

# IoT スマートハウス機器（家電機器とスマートメーター等）による生活者行動推定技術の開発

佐野 芳樹<sup>†</sup> 増田 陸<sup>‡</sup> 酒井 貴洋<sup>‡</sup> 松方 直樹<sup>‡</sup> 濱本 望絵<sup>‡</sup> 杉村 博<sup>‡</sup> 一色 正男<sup>‡</sup>

神奈川工科大学大学院 工学研究科 電気電子工学専攻<sup>†</sup>

神奈川工科大学 創造工学部 ホームエレクトロニクス開発学科<sup>‡</sup>

## 1. はじめに

近年日本の一般家庭では、国際標準規格 ECHONET Lite(ISO/IEO14543-4-3)[1]の IoT 機器によるスマートハウス増加やスマートメーター導入から、住宅内家電製品の動作状態、消費電力確認が可能になり、これらの機器情報を活用した生活者行動推定の研究が行われている。

本研究では ECHONET Lite を利用した 9 機種種の IoT スマートハウス機器(本稿では以下、IoT 機器とする)を設置したことにより、住宅内消費電力の取得が可能となった。そこで、取得した住宅内消費電力を分析することで生活者行動推定技術の開発が可能と考えた。

## 2. 生活者行動推定技術の検討

分析に取り扱う住宅内消費電力データ[2]として、ECHONET Lite を利用した 9 機種種の IoT 機器を設置した住宅に被験者 4 人を住まわせ、3 分周期で 2019/2/22 から 7/21 の計 150 日分の取得した住宅内消費電力データを使用した。9 機種種の IoT 機器のリストと取得方法を Fig.1 に示す。提案する推定技術として滞在率、移動率、行動時刻の推定、生活パターンの分類の 4 種類を行った。

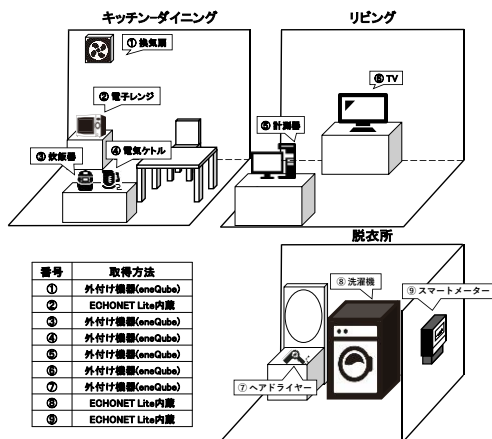


Fig.1 IoT 機器のリストと取得方法

## 3. 提案する推定技術

Development of human behavior estimation technology using IoT smart house device (as home appliance, smart meter, etc.)

<sup>†</sup>Yoshiki Sano, <sup>‡</sup>Riku Masuda, <sup>‡</sup>Naoki Matsukata, <sup>‡</sup>Takahiro Sakai, <sup>‡</sup>Moe Hamamoto, <sup>‡</sup>Hiroshi Sugimura, <sup>‡</sup>Masao Isshiki  
<sup>†</sup>Graduate School, Kanagawa Institute of Technology  
<sup>‡</sup>Kanagawa Institute of Technology

## 3.1 分析するデータの前処理

IoT 機器ごとに特徴が存在する。IoT 機器を分析するにあたって、まずは特徴ごとに前処理を実施した。例として洗濯機の処理内容を示す。洗濯機の場合は、動作している時間は長い、予約モードや、洋服の出し入れを行うだけなので、長期的には滞在しないものとし、前後 6 分滞在しているものとして処理を行う。

## 3.2 滞在率・移動率の推定

滞在率とは、住宅内の区分をキッチン・ダイニング、リビング、脱衣所としたとき、IoT 機器から被験者が 1 日どこに滞在しているのかを表す割合である。外出した際など、IoT 機器が設置されていない箇所に滞在している場合は未確定行動とし、計 4 区分で滞在率を表している。滞在率の処理として、1 つの IoT 機器しか動作していない場合は、その IoT 機器がある区分に滞在しているものとする。2 つ以上の IoT 機器が同時に動作している場合は、IoT 機器を動かす際に滞在している確率が高いものから重みづけをする。1 つも IoT 機器が動作していない時を未確定行動とする。以上の処理を行い、前後 3 分が同じ区分にあるときに、その場所に滞在しているものとする。移動率とは、被験者が 1 日どの部屋間を移動しているのかを表す割合である。先程の滞在率と同じ処理を行い、前後 3 分が違う区分にあるときにその場所から移動しているものとする。今回行った滞在率の推定がどの程度精度があるのかを確認する必要があるため、被験者 1 人のみが生活していた 1 日(以下、正解データとする)と比較を行った。滞在率の解析結果と正解データを比較し誤差 2%以内を○、誤差 3%以内を△、それ以外を×と表した表を Table 1 に示す。

Table 1 滞在率の解析結果と正解データの比較

滞在场所	滞在率		誤差	
	解析結果	正解データ		
キッチン・ダイニング	5.00%	24.78%	19.78%	×
リビング	16.11%	17.72%	1.61%	○
脱衣所	1.67%	4.21%	2.54%	△
正答率 (△含む)				66.66%

※滞在率の合計が100%でないのは、それ以外は未確定行動を示しているためである。

## 3.3 行動時刻の推定

各 IoT 機器の動作状況を分析することで、帰宅

時刻, 夕食調理開始時刻, 洗濯開始時刻, 就寝時刻, 外出時刻を推定した. ある 1 日の解析結果の中央値と, 正解データを比較し誤差±3 分以内を○, それ以外を×と表した表を Table 2 に示す.

Table 2 ある 1 日の解析結果と正解データの比較

行動時刻	解析結果	正解データ	誤差	
帰宅時刻	19:16(19:15~19:17)	19:18	2分	○
夕食調理開始時刻	19:58(19:57~19:59)	19:37	21分	×
洗濯開始時刻	22:25(22:24~22:26)	22:26	1分	○
就寝時刻	01:52(01:51~01:53)	01:50	2分	○
外出時刻	10:52(01:51~01:53)	10:55	3分	○
正答率				80.00%

### 3.4 生活パターンの分類

1 日ごとの被験者の生活パターンを分類し, 被験者の生活の特徴を見つけることを目的としたクラスタリングを行った. クラスタリングの方法として k-means 法を用いた. k-means 法を用いたクラスタリングは統計解析向けのオープンソース・フリーソフトウェア R[3]を使用して行った. クラスタリングを行ったデータとして, 3 分周期で取得したスマートメーターの瞬時消費電力を 1 時間ごとに合計し, それぞれの特徴的な生活パターンを見つけるため午前(00:00~11:57)と午後(12:00~23:57)に分けた. 150 日分の取得したスマートメーターの瞬時消費電力の中に 0[W]の時間帯が多く存在する日付を取り除いた 148 日分の消費電力を使用した.

### 4. 結果・考察

3.2 の検証結果より, キッチン-ダイニングの滞在率の誤差が生じた. 誤差の理由としては, 解析結果では IoT 機器を使用していない場合は, 未確定行動と判断されるため誤差が生じたと考える.

3.3 の行動時刻の推定では正答率 80%と正解データとほとんど誤差が出ない結果となり, 高い精度が得られた. 夕食調理時刻の誤差は解析結果の方では, IoT 機器が動き始めてからの時間が開始時刻と認識されるため誤差が生じたと考える.

3.4 の例として, 午前と午後それぞれのデータをクラスタ数 8 で分類した日付ごとの住宅内消費電力の 1 部を灰色, クラスタごとの平均値(重心)を黒としたグラフを Fig.2, Fig.3 に示す. 日付ごとの住宅内消費電力をクラスタリングすることで各クラスタに属している日付は特徴的な生活パターンが分類されると考える. 例えば, Fig.2 では A の区間で住宅内消費電力が一定値に降下したことから, このクラスタに属している日付は夜遅くまで起きていて, 5 時から 6 時あたりに就寝したと考える. また, Fig.3 では B の区間で住宅内消費電力が一定値から上昇したことから, 18 時か 19 時あたりで帰宅したと考える. 今回, 1 時間ごとに合計したスマートメーターの瞬時消費電

力をクラスタリングしたため, 詳細な時間帯での生活パターンの分類や具体的な家事行動の確認は今後の課題である.

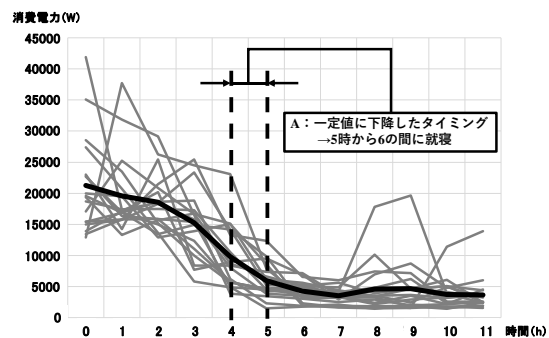


Fig.2 午前のクラスタ 2 に分類された住宅内消費電力

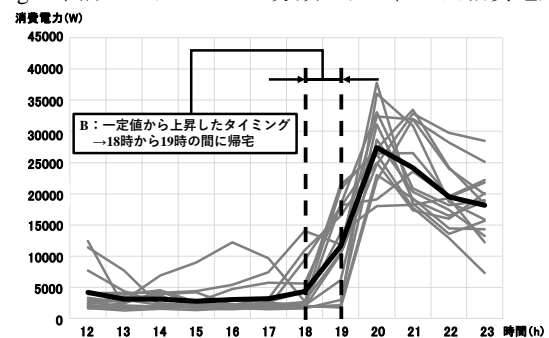


Fig.3 午後のクラスタ 4 に分類された住宅内消費電力

### 5. まとめ

本稿で提案した IoT 機器による生活者行動推定技術を用いることで, 以下のことが考えられる.

- (1)IoT 機器を用いることで推定精度に誤差はあるが被験者の 1 日の滞在率, 移動率を示すことができた.
- (2)各 IoT 機器の動作状態を分析することで, 推定精度に誤差はあるが行動時刻の推定ができることを示した.
- (3)住宅内消費電力をクラスタリングすることで日付ごとに特徴的な生活パターンが分類できることを示した.

今後の課題として, 滞在率, 行動時刻の推定精度の検証や未確定行動の細分化を行う. また, IoT 機器情報をクラスタリングすることで, 具体的な家事行動の分類が可能だと考える.

### 参考文献

[1] ECHONET Lite : <https://echonet.jp/>  
 [2] 佐野芳樹, 松方直樹, 酒井貴洋, 増田陸, 濱本望絵, 杉村博, 一色正男, “スマートメーターと HEMS を利用した実住宅での生活行動推定”, マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム論文集 (DICOMO 2019), pp.863-868, (2019)  
 [3] R : <https://www.r-project.org/>  
 [4] 橋本整, 山羽基, “住宅の時系列電力消費データを用いたパターン分類手法に関する研究”, 空気調和・衛生工学会大会学術講演論文集 第 8 巻 性能検証・実態調査編, pp.57-60, (2015)