

186 太陽光発電出力の不確定性を考慮した MPC による最適エネルギーマネジメント

○猪狩俊介（慶應義塾大学） 滑川徹（慶應義塾大学/JST CREST）

Optimal Energy Management via MPC considering Photovoltaic Power Uncertainty

*S. Igari(Keio Univ.) and T. Namerikawa (Keio Univ./JST CREST)

Abstract— This paper predicts PV(PhotoVotaic) power, plans the demand for electricity with the predicted value in the building and applies it online to correct the error via MPC(Model Predictive Control). First, regression model is constructed from PV experimental unit, GPV(Grid Point Value) and the Meteorological Agency data. The one predicts PV power with GPV data of the next day. Second, the air conditioning of the building is modeled to plan the demand for electricity so that it increases the profits of the consumer and makes the peak-cut in time-varying electric cost. the error between prediction and true value is considered via MPC. Finally, the advantages of the proposed method are shown through the simulation.

Key Words: BEMS(Building Energy Management System), PV(Photovoltaic) power prediction, MPC(Model Predictive Control)

1 はじめに

昨今、エネルギー問題、地球温暖化、脱原発といった問題が取り挙げられており、再生可能エネルギーの導入¹⁾やエネルギーマネジメント、スマートグリッドの研究²⁾が盛んに行われている。しかし、再生可能エネルギーは気象状況に大きく依存して出力変動が大きい。出力変動によって生じる需給のアンバランスは、周波数変動や電圧変動を引き起こす原因となるため、需給と供給を一致しつつ効率的に消費電力を調整するエネルギーマネジメントが必要となっている。³⁾

このような背景から供給者だけでなく需要家におけるエネルギーマネジメントも広まっている。再生可能エネルギーを設置してピークカットを施工するだけでなく、空調設備やEV(Electric Car)のバッテリーを利用するといった消費電力を調整するHEMS(Home Energy Management System)⁴⁾やBEMS(Building Energy Management System)⁵⁾の開発が進んでいる。

本稿ではエネルギーマネジメントの中でもビルにおける消費電力を取り扱う。需要家の利益として消費電力コストを抑えること供給者側の利益として負荷平準化を目的としてビル内の空調設備と併設してある太陽光発電設備、バッテリーに関して最適エネルギーマネジメントの検討を行う。⁴⁾⁶⁾⁷⁾

文献⁴⁾において空調設備の消費電力を考慮してエネルギーマネジメントを行っている。しかし、オフラインによるスケジューリングを行っていてオンラインでの制御を行っていない。文献⁶⁾では、MPCによるオンラインの制御を行っているが太陽光発電出力の真値が得られるものと仮定して出力変動を考慮していない。文献⁷⁾では太陽光発電出力の予測を行っているが過去のデータのみで予測を行っており未来のデータを用いてなく予測誤差が大きい。

そこで本稿では、文献⁴⁾⁶⁾⁷⁾を基に太陽光発電出力の予測、その予測値を用いて翌日の消費電力の前日計画を立て、さらに前日計画と予測値の誤差の補正を行うリアルタイムエネルギーマネジメントをする。太陽光発電

出力予測の方では太陽光発電機、気象庁、GPVの過去データから回帰モデルを立て、それらの翌日の予報データをその回帰式に用いて予測を行う。前日計画で空調をモデル化して電力料金コスト削減と負荷平準化を実現させる評価関数を設計する。当日のエネルギーマネジメントではMPCによりその予測誤差を補正するオンラインの最適化手法をとる。最後に、シミュレーションによりこれらの手順の有効性を検証する。

2 問題設定

本稿での太陽光発電出力予測プロセスは文献⁸⁾を参考にしており、BEMSのプロセスにおいては⁴⁾を基にしている。予測から当日エネルギーマネジメントまでの詳細をFig. 1にまとめる。まず、気象庁、GPV、実験機の過去データをデータベースから取得する。次に過去データを用いて太陽光発電出力に対しての回帰モデルを立てる。その回帰モデルに翌日のGPVデータを用いて太陽光発電出力を推定する。設計した評価関数を基に推定値による前日計画を立てるための最適スケジューリングを行う。最後に当日エネルギーマネジメントでは、スケジューリング結果を参照軌道としMPCにより最適化を繰り返して誤差補正を行う。

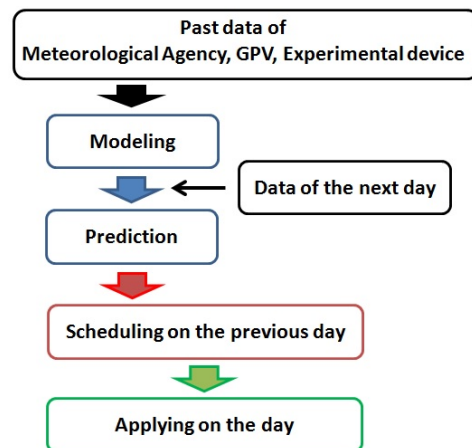


Fig. 1: Process

2.1 太陽光発電出力予測

太陽光発電出力予測には、発電出力を直接予測する直接予測と、日射量を予測してから発電出力に換算する間接出力の2種類あるが本稿は直接予測である。また1ステップ1時間の24時間先までの予測を行う。予測手法のフローチャートをFig. 2に示す。

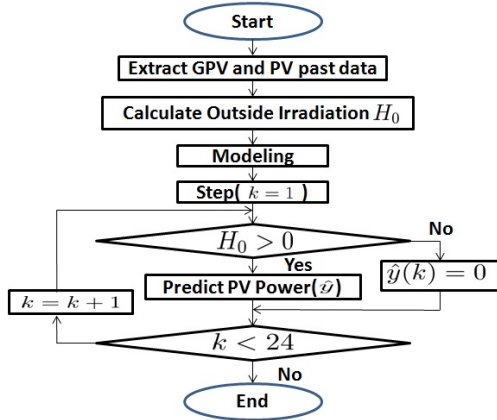


Fig. 2: Prediction Flowchart

モデリング後に大気外日射量 R が正なら予測し、負なら予測値を0とし次のステップに移る。これを24ステップ先まで行う。

2.1.1 使用データ

発電量予測における太陽光発電機のデータは慶應義塾大学矢上キャンパス25棟の屋上に設置してある発電機を利用する。太陽光発電機(SM-100)の定格容量は120[W]である。また気象庁の気圧、湿度のデータ、GPVの雲量、事前に算出した大気外日射量である。

2.1.2 大気外日射量

大気外日射量は任意の地点の経度と緯度、太陽の方位から算出することが出来る。⁹⁾

$$H_0 = I_0 R \sin(\alpha) \quad (1)$$

$$R = (1.000110 + 0.034221 \cos(\omega J) + 0.000719 \cos(2\omega J) + 0.001280 \sin(\omega J) + 0.000077 \sin(2\omega J))^{-\frac{1}{2}} \quad (2)$$

(1) 式が大気外日射量を算出する式で、 H_0 が大気外日射量である。また I_0 は太陽定数で地球の大気圏外で受け取る太陽からの輻射エネルギーである。 α は太陽高度を表し、すなわち大気外日射量とは太陽からの複写エネルギーの水平成分である。(2)式の ω は天球の周期であり $\frac{2\pi}{365}$ (閏年の時は $\frac{2\pi}{366}$)で、 J は元旦からの通算日数に0.5を足したものである。

$$\sin(\alpha) = \sin(\delta) \sin(\phi) + \cos(\delta) \cos(\phi) \cos(\tau) \quad (3)$$

$$\text{if } \sin(\alpha) < 0 \implies \sin(\alpha) = 0 \quad (4)$$

太陽高度 α は(3)式右辺の逆正弦関数で求まる。(4)式の条件式は日の出後から日の入り前を表している。ここで δ は太陽赤緯を表していて、地軸の傾きの関係から $-23^\circ 27'$ から $23^\circ 27'$ の範囲で変化する。 ϕ は地球上におけるある地点の緯度、 τ は時角を表している。時角とは観測位置での地方恒星(太陽)時(春分点の見かけの日周運動)と天体の赤経との差、すなわち天体が観

測値の子午線を通してから恒星時で何時間経過したかを表している。言い換えれば天体と子午線との角距離を時間(1[h]=15[°])単位にしたものである。 δ の導出を(5)式に、 τ の導出を(6)式に示す。

$$\begin{aligned} \delta = & 0.33281 - 22.984 \cos(\omega J) - 0.34990 \cos(2\omega J) \\ & - 0.13980 \cos(3\omega J) + 3.7872 \sin(\omega J) \\ & + 0.03250 \sin(2\omega J) + 0.07187 \sin(3\omega J) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\tau = 15\{T + (\theta - 135)/15 + e\} - 180 \quad (6)$$

$$\begin{aligned} e = & 0.0072 \cos(\omega J) - 0.0528 \cos(2\omega J) \\ & - 0.0012 \cos(3\omega J) - 0.1229 \sin(\omega J) \\ & - 0.1565 \sin(2\omega J) - 0.0041 \sin(3\omega J) \end{aligned} \quad (7)$$

(7)式は均時差 e を算出する式である。均時差とは天球上を一定な速さで動くと考えた太陽と、実際の太陽との移動の差であり、 $-\frac{17}{60}$ から $\frac{17}{60}$ の範囲で変化する。また $e > 0$ のとき南中時刻が平均より早く、 $e < 0$ の場合には平均より遅くなる。

2.1.3 太陽光発電出力モデル

n 個の観測値よりなる p 変数の説明変数行列を \mathbf{X} ($\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$)、目的変数ベクトルを \mathbf{y} ($\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$)とし、回帰係数ベクトルを $\boldsymbol{\beta}$ とすると、重回帰式は

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{u} \quad (8)$$

で表すことができる。残差ベクトル \mathbf{u} は $N(0, \sigma^2 \mathbf{I})$ と仮定する。ただし一般性を失うことなく説明変数、目的変数ともに変数ごとに標準化(9)式がされているものとする。

$$z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{s} \quad (9)$$

s はその変数における標準偏差である。標準化したことにより、

$$\mathbf{R} = \frac{1}{n} \mathbf{X}' \mathbf{X} \quad (10)$$

$$\mathbf{r} = \frac{1}{n} \mathbf{X}' \mathbf{y} \quad (11)$$

$$r_m = \sqrt{\mathbf{r}' \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}} \quad (12)$$

\mathbf{R} は説明変数相互間における相関行列、 \mathbf{r} は説明変数と目的変数の相関ベクトル、 r_m は実測値と予測値との相関係数を表す重相関係数である。

(8)式における $\boldsymbol{\beta}$ の最小二乗解(最尤解と一致)を $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ とすれば、 $\mathbf{X}' \mathbf{X}$ が正則なら、通常の最小二乗法(OLS: Ordinary Least Square)すなわち(13)式を最小化することで解くことができる。

$$J = (\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{y})'(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{y}) \quad (13)$$

J を $\boldsymbol{\beta}$ のそれぞれの成分で偏微分して0と置いた p 個の式は(14)式となる。

$$\mathbf{X}' \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} = \mathbf{X}' \mathbf{y} \quad (14)$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}' \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \mathbf{y} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r} \quad (15)$$

よって(15)式によって回帰係数は求まる。

2.2 BEMS(前日スケジューリング)

本稿はエネルギーマネジメントの中でもビルを想定している。ビル(需要家)は太陽光発電機とバッテリーを所持していると仮定して、システムモデルを Fig. 3 に示す。

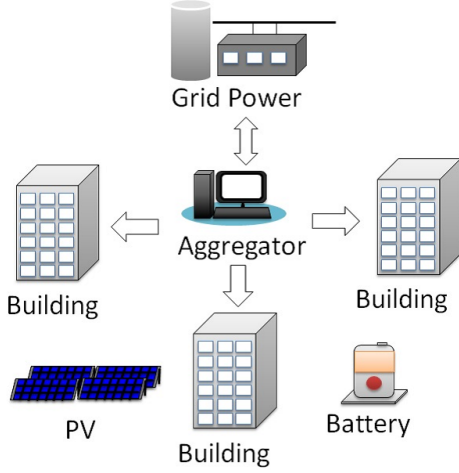


Fig. 3: System Model

需要家は空調の消費電力を制御することで需要家の利益を向上させる。

2.2.1 空調モデル

本稿では、ビルの空調は集中制御されるものと仮定している。空調の概要図を Fig. 4 に示す。

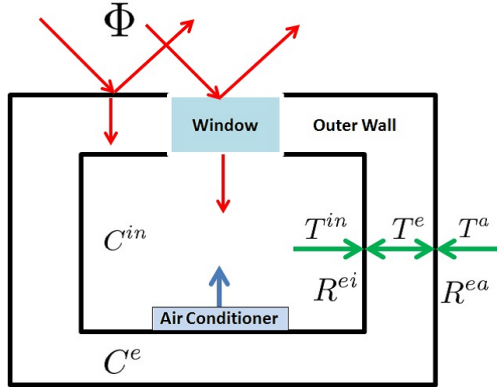


Fig. 4: Air-Conditioning Model

Fig. 4 において、 $\Phi[\text{kW}/\text{m}^2]$ は日射量、 $T^{in}, T^e, T^a[\text{K}]$ はそれぞれ室温、壁温、気温、 $R^{ei}, R^{ea}[\text{kW}/\text{K}]$ はそれぞれ室内と外壁の熱伝達係数、室外と外壁の熱伝達係数、 $C^{in}, C^e[\text{kWh}/\text{K}]$ はそれぞれ空調制御が施されている空間の熱容量、外壁の熱容量を表す。温度の変化の要素として日射、熱伝導、対流があるが簡易化のため対流は無視し、同様に内壁の影響を無視する。よって (16) 式、(17) 式が空調モデルである。

$$C^e \frac{dT_t^e}{dt} = R^{ea}(T_t^a - T_t^e) + R^{ei}(T_t^{in} - T_t^e) + p_1 S_1 \Phi_t \quad (16)$$

$$C^{in} \frac{dT_t^{in}}{dt} = R^{ei}(T_t^e - T_t^{in}) + \sigma P_t^{hvac} + p_2 S_2 \Phi_t \quad (17)$$

p_1, p_2 はそれぞれ外壁の日射吸収率と窓の日射透過率、 $S_1, S_2[\text{m}^2]$ はそれぞれ建物の日射を受ける部分の面積、窓の日射を受ける部分の面積、 σ は空調の冷房と暖房の切り替え(冷房なら-1, 暖房なら1)、 $P^{hvac}[\text{kW}]$ は空調

に用いる消費電力を意味する。これらを状態空間表現にしたのが (18) 式、(19) 式である。

$$\frac{dx_t}{dt} = A_1 x_t + B_1 u_t + B_2 e_t \quad (18)$$

$$y_t = C_1 x_t \quad (19)$$

ここで状態, 制御入力, 外乱入力, 出力, 各行列は以下の通りである。

$$x_t = [T_t^e \ T_t^{in}]' \quad (20)$$

$$u_t = P_t^{hvac} \quad (21)$$

$$e_t = [T_t^a \ \Phi_t]' \quad (22)$$

$$y_t = T_t^{in} \quad (23)$$

$$A_1 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{C^e}(R^{ea} + R^{ei}) & \frac{R^{ei}}{C^e} \\ \frac{R^{ei}}{C^{in}} & -\frac{R^{ei}}{C^{in}} \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$B_1 = [0 \ \frac{\sigma}{C^{in}}]' \quad (25)$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} \frac{R^{ea}}{C^e} & \frac{p_1 S_1}{C^e} \\ 0 & \frac{p_2 S_2}{C^{in}} \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$C_1 = [0 \ 1] \quad (27)$$

(18) 式、(19) 式を ZOH により離散化する。

2.2.2 評価関数及び制約条件

評価関数を (28) 式、(29) 式で定義する。

$$J_1 = \sum_{k=1}^{24} (g_k P_k^2 + w_k (T_{k+1}^{in} - T^{ref})^2) \quad (28)$$

$$J_2 = \sum_{k=1}^{24} (\Delta P_k)^2 \quad (29)$$

(28) 式は需要家の目的であり、電力料金の削減かつ空調制御による空調変化により不快でない生活を送ることを表している。ここで $g_k[\text{¥}/\text{kW}]$ は電力料金、 $P_k[\text{kW}]$ は空調による消費電力を含めた全体の電力需要量、 w_k は時間帯による室温の重み、 $T^{ref}[\text{K}]$ は室温の所望値である。

(29) 式は供給者側の目的であり、負荷平準化を表している。需要家側に即応性のあるメリットは無いが負荷平準化が達成されピークカットが施工されれば揚力発電など非効率なピーク負荷用設備が削減されるので結果として需要家の契約電力の低減効果に繋がる。よって需要家側にこれを転嫁し評価関数として定義した。¹⁰⁾ ここで $\Delta P_k[\text{kW}]$ とは1ステップ毎の全体の電力需要量の変化量である。

制約式を (30) 式、(31) 式、(32) 式にまとめる。

$$|T_k^{in} - T^{ref}| \leq \delta \quad (30)$$

$$0 \leq P_k^{hvac} \leq P_{max}^{hvac} \quad (31)$$

$$P_k + \hat{P}_k^{pv} = P_k^{hvac} + d_k \quad (32)$$

(30) 式は空調制御による室温の変化で過度な室温を取らないための制約、(31) 式は空調による消費電力の上下限、(32) 式は電力需給の一致を表している。 $\delta[\text{K}]$ は室温の許容値、 $P_{max}^{hvac}[\text{kW}]$ は空調による消費電力の最大値、 $\hat{P}_k^{pv}[\text{kW}]$ は太陽光発電出力の予測値、 $d_k[\text{kW}]$ は照明など空調以外の消費電力である。BEMSの問題設定を以下にまとめる。

$$\min_{P_k^{hvac}} J_1 + J_2 \quad (33)$$

subject to

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{A}_1 \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_1 u_k + \mathbf{B}_2 \mathbf{e}_k \\ y_k &= \mathbf{C}_1 \mathbf{x}_k \\ |T_k^{in} - T^{ref}| &\leq \delta \\ 0 &\leq P_k^{hvac} \leq P_{max}^{hvac} \\ P_k + \hat{P}_k^{pv} &= P_k^{hvac} + d_k \end{aligned}$$

3 提案手法

3.1 MPCによる予測誤差補正

一般的な MPC(モデル予測制御) を定式化する.¹¹⁾ モデル予測制御は, 評価関数を予測制御出力 $\hat{y}_{k+i|k}$ の参照軌道 $r_{k+i|k}$ からの偏差にペナルティをかけたものを要素として, 偏差が最小になる予測入力 $\hat{u}_{k+i|k}$ のうち現時刻の入力 $\hat{u}_{k|k}$ のみを入力とする. つまり, リアルタイムで予測・最適化して現在の入力を決める.

3.1.1 バッテリモデル

太陽光発電の出力誤差から生じる電力需給の不安定をバッテリーにより補正していく.

$$SoC_{k+1} = SoC_k + \frac{\eta T_s}{E} P_k^{batt,c} - \frac{T_s}{\eta E} P_k^{batt,d} \quad (34)$$

(34) 式はバッテリーの状態方程式であり, SoC は充電率(State of Charge), $P_k^{batt,c}$, $P_k^{batt,d}$ [kW] はそれぞれバッテリーの充電量, 放電量である. また T_s [h] はサンプリング時間, η はインバータ効率, E [kWh] はバッテリーの容量である.

$$0 \leq P_k^{batt,c} \leq P_{max}^{batt,c} \quad (35)$$

$$0 \leq P_k^{batt,d} \leq P_{max}^{batt,d} \quad (36)$$

$$SoC_{min} \leq SoC_k \leq SoC_{max} \quad (37)$$

(35) 式, (36) 式はそれぞれバッテリーの1ステップの最大充電量, 放電量の制約, (37) 式は過充電, 過放電によるバッテリーの劣化を防ぐための充電率の上下限である. よって, P_{max}^{batt} はバッテリー出力の上限, SoC_{min} は充電率の下限, SoC_{max} は充電率の上限である.

3.1.2 まとめ

モデル予測制御は, 離散時間で解かれるため, 離散化した評価関数を定式化する. H_u は制御評価区間, H_p は予測評価区間で, $H_u \leq H_p$ である. r は参照軌道, \hat{y} は予測出力, \hat{u} は予測制御入力, $\Delta \hat{u}$ は予測入力の1ステップ間の変化量である. また k は現在の時刻, i はステップ数, Q, R は重みである.

$$\begin{aligned} \min_{\hat{u}} \quad & \sum_{i=0}^{H_p} \|\hat{y}_{k+i|k} - r_{k+i|k}\|_Q^2 \\ & + \sum_{i=0}^{H_u} \|\Delta \hat{u}_{k+i|k}\|_R^2 \end{aligned} \quad (38)$$

subject to

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+i+1} = \mathbf{A}_2 \hat{\mathbf{x}}_{k+i} + \mathbf{B}_3 \hat{\mathbf{u}}_{k+i} + \mathbf{B}_4 \hat{\mathbf{e}}_{k+i}$$

$$\hat{\mathbf{y}}_{k+i} = \mathbf{C}_2 \hat{\mathbf{x}}_{k+i}$$

$$|T_{k+i}^{in} - T^{ref}| \leq \delta$$

$$0 \leq P_{k+i}^{hvac} \leq P_{max}^{hvac}$$

$$\hat{P}_{k+i} + \hat{P}_{k+i}^{pv} + \hat{P}_{k+i}^{batt,d} = \hat{P}_{k+i}^{hvac} + \hat{P}_{k+i}^{batt,c} + \hat{d}_{k+i}$$

$$0 \leq \hat{P}_{k+i}^{batt,c} \leq P_{max}^{batt,c}$$

$$0 \leq \hat{P}_{k+i}^{batt,d} \leq P_{max}^{batt,d}$$

$$SoC_{min} \leq \hat{SoC}_{k+i} \leq SoC_{max}$$

where

$$\hat{\mathbf{x}}_k = [\hat{T}_k^e \ \hat{T}_k^{in} \ \hat{P}_k \ \hat{SoC}_k]' \quad (39)$$

$$\hat{\mathbf{u}}_k = [\hat{P}_k^{hvac} \ \Delta \hat{P}_k \ \hat{P}_k^{batt,c} \ \hat{P}_k^{batt,d}]' \quad (40)$$

$$\hat{\mathbf{e}}_k = [\hat{T}_k^a \ \hat{\Phi}_k]' \quad (41)$$

$$\hat{\mathbf{y}}_k = [\hat{T}_k^{in} \ \hat{P}_k]' \quad (42)$$

本稿の問題設定では, 参照軌道 r は室温と電力需給量である. 前日計画の結果を用いて当日の電力需給をリアルタイムで決定する.

3.2 時変重回帰モデル

上記では前日計画から当日の消費電力の決定までを提案したが, 出来るだけ太陽光発電出力の予測値は誤差が少ない方がバッテリーの大きい充放電もなくなり好ましい. そこで発電出力予測の回帰係数を時変にし, モデルを建てる上で重み付けを行う.

3.2.1 重み付け

従来では, どの時間帯においても一つの回帰係数を用いていたが, 本提案手法では全ステップで回帰係数を変化させる. なぜならその BEMS の問題設定では, その建物の屋上という局所的な予測により例えば時間帯により近くに建っている高いビルの影に隠れるなど地域的な特徴も考慮しなければならないからだ. そこで回帰係数 β_k ($1 \leq k \leq 24$) を求める. 2.1.3 と同様に n 個の観測値よりなる p 変数の説明変数行列を \mathbf{X} ($\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{n \times p}$), 目的変数を y_k とすると

$$y_k = \hat{\mathbf{X}}_k \beta_k + u_k \quad (43)$$

(43) 式における β_k の最小二乗解 (最尤解と一致) を $\hat{\beta}_k$ とすれば, $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ が正則なら, 通常最小二乗法 (OLS: Ordinary Least Square) すなわち (44) 式を最小化することで解くことができる.

$$J_k = (\mathbf{X}\beta_k - \mathbf{y})' \alpha_k (\mathbf{X}\beta_k - \mathbf{y}) \quad (44)$$

ここで α_k は時間帯を考慮した重み付けであり, 回帰係数を決定するにあたり使用する説明変数を選定している. J_k を β_k のそれぞれの成分で偏微分して 0 と置いた p 個の式は (45) 式となる.

$$\mathbf{X}' \alpha_k \mathbf{X} \beta_k = \mathbf{X}' \alpha_k \mathbf{y} \quad (45)$$

$$\hat{\beta}_k = (\mathbf{X}' \alpha_k \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}' \alpha_k \mathbf{y} \quad (46)$$

よって (46) 式によって回帰係数は求まる.

4 シミュレーション

シミュレーションにより提案手法の有効性を示す。なおシミュレーションは Matlab R2013a を用いて行った。

4.1 太陽光発電出力予測

4.1.1 予測条件

太陽光発電出力予測では、慶應義塾大学矢上キャンパスの 25 棟の屋上に設置してある太陽光パネルの実データを真値として比較する。回帰係数を求めるために使うデータは、太陽光パネル (実験機) の発電出力の過去データを目的変数、事前に算出した大気外日射量、実験機から得られる 25 棟屋上の気温の過去データ、GPV から得られる雲量の過去データ、気象庁から得られる横浜の気圧と湿度の過去データを説明変数とした。回帰係数から発電出力を予測するための翌日の大気外日射量は事前に算出して、気温、雲量、気圧、湿度は GPV から取得しそれらを説明変数として予測を行う。最後に予測の評価として平均相対誤差 MRE(Mean Relative Error) (47) 式を用いた。

$$MRE = \frac{1}{N - i + 1} \sum_{k=i}^N \frac{\|\tilde{y}_k - \hat{y}_k\|}{W_{rate}} \quad (47)$$

なお実験機の定格容量 W_{rate} [W] は 120 [W] である。 i がその日のうち最初に発電し始めた時刻で N が発電し終えた時刻である。

4.1.2 予測結果

本稿では 2014 年 8 月 18 日, 19 日の予測をして、それぞれ Fig. 5, Fig. 6 に示した。

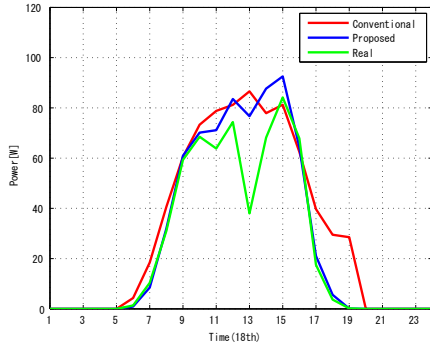


Fig. 5: Prediction Result(August 18th)

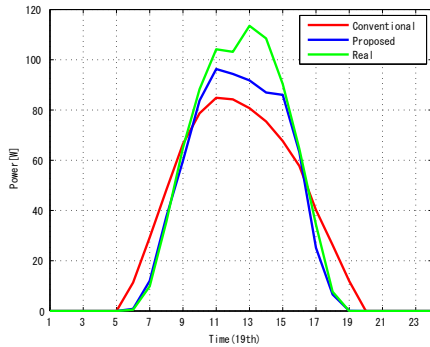


Fig. 6: Prediction Result(August 19th)

Table 1: MRE

	18th	19th
Conventional[%]	11.4	13.3
Proposed[%]	5.86	5.37

Fig. 5, Fig. 6 において赤線が従来手法、青線が提案手法、緑線が実値である。また Table 1 を見ると提案手法の方が相対誤差が小さくなったことが分かる。

4.2 BEMS

BEMS では、4.1.2 の 8 月 18 日の予測結果を \hat{P}^{pv} として参照軌道进行するための前日計画及び MPC による当日の誤差補正をする。電力需要計画を进行するために矢上キャンパス 24 棟を対象にして空調制御のシミュレーションする。

4.2.1 シミュレーション条件

シミュレーションパラメータを Table 2 にまとめる。また電力料金は日本卸電力取引所の 8 月 18 日の東京のエリアプライスを参考にし、Fig. 7 に示す。¹²⁾

Table 2: Simulation Parameter

Symbol	Parameter	Value
T_s	Sampling Time[h]	1
C^e	Heat Capacity[kWh/K]	1.2×10^6
C^{in}	Heat Capacity[kWh/K]	4800
R^{ea}	Heat Transfer[kW/K]	46
R^{ei}	Heat Transfer[kW/K]	18
σ	AC or Heating	-1
p_1	Solar Absorptivity	0.35
p_2	Solar Transmittance	0.88
S_1	Outer Wall Area[m ²]	1101
S_2	Windows Area[m ²]	96
T^{ref}	Reference Value[K]	301.15
δ	Tolerance[K]	2
P_{max}^{pvac}	Max. AC Power[kW]	300
η	Inverter Efficiency	0.9
E	Battery Capacity[kWh]	200
P_{max}^{batt}	Max. Battery Power[kW]	50
SoC_{max}	Max. SoC	0.9
SoC_{min}	Min. SoC	0.2
W_{rate}	Rated Capacity of PV[kW]	120
H_p	Predictive Horizon[step]	3
H_u	Control Horizon[step]	3

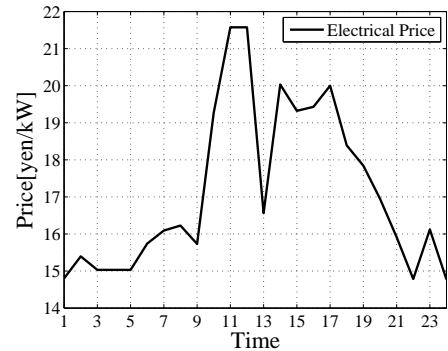


Fig. 7: Electrical Price

4.2.2 シミュレーション結果

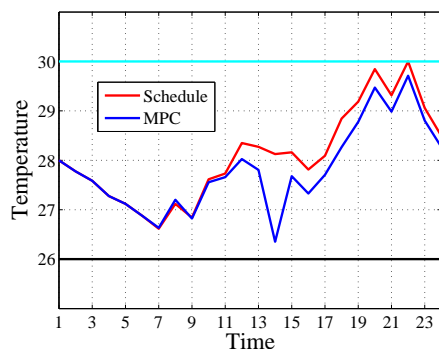


Fig. 8: Temperature

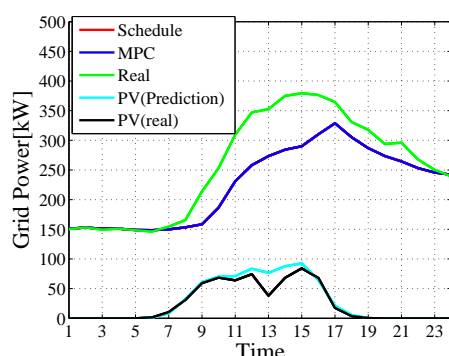


Fig. 9: Demand and PV Power

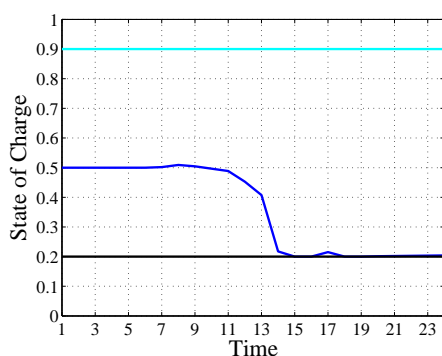


Fig. 10: State of Charge

Table 3: Cost

	Real	Proposed
Erectrical Price[¥/day]	109448	94507
Initial Cost[¥/day]	0	5917
Total	109448	100424

Fig. 8 はビル内の温度 [°C] で赤線が前日計画, 青線が MPC の結果である. Fig. 9 は電力需要で赤線が前日計画, 青線が MPC, 緑線が実際の電力需要, 水色と黒色がそれぞれ太陽光発電の予測値と実値である. Fig. 10 がバッテリーの充放電の様子である. Fig. 9 を見ると 50[kW] のピークカットがなされ負荷平準化がなされている. それぞれ太陽光発電, 空調制御によるもので Fig. 8, Fig. 10 から制約の範囲内で制御できていることがわかる. Fig. 10 をみると太陽光発電の予測値と真

値の誤差を補正するためにバッテリーが放電している. 初期コストを含めた利益を Table 3 であり, 9024[¥/day] の利益が生じている.

5 おわりに

本稿では, 太陽光発電出力予測とその推定値を用いて空調制御によるビルの前日計画を行った. 提案手法では, 前日計画を基に MPC による太陽光発電出力誤差を補正するオンライン制御と発電出力の予測の重回帰モデルを時変にして時間帯の特性を考慮した. 最後にシミュレーションによりその有効性を示した.

今後の課題としては, 予測するための説明変数の取捨選択やオンライン制御による予測誤差を考慮した上での最適な電力需要計画が考えられる.

参考文献

- 1) 山崎, "太陽エネルギー発電の本," 136/137, 日刊工業新聞社 (2010)
- 2) 横山, 合田, 林, 浅野, 坂東, 今井, 林, 木槻, 新井, 山田, 姉川, 弥栄, "スマートグリッドの構成技術と標準化," 18/24, 日本規格協会 (2010)
- 3) 滑川 徹, "スマートグリッドのための分散予測制御," 計測と制御, **51**-1, 62/68 (2012)
- 4) Duong Tung Nguyen, Long Bao Le, "Joint Optimization of Electric Vehicle and Home Energy Scheduling Consudering User Comfort Preference," IEEE Transactons on SMART GRID, **5**-1, 188/199 (2014)
- 5) Bacha. S, Belhadji. L, Missaoui. R, Ploix. S, "Validation of building energy management strategy:Application to home thermal zone," POW-ERENG, 921/926 (2013)
- 6) Ali Hooshmand, Javad Mohammadpour, Heidar Malki, Hossein Daneshi, "Power System Dynamic Scheduling with High Penetration of Renewable Sources," ACC, 5847/5852 (2013)
- 7) 細田 康彦, 滑川 徹, "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量予測," 第 55 回自動制御連合講演会, 1507/1512 (2012)
- 8) 石橋 直人, 飯坂 達也, 大平 涼子, 中西 要祐, "部分的最小二乗法を用いた日射量予測とその信頼区間の推定方法," 電気学会論文誌 B, **133**-1, 64/71 (2012)
- 9) <http://www.enjoy.ne.jp/~k-ichikawa/sunShineErbs0.html>
- 10) 田村 聡, 内山 洋司, 岡島 敬一, "太陽光発電の普及による地域電力負荷および経済性の分析 -つくば市におけるケーススタディ-, " 社会経済研究, 58 号, 15/25 (2010)
- 11) Jan M. Maciejowski, 足立 修一, 菅野 政明, "モデル予測制御," 50/55, 東京電機大学出版局 (2005)
- 12) <http://www.jepx.org/market/index.html>