


地域電力取引市場と適応エージェント による自律分散型スマートグリッド

立命館大学情報理工学部
知能情報学科 准教授 谷口忠大

JST 研究シーズ探索プログラム
「電力の地産地消を目指した自律分散型スマートグリッド実現のための人工知能による電力取引機構の研究」


Contents

1. はじめに
 - 自律分散型スマートグリッド i-Reneのコンセプト
2. これまで
 - 強化学習エージェントによる適応的自動電力取引の有効性とその問題点
3. 提案手法と検証実験
 - 線形性に基づくエージェント構築と市場ダイナミクス分析
4. まとめ
 - 今後の展開と展望



私達の生活を支えるエネルギー源の変化 ～化石燃料から再生可能エネルギーへ


- 産業革命以後、私達の生活・社会・経済を支えてきた化石資源(主に石油)が枯渇に向っている。
- 持続可能な社会構造を構築しないと我々の文明が持たない。
- それ以外の化石資源、石油産業の問題(資源の偏在)
 - 産油国からの連鎖的産業構造によるロス
 - 資源の偏在による地政学的リスク
 - 産業の独占構造
- 再生可能エネルギー利用が喫緊の課題となっている。



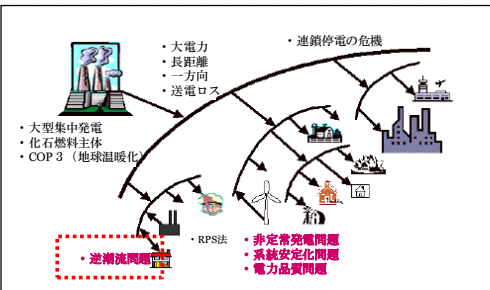
再生可能エネルギーの特徴

- 再生可能エネルギーの特徴(特に太陽光)
 - 地球上に遍在している。
 - 消費する場所のすぐ側で生産できる(地産地消)。
 - 地域で規模の小さな発電が可能。
 - 発電における規模の経済が弱い。
 - 小さいソーラーでもメガソーラーでも、比例ししない。
 - 発電の非定常性・制御不能性
 - 生産できる時間、量を自由にコントロールはできない。(天気、風)

再生可能エネルギーの特徴に合った
仕組みを考える事が重要



現状電力網に再生可能エネルギーが及ぼす混乱



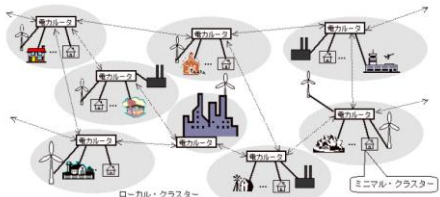
• 大電力
 • 長距離
 • 送電ロス
 • 連鎖的停電の危機
 • 大型集中発電
 • 化石燃料主体
 • COP3 (地球温暖化)
 • RPS法
 • 逆潮流問題
 • 非定常発電問題
 • 系統安定化問題
 • 電力品質問題

平成15年度NEDO調査報告書(委託先 財団法人 産業創造研究所)
「自律分散型電力システムネットワークの可能性調査」より引用

ECONet の提案 [松本 '03]

Electric Cluster Oriented Network とは？

- 自律分散型の電力ネットワーク構築 ※広義にはDCマイクログリッドの一種
- 電力クラスターを相互に結合することで、再生可能エネルギーを分かち合いながら地産地消しようという構想
- 電力エネルギー版のインターネット



ローカル・クラスター 都道府県・クラスター ミニマル・クラスター

平成15年度NEDO調査報告書(委託先 財団法人 産業創造研究所)
「自律分散型電力システムネットワークの可能性調査」より引用

i-Rene = Inter Renewable Energy Network

自律分散型直流スマートグリッド

- 系統から基本的には独立し地域のローカル・グリッドを構築する。
- 再生可能エネルギーによる多様な電源に繋がる。
- 商用電力網(グリッド)に逆潮流は起こさない。足りないとき買うだけ。

地産地消型の電力取引構想

- 多くの家庭に太陽電池、燃料電池、風力発電などが備え付けられ、各家庭は電力の「消費者」から「発電者」に変わっていく。
- i-Rene では、地域で生まれた余剰電力は、地域で売買して、無駄なく相互融通して使いたいという地産地消型の電力取引を余剰電力融通の手法として採用する。

地域での自由な個人間電力取引を導入し変動価格での自然な価格調整と効率の良い融通の実現を目指す

電力の地産地消に向けた地域電力市場と自動取引エージェント(人工知能)の導入

- 地域市場での地産地消の電力取引をリアルタイムで行うことでの考える。(株式市場、証券市場のような)
- 一般家庭への普及を考えた際には、取引の担い手が居ない。

自動取引エージェント(人工知能)によって、各世帯の間での自動取引に基づいた電力融通を目指す。

自動取引エージェントへの学習機能の追加

- 各ミニマル・クラスターでは住人のニーズや生活パターン、及び備わっている発電、蓄電システムが異なる。
- また、何時どれだけの電力を幾らで購入する事が期待できるかはローカル・クラスター毎に異なる。

各エージェントが自らの環境・クラスターに適応しその諸条件に合った売買戦略を採ることが必要

電力ルータ上で作動し機械学習に基づいて学習しつつ電力売買を行うエージェントを構築することで地産地消型の電力ネットワークを実現する。

自律分散型スマートグリッドの方向性

Direction of Distributed Autonomous Smart Grid

- **既存グリッドからの独立可能性**
 - オフグリッド, Beyond the Grid
 - 離島, 奥地, 広い展開可能性と, ロバストな持続可能社会システム。
- **脱中央制御, 集中管理**
 - 再生可能エネルギーによる, 発電の分散化とそれに応じた脱インフラ産業の経済構造。
 - 分散的な経済主体の投資行動を喚起できる社会システム。
 - 官的管理の世界から民的自主自立の世界へ
- **固定価格買い取り制度を軸とした再生可能エネルギー普及施策からの脱却**
 - 情報学的な視点から, ステークホルダーのWin-Win関係に基づく, 歪みのない経済・社会モデルの構築

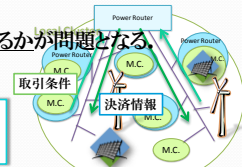
Contents

1. はじめに
 - 自律分散型スマートグリッド i-Reneのコンセプト
2. これまで
 - 強化学習エージェントによる適応的自動電力取引の有効性とその問題点
3. 提案手法と検証実験
 - 線形性に基づくエージェント構築と市場ダイナミクス分析
4. まとめ
 - 今後の展開と展望

知能化地域電力取引市場

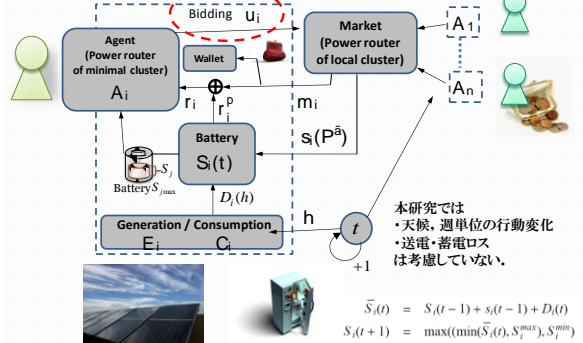
- ローカル・クラスターの電力ルータが市場機能を持つとする。
- 各ミニマル・クラスターの電力ルータから取引条件が必要・供給曲線の形で出力される。
- どのようにして取引条件を出力するかが問題となる。

取引プロセスをマルコフ決定過程に従いモデル化し、エージェントに取引条件を**強化学習則(Natural Actor-Critic)**により獲得させた。

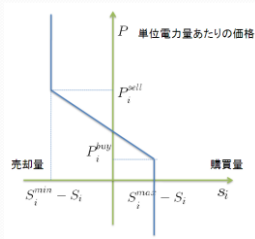


[論文] 谷口忠太、高木圭太、榎原一紀、西川郁子、「地産地消型電力ネットワークのためのNatural Actor-Criticを用いた自動取引エージェントの構築」知能と情報(日本知能情報フジイ学会論文誌) Vol.21 (6), pp. 1078-1091. (2009) / 日本知能情報フジイ学会20周年記念企画論文あり論文セッション 優秀論文発表賞
 [特許] 発明者 谷口忠太、電力取引管理システム、管理装置、電力取引方法、及び電力取引用コンピュータプログラム、特願2009-168860 (2009)、出願人 立命館大学 / 日刊工業新聞主催 イノベーション創出コンテスト2009 奨励賞受賞 (2010/2/3) / 渡辺三彦発明賞 優秀賞受賞

ミニマル・クラスターの意思決定プロセス

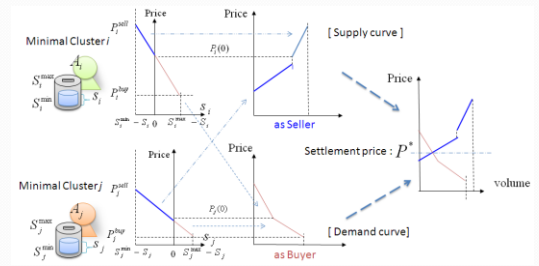


入札曲線の例: Bidding u_i



- 縦軸Pは単位あたりの価格を表す。
- 個別需要曲線と個別供給曲線を一体的に表現する。
- 最大売り切りの価格 P_i^{sell} と最大買い切りの価格 P_i^{buy} とを決定し線型補完することで個別需要供給曲線を決定できる。
- ベクトル $u_i = (P_i^{sell}, P_i^{buy})$ の出力で入札曲線の出力に替える事が出来る。

ローカル・クラスターでの電力売買の決済プロセス



シミュレーション環境

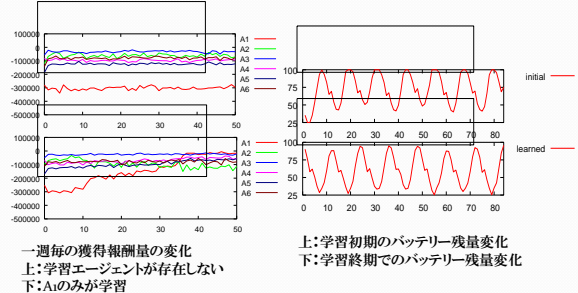
- 6つのミニマルクラスターが十分な発電消費の多様性を持っている条件下での自動取引エージェントの学習効果を調べる。
 - 発電消費パターンが1/6周期づつずれているように設定する。
- 各定数
 - 1日の取引回数 12 回
 - 学習率 $\alpha = 1 \times 10^{-4}$
 - 適格度レオースの割引率 $\lambda = 0.98$
 - 割引率 $\gamma = 0.98$
 - 十分統計量の保持率 $\beta = 0.8$
 - 方策勾配の取束判定のウィンドウ幅 $Wh = 12 \times 7 = 1[\text{week}]$
 - 取束判定の閾値 $\epsilon = 0.99$



- 発電消費パターンを正弦波で近似
- 6つのミニマルクラスター
- 各ミニマルクラスターが自己の電力ロスと停電を最小化しながら、収益を最大化するように学習を行う。
- この中でn体のエージェントが学習する場合の報酬、所持金、電力ロスの変化を見ていく。

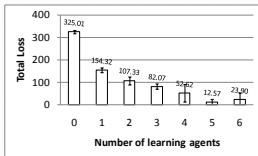
実験結果

1agentのみ学習する場合(1)



実験結果

複数のエージェント全てが学習した場合 (2)



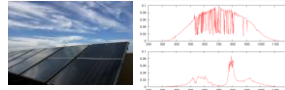
学習エージェント数毎のローカル・クラスター全体における学習後の電力ロス
(横軸は6エージェント中で学習したエージェントの数、縦軸が一日間の電力ロス)

- より多くのエージェントが学習した場合の方がローカル・クラスター全体での電力ロスが提言された。(5体と6体では有意差無し)
- 自動電力取引を通じて自律分散的に蓄電量をコントロールすることで、系全体の無駄を低減できた。

実データに基づく検証

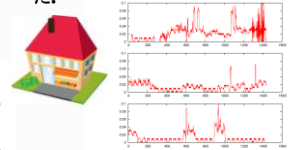
太陽光発電データ

- 滋賀県草津市の立命館大学テクノコンプレクス ハイテクリサーチセンター屋上に備え付けられた定格発電容量1,980[W]のアモルファスシリコン製のソーラーパネルによる2007年8月の実測データを用いた。



消費電力データ

- 家庭電力消費データについては産総研 前田らによって計測された福岡市の19戸ある集合住宅の中の6世帯の2003年8月の消費電力パターンを用いた。



実験結果

1エージェントのみ学習

- エージェントA1のみが学習を行った場合の月毎の獲得報酬値の変化を示すが、エージェントA1が徐々に上手く取引を行う事で獲得報酬値を増大させている事がわかる。

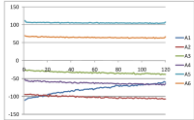


Fig. 7. A1のみ学習した場合の月毎の各エージェントの報酬変化 (単位は横軸は月、縦軸が円)

全エージェントが学習

- 全エージェントの報酬総和の月変化を示す。徐々にではあるが、増加していつていることが分かる。
- グリッドからの買い入れ量が減っている。

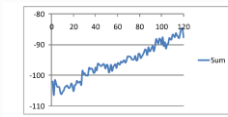


Fig. 9. 全てのエージェントが学習した場合の月毎の全エージェントの報酬総和の変化 (単位は横軸は月、縦軸が円)

これまでのアプローチの問題点(1)

1. 強化学習の仕組み上**学習が遅く**、学習の成果が十分に出来るためには**年単位の時間が必要**。
- 学習率 α を増加させることで加速させる事は出来るが、増加させすぎると不安定化する。
2. Natural Actor-Critic法では**設計すべきメタパラメータが多く**存在し、この設計が困難であった。
3. 本質的に学習プロセスが確率的、ブラックボックス的であり、**個別エージェントの学習プロセスさえ解析が困難**。



【応用上の課題】

よりシンプルであっても、学習が高速であり、解析可能であり、動作が保証される仕組みが必要。

これまでのアプローチの問題点(2)

1. **全体の系がどのような挙動になるのか、予測不能**。
2. 「自律分散型」スマートグリッドとして、**個別の自律分散的な学習により作動する、大域的な制御系がどのような挙動をするのか、明確にしなければならない**。



【理論上の課題】

よりシンプルであっても、系全体として安定する、効果的な融通がなされる保証のある、予測性の高い自律分散型スマートグリッドの挙動を捉える理論の必要性。

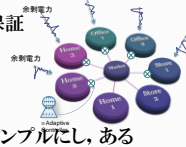
Contents

1. はじめに
 - 自律分散型スマートグリッド i-Reneのコンセプト
2. これまで
 - 強化学習エージェントによる適応的自動電力取引の有効性とその問題点
3. 提案手法と検証実験
 - 線形性に基づくエージェント構築と市場ダイナミクス分析
4. まとめ
 - 今後の展開と展望



自律分散型スマートグリッドの展開

- 複雑な実計測データを相手にし、実際の系で動作させようとした際、下記が必要となる。
 - 個別エージェントの学習過程の安定性保証
 - 現実的な学習速度
 - 系全体の効率の客観的評価と保証
 - 現実の電力システムとの整合性
- 学習モデル自体を現実には即した範囲で、シンプルにし、ある程度解析的に追える形状にして、系全体の分析を進める。



再生可能エネルギーに基づく地産地消費電力取引 自律分散型制御としての定式化

基本的な定式化・記号定義

基本制約式

$$l_t^i + b_t^i + m_t^i = 0$$

主要変数の定義式

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

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

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

時間発展式

$$s_{t+1}^i = s_t^i - l_t^i - m_t^i = s_t^i + b_t^i$$

$$l_t = \sum_i l_t^i$$

$$b_t = \sum_i b_t^i$$

$$m_t = \sum_i m_t^i$$

$$S_{max} = \sum_i S_{max}^i$$

自律分散型スマートグリッド 理論構築上のシステム・プロパティ

- 電力ロス**の設定
 - 融通電力ロスなし、送電ロス、蓄電ロス
- 融通意思決定における発電・消費情報**
 - 全て既知、ステップ先既知、未知
- 発電・消費情報の変動**
 - 一定、周期的に変動、周期的に変動+確率揺動、周期的に変動+確率揺動+時々シフト(降雨など)
- 外部グリッドとのやりとり**
 - 電力販売価格固定、電力販売価格変動
- 電力消費データ
 - 外生変数、内生変数



蓄電残量の価値と個別需要供給関数

(以下、価格曲線)

- 効用関数が蓄電残量に対して二次関数で近似されるとする。
- このとき蓄電残量と価格の関係を表す限界効用関数は効用関数の導関数であたえられるので、一次関数(線形関数)で表される。一次関数は逆関数を構成しうるので、価格から蓄電残量への関数 $f(p)$ は以下のように表される。

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

$$= S_{max}^i \left(-\frac{p}{p_t^i} + 1\right)$$

p_t^i を個別最大価格と呼ぶ

価格決定と市場決済のプロセス

【流通の総和は一定より】

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

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

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

$$= \sum_i \left\{ S_{max}^i \left(-\frac{p_t^i}{p_t^i} + 1\right) - (s_t^i - l_t^i) \right\}$$

$$= \sum_i \left(-S_{max}^i \frac{p_t^i}{p_t^i}\right) + (S_{max} - s_t + l_t)$$



p_t^* ・・・時刻の市場価格

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

価格決定のシンプルな表現

- 重み付き調和平均 $H(x; \omega) = \left(\sum \omega_i \frac{1}{x_i}\right)^{-1}$
- 域内バッテリーシェア: $w^i = \frac{S_{max}^i}{S_{max}}$
- 地域充電余裕率: $\gamma_t = \frac{(S_{max} - s_t + l_t)}{S_{max}}$
- 市場価格 $p_t^* = \gamma_t H(p_t; w)$

- 価格は各エージェントの個別最大価格を各エージェントの域内バッテリーシェアで重み付き調和平均をとり、それに係数として地域電力不足率をかけたものとして得られる。

- 地域で電力が不足すればするほど価格が高くなる。
- 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。

各エージェントの収益最大化 (1)

- 各エージェントは自らの収益を最大化するように学習をすすめると考える。(ここでtはT周期であると考える。)

【収益の定義】

$$\begin{aligned} \phi^i &= \sum_t \phi_t^i \\ \phi_t^i &= p_t^i m_t^i \\ &= p_t^i S_{max}^i \left(\frac{p_t^i}{p_t^*} - \frac{S_{max}^i - s_t^i + l_t^i}{S_{max}^i} \right) \end{aligned}$$



- 対数個別最大価格: y_t^i $p_t^i = \exp(y_t^i)$

$$\phi_t^i = p_t^i S_{max}^i \left\{ p_t^i \exp(-y_t^i) - \frac{S_{max}^i - s_t^i + l_t^i}{S_{max}^i} \right\}$$

各エージェントの収益最大化 (2)



- 勾配法による最適化のための収益の勾配 (gradient) の計算。(バインドが生じない場合)
- 対数個別最大価格: y_t^i の変化は時刻tとt+1の収益にしか影響を与えない。
 - S_{t+1}^i が時刻tの価格 p_t^* のみにより一意に決定するため、記憶が生じないから。

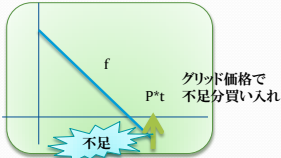
$$\frac{\partial \phi_t^i}{\partial y_t^i} = -S_{max}^i (p_t^*)^2 \exp(-y_t^i)$$

$$\frac{\partial \phi_t^i}{\partial y_t^i} = S_{max}^i (p_{t+1}^* - p_t^*) p_t^*$$

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

$$y_t^i \leftarrow y_t^i + \alpha \frac{\partial \phi_t^i}{\partial y_t^i}$$

バインド (1) (過剰消費)



- 下方バインド $s_{t+1}^i = \max(0, f_t^i(p_t^*))$

- 不足分をグリッドから価格 p_G で買い入れ

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

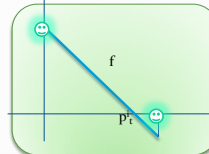
- 収益の勾配 $\frac{\partial \phi_t^i}{\partial y_t^i} = S_{max}^i p_G p_t^* \exp(-y_t^i)$



バインド (2): 蓄電上下限とグリッド価格

蓄電上下限值

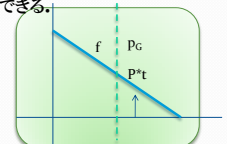
- 上下限値にバインドしている場合、個別最大価格を微小変化させても s_{t+1}^i に変化はない。
- 勾配=0



左の状態では、 p_t^i を変化させても次状態に影響をあたえない。

市場価格とグリッド価格

- 地域電力市場の価格が p_G を上回る場合は、買い手はグリッドから買った方が有利になる。
- よって、地域電力市場における価格の最大値は p_G となる。
- この時のバインド処理は、価格を強制的に p_G とすることで処理できる。



各学習エージェントの自律分散的学習の市場への影響

- プライステイカーとしてのエージェントの学習も全体として進めば、徐々に系の価格に影響をあたえる。

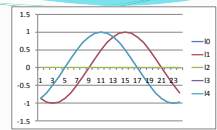
$$\begin{aligned} \frac{\partial p_t^i}{\partial y_t^i} &= \gamma_t \frac{w_i \exp(-y_t^i)}{\sum_i w_i \exp(-y_t^i)^2} \\ \frac{\partial p_{t+1}^i}{\partial y_t^i} &= -\frac{S_{max}^i p_t^* \exp(-y_t^i)}{S_{max}^i} H(p_t; w) \end{aligned}$$

- 市場価格は準標準化される方向に動く。

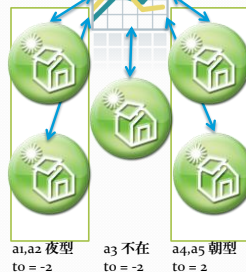
$$\begin{aligned} p_t^i < p_{t+1}^i &\rightarrow y_t^i \uparrow \rightarrow p_t^* \uparrow p_{t+1}^* \downarrow \\ p_t^i > p_{t+1}^i &\rightarrow y_t^i \downarrow \rightarrow p_t^* \downarrow p_{t+1}^* \uparrow \end{aligned}$$



数値実験

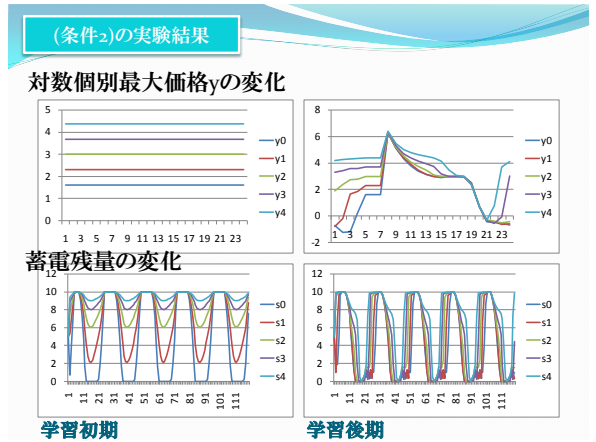
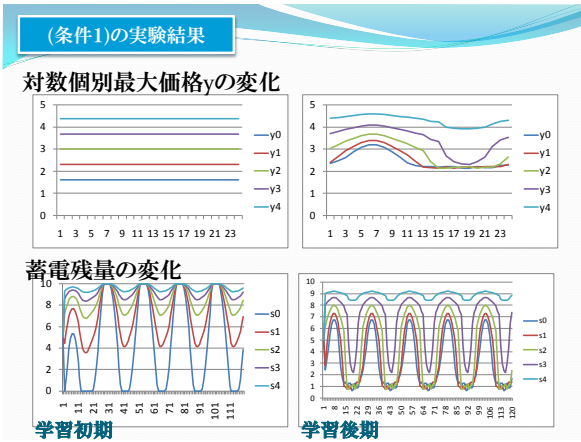


$$l_t^i = -A \cos\left(2\pi \frac{t+t_0}{T}\right)$$



- (条件1) $A=1$
 - 系全体では常に足りる状況
- (条件2) $A=2$
 - 系全体で時々、過不足がある、
 - S_{max}^i は全て10、初期値は5とする。

a1,a2 夜型 $t_0 = -2$ a3 不在 $t_0 = -2$ a4,a5 朝型 $t_0 = 2$



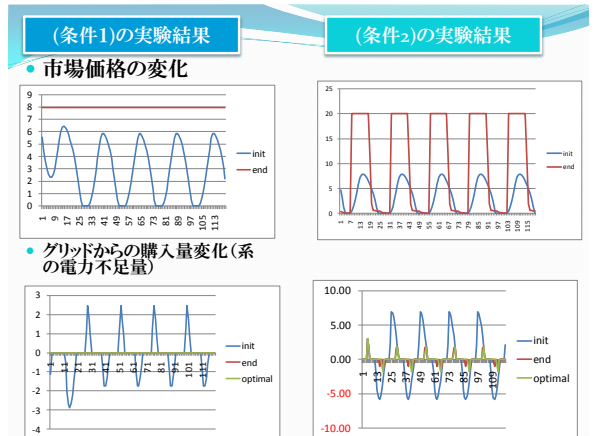
[中央制御]

送電・蓄電ロスが無い際の自明の最適融通

- 中央制御するのであれば、全蓄電値の残量パーセントが同一になるように、制御すればよい。(あくまで一例)
- ヘテロな電池を一体運用。

しかし、中央制御では個々の経済主体の利益最大化基準を守れない。

個別の利益最大化に基づく自律分散型制御で問題なく実現出来ることを示す。



数値計算結果

- 各エージェントの収益増大
 - 単体の学習では増大した。全体学習では全体の収益の和は増大して、パレート最適状態になる。
- 価格形成
 - バインドが無い場合
 - ある価格に収束。(対数個別最大価格の初期値に依存)
 - バインドが起こる場合(≒電力不足が起こりえる場合)
 - 完全な余剰時を除いて p_c に収束。
 - (理由) 下方バインド時に価格が p_c に向かい、その後に平準化を通して他の時間帯に波及。

→ 変動価格ではなく定額制が実現される。

考察: 電力取引の仮想社会実験より

- 本年の前半に、地域で電力ネットワーク上での地産地消型の電力取引構想の可能性を調べるため仮想社会実験を行った。

- 決済された価格とその時間での基準となる太陽光発電装置の発電量をプロットした。
- 地域において電力が余ったときには価格が低下し、不足した場合には価格が上昇した。
- 価格が中間値にとどまることが珍しく、すぐ最大値と最小値に張り付いていた。

Contents

1. はじめに
 - 自律分散型スマートグリッド i-Reneのコンセプト
2. これまで
 - 強化学習エージェントによる適応的自動電力取引の有効性とその問題点
3. 提案手法と検証実験
 - 線形性に基づくエージェント構築と市場ダイナミクス分析
4. まとめ
 - 今後の展開と展望



まとめ(1)

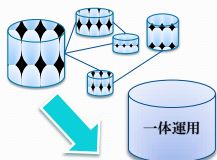
線形性を仮定したモデルでのエージェント構築

- 個別エージェントの学習過程については、平衡点の条件が明かな勾配則を導出出来た。
- 求められる変数が非常に少数であり、また明快に勾配がわかるので現実的な学習速度で学習が可能。
- 系全体のダイナミクスが明示的にモデル化出来たために、市場価格の変化等についても、的確な予測が可能となった。

まとめ(2)

市場を媒介とした自律分散制御による電力融通

- 各蓄電池を個別にエージェントが自己利益最大化原理に従って自律分散的なコントロールをすることで、市場原理によって効率的な融通と運用が実現する。
- ヘテロな電池を一体運用する事がボトムアップに実現すると考えられる。



多数の蓄電池が仮想的に(結果的に)一体の蓄電池として運用される。

クラウド蓄電池

まとめ(3)

固定価格・変動価格と需要調節

- 固定価格化と需要調節
 - グリッド価格が一定の条件下では、買い取り無しであっても、ローカルクラス内の価格がグリッド価格に従属的に決定された。
 - 現在は消費を外生変数として捉えているので、議論できないが、需要調節を変動価格下で実現させるための議論と価格コントロールの仕組みの研究が重要となる。
- グリッド価格の変動と非効率化
 - グリッド価格の変動により、再生可能エネルギー利用率の低下が懸念される。数値実験での検証が必要。

今後の課題

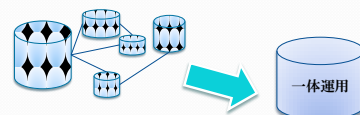
- 送電ロスを含めた定式化と解析
 - 解析的な価格決定が不可能になる。
 - 売り手と買い手で価格が変わるので、価格曲線 f が s_t 依存になり、 f の形状が曲がる。
 - s_t が記憶効果として残ることに、 Φ の y での偏微分が全ての時間の収益の影響を持つため、送電ロスが無い際ほどシンプルな議論が出来ない。
- 近似計算で対応する。
- Optimalな値との比較も困難になるので、分担者: 榊原の中央制御下での最適計算値をOptimalとして、比較検討を行う。



展望

送電ロスを内部ロスとして見なすクラウド電池

- 送電ロスがあった際には、頻繁な融通はロスを増大させるので、融通に対するブレーキが必要となる。
- 送電ロスがある場合、市場では価格ギャップが発生するため、融通にブレーキがかかる。
- 送電ロスはクラウド電池の内部ロスに見なされ、結果的にやはり一体運用と同一視可能な自律分散型の制御となると、期待される。



Thank you for your listening



tadahiro@tanichu.com
taniguchi@ci.ritsumeai.ac.jp



@tanichu

i-Rene Project

<http://www.i-rene.org/>



コミュニケーションするロボットは創れるか
～記号開発システムへの構成論的アプローチ～
谷口忠大