

エージェントシミュレーションによる 電力売買における価格変動制導入の影響分析

川口 将吾^{1,a)} 金森 亮^{2,4,b)} 伊藤 孝行^{3,4,c)}

概要：平成 21 年より低炭素社会の実現に向けて太陽光発電の余剰電力買取制度が開始された。現在では、電力会社が家庭の太陽光発電設備で作られた電気の余剰電力を買い取る場合、その価格は法令で定められる条件により設定される。しかし、本論文では電力会社が動的に電力の売買価格を変動させる事を想定したエージェントシミュレーションを行い、買取価格の変動を分析し、買取価格が変動する場合の影響を明らかにする。

1. はじめに

1.1 研究背景

近年、世界的にスマートグリッドが注目されている。スマートグリッドは電力の効率的な制御、再生可能エネルギーや電気自動車の導入による環境に配慮した社会の構築など様々な社会的貢献が期待されている。特にスマートグリッドにおける情報技術の果たす役割は非常に重要である。スマートグリッドの核となるコンセプトの一つは既存の電力網と通信設備の融合によるより高度な電力網の構築である。そこで、電力網内のあらゆるデバイスを情報技術を用いて適切に制御する必要がある。

現在、スマートグリッドに関係する様々な分野で研究が行われている ([1], [3], [4], [5])。しかし、既存研究の多くは電力の需給バランスの安定を目的としており、再生可能エネルギーの導入や蓄電池の効率的な利用に関する研究はあまり行われていない。

電力の利用に関して、電力自由化は世界各国で進んでおり、ヨーロッパでは EU 加盟国に対して電力自由化の基準を制定し、2003 年までに各国は電力市場の 33 % を自由競争市場に移している。日本でも規制緩和が進んでおり、電力自由化の対象は電力量の 62 % にも達している [8]。しかしアメリカでは競争激化のために送電システムの管理・計画更新が疎かになり、また電力卸売価格が投機的な操作に

よって乱高下するといった事例も見られるため、電力売買の枠組みには注意が必要である。また、太陽光発電パネルや家庭用蓄電池の低価格化が進んでおり、今後各家庭への普及率は大きく増加すると予想される。従って、複数の電力事業者との売買、各家庭に設置された太陽光発電パネルの発電状況及び蓄電池の蓄電状況と電力使用状況を考慮した最適量の電力売買、電力料金のリアルタイムな変化など電力売買は複雑化する事が考えられる。従って人間の負荷軽減や、社会全体の電力負荷及び環境問題へのアプローチとしてエージェントを導入することは有用である。本論文では各家庭に設置された太陽光発電パネルの発電状況及び蓄電池の充電状況と電力使用状況を考慮した最適量の電力売買を行い、蓄電池の安定利用を行うエージェントについて述べる。

また日本では、平成 21 年より低炭素社会の実現に向けて太陽光発電の余剰電力買取制度が開始された。現在では、電力会社が家庭の太陽光発電設備で作られた電気の余剰電力を買い取る場合、その価格は法令で定められる条件により設定される。しかし、本論文では電力会社が動的に電力の売買価格を変動させる事を想定したエージェントシミュレーションを行い、買取価格の変動を分析し、オークションにより買取価格が変動する場合の影響を明らかにする。

1.2 関連研究

スマートグリッドにおける電力マネジメントに関するアプローチは多岐に渡る。例えば、ゲーム理論など用いた経済分野に近いアプローチ ([9]) や多目的最適化によるアプローチ ([5])、また、電力売買や価格決定に対するアプローチ ([4], [6]) など様々である。本論文では、情報分野の技

¹ 名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻

² 名古屋工業大学しくみ領域

³ 名古屋工業大学大学院産業戦略工学専攻/情報工学科

⁴ 名工大グリーン・コンピューティング研究所

a) kawaguchi@itolab.nitech.ac.jp

b) kanamori.ryo@nitech.ac.jp

c) ito.takayuki@nitech.ac.jp

術の中からエージェントに基づいたアプローチの有効性に注目した。

そこで、以下では本論文の提案手法に近い手法としてエージェントに基づく需要家側のマネジメント手法に関していくつかの関連研究を取り上げる。

文献 [3] は、エージェントに基づく蓄電池のマネジメント手法を提案している。文献 [3] は、電力の自由化の進んだイギリスの実際の電力消費データやリアルタイムで変化する電気料金モデルを用いてシミュレーションが行われている点が特徴である。しかし、文献 [3] のモデルでは再生可能エネルギーは想定されておらず、リアルタイム料金制におけるより経済的な蓄電池の有効利用や電力購入戦略に主眼が置かれている。本論文は、文献 [3] と同様にエージェントに基づく電力マネジメントを扱うが、太陽光発電の安定利用を考慮している点や日本のデータを扱う点が異なる。

文献 [6] は、文献 [3] をさらに発展させたモデルに関する論文である。文献 [3] では、電力の経済的な購入戦略を提案していたが、文献 [6] では需要家側からの電力の売却も扱っている。そのため、需要家だけでなく供給者側にも戦略を定義して、供給者、需要家および市場の三者における電力の価格決定モデルを提案している。文献 [6] は、スマートグリッドの主要な課題の1つである電力の価格決定を扱う点が優れている。しかし、文献 [6] の需要家側の設定は本論文よりも簡略化されており、再生可能エネルギーの導入も行われていない。また、文献 [6] は電力売買を主題としておりと需要家側のマネジメントを扱う本論文とは目的が異なる。

文献 [4] は、ブローカーエージェントによる電力売買モデルを提案している。供給者側と需要家側の両者が電力の購入も売却も出来る設定である。そして、需要家側と供給者側の間に、Tariff Market と呼ばれる関税を用いた市場を定義して、市場においてブローカーエージェントが電力の売買を仲介している。文献 [4] は、電力売買に対して市場やブローカーエージェントを定義してとても興味深いメカニズムを提案している。しかし、文献 [4] は Power TAC と呼ばれるブローカーエージェントの競技会向けの論文であるため、電力の消費傾向や再生可能エネルギーの有無などの現実的な設定が不十分である。

文献 [9] では、スマートグリッドにおける電力配分問題に対して分散協調最適化とポテンシャルゲームの2つの手法が紹介されている。文献 [9] は、スマートグリッドに対して理論分野からアプローチが行われているが、本論文はより現実に近いデータを用いたエージェントに基づく電力マネジメント手法であるためアプローチの方法が異なる。

文献 [5] は、多目的最適化による電力マネジメントに関する論文である。多目的最適化分野のノウハウをスマートグリッドに適用するための基本的なアプローチがまとめられており、多目的最適化分野からの電力マネジメントに対す

る関連研究も豊富に調査されている。また、多目的最適化分野の技術を使うことで、最適化の結果に対してパレート最適性を保証できる手法を提案している。文献 [5] は、多目的最適化の成熟した技術をスマートグリッドに上手く適用している点が優れているが、再生可能エネルギーの不安定さに対する対策や電力消費モデルなど問題設定が不十分である。

文献 [1] では、住宅内部の需要コントロールに関して述べられている。文献 [1] は、家庭内の電力需要をいくつかに分類して、電力使用のタイミングを変更出来る場合は使用開始時間を変化させることで、需要の回避している。本論文は文献 [1] とは異なり住宅内部の需要のコントロールによる電力負荷分散ではなく、太陽光発電の余剰電力の有効利用による負荷の軽減を目指す。

2. 電力マネジメントエージェント

2.1 想定する環境

本章では、太陽光発電パネルと蓄電池を備えた住宅に対する電力マネジメントを行うエージェントについて述べる。提案手法は、スマートグリッドにおける需要家側の電力マネジメントに関する課題に対してエージェント技術を用いて解決を目指す。エージェントは適切に定義すれば自律的な問題解決能力を持つことが可能であるため、スマートグリッドにおける問題解決手段として相性が良いと言うことが出来る。

開発したエージェントの特徴としては、日本の現実的な消費電力データの利用、太陽光発電の導入、学習による電力マネジメントである。エージェントの基本的な動作は、太陽光発電の利用により電力購入を抑制し、電力負荷の軽減や分散を目指す。太陽光発電による余剰電力が発生した場合には蓄電池に蓄電し、消費電力の増加する時間帯や天候の悪い日に利用する。

開発したエージェントの特長は以下の3点である、

- 日本の現実的な電力消費データの利用
 - 太陽光発電の導入と蓄電池を用いた不安定さに対する対策
 - エージェントの学習に基づくマネジメント
- 次項以降で3点に関して記述する。

開発した電力マネジメントエージェントは、スマートグリッドにおける需要家側、特に住宅での電力マネジメントに注目する。なぜなら、将来のスマートグリッドにおいてスマートハウスという構想が存在するからである。スマートハウスは、次世代型の電力マネジメントを行える住宅のことであり、詳細な需要情報の収集と需要に即した最適な電力制御を目的としている。

本論文が想定する住宅は、スマートハウスのようにリアルタイムでの詳細な需要の把握と需要に応じた制御の反映が可能な住宅を想定する。また、太陽光発電や蓄電池が住

宅に備えられていると仮定する。

提案手法の全体の基本的な概要としては、以上のようなエージェントの行動や住宅設定の基で電力マネジメントを実施する。提案手法の詳細な設定に関しては次項以降順に説明する。

2.2 太陽光発電モデル

本項では本手法における太陽光発電モデルに関して説明する。まず、本手法が対象とする住宅は太陽光発電設備と蓄電池を備えているものとする。住宅での太陽光発電がピークを迎える昼間は、住宅での電力消費はそれほど多くないため、余剰電力が発生する。よって、昼間の太陽光発電による余剰電力の蓄電池を用いた効率的な利用がエージェントの重要な目的である。

例えば、天候が晴天であれば、住宅での昼間の電力消費は全て太陽光発電で賄うことが可能であり、さらに余剰電力が発生する。しかし、使い道のない余剰電力をそのままにするのは、消費者にとっても電力会社にとっても好ましくない。なぜなら、消費者は無料で発電した電力を無駄にしてしまうことになり、電力会社にとっては逆流を招く危険性がある。そこで、エージェントは余剰電力を住宅に備え付けられた蓄電池に蓄電して、電力消費の多い時間帯や天候の悪い日に有効活用する。

太陽光発電量のモデルは日本気象協会の太陽光発電用標準気象データ METPV-11[2] を用いて作成した。

日射関連資料は太陽エネルギー利用技術の開発、計画、立地、設計等の基礎資料として欠かすことが出来ず、日本気象協会は1974年以降、通商産業省のサンシャイン計画の開始当初から各種の気象調査研究を実施しており毎時の気象データを収録した METPV (MEteorological Test data for PhotoVoltaic system) シリーズについては関係機関で広く利用されている。

METPV-11 は、太陽光発電システムの時刻別運転状況シミュレーション用に整備された、1990年から2009年の全国837地点の特別の標準気象・日射量データベースである。本シミュレーション実験では、日射量が平均的であった月のデータを一年分並べた平均年データの、特に名古屋市のデータを使用した。図1は名古屋市の日照量の一年間の推移を表している。横軸は日の経過を、縦軸は日照量を示している。棒グラフは一日ごとの日照量の合計を表しており、折れ線グラフは30区間つまり約一ヶ月分の移動平均を示している。

2.3 電力消費モデル

本項では電力消費モデルに関して述べる。電力売買シミュレーションにおいてより現実に近い状況を想定するために、実際の住宅の消費電力傾向を反映したデータを用いる。現実の電力消費データを利用する意義は、スマートグ

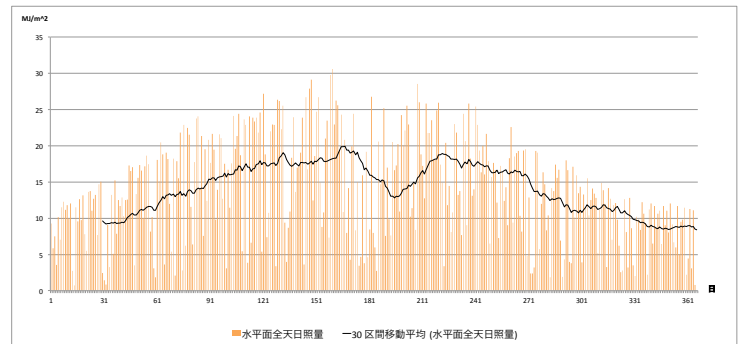


図1 名古屋市の日照量の推移

Fig. 1 Transition of the sunshine of Nagoya

リッドの特徴としてリアルタイムで電力消費を把握して、需要に応じた適切な制御を行うことが予想されるため、実際の需要状況を反映したシミュレーションの実施が必要である。そこで本論文のシミュレーションにおいても実際の推計から求めた電力消費データを用いる。

各家庭の電力消費モデルは、経済産業省資源エネルギー庁が公表している東京電力管内の夏期最大電力使用日の需要構造推計 [7] を元に作成を行った。この資料は平成23年3月11日に発生した東日本大震災により、電力の供給力が大幅に減少したため、政府が電力需給緊急対策本部にて、東京電力管内の産業・業務・家庭の各部門において、夏期電力需要がピークを迎える場合の需要構造について推定を行った物である。電力需要のピーク値に関しては、2010年7月23日に東京電力管内で最大電力需要を示した際の需要に対応し、6000万kW程度が想定されている。本シミュレーションでは特に家庭部門の需要カーブからモデルを作成し、各時間帯毎に変動をつけることで異なった需要カーブを生成した。基本的な家庭の需要カーブを図2に示す。

家庭の需要カーブの推計の前提として [7]、世帯数は東京電力管内の1900万世帯、世帯類型によって家電機器の保有率やライフスタイルが異なることから、一人世帯、二人世帯、三人以上世帯に分けて推計を行っている。また気象条件については2010年の最大ピーク需要5999万kWを記録した7月23日の気温条件を想定している。さらに時間帯毎の気温変化によるエアコン、冷蔵庫の負荷率変化を考慮し、各機器の世帯保有台数は内閣府の消費動向調査等をもとに想定が行われており、世帯類型別の在宅率やテレビ視聴、家事などの生活時間をもとに、時間別の機器使用率を推計している。

2.4 エージェントの戦略

本項では2.2や2.3で述べた太陽光発電モデルや電力消費データを用いたエージェントに基づく電力マネジメントモデルについて述べる。本手法では、各家庭毎にエージェントが人間の代わりに電力マネジメントを行う場面を想定する。エージェントは家庭の電力需要を満たすために、以下の行動を取ることが可能である。

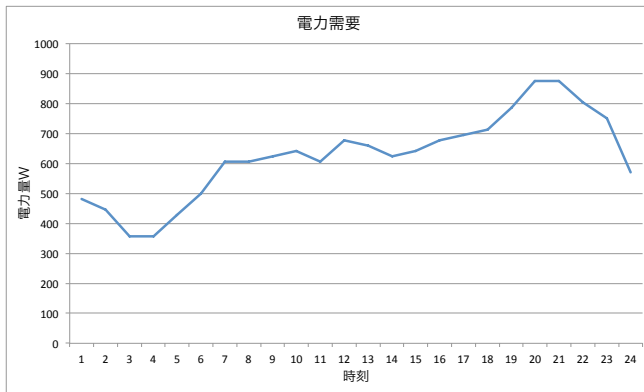


図 2 家庭の需要カーブ
 Fig. 2 demand curve

- 電気の購入
- 太陽光発電により発電された電気の利用
- 蓄電池内の電気の利用

基本的にエージェントは可能な限り電力購入量を少なく抑える事で各家庭にとって利益となる行動を取ることを目指す。そのため、蓄電池を利用し、昼間の太陽光発電による余剰電力を有効活用する事が重要な戦略となる。設置料を除けば比較的安価にで手に入る太陽光発電によるエネルギーを最大限活用することで、家庭は電力購入量を抑える事ができ、消費者にとってメリットがある。また、電力購入量が減少することによって、電力網への負荷が軽減したり、ピークが分散する事で電力会社にとってもリスクの回避や安定供給の実現といったメリットが考えられる。また、再生可能エネルギーの利用拡大は、CO2 排出量の削減などにも繋がる。

エージェントの基本的な行動原理を以下に示す。

太陽光発電の有効活用

晴天時の昼間はできる限り太陽光発電で賄い、発生した余剰電力は蓄電池に蓄える。

蓄電池の有効活用

蓄電された電力を有効に放電して利用する。
 具体的には、電力消費の多い時間帯や天候が悪く太陽光発電の発電量が期待できない場合に利用する。

電力購入量の抑制

電気料金の削減が消費者の効用を高める行動であるため、電力購入量を抑えるように太陽光発電や蓄電池を活用する。

太陽光発電の不安定さへの対策

再生可能エネルギーの最大の課題である不安定さに対応する。

太陽光発電は天候に応じて発電量が大きく変化するため、電力購入量や蓄電池の蓄電量が非常に不安定であるという課題がある。そのため再生可能エネルギーの不安定さを補完できるように蓄電池の充電容量に余裕がある状態を作るようにする。

2.5 エージェントが扱う環境

家庭用エージェントが扱う変数を以下に示す。

- 電力需要 (*demand*)
- 太陽光発電状態 (*solar*)
- 蓄電池の充電容量 (*battery*)
- 電力購入量 (*buy*)

家庭のエージェントは以上の 4 つの変数を扱い、状態の更新は式 1 で表す。式 1 は時刻 $t + 1$ の蓄電池充電容量 $battery_{t+1}$ は時刻 t での蓄電池充電容量 $battery_t$ 、太陽光発電電量 $solar_t$ 、電力消費量 $demand_t$ 、電力購入量 buy_t によって計算される事を示している。この変数の中で、太陽光発電電量 $solar_t$ と電力消費量 $demand_t$ は観測によって決定される為、エージェントが各時間帯で決定しなければならない変数は電力購入量 (*buy*) である。

$$battery_{t+1} = battery_t + solar_t - demand_t + buy_t \quad (1)$$

電力購入量 buy_t は、式 2 と式 3 によって定義される。式 2 は次の時間帯に必要な電力量 $demand_{t+1}$ と蓄電池の充電容量との差、つまり最低限の購入量 buy_{min} を示しており、時刻 t においてエージェントが決定しなければならない電力購入量 (buy_t) は最低購入量 buy_{min} と購入量調整変数 α を用いて式 3 によって表現される。ここで α は正の値である。最低購入量の計算には時刻 $t + 1$ での太陽光発電電量 $solar_{t+1}$ が含まれていない。これは太陽光発電電量が 0 であったとしても需要を満たすことが出来るようにである。

$$buy_{min} = demand_{t+1} - (battery_t + solar_t - demand_t) \quad (2)$$

$$buy_t = buy_{min} + \alpha \quad (3)$$

ただし、購入量調整変数 α については、時刻 $t + 1$ での太陽光発電電量 $solar_{t+1}$ を考慮し、式 4 で表される制約を満たさなければならない。これは蓄電池容量の最大値を超えてはならないことを意味している。

$$battery_{t+1} + solar_{t+1} < battery_{max} \quad (4)$$

エージェントの学習は Q 学習で行う。Q 学習とは各状態において、可能な行動の中で最も行動評価関数の値が高い行動をとるように学習を行う方法である。Q 値の更新には式 5 を用いる

$$Q(S_t, a_t) \leftarrow Q(S_t, a_t) + \alpha [r_{t+1} + \gamma \max_{a_{t+1}} Q(S_{t+1}, a_{t+1}) - Q(S_t, a_t)] \quad (5)$$

Q 学習における報酬は式 6 で表される条件を満たした場合に与えることとしている。これは時刻 t での蓄電池容量 $battery_t$ が同時刻での需要のみならず、次時刻での需要 $demand_{t+1}$ をも満たす、つまり蓄電池容量に余裕のある状態である場合に報酬が与えられることを意味している。

エージェントの行動について、学習が無い場合は式 2 を

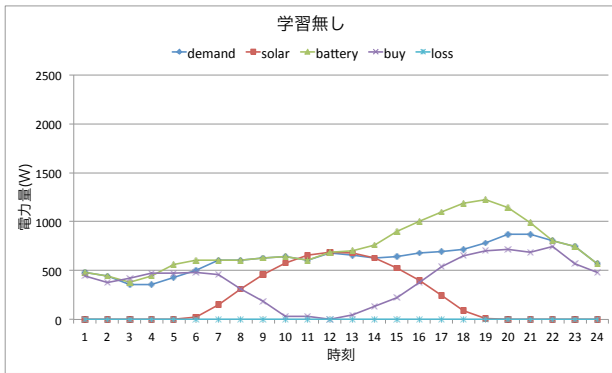


図 3 学習無しの場合の蓄電池容量の推移

Fig. 3 Transition of the storage battery capacity in the case of having no study

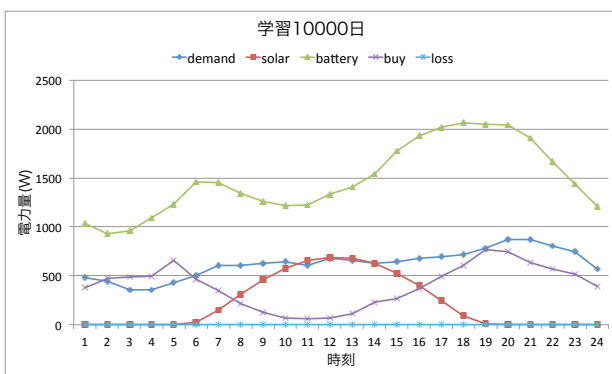


図 4 1 万日学習後の場合の蓄電池容量の推移

Fig. 4 Transition of the storage battery capacity after study

用いて最低限の購入を行い、学習が進むにつれて蓄電池の充電容量、電力需要、太陽光発電量をモニタリングし、それらの数値から電力購入量を調節し、蓄電池を安定して運用できる行動を獲得していく。

$$battery_t > demand_t + demand_{t+1} \quad (6)$$

2.6 学習結果

エージェントの行動を図 3 及び図 4 に示す。図 3 は学習無しの場合の、図 4 は 1 万日の学習後のエージェントの行動である。それぞれの図には家庭の需要、太陽光発電量、蓄電池充電量、電力購入量、ロスが示されている。ここでロスとは蓄電池の最大容量を超えてしまった量を表している。横軸は時間経過、縦軸は電力量を示している。

学習無しの行動(図 3)の場合でも、太陽光発電量に反応し、電力購入量を削減させているが、蓄電池の充電容量にはまだ余裕が無い。しかし学習が進んだ場合(図 4)では蓄電池の充電容量に余裕がある状態で推移していることが分かる。またこの状態であっても電力購入量は増加しておらず、このことからエージェントの学習が効果的であることが示されている。

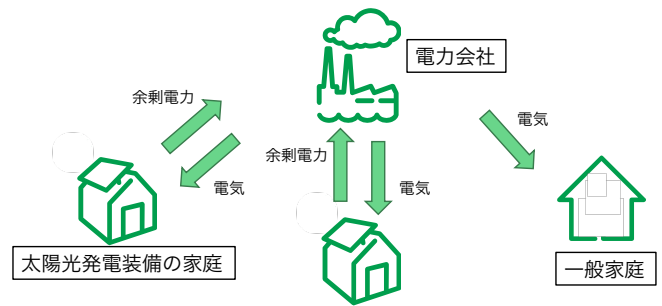


図 5 シミュレーションの構成

Fig. 5 Composition of a simulation

表 1 家庭の構成

Table 1 A setup of a house

	家庭 1	家庭 2	家庭 3
消費需要規模	10kW	8kW	8kW
太陽光発電規模	4kW	2kW	無し
蓄電池容量	10kW	4kW	無し

3. 電力売買シミュレーション

2 で述べたエージェントを用いてシミュレーションを行った。本シミュレーションは電気事業所と家庭の電力売買を想定しており、家庭は太陽光発電設備がある家庭と無い家庭の両方が混在している。各家庭は電気事業所から電力を買い取り、太陽光発電設備がある家庭は余剰電力を電気事業所に売ることも出来る。図 5 はシミュレーションの構成を示している。

シミュレーションで想定している家庭の種類について表 1 に示す。家庭 1 と家庭 2 は太陽光発電設備が配備されており、家庭 3 には太陽光発電設備は無い。消費電力規模に関しては 2.3 で示した経済産業省資源エネルギー庁のデータから一日の合計消費電力が 10kW と 8kW の規模の需要カーブを生成した。太陽光発電に関しては 2.2 で示した日本気象協会のデータを用いた。太陽光発電規模の表記は、1kW の規模の場合、年間発電量が約 1000kW であることを示しており、4kW のシステム規模の場合は一日当たり約 11kW の発電量となる。従って家庭 1 は自身の需要をほぼ満たすことの出来る太陽光発電設備がある家庭を、家庭 2 は太陽光発電では全ての需要を満たすことが出来ない家庭をそれぞれ想定している。また、太陽光発電設備のある家庭については、蓄電池の充電状況が一日の総需要の 1 割以上になった場合にそれを余剰電力と見なすようにしている。また家庭の電力マネジメントエージェントは、事前に一万日の学習を行わせており、シミュレーション中の学習の更新は行っていない。

電力事業所の電力販売価格は 1kW あたり 20 円、余剰電力買取価格は 1kW あたり 40 円を開始価格とし、電力事業所は利益がマイナスになった場合にその分を翌日の電力

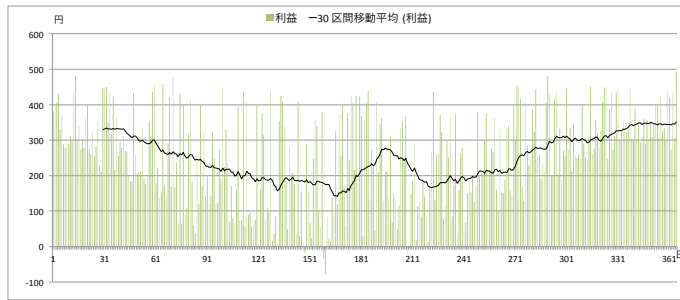


図 6 電力事業所の利益の年間推移

Fig. 6 Annual transition of the profits of a power industry

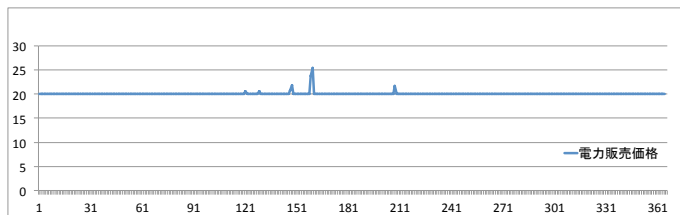


図 7 電力販売価格の年間推移

Fig. 7 Annual transition of an electric power sale price

販売価格に転嫁する事が可能である。シミュレーションの結果として、電気事業所の利益の推移を図 6 に示す。横軸に日数の経過を、縦軸には利益を表しおり、棒グラフは一日当たりの利益を、折れ線グラフは 30 区間つまり約一ヶ月分の移動平均を示している。また電気事業所の電力販売価格の推移を図 7 に示す。横軸に日数の経過を、縦軸には価格を表している。

結果としては年間の日照量の変化の影響を受け、一月から徐々に利益が減少し、梅雨の影響で日照量が減少する季節には一端利益が回復、その後冬に向けて大きく回復する傾向が見られた。しかし利益がマイナスになる日は数えるほどであった。

4. まとめと今後の課題

本論文では、需要、太陽光発電状況、蓄電池充電状況から電力購入量を学習し、安定して蓄電池を運用することが出来る家庭用エージェントの開発及び、ダブルオークションシステムの開発を行い、その上で電力売買のシミュレーションを行った。シミュレーションの結果として、日照量の変化を受けて電気事業所の利益が変化することを確認した。これは太陽光発電パネル及び蓄電池を装備している家庭が増加した場合、電気事業所の利益が大きく減少することを示しており、現在のような一定額での余剰電力の全量買い取り制度は見直しが必要になると示唆している。

今後の課題として、電気事業所が余剰電力買取に要した費用を電力販売価格に反映する事の考慮や、家庭の数を増やした大規模なシミュレーションの実行などが考えられる。また、現在は家庭のエージェントはそれぞれに個別の学習データを保有しているが、太陽光発電パネルや蓄電池の規

模が近い家庭などが協調して学習する仕組みを構築中である、これは単一の家では無く複数の家庭のエージェントが協力して学習を行うことによって、よりよい行動を選択できる可能性が増加するため有効である。

さらにスマートグリッドでは、地域ごとに小規模な分散発電を行い、地方で消費するモデルを最終的な理想型としている。電力の地産地消を実現するために、コミュニティで蓄電を行い、融通し合うまでの一連の流れをモデルに含めることが望まいため、複数の家庭からなるコミュニティに大型の蓄電池がある環境を想定することも今後の課題である。

参考文献

- [1] Perukrishnen V, Thomas D. Voice, Sar vapali D. Ramchurn, Alex Rogers, and Nicholas R. Jennings: Agent-Based Control for Decentralised Demand Side Management in the Smart Grid, *Proc. of the 10th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems (AAMAS-2011)* (2011)
- [2] 日本気象協会：太陽光発電用標準気象データ METPV-11, 独立行政法人新エネルギー産業技術総合開発機構 年間特別日射量データベース <http://app7.infoc.nedo.go.jp/>
- [3] Perukrishnen V, Thomas D. Voice, Sar vapali D. Ramchurn, Alex Rogers, and Nicholas R. Jennings: Agent-based Micro-Storage Management for the Smart Grid, *Proc. of the 9th International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems (AAMAS-2010)* (2010)
- [4] Prashant P. Reddy, Manuela M. Veloso: Learned Behavior of Multiple Autonomous Agents in Smart Grid Markets, *Proc of the Twenty-Fifth Conference on Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI-2011)* (2011)
- [5] Bharadwaj R. Sathyanarayana and Gerald T. Heydt: A Roadmap for Distribution Energy Management via Multiobjective Optimization, *Power and Energy Society General Meeting* (2010)
- [6] Thomas D. Voice, Perukrishnen Vytelingum, Sarvapali D. Ramchurn, Alex Rogers and Nicholas R. Jennings: Decentralized Control of Micro-Storage in the Smart Grid, *Proc of the Twenty-Fifth Conference on Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI-2011)* (2011)
- [7] 経済産業省資源エネルギー庁：夏期最大電力使用日の需要構造推計（東京電力管内）, <http://www.meti.go.jp/setsuden/20110513taisaku/16.pdf>
- [8] 経済産業省資源エネルギー庁 電力・ガス事業部電力市場整備課：電力小売市場の自由化について, <http://www.enecho.meti.go.jp/denkihp/genjo/seido.pdf>
- [9] 藤田政之, 畑中健志：システム科学技術のための分散協調最適化とポテンシャルゲーム, 計測と制御, Vol. 50, No. 1 (2012)