

# スコアリングルールに基づく需要家間の協力による デマンドレスポンス方式の提案

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

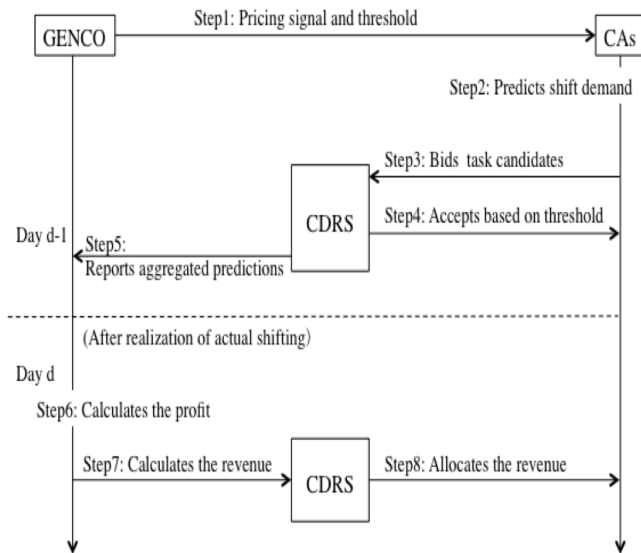


図 1 CDR model flow

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) が同じ発電事業者 (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。本論文では、Genco が CAs に対して 1 日前に電力価格を伝える前日価格メカニズム [1] を用いる。CAs の負荷は、冷蔵庫などの“固定負荷”とエアコンや AI ロボットなどの“変動負荷”の 2 種類がある。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。

CAs は選好に関する個人情報 (タイプ)  $\theta_i \in \Theta_i$  を持つ。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。

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

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

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

### 2.2 アルゴリズム

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。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を  $t_h$ 、その際の電力価格を  $price_h$  とし、閾値より需要量が低い場合の時間帯を  $t_l$ 、その際の電力価格を  $price_l$  とする。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 [16]。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。

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

#### Step2: 需要変動可能量を算出

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  $t$  の需要変動可能量を式 (5) に示す。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。

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

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。本論文では、スコアリングルール (SR: Scoring Rule) を導入し、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。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 [17], [18]。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

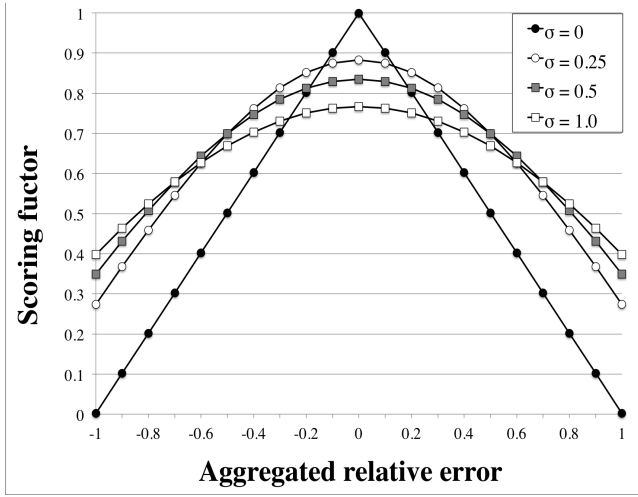


図 2 CRPS の得点と予測誤差

Fig. 2 CRPS scoring mechanism for different errors

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、 $d_{i,t}^a$  は実際の需要変動量を示している。CA<sub>i</sub> の予測に対する自信を  $\sigma_{i,t}$  とすると、CRPS は式 (7) となる。

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

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。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  $CRPS_{i,t}(\theta_i)$  とする。

### 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。従って、bid は、需要変動量元  $t_h$ 、需要変動先  $t_l$ 、需要変動可能量  $sd_{i,t}^c$ 、予測の自信  $\sigma_{i,t}$  の 4 つの要素から構成される。表 1 に bid の構成要素を示す。本論文では、CAs は  $t_h$  及び  $t_l$  をランダムに選択する。

表 1 A bid composition

Table 1 bid の構成要素

Symbol	Description
$t_h$	beginning of shift demand
$t_l$	end of shift demand
$sd_{i,t}^p$	predicted shift demand
$\sigma_{i,t}$	confidence of prediction

### 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。まず始めに、CDRS は CAs の全ての bid を  $sd_{i,t}^p * (1 - \sigma_{i,t})$  の大きい順にランク付けする。すなわち、ピーク抑制への貢献度が高い bid ほど、Accept される確率が高くなる。次に、CDRS は以下の 2 つの条件に基づき、bid を Accept する。

[Accept の条件]

$$TotalDemand_{t_h} - \sum_{b \in Bids_t} sdb_{b,t} \geq Th \quad (8)$$

$$TotalDemand_{t_l} + \sum_{b \in Bids_t} sdb_{b,t} < Th \quad (9)$$

条件 (1) 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 (2) 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、 $sd_{c,t}^p = \sum_{i \in N} sd_{i,t}^p$ 、 $sd_{c,t}^a = \sum_{i \in N} sd_{i,t}^a$  と与えられ、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 [19]。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 (10) で表される。

$$profit_t^G = costValue_t \times sd_{c,t}^a \quad (10)$$

本論文では、発電コストは実際のデータ [19], [20] に基づき算出している。

### Step7: 報酬を算出

Genco は、CDRS のタスク達成度の予測と自信に基づき、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  $value_t$  とすると、Genco から CDRS へ支払われる報酬は式 (11) となる。

$$V_{c,t}(a, \theta) = CRPS_{c,t}(\theta) \times value_t \times sd_{c,t}^a \times \lambda \times profit_t^G \quad (11)$$

支払われる報酬は、電気料金の差額、実際の需要変動量、予測

の正確さ、電力事業者の利益の一部の4つの要素から算出する。従って、CAsは需要変動に協力した場合のみ報酬が支払われる。また、予測が不正確な場合、得られる報酬が減少する。

#### 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需要家の貢献度の割合に応じて支払われる。貢献度は、タスク達成度のみではなく、タスク達成度の予測の正確さにも依存している。CDRSから $CA_i$ へ支払われる報酬は、式(12)となる。

$$v_{i,t}(a, \theta_i) = \frac{CRPS_{i,t}(\theta_i) \times sd_{i,t}^a}{\sum_{j \in N} CRPS_{j,t}(\theta_j) \times sd_{j,t}^a} \times v_{c,t}(a, \theta) \quad (12)$$

提案アルゴリズムでは、CAsが自身のタスク達成を目指すことで、効率的な需要分散が実現できる。

### 2.3 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. CDRメカニズムは誘因両立性を満たす。

証明. CDRメカニズムが誘因両立性、すなわち真のタイプを申告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 $\hat{\theta}_i$ とすると、CA $i$ の効用関数は以下の式で与えられる。

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

$\sum_{j \neq i} v_j(g(\theta_{-i}), \theta_j)$ は、CA $i$ の申告には関係しない。従って、CA $i$ は式(13)を最大化したい。

$$\max_{\hat{\theta}_i \in \Theta_i} \left[ v_i(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \theta_i) + \sum_{j \neq i} v_j(g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}), \hat{\theta}_j) \right] \quad (13)$$

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。

$v_i$ は、式(11)及び式(12)により算出される。式(11)において、CRPSの部分はstrictly proper scoring ruleであり、式(11)全体はCRPSのアフィン変換である。従って、式(11)及び式(12)はstrictly proper scoring ruleであるため。

一方メカニズムは、式(1)より $\sum_i v_i(a, \theta_i)$ を最大化するような代替案 $a$ を選択する。式(1)を変形すると、メカニズムは以下の式を最大化することと同じになる。ここで、 $g(\hat{\theta}_i, \theta_{-i}) = a$ である。

$$\begin{aligned} \max_{a \in A} v_i(a, \theta_i) + \sum_{j \neq i} v_j(a, \hat{\theta}_j) \\ = \max_{a \in A} \frac{CRPS_{i,t}(\theta_i) \times sd_{i,t}^a}{\sum_{j \in N} CRPS_{j,t}(\theta_j) \times sd_{j,t}^a} \times v_{c,t} + \sum_{j \neq i} v_j(a, \hat{\theta}_j) \end{aligned}$$

上記の式はstrictly proper scoring ruleであるため、CA $i$ は真のタイプ $\theta_i$ 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。CAsが真のタイプを申告した場合、CA $i$ の効用は式(14)となる。

$$\begin{aligned} u_i(\theta_i, \theta_{-i}) &= v_i(g(\theta), \theta_i) - \left( \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta_{-i}), \theta_j) - \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta), \theta_j) \right) \\ &= \sum_i v_i(g(\theta), \theta_i) - \sum_{j \neq i} v_j(g(\theta_{-i}), \theta_j) \quad (14) \end{aligned}$$

Eq.(14)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[21]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。

## 3. 実験

### 3.1 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[22]の2013年7月及び8月と、需要構造推定[23]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(11)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。

### 3.2 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]

図4に提案手法の適用前後の31日間の総需要量を示す。図4において、総需要量が一定の周期で変化しているのは、実データ[22]に依存するものである。適用前と適用後の総需要量を比較すると、適用後では常にピーク需要を抑制可能なことが分かる。

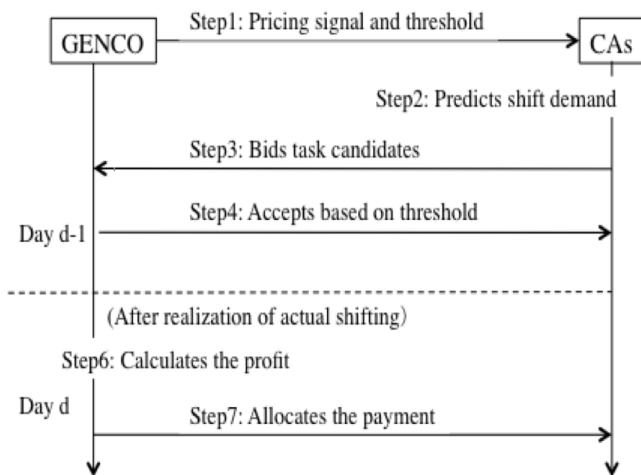


図 3 Singleton model flow

表 2 パラメータの設定

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

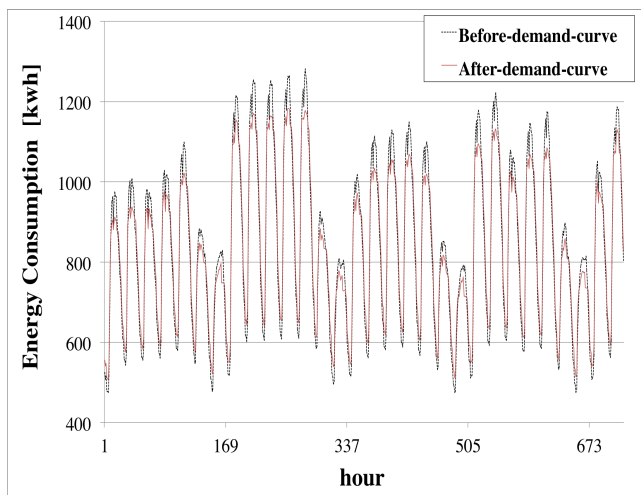


図 4 総需要曲線の変化 (31 日間)

Fig. 4 Energy usage before (black dotted line) and after (red solid line) using of CDR algorithm: 31 days

図 5 に提案手法の適用前後の 1 日の総需要曲線と閾値を示す。図 5 において、 $t_{10}, t_{11}, t_{12}, t_{14}, t_{15}, t_{16}, t_{17}, t_{20}$  が  $t_h$  であり、他の時間帯が  $t_l$  である。適用前のピーク需要量は、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、提案手法では、新

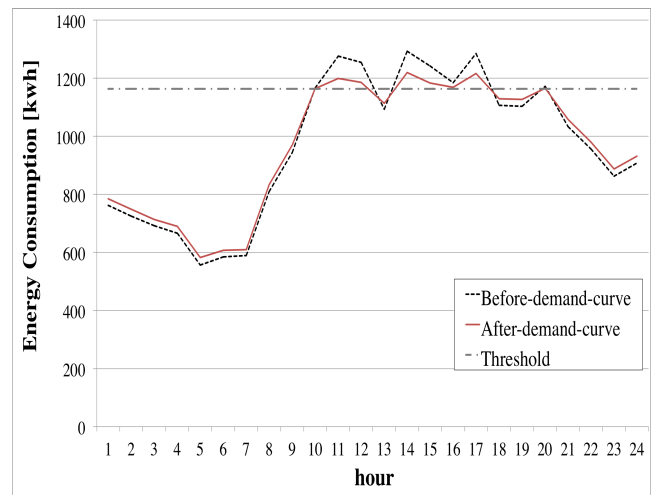


図 5 需要曲線の変化 (24 時間)

Fig. 5 Energy usage before and after using of CDR algorithm: 24 hours

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。

[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 (各 CA の効用値の合計をエージェント数で割ったもの) の結果を示す。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。提案メカニズムは、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。

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。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に与える影響を示す。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。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理由は、CA 数が増えるほど CDRS のタスク達成度の予測の精度が向上するためである。

表 3 CA 数と CA の全日程の平均効用値  
 Table 3 Scalability and number of CAs

number of CA	5	10	50	100	1000
CDRS : AVE [¥]	1.59	1.72	2.51	2.75	4.26
Singleton : AVE[¥]	1.55	1.59	2.29	2.47	3.93

4. 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

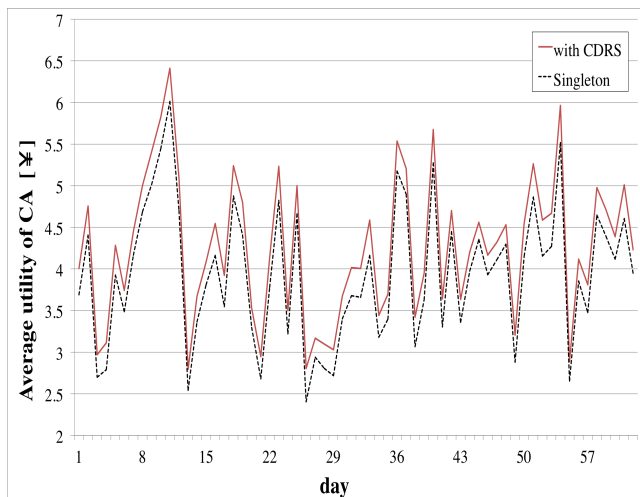


図 6 CA の平均効用値: CDRS 所属 vs 単独

Fig. 6 CA's average utility with CDRS vs Singleton

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] Borenstein, S.: The long-run efficiency of real-time electricity pricing, *The Energy Journal*, Vol. 26, No. 3, pp. 93–116 (2005).

[17] 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).

[18] 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).

[19] Company, C. E. P.: *Relationship between power resources and usage of electricity in a day* (2013).

[20] Unit, N. P.: *Verification committee's reports in terms of cost* (2011).

[21] 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).

[22] Company, C. E. P.: *electricity demand performance (2013)* (2013).

[23] the Agency of Natural Resources and Energy: *Demand structure estimation of a summer maximum dissipation use day* (2011).