

需要家不満度を考慮した不確実性下のネガワット戦略

大槻 知史^{1,a)}

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電力削減可能量 (ネガワット) を入札し、約束した日時に電力削減を実現することで、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。従って、ネガワットを確実に実行するためには、需要予測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不満度の違いに着目し、不確実性状況下でも効率的にネガワット計画を作成する問題を確率計画法に基づきモデル化し、近似手法を用いて混合整数線形計画に帰着する手法を提案した。評価実験の結果、提案手法により低コストな解が得られることが分かった。

キーワード: ネガワット, 確率計画法, 組合せ最適化

Negawatt Strategy Considering User's Unsatisfaction Under Uncertainty

TOMOSHI OTSUKI^{1,a)}

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 bid the amount of reducible electricity (negawatt), and then obtain incentive in the case they can really reduce the electricity for predefined times. On the other hand, electricity demand is difficult to predict, due to the fluctuation by meteorological factor or emergent necessity. Thus, to carry out the negawatt plan for certain, it is necessary to control demand considering demand predictive distribution. In this paper, we proposed a new method for making negawatt plan efficiently focusing on the difference of start-up time or on the unsatisfaction level of reserved power under uncertainty based on the stochastic programming, and proposed a formulation based on approximation methods. As a result of the computational evaluation, proposed method has achieved the solution with lesser cost than other methods.

Keywords: Negawatt, Stochastic Programming, Combinatorial Optimization

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 [1]。これは需要家が事前に、予め定義された基準電力量 (ベースライン) からの電力削減量 (ネガワット) を市場に入札し、応札した場合に約束した日時に電力削減目標を達成すること

(以下、コミット という) 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不足見込みの電力量分を埋合せることで、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。

一方で電力需要量^{*1}は気象や突発的な要因に左右されや

¹ (株) 東芝
Toshiba Corporation
^{a)} tomoshi1.otsuki@toshiba.co.jp

^{*1} 本稿では「電力需要量」は、電力事業者から購入する受電電力を

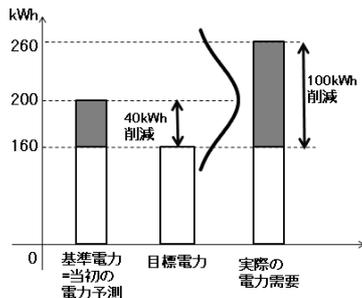


図 1 コミットが困難になる例.

Fig. 1 An example that commitment becomes difficult.

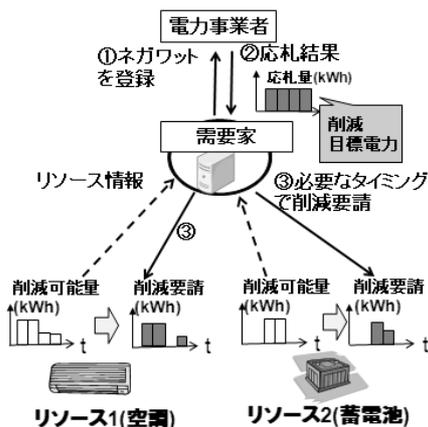


図 2 ネガワット実現の模式図.

Fig. 2 A framework of realizing negawatt.

すく、正確に予測することが難しい性質をもつ。

従って需要家が、電力削減目標にコミットできない場合に、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、基準電力が 200(kWh) である、翌日の 14:00-15:00 の時間帯に、160(kWh) 以下に電力削減が可能と判断し、40(kWh) のネガワットを入札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り、(削減を予定した以外の部分の) 電力需要量が想定よりも 60(kWh) 増加してしまったとする。この場合目標電力量にコミットする、すなわち需要量を 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) の電力削減が必要となる。

需要家は、図 2 のように、蓄エネ機器、電力削減機器、などの機材や、休業などの電力削減オプション (以下、リソースと呼ぶ) を持つと考えられる。ここでは、ネガワット市場に入札した需要家が、電力削減目標にコミットするために、需要予測の変動リスクを考慮して、どのようなリソース活用戦略を採るかという、問題設定を考える。

指すものとし、たとえば自家発電や蓄電池からの放電により電力供給を補う場合、実際に使用した電力量から発電量および放電量を減じた値のことを指すものとする。

この問題は、需要予測のゆらぎを扱うと同時に、機器ごとの特性、電力削減に対応する人間系の不満度などを考慮するために、調整コスト、継続時間、同時実行可能性などの組合せ条件の考慮も必要のため、非線形性と整数制約を含む困難度の高い問題となる。

本稿では、需要家側の電力削減計画問題ならではの特性として、電力削減リソースの起動時間や不満度の違いに着目し、不確実性状況下でも効率的に需要削減できる電力削減戦略のモデル化と最適化手法について述べる。また得られた手法を評価した結果について述べる。

2. 関連研究

本稿で述べるネガワット取引は、電力システムの運用に際して、発電または配電する設備運用計画と似ている。電力事業者等が、電力を使用する需要家に対して電力削減等の要請を行うことで、電力系統全体としての電力需給バランスの制御を実施するための最適化技術は、発電所の起動停止問題と言われ、従来から多くの研究がある。たとえば需要の期待値に基づき、限界費用 (ラグランジュ乗数) を利用して起動停止を決定する手法 [2] や、確率計画法を適用する研究 [3] 等が知られている。しかし、多くは、電力事業者側の視点からの発電所の起動停止問題の研究が中心であり、需要家側の満足度にまで言及し、複雑な組合せ条件と需要の不確実性の両方を考慮した研究は多くないようである。

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 $t \in T_c$ に関して、ベースライン b_t (kWh) に対し、一定の削減目標値 m_t (kWh) の応札が、既になされた状況を想定する。(以下では、時間帯の最小単位をスロットと呼び、目標値が設定されたスロットの集合 T_c をコミットスロットと呼ぶ。)

なおコミットできない場合は、スロット t ごとに一定の失敗コスト P_t (円) が必要となるものとし、また一度出した削減要請は、取り消すことができないものとする。

この場合、需要家が削減目標値にコミットするためには、確実に電力削減を実施する必要がある。したがって、ここではこの目標値にコミットする電力削減計画 (ネガワット計画) を作成する問題を考える。

3.1 想定するネガワット計画作成手順

ネガワット計画作成手順を、図 3 にしたがって説明する。

まず Step 1 では、現在時刻に相当するスロット t_0 以降の需要予測を獲得し、各コミットスロットに必要な削減量の分布および期待値を更新する。

次に Step 2 では、コミットした計画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を作成する。この計画は、後述するように各リソースをどの時刻

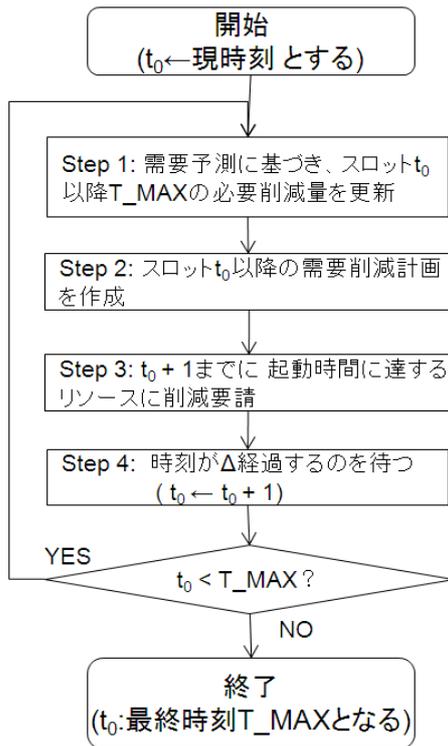


図 3 ネガワット計画作成のフローチャート.

Fig. 3 A flowchart of making negawatt plan.

に削減要請するかの計画を表す。

最後に Step 3 では、ネガワット計画の内、 Δ 時間後までに要請時刻 (= 削減時刻 - 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、単位スロットに相当する時間 (Δ) が経過することに繰り返す。

3.2 需要予測のゆらぎのモデル化

スロット t の需要予測^{*2}の期待値を s_t とするとき、あるスロット t に必要な削減量の期待値 e_t は、

$$e_t = s_t - (b_t - m_t) \quad (1)$$

により得られる。

ここでは、スロット t に必要な削減電力を表す確率変数 y_t は平均が e_t である密度関数 $f(y_t)$ に従って揺らぐものとする。なお $f(y_t)$ の分散は、現在スロット 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。

3.3 需要家不満度のモデル化

本稿では需要家不満度をリソースの属性として表現する。リソース k の属性は、たとえば以下のようにモデル化できる。

^{*2} 以下、需要予測は、電力削減しなかった場合の需要予測のことを指すものとする。また自家発電などを実施する場合は、(需要予測 - 発電量予測) を需要予測とみなす

表 1 リソース情報の例.

Table 1 An example of resource information.

リソースの種類	OA 機器	蓄電池	休業
削減可能量 (kWh/h)	50	200	200
応答単価 (円)	50	250	600
起動時間 (h)	1	3	10
通算対応可能時間 (h)	2	24	24
通算対応可能量 (kWh)	-	200	4800

表 2 リソース条件を満たすネガワット計画の例.

Table 2 An example of a negawatt plan.

リソースの種類	OA 機器	蓄電池	休業	合計
3:00- 4:00			削減要請	0
4:00- 5:00			↓	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
10:00-11:00		削減要請	↓	0
11:00-12:00		↓	↓	0
12:00-13:00	削減要請	↓	↓	0
13:00-14:00	50	50	200	300
14:00-15:00	50	50	200	300
15:00-16:00	0	100	200	300

- 削減可能量 A_t^k (kWh/スロット)
- 応答単価 C_t^k (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)

ここで削減可能量および応答単価は、それぞれ 1 スロットで削減可能な容量および、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。ここで、通算対応可能時間、通算対応可能量は複数のスロットにまたがる組合せ条件となる。また、あるリソースが複数の時間帯に必ず同時に使用しなければならない条件 (同時発動条件) や、複数のリソースのいずれかしか使用できない条件 (排他条件) なども、必要に応じて考慮する。

3.4 条件を満たすネガワット計画の例

表 2 は、たとえば表 1 のように属性が与えられた場合に、得られるネガワット計画の例である。ここでは 13:00 から 16:00 までの 3 スロットにおいて、それぞれ削減目標が 300(kWh) である場合の計画である。

この計画では、12:00(および 13:00) の時点で、OA 機器に 13:00(および 14:00) 時点に実行する 50(kWh) の削減要請、10:00(および 11:00,12:00) の時点で、蓄電池に 13:00 以降に実行する 50(kWh) 又は 100(kWh) の削減要請、また 3:00(および 4:00) の時点で、休業する削減要請を出す。

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に対し、合計 300(kWh) の削減を実行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。

ただし、この例は需要予測のゆらぎを考慮せず、丁度コミットした量を実現する削減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、コミットできない可能性がある。そこで次節では需要予測のゆらぎを考慮した最適化手法について述べる。

4. 最適化問題としての定式化と解法の概要

ここでは需要予測のゆらぎを考慮するため、制約が満たされない場合に罰金を与える、償還請求型の確率計画問題としてモデル化する。

またこのモデル化では、非線形な目的関数を有する組合せ問題となり、そのまま解くことは難しいため、確率分布関数の区分線形化と変数定義域のメッシュ化とにより近似し、混合整数線形計画に帰着する方針を採る。

4.1 最適化問題としてのモデル化・定式化

最適化問題は以下のように定式化できる。

$$\min \sum_{t \in T_c} \left(\sum_{k \in K} C_t^k E_{y_t} [Q_t^k] + P_t E_{y_t} [R_t] \right) \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \quad 0 \leq v_t^k \leq A_t^k \cdot x_t^k, \quad \forall k \in K, \forall t \in T_c, \quad (3)$$

$$\sum_{t \in T_c} x_t^k \leq M^k, \quad \forall k \in K, \quad (4)$$

$$\sum_{t \in T_c} v_t^k \leq N^k, \quad \forall k \in K, \quad (5)$$

$$w_t^0 = 0, \quad \forall t \in T_c, \quad (6)$$

$$w_t^k = \sum_{j=1}^k v_t^j, \quad \forall k \in K, \forall t \in T_c. \quad (7)$$

- T_c : コミットスロットの集合。
- $K = \{1, 2, \dots, |K|\}$: リソースの集合。ただしスロット t に使えるリソース k としては、 $t_0 + \tau^k \leq t$ を満たすもののみを採用する。
- A_t^k : スロット t のリソース k の削減可能量
- C_t^k : スロット t のリソース k の応答単価
- M^k : リソース k の通算対応可能時間の上限
- N^k : リソース k の通算対応可能量の上限

ここで、 y_t はスロット t に必要な削減電力を表す確率変数であり、決定変数は以下の通りである。

- x_t^k : スロット t に、リソース k が削減要請を実施するかどうかの 0-1 変数
- v_t^k : スロット t に、リソース k を買い取る量
- w_t^k : スロット t に、 v_t^1 から v_t^k までの和を表す補助変数
ただし、 x_t^k, v_t^k, w_t^k (w_t^0 を除く) の定義域は $(k, t) \in K \times T_c$

である。またここでは、解法の説明の都合上、リソースは起動時間の降順で、かつ起動時間が同じ長さの場合は、応答単価の昇順に並びかえられているものとする。

ここで、 Q_t^k はスロット t のリソース k の買取電力量を、 R_t は失敗コストが発生するかどうかを 0-1 で表す確率変数である。これらの確率変数は、確率変数 y_t を潜在変数として揺らぐことに注意する。

$$Q_t^k = \begin{cases} v_t^k & \text{if } y_t \geq w_t^{k-1} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$R_t = \begin{cases} 1 & \text{if } y_t \geq w_t^{|K|} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

式 (8) および式 (9) の意味を説明する。

まずリソースが、起動時間の降順で、かつ起動時間が同じ長さの場合は、応答単価の昇順に並びかえられているため、ここでは添え字の小さい順にリソースの採用可否を判断することで、低コストかつ確実なリソース確保を目指した。

この場合、 w_t^k がスロット t に使用するリソース $1 \sim k$ の削減可能量の合計量を表すことから、電力不足量 y_t が w_t^{k-1} 以上である場合には、 k 番目のリソースを使用することとなる。したがって k 番目のリソースの買取のためのコストは、 $y_t \geq w_t^{k-1}$ およびそれ以外に場合分けし、式 (8) が得られる。なおここでは、簡単のため式 (8) における $w_t^k > y_t \geq w_t^{k-1}$ の場合の Q_t^k の値を v_t^k と近似した。

同様に、スロット t の電力不足量 y_t が $w_t^{|K|}$ より大きくなる場合は、全てのリソースを使用しても、目標値に到達せず、失敗コスト P_t が必要となるため、期待コストは $y_t \geq w_t^{|K|}$ が否かで場合分けし、式 (9) が得られる。

以上の Q_t^k および R_t の定義を踏まえると、式 (2) の目的関数は、買取価格の期待値の最小化を表すと考えられる。

なお $[t_0, t_0 + \Delta)$ の間に削減要請しなければならないリソース k に関しては、必ず削減要請することとなるため、確率 1 でコスト $C_t^k v_t^k$ が生じるものと考えた。

次に制約条件については、まず式 (3) は、使用リソースに対して要請する調整量が削減可能量以下であることを表す。式 (4) 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 (5) は、使用リソースに対して要請するトータルの調整量が通算対応可能量以下であることを表す。式 (6) および式 (7) は、補助変数 w_t^k が定義に従い、 $k = 0$ のとき 0 であること、それ以外の場合に v_t^1 から v_t^k までの和であることを表す。

4.2 解法の概要

次に以上で得た最適化問題の解法について述べる。

まず $F(y_t)$ を $f(y_t)$ の分布関数、すなわち $F(y_t) = \int_{-\infty}^{y_t} f(y) dy$ とすると、目的関数式 (2) は下記のように

変形できる．

$$\sum_{t \in T_c} \left(\sum_{k \in K} C_t^k v_t^k (1 - F(w_t^{k-1})) + P_t (1 - F(w_t^{K|})) \right) \quad (10)$$

しかし、このままでは目的関数に非線形関数 $F(\cdot)$ と変数 v の積が現われており扱いづらい．そこで、 $F(\cdot)$ 関数の区分線形化と、変数定義域のメッシュ化処理とにより、目的関数を線形化する．

まず、 $C_t^k v_t^k (1 - F(w_t^{k-1}))$ 項については、 w_t^{k-1} および v_t^k の各定義域を、それぞれ N_1, N_2 個の区間に分割し、2変数の値がメッシュ (i, j) に入るか否かを 0-1 変数 g_{tij}^k により表す．ここでメッシュ (i, j) に入るとは、 w_t^{k-1} が i 番目の区間 $[\alpha_{i-1}, \alpha_i]$ に、 v_t^k が j 番目の区間 $[\beta_{j-1}, \beta_j]$ に入ること指すものとし、 w_t^{k-1}, v_t^k がメッシュ (i, j) に入るときの $C_t^k v_t^k (1 - F(w_t^{k-1}))$ の平均値を、代表値 $G_t^k(i, j)$ とした．この結果、当該項は、 $\sum_{(i,j)} G_t^k(i, j) \cdot g_{tij}^k$ と線形化できる．

同様に、 $P_t (1 - F(w_t^{K|}))$ 項については、 $w_t^{K|}$ の定義域を N_1 個の区間に分割し、変数 $w_t^{K|}$ の値が i 番目の区間に入るか否かを 0-1 変数 h_{ti} により表す．ここで i 番目の区間は $[\alpha_{i-1}, \alpha_i]$ で定まるものとし、 $w_t^{K|}$ がこの区間に入るときの $P_t (1 - F(w_t^{K|}))$ の平均値を、代表値 $H_t(i)$ とした．この結果、当該項は、 $\sum_i H_t(i) \cdot h_{ti}$ と線形化できる．

以上の定義の下で、各リソース k および各スロット t につき、各項が各メッシュ領域および区間に入る条件は、変数 g_{tij}^k, h_{ti} を追加することで一次式で表現でき、最終的に元の問題の近似解を与える混合整数線形計画が得られる．

5. 提案手法の評価

本節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

実験では、コミットスロットを $t = 14, 15$ の計 2 スロットとし、各スロットに対する削減目標量 m_t は 500(kWh) とした．また失敗コスト P_t としては、50.0(万円), 100.0(万円) の 2 通りを考えた．

また、リソースデータとして D_1, D_2 の二種類を用意した．ここでデータ D_1 は、表 3 のように、リソース 1 から 3 の OA 機器 (表 3 では OA と略した)、リソース 4 から 6 の休業、リソース 7 の蓄電池 (表 3 では電池と略した) の 7 種類を想定し作成した．一方データ D_2 は、 D_1 から、削減可能量の大きなリソース 4 から 6 の起動時間を短くすることで、提案手法の有効性がより顕著に現れるデータとして模擬的に作成した．

各リソースの属性の値は、スロットによらず一定とし、表 3 のように定めた．なお起動時間については、データ D_1 とデータ D_2 とで異なる値となるため、それぞれ、表 3 では $\tau^k(D_1), \tau^k(D_2)$ とした．

表 3 実験に使用したリソースデータ．

Table 3 Resource information for experiments.

k	1	2	3	4	5	6	7
種類	OA	OA	OA	休業	休業	休業	電池
A_t^k	50	100	150	200	300	400	500
C_t^k	60	50	40	600	500	400	100
$\tau^k(D_1)$	1	2	3	10	10	10	2
$\tau^k(D_2)$	1	2	3	4	5	6	2
N^k	-	-	-	-	-	-	500
M^k	-	1	-	-	-	-	-

またリソース 1 と 4、リソース 2 と 5、リソース 3 と 6 の組はそれぞれ、いずれか一方しか利用できないものとした (排他条件)．また休業に関しては、実施する場合は、 $t = 14, 15$ の両スロットについて休業するものとした (同時発動条件)．

なお OA および休業については、全か無かとし、電池に関しては、50(kWh) 単位で 10 段階の調整が可能とみなした．よって N_2 の値は、リソース 1~6 については $N_2 = 2$ 、リソース 7 については $N_2 = 11$ となる．また、 v_t^k に対応する j 番目の区間 $[\beta_{j-1}, \beta_j]$ は、取り得る N_2 個の値が丁度 1 個ずつ入るように設定した．一方、 w_t^{k-1} に対応する i 番目の区間 $[\alpha_{i-1}, \alpha_i]$ は、 $P_t (1 - F(w_t^{K|}))$ の値域が丁度 $N_1 (= 10)$ 分割されるように設定した．

5.2 需要予測時系列の作成方法

ここでは、需要予測誤差が予測したいスロットまでの時間が長いほど、拡大することを表現するため、スロット t の需要予測値の変動を、予測を実施する各スロット T に関する時系列として、下記のようにモデル化した．

ここで、スロット T 時点でのスロット t の需要予測値 $s_t(T)$ と表すこととする．このときスロット T 時点でのスロット t の需要予測値 $s_t(T)$ と、スロット $T+1$ 時点でのスロット t の需要予測値 $s_t(T+1)$ との間に

$$s_t(T+1) = s_t(T) + \epsilon \quad (11)$$

$$\epsilon \sim \mathcal{N}(\cdot|0, \sigma^2) \quad (12)$$

なる関係が成り立つものと仮定し、正規乱数を用いて、スロット t の需要予測時系列 $\{s_t(0), s_t(1), s_t(2), \dots, s_t(t)\}$ を作成した．ここで $s_t(t)$ は、実際に生じる電力需要量と等しくなるものとする．したがって、計画作成時点 t_0 では、 t_0 時点以降の需要予測を表す時系列は未知であるが、正規分布の平均 $e_t = s_t(t_0)$ 、および標準偏差 $\sigma_t = \sqrt{t - t_0} \cdot \sigma$ の値は既知と仮定した．

なお本実験では、1 時間当たりの予測誤差に相当する標準偏差 σ の値は、 $\sigma = 50.0$ であるととした．

5.3 評価方法

ここでは、実験データとして D_1, D_2 、失敗コスト P_t を

50.0(万円),100.0(万円) と変えた計 4 ケースに対して,以下の 5 種類の戦略の平均コストを比較した.ここで平均コストとは,20 個のテストサンプル(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, $T = 0$ から $T = 15$ の 1 時間ごとに表 3 のフローに従い,ネガワット計画を作成するものとし, $T = 15$ において作成された最終的なネガワット計画を評価した.

- 提案手法による, y_t のゆらぎを考慮した確率計画による戦略(以下,確率計画).
- シナリオを一つにしぼる戦略(以下,固定シナリオ).ここでは y_t を $e_t, e_t + \sigma_t$, および $e_t + 2\sigma_t$ と仮定した戦略(それぞれ,シナリオ 0,シナリオ 1,シナリオ 2 と呼ぶ)に絞る 3 通りの戦略.
- y_t の値がゆらぎなく予測できている場合(以下,完全情報)の戦略.

ここで,完全情報は実際には知りえない情報である未来の予測値 $s_t(t)$ 使ったものであるため,現実的な設定ではないが,比較対象として採用した.

なお提案手法で得られた混合整数線形計画の求解には,iLog CPLEX 11.2.1 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 1.0(sec) 未満であり,長い場合でも 10.0(sec) 未満に終了することを確認した.

なお以下では,コストの単位は全て(万円)であるため,単位は省略する.

5.4 実験結果

表 4 は,データ (D_1 又は D_2) および P_t の値 (50.0 又は 100.0) を変えた計 4 ケースに対して,各戦略の平均コストを示し,また括弧内に,20 サンプルの合計 40 スロットの内何回コミットに失敗したかの値を示した.

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)完全情報の結果が最良となるが,この完全情報を除いた 4 戦略の中で最良の結果となる戦略に*を付けた.

まず固定シナリオの場合は,データ D_1 ,データ D_2 いずれの場合も,シナリオ 0,シナリオ 1,シナリオ 2 の順に失敗回数が少なくなる一方,総コストとしては,シナリオ 1 が最も小さくなる傾向がみられる.この結果は, y_T の値を大きく見積もるほど,失敗の可能性が小さくなり失敗コストは小さくなるものの,リソースの買取りコストは大きくなるため,シナリオ 1 がトレードオフ解となっているためと考えられる.

これに対し,確率計画の場合は,シナリオ 1 に匹敵するか,シナリオ 1 以下の平均コストを達成している. $P_t = 50.0$ の場合に,平均コストの値がほぼ同程度の値となるのは,失敗コストが小さいため,コミット失敗の影響が小さかつ

表 4 平均コストおよび失敗回数(金額の単位:万円).

Table 4 Average cost and the number of failures.

データ P_t	データ D_1		データ D_2	
	50.0	100.0	50.0	100.0
確率計画	44.8*(4*)	55.6*(3)	44.2(3*)	42.4*(0*)
シナリオ 0	64.2(17)	106.7(17)	63.6(17)	106.1(17)
シナリオ 1	47.2(7)	57.5(4)	44.0*(8)	59.7(6)
シナリオ 2	57.3(4*)	67.8(2*)	54.1(7)	65.6(5)
完全情報	22.0(1)	22.2(0)	22.0(1)	22.2(0)

たためと考えられる.実際,失敗回数を比較すると,確率計画の方がシナリオ 1 よりも少ない.また $P_t = 100.0$ の場合は,総コストでも確率計画の方が大きく下回っている.

次に,データ D_1 とデータ D_2 の結果を比べると,固定シナリオの場合はほとんど総コストが変わらないのに対し,確率計画の場合は特にデータ D_2 かつ $P_t = 100.0$ の場合に,総コストを小さくできることが分かる.これは,データ D_2 の場合,大きな削減可能量をもつリソースの起動を直前に判断することで,予測ゆらぎを吸収できるためと考えられる.

以上により,需要家が需要予測のゆらぎの吸収に十分なリソースを有する問題設定の場合,提案手法により必要なコストを少なくできる効果がある傾向があることが分かった.

6. おわりに

本稿では,電力削減リソースを利用して,ネガワットを確実に実現するための手法として,リソースの起動時間の違いに着目し,不確実性状況下でも効率的にネガワット計画を作成する,確率計画法に基づくモデル化手法を提案した.またこの定式化に対し,いくつかの近似手法を適用することで,混合整数線形計画問題に帰着する手法を示した.また評価結果から,需要家が需要予測のゆらぎの吸収に十分なリソースを有する問題設定の場合,提案手法により必要なコストを少なくできる傾向があることが分かった.提案手法により,需要予測の不確実性が大きい場合であっても,需要家の不満を最小化しつつ,ネガワットの確実な確保を実現できる可能性がある.

参考文献

- [1] webpage:<http://www.kepco.co.jp/pressre/2012/0528-3j.html>, 関西電力(株)プレスリリース, 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, Jun. 2012.
- [2] 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.
- [3] T. Shiina and J. R. Birge, "Multistage stochastic programming model for electric power capacity expansion problem", Japan Journal of Industrial and Applied Mathematics, Vol. 20, pp. 379-397, 2003.