

RTPsim 解説

○三浦政司 桜間一徳 德永裕太（鳥取大学）

1 モデル化

エネルギー不足、化石燃料の価格高騰、原子力発電所の安全性問題など、エネルギーに関する諸問題への関心が世界中で高まる中、風力発電や太陽光発電など、再生可能エネルギーの導入が積極的に進められています。電力網において再生可能エネルギー利用の割合が増えると、供給量の不安定性や需給量のバランスが問題となり、解決のための様々な手法が提案・研究されています¹⁾。中でも、実時間における価格調整により消費量と供給量のバランスをとるリアルタイムプライシングが注目を集めています²⁾。リアルタイムプライシングは価格を入力とするフィードバック制御系とみなすことができ、安定性解析や最適化の観点で様々な研究が行われています³⁾。

近年、電力の地産地消による高い電力効率や事故時の系統切断の容易性という点で優れる地域に分割した電力ネットワークが提案されています⁴⁾。我々の研究グループでは、このようなネットワークを想定したリアルタイムプライシングについて研究しています。ここで、分散的な価格調整アルゴリズムというのは、需要供給量等の情報を一箇所に集約して価格を決定するのではなく、各エージェントがローカルな情報のみを用いて価格を調整し、ネットワーク全体の需給バランスをとるような方法のことを指します。これまでに著者らのグループでは、制約付き分散最適化によるリアルタイムプライシングの手法を提案してきました。この手法では、需要供給電力量を決定変数、需要供給家の効用を目的関数、地域における需給量のバランスを制約条件として最適化問題を定式化し、ラグランジュの未定乗数法を分散化した手続きによって最適化を行います。ラグランジュ乗数は価格に相当し、各プレイヤーは分散的に隣接するプレイヤーと料金交渉を行うことで適切なラグランジュ乗数(価格)を推定します。これにより、ローカルな情報のみを用いた分散的な処理によって決定変数(需要供給量)およびラグランジュ乗数(価格)を更新することが可能となり、需要供給家の効用を最大化しつつ需給バランスをとるような価格調整則を構築することができます。これまでの研究によって、上記のような交渉型リアルタイムプライシングによる分散最適化のアルゴリズムが提案されており、そのような分散最適化が可能であるためのネットワーク構造に対する必要十分条件が明らかにされています⁵⁾。

ここではRTPSimの元となる理論について紹介します。具体的には、上記の手法を実際のリアルタイムプライシングに応用する際の問題点の一つである需要供給量予測について扱います。分散的な交渉による適正価格の推定を開始するためには、その初期値として将来の時点における各プレイヤーの需要供給量の値が必要となります。しかし、将来の時点における需要供給量は現時点における提示価格と各プレイヤーの効用に基づく行動によって変化するため、予め値を得ることはできず、これまでの履歴に基づく予測が必要となってきます。そこで本研究では、提示価格と各プレイヤーの需要供給量の間の関係を線形に近似し、逐次線形回帰法を用いて将来時点における需要供給量を予測する手法を提案します。本稿ではまず、地域に分割されたネットワークにおける交渉型リアルタイムプライシングを伴う分散最適化について定式化し、需要供給量予測の必要性について議論します。次に逐次線形回帰法を用いた需要供給量予測の手法について説明します。最後に、交渉型リアルタイムプライシングの数値シミュレーションを行い、需要供給量予測の効果について確認します。

2 問題設定

本節では交渉型リアルタイムプライシングを伴う分散最適化問題を定式化し、需要供給量予測の必要性について議論します。

2.1 電力ネットワーク

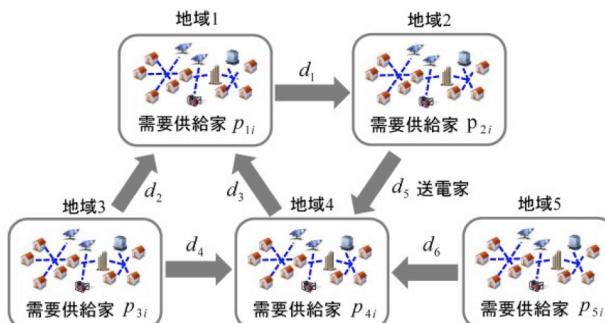


Fig. 1: An Assumed Power Grid.

ける需要供給を予測する手法を提案します。本稿ではまず、地域に分割されたネットワークにおける交渉型リアルタイムプライシングを伴う分散最適化について定式化し、需要供給量予測の必要性について議論します。次に逐次線形回帰法を用いた需要供給量予測の手法について説明します。最後に、交渉型リアルタイムプライシングの数値シミュレーションを行い、需要供給量予測の効果について確認します。

Fig. 1 に示すような地域に分割されたネットワークを想定し, 各地域における需要供給量がバランスをとるようリアルタイムプライシングにより価格を調整することを考えます. 地域の数を $n \in \mathbb{N}$ とし, 地域集合を $\mathcal{R} = \{1, 2, \dots, n\}$ とします. ある地域 $r \in \mathcal{R}$ には $n_r \in \mathbb{N}$ の需要供給家が含まれるとし, その集合を $\mathcal{P}_r = \{1, 2, \dots, n_r\}$ とします. \mathcal{P}_r に含まれる i 番目の需要供給家の需要量または供給量を $x_{ri} \in \mathbb{R}$ とします. ここで x_{ri} が負の場合は需要量を, 正の場合は供給量を意味します.

地域間にはある地域から別の地域へ電力を送電する送電家がいて, その集合を $\mathcal{D} = \{1, 2, \dots, m\}$, $m \in \mathbb{N}$ とします. 地域 $r \in \mathcal{R}$ を送電側とする送電家の集合を $\mathcal{D}_r^- \subset \mathcal{D}$ とし, 地域 $r \in \mathcal{R}$ を受電側とする送電家の集合を $\mathcal{D}_r^+ \subset \mathcal{D}$ とします. また, 送電家 $k \in \mathcal{D}$ の送電量を $\bar{x}_k \in \mathbb{R}$ と表します. $k \in \mathcal{D}_r^-$ のとき地域 r から見た送電家 k は消費量が \bar{x}_k の需要供給家と同等となり, $k \in \mathcal{D}_r^+$ のとき地域 r から見た送電家 k は供給量が \bar{x}_k の需要供給家と同等となります.

2.2 最適化問題

3.1 節で示した電力ネットワークにおけるリアルタイムプライシングの問題を制約付き最適化問題として定式化します. 需要供給家の需要供給量と送電家の送電量をまとめて決定変数として扱い,

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n, \bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_m) \in \mathbb{R}^v$$

と表します. ここで x_r は地域 $r \in \mathcal{R}$ に含まれる需要供給家の需要供給量で, $x_r = (x_{r1}, x_{r2}, \dots, x_{rn_r})$ であり, 決定変数ベクトルの次数は $v = \sum_{r=1}^n n_r + m$ となります. よって, 目的関数を $F(x)$, 制約関数を $G(x)$ とすると, 最適化問題は

$$\begin{cases} \underset{x \in \mathbb{R}^v}{\text{maximize}} & F(x) \\ \text{subject to} & G(x) = 0 \end{cases} \quad (1)$$

と表記できます.

目的関数 $F(x) \in \mathbb{R}$ は需要供給家と送電家の効用の和であり, それぞれの効用を $U_{ri}(x_{ri}) \in \mathbb{R}$, $\bar{U}_k(\bar{x}_k) \in \mathbb{R}$ と表記すると,

$$F(x) = \sum_{r=1}^n \left(\sum_{i=1}^{n_r} U_{ri}(x_{ri}) \right) + \sum_{k=1}^m \bar{U}_k(\bar{x}_k) \quad (2)$$

と書けます. 制約関数 $G(x) \in \mathbb{R}^n$ は需給バランスに相当し, その r 番目の要素 $G_r(x) \in \mathbb{R}$ は地域 r の供給量の総和から消費量の総和を差し引いた値であり, 下記のように書けます.

$$G_r(x) = \sum_{i=1}^{n_r} x_{ri} + \sum_{k \in \mathcal{D}_r^+} \bar{x}_k - \sum_{k \in \mathcal{D}_r^-} \bar{x}_k \quad (3)$$

2.3 分散最適化アルゴリズム

式(1)を満たす最適解を $x^* \in \mathbb{R}^v$ とすると, 時間 $t \in \mathcal{R}$ の経過に対して

$$\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = x^* \quad (4)$$

と収束するような, 分散的な x の更新則を設計します. これまでの研究によって, ラグランジュの未定乗数を分散化した方法として以下に示すような更新則が得られています⁴⁾.

まず, ラグランジュの未定乗数

$$\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \in \mathbb{R}^n$$

を導入し, ラグランジアンを(5)のように定義します.

$$L(x, \lambda) = F(x) + \lambda^\top G(x) \quad (5)$$

ここで未定乗数 λ は電力価格に相当し, r 番目の要素 $\lambda_r \in \mathcal{R}$ は地域 r における電力価格を示します. 決定変数と未定乗数の更新則は, 以下に示す手順Aのように与えられます.

<手順A>

A-i. 初期値 $x^{[0]} \in \mathbb{R}^v$, $\lambda^{[0]} \in \mathbb{R}^n$ と正数 α , β を与え, ステップ $s = 0$ とします.

A-ii. ステップ s における初期値を $x_{ri}[0] = x_{ri}^{[s]}$ とし,

$$\begin{aligned} x_{ri}[k+1] &= x_{ri}[k] + \alpha \frac{\partial L}{\partial x_{ri}}(x[k], \lambda^{[s]}) \\ &= x_{ri}[k] + \alpha \left(\frac{\partial U_{ri}}{\partial x_{ri}}(x_{ri}[k]) + \lambda_r^{[s]} \right) \end{aligned} \quad (6)$$

に従って決定変数 x_{ri} の更新を行い, 次のステップの初期値 $x_{ri}^{[s+1]}$ を

$$x_{ri}^{[s+1]} = \lim_{k \rightarrow \infty} x_{ri}[k] \quad (7)$$

とします.

A-iii. 下記の式にしたがって λ の更新を行います.

$$\begin{aligned} \lambda_r^{[s+1]} &= \lambda_r^{[s]} - \beta \frac{\partial L}{\partial \lambda_r}(x^{[s+1]}, \lambda^{[s]}) \\ &= \lambda_r^{[s]} - \beta G_r(x^{[s+1]}) \end{aligned} \quad (8)$$

A-iv. ステップを s から $s+1$ に更新し, A-iiへ戻ります.

ここで, 式(6)は分散的であるのに対して, 式(8)は地域全体の需給バランス情報である $G_r(x^{[s+1]})$ を用いているため, 分散的とは言えません. そこで, 地域内において構成されたエージェント(需要供給家および送電家)間の情報ネットワークを通して, 各エージェントが分散的に λ の推定値に関する情報を交換することで λ を分散的に求めるような方法を提案します. これは, エージェント同士の交渉によって価格が調整される交渉型リアルタイムプライシングのプロセスに相当します. 更新則は, 地域 r に含まれる需要供給家 $i \in \mathcal{P}_r$ が持つ $\lambda_r^{[s]}$ の推定値を $\hat{\lambda}_{ri}^{[s]}$, 推定のための状態変数を $\theta_{ri}[k]$, 情報ネットワークにおけるエージェント i の隣接集合を \mathcal{N}_i とし, 適当な正数 c_{ri} , γ_r を用いて以下のように表されます.

$$\begin{cases} \theta_{ri}[0] = \hat{\lambda}_{ri}^{[s]} - c_{ri} x_{ri}^{[s+1]} \\ \theta_{ri}[k+1] = \theta_{ri}[k] - \gamma_r \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (\theta_{ri}[k] - \theta_{rj}[k]) \\ \hat{\lambda}_{ri}^{[s+1]} = \lim_{k \rightarrow \infty} \theta_{ri}[k] \end{cases} \quad (9)$$

エージェントが送電家の場合も, 同様の式で表すことができます. この更新則は各エージェントが自身の情報と隣接集合からの情報のみを用いる分散的なものであり, 合意制御によって全ての i について状態変数 $\theta_{ri}[k]$ を一致させます. 参考文献⁴⁾の議論により, 各地域の情報ネットワークが連結の場合, 合意した収束値 $\lim_{k \rightarrow \infty} \theta_{ri}[k]$ は $s+1$ ステップ目の価格 $\lambda_r^{[s+1]}$ と等しくなります.

2.4 需要供給量予測の必要性

地域全体の情報が必要であり分散的でない式(8)の更新則の代わりに, 地域内のエージェント間の情報ネットワークを通して式(9)に従って分散的に価格交渉を行うリアルタイムプライシングシステムについて考えます. 情報ネットワークを介した価格交渉には一定の時間が必要であるため, $\lambda_r^{[s+1]}$ を算出するための価格交渉は $s+1$

ステップの開始時刻よりも前の時刻で開始されなければなりません。 s ステップ目の開始時刻を t_s , $s+1$ ステップ目に用いる価格を決めるために s ステップ目のうちに交渉の開始時刻を τ_s とすると、更新や予測を行うタイミングはFig. 2で示すタイムラインのようになります。

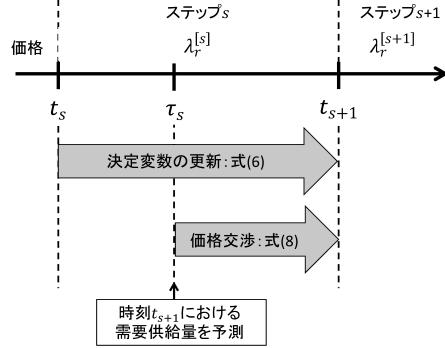


Fig. 2: Timeline.

ここで、時刻 τ_s で開始する価格交渉のための初期値を決定する際に時刻 t_{s+1} におけるエージェント*i*の需要供給量(*i*が送電家の場合は送電量)の値が必要です。すなわち、時刻 τ_s において、将来の時刻である時刻 t_{s+1} のときの*i*の需要供給量を予測して価格交渉をはじめなければなりません。これは、ある時刻において提示されている価格に対して、各エージェントの需要供給量の収束値を予測することに相当します。このように、本節で見た交渉型リアルタイムプライシングを実行する際には、将来時点の需要供給量、すなわち需要供給量の収束値を予測することが必要となります。次節ではそのための基本的な手法を紹介します。

2.5 需要供給量予測

2.3節で示した交渉型リアルタイムプライシングにおける分散最適化には、2.4節で示したように、ある時刻において提示されている価格に対する各エージェントの需要供給量の収束値を予測する必要があります。本節では各エージェントの効用関数が上に凸な2次関数であることを仮定して、逐次線形回帰を用いて需要供給量の収束値を予測する方法を提案します。

地域*r*に含まれる需要供給家*i* $\in \mathcal{P}_r$ の効用関数が上に凸な2次関数であるとき、効用関数は適当な実数パラメータ $A_{ri}, B_{ri}, C_{ri} \in \mathbb{R}$ を用いて

$$U_{ri}(x_{ri}) = A_{ri}(x_{ri} - B_{ri})^2 + C_{ri} \quad (10)$$

と書くことができます。ここで A_{ri} は需要供給量に対する効用の感度を表すパラメータで、 $A_{ri} < 0$ です。また、 B_{ri} は最大効用を与える需要供給量を表し、 C_{ri} は最大効用を表します。ある価格 $\lambda_r^{[s]}$ が提示された場合の式(6)による更新の収束値 $x_{ri}^{[s+1]}$ について、式(6)より下記が成り立ちます。

$$\frac{\partial U_{ri}}{\partial x_{ri}}(x_{ri}^{[s+1]}) + \lambda_r^{[s]} = 0 \quad (11)$$

式(10)および式(11)より、提示価格 $\lambda_r^{[s]}$ と需要供給量の収束値 $x_{ri}^{[s+1]}$ の間には、式(12)のような線形の関係が成り立ちます。

$$x_{ri}^{[s+1]} = -\frac{1}{2A_{ri}}\lambda_r^{[s]} + B_{ri} \quad (12)$$

そこで、エージェント*i*に価格 $\lambda_r^{[s]}$ が提示された場合の需要供給量収束値の予測値を $\hat{x}_{ri}^{[s+1]} \in \mathbb{R}$ として、次の式(13)に従って予測を行います。

$$\hat{x}_{ri}^{[s+1]} = a_{ri}^{[s]}\lambda_r^{[s]} + b_{ri}^{[s]} \quad (13)$$

式(12)と式(13)を比べると分かるように、 $a_{ri}^{[s]}, b_{ri}^{[s]}$ はそれぞれ $-1/(2A_{ri})$ と B_{ri} に対応した係数となっています。ここでは、ステップが更新される度に過去の提示価格とそれに対する需要供給量収束値の組に対して最小二乗法を用いて $a_{ri}^{[s]}, b_{ri}^{[s]}$ を求めます。

一般的に、 N 組のデータ (X_l, Y_l) , $l = 1, 2, \dots, N$ に対して最小二乗法を用いて得られる回帰直線は式(14)のようになります⁶⁾。

$$\begin{cases} Y = aX + b \\ a = \frac{N \sum_{l=1}^N X_l Y_l - \sum_{l=1}^N X_l \sum_{l=1}^N Y_l}{N \sum_{l=1}^N X_l^2 - (\sum_{l=1}^N X_l)^2} \\ b = \frac{\sum_{l=1}^N X_l \sum_{l=1}^N Y_l - \sum_{l=1}^N X_l Y_l \sum_{l=1}^N Y_l}{N \sum_{l=1}^N X_l^2 - (\sum_{l=1}^N X_l)^2} \end{cases} \quad (14)$$

ここで、 X を $\lambda_r^{[s]}$ 、 Y を $\hat{x}_{ri}^{[s+1]}$ と考えると、式(14)の第2式、第3式を用いて $a_{ri}^{[s]}$ と $b_{ri}^{[s]}$ を計算することができます。しかし式(14)の表現のままだと0ステップ目から現在のステップに至るまでの全ての提示価格と需要供給量収束値のデータが必要となってしまいます。そこで、和記号の部分を個別に考え、式(15)~(18)のような逐次更新できるパラメータを用いて、最新のデータのみを用いる方法を採用します。

$$u_{xri}^{[s]} = \sum_{l=1}^s x_{ri}^{[l]} \quad (15)$$

$$u_{\lambda ri}^{[s]} = \sum_{l=0}^{s-1} \lambda_{ri}^{[l]} \quad (16)$$

$$\sigma_{xri}^{[s]} = \sum_{l=0}^{s-1} (\lambda_{ri}^{[l]})^2 \quad (17)$$

$$\sigma_{x\lambda ri}^{[s+1]} = \sum_{l=1}^s x_{ri}^{[l]} \sum_{l=0}^{s-1} \lambda_{ri}^{[l]} \quad (18)$$

これらの逐次計算が可能なパラメータと式(14)を用いて、次に示すような手順Bによって式(13)の係数を逐次更新することができます。

<手順B>

B-i. $a_{ri}^{[s]}$, $b_{ri}^{[s]}$ の他に逐次更新されるパラメータ $u_{xri}^{[s]}$, $u_{\lambda ri}^{[s]}$, $\sigma_{xri}^{[s]}$, $\sigma_{x\lambda ri}^{[s]}$ を準備し、初期値を

$$a_{ri}^{[0]} = b_{ri}^{[0]} = u_{xri}^{[0]} = u_{\lambda ri}^{[0]} = \sigma_{xri}^{[0]} = \sigma_{x\lambda ri}^{[0]} = 0$$

とします。

B-ii. ステップ s において式(13)に従って需要供給量を予測し、式(9)で示される価格交渉をはじめます。

B-iii. ステップ s の終わりに各パラメータを更新します。ステップ s において提示された価格 $\lambda_r^{[s]}$ 、その価格における需要供給量の収束値 $x_r^{[s+1]}$ を用いて、各パラメータを以下のように更新します。

$$u_{xri}^{[s+1]} = u_{xri}^{[s]} + x_{ri}^{[s+1]} \quad (19)$$

$$u_{\lambda ri}^{[s+1]} = u_{\lambda ri}^{[s]} + \lambda_{ri}^{[s]} \quad (20)$$

$$\sigma_{\lambda ri}^{[s+1]} = \sigma_{\lambda ri}^{[s]} + (\lambda_{ri}^{[s]})^2 \quad (21)$$

$$\sigma_{x\lambda ri}^{[s+1]} = \sigma_{x\lambda ri}^{[s]} + x_{ri}^{[s+1]} \lambda_{ri}^{[s]} \quad (22)$$

$$a_{ri}^{[s+1]} = \frac{s \sigma_{x\lambda ri}^{[s+1]} - u_{xri}^{[s+1]} u_{\lambda ri}^{[s+1]}}{s \sigma_{\lambda ri}^{[s+1]} - (u_{\lambda ri}^{[s+1]})^2} \quad (23)$$

$$b_{ri}^{[s+1]} = \frac{\sigma_{\lambda ri}^{[s+1]} u_{xri}^{[s+1]} - \sigma_{x\lambda ri}^{[s+1]} u_{\lambda ri}^{[s+1]}}{s\sigma_{\lambda ri}^{[s+1]} - (u_{\lambda ri}^{[s+1]})^2} \quad (24)$$

B-iv. ステップの更新にあわせて、B-iiへ戻ります。

上記の手順で各ステップにおける需要供給量の収束値を予測することができ、式(9)で示す分散的な価格交渉が可能となります。分散的な価格交渉によって各エージェントは適切な価格を得ることができ、各エージェントの効用を最大化しつつ需要供給バランスをとる分散最適化を実現することができます。

3 RTPSimについて

RTPSimは、2節で示した交渉型リアルタイムプライシングを伴う分散最適化問題に対して、交渉型を選択することによって、3節で提案した逐次線形回帰による需要供給量予測を行う場合と行わない場合の数値シミュレーションを行うことが出来ます。Artisocを使ったRTPSimのいいところは大きく分けて3点あります。1点目は、グラフィカルに電力ネットワークの状態を確認できることです。powergridウインドウで、どのようなネットワークで行われたシミュレーションなのか一目で確認することができます(Fig. 3)。2点目が、ステップの実行結果をリアルタイムにグラフとして出力することができます。これによって、リアルタイムでの更新結果を確認することができ、リアルタイムプライシングでの成果が見やすくなっています。最後に3点目は、様々なパラメータを簡単に変更してシミュレーションを実行することができます。これによって、条件を変えた様々なパターンでのシミュレーション結果を簡単に確認できるようになっています。電力網のシミュレーションをしていくにあたって、スケーラビリティというものは大きな課題であるのでこのパラメータを変更できるというのは大きな利点となっています。

それでは、RTPSimの結果についていくつか例を挙げて説明していきます。

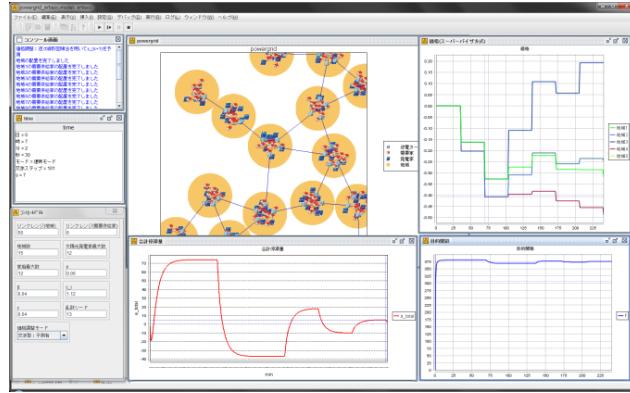


Fig. 3: Captured Image of Simulator.

シミュレーションに用いる電力網はFig. 4に示すような地域に分割したネットワークとし、地域数を15としました。需要供給家は各地域に20~30程度をランダムに配置し、適当な情報ネットワークを構築しました。効用関数は各エージェントに対して適当な上に凸な2次関数を用意しました。手順A-ii.式(6)の更新ステップを0.25分とし、A-iii.式(8)に相当する価格更新の周期を1時間としました。価格の更新は式(9)に示したような分散的な交渉によって行われるとし、交渉による価格調整に1時間かかると想定しています。決定変数およびラグランジュ乗数(価格)の初期値は全て0とし、各式に含まれる定数ゲインには適当な正数を設定しました。

今回は以下のケースに分けて実行した例を挙げてそれについて簡単に説明することにします。

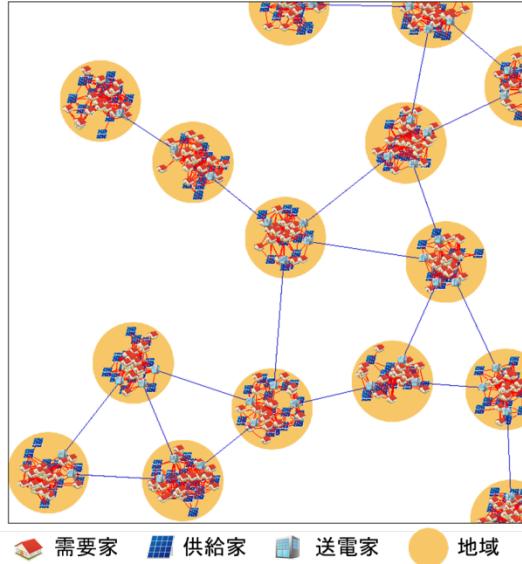


Fig. 4: Simulated Network.

【ケースI(交渉型：予測有)】

各エージェントが3節で示した需要供給量予測を行うとしました。すなわち、過去の価格に対する需要供給量の値を用いて式(13)の回帰直線を逐次更新し、1時間後の需要供給量を予測して価格調整の初期値に用いました。

【ケースII(交渉型：予測無)】

状態量予測を行わず、1時間ごとの、価格調整をはじめる時点における需要供給量を代わりに用いました。

上記のような条件のもとに数値シミュレーションを行った結果を以下に示します。Fig. 5はケースIにおける、ある地域の価格交渉経過を示すグラフで、横軸は経過時間、縦軸は式(9)における価格推定のための状態変数 $\theta_{ri}[k]$ の値となっています。各ステップにおいて各エージェントの状態変数が同一の値に速やかに収束していることがわかります。ケースIでは価格交渉を開始するための初期値に、予測した需要供給量を用いています。

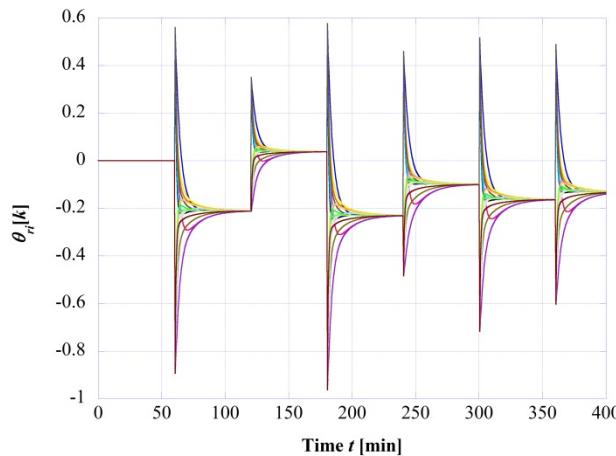


Fig. 5: State $\theta_{ri}[k]$ for price estimation in each agent.

Fig. 6にはケースIにおける各地域の制約関数 $G_r(x)$ の時間変化を示します。 $G_r(x)$ が正の場合は電力過剰、負の場合は電力不足を意味します。Fig. 6のグラフから分かるように、ケースIの場合は各地域の制約関数 $G_r(x)$ がゼロに収束し、需給バランスがとれた状態を実現できます。一方、ケースIIにおける $G_r(x)$ の時間変化はFig. 7のようになります。発散しています。これは、需要供給量予測を行わないことで適切な価格調整ができなかったためです。これらの結果から、交渉型リアルタイムプライシングにおける需要供給量予測の必要性と、逐次線形回帰法による予測手法の有効性を確認することができました。

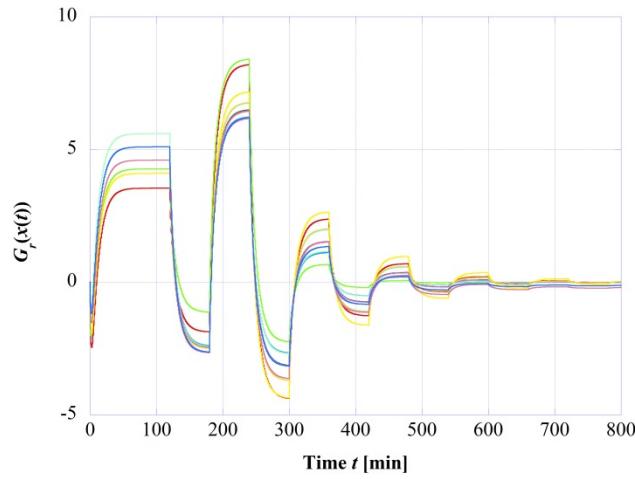


Fig. 6: Constraint functions $G_r(x)$ of each region (Case.I).

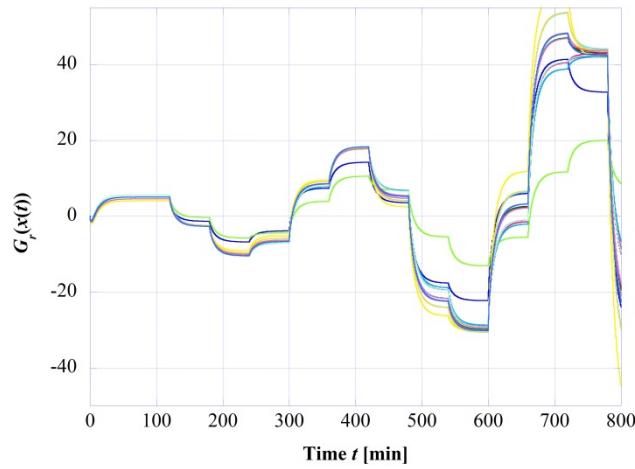


Fig. 7: Constraint functions $G_r(x)$ of each region (Case.II).

4 おわりに

本稿では、地域に分割された電力ネットワークを想定し、これまでの研究において構築した分散最適化による交渉型リアルタイムプライシングの手法について紹介しました。また、その手法において、価格交渉を初めることに必要な初期値を算出するために将来時点における各エージェントの需要供給量を予測する必要があることについて確認しました。そして需要供給量予測の手法として逐次線形回帰を用いた方法を提案し、定式化とシミュレーションによる検証結果を示しました。本稿の議論では需要供給家の効用が時間変化しないとして線形回帰法を適用しましたが、実際には需要家も供給家もその効用は時間変化します。今後の課題として、時間変化を考慮した需要供給量予測の手法構築に取組む予定です。