

確率計画法のエネルギー分野への応用

椎名 孝之

さまざまな分野で起こりうる現実の問題においては、不確実な状況下での意思決定を行わなければならない。不確実要素を直接モデルに組み入れた最適化手法は、確率計画法とよばれている。特にエネルギー分野などにおいては、不確実な状況下での意思決定やリスク管理手法が重要であるため、理論と手法のより一層の進展が求められている。本稿では確率計画法のエネルギー分野への応用研究を紹介する。

キーワード：確率計画法、エネルギー、デマンドレスポンス、発電機起動停止問題、ネガワット、Electric Vehicle、負荷平準化、充電器配置

1. 研究背景と確率計画法

不確実な状況下での計画には、リスクが含まれる。電力供給においては、電力需要を満たすという制約条件のもとで、電力供給コストを最小化する。電力需要および電力供給に必要な燃料費などは確定的な値ではなく、確率の変動を含む。電力需要が想定値より大きくなると、電力供給が満たされない可能性が生じ、また電力需要の想定を大きくとりすぎると、供給設備に余剰が生じることになる。また電力供給に必要な燃料費が変動する場合は、供給コストの最適性が失われる可能性がある。このようなリスクは、現実の計画においては回避されなければならない。そのため、現実のシステムに含まれる不確実な状況をモデル化し確率の変動要素を考慮することが必要となる。このように不確実要素を直接モデルに組み入れた最適化手法は、確率計画法 (stochastic programming) とよばれている。確率計画法は 1950 年代の研究 [1, 2] に起源を有する。詳しくは文献 [3–8] などや、特にエネルギー分野への応用については、文献 [9–11] を参照されたい。

以下に罰金への償還 (返還) 請求 (リコース) を有する確率的線形計画問題 (stochastic linear programming problem with recourse) の一般形を示す。ただし、 $m_0 \times n$ 次元行列 A 、 n 次元列ベクトル \mathbf{c} 、 m_0 次元列ベクトル \mathbf{b} は確定値として与えられており、 $m_1 \times n$ 次元行列 $T(\tilde{\xi})$ と m_1 次元ベクトル $\mathbf{h}(\tilde{\xi})$ はあらかじめ分布が与えられた k 次元確率変数ベクトル $\tilde{\xi}$ に従うものと仮定し、確率変数 $\tilde{\xi}$ の台を Ξ ($\text{Prob}(\Xi) = 1$) とする。決定の流れは次のようになる。まず確率変数

$\tilde{\xi}$ の実現値 ξ を知る前に第 1 段階として変数 \mathbf{x} を決定し、その後実現値 ξ が判明する。このとき、確率変数を含む制約条件 $T(\tilde{\xi})\mathbf{x} = \mathbf{h}(\tilde{\xi})$ を違反する可能性があるため、新たなリコース変数 $\mathbf{y}(\xi) (\geq 0)$ を含む項 $W\mathbf{y}(\xi)$ を加えて制約の充足を図る。ただし $\mathbf{y}(\xi)$ は \bar{n} 次元ベクトル、 W は $m_1 \times \bar{n}$ 次元行列である。付加した変数への単位当たりの罰金を \mathbf{q} とすると、リコース関数 $Q(\mathbf{x}, \xi)$ が定義され、問題 (SLPR) では $Q(\mathbf{x}, \xi)$ の期待値を含む目的関数を最小化する。

$$\text{(SLPR): } \min \mathbb{E}_{\tilde{\xi}}[\mathbf{c}^\top \mathbf{x} + Q(\mathbf{x}, \tilde{\xi})] \quad (1)$$

$$\text{s.t. } A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq 0 \quad (2)$$

$$Q(\mathbf{x}, \xi) = \min\{\mathbf{q}^\top \mathbf{y}(\xi) \mid$$

$$T(\xi)\mathbf{x} + W\mathbf{y}(\xi) = \mathbf{h}(\xi), \mathbf{y}(\xi) \geq 0\}, \xi \in \Xi \quad (3)$$

確率変数ベクトル $\tilde{\xi}$ が離散分布に従うとすると、 $\Xi = \{\xi^1, \dots, \xi^S\}$ 、 $\mathbb{P}(\tilde{\xi} = \xi^s) = p^s, s = 1, \dots, S$ と示すことができ、 ξ^s を第 s シナリオとよぶ。問題 (SLPR) は等価な確定問題 (DEP) の形に示すことができる。

$$\text{(DEP): } \min \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + \sum_{s=1}^S p^s Q(\mathbf{x}, \xi^s) \quad (4)$$

$$\text{s.t. } A\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq 0 \quad (5)$$

$$Q(\mathbf{x}, \xi^s) = \min\{\mathbf{q}^\top \mathbf{y}(\xi^s) \mid$$

$$W\mathbf{y}(\xi^s) = \mathbf{h}(\xi^s) - T(\xi^s)\mathbf{x}, \mathbf{y}(\xi^s) \geq 0\}, \\ s = 1, \dots, S \quad (6)$$

問題 (DEP) を解くために、Benders の分解に基づく L-shaped method [12] が用いられる。次の問題 (MASTER) において、新たな変数 θ^s は $Q(\mathbf{x}, \xi^s)$ の上界を表すものとする。

しいな たかゆき

早稲田大学創造理工学部経営システム工学科

〒169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1

tshiina@waseda.jp

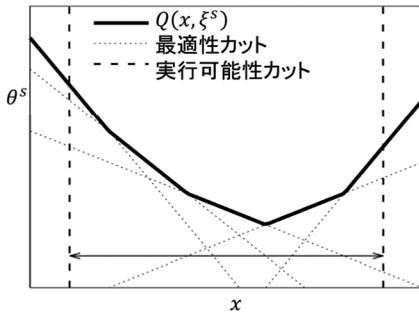


図1 リコース関数と L-shaped 法

$$(\text{MASTER}): \min \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + \sum_{s=1}^S p^s \theta^s \quad (7)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq 0 \quad (8)$$

$$\theta^s \geq 0, s = 1, \dots, S \quad (9)$$

問題 (MASTER) の解 $\mathbf{x}^*, \theta^{s*}, s = 1, \dots, S$ を用いて部分問題 (10) を解き、リコース関数の値を求める。

$$Q(\mathbf{x}^*, \xi^s) = \min \{ \mathbf{q}^\top \mathbf{y}(\xi^s) \mid W\mathbf{y}(\xi^s) = \mathbf{h}(\xi^s) - T(\xi^s)\mathbf{x}^*, \mathbf{y}(\xi^s) \geq 0 \} \quad (10)$$

$$= \max \{ (\mathbf{h}(\xi^s) - T(\xi^s)\mathbf{x}^*)^\top \boldsymbol{\pi}(\xi^s) \mid \boldsymbol{\pi}(\xi^s)^\top W \leq \mathbf{q}^\top \} \quad (11)$$

最小化問題 (10) がある ξ^s において実行不可能であれば、双対問題の最大化問題 (11) は無限解をもつか実行不可能である。後者を除外すると、 $(\mathbf{h}(\xi^s) - T(\xi^s)\mathbf{x}^*)^\top \boldsymbol{\pi}(\xi^s) > 0$ かつ $\boldsymbol{\pi}(\xi^s)^\top W \leq 0$ を満たす $\boldsymbol{\pi}(\xi^s)$ が存在する。これより実行可能性カット (12) は、問題 (MASTER) において \mathbf{x}^* を排除する。

$$(\mathbf{h}(\xi^s) - T(\xi^s)\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\pi}(\xi^s) \leq 0 \quad (12)$$

もし問題 (10) が実行可能で $\theta^{s*} < Q(\mathbf{x}^*, \xi^s)$ であるとき、問題 (11) の最適解 $\boldsymbol{\pi}^*(\xi^s)$ を用いて、最適性カット (optimality cut) と (13) により $Q(\mathbf{x}, \xi^s)$ を近似する。

$$\theta^s \geq (\mathbf{h}(\xi^s) - T(\xi^s)\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\pi}^*(\xi^s) \quad (13)$$

L-shaped 法では図1のように、カット (12) と (13) を問題 (MASTER) に追加する。

これとは異なるアプローチとして、制約条件を拡張し、確率変数を含む制約条件 $T(\tilde{\xi})\mathbf{x} \geq \mathbf{h}(\tilde{\xi})$ が確率 (充足水準) α で同時に満たされるとする確率的制約条件を有する確率計画問題 (probabilistic constrained programming problem) (PCP) が示されている。

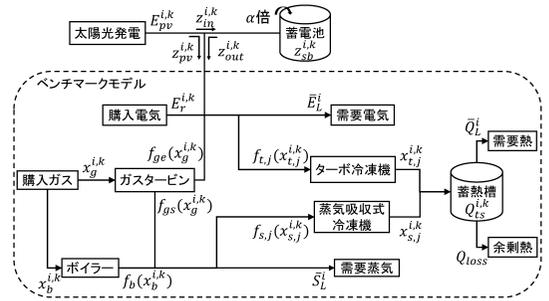


図2 太陽光発電導入後のエネルギープラント

$$(\text{PCP}): \min \mathbf{c}^\top \mathbf{x} \quad (14)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq 0 \quad (15)$$

$$\mathbb{P}(T(\tilde{\xi})\mathbf{x} \geq \mathbf{h}(\tilde{\xi})) \geq \alpha \quad (16)$$

続いて、これらのエネルギー分野への応用を示す。

2. 再生可能エネルギーの導入

環境問題を背景に、スマートコミュニティの実現に向けた取り組みが行われている。所と福山 [13] は、スマートコミュニティのエネルギーコストなどの定量評価が行える基本モデルの概要を示した。福場ら [14] は、工場のエネルギープラントに、再生可能エネルギーとして太陽光発電を導入した場合の運用計画最適化を、変動シナリオに応じて追加決定を行う確率計画法モデルにより示した。ベンチマーク問題のエネルギープラントは、図2の点線枠内のように、電気とガスを購入して、需要を満たすように電気、熱、蒸気を生成している。設備機器としては、ガスタービン、ボイラー、2種の冷凍機、蓄熱槽がある。ベンチマーク問題の目的は、機器に関する制約とエネルギーバランスを満たしながら、電気、ガスの購入費用を最小化する運用計画を立てることである。決定変数は、エネルギーの購入量、生成量に関する変数と、各機器の起動停止に関する変数からなる。

生成された電気が需要とターボ冷凍機に流れるように、MW級の太陽光発電設備を設置する。太陽光発電は、自家発電のために設置し、売電は行わないとする。蓄電池は、太陽光発電で発電した電気のみ貯蓄できるものとする。

太陽光発電の不確実性は、離散シナリオを用いて表される。太陽光の不確実性は、全体のエネルギーフローにも影響するため、購入量、生成量はリコース変数として定義され、決定変数の数はシナリオ数に応じて増加する。蒸気吸収式冷凍機の入出力量の関係を表す非線形制約式は、隣り合う二つの区分点を考慮したタイ

表 1 RP と EEV の比較

月	RP (円)	EEV (円)	月	RP (円)	EEV (円)
1	3,946,019	3,946,019	7	3,871,603	3,873,122
2	3,921,389	3,922,620	8	3,879,569	3,880,686
3	3,906,215	実行不可能	9	3,925,202	実行不可能
4	3,880,977	3,882,486	10	3,938,533	3,940,058
5	3,868,213	3,869,478	11	3,953,723	3,953,723
6	3,896,202	3,898,119	12	3,956,604	3,956,604

プ 2 の特殊順序集合 (SOS2) として取り扱った。

太陽光発電量の不確実性を表すシナリオは、NEDO のデータベース (METPV-11) [15] の平均年における東京での水平面全天日射量をもとに、月ごとに作成した。シナリオ数は月の日数とし、各シナリオの確率は $1/(\text{月の日数})$ とする。

確率計画法によるモデルと、確率変数の平均値をもとに最適化を行う確定的なモデルの比較を行う。前者の 1 日の運用計画の最適目的関数値を RP、後者の値を EEV とする。太陽光発電出力 4 [MW]、蓄電池容量 2 [MWh] の場合の、RP と EEV の比較を表 1 に示す。Birge and Louveaux [3] が示したように、 $RP \leq EEV$ となり、差額の最大値は 6 月の 1,917 円であり、太陽光発電導入によるコスト減少分の 1.3% に相当する。また、確定的な問題を解いて得られる解はすべてのシナリオに対して実行可能とならない場合がある。また、Dei et al. [16] ではスポット市場での取引を導入して、価格変動を考慮したモデルへと拡張した。

3. デマンドレスポンスとネガワット計画

従来電力供給に関しては、不確実状況下で需要を満たすという条件のもとで費用を最小化する発電機起動停止問題 (unit commitment problem) [17–19] や配電ネットワークの設計 [20] など取り扱われてきた。近年の太陽光発電などの再生可能エネルギーや蓄電池などのエネルギーリソースの普及、IoT 技術の発展の中で、需要家のエネルギーリソースや分散型エネルギーリソースを活用し、電力供給状況に応じて需要パターンを変化させるような方策が注目を集めている。これらはデマンドレスポンス (DR) とよばれ、活用および活用に向けた仕組の構築が進められている。

この施策の一つとしてネガワット取引 [21] がある。これはアグリゲーターとよばれる事業者が、契約者に対して事前に一定量の電力需要削減を約束しておき、需要削減量を発電量 (ネガワット) とみなして契約者から買い取るような契約である。この仕組により、契約者は電力需要の削減によって経済的な負担が少なくなるメリットがあり、電気事業者は効率的なエネルギー

の提供を行うことができる。

上述のアグリゲーターには需要家とネガワット契約を直接締結して、リソースの制御を行うリソースアグリゲーター (RA) と、RA が制御した電力量を束ね、一般配電事業者や小売電気事業者と直接電力取引を行うアグリゲーションコーディネーター (AC) の 2 種類が存在する。実際には各需要家の電力使用状況は変動するため、RA が削減するネガワットの量、およびこれらを統括する AC が削減するネガワットの量にはばらつきが生じる。需要家の電力削減量の不確実性を考慮して、需要家との取引を行っている複数の RA の電力削減を統括している AC の意思決定について考える。山田ら [22] は AC の電力削減量について、リスクを考慮した CVaR 最大化モデルを提案した。

続いて、Kall and Mayer [4] に基づいて、 α 分位点 (α -quantile)、および VaR、CVaR の定義について示す。損失を表す確率変数を \tilde{X} 、 \tilde{X} の累積分布関数を $F_{\tilde{X}}(z) = \mathbb{P}(\tilde{X} \leq z)$ 、そして $\alpha \in (0, 1)$ とすると、 α 分位点は以下の式を満たす z と定義される。また、確率変数 \tilde{X} の期待値は有限値であると仮定する。

$$\mathbb{P}(\tilde{X} \leq z) \geq \alpha, \mathbb{P}(\tilde{X} \geq z) \geq 1 - \alpha \quad (17)$$

累積分布関数 $F_{\tilde{X}}(z)$ は右連続であり、分位点関数である $\min\{z \mid F_{\tilde{X}}(z) \geq \alpha\}$ を用いて $\text{VaR}_{\alpha}(\tilde{X})$ は以下のように定義できる。

$$\text{VaR}_{\alpha}(\tilde{X}) = \min_z \{z \mid F_{\tilde{X}}(z) \geq \alpha\} \quad (18)$$

$\text{VaR}_{\alpha}(\tilde{X})$ は損失が z 以下である確率が少なくとも α 以上となる最小の z を表す。累積分布関数が連続関数であれば $\text{VaR}_{\alpha}(\tilde{X})$ は $F_{\tilde{X}}(z) = \alpha$ および $\mathbb{P}(\tilde{X} \geq z) = 1 - \alpha$ を満たす z となる。また、 $\text{CVaR}_{\alpha}(\tilde{X})$ は $\text{VaR}_{\alpha}(\tilde{X})$ の値を用いて以下のように定義される。

$$\text{CVaR}_{\alpha}(\tilde{X}) = \mathbb{E}[\tilde{X} \mid \tilde{X} \geq \text{VaR}_{\alpha}(\tilde{X})] \quad (19)$$

これらの条件のもと、需要家の電力削減量を確率変数と定義するため、損失が大きくなることは逆に、削減量が少なくなるという変動の下側リスクを考えることに注意されたい。日々の DR 実施時において AC が削減する電力量の確率 $1 - \alpha$ で発生する最小削減量を $\text{VaR}_{1-\alpha}$ 、 $\text{VaR}_{1-\alpha}$ を下回る削減量の期待値を下側 $\text{CVaR}_{1-\alpha}$ とし、図 3 に示される下側 $\text{CVaR}_{1-\alpha}$ の最大化を考える。

本研究では以下の状況を想定する。まず時間帯の最小単位は 1 時間とする。DR 実施日当日は、8–11 時、11–14 時、14–17 時、17–20 時の四つの時間帯のうち

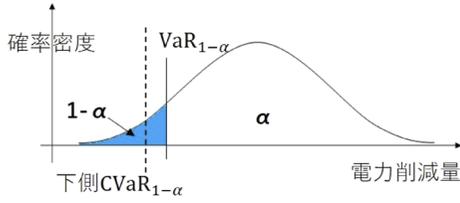


図3 ネガワット計画での目的関数

ずれかで1回, DRを実施する. たとえば時間帯1に実施する場合, 8時から11時までの3時間にわたってDRを実施する.

まず需要家の削減量のシナリオ総数を S と定め, N を RA の集合, Q を時間帯の集合, Td_q を電気事業者から電力削減を依頼されている第 q 時間帯の時間コマの集合, TD を電気事業者から電力削減を依頼されている全時間コマの集合, M_i を第 i RA と契約している需要家の集合と定義する.

定式化における記号の定義は以下のとおりである.

TO_t	AC が時刻 t において削減必要な電力量
α	削減電力量が VaR 以上となる確率
p^s	各シナリオの発生確率
\hat{AV}_q	第 q 時間帯の削減量の上限
δ	削減量の期待値が削減要求量を上回る許容率
\tilde{w}_{imt}	時刻 t において, 第 i RA の需要家 m が削減する電力量 (確率変数)
\bar{w}_{imt}	確率変数 \tilde{w}_{imt} の期待値
w_{imt}^s	\tilde{w}_{imt} のシナリオ s における値

決定変数を以下のように定める.

x_i	AC が第 i RA に要請する削減量の割合
yy_{imt}	時刻 t にて, 第 i RA が需要家 m に削減を要請するか否かを表す 0-1 変数
AV_q	時間帯 q における AC の削減量の VaR $_{1-\alpha}$
CO_{it}	第 i RA と契約している需要家らの時刻 t における削減総量の期待値
ω_q^s	時間帯 q のシナリオ s において, AC の削減量が VaR $_{1-\alpha}$ の値を下回る量
θ_q^s	ω_q^s の上界

この問題の定式化と L-shaped 法による分解法を示す. 以下の主問題を考える.

$$\text{(Master): } \max \sum_{q \in Q} (AV_q - \frac{1}{1-\alpha} \sum_{s \in S} p^s \theta_q^s) \quad (20)$$

$$\text{s.t. } \sum_{i \in N} x_i = 1, x_i \geq 0, \forall i \in N \quad (21)$$

$$AV_q \leq \hat{AV}_q, \forall q \in Q \quad (22)$$

$$CO_{it} = \sum_{m \in M_i} yy_{imt} \tilde{w}_{imt}, \forall i \in N, \forall t \in TD \quad (23)$$

$$CO_{it} \geq x_i TO_t, \forall i \in N, \forall t \in TD \quad (24)$$

$$CO_{it} \leq x_i TO_t (1 + \delta), \forall i \in N, \forall t \in TD \quad (25)$$

$$yy_{imt} \in \{0, 1\},$$

$$\forall i \in N, \forall m \in M_i, \forall q \in Q, \forall t \in Td_q \quad (26)$$

$$\theta_q^s \geq 0, \forall s \in S, \forall q \in Q \quad (27)$$

目的関数 (20) は, AC が削減する電力量の下側 CVaR $_{1-\alpha}$ の最大化である. 制約式 (21) は AC が各 RA に依頼する電力削減割合に関する制約である. 電気事業者から一定期間の電力の削減依頼を受けた AC は, 削減を依頼された電力量を期間中どの RA にどれ位の割合ずつ依頼するのかを決定する. 制約式 (22) は削減量の上限を与えて無限解を排除する. 制約式 (23)–(25) は各 RA が削減する電力量の期待値を, 一定の幅の範囲内で AC からの削減依頼量と合致するようにするための制約を表す.

主問題を解いて得られた解 ($\bar{AV}_q, \bar{yy}_{imt}, \bar{\theta}_q^s, s = 1, \dots, S$) を用いてシナリオごとに部分問題 (28)–(30) を解く. 部分問題は時間帯 q のシナリオ s において, AC の削減量が VaR $_{1-\alpha}$ の値を下回る量を正確に求める問題である.

(シナリオ s 時間帯 q における部分問題)

$$\min \omega_q^s \quad (28)$$

$$\text{s.t. } \omega_q^s \geq \bar{AV}_q - \sum_{t \in Td_q} \sum_{i \in N} \sum_{m \in M_i} \bar{yy}_{imt} w_{imt}^s \quad (29)$$

$$\omega_q^s \geq 0 \quad (30)$$

目的関数 (28) における ω_q^s は, AC の削減量の VaR $_{1-\alpha}$ に対する不足量を表す. 制約 (29) は不足量の定義を表す. 部分問題の双対問題は, π_q^s を制約式 (29) に対する双対変数と定義すると, 以下のとおりになる.

(部分問題の双対問題)

$$\max (\bar{AV}_q - \sum_{t \in Td_q} \sum_{i \in N} \sum_{m \in M_i} \bar{yy}_{imt} w_{imt}^s) \pi_q^s \quad (31)$$

$$\text{s.t. } 0 \leq \pi_q^s \leq 1 \quad (32)$$

部分問題の最適解 $\bar{\omega}_q^s$ に対して, $\bar{\theta}_q^s < \bar{\omega}_q^s$ であれば, 最適双対解 $\hat{\pi}_q^s$ を用いて最適性カットは以下のように導出することができる. 主問題の実行可能解である

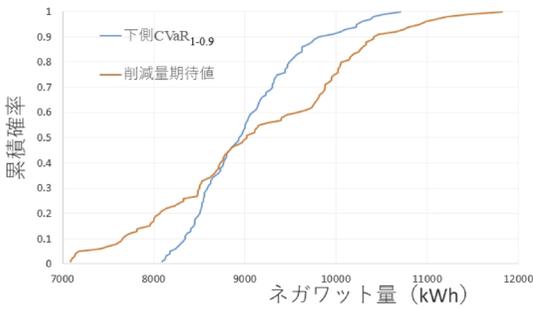


図4 ネガワット量と累積確率

AV_q , yy_{imt} に対して、最適性カットは以下の式 (33) で定義される。

$$\begin{aligned} \theta_q^s &\geq \omega_q^s \\ &\geq \max_{\pi_q^s} (AV_q - \sum_{t \in Td_q} \sum_{i \in N} \sum_{m \in M_i} yy_{imt} w_{imt}^s) \pi_q^s \\ &\geq (AV_q - \sum_{t \in Td_q} \sum_{i \in N} \sum_{m \in M_i} yy_{imt} w_{imt}^s) \hat{\pi}_q^s \quad (33) \end{aligned}$$

各需要家が各時間コマにおいて削減する削減量については、一般社団法人環境共創イニシアチブが公開しているエネマネオープンデータ [23] を参考にして設定した。

数値実験に用いる値はそれぞれ以下のように設定した。まず、ACと契約しているRAの事業者数は5事業者、そしてこの五つの事業者と契約している需要家の数は100とした。また、シナリオ数は $S = 100$ 、契約期間の間でどの時間帯にDRを実施するかの割合は各時間帯にそれぞれ $1/4$ とした。各時間帯の各時間コマにおいて、ACが削減しなければならない需要量 TO_t は、各時間コマにおける全需要家が削減できる量の期待値の半分 ($\frac{1}{2} \sum_{i \in N} \sum_{m \in M_i} \bar{w}_{imt}$) とした。

CVaRを考慮したモデル ($\alpha = 0.90$) とACの電力削減量の期待値最大化モデルの結果を比較したものが、図4および表2である。表2は期待値最大化モデル、およびCVaR最大化モデルで得られた電力削減量の期待値と下側10%の平均値をまとめたものである。特に図4では、各時間帯(4時間コマ)におけるシナリオごとの電力削減量の累積確率の分布を表した。

期待値最大化モデルにおいては、期待値を最大化させるが、個別のシナリオを考慮すると削減量が非常に大きな値をとることもあれば、非常に小さな値をとることもある。特に累積確率の小さいシナリオにおいては削減量がかなり少なくなっている。一方でCVaRモデルで得られた解では、期待値最大化モデルのように極端に削減量が少なくなるような場合を回避できてい

表2 ネガワット計画における目的関数と評価尺度 (KWh)

評価尺度	目的関数	
	期待値	下側 CVaR _{1-0.9}
削減量期待値	9137.1	9019.5
下側 CVaR _{1-0.9}	7370.7	8191.6

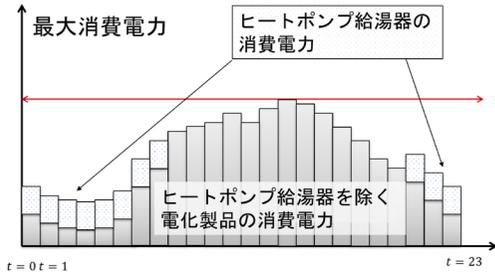


図5 ヒートポンプ給湯器の最適運用による負荷平準化

る。なおかつ期待値最大化モデルと比べて下側で発生するシナリオの期待値を大きくすることができていることがわかる。たとえば、ACの削減量の期待値の値はCVaR最大化モデルでは期待値最大化モデルと比べて9137.1から9019.5へと若干減少しているが、下側CVaR_{1-0.9}の値は7370.7から8191.6へと大幅に上昇している。

4. カーシェアリングによる負荷平準化

木俣ら [24] は、複数住宅に対する負荷平準化を目的とした電気自動車 (Electric Vehicle, 以下「EV」と略記) のカーシェアリングによる最適運用を考えた。この数理モデルでは、各住宅に利用者の移動需要を与え、その需要を満たすようにEVの運用を行った。加えて、複数住宅に対する負荷平準化を目的としたEVの最適運用を求めた。EVは住宅に対し放電を行うことで給電の役割を担うことができ、複数住宅を対象とした場合、その規模に応じた負荷平準化を行うことが可能である。

基本となる住宅の消費電力の負荷平準化に対しては、Kimata et al. [25] は確率計画法によるヒートポンプ給湯器の運転計画最適化モデル (図5) を示した。従来モデルでは、早朝に貯湯タンクが満タンになるようにヒートポンプ給湯器を稼働させる。提案モデルでは、住宅内で発生するヒートポンプ給湯器を除く電化製品の消費電力をベースとし、そのピーク電力を増やさないようにヒートポンプ給湯器を最適運転させる。結果として、負荷平準化による改善と稼働時間の短縮が可

能であることを示し、ヒートポンプ給湯器の計画的な運転の有用性を示した。

木俣ら [24] は、1 戸の住宅ではなく、複数住宅の総消費電力に注目し、各住宅に対し EV の給電を行うことで総消費電力の負荷平準化を図った。EV の移動範囲は、充電ステーション、住宅、私用の移動による行先の 3 地点間であるものとする。時間帯ごとに EV が属する地点は、充電ステーションと住宅のみとし、私用の目的による移動は住宅から行われているものに限る。また、EV が充電も給電もしていない状態である独立状態は、充電ステーションと住宅の 2 箇所所定義される。

目的関数は負荷平準化と充電コストの線形和である多目的最小化である。制約には総消費電力の上下限、時間帯ごとの全住宅の総消費電力、給電による住宅の電力消費量の減少、給電後の消費電力量の非負制約などを含む。

各 EV は住宅、充電スペースまたは移動先の各地点で、充電中、給電、移動、またはそれ以外の必ずどれか一つの状態になることを表す。ここでは、時間 t における EV 車両 i の低速充電によるバッテリー残量の増加を以下の制約で示す。変数 BB_{it} , BA_{it} はそれぞれ充電前後のバッテリー残量を表し、定数 $\frac{\Delta t}{60}SC$ は単位時間あたりの充電量を表す。0-1 変数 sws_{ijt} は充電スペース j で充電を行うときに 1 となる。

$$(BB_{it} + \frac{\Delta t}{60}SC) \sum_{j \in J} sws_{ijt} = BA_{it} \sum_{j \in J} sws_{ijt} \quad \text{if } (BB_{it} + \frac{\Delta t}{60}SC) \sum_{j \in J} sws_{ijt} \leq R_{upper} \quad (34)$$

$$R_{upper} \sum_{j \in J} sws_{ijt} = BA_{it} \sum_{j \in J} sws_{ijt} \quad \text{if } (BB_{it} + \frac{\Delta t}{60}SC) \sum_{j \in J} sws_{ijt} > R_{upper} \quad (35)$$

制約 (34) と (35) はそれぞれ充電後の容量 R_{upper} に余裕がある場合と上限に達する場合を表し、バッテリー残量と EV の状態を表す変数との 2 次式になる。このような条件文と 2 次制約に対して再定式化を行う。0-1 変数 z_{1it} , z_{2it} はそれぞれ容量 R_{upper} に余裕がある場合、ない場合に 1 をとるものとする。

充電を行うとき、スラック変数 stb_{1it} , stb_{2it} の値は 0 となり、さらに別のスラック変数 stc_{1it} , stc_{2it} の値を考慮すると式 (41) または (42) によって充電後のバッテリー残量の値が決まる。充電を行わない場合は、スラック変数 stb_{1it} , stb_{2it} の値は 0 以上の値を許容するため、給電や移動などの別の制約によりバッテリー残

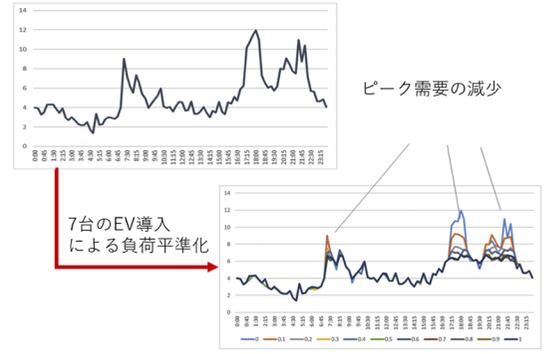


図 6 EV を 7 台導入した場合の総消費電力の推移

量の値が決まる。

$$z_{1it} + z_{2it} = 1 \quad (36)$$

$$BB_{it} + \frac{\Delta t}{60}SC \leq R_{upper} + M(1 - z_{1it}) \quad (37)$$

$$M(1 - z_{2it}) + BB_{it} + \frac{\Delta t}{60}SC \geq R_{upper} \quad (38)$$

$$0 \leq stb_{1it} \leq M(1 - \sum_{j \in J} sws_{ijt}) \quad (39)$$

$$0 \leq stb_{2it} \leq M(1 - \sum_{j \in J} sws_{ijt}) \quad (40)$$

$$BB_{it} + \frac{\Delta t}{60}SC + stb_{1it} - stb_{2it} - stc_{2it} = BA_{it} \quad (41)$$

$$R_{upper} + stb_{1it} - stb_{2it} - stc_{1it} = BA_{it} \quad (42)$$

$$0 \leq stc_{2it} \leq Mz_{2it} \quad (43)$$

$$0 \leq stc_{1it} \leq Mz_{1it} \quad (44)$$

$$z_{1it}, z_{2it} \in \{0, 1\} \quad (45)$$

実験データは以下のとおりである。計画期間は 24 時間とし、単位時間は $\Delta t = 15$ 分とする。住宅の戸数は 10 戸で、1 日の消費電力量のデータは、日本建築学会 [26] の住宅におけるエネルギー消費量データベースより、2003 年 1 月の電力需要を用いて作成する。

EV のバッテリー容量の上限を 40kWh とする。電費は 1/9 [kWh/km] とする。また、1 時間当たりの充放電の電力量をどちらも 3kWh とする。EV の導入台数は最大 7 台とし、充電スペースの設置数は EV を十分に充電できる環境にするため EV の導入台数と同数とする。

図 6 は、EV を導入しなかった場合の総消費電力と 7 台導入した場合のその推移を表している。EV を導入しなかった場合の総消費電力の推移からは、三つの電力ピークが存在しているが、EV を 7 台導入することでこれらの電力ピークを抑えることに成功した。目的関数における負荷平準に相当する項に対する重みを変化させることにより、ピーク需要が減少する。

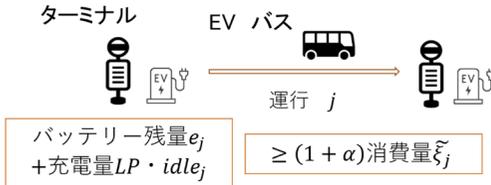


図7 EVバス運行におけるバッテリー残量

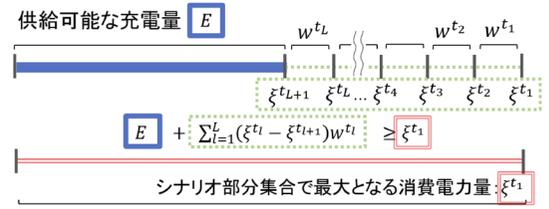


図8 スター不等式

5. EVバス導入計画

CO₂ 排出量の削減を目的として環境負荷の少ないEVバスの導入が世界的に進められている。最近では、短時間での充電を可能とする急速充電器の開発が進んでいる。この技術を用いた継ぎ足し充電型のEVバス運用モデルは、総所有費用の観点から優れており注目されている。運用計画を立てる際は消費電力量の不確実性を考慮しつつ、蓄電池容量と充電器配置を同時に最適化する必要がある。鈴木ら [27] は、図7に示される継ぎ足し充電型EVバス問題を確率的制約条件を含む混合整数計画問題によって定式化した。確率的制約条件を含む問題は一般的に計算困難であるため、切除平面法の適用により計算を効率化した。

目的関数は充電器設置費用と蓄電池購入費用、充電費用の最小化である。制約には、蓄電池の充電量に関するフロー制約、充電量の上限、車両ごとの蓄電池タイプ選択、充電時間の上下限などがある。重要な制約が、安定的な走行を保証するための確率的制約条件である。あるバスの1日における運行の集合を J 、充電器の充電出力 [kW] を LP 、消費電力量に対する余裕率を α 、運行 j の消費電力量 [kWh] を表す確率変数を $\tilde{\xi}_j$ とし、決定変数として、運行 j の起点ターミナルにおける充電量 [kWh] を e_j 、運行 j の起点ターミナルにおける充電時間 [h] を $idle_j$ と定める。以下の確率的制約は、EVバスがすべての運行において消費電力量の $(1 + \alpha)$ 倍以上の充電量を有する確率が確率 $1 - \epsilon$ 以上となることを表す。

$$\mathbb{P}(e_j + LP \cdot idle_j \geq (1 + \alpha) \cdot \tilde{\xi}_j, \forall j \in J) \geq 1 - \epsilon \quad (46)$$

ここで、確率変数 $\tilde{\xi}_j$ は離散分布に従うと仮定し、そのとりうる値は ξ_j^s , $s = 1, \dots, S$ の S 通りであるとする。消費電力量のシナリオ ξ_j^s の発生確率を π^s とするとき、 E_j を充電量から余裕率を減じた値として以下のように定める。

$$E_j = (e_j + LP \cdot idle_j) / (1 + \alpha), \forall j \quad (47)$$

さらに決定変数としてシナリオ s での制約の充足を表す0-1変数 w^s を導入すると、確率的制約 SMIP (stochastic mixed integer programming) として制約 (48)–(50) に展開することができる。

$$E_j + \xi_j^s \cdot w^s \geq \xi_j^s, \forall j, s \quad (48)$$

$$\sum_{s \in S} \pi^s \cdot w^s \leq \epsilon, \quad (49)$$

$$w^s \in \{0, 1\}, \forall s \quad (50)$$

制約 (48) で $w^s = 0$ ならば、 $E_j \geq \xi_j^s$ となりシナリオ s において確率的制約 (46) が満たされる。一方、 $w^s = 1$ ならば、 $E_j \geq 0$ となり電力の供給は保証されない。また、消費電力量は $\xi_j^1 \geq \xi_j^2 \geq \dots \geq \xi_j^S$ (シナリオ番号の降順) に並んでいるものとする。さらに $p := \max\{k : \sum_{s=1}^k \pi^s \leq \epsilon\}$ とする。またシナリオ添字集合 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_L\}$ において、 $t_1 \leq t_2 \leq \dots \leq t_L$, $\xi_j^{t_{l+1}} := \xi_j^{p+1}$ と定義する。Luedtke et al. [28] は、上記の SMIP に対して、以下の妥当不等式である強化スター不等式 (strengthened star inequality) を示している。スター不等式は、図8のように供給可能な充電量と最大消費電力量との差分の和が最大消費電力量以上となることを表す。

$$E_j + \sum_{l=1}^L (\xi_j^{t_l} - \xi_j^{t_{l+1}}) w^{t_l} \geq \xi_j^{t_1}, \quad \forall T = \{t_1, \dots, t_L\} \subseteq \{1, \dots, p\} \quad (51)$$

Suzuki et al. [29] は切除平面法による解法を示した。制約 (50) を連続緩和した問題の解を (E_j^*, w^{*s}) とし、妥当不等式 (51) の逸脱量を最大化する。そのために、シナリオ番号 $s = 1, \dots, p+1$ を点集合、辺 (i, j) (ただし $i < j$) の重みを $\xi^i - \xi^j$ で与えた有向グラフの始点を $s = 1$ から p まで変えて最短路問題を繰り返し解く。この解が式 (51) を満たさない場合切除平面となる。

EVバスの導入事例を参考に、仮想のバス路線と交番表データを生成する。具体的には20km四方の都市

を想定し、充電器の設置可能なバスターミナルを 20 ヶ所設定する。1 日に走行するバス車両は 40 台、運行数は 10 とし、EV バスシステムに必要な急速充電器数や蓄電池容量を求めた。必要な充電器数は、電費が変化しても変化は少ない。一方で、蓄電池容量は電費に応じて差が出ている。充電器数と蓄電池容量はトレードオフの関係にあるため、余裕率 α を変化させた場合は、蓄電池容量の拡大によって必要な電力量を補う傾向にあるといえる。このような分析により、EV バスの普及に寄与する知見を提供できる。

6. おわりに

本稿では、再生可能エネルギーのプラントへの導入、ネガワットによるデマンドレスポンス、EV シェアリングによる負荷平準化、EV バス導入のための充電器配置問題への確率計画法の応用を示した。これらは環境問題を背景に世界的に喫緊の課題である。確率計画法はこれらを解決するために有効な手法の一つであり、今後もこの分野への応用が期待できる。

参考文献

- [1] A. Charnes and W. W. Cooper, “Chance constrained programming,” *Management Science*, **6**, pp. 73–79, 1959.
- [2] G. B. Dantzig, “Linear programming under uncertainty,” *Management Science*, **1**, pp. 197–206, 1955.
- [3] J. R. Birge and F. Louveaux, *Introduction to Stochastic Programming*, Springer, 1997.
- [4] P. Kall and J. Mayer, *Stochastic Linear Programming*, Springer, 2005.
- [5] P. Kall and S. W. Wallace, *Stochastic Programming*, Wiley, 1995.
- [6] W. K. Klein Haneveld, M. H. van der Vlerk and W. Romeijnnders, *Stochastic Programming*, Springer, 2020.
- [7] 椎名孝之, 『確率計画法』, 朝倉書店, 2015.
- [8] C. Xu and T. Shiina, *Risk Management in Finance and Logistics*, Springer, 2018.
- [9] J. A. Momoh, *Adaptive Stochastic Optimization Techniques with Applications*, CRC Press, 2016.
- [10] A. Prékopa, J. Mayer, B. Strazicky, I. Deák, J. Hoffer, Á. Németh and B. Potecz, *Scheduling of Power Generation: A Large-Scale Mixed-Variable Model*, Springer, 2014.
- [11] 田中誠, 高嶋隆太, 鳥海重喜, 『エネルギー・リスクマネジメントの数理モデル』, 朝倉書店, 2018.
- [12] R. Van Slyke and R. J.-B. Wets, “L-shaped linear programs with applications to optimal control and stochastic linear programs,” *SIAM Journal on Applied Mathematics*, **17**, pp. 638–663, 1969.
- [13] 所健一, 福山良和, “エネルギー効率活用のためのスマートコミュニティモデルの開発と拡張,” *オペレーションズ・リサーチ: 経営の科学*, **62**, pp. 44–48, 2017.
- [14] 福場智紀, 椎名孝之, 所健一, “エネルギープラント運用及び導入計画の確率計画法による最適化,” *日本オペレーションズ・リサーチ学会和文論文誌*, **63**, pp. 1–17, 2020.
- [15] NEDO, 「日射に関するデータベース」, <http://www.nedo.go.jp/library/nissharyou.html> (2022 年 7 月 25 日閲覧)
- [16] M. Dei, T. Fukuba, T. Shiina and K. Tokoro, “Operational plan for the energy plants considering the fluctuations in the spot price of electricity,” In *Operations Research Proceedings 2019*, pp. 257–263, 2020.
- [17] Y. Huang, P. M. Pardalos and Q. P. Zheng, *Electrical Power Unit Commitment Deterministic and Two-Stage Stochastic Programming Models and Algorithms*, Springer, 2017.
- [18] R. Mikami, T. Fukuba, T. Shiina and K. Tokoro, “Unit commitment problem in the deregulated market,” *Integrated Uncertainty in Knowledge Modelling and Decision Making*, V.-N. Huynh, T. Entani, C. Jeenanunta, M. Inuiguchi and P. Yenradee (eds.), pp. 96–107, Springer, 2020.
- [19] 萬木貴大, 椎名孝之, 森戸晋, “発電機起動停止問題における列生成法の改善,” *日本応用数理学会論文誌*, **25**, pp. 21–30, 2015.
- [20] T. Shiina, “Design of distribution network using power flow controller,” *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, **12**(3), JAMDSM0068, 2018.
- [21] M. Yamada, T. Fukuba, T. Shiina and K. Tokoro, “Negawatt planning via stochastic programming,” *Asian Journal of Management Science and Applications*, **5**, pp. 40–55, 2020.
- [22] 山田真大, 椎名孝之, 所健一, “需要家の電力需要の変動を考慮したアグリゲーションコーディネーターのネガワット計画,” *電気学会論文誌 C*, **142**, pp. 110–116, 2022.
- [23] 一般社団法人環境共創イニシアチブ, 「エネマネオープンデータ」, <https://www.ems-opendata.jp/> (2022 年 7 月 25 日閲覧)
- [24] 木俣翔太, 椎名孝之, 所健一, “カーシェアリングモデルにおける負荷平準化を目的とした EV の最適運用,” *電気学会論文誌 C*, **142**, pp. 162–169, 2022.
- [25] S. Kimata, T. Shiina and K. Tokoro, “Operation planning for heat pump in a residential building,” *Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing*, **14**(5), JAMDSM0076, 2020.
- [26] 日本建築学会住宅内のエネルギー消費量に関する調査研究委員会, 「住宅におけるエネルギー消費量データベース」, <http://tkkankyo.eng.niigata-u.ac.jp/HP/HP/database/index.htm> (2022 年 7 月 25 日閲覧)
- [27] 鈴木淳也, 椎名孝之, 濱田龍之介, “消費電力量の不確実性を考慮した EV バス導入計画,” *日本オペレーションズ・リサーチ学会 2022 年度春季研究発表会アブストラクト集*, 2-F-8, 2022.
- [28] J. Luedtke, S. Ahmed and G. Nemhauser, “An integer programming approach for linear programs with probabilistic constraints,” *Mathematical Programming, Series A*, **122**, pp. 247–272, 2010.
- [29] A. Suzuki, T. Fukuba and T. Shiina, “The facility location problem with a joint probabilistic constraint,” *Integrated Uncertainty in Knowledge Modelling and Decision Making*, V.-N. Huynh, T. Entani, C. Jeenanunta, M. Inuiguchi and P. Yenradee (eds.), pp. 26–37, Springer, 2020.