

スマートタップネットワークを用いた 家電の電力消費パターン解析に基づく人物行動推定

山田 祐輔[†] 加藤 丈和^{††} 松山 隆司[†]

[†] 京都大学大学院 情報学研究科

〒 606-8501 京都市左京区吉田本町

^{††} 京都大学学術情報メディアセンター

〒 606-8501 京都市左京区吉田本町

E-mail: [†]{yamada,tkato}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp, ^{††}tm@i.kyoto-u.ac.jp

あらまし 本稿では、高精度電力計測・信号処理・通信機能を備えた「スマートタップ」を生活空間内の全ての電気機器に取り付けてスマートタップネットワークを構築し、計測された各電気機器の電力消費パターンを解析することにより、生活空間内での人物行動を推定する手法を提案する。提案手法では、様々な要因で起こる電気機器の状態変化から人為的な操作を検出し、電気機器の配置情報を利用して人物の位置を推定する。

キーワード エネルギーの情報化、ホームエネルギーマネジメントシステム、人物行動推定、スマートタップネットワーク、パーティクルフィルタ

Human Behavior Estimation from Power Consumption Patterns of appliances over Smart Tap Network

Yusuke YAMADA[†], Takekazu KATO^{††}, and Takashi MATSUYAMA[†]

[†] Graduate School of Informatics Kyoto University

Yoshidahonmachi,Sakyo-ku,Kyoto,606-8501,Japan

^{††} Academic Center for Computing and Media Studies, Kyoto University

Yoshidahonmachi,Sakyo-ku,Kyoto,606-8501,Japan

E-mail: [†]{yamada,tkato}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp, ^{††}tm@i.kyoto-u.ac.jp

Abstract We propose a method for human behavior estimation from power consumption patterns of electrical appliances over Smart Tap Network that constructed by smart taps(intelligent outlet with voltage/current sensor, signal processor and wireless communication). This method detects human-induced state-transitions of appliances and estimates human position using their placement information.

Key words i-Energy, Home Energy Manegement System(HEMS), Particle filter, Human Bihavior Recognition, Smart Tap Network

1. はじめに

今日、我々の生活は電力なくして成り立たないと言っても過言ではないだろう。家庭内・オフィスなど場所を問わず、生活空間には多くの電気機器が存在し、我々が何か行動をする際には電気機器を用いることがほとんどである。このことから、生活空間内に存在する電気機器の消費電力をセンシングすることによって、人物の状態を推定できると考えられる。

我々は、電力ネットワークと情報通信ネットワークを統合した新しいエネルギーネットワーク基盤として「エネルギーの情

報化」[1] というアイデアを提唱し、研究開発を行っている。エネルギーの情報化とは、太陽光発電、蓄電池、電気自動車などの普及によって、急速に分散化・双方向化が進んでいる電力ネットワークに対し、家庭内・地域内における電力ネットワーク全体のエネルギーの流れの総合的なマネージメントを行うための超分散型エネルギーネットワーク基盤である。

その中で、生活空間内での電力マネージメントの手法としてオンデマンド型電力制御法 (EoD:Energy on Demand) [2] を提案している。この手法は、電力需要に合わせて供給量を制御する従来の送電網制御とは異なり、発電量やユーザが設定した電

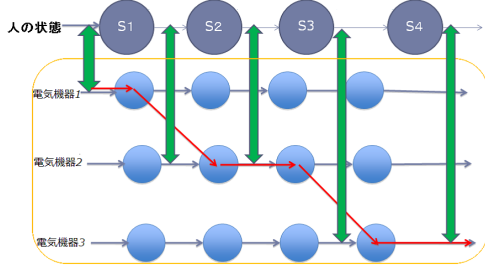


図 1 人物状態－電気機器の操作

力使用量の上限値（シーリング）の範囲内で各電気機器の電力を調節しながら供給することで、節電率保証付きの省エネルギーマネジメントを実現する。その際に生活者の生活の質（QoL:Quality of Life）を無視することはできない。つまり、日常生活を妨げることをないように QoL を保ちつつ電力消費をどこまで削減できるかが重要で、そのためには生活空間内での人物の生活パターンを学習し、不必要な電力を発見したり、次に使うであろう電気機器を予測することが必要である。本研究では生活パターン学習の第 1 段階として、生活空間内での人物行動の推定を目的とする。

本研究では、生活空間内の全ての電気機器に高精度電力計測・信号処理・通信機能を備えた「スマートタップ」を取り付け、これらのスマートタップとホームサーバにより構成する「スマートタップネットワーク」によって収集した電気機器毎の電力消費パターンを解析することによって、生活空間内での人物行動を推定する手法を提案する。

まず、2 章で提案手法について述べる。3 章で実際の生活データを用いた実験の結果を示す。最後に 4 章でまとめと今後の課題について述べる。

2. 提案手法

2.1 問題の定式化と基本アイデア

一般に人物の行動とは、連続した複数の動作と、その人物の停留や移動といった人物状態のシーケンスとして定義される。本研究では、日常の生活空間内において、動作の多くは電気機器の操作を伴っていることに着目し、動作を電気機器の人為的な操作の系列、人物状態を人物が動作を行う位置であるとして行動を定義する。

つまり、本研究で解くべき問題は、以下の二点となる。

- (1) 電気機器に対する人為的操作の検出
- (2) 人物位置の推定

図 1 に示すように人物は移動や停留を繰り返し、ある状態・位置で電気機器の操作を行う。電気機器を操作すると、図 2 に示すように電気機器の状態、運転モードが変化し、電力消費パターンの変化として観測される。

電気機器の位置情報が与えられているとき、ある人物が各電気機器に対して人為的に操作を行ったタイミングが分かれば、その時に人物がその電気機器の近くに居たことが分かり、それ

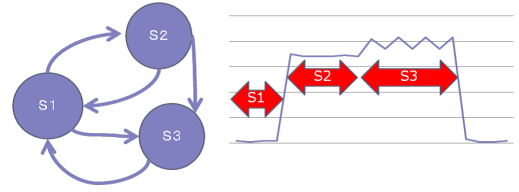


図 2 電気機器の状態－電力消費パターン

らを時系列で繋げることで、人物の移動軌跡を推定することができる。しかし、電気機器には、人為的な操作による状態変化だけではなく、自動的な状態変化や連続的な負荷変動なども存在するため、電力消費パターンのみから人為的な操作を見分けることは難しい。このとき、人物の位置情報を推定できれば、人物が電気機器から近い場所に居れば人為的な操作が可能であり、遠い場所に居れば操作できないことがわかり、人為的な操作とそうでない状態変化とを見分けることができる。

ここで、ある電気機器 a に対して、時刻 t に人為的操作を行ったかどうかを $s_{a,t}$ と表す。

$$s_{a,t} = \begin{cases} 1 & \text{人為的操作を行った} \\ 0 & \text{人為的操作を行っていない} \end{cases} \quad (1)$$

また、時刻 t における人物位置を \mathbf{z}_t 、時刻 t までの a の電力消費パターンを $\mathcal{W}_{a,t}$ としたとき、人物が a に対して人為的操作を行った確率 $p_m(s_{a,t} = 1)$ は次式のように表される。

$$\begin{aligned} p_m(s_{a,t} = 1) &= \int p_m(s_{a,t} = 1 | \mathcal{W}_{a,t}, \mathbf{z}_t) p_h(\mathbf{z}_t) d\mathbf{z}_t \\ &= \int p_m(\mathcal{W}_{a,t} | s_{a,t} = 1) p_m(s_{a,t} = 1 | \mathbf{z}_t) p_h(\mathbf{z}_t) d\mathbf{z}_t \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 $p_m(\mathcal{W}_{a,t} | s_{a,t} = 1)$ は人物が電気機器 a を操作したときに消費電力パターン $\mathcal{W}_{a,t}$ が得られる確率であり、 $p_h(\mathbf{z}_t)$ は人物位置の確率分布、 $p_m(s_{a,t} = 1 | \mathbf{z}_t)$ は人物がある位置 \mathbf{z}_t から a を操作することができる確率である。この式によって、人物位置の確率分布 $p_h(\mathbf{z}_t)$ が分かれば、人為的操作を行った確率 $p_m(s_{a,t} = 1)$ を推定することができる。

一方、電気機器の数を N として、全ての電気機器について時刻 t に人為的操作を行ったかどうかを集合 $\mathbf{s}_t = \{s_{a_1,t}, s_{a_2,t}, \dots, s_{a_N,t}\}$ で表し、時刻 t までの人為的操作の系列を $\mathcal{S}_t = \{\mathbf{s}_0, \mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_t\}$ としたとき、人物位置はベイズの定理により次式のように求めることができる。

$$p_h(\mathbf{z}_t) = p_h(\mathbf{z}_t | \mathcal{S}_t) = \frac{p_h(\mathbf{s}_t | \mathbf{z}_t) p_h(\mathbf{z}_t | \mathcal{S}_{t-1})}{p(\mathbf{s}_t | \mathcal{S}_{t-1})} \quad (3)$$

ただし、 $p(\mathbf{s}_t | \mathcal{S}_{t-1})$ は確率変数 \mathbf{z}_t と無関係なので $\frac{1}{p(\mathbf{s}_t | \mathcal{S}_{t-1})}$ を正規化定数 k_t とおいて、 $k_t p_h(\mathbf{s}_t | \mathbf{z}_t) p_h(\mathbf{z}_t | \mathcal{S}_{t-1})$ と表す。ここで、 $p_h(\mathbf{s}_t | \mathbf{z}_t)$ は人物位置 \mathbf{z}_t から各機器に人為的操作を行う確率であり、次式のように計算できる。

$$\begin{aligned} p_h(\mathbf{s}_t | \mathbf{z}_t) &= \prod_a \{ p_m(s_{a,t} = 1 | \mathbf{z}_t) p_m(s_{a,t} = 0) \\ &\quad + \alpha p_m(s_{a,t} = 0) \} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、人為的操作が行われていない機器への影響は人物位置

と無関係なので、一様分布として一定の確率 α を与えている。また、式 (3) の $p_h(\mathbf{z}_t|\mathcal{S}_{t-1})$ は、時刻 $t-1$ までの観測から推定される人物位置であり、人物の移動軌跡がマルコフ性を持つことを仮定すると、次式のように計算できる。

$$p_h(\mathbf{z}_t|\mathcal{S}_{t-1}) = \int p_h(\mathbf{z}_t|\mathbf{z}_{t-1})p_h(\mathbf{z}_{t-1}|\mathcal{S}_{t-1})d\mathbf{z}_{t-1} \quad (5)$$

ここで $p_h(\mathbf{z}_t|\mathbf{z}_{t-1})$ は人物の移動モデルであり、 $p_h(\mathbf{z}_{t-1}|\mathcal{S}_{t-1})$ は、一時刻前の人物位置の確率分布である。式 (3)、式 (5) は時系列フィルタの式であり、式 (4) に示す人為操作の確率と移動モデルが与えられれば、パーティクルフィルタ [3] によって効率的に解くことができる。つまり、人為的操作 $p_m(\mathcal{S}_t)$ がわかれば、人物位置 $p_h(\mathbf{z}_t)$ を求めることが出来ると言える。

これらのことから、この問題は人為的操作 $p_m(\mathcal{S}_t)$ がわかれば、人物位置 $p_h(\mathbf{z}_t)$ を求めることができ、また人物位置 $p_h(\mathbf{z}_t)$ がわかれば、人為的操作 $p_m(\mathcal{S}_t)$ を求めることができるという相互依存性をもっていることがわかる。そこで本研究では、各電気機器の電力消費パターンのみから求めた人為的操作を初期値として、人物位置と人為的操作を繰り返し計算によって求めることで、これら双方を推定する手法を提案する。

具体的には次のような手順によって推定する。

(1) **初期推定** 各家電の電力消費パターン $\mathcal{W}_{a,t}$ から人為的操作の確率分布の初期値 $p_m^{(0)}(\mathcal{S}_t)$ を推定。 $i := 1$ とする

(2) **人物位置の推定** 推定された人為的操作の確率分布 $p_m^{(i-1)}(\mathcal{S}_t)$ に基づき人物位置 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t)$ を推定

(3) **人為確率の推定** 推定された人物位置 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t)$ に基づいて、電気機器が操作された確率 $p_m^{(i)}(\mathcal{S}_t)$ を推定。 $i := i + 1$ として (2) へ

(2)、(3) の処理を収束するまで繰り返し行うことで、電気機器が操作された確率と人物位置の双方を推定する。以降の節でそれぞれのステップの詳細について述べる。

2.2 初期推定

初期推定においては、各電気機器 a_1, a_2, \dots, a_N の消費電力パターン $\mathcal{W}_{a,t}$ のみを用いて人為操作の確率を推定する。

$$p_m^{(0)}(s_{a,t} = 1) = p_m(s_{a,t} = 1|\mathcal{W}_{a,t}) \quad (6)$$

各電気機器は、機器固有の動作モードをもち、その動作モードが人為的操作や自動制御によって遷移していく。つまり、このような状態遷移ごとによって人為的操作と自動操作を定義することができる。時刻 $t-1$ から時刻 t で状態 δ から状態 δ' に遷移したときに、それが人為的操作による遷移である確率を $p_o(s_{a,t} = 1|d_{t-1} = \delta, d_t = \delta')$ とする。また、時刻 t のときに家電の状態が δ である確率を $p_o(d_t = \delta|\mathcal{W}_{a,t})$ とすると、この家電の人為確率は次式のように与えられる。

$$p_m(s_{a,t} = 1|\mathcal{W}_{a,t}) = \sum_{d_{t-1}, d_t} p_o(s_{a,t} = 1|d_{t-1}, d_t)p_o(d_{t-1}|\mathcal{W}_{a,t-1})p_o(d_t|\mathcal{W}_{a,t}) \quad (7)$$

ある状態遷移が人為的操作である確率 $p_o(s_{a,t} = 1|d_{t-1}, d_t)$ をあらかじめ与えておくとすると、家電の状態の確率 $p_o(d_t|\mathcal{W}_{a,t})$ から人為的確率の初期値を推定できる。

各スマートタップで観測された消費電力パターンがどの家電に対応しているかは、事前に家電認識技術 [4] で認識するものとする。このとき、電気機器の状態の推定は、一定時間区間の消費電力の平均と分散を用いて行った。全ての電気機器について、あらかじめ各状態の消費電力の平均値と分散値を各状態に対するサンプル値として数多く学習しておく。家電 a が状態 δ であるときの消費電力の平均値を $\mu_{a,\delta}$ 、分散値を $\sigma_{a,\delta}$ とし、これらを平均 0、分散 1 となるよう正規化したものを $\hat{\mu}_{a,\delta}$ 、 $\hat{\sigma}_{a,\delta}$ とする。各状態毎に m 個のデータを選択して学習データとし、またそれとは異なるランダムに抽出した m' 個のデータを未知データとし、最近傍法で未知データの状態を推定し、精度評価を行う。これにより、電気機器 a の状態を $\delta_i (i = 1, 2, \dots, D)$ とすると、推定された状態 δ_k に対して、真の状態 δ_i である確率 $p_o(\delta_i|\delta_k) (i, k = 1, \dots, D)$ を得ることができる。電気機器 a の電力消費パターン $\mathcal{W}_{a,t}$ を計測したとき、そこから消費電力の正規化した平均値 $\hat{\mu}_{a,t}$ と分散値 $\hat{\sigma}_{a,t}$ を学習データと比較し状態 $\delta_{a,t}$ を推定する。このとき、最近傍法による推定結果を $\delta_{a,t}$ とすると、時刻 t に状態 $\delta_{a,t}$ である確率は、 $p_o(d_t = \delta_{a,t}|\mathcal{W}_{a,t}) = p_o(\delta_{a,t}|\delta_{a,t})$ である。

式 (6) によって人為確率を推定するには、全ての状態の組み合わせについて $p_o(d_t = \delta_{a,t}|\mathcal{W}_{a,t})$ を推定する必要があるが、実際には簡単のために最も確率の高い状態についてのみ計算する。

$$p_m(s_{a,t} = 1|\mathcal{W}_{a,t}) = p_o(s_{a,t} = 1|\delta_{a,t-1}^*, \delta_{a,t}^*)p_o(\delta_{a,t-1}^*|\mathcal{W}_{a,t-1})p_o(\delta_{a,t}^*|\mathcal{W}_{a,t}) \quad (8)$$

ただし、 $\delta_{a,t}^* = \arg \min_{\delta_i} \{(\hat{\mu}_{a,\delta_i} - \hat{\mu}_{a,t})^2 + (\hat{\sigma}_{a,\delta_i} - \hat{\sigma}_{a,t})^2\}$

また、さらに人為確率がしきい値 T_o より小さい場合には、人物位置推定を簡単にするため人為確率を 0 とみなすようにフィルタリングする。

$$p_m^{(0)}(s_{a,t} = 1) = \begin{cases} 0 & \text{if } p_m(s_{a,t} = 1|\mathcal{W}_{a,t}) < T_o \\ p_m(s_{a,t} = 1|\mathcal{W}_{a,t}) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

ここで、 $p_m^{(0)}(s_{a,t} = 1) \geq T_o$ となる家電と時刻の組み合わせ (a, t) をイベント系列 $E^{(0)} = \{(a, t)|p_m^{(0)}(s_{a,t} = 1) \geq T_o\}$ とし、人為操作が行なわれた可能性がある時刻と機器の組合せを表す。

2.3 電気機器の人為確率からの人物位置推定

ここでは、式 (3),(4),(5) に従って、推定された人為確率 $p_m^{(i-1)}(s_{a,t} = 1)$ から人物位置 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t)$ を推定する方法について述べる。求めるべき内部状態は時刻 t における人物の二次元位置 $\mathbf{z}_t = (x_t, y_t)$ であり、これを 1 回前の繰り返し計算によって得られる人為確率 $p_m^{(i-1)}(s_{a,t} = 1)$ を観測として推定する。

式 (3) より、 k_t を正規化定数とすると時刻 t における人物位置の確率分布 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t)$ は次式のように推定できる。

$$p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t) = p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t|\mathcal{S}_t) = k_t p_h^{(i)}(\mathbf{s}_t|\mathbf{z}_t)p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t|\mathcal{S}_{t-1}) \quad (10)$$

また、式 (4)、式 (5) より、

$$p_h^{(i)}(\mathbf{s}_t|\mathbf{z}_t) = \prod_a \{p_m(s_{a,t} = 1|\mathbf{z}_t)p_m^{(i-1)}(s_{a,t} = 1) + \alpha p_m^{(i-1)}(s_{a,t} = 0)\} \quad (11)$$

$$p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t | \mathcal{S}_{t-1}) = \int p_h(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{t-1}) p_h^{(i)}(\mathbf{z}_{t-1} | \mathcal{S}_{t-1}) d\mathbf{z}_{t-1} \quad (12)$$

ここで、システムモデル $p_h(\mathbf{z}_t | \mathbf{z}_{t-1})$ は人物の移動モデルであり、本稿では二次元正規分布 $N(0, \Sigma_2)$ とした。また、観測モデルは、式 (11) に示すように推定された人為確率 $\mathbf{p}_m^{(i-1)}(s_{a,t} = 1)$ と、位置 \mathbf{z} から家電 a を操作できるかどうかの確率 $p_m(s_a = 1 | \mathbf{z})$ から推定する。 $p_m(s_a = 1 | \mathbf{z})$ は、家電 a の位置 \mathbf{x}_a からの距離に対する正規分布によって $p_m(s_a = 1 | \mathbf{z}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{(\mathbf{z}-\mathbf{x}_a)^2}{2\sigma^2})$ と与えた。ただし、壁などによって遮蔽されている場所は 0 となるようにあらかじめ尤度マップとして与えた。

式 (10),(11),(12) に従って人物位置の確率分布 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t)$ を推定するためにパーティクルフィルタを用いた。パーティクルフィルタとは、ある確率分布をそれに従って発生させた多数のサンプル（粒子）を用いて近似して推定する手法である。事前分布 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t | \mathcal{S}_{t-1})$ に従うサンプル集合を $Q_{t|t-1} = \{\mathbf{q}_{t|t-1}^{[1]}, \dots, \mathbf{q}_{t|t-1}^{[M]}\}$ 、事後分布 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t | \mathcal{S}_t)$ に従うサンプル集合を $Q_{t|t} = \{\mathbf{q}_{t|t}^{[1]}, \dots, \mathbf{q}_{t|t}^{[M]}\}$ とする。

[初期化] 初期値としてランダムなサンプル集合 $Q_{0|0}$ を生成する。 $t := 1$ とする。

[予測] システムモデルに従い、時刻 t における予測サンプル $\mathbf{q}_{t|t-1}^{[j]} = \mathbf{q}_{t-1|t-1}^{[j]} + R(N(0, \Sigma_2))$ を生成する。ただし、 $R(N(0, \Sigma_2))$ は二次元正規分布 $N(0, \Sigma_2)$ に従う乱数とする。

[フィルタ] 各予測サンプル $\mathbf{q}_{t|t-1}^{[j]}$ について、観測モデルに従い重み $\pi_t^{[j]}$ を次式のように計算する。

$$\pi_t^{[j]} = \frac{p_h^{(i)}(s_t | \mathbf{z}_t = \mathbf{q}_{t|t-1}^{[j]})}{\sum_{j=1}^M p_h^{(i)}(s_t | \mathbf{z}_t = \mathbf{q}_{t|t-1}^{[j]})} \quad (13)$$

ここで、 $p_h^{(i)}(s_t | \mathbf{z}_t = \mathbf{q}_{t|t-1}^{[j]})$ は、式 (11) に従って算出する。 $Q_{t|t-1}$ から $\mathbf{q}_{t|t-1}^{[j]}$ をそれぞれの重み $\pi_t^{[j]}$ に比例する割合で M 個復元抽出し、 $Q_{t|t}$ とする。なお、 $\mathbf{s}_t = \{0, 0, \dots, 0\}$ のときは前時刻の分布から予測される事前分布 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t | \mathcal{S}_{t-1})$ がそのまま事後分布 $p_h^{(i)}(\mathbf{z}_t | \mathcal{S}_t)$ となるため、 $Q_{t|t} = Q_{t|t-1}$ としてこの処理を省略できる。この $Q_{t|t}$ が事後分布を近似するサンプル集合となる。

$t < t_{end}$ なら、 $t := t + 1$ として予測の手順から繰り返す。

2.4 人物位置からの人為確率の再推定

次に、式 (2) に従って、各時刻における人物位置の確率分布を用いて、人為確率の再推定を行う方法について述べる。式 (2) では、可能性のある人物位置全てについて積分で推定する必要があるが、ここでは簡単のために最も確率の高い最適な人物位置 $\hat{\mathbf{z}}_t^{(i)} = \{\mathbf{z}_t^{(i)}\}$ ($t = 0, 1, \dots, t_{end}$) を求めることにより、確率の低い位置に関する計算を除外して再推定を行う。

$\hat{\mathbf{z}}_t^{(i)}$ を求める方法としては、尤度による重み付き平均を用いて各時刻における期待値として求める方法が実時間トラッキングなどではよく用いられるが、今回求めたいものが人物の移動軌跡であるので、時刻間の繋がりを考慮し、経路上の確率の積が最大となる人物位置の経路を最適なパスとして推定した。これは、パーティクルフィルタでのサンプルの個数を M 個として以下のように定式化できる。

$$\max_{j_0, j_1, \dots, j_{t_{end}}} p(\mathbf{q}_{1|0}^{[j_0]}, \mathbf{q}_{2|1}^{[j_1]}, \dots, \mathbf{q}_{t_{end}|t_{end}-1}^{[j_{t_{end}}]}) \quad (14)$$

表 1 家電一覧

id	name	id	name	id	name
1	TV	12	寝室照明	30	風呂照明と換気扇
2	エアコン	13	台所照明 1	40	ホットカーペット
4	ボット	15	廊下照明	41	ヒーター
5	コーヒーマーカ	16	洗面所照明	42	ルータ
6	ナイトスタンド	17	トイレ照明と換気扇	43	ビデオ
7	炊飯器	18	温水便座	44	I H
8	冷蔵庫	20	空気清浄機	45	携帯充電器
9	電子レンジ	21	掃除機	48	ノート PC
10	洗濯機	22	ドライヤ		
11	リビング照明, 台所照明 2	24	電動歯ブラシ		

$$(j_0, j_1, \dots, j_{t_{end}} : 1 \leq j_0, j_1, \dots, j_{t_{end}} \leq M \text{ の整数})$$

すなわち、これを満たす $j_0, j_1, \dots, j_{t_{end}}$ を求めればよい。それらの番号を持つサンプル列が求めるべき状態の推定値 $\hat{\mathbf{z}}^{(i)}$ となる。具体的には、各サンプルにひとつ前の時刻のどのサンプルから派生したサンプルであるかという履歴を持たせ、 t_{end} において最も重みが大きいサンプルの履歴をたどっていけばそれが $\hat{\mathbf{z}}^{(i)}$ となる。この最適パスを用いて、次式によって人為確率を更新する。

$$p_m^{(i)}(s_{a,t}=1) = p_m(W_{a,t} | s_{a,t}=1) p_m(s_a=1 | \mathbf{z}_t = \hat{\mathbf{z}}_t^{(i)}) \quad (15)$$

ここで、再び人為確率が閾値 T_o 以下となる家電、時刻にたいして式 (9) と同様にフィルタリングするとともに、イベント系列 $\mathbf{E}^{(i)}$ から閾値 T_o 以下となる組み合わせを除外して更新する。

$$\mathbf{E}^{(i)} = \{(a, t) \in \mathbf{E}^{(i-1)} | p_m^{(i)}(s_{a,t} = 1) \geq T_o\} \quad (16)$$

ここで、人為確率 $p_m^{(i)}(s_t)$ が推定できたので、 $i := i + 1$ として人物位置推定と人為確率の再推定を $p_m^{(i)}(s_t)$ が収束するまで繰り返す。収束したときの繰り返し回数を $i = i_f$ とすると、このとき得られているイベント系列 $\mathbf{E}^{(i_f)}$ が \mathcal{S}_t から得られる人為的操作をの系列といえる。また、最終的な確率分布 $p_h^{(i_f)}(\mathbf{z})$ から求まる最適パス $\hat{\mathbf{z}}^{(i_f)}$ が人物の移動軌跡である。

3. 実験

3.1 実験設定

家庭内、一般家電を対象として、1DK のスマートマンションルーム [5] で生活実験を行った。住む人数は一人ずつ、交代で計 3 人、これを被験者 A, B, C とする。スマートタップは 26 個設置し、そのうち 21 個には家電を固定とし、残りは空き状態として好きな家電を使用し、自動認識によって使用家電を推定した。間取り図と家電の配置を図 3 に示す。この間取り図上の 1 画素は実際の部屋での 1cm に対応しており、間取り図のサイズは 538 × 605 である。照明などはスイッチの位置を示してある。ST は空きスマートタップの位置を示している。また、マンションルームに配備した家電の一覧を表 3.1 に示す。図 3 中に番号が無いものは、空きスマートタップで好きな家電を指して自由に使えるようになっている。

家電の状態と状態の特徴量、状態推定の精度について、一例を表 2 に示す。

また、事前に学習したり、任意に設定できるパラメータを次のように設定して解析を行った。

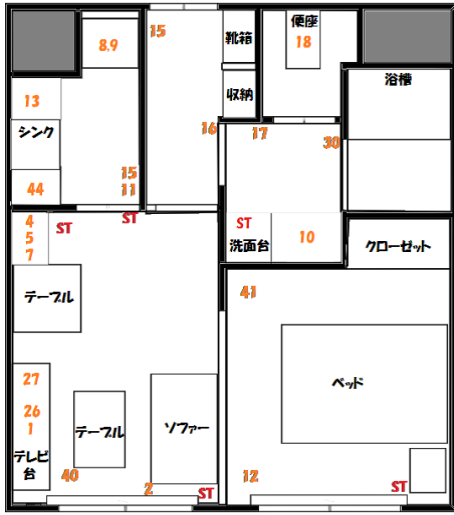


図 3 家電の配置

表 2 家電の状態と状態推定精度

ドライヤー	状態 1	状態 2	状態 3	状態 4
状態	オフ	ドライモード	セットモード	クールモード
平均	0	1248.32	70.22	59.68
分散	0	144.38	0.10	0.09
推定精度%	100	97.5	92.1	91.5

冷蔵庫	状態 1	状態 2	状態 3
状態	オン (冷却停止)	オン (冷却)	扉を開けている
平均	0.69	79.61	92.72
分散	0.68	0.51	4.61
推定精度%	95.1	81.3	72.2

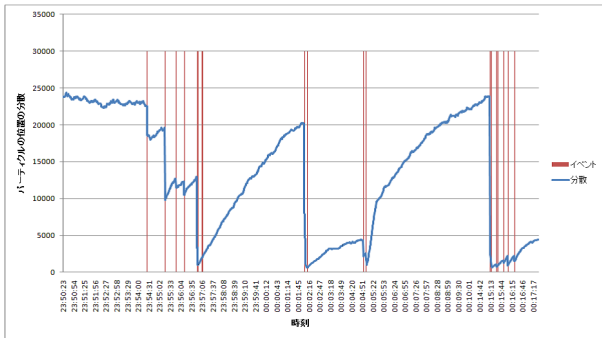


図 4 時刻-分布の分散, イベントが発生した時刻

- 家電の状態推定を行う時間間隔 $t_s = 5$ 秒
- システムモデルの $\Sigma_2 = (15, 15)$
- 尤度マップ：家電からの距離で重みづけ
- パーティクルフィルタのサンプル数 965, 時間間隔 1 秒
- 人為確率のフィルタの閾値 $T_o = 0.1$

3.2 実験結果

人物位置の推定過程でのパーティクルの分散を図 4 に示す。イベントがない時は分布が広がっていき、イベントが発生した時刻で、分布が収束しており、推定行程が良好に動作しているといえる。イベントがない間は推定の信頼性は落ちていくので、イベントの密度は推定の信頼性にとって重要な要素である。

次に、被験者 C の人物位置の推定結果の一例を図 5 に示す。これは $p_h^{(1)}$ から求まる最適パスと $E^{(0)}$ に含まれるイベントを表記してある。数字の書いた丸が家電の位置で、それと黄色

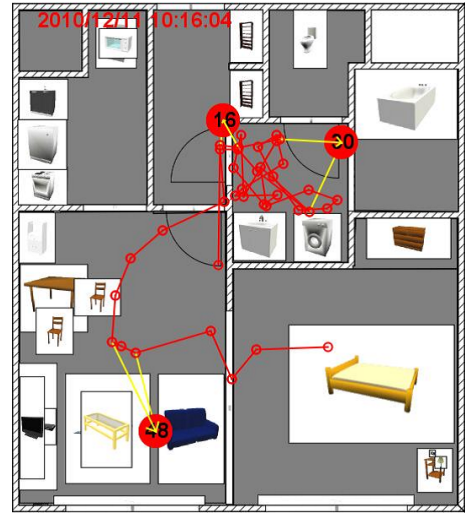


図 5 移動軌跡



(a) 1 回目

(b) 2 回目

図 6 繰り返し推定結果

い矢印で結ばれた点で、そのイベントが起こった時点での推定位置である。リビングでノート PC (48) を使った後、洗面所に行ったという過程を見とることができる。また、繰り返し計算によって結果が変化した例を図 6 に示す。図 6(a) が初期イベント集合 $E^{(0)}$ と $p_h^{(1)}$ によるパス、図 6(b) が同じ時刻での $E^{(1)}$ と $p_h^{(2)}$ によるパスである。はじめ誤検出をしていた家電 8 のイベントを、2 回目の計算では人物位置から遠いため除外することができている。

また繰り返し計算を 3 回行い、その結果得られた $E^{(1)}$, $E^{(2)}$, $E^{(3)}$ の検出の正誤を、被験者 A について纏めたものを表 3 に示す。表中の TRUE 及び FALSE はそれぞれ、初期値 $E^{(0)}$ に含まれる真に人の家電操作によるイベントと、そうでないイベントである。true 及び false はそれぞれ、 $E^{(i)}$ に含まれるイベントと、それまでに除外したイベントである。

この結果から、各段階での未検出率と誤検出率を求めて表 4 に示す。ここで未検出率とは、人為操作によるイベントを人為操作でないと判断している割合であり、次式で表せる。

$$\text{未検出率} = (TRUE - false) / |TRUE| \times 100(\%) \quad (17)$$

誤検出率は人為操作によらないイベントを人為操作であると判断している割合であり、次の式で求めることができる。

$$\text{誤検出率} = (FALSE - true) / |FALSE| \times 100(\%) \quad (18)$$

表 3 被験者 A の正誤表
(a) $E^{(1)}$ (b) $E^{(2)}$

	true	false		true	false
TRUE	206	9	TRUE	199	16
FALSE	7	35	FALSE	6	36

(c) $E^{(3)}$

	true	false
TRUE	196	19
FALSE	4	38

表 4 未検出率, 誤検出率

		未検出率 (%)	誤検出率 (%)
A	$E^{(1)}$	4.2	16.7
A	$E^{(2)}$	7.4	14.3
A	$E^{(3)}$	8.8	9.5
B	$E^{(1)}$	5.4	31.9
B	$E^{(2)}$	11.7	26.4
B	$E^{(3)}$	14.2	22.2
C	$E^{(1)}$	4.7	27.6
C	$E^{(2)}$	5.7	22.4
C	$E^{(3)}$	6.2	20.7

繰り返し計算をするごとに誤検出率が低下し, 未検出率は増加するものの, 誤りを取り除けていることがわかる.

4. ま と め

本稿では, 生活空間における電気機器の電力消費パターンから, 人為的な電気機器の操作と人物の位置を推定する手法を提案した. 単独の電気機器の消費電力パターンのみから, 家電の状態変化が人為的な操作であるか, 自動的な状態変化であるかを判別することは困難であるが, その時の対象人物の位置が分かれば, 人物と家電との位置関係より, それが人為的に起こしたものである可能性を推定できる. 一方で, 各家電の位置と人為的操作を行ったタイミング (イベント) がわかれば, その系列から人物の位置を推定することができる. このように, 人物が家電に対して行う人為的操作と人物の位置との間には相互依存関係が存在するため, 本研究ではこれらを繰り返し計算することにより, 両者に整合性のある解を推定する方法を提案した.

スマートマンションルームにおいて, 実際に被験者が生活したデータを用いて実験を行い, 限定的な状況ながら, 有意な結果を示せた. 今後取り組むべき問題としては, 機器の状態をより細かく解析することで精度を向上させることや, 多人数への対応, 人数の推定などがあげられる.

また, 人物行動推定で得られた結果に基づく, 生活パターン学習についても検討を行っている. 電力消費パターンから得られる時間あたりの消費電力やイベントの頻度などの情報から「時刻毎の家電の使用確率」を求めることが可能である. 家電操作の系列からは, 家電 A を使った次には家電 B を使う確率が高い, といったような「人物の行動パターン」を学習することができる. また, 人物位置と各家電の状態の対応を考えることによって, その家電の「必要性」を求めることができる. 例えば, 人物位置からの距離に反比例するような評価尺度を用いて, ON 状態になっている家電の必要性を測るといった形などがあるだろう. こういった生活パターンを用いることで, オンデマンド型電力制御システム [2] において, QoL を考慮した優先度設計を行うことができるようになると考えられる.

文 献

- [1] 松山隆司, Chapter 1 エネルギーの情報化とは: 背景, 目的, 基本アイデア, 実現手法 (総論, (特集) エネルギーの情報化～IT による電力マネジメント～), 情報処理, Vol. 51, No. 8, (2010), pp. 926–933.
- [2] 湯浅健史, スマートタップネットワークを用いたオンデマンド型電力制御システム, 信学技報. ユビキタス・センサネットワーク研究会, (2011-07-USN-UBI USN-1(2)).
- [3] 北川源四郎, モンテカルロ・フィルタおよび平滑化について, 統計数理, Vol. 44, No. 1, (1996), pp. 31–48.
- [4] 加藤丈和, Cho HyunSang, Lee Dongwook, 豊村鉄男, 山崎達也, 情報・エネルギー統合ネットワークのための電力センシング情報からの家電認識とその応用 (モバイル p2p, ユビキタスネットワーク, アドホックネットワーク, センサネットワーク, 一般), 電子情報通信学会技術研究報告. USN, ユビキタス・センサネットワーク, Vol. 108, No. 399, (2009-01-15), pp. 133–138.
- [5] 松山隆司, スマートマンションルームにおけるエコ生活実証実験の報道機関向け公開について～「エネルギーの情報化」実証実験 (第一段階) ～, <http://www.i-energy.jp/data/2010-08-25-press.pdf>, (2010-08-25).

謝辞 本研究の一部は, 科学研究費補助金若手研究 (B) (23700169) の助成をうけたものである.