

エネルギーマネジメントシステムにおけるリソース制御計画 作成アルゴリズム

Resource Control Planning Algorithm for Energy Management Systems

久 米 洋 輝

要 約 脱炭素社会に向けた取り組みが盛んになる中で、電力エネルギーを効率的に扱うエネルギーマネジメントシステム（EMS）が注目されている。EMSは、電気自動車や蓄電池、太陽光発電といったエネルギーリソースを一元的に管理することで、電力を効率的に使用するためのシステムである。今回、EMSを構築するためのリソース制御計画作成アルゴリズムを開発した。本アルゴリズムは、数理最適化をベースとして、インプットとなる電力需要や発電量の予測値の誤差を考慮しつつ、電力を効率的に利用できる独自の手法である。また、制御計画が必ず得られるように、リソース制御制約の段階的緩和も併用している。本アルゴリズムを採用したEMSを構築して実証実験による評価を行い、その有効性を確認した。

本アルゴリズムは電力小売事業者だけでなく、法人事務所や工場・店舗、家庭や地域などを対象とした電力制御にも適用でき、昨今のエネルギー問題に対してアプローチできるものである。EMSの需要が高まるにつれ、本アルゴリズムの重要性も増す。

Abstract As efforts towards a decarbonized society become more active, Energy Management Systems (EMS) that efficiently handle electrical energy are gaining attention. EMS is the system designed to use electricity efficiently by centrally managing energy resources such as electric vehicles, storage batteries, and solar power generation. We have developed a resource control planning algorithm for constructing EMS. Based on mathematical optimization, this unique algorithm allows efficient use of electricity while considering the errors in the input values of predicted power demand and generation. To ensure that a control plan is always obtained, we also employ a gradual relaxation of resource control constraints. We built an EMS using this algorithm and confirmed its effectiveness through evaluation in demonstration experiments. This algorithm can be applied not only to electricity retailers but also to power control in corporate offices, factories, stores, households and communities, and it can address current energy issues. The need for EMS is increasing recently, and we believe the importance of this algorithm will grow accordingly.

1. は じ め に

脱炭素社会に向けた取り組みが盛んになっており、多くの家庭や電力小売事業者が自然エネルギーである太陽光発電を導入している。しかし、太陽光発電は日中にしか発電できない。このため、日中は電力が余っていたとしても、夜間は電力が不足し、従来通り買電をしなければならない。また、発電量が天候に大きく影響を受けるため、電力を安定して得られない。このように、太陽光発電は電力を効率的に使えていないことが課題となっていた。

電力の効率的活用策の一つとして、エネルギーマネジメントシステム（以下、EMS）が注目されている。EMSはある施設や地域における電力を管理し、需給バランスを最適化するシ

システムである。これにより、日中の太陽光発電で余った電力を夜間に使用する、電力が不足する時間帯は蓄電池からの放電で不足分を賄うなどの計画を、自動で事前に立てることができる。エネルギー管理への関心が高まっていることから、EMSの重要性も増すことが予想される。

EMSを実現するには、将来の電力需要や太陽光発電量といった不確定な値を予測しなければならない。しかし正確な予測は難しく、多くの場合、大小の誤差が生じる。そのため、適切な計画であっても、予測との誤差により、実際にはうまくエネルギーマネジメントできないことがある。そこで、BIPROGY 株式会社は、EMS を構築するためのリソース制御計画作成アルゴリズム（以下、本アルゴリズム）を開発した。本アルゴリズムは、電力を効率的に利用できるだけでなく、予測が外れた場合に発生する問題も解決できる。

本稿では、本アルゴリズムの機能とベースとしている理論、評価実験にて確認したその有効性について述べる。まず2章でEMSを導入することの重要性とその構築に伴う課題を取り上げ、本アルゴリズムがそれらの課題をどう解決したかを述べる。3章で数理最適化、4章で本アルゴリズムの概要と機能について説明する。5章では今回実施した評価実験について、6章では評価実験とあわせて実施した制御計画の精度向上検証について述べる。

なお、本稿で説明する技術は電力小売事業者だけでなく、法人事務所や工場・店舗、家庭や地域などを対象とした電力制御などにも応用できる。

2. 現状の課題

本章では、EMS 導入の重要性が増した背景と、EMS で電力の効率化を実現するにあたっての課題、それらの課題に今回開発したアルゴリズムがどう対応したかを説明する。

2.1 背景

環境問題に対する社会全体の意識の高まりから、企業も社会的責任として環境保全に取り組むことが求められている。中でも温室効果ガスの削減が大きな課題となっており、再生可能エネルギーを生み出す太陽光発電などが導入されつつある。しかし、太陽光発電には日中にしか発電できないという問題があり、蓄電池による充放電で不足分をカバーするなど、電力の効率的な利用が求められている。また、電力価格が上昇しているため、企業のコスト削減という面でも、電力の効率化の重要性は増している。こうした背景から、温室効果ガスの削減や再生可能エネルギーの導入に対して、国も法規制を強化している。法令遵守の観点からも、企業には電力効率の改善に取り組むことが求められている。

再生可能エネルギーを導入するにあたっては、太陽光発電や蓄電池の使用が一般的であり、それらをより効率的に使用するため、EMS が注目を集めている。EMS は、法人事務所や工場などの拠点や家庭の電力使用状況を把握したうえで、太陽光発電や蓄電池、電気自動車（以下、EV）といったエネルギーリソースなどを管理、制御し、電力の使用量の削減や、電力の利用の効率化を行う仕組みである。

EMS の導入によって、電力の使用量の平準化も行える。1日の電力需要は、日中に少なく、夕方の17時以降に急増する。夕方は電力の供給がひっ迫することから調達価格が高くなるため、使用量を平準化し夕方の電力需要を抑えることで、電力事業者や家庭はコスト抑制が見込める。事業拠点においては電力使用量の最大値から契約電力が決まるため、使用量の平準化によって契約電力を抑えられれば、場合によっては億単位の電気調達料金を抑えられる。

2.2 課題

EMSを構築し、法人事務所や工場・店舗などの各拠点における電気料金を最小化したい。しかし、それには以下の課題がある。

1) リソース制御計画作成の困難さ

EMSのようなリソースの制御計画を作成するシステムを、単純なルールベースで作成することは難しい。例えば、愚直に条件分岐で計画を作成することは理論上ではできても、ルールが複雑すぎるため現実的ではない。また、たとえ正確に条件分岐するシステムを構築できたとしても、拠点ごとにカスタマイズを施すため設定変更に弱く、他の拠点に大規模展開することが難しいシステムとなる。

2) 制約の厳密性

1) の課題を解決する方法として、数理最適化を適用する方法がある。数理最適化は制約を満たす中で、最良の解を見つけることができる(3章で詳述)。ただし、制約を必ず満たす解しか求められないため、制約条件が厳しすぎる場合は解が得られない。

3) インプットとして使う予測値の不確実性

EMSのインプットとして拠点の電力需要、太陽光発電量、EVの外出および消費電力の予測値を使用する際、予測は必ずしも正確ではなく誤差が生じる。予測誤差に影響されにくく、予測が外れるような状況も適切に考慮された制御計画を作成しなければならない。

2.3 課題解決のためのシステム

2.2節の課題を受けて、制約の厳密性を考慮しながら数理最適化をEMSに適用することでリソース制御計画を作成するアルゴリズムを採用した。これにより、複雑な制約を数式に落とし込み、適切に条件を考慮できる。あわせて、制約を満たさない場合には一部制約を緩和して再計算を行う段階的制約緩和を導入した。数式作成の際に使用する予測値の誤差については、その大小に関わらず適切な計画を得るために、誤差の発生する確率分布から多くの状況を想定し、それらすべてに対応できるような制御計画を求めるようにした。

また、現実には即さない計画はユーザが修正する、想定外の電力使用を検出した場合は例外的に放電を行うなど、作成した制御計画は後から修正、変更してもよいものとした。

3. 数理最適化

本章では、一般論としての数理最適化を説明する。

3.1 概要

様々な制約の中で、ある目的関数を最大化もしくは最小化するような解を求める問題を最適化問題と呼び、その中で数学的手法から解を求めることを数理最適化と呼ぶ。目的関数とは、ある問題を解くうえで最適な状態を表す関数である。制約とは、ある条件を満たす範囲で解を計算するための範囲を表す数式である。この問題を解くことで、人間が把握しきれないような条件まで考慮した解を計算で求めることができ、ルールベースで実装したプログラムよりも最適な結果が得られる。

目的関数と制約式的具体例を以下に示す。以下の最適化問題の解は $X = 3, Y = 4$ のときで、目的関数が 18 で最大となる。このように、現実問題を数式に落とし込むことで、数理最適化を使って複雑な状況を解決する解を得ることができる。

目的関数： $2X + 3Y$

制約式： $X \geq 2$

$4 \geq Y \geq 1$

$X + Y = 7$

3.2 混合整数線形計画法

混合整数線形計画法は、数理最適化のうち、目的関数と制約を表現する数式において、一次式のみで表現される問題の解を求める方法である。対象となる変数は実数または整数が選べる。

混合整数線形計画法を解く代表的なアルゴリズムは分枝限定法である。このアルゴリズムは、元の最適化問題の制約を一部緩和した問題を繰り返し解くことにより、厳密解を求めるものである。例えば、整数計画問題に適用する場合には、整数変数を連続変数に緩和した問題を考える。このように、制約を一部緩和した問題を枝のように分岐させて繰り返し解く。すると、緩和しても解けない状況、もしくは目的関数が大きくなる状況が発生し、それ以降の枝は探索する価値がないものとして枝切り（探索範囲の削減）をすることができる。

4. 制御計画作成アルゴリズム

本章では、EMS を実現したアルゴリズムの概要と理論について述べる。本アルゴリズムは大別すると、最適化機能、予測の不確実性考慮機能、段階的制約緩和機能の三つからなる。このうち、最適化機能は 3.2 節の理論を、電力使用量の総和（または実績上の電力使用量から算出される従量料金の総和）を目的関数として適用している。

4.1 節では、本アルゴリズムの全体像を説明する。4.2 節では予測の不確実性をどのように考慮するかについて、4.3 節では段階的制約緩和を最適化に組み込む理由と方法を説明する。

4.1 アルゴリズム概要

本アルゴリズムは、一定時間ごとに対象となるリソースの制御計画を一定期間分出力し、EMS を実現する。制御計画を出力するタイミングや期間は限定されていないため、今回構築した EMS では、30 分間隔に 24 時間分の制御計画を作成した。リソースの制御は 30 分単位で行い、48 回分の連続するリソース制御計画によって 24 時間分の制御計画とした。

制御計画の作成に用いるインプットは、制御開始直前のリソースの状態を表す実績情報（もしくはそれに近い情報）と制御対象期間の予測情報である。直前のリソースの状態を表す実績情報は EV の保持電力、蓄電池の保持電力などであり、対象期間の予測情報は電力の需要予測、太陽光発電予測、EV 状態予測などである。アウトプットは、制御対象である EV や蓄電池の 48 回分のリソース制御計画である。これらのインプットとアウトプットは、制御対象として扱うリソースの種類によって異なる。例えば、空調設備や給湯器といった制御対象を増やす場合、それらの情報がインプットに、制御計画がアウトプットに追加される。なお、本アルゴリズムの各リソースの台数に制限はなく、リソースが複数台ある場合やリソースがない場合でも、アルゴリズムは変わらない。

4.2 予測の不確実性考慮

3章で説明した数理最適化をEMSに導入する場合、未来のリソースの状態に対して制御計画を作成するため、電力需要などの不確実性を含む予測値をインプットとして与えなければならない。予測の不確実性を考慮しない場合、図1のように各予測値そのものから制御計画を作成する。すると予測が外れた場合、電力使用の効率化という目的を達成できない制御計画が作成される可能性がある。

予測の不確実性による影響を少なくするために、本アルゴリズムでは図2のように予測の誤差範囲を推定し、その範囲内を網羅できるような制御計画を作成する。これにより、予測誤差に関わらず、制約を満たすような制御計画を作成することができる。これは、厳密には異なるものの、大筋においてロバスト最適化^[1]と似た思想を用いている。今回は、数値予測が図3のような正規分布に従うものと仮定して、予測誤差の範囲を推定した。ただし、他に有効な誤差の推定方法があればそれを用いることもできる。図3の例は、平均が0、標準偏差が1と仮定した場合のグラフである。実用時には平均・標準偏差は過去の実績と予測の乖離から推定する。

誤差範囲の網羅については、Nパターンの誤差を含む予測値を生成する。これによりNパターンのインプットの組み合わせが得られるため、Nパターンすべての状況で制約を満たしながら目的関数を最大化もしくは最小化する制御計画を計算する。

ただし、予測情報のうち電力需要、太陽光発電量、EV状態の消費電力量については数値であるため、予測の確率分布をもとに誤差を考慮できるが、EV状態の在不在予測は数値ではないので、図3のような確率分布を仮定できない。そのため、複数の予測系列を出力し、各系列の出現確率をもとに複数のパターンをランダムで生成する。

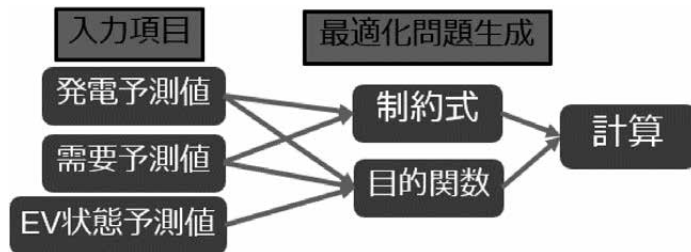


図1 通常の数理最適化

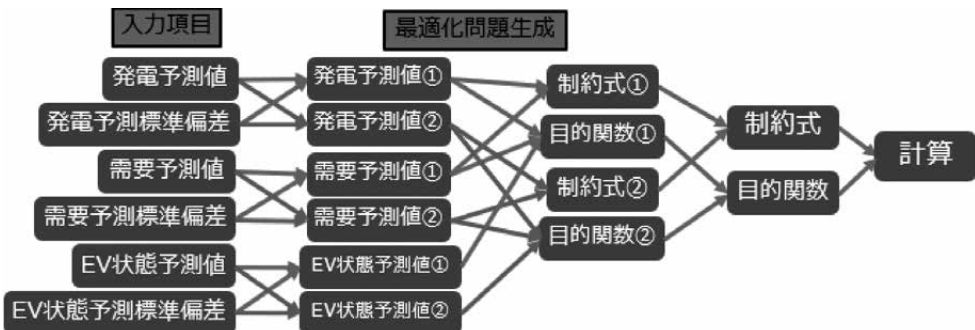


図2 誤差を考慮した数理最適化

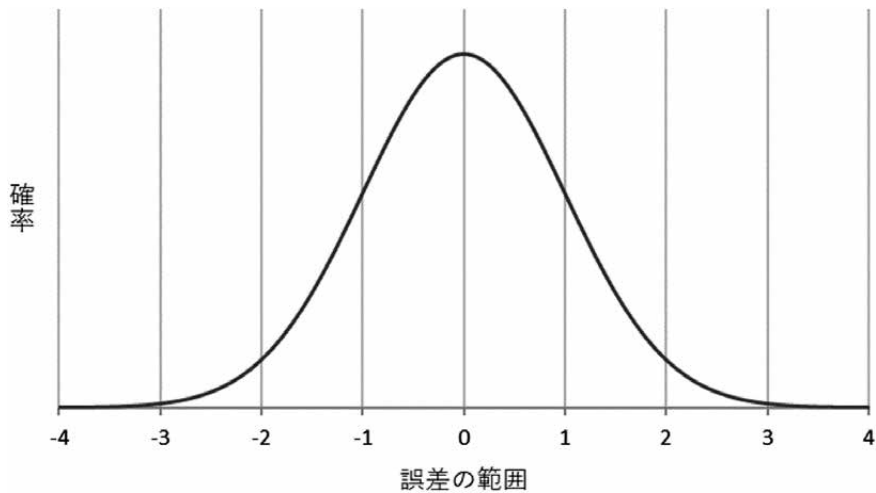


図3 予測誤差の確率分布の例

4.3 段階的制約緩和

数理最適化では、制約をすべて満たすような計画が見つからない場合、解なしとなり、計算結果を得ることができない。そうすると、EMSでは何も計画が得られなくなってしまう。このような状況を避けるため、本アルゴリズムでは、制約を一部緩和して計算を繰り返す。これにより、最良の制約は満たさなくとも、最低限の制約は満たす計画を得ることができる。

どの制約をどのように緩和するかは制限はない。今回のEMSでは、電力使用量の最大値と電池劣化対応の2種類の制約を対象として緩和を行った。制約の緩和の手順は図4の通りである。まず、最大限の制約を含む最適化問題を解く。解が見つからない場合、電池劣化対応の制約を削除し、再計算を行う。それでも見つからない場合には、電力使用量最大値の制約（目標電力ピーク）を引き上げ、電池劣化対応の制約を戻す。この手順を繰り返しながら制約緩和を行うことで、極力難しい制約を満たす制御計画の探索を行う。

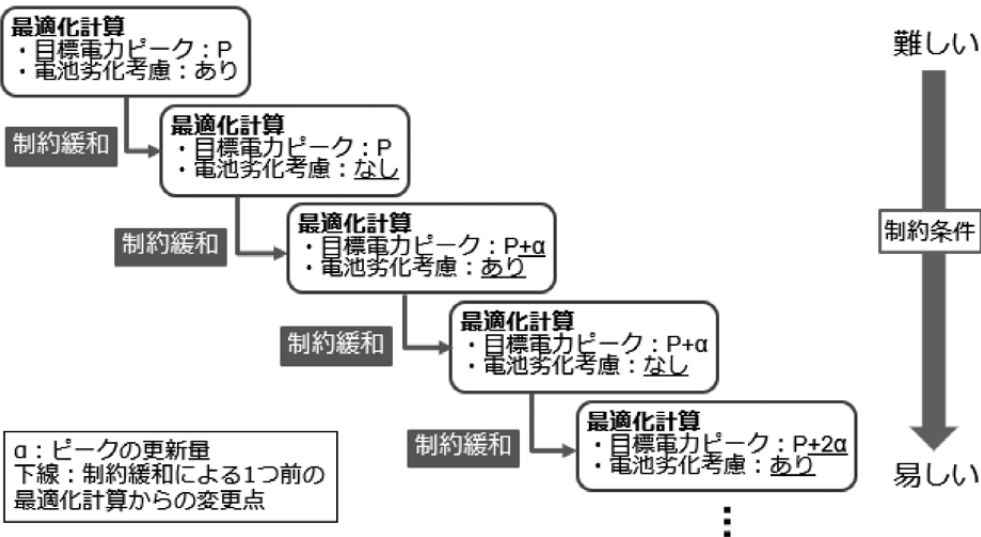


図4 最適化における制約の段階的緩和

5. 評価実験

本章では、4章で説明したアルゴリズムの評価実験について説明する。今回は拠点 A、拠点 B の 2 ケースで実証実験を行い、EMS の導入効果と本アルゴリズムの有効性を評価した。

実証期間の関係上、拠点 A は 2021 年 7 月 1 日から 2021 年 9 月 30 日まで、拠点 B は 2022 年 1 月 29 日から 2022 年 4 月 30 日までのそれぞれ 92 日間のデータで実験を行った。

5.1 段階的制約緩和の実験

本節では、4.3 節で説明した段階的制約緩和に関する実証実験の概要と結果について説明する。

5.1.1 実験概要

拠点 A と拠点 B の 2 ケースについて、実証期間の各インプット（電力需要、太陽光発電量、EV 状態）の予測値と実績値を取得し、予測対象時刻に得られる情報から EMS によって制御計画を作成した場合の電力使用量最大値を確認した。拠点 A の EV 状態の予測には、参考文献^[2]のアルゴリズムを採用した。拠点 B の EV 状態の予測には、どれだけ電力を消費したかを表す消費電力量は拠点 A と同様の予測を行い、在不在時刻の予測は予約情報を使用した。ただし、予約は必ずしも守られず、実績とは異なるケースがあることは注意すべきである。

今回は次の三つの値、すなわち 1) 計画上の電力使用量最大値、2) 実績値をもとにその計画を実施した際の電力使用量最大値、3) 実績値をもとに計算した目標電力ピーク値（電力使用量最大値の目標値）の更新回数を確認し、比較した。電力使用量の目標電力ピーク値は拠点 A が 6kWh、拠点 B が 60kWh とし、この値を超過しないように計画を作成した。計画が作成できない場合には、図 4 の更新量 α を拠点 A では 0.5kWh、拠点 B では 3kWh とし、制約の段階的緩和を行った。需要予測、太陽光発電予測、EV 状態の消費電力量予測の誤差は正規分布に従うとして、30 パターンの予測を作成し、この 30 パターンすべての状況を満たす制御計画を作成した。本実験では、正規分布で考慮する予測誤差の範囲は、予測値を中心とした 2σ の範囲（ σ ：予測誤差の標準偏差）に限定した。

5.1.2 結果

実証実験の結果を表 1 に記す。段階的制約緩和によって、拠点 A では 346 回、拠点 B では 17 回の目標ピーク値更新が発生した。これにより、制約緩和が上手く働き、電力使用量最大値を極力小さくしながら制御計画を作成できたことがわかる。目標ピーク値更新回数は、拠点の目標ピーク値の設定や電力需要の傾向などに影響を受けるため、回数のみで優劣を判断することはできないものの、実行時間などにも影響するため、極端に更新回数が多い状況は望ましくない。一方、段階的制約緩和は行われる方が電力使用量最大値を削減できるため、0 回より大きい状況が望ましい。結果を見ると、拠点 B では、適切に目標ピーク値設定ができていていると考えられる。拠点 A については、少し目標ピーク値を引き上げて、7～8kWh 程度とすると更新回数が減り、適切な設定となるのではないかと推測する。

表1 電力使用量最大値と目標ピーク値更新回数

	計画電力使用量最大値 (kWh)	実績電力使用量最大値 (kWh)	目標ピーク値更新回数 (回)
拠点 A	10.5	9.1	346
拠点 B	81.0	70.3	17

5.2 予測誤差考慮の実験

本節では、4.2節で説明した予測誤差考慮に関する実証実験の概要と結果について説明する。

5.2.1 実験概要

拠点 B において、本アルゴリズムの予測誤差の考慮が制御計画にどのように影響するかを確認した。インプットとなる予測値、目標ピーク値の設定は5.1節の実験と同じである。

需要予測、太陽光発電量予測、EV 状態の消費電力量予測の誤差は正規分布に従うものとして、30 パターンの予測を作成し、その 30 パターンすべての状況を満たす制御計画を作成した。さらに、正規分布で考慮する予測誤差の範囲 σ (σ : 予測誤差の標準偏差) を 1σ と 2σ で変化させた場合で、どのような差が生じるかを確認した。

5.2.2 結果

実証実験の結果を表2に記す。 $\sigma = 2$ の場合では、誤差考慮によって実績値の 70.3kWh だけでなく、計画値の 81.0kWh の範囲まで考慮した計画が作成されており、誤差考慮がうまく機能しているといえる。一方で、 $\sigma = 1$ の場合では、実績値の 71.8kWh を下回る 69.0kWh までの範囲しか考慮できていないため、適切な計画となっていない可能性がある。 σ の値については、拠点ごとにある程度適切な値を設定することで、計画と実績との乖離を避けられると推測する。

計画電力使用量最大値は $\sigma = 1$ よりも $\sigma = 2$ の方が大きくなっており、誤差を幅広く考慮した影響だと思われる。実績電力使用量最大値は $\sigma = 2$ の方が小さくなっているが、これは本実験の期間においては予測値に誤差が生じることが少なく、 $\sigma = 1$ と $\sigma = 2$ の両方で予測の外れをカバーできたことによる偶然の結果であると推測する。

表2 誤差考慮範囲ごとの電力使用量最大値

	計画電力使用量最大値 (kWh)	実績電力使用量最大値 (kWh)
$\sigma = 2$	81.0	70.3
$\sigma = 1$	69.0	71.8

6. 計画精度向上の検証

本アルゴリズムは制御計画の精度を高めるために予測誤差を考慮しているが、本来であればインプットである各予測の精度は高いことが望ましい。しかし、実際に掛けられる時間やり

ソースは限られている。今回の実証実験では、どの予測が制御計画の精度に影響しやすく、優先的に改善すべきかを判断する検証もあわせて行った。

6.1 検証概要

各インプット（電力需要、太陽光発電量、EV 状態）に対して、予測値を使用した場合（予測が一切の誤差なく当たった場合）に作成される計画と、各予測値を実績値に置き換えた場合に作成される計画を比較することで、どの予測が計画の作成に影響しやすいかを確認した。

評価には計画上の電力使用量最大値、実績上の電力使用量最大値を用いた。拠点 A については時間帯ごとに電力調達価格が異なるため、従量料金についても確認した。拠点 A、拠点 B の検証設定については 5.1 節と同じである。

6.2 結果

拠点 A の検証結果を表 3 に、拠点 B の検証結果を表 4 に記す。それぞれにおいて、予測の一つのみを実績に置き換えたケースを比較すると、拠点 A、拠点 B ともに「需要のみ実績」とした場合に、「すべて予測」の場合に対し、計画と実績の電力使用量最大値が最も小さくなっている。このことから、まず精度改善を検討すべきなのは需要予測だと考えられる。次点は EV 状態予測である。計画では「EV 状態のみ実績」は「太陽光発電量のみ実績」と変わらないものの、実績での電力使用量最大値が小さくなっている。このことから、EV 状態予測の方が太陽光発電量予測よりも予測誤差の影響が大きいと考えられる。需要予測と EV 状態予測の二つを同時に実績に置き換えたケースでは、計画と実績共に、電力使用量最大値が、理論的に最良である「すべて実績」に近い結果となっている。

拠点 A の従量料金に着目すると「太陽光発電量のみ実績」のケースが「すべて実績」のケースに近い結果となっている。これは電力使用量最大値に影響は少ないものの、太陽光発電量予測が正しいことによって、使用する電力の総量や電力価格の高い時間での調達量を抑えられることが要因と考えられる。次点で、需要予測を実績に置き換えると調達価格を抑えられること、太陽光発電量予測と需要予測の両方を実績に置き換えると「すべて実績」の結果とほとんど変わらなくなることから、これらの精度が上げれば従量料金は抑えられると推測する。

表 3 拠点 A における比較

	計画電力使用量最大値 (kWh)	実績電力使用量最大値 (kWh)	従量料金合計 (円)
すべて実績	6.5	6.5	121,489
すべて予測	10.5	9.1	128,267
需要のみ実績	7.0	7.8	126,242
太陽光発電量のみ実績	10.0	9.9	123,404
EV のみ実績	10.0	8.9	127,959
需要と太陽光発電量が実績	6.5	7.3	121,823
需要と EV が実績	7.0	7.1	126,429

表 4 拠点 B における比較

	計画電力使用量最大値 (kWh)	実績電力使用量最大値 (kWh)
すべて実績	66.0	66.0
すべて予測	81.0	70.3
需要のみ実績	69.0	64.4
太陽光発電量のみ実績	81.0	71.9
EV 状態のみ実績	81.0	66.6
需要と太陽光が実績	69.0	65.6
需要と EV が実績	66.0	66.0

7. お わ り に

本稿では、エネルギーリソースを管理し電力を効率的に活用できる EMS のアルゴリズムを検討し、その評価を行った。本アルゴリズムは、インプットの予測精度に多少の影響を受けるものの、その誤差を吸収し柔軟な制御計画を作成できる。本アルゴリズムを活用することで、様々な拠点での電気料金の最小化を実現できる。本アルゴリズムには独自性が認められ、特許権利化^[3]も行った。今後は、本アルゴリズムを多くの拠点で適用し、さらなるデータ収集と精度改善に努める予定である。

EMS など、エネルギーマネジメントに対する取り組みは広がりつつある。今後は本アルゴリズムの適用だけでなく、周辺技術の確立や関連企業とのアライアンス締結などを進め、地盤を固めていく予定である。

-
- 参考文献** [1] ロバスト最適化—数理最適化用語集, 株式会社 NTT データ数理システム,
<https://www.msi.co.jp/solution/nuopt/docs/glossary/articles/RobustOptimization.html>
 [2] 久米洋輝, 阿部航大, 脇森浩志, 電力消費削減に向けた EV 利用状況予測, BIPRO-GY 技報, BIPROGY, Vol.41 No.3 通巻 150 号, 2021 年 12 月
 [3] 脇森浩志, 久米洋輝, 道坂史明, 阿部航大, 電力管理システムおよび充放電計画作成方法, 特許, 出願番号: 特願 2022-179369

※ 上記参考文献に含まれる URL のリンク先は, 2024 年 11 月 13 日時点での存在を確認。

執筆者紹介 久 米 洋 輝 (Hiroki Kume)

電気通信大学にて情報理工学を専攻し, 2019 年日本ユニシス (株) 入社。入社後は機械学習および最適化に関する業務を担当し, 本アルゴリズムを提案。現在は本アルゴリズムを活用した EV 充放電サービス業務などを主に担当。

