

# スコアリングルールに基づく Cooperative Demand Response メカニズムの提案

原 圭佑<sup>1,a)</sup> 伊藤 孝行<sup>1,b)</sup>

概要：スマートグリッドの実現を目指し、需要家の行動パターンを変化させ、ピーク需要の抑制を行うデマンドレスポンス (DR) が注目されている。特に、スマートメータや HEMS の普及が促進されることから、本論文では、需要家と電力事業者が情報を双方向通信するマルチエージェントシステムを用いた DR に注目する。既存研究の多くは、需要家同士の協力を考慮していなかったが、ピーク抑制を効率的に行う上で、需要家同士の協力は重要である。本論文では、VCG メカニズムとスコアリングルールに基づく、需要家同士の協力的デマンドレスポンス (CDR: Cooperative Demand Response) 方式を提案する。提案手法では、電力事業者が需要家に対して、事前にピーク抑制の目標値である閾値を送付し、需要家は閾値と自身の負荷構成に基づき需要変動予測を正直に申告することで、効率的なピーク抑制を目指す。実験により、提案手法は、ピーク抑制に有効であることを示し、各需要家が協力する明確なインセンティブがあることを示す。

## 1. はじめに

スマートグリッドの実現を目指し、需要家の行動パターンを変化させ、ピーク需要の抑制を行うデマンドレスポンス (DR) が注目されている [1]。特に、スマートメータや HEMS の普及が促進されることから、本論文では、需要家と電力事業者が情報を双方向通信するマルチエージェントシステムを用いた DR に注目する。また、スマート家電の普及により、将来的にはスマートメータと HEMS を用いて、各需要家の家電機器を電力価格に応じて自動化できると考えられる [2]。本論文では、HEMS に需要家エージェントが内蔵されていると仮定する。

これまでに DR に関して多くの研究が行われている [3], [4], [5]。DR の手法は、時間帯別に料金を変更する電気料金ベース (RTP: Real Time Pricing)[6], [7] と、需要家が予め決められたピーク期間や時間に需要抑制し報酬を享受するインセンティブベース [8], [9] に大別される。RTP の手法では、実際に需要家がどの程度ピーク抑制に参加するかが、事前に完璧には分からないので、効率的で安定的なシステムを運用する面で課題がある。[10] では、RTP は、効率的なピーク抑制を保証できないと主張している。効率性と安定性のみに着目すれば、電力事業者が外部から需要

家の使用電力量を制御する「直接負荷制御方式」が最も効果的だが、需要家側の意思に関係なく需給制御されるため、ユーザーへのサービス性の面に問題がある。また、既存の DR の研究の多くは、需要家同士の協力を考慮していなかったが、ピーク抑制を効率的に行う上で、需要家同士の協力は重要である。

そこで本論文では、需要家同士の協力的デマンドレスポンス (CDR: Cooperative Demand Response) 方式を提案する。提案手法では、電力事業者が事前にピーク抑制の目標値である閾値を送付し、需要家は閾値と自身の負荷構成に基づきタスク候補の bid を行い、閾値に基づきタスク配分を行うことで、効率的な需要分散によるピーク需要の抑制を目指す。

またスマートグリッドでは、電力事業者と需要家エージェントが正確な情報を双方向通信する必要があるが、大規模かつ動的な環境においては、需要家エージェントが正直申告するとは限らない [11]。スマートグリッドを対象としたメカニズムデザインを用いた研究が多く行われてる [12], [13], [14]。本論文では、Continuous Ranked Probability Score (CRPS) というスコアリングルール [15] と VCG メカニズムを組み合わせることで、需要家エージェントから、未来の不確実性の伴う情報を、正直かつ正確に引き出すことを試みる。従って、需要家エージェントは、実際の需要変動量と予測の正確さに応じて報酬が支払われる。

本論文では、提案メカニズムが誘因両立性及び個人合理性を満たすことを証明する。また、各需要家が CDR に所属

<sup>1</sup> 名古屋工業大学, 愛知県名古屋市昭和区  
Nagoya Institute of Technology,  
Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya 466-8555, Japan  
a) hara.keisuke@itolab.nitech.ac.jp  
b) ito.takayuki@nitech.ac.jp

する場合と所属しない場合について実験を行い、提案メカニズムはピーク抑制に有効であることを示し、各需要家が CDR に所属する明確なインセンティブがあることを示す。

本論文の構成を以下に示す。第 2 章では、本論文で提案する CDR モデルの詳細について示す。第 3 章では、評価実験とその結果を示し、第 4 章で本論文をまとめる。

## 2. Cooperative Demand Response Model

### 2.1 概要

$N$  人の需要家 (CAs: Consumer Agents) が同じ電力事業者 (GENCO: Generation Company) を利用する状況を考える。本論文では、CAs の集合を表す CDRS (Cooperative demand Response System) を導入することで、需要家同士の協力的な負荷分散を実現する。CAs の負荷は、“固定負荷”と“変動負荷”の 2 種類がある。固定負荷の例として、冷蔵庫や各家電機器の待機電力などがある。変動負荷の例として、エアコン、AI ロボット、及び家電機器や自動車の充電などがある。本論文では、スマートメーター、HEMS、及びスマート家電の普及を前提とし、将来的にはスマートメーターと HEMS を用いて各需要家の家電機器を電力価格に応じて自動化できると想定している。本論文では、HEMS に需要家エージェントが内蔵されていると仮定する。GENCO は、CAs に対して適切なインセンティブを与えることで、CAs の変動負荷を協力的に分散させ、ピーク需要の抑制を試みる。一方で、CAs は自身の効用が最大化するように行動する。CAs の報酬は、実際の需要変動量と予測の正確さに基づき支払われる。

本論文では、CAs は選好に関する個人情報 (タイプ)  $\theta_i \in \Theta_i$  を持つ。CAs のタイプは以下の 2 つである。

- $v_i(t)$ : 時間帯に対する価値
- $\phi_i$ : 需要変動量の予測

従って、 $\theta_i = (v_i(t), \phi_i)$  となる。本論文では、時間帯に対する価値  $v_i(t)$  と需要変動量の予測  $\phi_i$  は独立していると仮定する。メカニズムが社会的選択を行う対象となる代替案の集合を  $A = \{a, b, \dots\}$  とする。タイプ  $\theta_i$  の CA  $i$  は、代替案  $a \in A$  に対する価値  $v_i(a, \theta_i) \in \mathbb{R}$  を持つ。本研究では CA  $i$  の価値  $v_i$  は  $i$  のタイプ  $\theta_i$  のみに依存する。CDR モデルでは VCG メカニズムを用いているので、選択ルール  $g: \Theta \rightarrow A$ 、支払いルール  $p: \Theta \rightarrow \mathbb{R}$  及び効用関数は式 (1)、式 (2)、及び式 (3) で表される。

$$g(\theta) = \arg \max_{a \in A} \sum_i v_i(a, \theta_i) \quad (1)$$

$$p_i(\theta) = \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta_{-i}), \theta_j) - \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta), \theta_j) \quad (2)$$

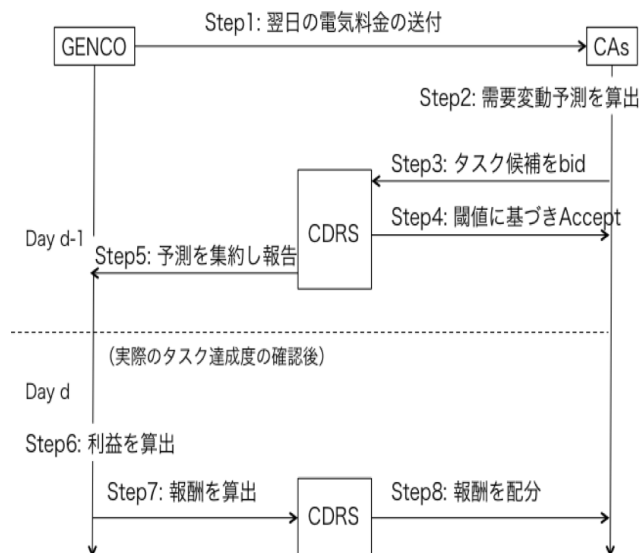


図 1 CDR モデルのフロー

$$u_i(\theta_i) = v_i(a, \theta_i) - p_i(\theta) \quad (3)$$

本論文では以下の 3 つの仮定を前提としている。

仮定 1 (準線形の効用) CA  $i$  の効用  $u_i$  は、CA  $i$  に割り当てられる財に対する支払額  $p_i$  と CA  $i$  の評価値  $v_i$  の差  $u_i = v_i - p_i$  で表される。このような効用を準線形の効用と呼び、本論文では準線形の効用を仮定する。

仮定 2 (個人価値の財) 財の価値は、CA ごとに異なり、CA  $i$  の財に対する評価値は、他の CA の評価値に影響を受けないとする。つまり、各 CA の評価値は独立である。

仮定 3 (単峰性) CA  $i$  の財に対する価値は単峰性とする。

## 3. Cooperative Demand Response Algorithm

図 1 に CDR モデルの情報の流れを示す。以下にアルゴリズムの詳細を示す。

### Step1: 電力価格信号と閾値の送付

まず始めに、GENCO は翌日の総需要曲線を見積り、ピーク抑制の目標値である閾値  $Th$  を設定する。本論文では、実データ [16] に基づき総需要曲線を見積もる。閾値は、1 日の最大ピーク需要  $\times (1 - \text{目標ピーク抑制率})$  により算出する。例えば、1 日の最大ピーク需要が 1000 kwh で、目標ピーク抑制率が 10% のとき、閾値は  $1000 - (1 - 0.1) = 900$  kwh となる。総需要曲線と閾値を比較し、閾値より需要量が多い場合の時間帯、電力価格をそれぞれ、 $t_h$ 、及び  $price_h$  とし、閾値より需要量が低い場合の時間帯、電力価格をそれぞれ、 $t_l$ 、及び  $price_l$  とする。各時間帯における電力価格を式 (4) に示す。

$$price^t = \begin{cases} price_h, & \text{if } TotalDemand^t \geq Th \\ price_l, & \text{if } TotalDemand^t < Th \end{cases} \quad (4)$$

一般的に、需要量が多い時間帯は、需要抑制を促すために高価格が設定される [17]。本論文でも、GENCO は  $price_h > price_l$  と設定することで、CAs の需要を  $t_h$  から  $t_l$  へ移動させることを目指す。

### Step2: 予測需要変動量を算出

CAs は、与えられた電力価格信号に基づき予測需要変動量  $sd_{i,t}^p$  を算出する。CAs は固定負荷と変動負荷の2種類の負荷を有しており、 $t_h$  の各時刻における変動負荷の需要量に基づき算出する。需要家エージェント  $i$  の時刻  $t$  の予測需要変動量を式 (5) に示す。

$$sd_{i,t}^p = \sum_{j \in DV_i} ShiftDevicesDemand_{j,t}^p \quad (5)$$

ここで、 $DV_i$  は需要家エージェント  $i$  の変動負荷の集合である。また、 $ShiftDevicesDemand_{j,t}^p$  は各需要家の機器毎の予測需要変動量であり、本論文では [16], [18] に基づき算出する。

CAs が自身の予測通りに行動しない場合、GENCO の計画的な発電を阻害し、ピーク抑制の効率が下がる恐れがある。例えば、大多数の CAs が自身の予測とは異なる時間帯に需要量を変動させた場合、当初のピーク需要は抑制できたとしても、新しいピーク需要が発生する可能性がある。本論文では、スコアリングルール (SR: Scoring Rule) を導入する。SR とは、不確実な事象に対して正しいと信じる予測を正直申告させるツールの1つである。本手法では、SR により需要変動の予測と予測に対する自信に基づき報酬を算出する [19], [20]。本論文では、機器毎の需要変動に対して SR を適用するため、Brier score などの1つの予測を取り扱う従来の SR は不適切である。従って、本論文では、Continuous Ranked Probability Score (CRPS) という予測の不確実性を確率分布で表現可能な SR を用いる [15]。CA $_i$  の各時刻における予測誤差  $e_{i,t}$  を式 (6) に示す。

$$e_{i,t} = \frac{sd_{i,t}^a - sd_{i,t}^p}{sd_{i,t}^p} \quad (6)$$

ここで、 $sd_{i,t}^a$  は実際の需要変動量を示している。 $sd_{i,t}^a$  は GENCO によって測定される観測値である。CA $_i$  の予測に対する自信を  $\sigma_{i,t}$  とすると、CRPS は式 (7) となる。 $\sigma_{i,t}$  は CA が機器毎に設定する値である。

$$CRPS(N(\mu = 0, \sigma_{i,t}^2), e_{i,t}) = \sigma_{i,t} \left[ \frac{1}{\pi} - 2\varphi\left(\frac{e_{i,t}}{\sigma_{i,t}}\right) - \frac{e_{i,t}}{\sigma_{i,t}} \left( 2\Phi\left(\frac{e_{i,t}}{\sigma_{i,t}}\right) - 1 \right) \right] \quad (7)$$

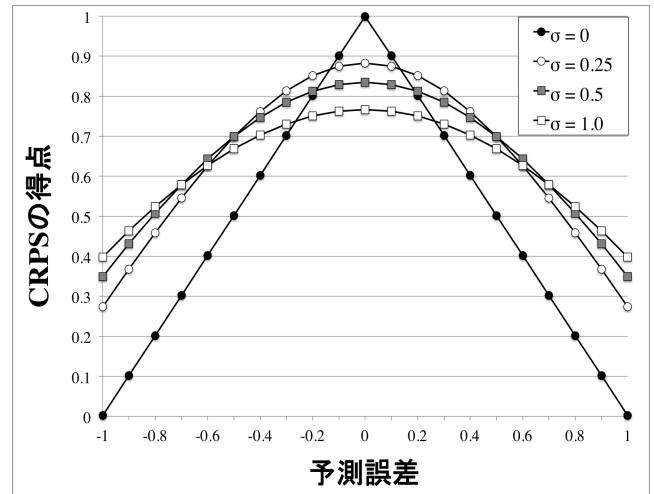


図 2 CRPS の得点と予測誤差

ここで、 $\varphi$  と  $\Phi$  はそれぞれ、確率密度関数と累積分布関数を示している。CRPS のスコアを正規化したものを図 2 に示す。図 2 において、横軸が需要変動の予測値と実測値の誤差であり、縦軸が CRPS の得点である。予測に対する自信 ( $\sigma_{i,t}$ ) の値によって、関数の形状が異なる。図 2 より、CRPS は、自信が高く ( $\sigma_{i,t} = 0$ )、実際の予測誤差が小さい ( $e_{i,t} = 0$ ) とき最大となる。しかし、自信が高く予測誤差が大きいときは最小となる。従って、CAs は予測の不確実性を正直に申告することでスコアを最大化できる。以降、 $CRPS(N(\mu = 0, \sigma_{i,t}^2), e_{i,t})$  を  $CRPS_t(\phi_i)$  とする。

本論文では、CAs の報酬は予測の正確さと実際の需要変動量に基づき、各 CA のスコアを算出する。従って、各 CA のスコア関数は式 (8) となる。

$$SR_t(\phi_i) = CRPS_t(\phi_i) \times sd_{i,t}^a \quad (8)$$

### Step3: タスク候補を bid

CAs は、CDRS に対してタスク候補を bid する。タスクとは、ある変動負荷を  $t_h$  から  $t_l$  へ移動させることである。CAs は各タスクを達成することで GENCO から報酬を得る。本論文では、各 CA は需要を変動させる時間帯  $t_l$  に対して異なる価値を持つと仮定している。例えば、CA $_1$  が早朝 ( $t_5$ ) よりも深夜 ( $t_{23}$ ) に機器を使用したいという場合を考える。時刻  $t$  における CA $_i$  の価値を  $v_i(t)$  とすると、CA $_1$  にとって重要度の高い時間帯は  $v_i(t_{23}) > v_i(t_5)$  となる。従って、CA $_i$  は  $t_l = 23$  に bid することで自身の効用を高めることができる。

本論文では、bid は以下の2つの要素で構成される。

- $v_i(t)$ : 時間帯に対する価値
- $\phi_i$ : 需要変動量の予測

ここで、 $v_i(t)$  は”機器を使用したい時間”についての申告である。本論文では、 $v_i(t)$  を単峰性の関数と仮定している。また、 $\phi_i$  は”機器の使用量”についての申告であり、予測需要変動量  $sd_{i,t}^p$  と予測の自信  $\sigma_{i,t}$  の組み合わせである。従って、

$\phi_i = (sd_{i,t}^p, \sigma_{i,t})$  となる。本論文では、“機器を使用したい時間”に関しては、VCG メカニズムを用いることで真実申告を実現し、“機器の使用量”に関しては、CRPS を用いることで真実申告を実現している。本論文では、CAs は  $v_i(t)$  の高い順に  $t_h$  及び  $t_l$  を選択する。また、初期 bid 数は GENCO が定めその範囲内で各 CA は bid を行う。

#### Step4: 閾値に基づき Accept

CDRS は、CAs のタスク候補の bid を閾値に基づき Accept する。本論文では、VCG メカニズムを用いているので、CDRS は式 (1) に基づき、すなわち CAs の効用が最大化されるように CAs の bid を Accept する。全ての bid を Accept すると、新たなピーク需要が発生するなどの問題が生じるため、GENCO が定めるピーク抑制の目標値である閾値に基づき bid を Accept する。まず始めに、CDRS は CAs の全ての bid を  $v_i(t)$  の大きい順にランク付けする。すなわち、需要変動先の時間帯に対する価値が高いほど Accept される確率が高くなる。

[Accept の条件]

$$TotalDemand_{t_h} - \sum_{b \in Bids_t} sdb_{b,t} \geq Th \quad (9)$$

$$TotalDemand_{t_l} + \sum_{b \in Bids_t} sdb_{b,t} < Th \quad (10)$$

条件 (9) は、需要変動により  $t_h$  の閾値を下回らないことを示している。すなわち、安全性を確保する上で必要以上にピーク抑制を行わないという条件である。条件 (10) は、需要変動により  $t_l$  の閾値を上回らないことを示している。すなわち、新たなピーク需要を作らないという条件である。

#### Step5: 予測の集約と報告

CDRS は、CAs から需要変動の予測を集約し、GENCO に報告する。CDRS のタスク達成度の予測及び実測は、 $sd_{c,t}^p = \sum_{i \in N} sd_{i,t}^p$ ,  $sd_{c,t}^a = \sum_{i \in N} sd_{i,t}^a$  で与えられ、CDRS の予測誤差及び自信は、 $e_{c,t} = \frac{sd_{c,t}^a - sd_{c,t}^p}{sd_{c,t}^p}$ ,  $\sigma_{c,t}^2 = \frac{\sum_{i \in N} (sd_{i,t}^p * \sigma_{i,t})^2}{(\sum_{i \in N} sd_{i,t}^p)^2}$  と表す。従って、CA 数が増えるほど CDRS の予測誤差は小さくなり得る。実験により、CA 数が増えるほど CDRS の予測の精度が向上することを示す。

#### Step6: 利益を算出

一般的に、電力事業者の供給力は、ベース供給力、ミドル供給力、ピーク供給力の3つに大別できる [21]。ベース供給力では主に地熱、水力、原子力発電などの設備投資コストが高く、発電コストが相対的に低い電源が用いられる。ミドル供給力では、石炭火力や天然ガスなどの設備投資コスト及び発電コストが相対的に平均程度の電源が用いられる。ピーク供給力では、設備投資コストは安い、相対的に発電コストが高い電源が用いられる。従って、電力事業者はピーク需要を抑制することで大きな利点がある。

ピーク供給力の発電コスト及びミドル供給力の発電コストをそれぞれ  $c_h$  及び  $c_l$  とし、 $c_h - c_l$  を  $costValue_t$  とすると、電力事業者の利益は式 (11) で表される。

$$profit_t^G = costValue_t \times sd_{c,t}^a \quad (11)$$

本論文では、発電コストは実際のデータ [21], [22] に基づき算出している。

#### Step7: 報酬を算出

GENCO は、CRPS に基づき報酬を算出する。既存研究の多くは電気料金のみに基づいてデマンドレスポンスの報酬を算出しているが、RTP を大規模な領域で導入すると、大量の機器が必要変動し、必ずしも効率的なピーク抑制を保証するわけではない。本論文では、電気料金だけでなく、どの程度正確に需要変動を予測できたかに応じて報酬を算出する。

$t_l$  の各時刻の  $p_h$  と  $p_l$  の差額の利益を  $shiftValue_t$  とし、 $\lambda (0 < \lambda \leq 1)$  を GENCO の利益の配分率とすると、GENCO から CDRS へ支払われる報酬は、式 (8) を用いて式 (12) となる。

$$\begin{aligned} r_{c,t}(a, \phi_c) &= CRPS_t(\phi_c) \times sd_{c,t}^a \times shiftValue_t + \lambda \times profit_t^G \\ &= SR_t(\phi_c) \times shiftValue_t + \lambda \times profit_t^G \end{aligned} \quad (12)$$

支払われる報酬は以下の4つの要素で構成される。

- $CRPS_t(\phi_c)$ : 予測の正確さ
- $shiftValue_t$ : 電気料金
- $sd_{c,t}^a$ : 実際の需要変動量
- $\lambda \times profit_t^G$ : GENCO の利益の一部

予測の正確さは、各 CA が正直に自身の選好を申告するために必要な要素であり、本論文では CRPS というスコアリングルールを用いて実現している。電気料金は、各 CA が需要変動をするためのインセンティブであり、デマンドレスポンスで一般的に用いられる要素である。本論文では、GENCO が事前に電気料金を設定する。実際の需要変動量は、各 CA が需要変動するためのインセンティブであり、より多く需要変動するほど CAs の報酬は高くなる。GENCO の利益の一部は、各 CA が CDRS に参加するためのインセンティブの1つであり、GENCO の利益を確保するために、配分率  $\lambda$  に応じて支払われる。式 (12) は CRPS のアフィン変換である。アフィン変換とは、線型変換 (回転、拡大縮小、剪断) と平行移動の組み合わせである [14]。従って、CRPS は strictly proper scoring rule なので、アフィン変換後の式 (12) も strictly proper scoring rule である。

#### Step8: 報酬を配分

CAs に支払われる報酬は、全体の報酬における各 CA の貢献度の割合に応じて支払われる。貢献度は、実際の需要変動量と予測の正確さに依存している。CDRS から  $CA_i$  へ支払われる報酬は、式 (8) を用いて式 (13) となる。

$$r_{i,t}(a, \phi_i) = \frac{SR_t(\phi_i) \times r_t(a, \phi_c)}{SR_t(\phi_{max}) + \sum_{j \in N-i} SR_t(\phi_j)} \quad (13)$$

ここで、 $SR_t(\phi_{max})$  はメカニズムが与える定数値である。

従って、式 (13) は  $SR_t(\phi_i)$  のアフィン変換であり、式 (13) は strictly proper scoring rule である。

$CA_i$  の代替案  $a \in A$  に対する価値  $v_{i,t}(a, \theta_i)$  は、需要変動による報酬  $r_{i,t}(a, \phi_i)$  と時間帯に対する価値  $v_i(t)$  を用いて式 (14) となる。ここで、 $\theta_i = (v_i(t), \phi_i)$  である。

$$\begin{aligned} v_{i,t}(a, \theta_i) &= r_{i,t}(a, \phi_i) \times v_i(t) \\ &= \frac{SR_t(\phi_i) \times r_t(a, \phi_c) \times v_i(t)}{SR_t(\phi_{max}) + \sum_{j \in N-i} SR_t(\phi_j)} \quad (14) \end{aligned}$$

報酬に基づき各 CA の効用関数を導出する。本論文では VCG メカニズムを用いているので、各 CA の効用関数は、式 (2)、式 (3)、及び式 (14) を用いて式 (15) で表される。

$$\begin{aligned} u_{i,t}(\theta_i) &= v_{i,t}(a, \theta_i) - p_i(\theta) \\ &= v_{i,t}(a, \theta_i) + \sum_{j \neq i} v_{j,t}(g(\theta), \theta_j) - \sum_{j \neq i} v_{j,t}(g(\theta_{-i}), \theta_j) \\ &= r_{i,t}(a, \phi_i) \times v_i(t) + \sum_{j \neq i} v_{j,t}(g(\theta), \theta_j) - \sum_{j \neq i} v_{j,t}(g(\theta_{-i}), \theta_j) \quad (15) \end{aligned}$$

#### 4. アルゴリズムの性質

提案メカニズムは、VCG メカニズムと CRPS を組み合わせることで、誘因両立性、個人合理性及びスケラビリティを満たす。

##### 誘因両立性

定理 1.  $v_i(t) \geq v_i(\hat{t})$  及び  $r_i(\phi_i) \geq r_i(\hat{\phi}_i)$  が成立する場合、CDR メカニズムは誘因両立性を満たす。

証明. CDR メカニズムは誘因両立性を満たす、すなわち真のタイプ  $\theta_i = (v_i(t), \phi_i)$  を申告をすることが支配戦略であることを示す。CA $i$  の申告するタイプを  $\hat{\theta}_i = (v_i(\hat{t}), \hat{\phi}_i)$  とする。その他の CA の申告するタイプを  $\theta_{-i}$  とする。CA $i$  の効用関数は式 (16) で与えられる。

$$\begin{aligned} u_i(\hat{\theta}_i) &= v_i(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \theta_i) - p_i(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}) \\ &= v_i(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \theta_i) + \sum_{j \neq i} v_j(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \theta_j) - \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta_{-i}), \theta_j) \quad (16) \end{aligned}$$

$\sum_{j \neq i} v_j(g(\theta_{-i}), \theta_j)$  は、CA  $i$  の申告には関係しない。従って、CA  $i$  は式 (17) を最大化したい。

$$\max_{\hat{\theta}_i \in \Theta_i} \left[ v_i(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \theta_i) + \sum_{j \neq i} v_j(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \theta_j) \right] \quad (17)$$

CA  $i$  の申告  $\hat{\theta}_i$  が影響するのは、 $g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i})$  の部分のみである。すなわち、CA  $i$  ができることは、自分の申告  $\hat{\theta}_i$  によって、メカニズムの代替案の選択に影響を与えることのみである。

ここで、 $g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}) = a$  とし、式 (14) を用いると、式 (17) は式 (18) と表すことができる。

$$\begin{aligned} &\max_{\hat{\theta}_i \in \Theta_i} \left[ v_i(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \theta_i) + \sum_{j \neq i} v_j(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \theta_j) \right] \\ &= \max_{\hat{\theta}_i \in \Theta_i} \left[ v_i(a, \theta_i) + \sum_{j \neq i} v_j(a, \theta_j) \right] \\ &= \max_{\hat{\theta}_i \in \Theta_i} \left[ v_i(t) \times r_i(\phi_i) + \sum_{j \neq i} v_j(a, \theta_j) \right] \quad (18) \end{aligned}$$

ここで、真のタイプ  $\theta_i = (v_i(t), \phi_i)$  を申告した場合の  $v_i(t) \times r_i(\phi_i)$  と、時間帯の価値と需要変動量の予測のどちらも虚偽申告をした場合の  $v_i(\hat{t}) \times r_i(\hat{\phi}_i)$  を比較する。真のタイプを報告した時の方が効用が増加する条件は式 (19) となる。

$$v_i(t) \times r_i(\phi_i) > v_i(\hat{t}) \times r_i(\hat{\phi}_i) \quad (19)$$

本論文では、時間帯の価値  $v_i(t)$  を単峰性と仮定しているので式 (20) が成立する。

$$v_i(t) \geq v_i(\hat{t}) \quad (20)$$

また、需要変動による報酬  $r_i(\phi_i)$  は式 (13) より strictly proper scoring rule であるため、真のタイプを申告することで効用を最大化できる。従って、式 (21) が成立する。

$$r_i(\phi_i) \geq r_i(\hat{\phi}_i) \quad (21)$$

式 (20) および式 (21) が成立する場合、式 (19) を満たす。従って、CA $i$  は真のタイプ  $\theta_i = (v_i(t), \phi_i)$  を申告することが支配戦略となる。 □

##### 個人合理性

定理 2. CDR メカニズムは個人合理性を満たす。

証明. CDR メカニズムが個人合理性、すなわち各需要家の効用が負の値にならないことを示す。CA $s$  が真のタイプを申告した場合、CA  $i$  の効用は式 (22) となる。

$$\begin{aligned} u_i(\theta_i, \theta_{-i}) &= v_i(g(\theta), \theta_i) - \left( \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta_{-i}), \theta_j) - \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta), \theta_j) \right) \\ &= \sum_i v_i(g(\theta), \theta_i) - \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta_{-i}), \theta_j) \quad (22) \end{aligned}$$

式 (22) は VCG メカニズムと同じなので、CA  $i$  の効用は負の値にならない。 □

##### スケラビリティ

スケラビリティは、大規模な需要家が参加するデマンドレ

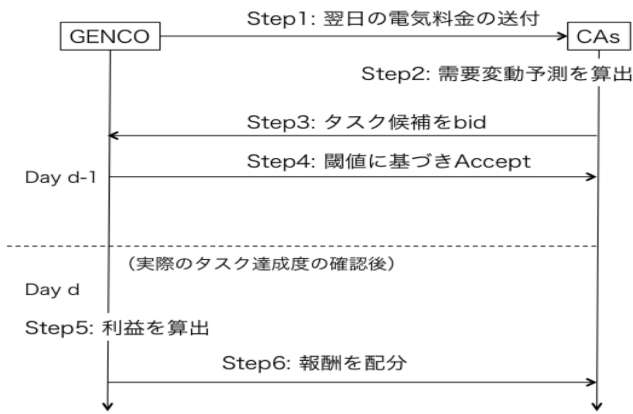


図 3 CDR に所属しない場合 (単独) のフロー

項目	値
シミュレーション日数	62
タイムステップ	24
需要家数	1000
電力事業者数	1
閾値	$0.9 \times \text{peak demand}$
bid 数	20
利益の配分率 $\lambda$	0.1
電気料金 $p_h$ [¥/kwh]	20
電気料金 $p_l$ [¥/kwh]	15
発電コスト $c_h$ [¥/kwh]	25.1
発電コスト $c_l$ [¥/kwh]	10.9

スポンスにおいて重要な性質である。CDR メカニズムでは、各需要家の報酬は、CRPS に基づき実際の需要変動量と予測の正確さに応じて報酬が与えられる。本論文では、各需要家は様々な通信速度や負荷構成を持つことを想定している。従って、需要家数が増加することで、集合知 [23] が働き、需要家全体 (CDRS) の予測の精度が向上し、効用が増加する。需要家数が増えるほど効用が増加することを実験により示す。

## 5. 実験

### 5.1 設定

本実験では、エージェントシミュレーションを夏期の 62 日間行った。初期データとなる CAs の機器毎の需要曲線は、実際の電力需要実績のデータ [16] の 2013 年 7 月及び 8 月と、需要構造推定 [18] に基づき、各需要家毎に乱数を与えて算出した。

本実験では提案手法の性能評価のために、CAs が CDRS に所属する場合と所属しない場合を比較する。CDRS に所属しない場合を図 3 に示す。CDRS に所属しない場合、タスク配分 (Step3, Step4) は GENCO が担い、CAs は需要変動の予測を GENCO に直接報告し、式 (12) により報酬を算出する。

本実験におけるパラメータは以下の通りである。

### 5.2 結果

本実験の定量的な結果は、想定する電力会社や需要家によって異なるが、定性的な結果は、提案手法が電力事業者及び需要家

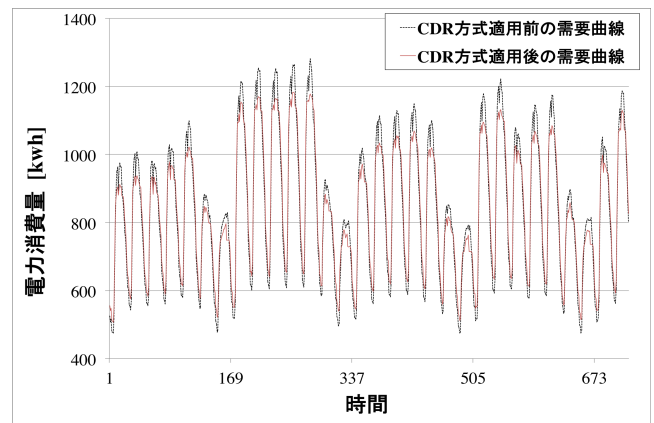


図 4 CDR 方式適用前後の総需要曲線の変化 (31 日間)

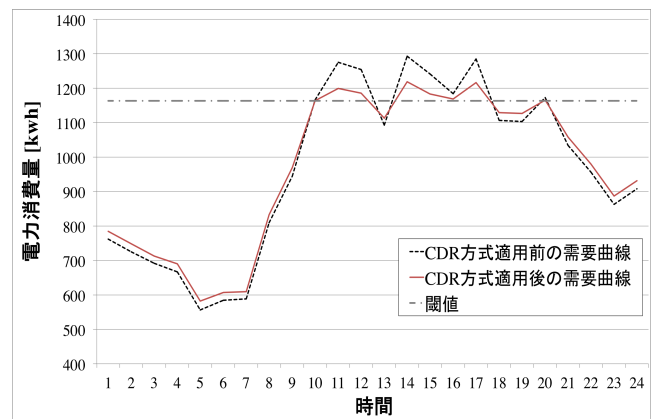


図 5 CDR 方式適用前後の総需要曲線の変化 (24 時間)

の双方に対して有効であることを示している。

#### [総需要曲線の変化]

まず、図 4 に CDR 方式適用前後の総需要曲線を示す。図 4 の横軸はタイムステップを 24 とした際のシミュレーション全体の時間を示しており、縦軸は電力消費量を示している。黒い点線は CDR 方式適用前の需要曲線であり、実データ [16] に基づくものである。赤い実線は CDR 方式適用後の需要曲線である。

図 4 を見ると、CDR 方式適用後 (赤い実線) ではピーク需要の抑制を行っていることが確認できる。各需要家がピーク時に使用していた電気機器を非ピーク時に移動させたためである。また、電力需要が高い時間帯と電力需要が低い時間帯が存在することが分かる。これは、実データ [16] に基づくものであり、天候による需要変動を示している。

CDR 方式は、閾値と bid に基づくタスク配分により、新たなピーク需要を発生させない仕組みを有している。しかし、図 4 では新たなピーク需要が発生しているかどうかは確認できない。そこで、ある 1 日の CDR 方式適用前後の需要曲線の変化を図 5 に示す。図 5 において、横軸がタイムステップを 24 とした際の 1 日のシミュレーションの時間を示しており、縦軸は電力消費量を示している。黒い点線は CDR 方式適用前の需要曲線であり、赤い実線は CDR 方式適用後の需要曲線である。

$t_{10}, t_{11}, t_{12}, t_{14}, t_{15}, t_{16}, t_{17}, t_{20}$  が  $t_h$  (高価格時間帯) であり、他の時間帯が  $t_l$  (低価格時間帯) である。適用前のピーク需要量

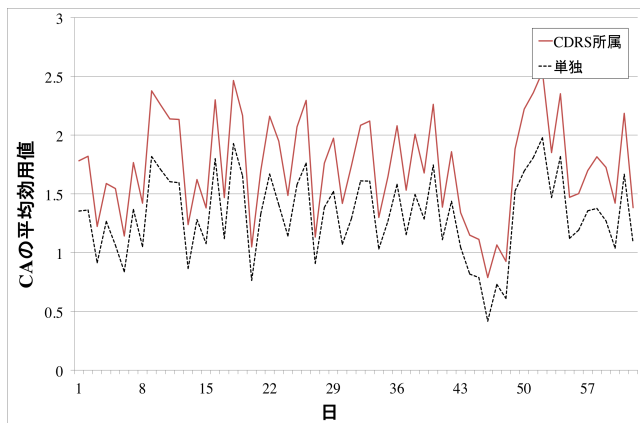


図 6 CA の平均効用値: CDRS 所属 vs 単独

は, 1292.4 kwh なので, 閾値は 1163.1 kwh である. また, 適用後のピーク需要量は, 1218.9 kwh である. 図 5 より, CDR では, 新たなピーク需要を発生させずに, 効率的にピーク抑制が可能であることが確認できる. CDR では, bid に基づくタスク配分メカニズムを導入し, 全ての需要家の全ての需要変動を許可するのではなく, 式 (9) 及び式 (10) に基づきタスクを割り当てている. 従って, 新たなピーク需要を作ることなく, 効率的にピーク抑制が可能である.

[CA の平均効用: CDRS 所属 vs 単独] 図 6 に, CA の日ごとの平均効用値  $u_{AVE}(\theta)$  の結果を示す. 図 6 において, 横軸がシミュレーション日数であり, 縦軸が CA の平均効用値である. 平均効用値  $u_{AVE}(\theta)$  は各 CA の効用値の合計を需要家エージェント数で割ったものであり, 式 (23) で表される.

$$u_{AVE}(\theta) = \frac{\sum_{i \in N} u_i(\theta_i)}{N} \quad (23)$$

図 6 より, CDRS 所属及び単独の場合の効用値は常に負の値にならないことが確認できる. CDR は, VCG メカニズムを用いており個人合理性を満たしているためである.

図 6 より, CDRS 所属の方が単独の場合と比較して常に平均効用値が高いことが確認できる. CDR は CRPS というスコアリングルールを用いており, 需要家単体の予測よりも, 個々の予測を統合した需要家全体の予測の方が予測の精度が向上する. また, CDR は電気料金だけでなく, 予測の正確さにも応じて報酬が支払われる. 従って, CAs は CDRS に所属することで, 自身の効用を増加させることが可能であり, CDRS に所属する明確なインセンティブがあることが分かる.

#### [CA 数と平均報酬]

表 2 に, CA 数が CA の全日程の平均効用値  $u_{totalAVE}(\theta)$  に与える影響を示す. 全日程の平均効用値  $u_{totalAVE}(\theta)$  は各 CA の全日程の効用値の平均であり, 式 (24) で表される.  $totalDays$  はシミュレーション日数であり, 本論文では設定で示した通り 62 日間である.

$$u_{totalAVE}(\theta) = \frac{\sum_{day \in totalDays} \sum_{i \in N} u_i(\theta_i)}{N \times totalDays} \quad (24)$$

表 2 より, CA 数が増えるほど CDRS 所属及び単独のどちら

の場合においても平均効用値が増加していることが確認できる. また, CDRS 所属の方が単独の場合と比較して CA 数に対する平均効用値が高いことが確認できる. CDR は CRPS というスコアリングルールを用いており, 需要家単体の予測よりも, 個々の予測を統合した需要家全体の予測の方が予測の精度が向上するためである.

表 2 CA 数と CA の全日程の平均効用値

CA 数	5	10	50	100	1000
CDRS : 平均効用値	1.21	1.43	1.63	1.68	1.73
単独 : 平均効用値	1.12	1.22	1.30	1.31	1.32

## 6. 関連研究

本論文では, スマートメーターや HEMS が導入された状況を想定している. このようなスマートグリッド環境では, 電力事業者と需要家エージェントが正確な情報を双方向通信する必要があるが, 大規模かつ動的な環境においては, 需要家エージェントが正直申告するとは限らない [11]. 従って, 制度設計の観点, 特にエージェントの真実申告が重要となる. 既存研究 [2], [4], [5], [24] の多くは, 各エージェントの真実申告を考慮していない. 本論文では, VCG メカニズムとスコアリングルールを組み合わせることで, 各需要家エージェントの機器毎の需要変動の予測を真実申告させる.

デマンドレスポンスの研究分野で, 真実申告を考慮した研究がいくつか行われている [20], [25]. しかし, 文献 [20], [25] では, 需要変動を単調に扱っており, 機器毎の需要変動を扱っていない. 本論文では, HEMS で家庭内の機器を自動制御可能な状況を想定しており, bid を用いたタスク配分により需要家の機器毎の変動まで取り扱う.

本論文の先行研究として, 文献 [11] がある. 文献 [11] では, 各需要家の機器の変動及び, 需要家の真実申告を考慮している. しかし, 需要変動の制限やメカニズムへの参加コストを考慮していない. また, 文献 [11] を含め, 既存研究 [2], [4], [20], [25] の多くは, 需要家同士の協力を考慮していない. 本論文では, VCG メカニズムと CRPS を用いた Cooperative Demand Response 方式を提案する.

これまでに, 需要家同士の協力を注目したデマンドレスポンスの研究が少しではあるが行われている.

文献 [26] では, 各需要家は固定負荷, 期間制約付き負荷, 変動負荷の 3 つのタイプに分類しており, 各需要家の負荷を仮想的に共有し, コスト最小化問題を分散アルゴリズムを用いて求めている. しかし, 文献 [26] では, 需要家の真実申告を考慮していない. 本論文では, 需要家の家電機器を固定負荷と変動負荷に分類し, 機器毎の需要予測の真実申告を考慮している.

文献 [27] では, デマンドサイドマネジメントを VPP の視点から述べており, 需要家をネガワットの発電機と見なし, 電力市場における市場メカニズムを用いることで, 需要家同士の協力を表現している. しかし, 需要変動を単調に扱っており, 機器毎の需要変動を扱っていない. 本論文では, VCG メカニズムと CRPS に基づく報酬メカニズムを用いて需要家同士の協力を実

現し、さらに機器毎の変動を考慮している。

## 7. おわりに

スマートグリッドの実現に向けて、DR が注目されている。これまでに様々な研究が行われているが、既存研究の多くは需要家同士の協力を考慮していない。本論文では、VCG メカニズムとスコアリングルールに基づく報酬メカニズムを用いた CDR メカニズムを提案した。CDR メカニズムが誘因両立性及び個人合理性を満たすことを証明した。実験により、提案手法は、ピーク需要の抑制に有効であることを示した。また、各需要家は CDRS に所属することで、報酬を高めることが可能であることを示した。また、提案手法では、需要家数が増えるほど、各需要家の報酬が高まることを示した。

今後の課題として、電力事業者のピーク抑制による収益を定量的に算出する、閾値の設定を最適化する、各需要家の最適な予測の自信を学習する、が挙げられる。

## 参考文献

- [1] Albadi, M. and El-Saadany, E.: A summary of demand response in electricity markets, *Electric Power Systems Research*, Vol. 78, pp. 1989–1996 (2008).
- [2] Doostizadeh, M. and Ghasemi, H.: A day-ahead electricity pricing model based on smart metering and demand-side management, *Energy*, Vol. 46, pp. 221–230 (2012).
- [3] Chao, H.: Peak load pricing and capacity planning with demand and supply uncertainty, *The Bell Journal of Economics*, Vol. 14, pp. 179–190 (1983).
- [4] Du, P. and Lu, N.: Appliance commitment for household load scheduling, *IEEE Trans. Smart Grid*, Vol. 2, No. 2, pp. 411–419 (2011).
- [5] Roozbehani, M., Dahleh, M. and Mitter, S.: Dynamic pricing and stabilization of supply and demand in modern electric power grids, *In IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, pp. 543–548 (2010).
- [6] Samadi, P., Mohsenian-Rad, A., Schober, R., Wong, V. W. S. and Jatskevich, J.: Optimal real-time pricing algorithm based on utility maximization for smart grid, *In IEEE Smart Grid Communications*, pp. 415–420 (2010).
- [7] Li, N., Chen, L. and Low, S.: Optimal demand response based on utility maximization in power networks, *IEEE Power and Energy Society General Meeting* (2011).
- [8] Chen, L., N. Li, S. L. and Doyle, J.: Two market models for demand response in power networks, *In IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, pp. 397–402 (2010).
- [9] Caron, S. and Kesidis, G.: Incentive-based energy consumption scheduling algorithms for the smart grid, *In IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, pp. 391–396 (2010).
- [10] A.-H., M.-R. and A, L.-G.: Optimal residential load control with price prediction in real-time electricity pricing environments, *In IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 1, pp. 120–133 (2010).
- [11] Chakraborty, S., Ito, T. and Senju, T.: Smart Pricing Scheme: A Multi-layered Scoring Rule Application, *Expert Systems with Applications*, Vol. 41, pp. 3726–3735 (2014).
- [12] Ibars, C., Navarro, M. and Giupponi, L.: Distributed demand management in smart grid with a congestion game, *In IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, pp. 495–500 (2010).
- [13] Vytelingum, P., Ramchurn, S. D., Voice, T. D., Rogers, A. and Jennings, N. R.: Trading agents for the smart electricity grid, *In Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS-2010)*, pp. 897–904 (2010).
- [14] Robu, V., Kota, R., Chalkiadakis, G., Rogers, A. and Jennings, N. R.: Cooperative Virtual Power Plant Formation using Scoring Rules, *In Proc. of the 26th Conference on Artificial Intelligence (AAAI-12)*, pp. 370–376 (2012).
- [15] Gneiting, T. and Raftery, A.: Strictly proper scoring rules, prediction and estimation, *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 102, pp. 359–378 (2007).
- [16] Company, C. E. P.: *electricity demand performance (2013)* (2013).
- [17] Borenstein, S.: The long-run efficiency of real-time electricity pricing, *The Energy Journal*, Vol. 26, No. 3, pp. 93–116 (2005).
- [18] the Agency of Natural Resources and Energy: *Demand structure estimation of a summer maximum dissipation use day* (2011).
- [19] Boutilier, C.: Eliciting forecasts from self-interested experts: scoring rules for decision makers, *In Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS-2012)* (2012).
- [20] Rose, H., Rogers, A. and Gerding, E. H.: A scoring rule-based mechanism for aggregate demand prediction in the smart grid, *In Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multi-Agent Systems (AAMAS-2012)* (2012).
- [21] Company, C. E. P.: *Relationship between power resources and usage of electricity in a day* (2013).
- [22] Unit, N. P.: *Verification committee’s reports in terms of cost* (2011).
- [23] Surowiecki, J.: *The Wisdom of Crowds: Why the Many are Smarter Than the Few and how Collective Wisdom Shapes Business, Economies, Societies, and Nations*, Doubleday (2004).
- [24] Holland, S. and Mansur, E.: Is real-time pricing green? The environmental impacts of electricity demand variance, *Rev. Econ. Stat.*, Vol. 90, No. 3, pp. 550–561 (2008).
- [25] Li, D., Jayaweera, S. and Naseri, A.: Auctioning game based demand response scheduling in smart grid, *IEEE Online Conference on Green Communications*, pp. 58–63 (2011).
- [26] Gatsis, N. and Giannakis, G. B.: Cooperative Multi-Residence Demand Response Scheduling, *Information Sciences and Systems (CISS)* (2011).
- [27] Ramachandra, K., Georgios, C., Valentin, R., Alex, R. and R, J. N.: Cooperatives for demand side management, *The Seventh Conference on Prestigious Applications of Intelligent Systems* (2012).