Fig.11 ではおおよそ 20-25 回にて収束している。従って、予測には最低でも 20-25 日分の発電特性の同じデータを用い、天候は 3 パターンとしていることから予測には約 90 日間のデータが必要であるといえる。

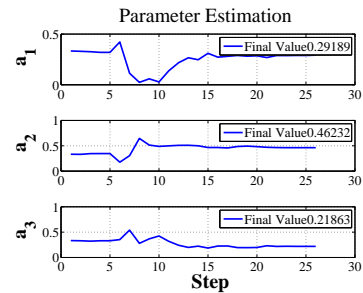


Fig. 11: Parameter Estimation

5.3 予測結果例と各評価関数

Fig.12 にカルマンフィルタ、提案するスイッチングカルマンフィルタで予測を行った時の予測値の軌跡と真値の時刻歴曲線を示す。横軸がイテレーション回数、縦軸が発電量を示している。軌跡と推定の様子から、提案法では仮定 3 を満たしながら推定できていることが見て取れる。

晴れ、曇り、雨の日における良好に予測できた日の具体的な予測結果例を Fig.13-18 に示す。横軸は時間となっており、1 時間間隔で表示している。また、縦軸は発電量を表す。検証期間での MRE 、 $RMSE$ の推移を Fig.19-20 に示す。横軸は日に対応し、縦軸は各評価関数の大きさを表している。具体的な予測結果から、例えば、Fig.16-17 では予報が外れたことで予測ができるとはいえない。しかしながら、評価関数の推移の推移により、 MRE は平均 5.85 [%]、 $RMSE$ は平均 10.7 [W] の予測結果となった。これは文献⁹⁾の MRE の平均 8.6 [%] と比較すると、相対的な誤差は文献⁹⁾ に比べ精度よく予測できていることがわかる。さらに、一般的なカルマンフィルタと比べても僅かではあるが予測精度の向上も見れた。

6 おわりに

本稿ではスイッチングカルマンフィルタとクラスタリングによる短期太陽光発電予測手法を提案した。予測は家庭などの小型太陽光発電を対象とし、翌日の計

Table 1: Result of Evaluations (Average)

	MRE	RMSE
Kalman Filter	5.96 [%]	10.87 [W]
Proposed	5.86 [%]	10.68 [W]
Reference ⁹⁾	8.6 [%]	2.1 [MW]

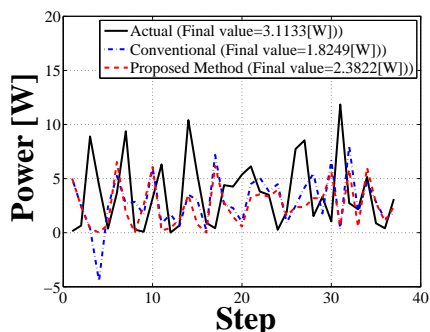


Fig. 12: Trajectory of true value and the predicted value in the prediction

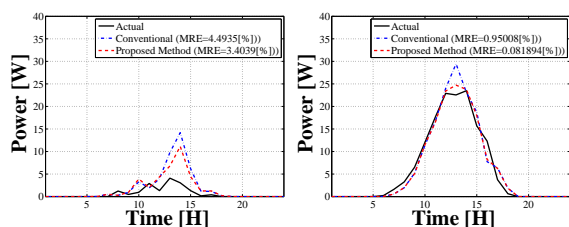


Fig. 13: Example of Rainy Day (Good)

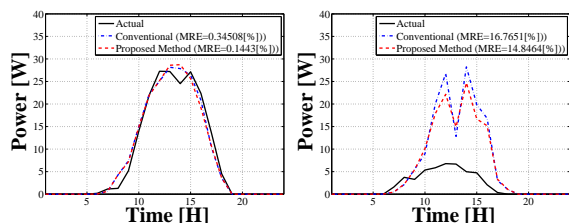


Fig. 14: Example of Cloudy Day (Good)

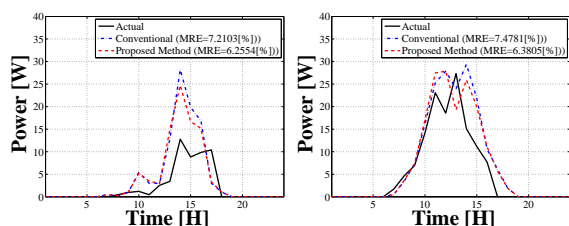


Fig. 15: Example of Sunny Day (Good)

画的な電力の運用を予測目的とした。提案法では、データ数や制約条件を考慮した予測手順となっており、特徴として明瞭な予測手法であるといえ、具体的には、過去データや計算量が従来法少なく、予測の信頼性を保証した予測手法を提案している。予測結果から、提案法では文献⁹⁾と比較して精度のよい予測手法であることを検

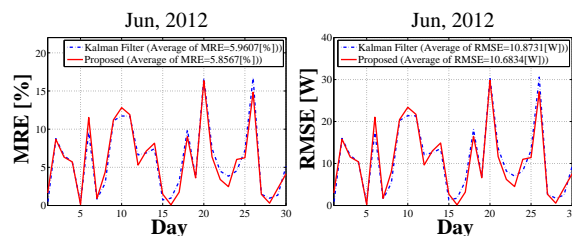


Fig. 19: Result of MRE for a Month

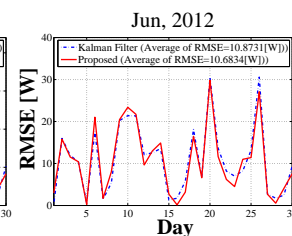


Fig. 20: Result of RMSE for a Month

証した。今後の課題として、データ処理やフィルタリングの改良によってさらなる予測精度の向上を図ってきたい。

参考文献

- 1) 滑川徹, "スマートグリッドのための分散予測制御", 計測自動制御学会, Vol. 51, No. 1, pp.1446-1453 (2012).
- 2) E. Biter, P. P. Khargonekar, K. Poolla, "Systems and Control Opportunities in the Integration of Renewable Energy into the Smart Grid," *18th IFAC World Congress*, pp. 4927-4932, 2011.
- 3) 滑川徹, 細田康彦, "需要曲線の特徴を考慮した H_∞ フィルタによる短期電力需要予測", 電学論 C, Vol. 132, No. 9, pp.1446-1453 (2012).
- 4) 沈浩洋, 日野英逸, 村田昇, 若尾真治, "JIT モデリングによる太陽光発電量予測とその信頼性評価", 情報処理学会研究会資料, (2011).
- 5) A. Yona, T. Senjyu, A. Yousuf Saber and T. Funabashi, "Application of Neural Network to 24-hour-Ahead Generating Power Forecasting for PV System", *Power and Energy Society General Meeting Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, IEEE*, pp.281-297, 2008.
- 6) A. Mellit and A. M. Pavan, "A 24-h of solar irradiance using artificial neural network: Application for Performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy", *ELSEVIER. Solar Energy*, pp. 807-821, 2010.
- 7) 鈴木孝宣, 後藤悠主, 寺園隆宏, 若尾真治, 大関崇, "Just-In-Time Modeling に基づく日射量予測手法の開発", 電学論 B, Vol. 114, No. 11, pp.912-919 (2011).
- 8) 嶋田尊衛, 黒川浩助, "天気予報と天気パターンを用いた日射予測", 電学論 B, Vol. 127, No. 11, pp.1219-1225 (2007).
- 9) J. Shi, W. J. Lee, Y. Liu, Y. Yang and P. Wang, "Forecasting Power Output for Photovoltaic Systems Based on Weather Classification and Support Vector Machine", *IEEE Transaction on Industry Applications*, Vol. 48, No. 3, pp.1064-1069, 2012.
- 10) G. S. Kinsey, K. Stone, J. Brown and V. Garboushian, "Energy prediction of amonix cpv solar power plants", *Press in Photovoltaics: Research and Application*, 2010.
- 11) H. Tsai, C. Tu, and Y. Su, "Development of Generalized Photovoltaic Model Using MATLAB / SIMULINK", *Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science*, pp. 22-24, 2008.
- 12) D. Steinley and M. J. Brusco, "Initializing k-means Batch Clustering: A Critical Evaluation of Several Techniques", *Journal of Classification*, Vol.24, No.1,pp.99-121, 2007.
- 13) J.B.MacQueen, "Some methods of classification and analysis of in multivariate observations", *Proc. of 5th Berkley Symposium on Math. Stat. and Prob*, pp.281-297, 1967.