

自律分散型スマートグリッドにおける 適応的電力融通手法

- 人工知能によるボトムアップな市場価格形成と電力需要応答の動態分析 -

Algorithm for Adaptive Intelligent Agent Trading Electric Power in Decentralized Autonomous Smart Grid

Analysis of Dynamics of Bottom-up Price Formation by Intelligent Power Router and Demand Response

谷口 忠大
Taniguchi Tadahiro

立命館大学
Ritsumeikan University
taniguchi@ci.ritsumeai.ac.jp, <http://www.em.ci.ritsumeai.ac.jp/>

keywords: multi-agent simulation, smart grid, electricity market, decentralized system

Summary

In this paper, we propose a new learning model for decentralized autonomous smart grid involving adaptive trading agents which can sell and buy electric power effectively in a local electric power network. We name the electric power network i-Rene (inter intelligent renewable energy network). The trading agents manage the amount of electric power generated by solar panels or other renewable energies by trading electric power stored in a storage battery in a house. The agent learns a trading strategy by maximizing its utility. Based on the proposed system, we evaluated its price formation and effectiveness of the adaptive trading method through simulations. Additionally, we propose a new variable consumption model for decentralized autonomous smart grid involving living people consuming electric power and the adaptive trading agents. To model demand side management which can control the amount of electric power consumption, developing variable consumption model is essential. We added a variable consumption model to the i-Rene model. We evaluated its price formation and effectiveness of the decentralized autonomous smart grid to equalize fluctuating demand.

1. はじめに

近年、化石燃料の枯渇が現実味を帯びてきた事を背景に、太陽光発電を中心とした再生可能エネルギーの普及の促進が目指されている。太陽光発電や風力発電は化石燃料に比べ発電が不安定なために、発電量の変化に対し需要側をいかに適応させるか大きな問題となってきた。このような問題を解決するために現状の電力ネットワークと異なるモデルが必要だと考えられ、現在、蓄電池などを用いながら需要側で分散的にシステムを制御する仕組み作りが試みられている。

太陽光発電や風力発電は、発電量が天候により決定されるために、発電を計画的に行う事ができない。不足時に電力不足が生じることも問題であるが、余剰時も問題があることが指摘されている [松本 03]。現在、余剰電力は既存電力網へ流され電力会社がこれを買っているが、太陽光発電が爆発的に普及した際には逆潮流がシステムを不安定化させるであろうことが問題視されている。このような問題の解決のために現状の電力ネットワークと異なるモデルが必要だと考えられ、数十年後の電力ネッ

トワークを考えた際の、次世代電力ネットワークモデルの検討は現段階から段階的に行う必要がある。

これらを背景として現在、分散型の電力ネットワークが注目され盛んに研究されている。本稿では分散型電力の一つのモデルとしての自律分散型スマートグリッド i-Rene (inter intelligent renewable energy network) を導入した上で、人工知能に基づく簡便な取引学習則を導入し、シミュレーションにより構成される系の動態分析を行うことで、一つの電力ネットワークの可能性としての i-Rene というモデルの持つ性質について質的に検討する。

1.1 分散型電力ネットワーク

分散型の電力ネットワークという場合には、分散という言葉は大きく分けて二つの意味で用いられる [Vogt 10]、一つは、電源や蓄電池などのデバイスが地域に分散的にあるという意味である。単純に分散型電源と呼ぶ場合はこちらを指すことが多い。地域の分散型電力網としては、古くからマイクログリッドが研究されてきた。近年ではVPP(Virtual Power Plant)として地域の分散的なエネルギー

ギー資源 (DER: Distributed Energy Resources) をひとまとまりの資源とみなしてマネジメントする研究が欧州を中心に研究されている [Pudjianto 07, Kok 09, Chalkiadakis 11]. Pudjianto らは VPP の概念やそのシステム設計について議論し [Pudjianto 07], Kok らは VPP における入札行動について経済学的な視点から議論している [Kok 09]. Chalkidlis らは VPP の協調について議論し CVPP (Cooperative VPP) のための価格メカニズムを提案している. VPP 自体は非常に広範な概念となっている.

もう一つは, これらの電源の発電計画, 電力配分の計画・制御自体を分散的な計算処理の下に行おうという意味である. ここでは多くの電源や蓄電池といった資源それぞれがマルチエージェントシステムにおけるエージェントとしてみなされ, その間の調整・取引により電力配分がなされることが考えられている [Vogt 10, Vytelingum 10a]. また, これらのゲーム理論的分析もなされ始め, 工学, 情報学と経済学の融合領域を形成している [Vytelingum 10b, Mohsenian-Rad 10]. 本稿ではこの二つの意味での「分散型」の意味を含んだ, 自律分散型の電力ネットワークを議論の対象とする.

スマートグリッドという言葉は電力と情報技術の融合を意味するが, それ自体では電力ネットワークのアーキテクチャも情報技術の利用方法, 知能化の方法も限定していない. 再生可能エネルギーを大幅に普及させていくためには, 多くの家計, 企業といった多様な投資主体が投資行動を行う必要があるが, それらは集中的に管理する事が困難であり, 集中管理を前提としてシステムの最適構成を設計しようという試みは, 逆に再生可能エネルギーの自由な浸透を拒む可能性がある. このような視点からも自律分散型の電力ネットワークは優位性をもつとされる.

このような背景から, 筆者らは, 各世帯や各事業所に発電装置と蓄電池を設置する分散型の電力網を前提として設け, 同時に上述した逆潮流問題をも解決しえる構想として, 自律分散型スマートグリッド i-Rene (Inter Intelligent Renewable Energy Network) と呼ばれる地産地消型の電力ネットワークのモデルを提案してきた^{*1}.

1.2 自律分散型スマートグリッド

自律分散型スマートグリッド i-Rene では, 各世帯のスマートメーター (もしくは, 電力ルータ) に存在するエージェントが分散的な意思決定することで, 人工市場を介した自動的な取引を行い, 各世帯の発電・消費に対して適応的な電力配分を実現することを目指している [谷口 09]. このエージェントは機械学習を通じて, 徐々に効率的な売買を実現する事が目指されている. 電力ネットワークの範囲は一つの町程度の規模を考え, 世帯数は十軒以下程度から数千軒程度の広さを考えている. 送電口は発電した電気を自家消費することと, このよう

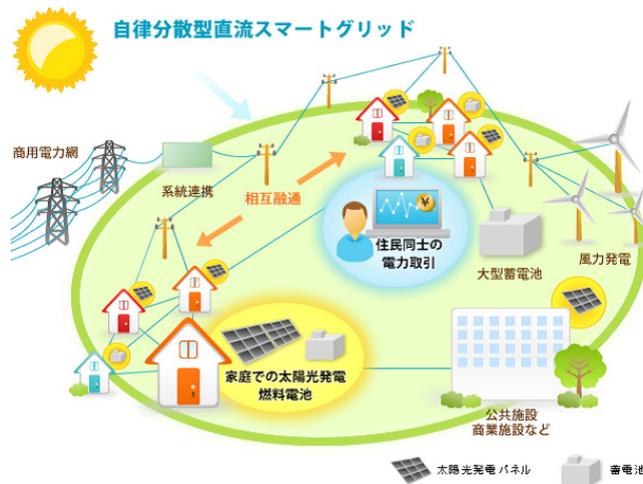


図1 自律分散型スマートグリッド i-Rene の概観図

近傍への送電の後に他の家が消費することではほぼ変わらないため, 世帯間での送電に伴う送電ロスは無視できるとして扱う.

図1に i-Rene の概観図を示す. i-Rene は松本らによって提案された自律分散型電力ネットワーク ECONET [松本 03] を下敷きに行っているが, この上に電力ルータ上で自動的に電力売買の意思決定を行う人工知能を実装し, 市場メカニズムを用いた電力融通を行うことを想定している点で主に異なる.

i-Rene では各世帯^{*2}が太陽光発電や風力発電などの再生可能エネルギーに基づく発電装置と, 電力を一時的に貯蔵することが可能な蓄電池を持つことを仮定する. また, 地域の電力取引市場の存在を仮定し, 市場を介した売買によって効率的な電力融通を実現することを目指している.

しかし, 一般家庭が電力取引に参加するとき, 常時, 人手を介して取引を行うことはできない. そのため, 学習しつつ電力取引を自動的に行うエージェントを導入し, 自動的な電力融通を実現することが必要となる. また, 地域の発電量と蓄電量の総和が地域の消費量に足りなかった場合には, 融通のみで消費を賄うことは出来ず, バックアップ電源による追加の発電を行うか, 系外部からの買い入れを行う必要がある. そのため電力では賄えない場合, バックアップ電源, もしくは系外部からグリッド価格 p_t^G で即座に電力を買い入れる事が出来るとし, 逆潮流は基本的に起こさないものとする^{*3}. 市場メカニズムを用いた電力融通は近年注目されており, Hommelberg らは PowerMatcher concept と呼ばれるマルチエージェントの仕組みにより電力管理を行う実証実験を行っている [Hommelberg 07].

*2 ここでいう世帯には事業所や量販店といった商工業的発電消費拠点も含むが, 簡単のためここでは世帯と呼ぶことにする.

*3 これは価格 p_t^G を支払うことで一単位分の追加発電が可能であると考えても同じである.

*1 i-Rene Web サイト参照 <http://www.i-rene.org/>

このような状況では通常、電力が不足する際に価格が上昇し、余る際に価格が下落する変動価格が生まれることが考えられる。故に、同じ電力を購入するにしても、時間帯によって必要なコストは変わってくる。さらに、いつ買い入れるべきであるかは、各世帯の消費発電プロファイルに依存するという点も考慮する必要がある。故に、エージェントは地域と世帯の状況に合った、取引戦略を得る必要がある。谷口らは各エージェントの学習則に強化学習の一手法である Natural Actor Critic [Peters 03] を用い、各エージェントが各世帯の利益最大化を目的として学習することで、価格を変動させながら自動的に効率的な電力融通を実現できる事を示した [谷口 09, 谷口 10]。この手法はマルチエージェント強化学習という部分観測環境下において Natural Actor Critic が有効であることを示したが、地域電力ネットワークという系全体での動態や分析を行うことは困難であった。また、方策器の設計にほとんど事前情報を用いないため、強化学習の学習速度が非常に遅く、また、学習結果が予測困難であるなどの問題もあった。分散型電力ネットワークモデルの一候補としての i-Rene の性質を考察するためには、より分析的なモデルを用いた研究が必要となる。

そこで本研究では、i-Rene の系全体での価格形成や電力融通の挙動を解析的に分析、予測するために、十分想定可能な形式に定式化し、エージェントの学習則を導出する。本研究の目的は、将来的に構想しうる電力ネットワークとしての i-Rene について、その電力ネットワークの特性、挙動を質的なレベルで、予測し検討することにある。

1.3 スマートグリッドの動態分析と需要応答

本研究ではローカルなグリッドを扱い、逆潮流無く不足時に外部からの供給のみを受けるとする系の動態分析を行った研究を行なっている。このような系の挙動を分析し、知見を提供するという点において、本論文は新規性を有すると考えられる。近い研究としては、Vytelingum ら [Vytelingum 10b] が欧州の電力市場において消費者が蓄電池を導入した際の価格変動をマルチエージェント系の最適化計算を用いて分析し、価格の平準化が起こることを示した。しかし、Vytelingum ら [Vytelingum 10b] のモデルでは各世帯は確定的な供給関数をもつ系統電力に対して電力消費を行うだけであった。つまり、本研究のように消費者が同時に発電者でもあり、それらの取引によってボトムアップに形成される供給関数や価格を扱った研究ではない。

また、近年、変動価格の導入による需要応答（デマンドレスポンス）についての議論が盛んである。変動価格により需要量をコントロールしようとするのをデマンドサイドマネジメントと呼ぶ。電力価格が変動する状況下では、価格が高いときは消費を手控え、価格が安いときは消費を増すなど、個々の需要家の消費行動が変化し需

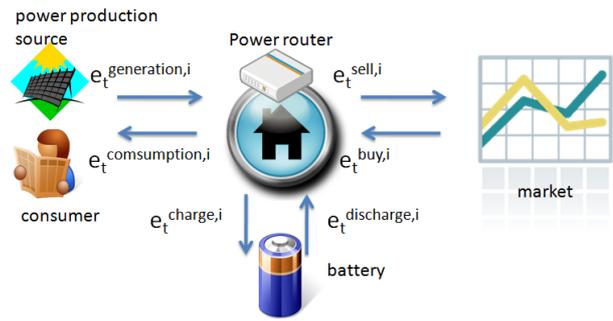


図2 電力ルータの基本的変数定義

給調整がなされることが考えられる。つまり、ボトムアップに形成される変動価格によりデマンドサイドマネジメントに類する現象が観測されると考えられる。i-Rene のモデルではこのような経済的な効果を媒介とした人の消費行動の変容をも目的としている。

以降の章では、第二章では自律分散型スマートグリッド i-Rene のモデルの数理的概要を示した後に、分析が解析的に可能な適応的電力融通手法の提案を行を提案する。また第三章では、これを用いた際の価格形成についての解析的な結果を示し、この解析結果を確認するために、数値シミュレーションを行い系の振る舞いと、価格形成の結果について示す。次に第四章では、消費効用を考慮した需要変動モデルを加えることにより、i-Rene という自律分散型電力ネットワークによって生じるボトムアップなデマンドサイドマネジメントの振る舞いを数値実験を通して確認し、その動態の分析を行う。

2. 提案モデル

本章では提案モデルである i-Rene の数理モデルについて示す。

2.1 基本設計

図2に示すように、各世帯が電力ルータを中心に消費量 l_t^i 、蓄電量 b_t^i 、市場への出荷量 m_t^i を各時刻の入出力変数として持つとする。

$$l_t^i = e_t^{consumption,i} - e_t^{generation,i} \tag{1}$$

$$b_t^i = e_t^{charge,i} - e_t^{discharge,i} \tag{2}$$

$$m_t^i = e_t^{sell,i} - e_t^{buy,i} \tag{3}$$

消費量 l_t^i は消費量 $e_t^{consumption,i}$ と発電量 $e_t^{generation,i}$ の、蓄電量 b_t^i は蓄電池への流入量 $e_t^{charge,i}$ と蓄電池からの流出量 $e_t^{discharge,i}$ の、市場への出荷量 m_t^i は市場への出荷量 $e_t^{sell,i}$ と市場からの買い付け量 $e_t^{buy,i}$ の、それぞれ差として定義される。また、 i は各世帯を、 t は時間を指す。また、 $e_t^{*,i}$ はすべて非負の値である。本研究では、近似的に送電ロスや蓄電ロスを考えないものとする。送電ロスについては、本研究のモデルは地域の分散的な電力ネット

ワークを考えるため、妥当な近似であるといえる。蓄電ロスについては、現在普及している二次電池では製品によるが数十%のロスが見込まれる。一方で、現状コストは高いが電気二重層キャパシタ (EDLC) などでは内部抵抗を大幅に低減できる事が知られており、本提案のモデルの導入が十年以上先であるという前提に立つと、このような将来技術の導入を前提とした議論をすることは必ずしも非現実的ではない。無視できない蓄電ロスについての議論は今後の課題とし、本稿では、近似的に送電ロスや蓄電ロスを考えないものとする。

この場合、各世帯が持つ電力量は以下のキルヒホッフの法則に類した関係を持つ。

$$l_t^i + b_t^i + m_t^i = 0 \quad (4)$$

蓄電残量 s_t^i の変化は、バインドを起こさない限り以下の式が成り立つ。バインドとは状態変数が端点に達することで例外処理が必要な場合を指し、ここでは蓄電量が蓄電最大値を超過または、蓄電最小値を下回ることである。

$$s_{t+1}^i = s_t^i - l_t^i - m_t^i = s_t^i + b_t^i \quad (5)$$

また、世帯 i の最大蓄電残量を S_{max}^i と定義する。及び、本稿を通じて、添字 i を除去したものは、 i についての和をとったものであるという記法を利用する。

2.2 自動化取引エージェントのモデル化と価格形成

個々のエージェントがそれぞれの効用に基づいた購買行動を学習するものとする。ここでは、個別需要供給曲線が一次関数とする制約を入れる。これはエージェントの方策形成を一次関数系により行うということであり、実際の人間の需要供給曲線が一次関数であるということの意味するのではない。本研究では、このような制約を入れた際の電力ネットワーク全体のシステムの挙動について調べたい。また、電池が満充電となった際に追加充電に価値は生まれないことから、その際の限界価値となる価格を 0 であると仮定すると、これらから、時刻 t における価格から蓄電残量 s_t^i への関数 f_t^i を定義することが出来、

$$f_t^i(p) = -\frac{S_{max}^i}{p_t^i} p + S_{max}^i \quad (6)$$

となる。各消費者の電力消費行動や、太陽光などによる発電状況は世帯毎、時間毎に異なることを考え、 p_t^i は毎時刻変化するものとし、ここでは個別最大価格と呼ぶ。個別最大価格 p_t^i は各エージェント毎に時間毎に定まり、この 1 パラメータでその時間帯の売買方策は決定されるため、方策のパラメータ空間は非常にコンパクトになる。

これにより、市場決算時の各エージェントの出荷量 m_t^i を導出する。地域全体での電力不足・超過が発生せず、送電・蓄電ロスが発生しないものと考え、全世界帯が市

場に出す電力量の総和がゼロとなるので、

$$0 = \sum_i -m_t^i = \sum_i (b_t^i + l_t^i) \quad (7)$$

$$= \sum_i (s_{t+1}^i - s_t^i + l_t^i) \quad (8)$$

$$= \sum_i (f_t^i(p_t^*) - (s_t^i - l_t^i)) \quad (9)$$

と表現できる。時刻 t での市場価格を p_t^* とした際に、送電ロスが発生しない場合、エージェントは $f_t^i(p_t^*)$ まで売り切る、もしくは買い切ることが効用を最大化させる行動となる。この際、市場価格 p_t^* は各エージェントの p_t^i と電力に関わる諸変数に対して、

$$\sum_i \frac{S_{max}^i}{S_{max}} \frac{1}{p_t^i} = \frac{(S_{max} - s_t + l_t)}{S_{max}} \frac{1}{p_t^*} \quad (10)$$

を満たすため、

$$(1) \text{ 域内バッテリーシェア: } w^i = \frac{S_{max}^i}{S_{max}}$$

$$(2) \text{ 地域蓄電余裕率: } \gamma_t = \frac{(S_{max} - s_t + l_t)}{S_{max}}$$

の二変数を用いることで、

$$p_t^* = \gamma_t H(p_t; \omega) \quad (11)$$

として一意的に求める事ができる。

ここで、 $H(p_t; \omega)$ は n 個の変数 x に対して、重みベクトル ω を重みとした重み付き調和平均 H であり、

$$H(x; \omega) = \left(\sum_i \omega_i \frac{1}{x_i} \right)^{-1} \quad (12)$$

である。この解は

- (1) 地域で電力が不足すればするほど価格が高くなる。
- (2) 大きい蓄電池を持っているエージェントの価格への影響力が大きくなる。

という点において直感とも符合する式であるといえる。この際の市場への販売量 m_t^i は以下となる。

$$m_t^i = S_{max}^i \left(\frac{p_t^*}{p_t^i} - \frac{S_{max}^i - s_t^i + l_t^i}{S_{max}^i} \right) \quad (13)$$

2.3 学習則の導出

エージェントは学習によって、自らの収益が最大化されるように売買行動を変化させる。エージェント i の時刻 t での収益を ϕ_t^i とする。各エージェントの収益は、

$$\phi_t^i = p_t^* m_t^i = p_t^* S_{max}^i \left(\frac{p_t^*}{p_t^i} - \frac{S_{max}^i - s_t^i + l_t^i}{S_{max}^i} \right) \quad (14)$$

となる。ここでエージェントの売買行動を変化させる内生変数は個別最大価格 p_t^i のみであり、この変化に対する収益の変化を考える。また、 p_t^i が負にならないことに注目し簡単のため代理変数 y_t^i を導入する。

$$p_t^i = \exp(y_t^i) \quad (15)$$

y_t^i は p_t^i の対数であり、ここでは対数個別最大価格と呼ぶ。これをパラメータとして、収益の最大化を行う。また、エージェント数が十分に多い系を考えると、 y_t^i の微小変化が価格 p_t^* に与える影響は無視できると仮定する（エージェントの微小性の仮定）。 y_t^i の変化は ϕ_t^i, ϕ_{t+1}^i にのみ影響を与えるために*4、収益 ϕ^i の y_t^i に対する勾配及び勾配法による更新式は

$$y_t^i = S_{max}^i (p_{t+1}^* - p_t^*) p_t^* \quad (16)$$

$$y_t^i \leftarrow y_t^i + \eta \frac{\partial \phi^i}{\partial y_t^i} \quad (17)$$

となる。ここで、 η は学習定数であり、学習速度を決定する。

2.4 バインド処理

これまででは、バインドが発生しない際の学習について述べた。蓄電残量が蓄電残量の最小値として設定された値を下回った場合、不足分を一定価格で系外部から買い入れを行う。ここでの買い入れ価格をグリッド価格 p_t^G とする。下方のバインドは、

$$s_{t+1}^i = \max(0, f_t^i(p_t^*)) \quad (18)$$

で表現されるが、 $f_t^i < 0$ の場合は、外部グリッドへの金銭流出がおき

$$\phi_t^i = -p_t^G |f_t^i(p_t^*)| = p_t^G S_{max}^i \left(1 - \frac{p_t^*}{p_t^G}\right) \quad (19)$$

のコストに変化する。ここでの p_t^G は時刻 t における系外からの電力買い付け価格である。更新式は、

$$\frac{\partial \phi^i}{\partial y_t^i} = S_{max}^i (p_{t+1}^* - p_t^G) p_t^* \exp(-y_t^i) \quad (20)$$

である。

3. 分析と実験 1：電力融通の動態分析

3.1 学習と価格変化の動態

全体のエージェントの学習が進行すると、系の価格に影響を与える。 y_t^i の変化による価格への影響は、解析的に

$$\frac{\partial p_t^*}{\partial y_t^i} = \gamma \frac{w_i \exp(-y_t^i)}{\sum_j w_j \exp(-y_t^j)} \quad (21)$$

$$\frac{\partial p_{t+1}^*}{\partial y_t^i} = -\frac{S_{max}^i p_t^* \exp(-y_t^i)}{S_{max}} H(p_t, w) \quad (22)$$

と求められる。以上より、前章の学習則を適用すると、 p_t^* と p_{t+1}^* に価格差があった場合

$$p_t^* < p_{t+1}^* \rightarrow y_t^i \uparrow \rightarrow p_t^* \uparrow p_{t+1}^* \downarrow \quad (23)$$

$$p_t^* > p_{t+1}^* \rightarrow y_t^i \downarrow \rightarrow p_t^* \downarrow p_{t+1}^* \uparrow \quad (24)$$

*4 ϕ_{t+1}^i への影響は s_{t+1}^i への影響を介してなされる。

となり、価格は平準化される方向に動くことがわかる。ここで、 \uparrow, \downarrow はその数値が (\rightarrow) 記号の左辺の事象を原因として、それぞれ増大、減少することを示している。以上から、電力融通の最適化が起これと同時に、価格の平準化が生じることが予測される。以降では、これらをシミュレーション実験を通して検証する。

本研究で対象としているような、各世帯が供給家にも需要家にもなるようなモデルではないが、類似の成果を報告している研究に Vytelingum らの研究がある。Vytelingum らは系統からの電力供給が価格弾力性を持つ市場において、蓄電装置の導入が価格の平準化を生むという結果を示している。本研究が対象とする各世帯が発電機を持ち供給家にも需要家にもなるような系ではないため、直接の定量的比較は意味をなさないが、この結果とも質的に共通した結果であるといえる [Vytelingum 10b]。

まずは、シンプルな系について数値シミュレーションを行う事で上記の解析が成り立つことを確認する。

3.2 実験条件

学習前後における電力価格 p_t^i の変化を調べるために、シミュレーション実験を行った。各エージェントの電力消費量 l_t^i は以下の式によって決定される系を考える。

$$l_t^i = -A^i \cos\left(2\pi \frac{t+t_0^i}{T}\right) \quad (25)$$

ここで A はゲイン、 t_0 はピーク時のオフセット、 T は一日の売買機会数である。 $t_0 = \{-2, -2, 0, 2, 2\}$ とすることで、朝/夜型の生活パターンを表現している。シミュレーション条件を、エージェント数 $N = 5$ 、外部からの買い入れとなるグリッド価格 $P_t^G = 20$ 、初期蓄電残量 $s_0^i = 5$ 、最大蓄電残量 $S_{max}^i = 10$ の条件で学習を行わせた。グリッド価格については現在の国内の電気料金が 1kwh あたり 10 円 ~ 30 円程度であることから 20 円/kwh とした。現在は一般家庭には蓄電池は普及していないが、一つの平均的な世帯が太陽光パネルと蓄電池で自立しようとする、10kwh 程度の蓄電池容量が求められる。本研究は i-Rene という将来の系を前提としているので、各世帯に 10kwh のサイズの蓄電池があることとした。

本モデルでは解析時に微小性の条件（エージェント数が十分に多い）を加えていた。しかしながら、提案モデルでは地域の電力ネットワークを考えており、先に述べたように世帯数は十軒以下程度から数千軒を考えている。理論解を検討する意味で、最も微小性の条件が成り立ちにくいと考えられる五軒程度の小規模ネットワークについて、十分に理論的結果が成立することを示すことで、本近似の妥当性をしめしたい。

また、実験条件としては、理論解で得られたものの妥当性を検証するために、条件設定から結果への影響を確認しやすい系で数値実験を行うことを第一とした。現実の消費パターンや発電パターンは時系列データの形状と

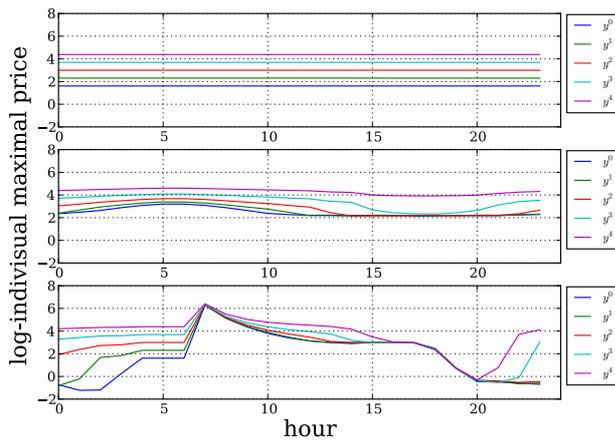


図3 各時刻での各エージェントの対数個別最大価格(上)初期状態(中)実験条件1での学習後(下)実験条件2での学習後(横軸:時間,縦軸:パラメータ値)

して複雑であり,同様の実験を行った際,学習後のパラメータを理論との整合性の観点から検討することが困難になるためである.より現実的で複雑な実験条件での検討については,分析と実験3にて行う.

学習期間は5日間の取引を1000回行わせた.一日の売買機会数は24(一時間に一度)である.実験条件1として上手く融通すれば系全体で常に電力が足りている状態となる条件($A=1$),実験条件2として蓄電池を限界まで使っても一時的には系全体での余剰や不足が生じる状態となる条件($A=2$)として,シミュレーション実験を行った.現在,一般家庭の一日の消費電力はピーク時で2kwh程度の消費がある.また,一般家庭が導入する太陽光パネルは4kwp~2kwp程度が標準的であるため,消費と発電の差として現れる l_t はピークが $\pm 1 \sim \pm 2$ 程度が妥当であると考えられる.今回はこの両極のケースについて検討する.

3.3 実験結果

系全体で常に電力が足りている状態($A=1$)(条件1)での,学習前後における蓄電残量,対数個別最大価格のグラフを示す.図3は学習初期(上)および学習後(中)の対数個別最大価格 y_i^t の値を示している.横軸は24時間の時間軸である. y_i^t の初期値は適当に与えたのちの学習で午前午後における値が変化している.この y_i^t の値は数理的な構造上,学習結果が一意に決まらず初期値に依存する.このことは,初期値以外が同じ実験条件であるはずのエージェント0,1または4,5の結果が異なることから観察される.

図4は蓄電池の学習前(上)および学習後(中上)の残存電力量(縦軸)を表している.横軸は1時間ごとの時間軸であり,約5日間の蓄電残量の変化を世帯ごとにプロットしている.ここでは,すべての世帯において学習

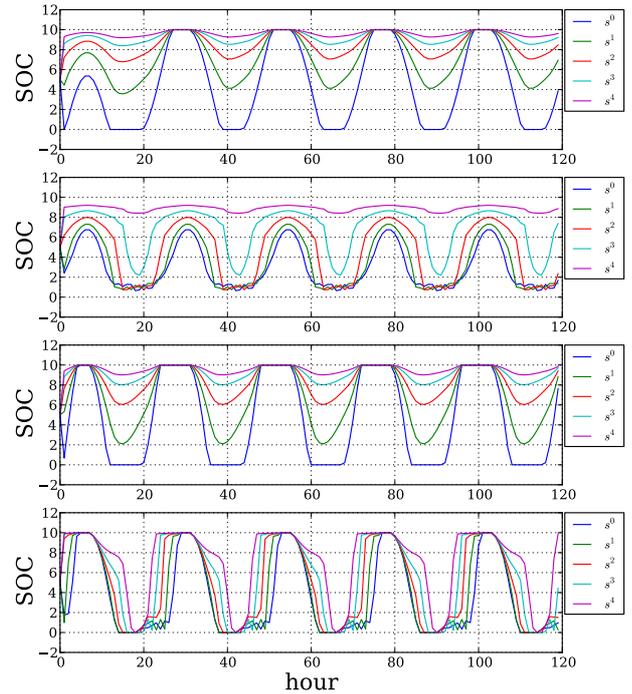


図4 各時刻での蓄電残量の変化(上)実験条件1での学習前(中上)実験条件1での学習後(中下)実験条件2での学習前,(下)実験条件2での学習後(横軸:時間,縦軸:蓄電残量)

を通じて蓄電池の余剰電力を無駄にすることが無く,また,蓄電残量が0を切り系外からの買い入れの必要性が無くなっている事が示されている.次に,系全体で時々電力に過不足が生じる場合($A=2$)(条件2)での,学習前後における対数個別最大価格,蓄電残量のグラフを図3(上,下)と図4(中下,下)に示す.調整の結果として,各世帯の蓄電残量が同期しだしていることがわかる.

図5上図は条件1での学習前後での電力価格の変化のグラフであり,学習後での価格は一定の価格に収束しており,価格が平準化されているのがわかる.これに対して下図は条件2での学習前後での電力価格の変化のグラフであり,ほぼ P_t^G である20円と,最低価格の0円を極端に行き来するという現象がおきている.これは,地域全体で余剰が生じ0円となった時点と,不足が生じ20円となった時点の価格が固定され,これが価格平準化の原理をとおして,それより手前の時間に逆発的に伝播するために起きる現象である.

また,図6に系外部からの買い入れ電力量(縦軸)を学習初期(initial),学習後(end)の各条件について示す.endは別途計算した最適な融通と数値計算上ほぼ一致しており,導出した融通則によりほぼ最適な電力融通が来ている事がわかる.

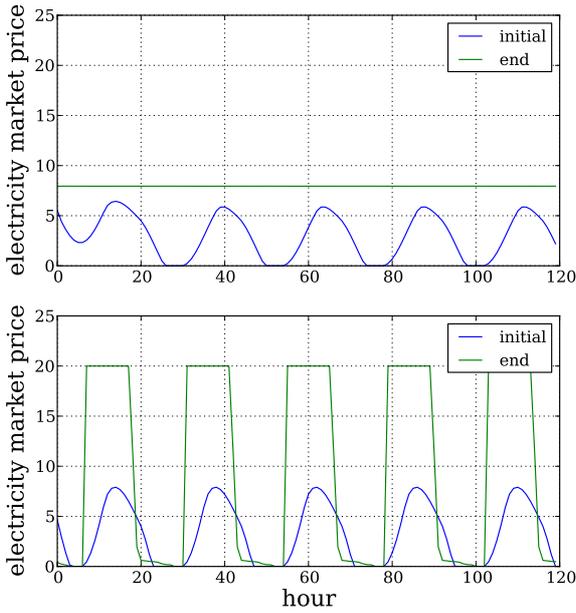


図5 形成された変動価格(上)実験条件1(下)実験条件2. initialは学習前, endは学習後を表す.

4. 分析と実験2：需要応答の動態分析

4.1 消費効用による需要応答のモデル化

§1 追加消費効用

これまでの基本的なモデルに消費量を変動させるための追加消費量 d_t^i を組み込み実現する. ここまでは消費量 l_t^i を外生変数として扱っていたが, 住人の節電行動などの需要応答を表現するために, 消費量を変動させるための追加消費量 d_t^i を導入し, それを加えた新しい内生変数としての消費量 L_t^i を導入する. よって消費量 l_t^i は

$$L_t^i = l_t^i + d_t^i \quad (26)$$

となる. 追加消費量 d_t^i が正のときはその時刻の基準となる消費量 l_t^i より多くの電力量を消費することを意味し, 負のときはその時刻の消費量を抑える量をあらわしている. ここで送電ロスなどを無視すると各世帯においてキルヒホッフの法則に類した次式(27)が成り立つ.

$$L_t^i + b_t^i + m_t^i = 0 \quad (27)$$

i の時刻 t での効用を ϕ_t^i とすると,

$$\phi_t^i = p_t^* m_t^i + D_t^i \quad (28)$$

となる. 以上で示した差分消費効用 D_t^i は住人の効用関数を表現しており様々な関数型が考えられる. ここでは, 追加消費量を増やした際にも得られる効用には限界があると考える. 一方で, 節電に対しては徐々に削るのが困難となることから負の効用の限界効用が徐々に増大するように凸な関数として設計する. 具体的には

$$D_t^i = \alpha_t^i (1 - \exp(-\beta_t^i d_t^i)) \quad (29)$$

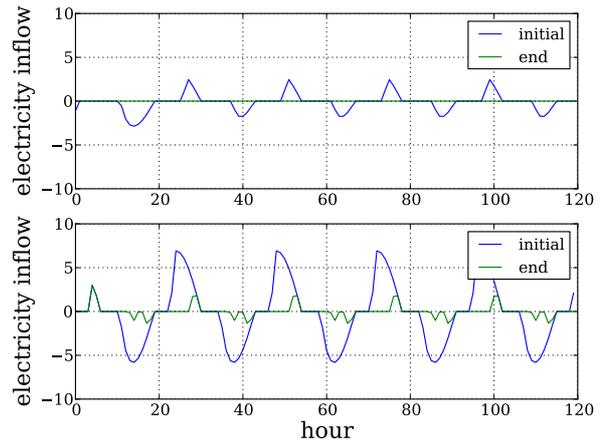


図6 エージェントが外部グリッドから購入した電力量の各時刻総和, 負の値は系内で余剰を起し消費・蓄電しきれずにロスした電力量の各時刻総和を表す. (上)実験条件1(下)実験条件2. initialは学習前, endが学習後, optimalが理論的な最適値を表す.

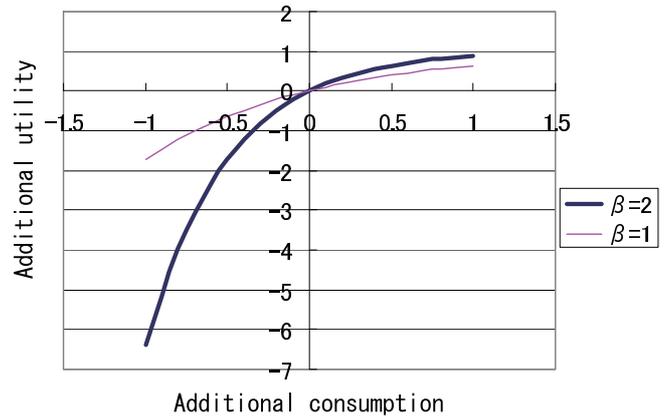


図7 追加消費効用 D_t^i と追加消費量の関係 d_t^i

と定義する. α, β は効用関数の形状を決めるパラメータである. この形によって, 電力消費に対する欲求が変わり, 価格変化に対する節約行動が変わるため, ここでは節約定数と呼ぶことにする. 式(29)は追加消費量 d_t^i における効用 D_t^i を表しており, 図7は d_t^i を $-1 \sim 1$ まで変化させたときの D_t^i の変化量である. また, α, β を変化させることにより原点の傾きや二次微分が変わる. これにより各世帯の消費変動の弾力性の違いを表現できる.

§2 追加消費効用を含めた収益の最適化

変動消費モデルでは, エージェントはパラメータ d_t^i の値を変化させることによって効用 ϕ^i を増大させることが出来る. 効用 ϕ^i を d_t^i で偏微分すると,

$$\frac{\partial \phi^i}{\partial d_t^i} = -p_t^* + \alpha_t^i \beta_t^i \exp(-\beta_t^i d_t^i) \quad (30)$$

が得られる. この平衡状態を求めると,

$$d_t^i = -\frac{1}{\beta_t^i} \log\left(\frac{p_t^*}{\alpha_t^i \beta_t^i}\right) \quad (31)$$

が成り立ち、この式を用いる事で、パラメータ d_t^i の値を各ステップで更新する。上式よりパラメータ d_t^i は p_t^i の変化にのみ影響をうけることがわかる。また、式 (31) の追加消費量 d_t^i は市場価格 p_t^* が $\alpha_t^i \beta_t^i$ に比べて高ければ負の値となり、小さければ正の値になる。これは値段が高ければ節約し、安ければより使うという自然なものである。

上記の変動消費モデルの導入による系の挙動の変化を見るために、前章と同じく、まずはシンプルな系に対して検証を行う。

4.2 実験条件

本研究では、追加消費 d_t^i とその弾力性を表現するための効用関数を加えたモデル（以下、変動消費モデル）の評価を行うために、変動消費モデルと消費変動を考慮していないモデルとをシミュレーション実験によって比較・考察する。各世帯の電力消費量 l_t^i は実験 1 の式と同様に定める。シミュレーション条件を、エージェント数 $N = 5$ 、外部からの買い入れとなるグリッド価格 $P_t^G = 20$ 、初期蓄電残量 $s_0^i = 5$ 、最大蓄電残量 $S_{max}^i = 10$ の条件にする。また、朝/夜型の生活パターンを表現するために $t_0 = \{-2, -2, 0, 2, 2\}$ とし、対数個別最大価格の初期値を $y = \{\ln(25), \ln(20), \ln(15), \ln(10), \ln(5)\}$ 、個別最大価格 y_t の学習速度 $\alpha = 0.001$ 、節約定数 $\alpha_t^i = 1$ 、 $\beta_t^i = 2$ に設定し、5 日間のシミュレーションでパラメータの更新を 10000 回行った。ゲイン $A = 1$ とし系の電力が過不足ない状態が続く条件を実験条件 1、ゲインを $A = 2$ とし系において電力が絶対的に不足、余剰することがある条件を実験条件 2 とした。

4.3 実験結果

実験条件 1 について変動消費モデルなし、ありについて、それぞれ最終的な消費量と価格変化をそれぞれ 図 8 と 図 9 に示す。価格は変動消費モデルがある際でも、前章で示された i-Rene のモデルの性質から平準化される。また、平準化の結果として、時間帯毎の価格差が生まれないために、結果的に需要変動はほぼないという結果が得られた。

実験条件 2 について変動消費モデルなし、変動消費モデルありについて、それぞれ最終的な消費量と価格変化を 図 10 と 図 11 に示す。変動消費モデルがない場合は、系全体で余剰が起きた際に価格が 0 円になり、また、不足が起きた際には系外部から買い入れるためにグリッドの価格 20 円になる。そして、それらが平準化の原理で時間方向に伝播するために、激しい上下動を繰り返すグラフになった。しかし、これに対して、変動消費モデルを導入した際には、価格が 0 円になった際には需要を増やし価格を押しあげ、また、価格が上昇した際には消費を減らすために、価格を押し下げる効果を示し、結果的により狭い範囲での価格変動が現れた。

また、変動消費モデルを導入した場合、このような変

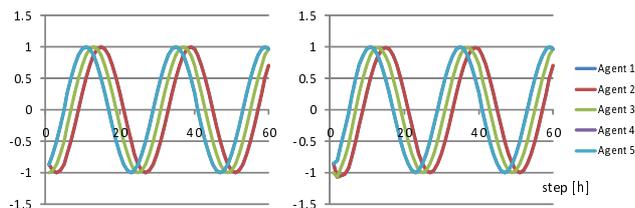


図 8 実験条件 1 における変動消費の発電消費量への影響 (左) 変動消費モデルなし (右) 変動消費モデルあり

動価格の結果として、消費量にも大きな変化が現れた。図 10 に示すように、消費量超過時に消費量が抑えられ、発電超過時に消費量が増えることでその差分が抑制されるといえる、いわゆるピークカットの効果を表す結果がえられた。また、変動消費モデルを導入した市場価格の変化を表した図 11 のグラフでは、学習後に市場価格がグリッド価格よりも低い値で変化している。このことから、変動消費モデルにより適宜需要が抑制され、系外部から電力を買い入れる必要がなくなった系全体で電力が足りている状態であるといえる。

これらより、自律分散型スマートグリッドでは、ボトムアップな価格形成が行われた結果として、時間によって市場価格が変化する時間帯別料金制度を実現していると考えられる。また、変動消費モデルの下で再生可能エネルギーの利用効率が上がっていることもわかる。このことから、人工知能に基づく自動化電力取引を通じて融通を行いつつ、各需要家に変動消費の概念を持たせて消費を柔軟に変化させることにより、効率的なデマンドサイドマネジメントが実現されると考えられる。

例えば、工場は得られた価格変動の時間帯傾向に対して、安い時間帯にピークシフトを行う事が考えられる。これは、基準となる外生変数としての消費量 l_t^i の変化 (t_0 の変更)ではなく、ある時間帯の追加消費量 d_t^i を減らし、ある時間帯の追加消費量 d_t^i を増加させることで表現される。系の様々なエージェントにおいて、このようなピークシフトが起きることにより生産消費の需給調整が行われる事になるのである。

さらに蓄電残量についても確認する。図 12 に上から、学習前、変動消費モデルなしでの学習後、変動消費モデルありでの学習後の蓄電池残量の時系列的な変化のグラフを示す。変動消費モデルを持たない時に比べ、変動消費を行うことで、より蓄電残量の変化がなだらかになり、完全な余剰や蓄電残量がゼロになる事が生じにくくなっている事がわかる。このように変動価格による消費の弾力性は、蓄電池を導入し、それを効率的に利用する事に加えて、再生可能エネルギー利用をさらに効率化する効果を持つことがわかる。

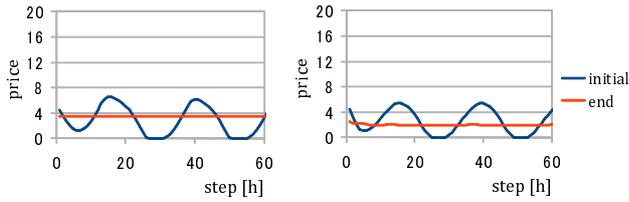


図9 実験条件1における変動消費の価格形成への影響(左)変動消費モデルなし(右)変動消費モデルあり

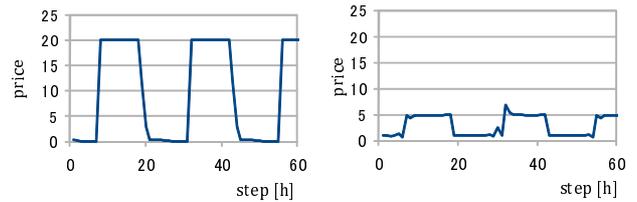


図11 実験条件2における変動消費の価格形成への影響(左)変動消費モデルなし(右)変動消費モデルあり

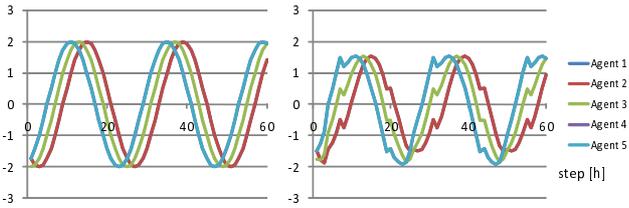


図10 実験条件2における変動消費の発電消費量への影響(左)変動消費モデルなし(右)変動消費モデルあり

5. 分析と実験3：不確実性・多様性条件下での数値的検証

5.1 実験目的

これまで二つの実験では解析的に得られた結果が実際に数値的に確認されることを示すため、非常に単純な発電・消費データを入力とし実験を行った。また、解析時に仮定したエージェントの微小性の仮定が、ある程度少ないエージェント数でも近似的には問題無いことを示すため、5体という少数のエージェント群での数値実験を行った。しかしながら、上記条件は現実からかなり異なっている。そこで本実験ではより現実に近いデータを仮想的に作成し、また、想定しうる地域電力ネットワークの最大規模である1000エージェントの系において数値実験を行う。現実の系は以下の条件を満たしていると考えられる。

- 消費データは基本パターンが繰り返されるのではなく、それに時間ごとにノイズが加わる不確実性の高いものである。
- 全ての世帯は異なる蓄電池、太陽光パネル、電力消費パターン、効用関数を持つ。

これらの上でも当該モデルについて示されたこれまでの性質が観察されることを数値実験で確認する。

5.2 実験条件

多様な世帯のシミュレーションを行う際に、実際の消費データを用いることも一つであるが、利用可能な1000世帯の個別の計測データは現在のところ存在しない。また、存在したとしても蓄電池が各家庭に備わった1000世帯規模の地域の電力ネットワークは現在存在せず、また、節電定数に当たる消費者の価格弾力性のパラメータの推

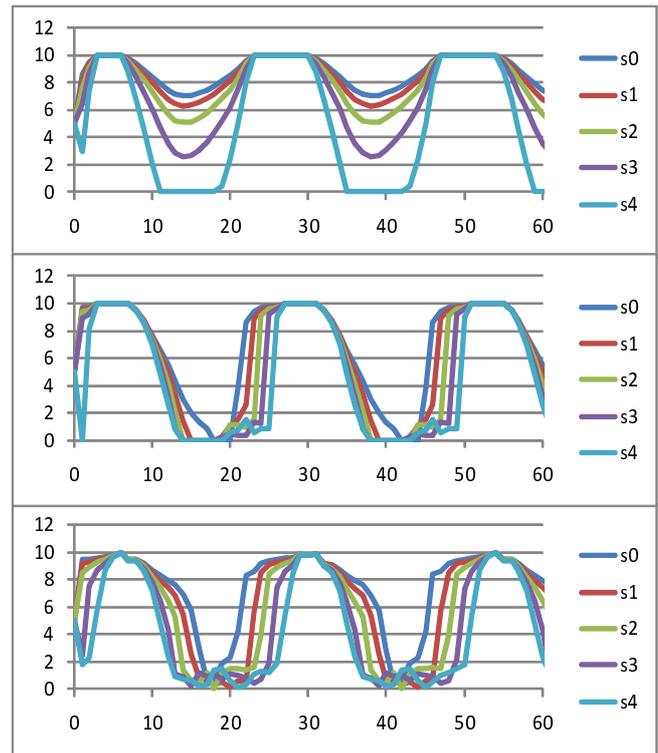


図12 実験条件2における蓄電残量(SOC)の変化(上)学習前(中)変動消費モデルなし学習後(下)変動消費モデルあり学習後. 横軸は時間(hour)を表し、縦軸は蓄電残量 s_t^i を表す。

計も現在研究が進められている段階であり、既存データを用いることは困難である。そこで、本実験では確率分布から各家庭のパラメータをサンプルすることで、現実を模倣した仮想地域を作り、その上でシミュレーションを行うことで、不確実性・多様性条件下での提案モデルの挙動を調べる。ガンマ分布 $Gam(\kappa, \theta)$ は形状パラメータ κ と尺度パラメータ θ を持ち、正の実数値を確率変数に持つ確率分布である。期待値は $\kappa\theta$ で与えられ、統計モデルにて正の実数をとるデータをモデル化する際に一般的に用いられる。ここで各世帯のパラメータを

$$A^i \sim Gam(4, 1)$$

$$t_0^i \sim N(0, 4)$$

$$S_{max}^i \sim Gam(10, 1)$$

$$\bar{\beta}^i \sim Gam(2, 1)$$

とし、 $\beta^i = \bar{\beta}^i + 1$ とした。 β^i は数値計算上分母に来るために極端な値を避けるために、ベースラインを与えている。また、学習定数は $\alpha = 0.01$ とし、エージェント数は $N = 1000$ とした。また、消費量・発電量の不確実性を表現するために、正規乱数 $\varepsilon \sim N(0, 0.5)$ を用いて基準値となる消費量 l_t^i に $1 + \varepsilon$ を乗じた。これは基準となる発電消費パターンから平均で約 $\pm 40\%$ のノイズが毎時かかる事を意味し、現実に計測される消費・発電データの視点から見ても十分に大きなノイズであると考えられる。他の条件は実験 1, 2 と同様とし、数値実験を行った。各パラメータ全てに揺らぎが与えられる事を除いては実験 1, 2 とほぼ同様の条件であるが発電消費のゲインを表す A^i については、実験 1, 2 より大きな値としている。これは、地域の 1000 世帯を前提とした際には、一般家庭のみでなく、より発電消費規模の大きな小売店、飲食店や事業所が入ってくる可能性があり、そのような世帯も考慮に入れるために、一般家庭のみの条件よりは大きい平均値を設定した。

5.3 実験結果

本実験条件でも、実験 2 と同様に学習が進行し、ボトムアップな価格形成を通じた電力融通と変動価格に基づく追加消費量の変化による地域の電力利用の効率化が観察された。地域内での発電がよりロスなく地域内で消費され、また、系外部から電力が購入されることが減った。5 回の実験結果の平均を図 13 に示す。学習された売買則に基づく融通とそこから生まれた変動価格での各世帯の消費量変化により、系外部からの電力購入量と内部でのロスが共に低減している事がわかる。

今回の実験では、全体としての効率性のみを評価の対象として、個々のエージェントの振る舞いについては分析を行わなかった。この分析は今後の課題である。

6. まとめ

本稿では自律分散型スマートグリッド i-Rene の数理モデルと、そこにおける電力融通のための人工知能の簡易な学習則を導入し、系全体の動態を分析した。電力融通のアルゴリズムとしては蓄電池残量に対して個別需要供給曲線を一次関数とするという制約の下、理論的に学習則を導出した。また、価格変動についての分析を解析的に行った。その結果、価格の平準化が進行すること、また、地域全体での電力の過不足が生じる場合は、最小価格と最大価格を激しく行き来する価格形成が生じる事などがわかった。

また、自律分散型スマートグリッドモデルに変動消費モデルを導入することで、変動価格の形成とそれに対する消費者が弾力的な応答を行った際の動態分析を行った。その結果として、自律分散型スマートグリッド i-Rene において自動的かつボトムアップに形成される変動価格が、

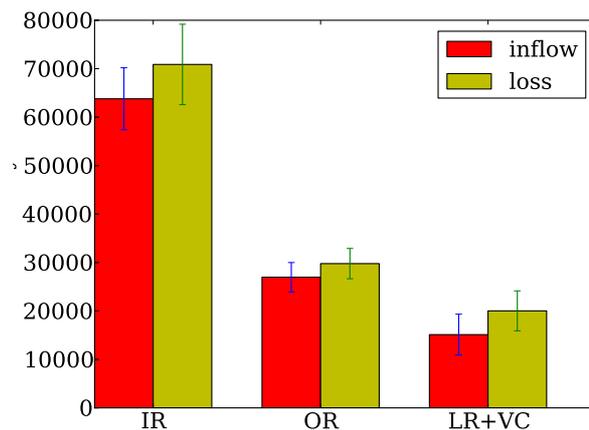


図 13 系外部からの買入れ電力量と、系内部で消費・蓄電できずロスした電力量。IR(Initial Routing) は初期パラメータで融通を行った場合、OR(Optimal Routing) は変動価格は生じさせずに最適な電力配分を行った場合、LR+VC(Learned Routing + Variable Consumption) はボトムアップに形成される変動価格の下で本手法で学習した融通と住人の効用に基づく追加消費が行われた場合。

需要の多い時間帯での電力消費量を低減させ、デマンドサイドマネジメントの結果得られる需要の多い時間帯での電力消費量の低減に類した効果を得ることが示された。また、このような消費者の価格に対する柔軟な応答は、結果的に蓄電池の運用自体も改善し、再生可能エネルギーの利用率向上にも効果を持つことが示された。しかしながら、現実の系において、このような需要の弾力性が、どのような住人の電力消費行動の変化に基づいて生じるのか、または、弾力性のモデルがどこまで妥当性を持つのかについては今後の研究が必要となる。

本稿では一可能性としての電力ネットワークである i-Rene の質的な特性を分析した。より定量的な系の予測にあたっては、 α_t^i, β_t^i など多くの変数が未知であるという問題があり、これについては、いかなる実験を組むことで効率的にその地域住民の α_t^i, β_t^i を推定するかという問題も重要である。

また、今回、デマンドサイドマネジメントに類したような発電・消費の差が平準化される結果を得ることができたが、この効果が中央集権的な最適化を行った場合にくらべてどれほどの効果があるのか、についても、理論的に解明する必要がある。中央集権的な最適化では、一般的に情報を中央に集める事が困難になる。各世帯の効用関数を中央が収集するのは困難であり、最適化を行う情報の精度が著しく劣化することが考えられる。また、分散型システム一般に言えるが耐故障性についても分散型の方が有利だと考えられる。これらについても数理モデルを通じて検証していくことも今後の課題である。また、エージェント数やパラメータが動的に変化した際、もしくは、動的に変化するダイナミクスを含んだ際に、どの

ように価格形成等に影響を与えるのかを調べることも重要であり今後の課題である。

再生可能エネルギーに適した電力ネットワークは物質的なシステムだけでは成立しえず、人間の柔軟さと機械（人工知能）の柔軟さを調和させてはじめて為しうるものである。エネルギー問題を乗り越えるためにも、人を含んだ系での人工知能設計による貢献が求められている。

謝 辞

本研究を行うに当たり、JST 研究シーズ探索プログラム（低炭素社会づくり関連分野）「電力の地産地消を目指した自律分散型直流スマートグリッド実現の為に人工知能による電力取引機構の研究」の一部支援を受けた。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Chalkiadakis 11] Chalkiadakis, G., Robu, V., Kota, R., Rogers, A., and Jennings, N.: Cooperatives of distributed energy resources for efficient virtual power plants, in *The Tenth International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, pp. 787–794 (2011)
- [Hommelberg 07] Hommelberg, M., Warmer, C., Kamphuis, I., Kok, J., and Schaeffer, G.: Distributed Control Concepts using Multi-Agent technology and Automatic Markets: An indispensable feature of smart power grids, in *Power Engineering Society General Meeting*, pp. 1–7 (2007)
- [Kok 09] Kok, K.: Short-term economics of virtual power plants, in *20th International Conference and Exhibition on Electricity Distribution*, pp. 1–4 (2009)
- [Mohsenian-Rad 10] Mohsenian-Rad, A., Wong, V., Jatskevich, J., and Schober, R.: Optimal and autonomous incentive-based energy consumption scheduling algorithm for smart grid, in *Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, pp. 1–6 (2010)
- [Peters 03] Peters, J., Vijayakumar, S., and Schaal, S.: Reinforcement learning for humanoid robotics, in *Proceedings of the Third IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots* (2003)
- [Pudjianto 07] Pudjianto, D., Ramsay, C., and Strbac, G.: Virtual power plant and system integration of distributed energy resources, *Renewable power generation*, Vol. 1, No. 1, pp. 10–16 (2007)
- [Vogt 10] Vogt, H., Weiss, H., Spiess, P., and Karduck, A.: Market-based prosumer participation in the smart grid, in *4th IEEE International Conference on Digital Ecosystems and Technologies (DEST)*, pp. 592–597 (2010)
- [Vytelingum 10a] Vytelingum, P., Ramchurn, S., Voice, T., Rogers, A., and Jennings, N.: Trading agents for the smart electricity grid, in *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, Vol. 1, pp. 897–904 (2010)
- [Vytelingum 10b] Vytelingum, P., Voice, T., Ramchurn, S., Rogers, A., and Jennings, N.: Agent-based micro-storage management for the smart grid, in *Proceedings of the 9th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, Vol. 1, pp. 39–46 (2010)
- [松本 03] 松本 吉彦, 柳父 悟: 新世代に向けた電力システム構想のビジョン, *電気学会論文誌 B (電力・エネルギー部門誌)*, Vol. 123, No. 12, pp. 1436–1442 (2003)
- [谷口 09] 谷口忠大, 高木圭太, 榊原一紀, 西川郁子: 地産地消型電力ネットワークの為に Natural Actor-Critic を用いた自動取引エージェントの構築, *知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会論文誌)*, Vol. 21, No. 6, pp. 1078–1091 (2009)
- [谷口 10] 谷口忠大, 榊原一紀, 西川郁子: 自律分散型スマートグリッド上の電力取引に対する自然方策勾配法によるマルチエージェント強化学習の有効性検証, 第 22 回自律分散システム・シンポジウム (2010)

〔担当委員：山下 倫央〕

2012 年 1 月 6 日 受理

著 者 紹 介



谷口 忠大(正会員)

2006 年京都大学工学研究科博士課程修了。2005 年より日本学術振興会特別研究員 (DC2), 2006 年より同 (PD)。2007 年より京都大学情報学研究所にて (PD) 再任。2008 年より立命館大学情報理工学部助教, 2010 年より同准教授。個体と組織における記号過程の計算論的な理解や共生社会に向けた知能情報学技術の応用研究についての研究に従事。京都大学博士 (工学)。計測自動制御学会学術奨励賞, システム制御情報学会学術奨励賞, 論文賞, 砂原賞など受賞。計測自動制御学会, 日本人工知能学会, システム制御情報学会, 日本神経回路学会などの会員。