

# 生活環境モニタリングに基づく行動状況推定手法の検討

吉野 太郎<sup>†1</sup> 和泉 諭<sup>†2</sup> 阿部 亨<sup>†1,†3</sup> 菅沼 拓夫<sup>†1,†3</sup>

<sup>†1</sup> 東北大学大学院情報科学研究科 <sup>†2</sup> 東北大学電気通信研究所

<sup>†3</sup> 東北大学サイバーサイエンスセンター

## 1. はじめに

東日本大震災の復興における新しいまちづくりが進む中、宮城県の“エコタウン構想”[1]のように、ITにより省エネルギー化を行う環境に配慮したコミュニティの実現が期待されている。このコミュニティでは、スマートメータにより家庭毎に電力や水道の使用量に関する情報を収集・計測し、その値を基に省エネルギー化のための様々な施策を実施する。その際、単に各資源の使用量だけではなく、家庭内における人物の行動や状況を把握することで、より効果的な省エネルギー化の実現が期待できる。

本研究では家庭内に取り付けられた様々なスマートメータに着目し、複数のスマートメータのデータから、生活環境における利用者の行動状況を推定する手法を提案する。特に本稿では、家庭において主なインフラである電気、水、ガスのスマートメータを対象とし、取得した時間ごとの値から使用機器を特定し、そこから人物の行動を推定する手法について検討する。

## 2. 関連研究と課題

電気や水をそれぞれ計測するスマートメータを用いた行動状況推定に関する既存研究がいくつかある。電気を対象としたものとして、例えば松山らの研究[2]では、電力計測・ネットワーク機能を付加したスマートタップを通して、家庭内の電気器具の消費電力波形を計測することにより、電気器具の操作判定や人物の位置推定を行っている。一方、水を対象としたものとして、Thomazらの研究[3]やFengらの研究[4]がある。Thomazらの研究では、家庭内の水道に圧力センサを取り付け、水圧の波形からキッチンまたは風呂場での行動を認識している。Fengらの研究では、水のスマートメータの数値から使用している機器を認識している。

これらの研究を考察すると、既存研究では、電気や水のいずれかひとつに焦点を当て、その計測値から機器や人物を推定している。家庭内の機器には、電気や水のいずれかを使用するものだけでなく、電気や水、さらにはガスを組み合わせて使用する機器もある。そのため、どれかひとつを対象とした計測では人物の行動推定に制限がある。そこで、これらの資源利用量の計測値を組み合わせて活用することで、既存研究よりもより高精度かつ詳細に、使用している機器や人物の行動を推定することが可能となるであろうとの着想に至った。

### Step 1: データ取得・使用機器の特定

- ・スマートメータの数値を種類ごとに取得
- ・スマートメータの種類ごとに機器を特定する

### Step 2: データ整理・ラベル付け

- ・機器ごとにデータをまとめる
- ・まとめたデータにラベル付けを行う

### Step 3: 人物の行動推定

- ・ラベル付したデータから、人物の行動を推定する

図1 行動推定の流れ

## 3. スマートメータを用いた人物の行動推定

前章の課題を踏まえ、本章では、電気、水、ガスのスマートメータからどのようにして人物の行動を推定するかについて述べる。行動推定の流れは図1の通りである。Step 1では、スマートメータ毎にデータを取得し、そのデータから予め設定した条件に応じて使用機器を特定する。Step 2では、特定した結果を基にデータを機器ごとにまとめる。その後、まとめたデータにラベル付けを行う。Step 3では、ラベル付けをしたデータに対して機械学習を行うことで、人物の行動を推定する。以下に各Stepの詳細について説明する。

### 3.1. Step 1: データ取得・使用機器の特定

スマートメータから取得したデータは、家庭内で消費した量の総和である。そのため、機器を特定するためには、データを一度分解しなければならない。データを分解する手法は、Feng[4]らの手法を用いる。この手法では、機器の水量や使用パターンから予め機器を決めておき、それ以外の機器は除いて、予め決めた機器のデータのみを取り出す。水やガスの場合、家庭内で使用される機器やその用途はある程度限られているため、Fengらの手法が有効である。しかし、電気の場合、使用機器が大量にあり用途も広範囲であるため、総量を計測するスマートメータだけでは特定が困難である。そのため、個別に電力を計測できる多点電力監視装置を併用して使用機器の特定を行う。

### 3.2. Step 2: データ整理・ラベル付け

機器の特定結果から、機器ごとに電気・水・ガスの値をまとめる。データを整理したのち、人物の行動推定を行うためのラベル付けを行う。ラベル付けをするには、図2に示すようなデータを構成する必要がある。N組の<index>:<value>に対して、1つのlabelを与える。labelは整数で入力するため、予めlabelの数値と人間の行動を定義する必要がある。ラベル付けは、はじめに、推定を行うための学習モデルを作るために、トレーニングデータに対して行う。indexは対象とする機器の数の分用意し、valueには機器ごとの電

A Study on Estimation of Human Behavior based on Monitoring Living Conditions

Taro YOSHINO<sup>†1</sup>, Satoru IZUMI<sup>†3</sup>,

Toru ABE<sup>†1,†2</sup> and Takuo SUGANUMA<sup>†1,†2</sup>,

<sup>†1</sup>Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

<sup>†2</sup>Research Institute of Electrical Communication, Tohoku University

<sup>†3</sup>Cyberscience Center, Tohoku University

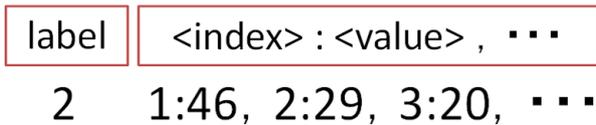


図2 データの構成

気, 水, ガスの消費量を入力する. テストデータもトレーニングデータと同じ形式で作成する.

### 3.3. Step 3:人物の行動推定

人物の行動推定には, LIBSVM[5] の Matlab 版を使用する. LIBSVM とは, SVM(Support Vector Machine) のライブラリで, サポートベクタ分類 (C-SVC, nu-SVC), 回帰分析 (epsilon-SVR, nu-SVR), 分布評価 (one-class-SVM) に対応している. LIBSVM で推定を行うには, 前節で作成したトレーニングデータを学習させてモデルを構築し, モデルを基にテストデータから推定を行う.

## 4. 予備実験

前章で述べた手法の実現に向けて, 予備実験では Step 3 の人物の行動推定について実験し, LIBSVM で推定が行えることを示す. この実験では, 既使用している機器は特定されているものとし, 電気機器から人物の行動推定を行う.

### 4.1. 実験設定

予備実験では, 使用機器として PC 本体, モニタ, 電気スタンドを対象とし, それぞれ多点電力監視装置 (Dominion PX) を用いて 30 秒ごとに電力を取得し, 推定を行う. 推定を行う際は, トレーニングデータ数 600, テストデータ数 120, 1 データ中の index と value 4 組, ラベル 4 種類とし, LIBSVM のパラメータは初期設定のもの (サポートベクタ分類, RBF 関数) を使用する.

予備実験は次のシナリオで行う. まずはじめに PC を起動し, 15 分間作業をする. その後, 5 分間離席し, 再び 15 分間 PC で作業した後, 10 分間机の上で作業を行い, 5 分間 PC で作業して, PC の電源を切る. この時使用する label の番号と説明は表 1 の通りである. ただし, PC で作業を行う場合は PC 本体と電気スタンド, モニタの電源はつけておき, 机の上で作業をする場合は PC 本体と電気スタンドの電気はつけたままで, モニタのみ電源を切り, 一時的に離席する場合は PC 本体の電気はつけたままで, モニタと電気スタンドの電源を切るものをする. また, シナリオ開始 5 分前とシナリオ終了 5 分後は, 不在の時間として計測を行う.

テストデータのラベル付けは, シナリオの順序で行うものと全て同じものを 2 種類用意する. シナリオの順序での推定は, テストデータからどの程度推定できるかを確認するために行う. また, 全て同じラベルでの推定は, 最初に設定した label から推定で label が変化しているか確認するために行う. 以上の設定により, LIBSVM で行動推定が行えるか検証する.

表 1 label の設定

label	説明	label	説明
1	不在	3	一時的な離席
2	PC で作業	4	机で作業

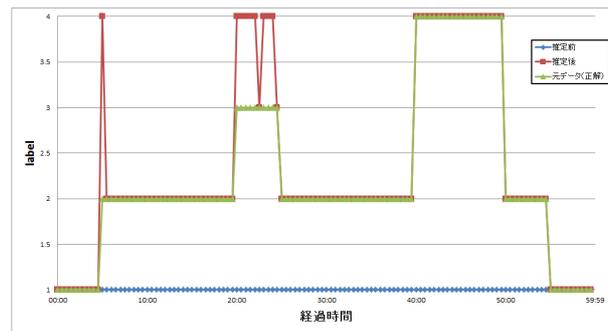


図3 実験結果

### 4.2. 実験結果・考察

前節で述べたシナリオに沿って実験を行った. シナリオの順序での推定は図 3 のようになり, 精度は 92.5% と非常に高い数値を示した. また, 全て同じ label で推定を行ったところ, 図 3 のように, index の値に応じて label が変化していることが確認できた. 推定結果を見ると, LIBSVM を用いた行動推定そのものの手法は有効であるといえるが, 一部のラベル (経過時間 20:00~25:00 のラベル) に対してはうまくいかなかったため, 今後精度を上げるための改善が必要である.

今回は電気に限って推定を行ったが, 今後は水とガスの場合も電気と同じ要領で推定を行っていく. その際, 電気, 水, ガスの全ての要素を入れたとき, 1 つの label に対する index は大幅に増大するため, 推定にかかる時間が大幅に増える可能性がある. そのため, 全ての要素を入れたときの処理時間についても今後考慮する必要がある.

## 5. おわりに

本稿では, スマートメータのデータから人物の位置と行動を推定する手法について述べた. さらに予備実験では, 機器から行動を推定できることが確認できた.

今後の研究では, スマートメータの値から機器を特定する手法を考え, 特定からどのようにデータを整理するかについて検討する. また, スマートメータから人物の行動の推定まで行えるシステムの実装について検討する.

**謝辞** 本研究の一部は, 総務省 PREDICT 委託課題「情報システムの省電力化を実現する次世代ネットワーク管理技術の研究開発」の援助を受けて実施した.

### 参考文献

- [1] 河北新報社, “エコタウン / 自然エネの活用推進,” [http://www.kahoku.co.jp/spe/spe\\_sys1080/20110731\\_01.htm](http://www.kahoku.co.jp/spe/spe_sys1080/20110731_01.htm).
- [2] 山田祐輔, 加藤丈和, 松山隆司, “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推定,” 信学技報, vol.111, no.134, pp.25-30, 2011.
- [3] Edison Thomaz, et al., “Recognizing Water-Based Activities in the Home Through Infrastructure-Mediated Sensing,” UbiComp’12, pp.85-94, 2012.
- [4] Feng Chen, et al., “Activity Analysis Based on Low Sample Rate Smart Meters,” Proceedings of the 17th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining (KDD’ 11), pp.240-248, 2011.
- [5] <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.