

需要家の特性を考慮した不確実性下のネガワット計画

大槻 知史^{1,a)}

受付日 2013年3月31日, 再受付日 2013年8月13日,
採録日 2013年9月13日

概要: 需給逼迫時の電力需給バランス問題の解決方策として, ネガワット取引が注目されている. これは需要家が事前に一定の電力需要削減を約束し, 約束した日時に電力需要を削減目標以下にすることで, インセンティブを得る取引のことである. 一方で, 電力需要は気象や突発的な要因に左右されやすく, 正確に予測することが難しい. したがって, 約束した電力削減目標を確実に達成するためには, 需要予測の変動の分布を考慮した調整制御を実施する必要がある. ここでは電力削減リソースの起動時間や特性の違いに着目し, 不確実性状況下において多段階で意思決定するネガワット計画を考え, サンプルパスを用いた解法を提案する. 本稿で実施した一次評価用の数値実験設定では, 複数のサンプルパスを利用する提案手法により, 負担コストを削減できる効果を確認した.

キーワード: デマンドレスポンス, シナリオツリー, サンプルパス, ネガワット

Negawatt Planning Based on Consumer's Characteristics Under Uncertainty

TOMOSHI OTSUKI^{1,a)}

Received: March 31, 2013, Revised: August 13, 2013,
Accepted: September 13, 2013

Abstract: Recently, negawatt trade has attracted considerable attention, which is one of the effective solution for solving the demand-supply balance problems. This is the mechanism in which demand players first commit the constant amount of power reduction, and then obtain incentive in the case they can really reduce the power for committed times. On the other hand, power demand is difficult to predict, due to the fluctuation by meteorological factor or some other emergent necessities. Thus, to carry out the negawatt plan for certain, it is necessary to control demand considering demand predictive distribution. In this paper, we focus on the difference of start-up time and the characteristics of reserved power to make negawatt plans. Then, we proposed a solution using sample-paths to make negawatt plans efficiently under uncertainty. As a result of the preliminary computational evaluation, the proposed method using plural sample-paths has achieved the solution with less cost than other methods.

Keywords: demand response, scenario tree, sample path, negawatt

1. はじめに

電力需給バランス問題の解決方策として, 電力の大口需要家に対するネガワット取引が注目されている [20]. これは需要家が事前に, 一定の電力需要削減を約束し, 約束した日時に電力需要を削減目標以下にすることで, インセンティブを得る仕組みのことである.

この仕組みにより, 需要家側には無理ない電力削減によりインセンティブを得られるメリットがある. また電力事業者側には, ネガワット取引を通して電力需要ピーク時の不足見込みの電力量分を埋め合わせることで, 計画停電などの社会的に影響の大きい方策に頼らずに, 電力需給バランス問題を解決できるメリットがある.

一方で電力需要^{*1}は気象や突発的な要因に左右されやす

¹ 株式会社東芝
Toshiba Corporation, Kawasaki, Kanagawa 212-8582, Japan
^{a)} tomoshi1.otsuki@toshiba.co.jp

^{*1} 本稿では「電力需要」は, 電力事業者から購入する受電電力を指すものとし, たとえば自家発電や蓄電池により電力供給を補う場合, 使用電力量から発電量・放電量を減じた値を指す.

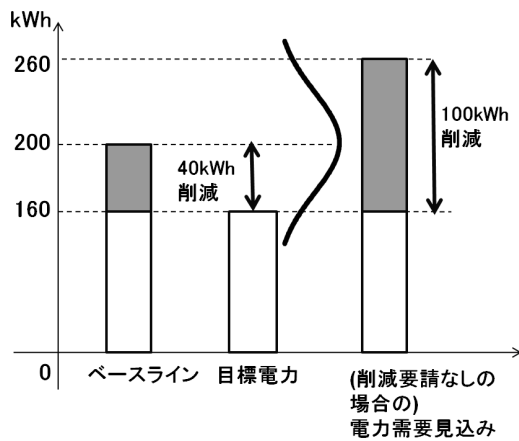


図 1 必要な電力削減量が増加する例

Fig. 1 An example that requiring power reduction amount increases.

く、正確に予測することが難しいという性質を持つ。したがって削減目標を未達成の場合に高額な罰金を請求されるケースでは、需要家にリスクが生じる。

たとえば図 1 のように、翌日のある時間帯（たとえば 13:00~14:00）に、ベースライン*2 200(KWh) に対し、160(KWh) 以下に電力削減が可能と判断し、40(KWh) の削減を約束した場合を考えよう。この場合に、(翌日の気温が予想よりも高くなったなどの要因により) 削減を予定した機器以外の電力需要が想定よりも 60(KWh) 増加してしまったとする*3。すると削減目標量以下の電力需要を達成する、すなわち電力需要を 160(KWh) まで減らすための電力削減量は、元々予定した 40(KWh) に加えて、予想外に増加した 60(KWh) を相殺するための、合計 100(KWh) の実質的な電力削減が必要となる。

需要家は、図 2 のように、コジェネレーション（電熱併給のこと、以下「コジェネ」という）、蓄電池などによる蓄創エネ機器や、省エネ努力などの電力削減リソースを持つ（以下これらをまとめて、リソースという）と考えられる [14], [17]。

ここでは、一定の電力需要削減を約束した需要家が、電力需要を削減目標以下にするために、電力需要予測の不確実性を考慮して、どのようなリソース活用戦略をとるかという、問題設定を考える。この問題は、電力需要予測の不確実性と同時に、リソースの特性や、省エネに対応するための制約条件を含むため困難度の高い問題となる。

本稿では、この不確実性下のネガワット計画を作成する問題に対し、サンプルパス（複数シナリオ）を用いた定式化を行う。

*2 あらかじめ約束したルールに基づく基準となる電力量のこと。たとえば過去 10 日分の当該時間帯の電力需要の平均値とする方式等が知られている。ここでは簡単のため、需要削減を約束した当初の需要予測値も、ベースラインと一致していると仮定する。

*3 想定外の需要増が生じる典型的な例としては、たとえば空調機がある。空調の場合、外気温によって電力需要が大きく変動する。

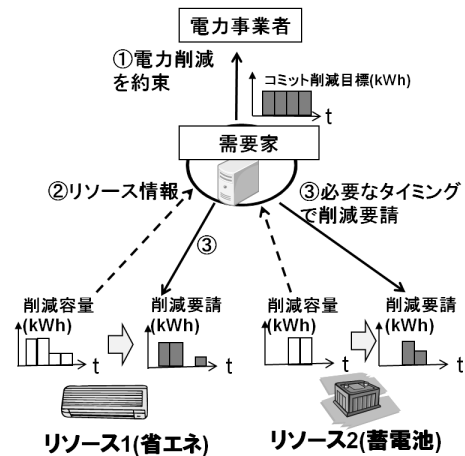


図 2 リソースを用いた電力削減実現の枠組み

Fig. 2 A framework of realizing power reduction by resources.

以下、2 章では関連研究について述べる。次に 3 章ではネガワット計画の問題設定、4 章ではサンプルパスを用いたモデル化と解法、5 章では提案手法の評価結果について述べる。6 章は、まとめである。

2. 関連研究

ネガワット取引は、米国を中心にすでに導入されているデマンドレスポンス（以下、DR という）の一形式であると考えられる。一般に、DR は電力価格を需要家に通知する価格型（price options）と、一定の条件を達成した需要家にインセンティブを支払うインセンティブ型（incentive-or event-based options）に大別できる [4] が、このうちネガワット取引はインセンティブ型に属する。前者の価格型の DR 方式としては、米国の電力市場において一般化している経済原理に基づく手法 [3] が知られている。一方、後者のインセンティブ型 DR 方式は、米国の電力市場やアグリゲータ*4においてすでに導入事例がある [11]。

電力システムの運用に際して、電力事業者が、電力需給バランスを制御するために発電機の起動停止を最適化する問題（起動停止問題）については、従来から多くの研究がある。たとえば、電力需要の期待値を利用し、ラグランジュ緩和を利用する手法 [1], [8]、遺伝的アルゴリズムを用いる手法 [15]、確率計画法を適用する手法 [12] 等がある。

最適化問題の目的関数や制約条件に不確実要素をとまなうという問題に対しては、パラメータを確定値としてではなく確率変数として扱う確率計画法 [2], [6] という分野があり、起動停止問題への適用 [12] も知られている。解法として L-shaped 法 [16] 等が知られているが、線形計画問題として表現できない場合の解法構築は困難であり、また多期間の意思決定を必要とする場合は組合せ爆発により求解が困難となることが知られている [7]。

*4 電力事業者と需要家の間に入って、電力削減を実現する電力仲介業者のこと。

一方、多期間の意思決定問題に対する別のアプローチとして、サンプルパス最適化 [9] (シナリオ木, シナリオ集約法 [10] とも呼ばれる) が知られている. これは, 確率変数の分布関数に従って複数サンプルを発生させ, 各サンプルを確定的な問題としてとらえた場合のサンプル全体の期待コスト最小化解を, 近似解として採用する方法である.

3. 問題設定

ここでは需要家が, ネガワット取引の結果として, いくつかの時間帯 $t \in \mathcal{T}_c$ に関して, ベースライン B_t (KWh) に対する一定のコミット削減目標 Q_t (KWh) をすでに約束した状況を想定する. 以下では, 時間帯の最小単位をスロット t ($\in \mathcal{T} = \{1, 2, \dots, 24\}$) と呼び, コミット削減目標が設定されたスロットの集合 \mathcal{T}_c をコミットスロットと呼ぶ (なお本稿では, スロットは 1(h) 単位であると考え). この場合, コミットスロットの電力需要を $B_t - Q_t$ 以下に削減する必要があり, 電力需要を削減目標以下にすることに失敗した場合は, スロット t ごとに一定の罰金 R_t (円) が課されるものとする.

したがって, ここではコミット削減目標を達成するための, リソースを利用した電力削減計画 (ネガワット計画) を作成する問題を考える.

3.1 需要変動 (需要予測の不確実性) のモデル化

スロット t の (削減要請がなかったとした場合の) 電力需要予測の期待値を d_t とするとき, あるスロット t に必要な削減量 (以下, コミット削減目標と区別するため, 実質削減必要量という) の期待値は, $(d_t - B_t) + Q_t$ により得られる^{*5}.

今, B_t, Q_t は確定値であるが, 電力需要予測は変動すると思われる. ここでは, 簡単のためスロット t の需要予測が平均 d_t , 分散 σ_t^2 の正規分布に従うと仮定すると, 実質削減必要量にも変動が生じ, 分布

$$\mathcal{N}((d_t - B_t) + Q_t, \sigma_t^2) \quad (1)$$

に従う. ここで $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ は平均 μ , 分散 σ^2 の正規分布を表すとする. なお電力需要予測の分散 σ_t^2 は, 現在時刻 t_0 と予測したいスロット t との差分 $(t - t_0)$ が大きくなるほど拡大すると考えられる.

3.2 リソースの特性のモデル化

需要家が電力削減を実行する場合, 照明, 空調, OA 機器などに関する省エネ努力 (以下, 「省エネ」という) と, 創蓄エネ機材による電力削減 (以下, 「創蓄エネ」という) が考えられる. ここでは, よく知られたいくつかの事例をもとに, モデル化すべき要件を抽出する.

^{*5} d_t が B_t よりも小さい場合, $(d_t - B_t) + Q_t$ は負になる可能性がある. その場合実質削減必要量は 0 と考えてよい.

まず, 省エネに関しては, 2012 年の取り組み事例 [22], および 3 つの業務ビルの事例をモチーフとした詳細なシミュレーション事例 [13] をもとに, 削減要請を受けて省エネに対応する際の要望や負担に関連する記述を下記にあげる.

- 夏の 13:00~16:00 の時間帯において, 照明, 空調, OA 機器の合計で, 5~10% の電力削減が可能 [13].
- 1 時間の我慢であればスーパーマーケットなどにおいて, 20~30% の電力削減が可能 [22].
- 3 時間は長いと感じた. 1 時間程度たったところで商品の品質や快適性なども考えると, 結果 ON/OFF を繰り返した. 1 時間であればガツンと減らせる自信はある [22].
- 3 時間連続だと暑くなり, お客様から暑いというクレームも一部あった [22].
- 1 時間ずつのリレー形式による抑制が効果的, 1 時間であれば対応負荷も少なく成果が出やすい [22].
- 約 3 時間前の依頼で電力ピーク抑制へのレスポンスを実行できた [22].

また省エネのコストに関しては, 通常の電力単価の 4~7 倍程度になるとの報告があり [5], 通常の電力単価を 15 (円/KWh) と想定すると, これは 60~100 (円/KWh) 程度に相当する.

次に, 創蓄エネに関しては, 大規模ビルでは, コジェネによる創エネや蓄電池を用いた蓄エネの導入事例があり, たとえば下記のようなことが知られている.

- 2010 年の見込みではコジェネの発電単価は 10~30 (円/KWh) 程度 [19].
- コジェネの場合, 大規模ビルでは平均 100~400 (KW) の導入実績がある [18].
- 蓄電池の場合, 数百 KWh の容量の導入事例がある [21].

また本稿では, 蓄電池は, 夜間電力によりコミットスロット以外で充電するものとし, コミットスロットでは放電のみを行うものとする. よってコミットスロット合計では, 最大で蓄電池容量に相当する電力量の放電が可能であると仮定する. また, 蓄電池やコジェネについては, 運転計画作成・承認等の作業に時間を要するケースが多いため, 実際に使用するまでに比較的長い起動時間が必要であると仮定する.

以上の事例に基づき, 本稿では省エネに関する要望や負担と蓄創エネ機材の電力削減リソースとしての特性を表現するため, 以下のようなリソース k の属性を導入しモデル化した.

- 削減容量 A_{tk} (KWh/スロット)
- 負担コスト C_{tk} (円/KWh)
- 起動時間 τ_k (スロット)
- 通算対応可能時間 M_k (スロット/day)
- 通算対応可能量 N_k (KWh/day)

ここで削減容量および負担コストは, それぞれ 1 スロッ

表 1 リソースの属性の例

Table 1 An example of resource features.

リソースの種類	省エネ	蓄電池	コジェネ
削減容量 (KWh/h)	100	300	200
負担コスト (円/KWh)	80	20	30
起動時間 (h)	1	5	10
通算対応可能時間 (h)	2	24	24
通算対応可能量 (KWh)	-	300	-

トで削減可能な電力および、1(KWh)削減に必要な金額を表す。また、通算対応可能時間および通算対応可能量は、それぞれリソースが1日に合計で対応可能な最大スロット数、および最大削減電力量を表す。さらに、起動時間とは、削減を実現するために必要な準備時間のことである。

たとえば表 1 のように、属性が与えられた場合を考える。ここで現在時刻は $t_0 = 0:00$ とし、各スロットは 1(h) を表すとす。

この場合、省エネのリソースは、1(h)前に削減要請すれば削減可能であるため、1:00以降のすべてのスロットで、100(KWh)の電力削減が可能である。ただし、省エネリソースは通算 2(h)までしか対応できないような特徴を持つ。

次に、蓄電池のリソースは、5(h)前に削減要請する必要があるため、5:00以降のスロットで、300(KWh)の電力削減が可能である。ただし容量の制約から1日に対応可能な最大値も 300(KWh)である。またコジェネのリソースは、10(h)前に削減要請する必要があるものの1(h)あたり 200(KWh)の電力削減が可能である。

3.3 ネガワット計画作成・更新の手順

図 3 のフローにより、計画作成の手順を時間軸に沿って説明する。ここで T_MAX はコミットスロットの内最遅のスロットを表すものとする。

まず Step 1 では、現在時刻に相当するスロット t_0 以降の(削減要請がなかったとした場合の)電力需要予測の期待値 d_t を獲得し、各コミットスロットの実質削減必要量の期待値 $(d_t - B_t) + Q_t$ を更新する。

次に Step 2 では、コミット削減目標とリソースの条件とから、各コミットスロットに対するネガワット計画作成・更新する。これは、どのリソースに対しどのコミットスロットに削減要請するかの計画であり、作成手法の詳細は 4.2 節で述べる。

最後に Step 3 では、ネガワット計画のうち、1スロット後までに要請時刻 (= 削減要請するスロットに相当する時刻 - 起動時間) に到達するものについては、各リソースへの削減要請を実施する。

Step 1~Step 3 の処理は、1スロット経過するごとに繰り返す (Step 4)。

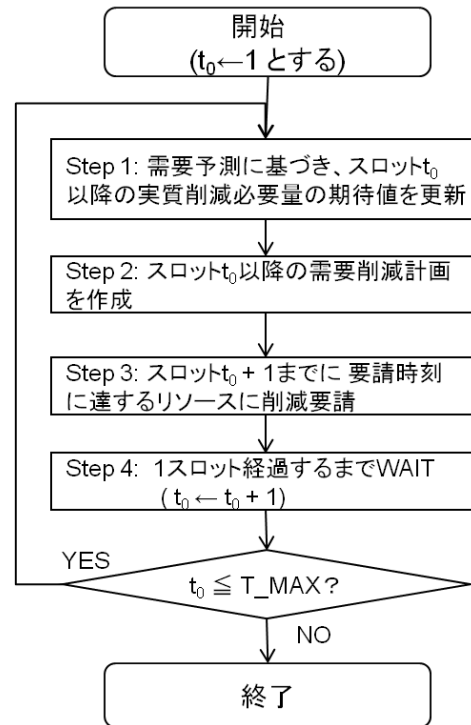


図 3 計画作成のフローチャート

Fig. 3 A flowchart of developing negawatt plans.

リソースの種類	省エネ	蓄電池	コジェネ	合計
3:00-4:00			削減要請	
4:00-5:00			削減要請	
...
10:00-11:00		削減要請		
11:00-12:00				
12:00-13:00	削減要請			
13:00-14:00	100		200	300
14:00-15:00		100		300
15:00-16:00		300		300

図 4 リソース条件を満たすネガワット計画の例

Fig. 4 An example of a negawatt plan satisfying resource constraints.

3.4 条件を満たすネガワット計画の例

図 4 は、図 3 のフローの結果得られるネガワット計画の例である。この例では 13:00 から 16:00 までの 3 個のコミットスロットにおいて、それぞれコミット削減目標 $Q_t = 300(KWh)$ が設定されたものとする。

この計画では、12:00 (および 13:00) の時点で、省エネリソースに 13:00~14:00 (および 14:00~15:00) 時点に実行する 100(KWh) の削減要請、10:00 の時点で、蓄電池に 15:00~16:00 に実行する 300(KWh) の放電要請、また 3:00 (および 4:00) の時点で、コジェネに 13:00~14:00 (および 14:00~15:00) に実行する 200(KWh) の起動要請を出している。

これらは確かに表 1 に設定された条件を満たし、各コミットスロットのコミット削減目標 300(KWh) を達成する

計画となっている。

なおこの場合、たとえば 10:00 に削減要請予定の蓄電池に対する要請が、10:00 以前に不要と判断できた場合は、まだ実際に要請したわけではないため、取り消すことができる。一方、10:00 より後では、すでに削減要請を出してしまっているため、取り消すことができない。

ただし、この例は電力需要予測の不確実性を考慮せず、ちょうどコミット削減目標を達成する計画となっているため、他の要因により電力需要が増えた場合に、電力需要を削減目標以下にできない可能性がある。

4. 需要予測が不確実な場合の問題設定と解法

本章では電力需要予測の不確実性を考慮した最適手法について述べる。

4.1 実質削減必要量が確率変動する場合のネガワット計画

ここでは電力需要予測が変動し、結果として実質削減必要量が確率変動する場合のネガワット計画を考える。図 5 は、電力需要予測の変動にともないネガワット計画が変化する例を表す。ここでは 13:00 から 16:00 までのネガワット計画を作ることを想定し、また簡単のため、2 段階のロット T_1 , T_2 の順に意思決定を行う場合を考えることとする。

最初に、 T_1 の時点では、 T_1 時点での「13:00 から 16:00 の電力需要に関する予測」に基づき、ネガワット計画を作成する。次に T_2 の時点では、 T_2 時点での「13:00 から 16:00 の電力需要に関する予測」に基づき、ネガワット計画を更新するが、ここでは電力需要予測が T_1 時点よりも大きくなるシナリオ (2-1) と、電力需要予測が T_1 時点よりも小さくなるシナリオ (2-2) の、2 つのシナリオに分けて考える。

まず 2-1 のケースは、ロット T_2 の時点でも削減要請を実施する必要がある、リソース 2 に削減要請する。一方、2-2 のケースは、ロット T_2 の時点では、削減要請が不要となるため、リソース 2 への削減要請は不要である。

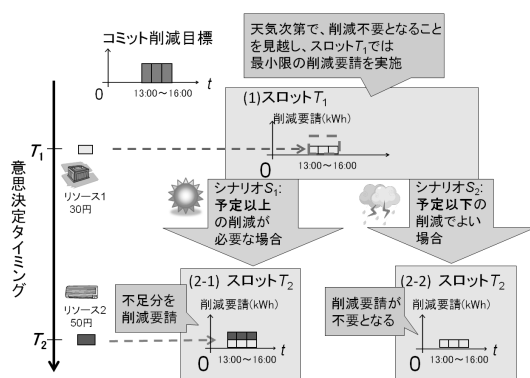


図 5 シナリオに応じてネガワット計画が変化する例

Fig. 5 An example that a negawatt plan varies in response to scenarios.

このように各時点では、各時点における、コミットロットの需要予測に基づき、ネガワット計画を作成・更新する必要がある。また各時点におけるネガワット計画では、需要予測の不確実性を考慮しつつ、各リソースの負担コストと削減容量、実質削減必要量の変動の大きさ、等のトレードオフをとり、最も低コストとなる可能性の高い、将来時点の最適な計画を求める必要がある。

ここでは、段階数・シナリオ数ともに 2 である単純な例を示したが、実際には、より複雑な想定が必要となりうる。一方、この問題を正確に解くためには、当該ロット以降のすべてのロットのシナリオを展開し、末端から最適戦略を伝搬させて期待値を求めるべきであるが、問題サイズが爆発して現実的でない。そこで、ここでは $|S|$ 個のサンプルパス (シナリオ) を作成し、これらのコストの期待値をとることで、近似する方針をとる。

4.2 ネガワット計画作成問題の定式化

ここでは電力需要予測の変動を、 $S = \{1, 2, \dots, |S|\}$ なる $|S|$ 個 ($|S|$ は集合 S の要素の数であり、シナリオの個数に相当) の電力需要予測シナリオに置き換える。なお各シナリオは、現在時刻 t_0 より後のサンプルパスとして $(P^s, \{D_t^s\}_{t \in T})$ で与えた。これは確率 P^s で、現在時刻 t_0 より後の (削減要請がなかったとした場合の) 電力需要予測系列が、 $\{D_{t_0+1}^s, D_{t_0+2}^s, D_{t_0+3}^s, \dots\}$ となることを表す。

ここでは、ネガワット計画作成問題を、各シナリオのコストの期待値の最小化問題として下記のように定式化した。

$$\begin{aligned} & \min \\ & \sum_{s \in S} P^s \cdot \sum_{t \in T_c} \left(\sum_{k \in I_t} C_{tk} v_{tk} + \sum_{k \in J_t} C_{tk} w_{tk}^s + R_t z_t^s \right) \quad (2) \\ & \text{s.t.} \\ & \sum_{k \in I_t} v_{tk} + \sum_{k \in J_t} w_{tk}^s \geq (D_t^s - B_t + Q_t)(1 - z_t^s), \\ & \quad \quad \quad \forall t \in T_c, \forall s \in S, \quad (3) \\ & 0 \leq v_{tk} \leq A_{tk} x_{tk}, \quad \quad \quad \forall t \in T_c, \forall k \in I_t, \quad (4) \\ & 0 \leq w_{tk}^s \leq A_{tk} y_{tk}^s, \quad \quad \quad \forall t \in T_c, \forall k \in J_t, \forall s \in S, \quad (5) \\ & \sum_{t: t \leq t_0 + \tau_k} x_{tk} + \sum_{t: t \geq t_0 + \tau_k + 1} y_{tk}^s \leq M_k, \quad \forall k \in I_t, \forall s \in S, \quad (6) \\ & \sum_{t: t \leq t_0 + \tau_k} v_{tk} + \sum_{t: t \geq t_0 + \tau_k + 1} w_{tk}^s \leq N_k, \quad \forall k \in I_t, \forall s \in S, \quad (7) \\ & x_{tk} \in \{0, 1\}, v_{tk} \in \mathbb{R}, \quad \quad \quad \forall t \in T_c, \forall k \in I_t, \quad (8) \\ & y_{tk}^s \in \{0, 1\}, w_{tk}^s \in \mathbb{R}, \quad \quad \quad \forall t \in T_c, \forall k \in J_t, \forall s \in S, \quad (9) \\ & z_t^s \in \{0, 1\}, \quad \quad \quad \forall t \in T_c, \forall s \in S. \quad (10) \end{aligned}$$

ここで決定変数は以下の x_{tk} , y_{tk}^s , v_{tk} , w_{tk}^s および z_t^s である。ただし、添え字 t, k, s の定義域はそれぞれ T_c, I_t, J_t ($\equiv I_t \cup J_t$), S とする。なお現在時刻 (t_0) よりも前にすでに出した要請に該当する x_{tk} および v_{tk} については、要請量が確定しているため定数として扱う。

- x_{tk} : リソース k に, スロット t ($\leq t_0 + \tau_k$) の削減要請を出す (or 出した) か否かの 0-1 変数
- y_{tk}^s : シナリオ s で, リソース k に, スロット t ($\geq t_0 + \tau_k + 1$) の削減要請を出すか否かの 0-1 変数
- v_{tk} : リソース k に, スロット t ($\leq t_0 + \tau_k$) の削減要請を出す (or 出した) 場合の要請量 (KWh)
- w_{tk}^s : シナリオ s で, リソース k にスロット t ($\geq t_0 + \tau_k + 1$) の削減要請を出す場合の要請量 (KWh)
- z_t^s : シナリオ s の場合に, 電力需要をコミット削減目標以下にできるか否かの 0-1 変数

また, それ以外の各記号の定義は以下のとおりである.

- \mathcal{T}_c : コミットスロットの集合
- \mathcal{K}_t : スロット t に実行可能なリソースの集合
- \mathcal{I}_t : スロット t に実行可能なリソースのうち, 時刻 t_0 以前に要請しなければならないリソースの集合 (つまり $\mathcal{I}_t \equiv \{k | k \in \mathcal{K}_t, t \leq t_0 + \tau_k\}$)
- \mathcal{J}_t : スロット t に実行可能なリソースのうち, 時刻 $t_0 + 1$ 以降に要請できるリソースの集合 (つまり $\mathcal{J}_t \equiv \{k | k \in \mathcal{K}_t, t \geq t_0 + \tau_k + 1\}$)
- \mathcal{S} : スロット t_0 の時点で仮定する将来の電力需要予測シナリオの集合
- A_{tk} : スロット t の翌日 DR 向けリソース k の削減容量 (KWh/スロット)
- C_{tk} : スロット t の翌日 DR 向けリソース k の負担コスト (円/KWh)
- τ_k : リソース k の起動時間
- M_k : リソース k の通算要請時間の上限
- N_k : リソース k の通算要請電力量 (KWh) の上限
- B_t : スロット t のベースライン (KWh)
- Q_t, R_t : スロット t のコミット削減目標 Q_t (KWh), と罰金 R_t (円) の組
- $(P^s, \{D_t^s\}_{t \in \mathcal{T}})$: 現在時刻 t_0 の時点の, スロット t に関する電力需要予測シナリオ (確率 P^s でスロット t ($> t_0$) の電力需要が D_t^s (KWh) となる)

式 (2) の目的関数の第 1 項は, すでに出した要請 ($k \in \mathcal{K}_t$ のうち $k: t < t_0 + \tau_k$ を満たすもの) または t_0 に出す可能性のある要請 ($k \in \mathcal{K}_t$ のうち $k: t = t_0 + \tau_k$ を満たすもの) に関するリソースの負担コストの総和を表す. 一方, 第 2 項, 第 3 項は, シナリオごとの, 将来出す予定の要請に相当するリソースの負担コスト, および罰金の和の期待値を表す. したがって, 式 (2) は全体として, コストの期待値の最小化を表す.

次に制約条件については, まず式 (3) は, シナリオごとのリソースに対する削減要請量の合計が, 実質削減必要量以上であることを表す. 式 (4) は, 現在時刻以前のリソースの削減容量制約を表す. 式 (5) は, 各シナリオにおける, 現在時刻より後のリソースの削減容量制約を表す. 式 (6) は, 使用リソースに対して要請するトータルの時間が通

算対応可能時間以下であることを表す. 式 (7) は, 使用リソースに対して要請するトータルの削減要請量が通算対応可能量以下であることを表す.

5. 提案手法の評価

本章では提案手法の評価結果について述べる.

5.1 実験データの作成

実験では, コミットスロットの (削減要請がなかったとした場合の) 電力需要が 2(MW) である, 蓄電池とコジェネを有する, 大規模ビルを想定した需要家を考える. また 6 個のテナントに分かれ, それぞれが独立に省エネすることを想定する. つまり合計 8 個のリソースを有する.

コミットスロットは文献 [22] にならい 13:00~16:00 を想定し, $t = 13, 14, 15$ の計 3 スロットとした. 各スロットに対するコミット削減目標はピーク値から 15%削減を想定し, $Q_t = 300$ (KWh) とした. また罰金 R_t としては, 60,000(円) と仮定した*6.

また, 計 8 個の各リソースの属性は, 表 2 に定めた範囲で, 一様乱数を用いてランダムに生成した. なお表 2 のデータは, 3.2 節で述べたデータをもとに定めた.

5.2 電力需要予測の変動データの作成方法

次に, 評価実験のための, 各スロットに対する電力需要予測の変動データの作成方法について述べる.

ここではまず, スロット t_0 時点での, スロット t ($> t_0$) の電力需要予測を $d_t(t_0)$ で表し, $d_t(t_0)$ の, 予測する時刻 t_0 に関する時系列を考える. いま t_0 時点での電力需要予測 $d_t(t_0)$ と, $t_0 + 1$ 時点での電力需要予測 $d_t(t_0 + 1)$ との間に,

$$d_t(t_0 + 1) = d_t(t_0) + \epsilon, \quad \epsilon \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (11)$$

なる関係が成り立つものと仮定する. この仮定の下では, 正規乱数を用いて, スロット t ($> t_0$) の需要予測時系列

表 2 実験に使用したリソースの属性

Table 2 Resource features used in our experiments.

k	1	2	3~8
種類	蓄電池	コジェネ	省エネ
A_{tk}	100~250	100~400	0~30 ^a
C_{tk}	10~30	10~30	60~100
τ_k	5~10	5~10	1~3
M_k	(= A_{tk})	-	-
N_k	1	-	1~3

^a $N_k = 1$ の場合 20~30, $N_k = 2$ の場合 10~20, $N_k = 3$ の場合 5~10 とする.

*6 コミット削減目標 1(KWh) あたりの報酬を 100(円) と仮定し, 文献 [20] にならい, 失敗時はその 2 倍の罰金をとられると仮定した.

$\{d_t(t_0), d_t(t_0 + 1), d_t(t_0 + 2), \dots, d_t(t)\}$ を順に作成することができる。ここで最終的に得られる $d_t(t)$ が、実際に生じる電力需要を表すものとする、 $d_t(t)$ は、

$$d_t(t) = d_t(t_0) + \epsilon', \quad \epsilon' \sim \mathcal{N}(0, (t - t_0) \cdot \sigma^2) \quad (12)$$

となり、結果として t_0 時点におけるスロット $t (> t_0)$ の電力需要予測は正規分布

$$\mathcal{N}(d_t(t_0), (t - t_0) \cdot \sigma^2) \quad (13)$$

に従って変動すると見なせる。ここで、 $(t - t_0)$ 個の正規分布の和の分散が、元の正規分布の分散の $(t - t_0)$ 倍となることを利用した。結果として、式 (11) のモデルを仮定するだけで、3.1 節で述べた、

- 需要予測が正規分布に従う、
- 現在時刻 t_0 と予測したいスロット $t (> t_0)$ との差分 $(t - t_0)$ が大きくなるほど需要予測の分散が大きくなる、

という現象をモデル化できている。

なお異なるコミットスロットの電力需要予測の変動データの作成において、独立な需要予測時系列を利用すると、各コミットスロットの電力需要予測や電力需要が互いに独立となり、不自然である。そこでここでは、異なるコミットスロットの電力需要予測の変動データを、共通の電力需要予測時系列から作成した。この場合、 $d_{t+1}(t) = d_t(t)$ となるため、スロット $t+1$ に実際に生じる電力需要 $d_{t+1}(t+1)$ とスロット t に実際に生じる電力需要 $d_t(t)$ との差分は、 $t+1$ スロット目の需要予測の変動のみにより生じる。

5.3 電力需要シナリオの作成方法

次に、式 (11) のモデルを仮定した場合のシナリオの作成方法について述べる。ここでは提案手法で使用する時刻 t_0 時点での各シナリオ D_t^s は等確率 (すなわちすべての $s \in S$ に対し $P^s = 1/|S|$) で発生するように定めた。また D_t^s を、式 (13) で表される分布の下側確率 $1/|S|$ の点となるように、

$$D_t^s = d_t(t_0) + \sqrt{t - t_0} \cdot \sigma \cdot F^{-1}(s/|S|) \quad (14)$$

として与えた。ここで F は、標準正規分布の累積分布関数とする。なお平均 μ' 、標準偏差 σ' の正規分布の下側確率 x の点は、 $\mu' + \sigma' \cdot F^{-1}(x)$ で与えられることを利用した。また計画作成時点 t_0 では、 t_0 時点以降の電力需要予測時系列は未知であるが、正規分布の平均 e_t ($\equiv d_t(t_0)$)、および標準偏差 σ_t ($\equiv \sqrt{t - t_0} \cdot \sigma$) の値は既知であることに注意する。

5.4 評価方法

ここでは、以下の 4 種類の戦略の平均コストを比較する。ここで平均コストとは、5.2 節の方法で作成した 20 個のテ

ストデータ (スロット t の需要予測時系列) に対するコストの平均値のことである。いずれの戦略の場合も、現在時刻 t_0 を 0 から 15 まで順に増やす表 3 のフロー (すなわち、 $T_MAX = 15$ とする) に従い、ネガワット計画を作成・更新するものとし、 $t_0 = 15$ に作成された最終的なネガワット計画を評価する。なお本実験では、1(h) あたりの予測誤差に相当する標準偏差 σ の値は、 $\sigma = 8.0$ であるとした*7。

- 提案手法による、 $|S|$ 個のサンプルパスを考慮した戦略 (以下、**提案手法**という。 $|S|$ は 2 から 15 まで変える)
- 電力需要予測をシナリオ 1 個に固定する戦略。ここでは固定値として $e_t + \sigma_t$ 、および $e_t + 2\sigma_t$ の 2 通りを想定 (σ_t , $2\sigma_t$ を安全マージンと呼び、それぞれの手法を **sigma1**, **sigma2** という)*8
- 実際に生じる電力需要 $d_t(t)$ を既知とする場合 (以下、**perfect** という) の戦略、つまり完全な予測ができたとする場合の戦略

また sigma1, sigma2, および perfect の場合は、4.2 節の定式化においてシナリオ 1 個に固定した場合と見なせるため、 $|S| = 1$ とし、かつ D_t^1 の値をそれぞれ、 $e_t + \sigma_t$, $e_t + 2\sigma_t$ および $d_t(t)$ に置き換えた問題を解いた。

ここで、perfect は (事前には知りえない情報である) 実際に生じる電力需要 $d_t(t)$ を使ったものであるため、現実的な設定ではないが、考えうる最小コストを算出するための基準ケースとして採用した。また、比較対象として、提案手法より単純な sigma1, sigma2 を採用した理由は、1(h) ごとに要請を出すこと自体の効果と、提案手法のように 1(h) ごとの要請量をきめ細かく調整することの効果とを分けて評価したいためである。

なお提案手法で得られた混合整数線形計画の求解には、CPLEX 12.2.0.0 を用い、計算機環境としては、Intel Xeon E5345 @2.33 GHz, 16.0 GB RAM を用いた。この環境下では、今回の実験の各スロットごとの最適化問題の求解処理は、多くの場合に 10.0(sec) 未満であるため、最大時間を 10.0(sec) に設定して計算を実行した*9。

5.5 実験結果

最初に図 6 に、電力需要の実績が事前に分かっている perfect の場合に、5.1 節の方法でランダムに生成した計 100 ケースのうち、perfect の場合に罰金 0 となった (つまり全 3 個のコミットスロットで電力需要を削減目標以下に

*7 前日予測の誤差が 2%であることを仮定し、この結果を逆算して得た値である。

*8 平均 μ' 、標準偏差 σ' の正規分布において、下側確率 95% (20 回に 1 回程度失敗に相当) となるのは $\mu' + 1.64\sigma'$ であることに基づき、安全マージンとしては σ_t , $2\sigma_t$ を採用した。

*9 なお今回実行した中で最も問題規模の大きい提案手法の $|S| = 15$ の場合に、optimality gap が 0.01%以下となる時間を計測したところ、合計 30,000 回の CPLEX による求解中、10(sec) 以上要するものが 671 回、1(sec) 以上要するものが 2231 回であった。

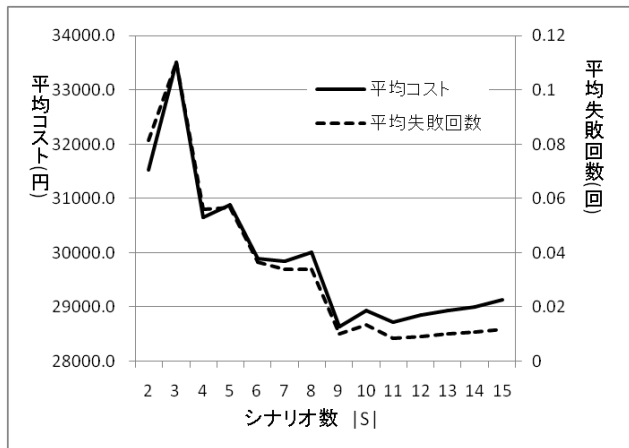


図 6 シナリオ数と平均コスト，平均失敗回数の関係

Fig. 6 Line plot of average cost and the average number of failures against the number of scenarios.

表 3 各手法によるコストおよび失敗回数

Table 3 Average cost and the number of failures for each method.

戦略	提案手法 ($ S = 10$)	sigma1	sigma2	perfect
平均コスト (円)	28399.4	32525.5	31464.2	23709.6
(負担コスト)	27810.1	25721.9	27392.8	23709.6
(罰金)	589.3	6803.6	4071.4	0.0
平均失敗回数	0.01	0.11	0.07	0.0

できた) 計 56 ケースに対して，提案手法においてシナリオ数を $|S| = 2$ から $|S| = 15$ まで変えた場合の，平均コストと，3 スロットの内平均何スロットで罰金を払ったか (平均失敗回数) の推移を示す．この結果， $|S| = 10$ 程度までは， $|S|$ を増やすことで，平均コスト，失敗回数ともに，おおむね単調に減少する傾向を読みとることができる．

次に提案手法とそれ以外の手法とを比較するため，表 3 に，上記の 56 ケースに対する，各戦略による平均コストと失敗回数を示す．平均コストについては，負担コストと罰金との内訳も示した．なお提案手法は，ここでは $|S| = 10$ の場合を示す．

いずれのケースも，完全な予測ができたと仮定した (実際には不可能な設定である) perfect のコストが最小となるが，この perfect を除いた 3 戦略の中では，提案手法が平均コスト，失敗回数ともに最小である．

次に各戦略のコストの内訳を見る．まず，sigma1 と sigma2 の比較では，安全マージンの大きい sigma2 の方が，失敗回数が少なくなる一方で負担コストが大きくなる傾向があり，失敗回数と負担コストがトレードオフとなることが分かる．これに対し提案手法は，失敗回数を著しく小さくすることが可能であり，この結果として合計コストが小さくなることが読み取れる．

次に個別のケースを比較するため，図 7 に，perfect 以

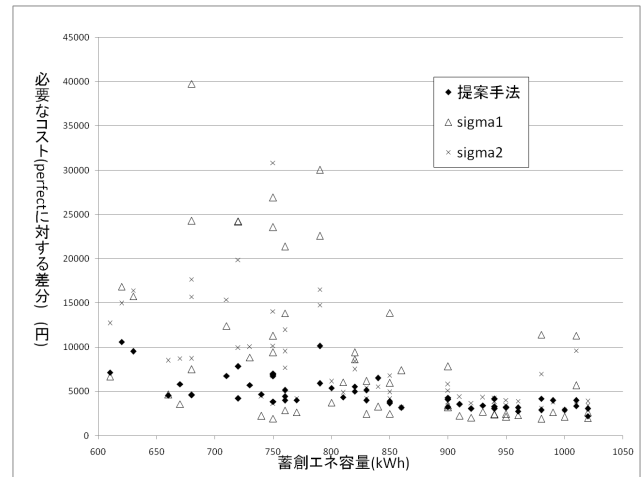


図 7 $|S| = 10$ の場合の数値実験の結果の詳細

Fig. 7 A detailed computational experiment result when $|S| = 10$.

外の各手法に対する，蓄創エネ容量 ($= M_1 + 3A_{t2}$ (KWh) に相当) と，perfect に対する差分コストとの関係をプロットした散布図を示す．まず，どのケースでも，おおむね蓄創エネ容量が増えるほど，差分コストが小さくなる傾向がある．また内訳では，全 56 ケース中，コストでは 28 ケース，失敗回数では 55 ケースで，提案手法が最小となった．コストに関しては，sigma1 が最小となるケースが多くなっているが，これは安全マージンを小さくしているためと考えられ，逆にそれ以外のケースでは，sigma1 のコストが極端に大きくなっているケースが散見される．この図からは，提案手法はどのケースでも安定してコストを小さくできる傾向を読み取ることができる．

6. おわりに

本稿では，電力需給逼迫時を想定した状況下において，電力削減目標を確実に達成するため，不確実性下でも安定して低コストなネガワット計画を作成する手法を提案した．具体的には，保有する電力削減リソースの特性を考慮すること，多段階で電力削減要請を実施すること，また複数の需要シナリオをサンプルパスを用いて近似すること，によるモデル化に基づき，ネガワット計画問題を混合整数計画として定式化し求解する手法を提案した．また，電力需要予測の不確実性を考慮した場合，本稿で実施した一次評価用の数値実験設定では，複数のサンプルパスを利用する提案手法により，負担コストを削減できる効果を確認した．また需要変動モデルとして正規分布を採用した本稿の実験では，サンプルパス数 10 程度までは，サンプルパスを増やすほどコスト削減効果が高まることが分かった．以上の結果から，リソースの起動時間の違いを利用してタイムリな電力削減要請を行うことで，需要家の負担を最小化しつつ，電力需要削減の確実性を上げられる可能性がある．

最後に，今後の課題について述べる．

まずモデル化の観点からは、第1に電力需要予測モデルの精度を高めるため正規分布以外の分布を考慮することが求められる。電力需要予測分布は、おおむね単峰性のモデルとなると考えられるが、本稿の目的の1つである突発的な需要変動に対応するという観点では、よりテイルの厚い分布を使うことが有効となる可能性がある。第2に、電力削減リソースの代表例として、本稿では蓄電池、コジェネ、省エネの3要素を取り上げたが、これらをより詳細に分類することで、新たにモデル化すべき要素が生じる可能性がある。

次に、解法の課題としては、大規模問題を求解するための計算時間の改善があげられる。本稿の問題設定では、おおむね optimality gap が0.01%以下の解が得られたが、問題が大規模になると変数の数が膨大となり、解が得られなくなる可能性が高く、何らかの近似解法が必要となる。

最後に、需要家に属するリソースの数・種類、コミットスロット数、各コミットスロットの目標電力量・罰金の大きさ等、今回の問題設定には、様々なパラメータがあるため、多くのバリエーションによる評価実験を行う必要がある。

参考文献

- [1] Bard, J.F.: Short-term scheduling of thermal-electric generators using Lagrangian relaxations, *Operations Research*, Vol.36, pp.756–766 (1988).
- [2] Birge, J.R.: Stochastic programming computation and applications, *INFORMS Journal on Computing*, Vol.9, pp.111–133 (1997).
- [3] Carlson, B., Chen, Y. and Hong, M.: MISO unlocks billions in savings through the application of operations research for energy and ancillary services markets, *Interfaces*, Vol.42, No.1, pp.58–73 (2012).
- [4] Goldman, C., Reid, M., Levy, R. and Silverstein, A.: Coordination of energy efficiency and demand response, LBNL-3044E (Jan. 2010).
- [5] 服部 徹, 戸田直樹: 米国における家庭用デマンドレスポンスプログラムの現状と展望, 電力中央研究所調査報告 Y10005 (Mar. 2011).
- [6] 久保幹雄, 松井知己, 田村正久 (編): 応用数理計画ハンドブック, 第13章 確率計画法, pp.710–769, 朝倉書店 (2002).
- [7] 久保幹雄, 松井知己, 田村正久 (編): 応用数理計画ハンドブック, 第15章 多段階確率計画問題, pp.957–982, 朝倉書店 (2002).
- [8] Muckstadt, J.A. and Koenig, S.A.: An application of Lagrangian relaxation to scheduling in power-generation systems, *Operations Research*, Vol.25, pp.387–403 (1977).
- [9] Plambeck, E.L., Fu, B.R., Robinson, S.M. and Suri, R.: Sample – path optimization of convex stochastic performance functions, *Mathematical Programming*, Vol.75, pp.137–176 (1996).
- [10] Rockafellar, R.T. and Wets, R.J.B.: Scenarios and policy aggregation in optimization under uncertainty, *Mathematics of Operations Research*, Vol.16, No.1, pp.119–147 (1991).
- [11] Schisler, K. et al.: The role of demand response in ancillary services markets, *Transmission and Distribution Exposition Conference: 2008 IEEE PES Powering Toward the Future, PIMS 2008*, No.4517087 (2008).
- [12] Shiina, T. and Birge, J.R.: Multistage stochastic programming model for electric power capacity expansion problem, *Japan Journal of Industrial and Applied Mathematics*, Vol.20, pp.379–397 (2003).
- [13] 高橋雅仁, 浅野浩志, 山口順之: 業務部門のデマンドレスポンスによる需要調整の技術的ポテンシャルの評価, 電力中央研究所調査報告 Y08034 (May 2009).
- [14] 高山正俊, 高橋雅仁, 加藤力也, 山口順之: デマンドレスポンスプログラムの導入がわが国の発電コストに与える影響, 電力中央研究所調査報告 Y10021 (June 2011).
- [15] 所 健一, 増田 靖, 西野寿一: 大規模な発電起動停止計画問題の遺伝的アルゴリズムに基づく解法, 電力中央研究所調査報告 R04018 (Jan. 2006).
- [16] Van Slyke, R.M. and Wets, R.: L-shaped linear programs with applications to optimal control and stochastic programming, *SIAM Journal on Applied Mathematics*, Vol.17, No.4, pp.638–663 (1969).
- [17] 吉田好邦, 松橋隆治: 産業需要家への調査に基づいた停電コストの推計, 電気学会論文誌 B, Vol.131, No.9, pp.730–736 (2011).
- [18] コージェネレーション・エネルギー高度利用センター webpage, 入手先 (<http://www.ace.or.jp/index.html>).
- [19] コージェネによる電力の売電について平成24年3月資源エネルギー庁資料 webpage, 入手先 (<http://www.enecho.meti.go.jp/info/committee/kihonmondai/17th/17-4-2.pdf>).
- [20] 関西電力(株): 法人のお客さまを対象とした電力需給の安定化に向けた新たな取組みについて webpage, 入手先 (<http://www.kepcoco.jp/pressre/2012/0528-3j.html>).
- [21] 需要家が250(KWh)の蓄電池を持つ事例 webpage, 入手先 (<http://www.meidensha.co.jp/press/attach/BEMS20100901.pdf>).
- [22] 株式会社環境経営戦略総研: 今夏デマンドレスポンスの取組み結果について webpage, 入手先 (<http://www.npu.go.jp/policy/policy09/pdf/20121012/shiryos3-3-3.pdf>).



大槻 知史

1979年生。2003年東京大学大学院新領域創成科学研究科修士課程修了。2013年同大学院情報理工学系研究科博士課程修了。博士(情報理工学)。2003年から(株)東芝研究開発センターにて最適化、スケジューリング等の研究開発に従事。電気学会、日本オペレーションズ・リサーチ学会各会員。