

需要家間連携のための分散モードスケジューリング

Distributed Mode Scheduling for Coordinated Power Balancing of End Users

京都大学 川嶋 宏彰
Hiroaki Kawashima
Kyoto University

Abstract This paper proposes a distributed scheduling algorithm of day-ahead plans for end users in a community to achieve a power balancing/flattening as a whole. Suppose that an autonomous energy management system (agent) is installed in each household and that those agents are capable of communicating with a coordinator of the community. Then, it becomes possible to find an agreement point that takes both the users' demands and the community's objective into account. The key aspect of the algorithm is that it enables us to encapsulate particular control methods and objectives in the end-user side, and realizes the negotiation based on power profiles. We also show the proposed framework can be smoothly integrated with a probabilistic generative model of power profiles.

1 はじめに

消費・発電パターンの計測や外部との通信, さらには家電や電気自動車等の機器を自動制御可能な Energy Management System (EMS) が, 個々の需要家に将来導入されていくことが見込まれる¹. このとき, 電力の平準化や需給バランス調整といった目標は, 各需要家が個別に達成することは難しく, 複数の需要家がコミュニティを形成し, コミュニティ内で需要家間が連携することが重要となる. そこで本稿では, 特に, 各需要家の目的関数 (満足・不満足度) を確率的状態遷移モデルで表現し, これら各需要家の目的と, コミュニティとしての目的 (平準化等) とをすり合わせながら, 前日の段階で機器の使用スケジューリングを分散最適化する手法について述べる. このとき, 需要家間連携は, 需要家とコミュニティのコーディネータとの「交渉型」のやりとりとして実現される.

1.1 Energy Management Agent

需要家サイドのエネルギーマネジメントの自動化は, 需要家間およびアグリゲータとの machine-to-machine (M2M) での連携が実現できるという点から注目を集めている [1, 2, 3, 4, 5, 6]. 各需要家内に設置された自律型の EMS, すなわち Energy Management Agent (EMA) は, 電力会社やアグリゲータからのデマンドレスポンス (demand response, DR) 情報に自動的に応答すると

もに, 需要家内の機器管理や自動スケジューリングが可能となるからであり, 様々な DR プログラムに展開することが見込まれる.

DR には, たとえばリアルタイムプライシング (real-time pricing, RTP) のような, 料金ベースのプログラムや, 電力会社からの要請に応じるようなインセンティブベースのプログラムに分けられるが [7], EMA が自動的にユーザの機器の制御を行うような Automated DR (ADR) の浸透に従い, これらの区別があいまいになると考えられる. すなわち, 電力会社やアグリゲータなど外部からの価格・インセンティブ情報に従って, 各ユーザの EMA は自動 (半自動) で機器の使用スケジューリングを行い, ユーザの目的関数を最大化しようとする. すなわち, EMA はユーザの意思決定を補助し, 対外的交渉や入札等を行うような, 文字通りエージェントの役割を担うことになる.

1.2 分散モードスケジューリング

需要家間連携を行う際に, ユーザの選好性や優先傾向が重要となる. すなわち, 家庭であれば, 生活の質 (Quality of Life, QoL) を考慮した上で, 許容範囲内で機器の使用タイミングのシフトや消費電力の削減を行い, 平準化や需給バランスといったコミュニティの目的に寄与することになる. そこで我々は, この個々と全体という二面的な要求を直接的に定式化し, 各需要家の電力需給計画を分散的に最適化するアルゴリズムを提案する (図 1). ここで「需要家」とは, ある一つの EMA によって制御可能な機器群を持ったエリア・グループと

¹ここでの「需要家」(end user)には, 消費 (consume) を行うだけでなく, 分散電源による発電 (produce) を行う, いわゆるプロシューマ (prosumer) も含まれる.

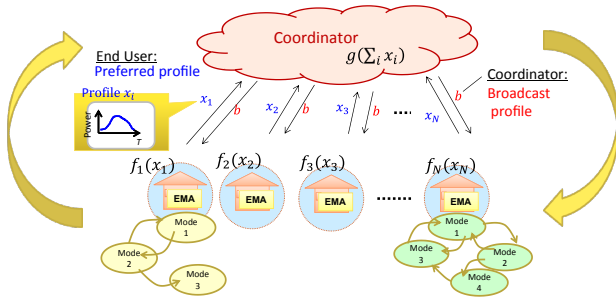


図 1: 分散モードスケジューリング

いう意味で用いており、家庭の HEMS だけでなく、ビルやオフィスなどの EMS に対しても本枠組みは適用可能である。ビジネスモデルとしての詳細な検討はここでは行わないが、文献 [6, 8] などと同様に、ユーザがすでにそのプログラムへの参加に対し何らかのインセンティブが与えられているような状況を想定する。すなわち、同じコミュニティに属するユーザは、使用パターンの前日計画について協調・交渉することがあらかじめ求められているとする。

このとき本提案手法は、(1) 需要家内での具体的な制御方式や目的（どのような受容性を持つか）を隠す（カプセル化）するような分散最適化手法を導入するとともに、(2) ユーザ側の要求や使用計画の変更に対する許容度を、確率生成モデルである「隠れセミマルコフモデル (hidden semi-Markov model, HSMM)」を用いて表す点に特色がある。特に (1) は、様々なタイプの（ヘテロな）EMS を連携できるという点で非常に有用な特徴であり、(2) は、ユーザの詳細なプロフィールモデルを実データから学習することも可能にする。

2 分散最適化

2.1 問題の定式化

N 戸の需要家² がコーディネータを介して連携する場合を考える。需要家 $i \in \mathcal{N} \triangleq \{1, \dots, N\}$ における翌日の電力プロフィール（時系列）の計画を $x_i \in \mathbb{R}^T$ （ただし T は 1 日のタイムスロット数）とし、 x_i の t 番目の要素 $x_{i,t}$ は t 番目のタイムスロット内における平均消費電力を表すものとする。以下では、電力の使用プロフィールに絞って議論を行うため $x_{i,t} \geq 0$ を仮定するものの、 $x_{i,t} < 0$ とすれば、同じ枠組で分散電源からの発電量を扱うことも可能である。

ここで二つのタイプの目的関数を導入する。 $f_i(x_i)$ は、需要家 i がプロフィール x_i を実現する際のコストを測

るローカルな目的関数であるとする。また $g(v)$ は、 N 戸の需要家における消費電力プロフィールの総和（集約プロフィール）に関するグローバルな目的関数であるとする。ただし、 $v = \sum_{i \in \mathcal{N}} x_i$ である。このとき、最適化問題を以下のように定式化する。

$$\min_x L(x) \triangleq \sum_{i \in \mathcal{N}} f_i(x_i) + g\left(\sum_{i \in \mathcal{N}} x_i\right) \quad (1)$$

ここで、 $x = [x_1^\top, \dots, x_N^\top]^\top \in \mathbb{R}^{NT}$ は列ベクトル $\{x_i\}_{i \in \mathcal{N}}$ を縦に結合したもの (stacked vector form) である。関数 $g(v)$ として、たとえば

$$g(v) = \alpha \|v - r\|^2 \quad (2)$$

とすれば、集約プロフィールを参照プロフィール $r \in \mathbb{R}^T$ に近づけようとする。特に平準化や消費電力の削減が目的であれば $r = 0$ とすればよい。ここで、 $\alpha > 0$ は重みパラメタであり、 $\|\cdot\|$ はユークリッドノルムを表す。一方で、ローカルな目的関数 f_i ($i \in \mathcal{N}$) はユーザが x_i を実現することの困難さ（不満足度など）を表現している。2.3 節では、どのようにこの関数が EMA の制御と関連づけられるかについて述べる。

式 (1) を集中型の最適化で解くには、コーディネータがすべての需要家 $i \in \mathcal{N}$ のローカルな目的関数 f_i を知る必要がある。しかしながら、これはしばしばスケラビリティやプライバシーの点から望ましくない。なぜならば、ローカルな目的関数は、たとえば機器の種類や使用タイミングなどに関するユーザの選好性（優先傾向）や希望を表しており、すべての需要家におけるこれらの情報を、その許容度も含めてコーディネータが日々収集し、管理するのはしばしば現実的ではないからである。

そこで、各需要家がコーディネータに渡す情報を、電力消費に関する計画プロフィールのみにできるように、式 (1) の全体目的関数 $L(x)$ を分解することを考える。これは双対分解と呼ばれる手法を導入することで実現できる。 $i \in \mathcal{N}$ のそれぞれにおいて、 x_i を複製した変数を z_i と表す。すると元の問題は

$$\begin{aligned} \min_{x, z} \quad & \sum_{i \in \mathcal{N}} f_i(x_i) + g\left(\sum_{i \in \mathcal{N}} z_i\right) \\ \text{subject to} \quad & x_i = z_i, \quad \forall i \in \mathcal{N} \end{aligned}$$

のようになる。このように、双対分解では変数を複製することで目的関数の分解を行う。

2.2 Sharing Problem の双対分解と ADMM [9]

上記の問題に対応するラグランジュ関数を反復的に解くことになるが、通常の変分法 (dual ascent) ではス

²ここでは便宜上、HEMS を想定して「戸」の単位を用いる。

テップサイズを注意深く調整する必要があるなど、収束の条件が厳しくなることが多い。そこで、拡張ラグランジュを用いた上で、 x_i , z_i , および双対変数を順に更新するような、Alternating direction method of multipliers (ADMM) と呼ばれるアルゴリズムを導入する。なお、式 (1) で定式化されるような問題は「sharing problem」と呼ばれており、その ADMM アルゴリズムは以下のようになる (詳細な説明については [9, 10] を参照されたい)。

$$\begin{aligned} x_i^{(k+1)} &:= \underset{x_i}{\operatorname{argmin}} \left(f_i(x_i) + \frac{\rho}{2} \|x_i - x_i^{(k)} + b^{(k)}\|^2 \right) \quad (3) \\ &\quad \text{ただし } b^{(k)} \triangleq \bar{x}^{(k)} - \bar{z}^{(k)} + \eta^{(k)} \\ \bar{z}^{(k+1)} &:= \underset{\bar{z}}{\operatorname{argmin}} \left(g(N\bar{z}) + \frac{N\rho}{2} \|\bar{z} - (\bar{x}^{(k+1)} + \eta^{(k)})\|^2 \right) \\ \eta^{(k+1)} &:= \eta^{(k)} + \bar{x}^{(k+1)} - \bar{z}^{(k+1)} \end{aligned}$$

ただし、 k は反復回数のインデックスであり、記法 \bar{q} は q_1, \dots, q_N の平均を表す。 ρ は収束の速さを決めるパラメータである。

このアルゴリズムの流れは次のようになる (図 1 も参照のこと)。まず、各反復において、あるブロードキャストプロフィール $b^{(k)}$ がコーディネータから与えられた条件下で、各 $i \in \mathcal{N}$ は自分の目的関数 f_i を考慮して内部で最適化を行う (式 (3))。この最小化は各 $i \in \mathcal{N}$ について独立に (分散的に) 行うことができる。次に、得られたプロフィール $x_i^{(k+1)}$ をコーディネータへ送信するとともに、コーディネータは、得られたプロフィールの平均 $\bar{x}^{(k+1)}$ を用いて \bar{z} と η の更新を行い、新たに $b^{(k+1)}$ を計算してこれをブロードキャストする。したがってこのアルゴリズムは、需要家とコーディネータとが、計画プロフィール $x_i^{(k)}$ およびブロードキャストプロフィール $b^{(k)}$ のやり取りを通じて妥協点を探るような、反復的な交渉プロセスと見ることができる。

目的関数 f_i ($i \in \mathcal{N}$) および g が狭義凸であれば、収束点 $x^* \in \mathbb{R}^{NT}$ は式 (1) における元の目的関数 $L(x)$ を最小化する。さらに、非凸な関数の場合であっても ADMM は多くの場合で収束するという利点がある。

2.3 各需要家内における制御

ここで、我々の状況設定における目的関数 $f_i: \mathbb{R}^T \rightarrow \mathbb{R}$ の構造を詳しく検討してみる。 $f_i(x_i)$ を通じて、需要家 i は x_i を実現することの困難さを評価することになる。たとえば、電力プロフィール x_i を実現しようと思った時に、そのユーザの快適な機器の使用からどれだけのギャップが生じるか (不満足度) や、 x_i という計画プロフィールを用いると宣言することのリスクの大きさ (不確実性) を評価する必要がある。そして、これらの定量

化においては需要家内の機器の制御方式が絡んでくる。

制御変数 $u_i \in \mathcal{U}_i$ によって、需要家 i における 1 日の機器の制御パターンを表すことにする。ただし、 \mathcal{U}_i はその需要家可以实现可能なすべての制御パターンの集合とする。たとえば次節で述べるように、 u_i は機器のモードスケジューリングとすることもできる。この制御 u_i はユーザの QoL と密接に絡んでおり、ユーザにとっては、電力プロフィール x_i よりもむしろ u_i そのものを評価する方が自然であろう。

そこで、確率生成モデル $P(x_i, u_i) = P(u_i)P(x_i|u_i)$ を考え、確率 $P(u_i)$ によって「どれだけ制御 u_i を採ることが需要家 i にとって自然であるか」を、また、確率 $P(x_i|u_i)$ によって「制御 u_i が与えられたときに電力プロフィール x_i を実現できる確実性や確信度」を表現することにする。そして、

$$f_i(x_i) \triangleq -\log \max_{u_i \in \mathcal{U}_i} P(x_i, u_i) \quad (4)$$

を、需要家 i の目的関数とする。つまり、同じ x_i を実現するのに複数の制御方法があるならば、 $P(x_i, u_i) = P(u_i)P(x_i|u_i)$ が最も高くなるような最適制御 u_i を選ぶ。

このとき、 $F_i^{(k)}(x_i) \triangleq \frac{\rho}{2} \|x_i - x_i^{(k)} + b^{(k)}\|^2$ と定義すれば、式 (3) の右辺は

$$-\max_{u_i \in \mathcal{U}_i} \left(\log P(u_i) + \max_{x_i} \left(\log P(x_i|u_i) - F_i^{(k)}(x_i) \right) \right) \quad (5)$$

となる。もし、ある x_i において確率がゼロになるならば、 $f_i(x_i)$ は $+\infty$ を取り、そのプロフィールは x_i の候補から外れることになる。つまり確率は x_i の制約も指示する。たとえば、制御 u_i がプロフィール $\chi(u_i) \in \mathbb{R}^T$ に一意に対応するならば、 $P(x_i|u_i)$ はデルタ関数

$$\delta(x_i - \chi(u_i)) = \begin{cases} 1 & x_i = \chi(u_i) \\ 0 & x_i \neq \chi(u_i) \end{cases} \quad (6)$$

となる。すると $-\log P(x_i|u_i)$ は指示関数となるため、可能な電力プロフィールの集合は $\{\chi(u_i)\}_{u_i \in \mathcal{U}_i} \subset \mathbb{R}^T$ で与えられる。この場合 u_i に関する最適化が焦点となる。

3 電力プロフィールの確率モデル

電力プロフィールを変化させるためには、機器の「使用タイミング」および「電力レベル」を制御することが重要となる。そこで、このタイミングの制御に注目するために、隠れセミマルコフモデル (hidden semi-Markov model, HSMM) という確率モデルを用いることを考える。HSMM は「セグメントモデル (segment model)」

[11] の一つであり、時系列信号をセグメントの系列としてモデル化する. すると、実際の観測データから、状態遷移のタイミング情報を、持続長分布の形で表現・推定することが可能となる [12]. さらに本研究では、[13] によって提案されている確率推論アルゴリズムを拡張し、式 (3) の最適化を解く際に用いる.

3.1 隠れセミマルコフモデル

電力プロファイル x_i が、離散的な状態の遷移によってモデル化できる場合を考える. ここで、この離散的な状態のことを「モード」と呼ぶことにする. 時刻 t におけるモードを $s_{i,t} \in \mathcal{Q}_i \triangleq \{q_{i,1}, \dots, q_{i,M_i}\}$ と表す. そして、需要家 i における制御とは、時刻 $t = 1, \dots, T$ におけるこれらのモードスケジュールを最適化することであり、すなわち、 $u_i \triangleq s_{i,1:T} \in \mathcal{Q}_i^T$ とする. ここで、 $a_{b,e}$ は系列 $(a_b, a_{b+1}, \dots, a_e)$ を表すものとし、これ以降でも同様の記法を用いる.

実際に観測される (モデル化対象となる) 値は HSMM の出力と呼ばれ、その分布はモード $s_{i,t}$ にのみ依存すると仮定する³. すると、確率 $P(x_i|u_i) = P(x_{i,1:T}|s_{i,1:T}) = \prod_t P(x_{i,t}|s_{i,t})$ となる. 一方、 $P(u_i) = P(s_{i,1:T})$ に関しては、セグメントを単位とした確率過程を考える [11, 13].

3.2 最適モードスケジュールリング

式 (5) における最適なモード系列を全探索で行うには、 $|Q_i^T| = M_i^T$ 個の系列を比較する必要があり、計算コストはタイムスロットの解像度に応じて指数的に増えることから、効率的なアルゴリズムが必要となる. ここで、式 (5) の第二項は時刻 t に関して

$$\max_{x_{i,1:T}} \left(\sum_{t=1}^T \log P(x_{i,t}|s_{i,t}) - \sum_{t=1}^T F_{i,t}^{(k)}(x_{i,t}) \right) = \sum_{t=1}^T G_{i,t}(s_{i,t})$$

のように分離できるという点が重要となる. ただし

$$G_{i,t}(s_{i,t}) \triangleq \max_{x_{i,t}} \left(\log P(x_{i,t}|s_{i,t}) - F_{i,t}^{(k)}(x_{i,t}) \right)$$

$$F_{i,t}^{(k)}(x_{i,t}) \triangleq \frac{\rho}{2} (x_{i,t} - x_{i,t}^{(k)} + b_t^{(k)})^2$$

$(b_t^{(k)})$ は $b^{(k)}$ の t 番目の要素である. このとき式 (5) には計算量が $O((M_i D + M_i^2)T)$ (D は持続長分布にて持続長の取りうる値の数) の動的計画法を適用できる [10].

4 シミュレーション結果

提案アルゴリズムの有効性を調べるために、制御可能な機器として、各家庭は同じタイプのプラグインハイブ

³つまり、セグメント内での出力は i.i.d. (independent and identically distributed) と考える.

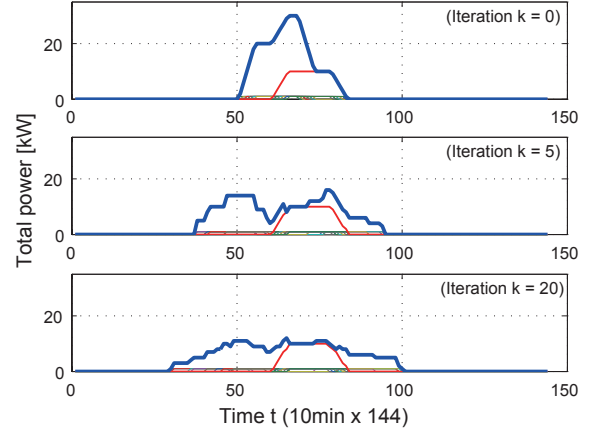


図 2: 消費電力プロファイルの計画値に関する最適化

リッド自動車 (plug-in hybrid electric vehicle, PHEV) を所有しているものとし、その充電開始時刻について分散スケジュールリングを行うことを考える. このとき、それぞれのユーザが希望の充電時間帯を持つものとし、一方で充電時間が重なりすぎないように、コミュニティの電力平準化を目的として最適化を行う.

PHEV は $\mathcal{Q} = \{q_1(\text{Idle}), q_2(\text{Charging}), q_3(\text{Charged})\}$ の 3 モードを持ち、 $q_1 \rightarrow q_2 \rightarrow q_3$ の順で遷移するとした. モードのスケジュールリングという側面に注目するために、出力分布は単純化して式 (6) と同様のデルタ関数とし、モード $s_{i,t} = q_1, q_2, q_3$ でそれぞれの消費電力が $\chi(s_{i,t}) = 0, 1000, 0[W]$ のように一意に定まるとした. タイムスロットは 1 日を 10 分刻み (すなわち $T = 144$) とし、各 PHEV は 1 日に約 3kWh の充電が必要とした. 持続長分布はガウス分布で表現し、 q_2 は平均が 3 時間で分散 σ_2^2 が小さな分布 ($\sigma_2 = 1$), q_1 の持続長分布は各家庭の希望する充電開始時刻を平均とし、変更に対する受容性に応じて分散 σ_1^2 の値を設定した.

$N = 30$ 戸の家庭がコーディネータと 1 日の電力プロファイルの前日計画について交渉する状況を考え、そのうち 20 戸 (グループ 1) は充電開始時間の変更に関して大きな受容性を持つ ($\sigma_1 = 10$) とし、残りの 10 戸 (グループ 2) についてはごくわずかな変更のみ許容する ($\sigma_1 = 1$) とした.

最適化された前日計画の総消費電力を図 2 に示す. 青の太線が 30 戸の家庭の総消費電力、横軸付近の細線のそれぞれが各家庭のプロファイルを表す. 赤の細線は、グループ 2 のみの総消費電力を示したものであるが、最適化の反復が進んでもほとんど変化していないことが分かる. これに対して受容性の高いグループ 1 は、グループ 2 の充電時間帯を避けつつ、コミュニティ全体として平準化が達成されるように充電スケジュールリングの最適

化を行っていることが分かる。すなわち本アルゴリズムは、確率モデルとして表現されたユーザの選好性や許容度（変更に対する受容性）を考慮しながら、需要家とコーディネータの妥協点を見つけることが可能である。

5 おわりに

複数需要家が協調して、前日計画段階で総電力を平準化・バランスするための、電力需給計画の分散スケジューリングアルゴリズムを提案した。プロファイルベースでのやり取りを通じて、各需要家内の具体的な制御方式を隠ぺいしながら、ユーザの目的とコーディネータの目的の妥協点を見つけることができる。各需要家の電力プロファイルをモデル化するために、隠れセミマルコフモデルを利用する方法を提案し、この確率モデルが、提案する分散最適化の枠組みに自然に統合できることを示した。実際には、機器の使用傾向は、1日の中での時刻や、温度・季節・曜日、ユーザの特別なイベントなど、他の様々な要因に影響される。さらに、インセンティブと受容性の関係については実用上重要であり、今後はこれらの点について検討を行っていく必要がある。

Acknowledgment

This work was supported in part by CREST program of the Japan Science and Technology Agency (JST).

参考文献

- [1] S. Caron and G. Kesidis, “Incentive-Based Energy Consumption Scheduling Algorithms for the Smart Grid,” *IEEE Int. Conf. on Smart Grid Communications*, pp. 391–396, Oct. 2010.
- [2] A. Schülke, J. Bauknecht, and H. Johannes, “Power Demand Shifting with Smart Consumers,” *IEEE Int. Conf. on Smart Grid Communications*, pp. 437–442, Oct. 2010.
- [3] A.-H. Mohsenian-Rad, V. W. S. Wong, J. Jatskevich, R. Schober, and A. Leon-Garcia, “Autonomous Demand-Side Management Based on Game-Theoretic Energy Consumption Scheduling for the Future Smart Grid,” *IEEE Trans. on Smart Grid*, vol. 1, no. 3, pp. 320–331, 2010.
- [4] S. Kishore and L. V. Snyder, “Control Mechanisms for Residential Electricity Demand in SmartGrids,” *IEEE Int. Conf. on Smart Grid Communications*, pp. 443–448, Oct. 2010.
- [5] T. Kato, K. Yuasa, and T. Matsuyama, “Energy on Demand: Efficient and Versatile Energy Control System for Home Energy Management,” *IEEE Int. Conf. on Smart Grid Communications*, pp. 392–397, Oct. 2011.
- [6] T.-H. Chang, M. Alizadeh, and A. Scaglione, “Coordinated Home Energy Management for Real-Time Power Balancing,” *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pp. 1–8, Jul. 2012.
- [7] M. H. Albadi and E. F. El-Saadany, “Demand Response in Electricity Markets : An Overview,” *IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pp. 1–5, 2007.
- [8] M. Alizadeh, T.-h. Chang, and A. Scaglione, “Grid Integration of Distributed Renewables through Coordinated Demand Response,” *51st IEEE Conf. on Decision and Control (CDC)*, pp. 3666–3671, Dec. 2012.
- [9] S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, and J. Eckstein, “Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers,” *Foundations and Trends[®] in Machine Learning*, vol. 3, no. 1, pp. 1–122, 2010.
- [10] H. Kawashima, T. Kato, and T. Matsuyama, “Distributed Mode Scheduling for Coordinated Power Balancing,” *IEEE Int. Conf. on Smart Grid Communications*, pp. 19–24, Oct. 2013.
- [11] M. Ostendorf, V. Digalakis, and O. A. Kimball, “From HMMs to Segment Models: A Unified View of Stochastic Modeling for Speech Recognition,” *IEEE Trans. on Speech and Audio Process*, vol. 4, no. 5, pp. 360–378, 1996.
- [12] 黒瀬祐平, 川嶋宏彰, 加藤丈和, 松山隆司, “確率的状態遷移モデルを用いた家電の消費電力変動予測,” *電子情報通信学会技術報告 (ASN2013-32)*, pp. 159–162, May 2013.
- [13] S.-Z. Yu and H. Kobayashi, “Practical Implementation of an Efficient Forward-Backward Algorithm for an Explicit Duration Hidden Markov Model,” *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 54, no. 5, pp. 1947–1951, 2006.