

ECHONET Lite 対応家電を用いた宅内行動データの 収集と分析

守谷 一希¹ 中川 愛梨¹ 諏訪 博彦¹ 藤本 まなと¹ 荒川 豊¹ 木村 亜紀² 三木 智子²
安本 慶一¹

概要：

本論文では、屋内にいる人の位置情報と ECHONET Lite 対応家電の家電情報を用いた宅内行動認識システムを提案する。宅内での生活行動の認識が可能になれば、高齢者見守りシステムや省エネ家電制御システムなどのサービスへの応用が期待される。しかしながら、宅内行動認識の既存研究では、行動認識に利用する情報を取得するためのシステムの構築が困難という課題が存在する。この課題に対して、本システムでは、今後一般家庭に普及が進むと予想される ECHONET Lite 対応家電を用いることにより、システム構築における負担を減らすことが可能である。提案手法では、人の宅内位置情報と ECHONET Lite 対応家電の家電情報を基にした特徴量を説明変数として、人の宅内行動を機械学習により推定する。本システムの有用性を評価するために、被験者がスマートホーム内で生活した際の各行動時における位置情報と家電情報を収集する実験を行った。実験データを使用した機械学習による分析の結果、10 種類の行動が約 72% の精度で認識可能であることを確認した。

Collection and Analysis of In-Home Living Activity Data with ECHONET Lite Appliances

KAZUKI MORIYA¹ ERI NAKAGAWA¹ HIROHIKO SUWA¹ MANATO FUJIMOTO¹
YUTAKA ARAKAWA¹ AKI KIMURA² SATOKO MIKI² KEIICHI YASUMOTO¹

1. はじめに

近年、省エネを目的とした家電制御 [1][2] や宅内で生活する人の行動認識 [3][4][5] の研究など、宅内での生活を対象とした研究が盛んに行われている。中川らの研究では、宅内における人の位置情報と家電の消費電力情報のみを用いて「料理中」や「食事中」などの 15 種類の居住者の行動を認識するシステムを提案し、既存研究の利点を活かしたままりリアルタイムな行動認識を可能にした [6]。これにより、プライバシーを考慮した宅内にいる高齢者や子供の見守りサービスや、効率的な省エネ家電制御等のコンテキストウェアサービスの実現が期待される。しかしながら、中川らが提案したシステムでは、行動認識に利用する情報（位置情報、消費電力情報）を取得するために宅内に

位置測位センサや電力センサを追加しなければならないため、システム構築に負担がかかるという課題が存在する。そこで、本研究では、各家電の消費電力情報の代わりに ECHONET Lite 対応家電の家電情報を用いた行動認識システムを提案することにより、システム構築における負担の軽減を目指す。

ECHONET Lite は通信プロトコルの一種で、スマートハウス向け制御プロトコルおよびセンサーネットワークプロトコルである。経済産業省は 2012 年 2 月に開催された「JSCA 国際標準化 WG スマートハウス標準化検討会」にて、家庭内機器及び HEMS とスマートメーター間の標準インターフェースとして ECHONET Lite を推奨した [7]。これにより、各メーカーによる ECHONET Lite 機器の市場投入が始まっており、今後 ECHONET Lite 対応家電の普及が進むことが予想される。実際の国内普及状況の一例として、エアコン機器については平成 26 年 4 月時点の発売機器の 3～

¹ 奈良先端科学技術大学院大学

² 三菱電機株式会社

4割がECHONET Liteに対応しており、順次拡大予定である[8]。行動認識システムにECHONET Lite対応家電を用いることにより、新規に電力センサを追加する必要がないため、前述した行動認識に利用する情報を取得するためのシステムの構築における負担を減らすことが可能となる。

電力センサの代わりにECHONET Lite対応家電を用いた行動認識システムを実現するには、以下に示す2つの課題を解決しなければならない。

- (1) 現状でECHONET Liteに対応している家電が少なく、一般家庭に存在する全ての家電がECHONET Liteに対応することは現実的に難しいため、行動認識に利用できる家電の種類に制限がある。
- (2) 同種類の家電でもメーカー毎に取得可能なプロパティ情報が異なる。

そこで、本研究で提案する行動認識システムでは、宅内の人の位置情報に加えて、今後普及が予想される6種類の家電(エアコン、天井照明、冷蔵庫、IH、テレビ、空気清浄機)それぞれの家電プロパティ情報を特徴量とする。提案システムでは、どのメーカーの家電でも取得可能なプロパティ情報として、エアコン、天井照明、IH、テレビに関しては電源のON/OFF情報、冷蔵庫に関してはドアの開閉情報、空気清浄機に関しては空気汚れ検知情報を特徴量として利用する。これにより、上記の2つの課題の解決を目指す。さらに、提案システムでは、「掃除」などの移動を含む行動の認識精度の向上を目的として、位置情報の分散値も特徴量として加えており、それらの特徴量を用いた機械学習により10種類の宅内行動を認識する。機械学習は「Weka」アプリケーションを用いて行い、学習アルゴリズムはRandom Forestを使用する。

奈良先端科学技術大学院大学内に設置されているスマートホーム設備(1LDK)における行動認識システムの評価実験として、計4名(男性3名、女性1名)の被験者に2~3日間スマートホームで生活してもらい、その際に被験者が行った行動(10種類に分類)と宅内の位置情報、ECHONET Lite対応家電の家電情報を取得した。合計11日間に渡り取得したデータを使用して、機械学習により行動認識を行った。実験データの分析により得られたジニ係数に基づいた行動認識に利用する家電種類の選定により、人の位置情報と位置分散値と4種類の家電のプロパティ情報を用いて10種類に分類した宅内行動を約72%の精度で認識可能であることを確認した。

本稿において、第2章では、先行研究の概要と課題について詳しく述べる。第3章では、実験施設として利用したスマートホーム環境の概要と設置されているECHONET Lite対応家電や位置情報収集システムについて述べる。第4章では、提案したECHONET Lite対応家電を用いた行動認識システムの概要と実験データ収集システムの詳細、生活行動の学習方法について述べる。第5章では、評価実

験における被験者や被験者への指示、取得したデータの処理方法について述べる。第6章では、実験データ分析による行動認識における分析手法や認識結果、結果の考察について述べる。最後に、第7章では、本研究のまとめを述べる。

2. 先行研究の概要と課題

本章では、先行研究における人の位置情報及び家電の消費電力情報を基にした宅内行動認識の概要と課題について述べる。

宅内にいる高齢者や子供の見守りサービスや、効率的な省エネ家電制御等のコンテキストウェアサービスを実現するためには、宅内での生活行動の認識が必要である。宅内行動認識では、以下の5つの課題の解決が望まれている。

- (1) カメラ等の機器を設置することによるプライバシーの侵害
- (2) 認識できる行動種類の少なさ
- (3) 認識精度の低さ
- (4) 導入及び維持コストの高さ
- (5) 認識までの時間の長さ

上田らの研究では、屋内位置センサと家電に取り付けた電力センサのみを利用した宅内行動認識を行っている[3]。これらのセンサのみを利用することで、プライバシーの侵害を抑えるだけでなく今後の低価格化・普及が見込めるため、課題(1)と(4)の解決が可能である。また、認識可能な行動の種類は10種類(料理、食事、読書、テレビ視聴、食器洗い、風呂、掃除、仕事・勉強、睡眠、外出)であり、認識精度が平均91.3%であることから、課題(2)と(3)についてもある程度解決している。しかしながら、利用した電力センサのサンプリング周期が30秒に1回であることから、行動を認識するまでにかかる時間は最低で30秒になってしまうため、課題(5)に関しては解決できていない。

中川らの研究では、課題(5)を解決するために、サンプリング周期が1秒に1回である電力センサを導入した新たなシステムを提案することで、行動認識にかかる時間を10秒に縮めることが可能であることを示した[6]。中川らは、電力センサとして「Bluetooth ワットチェッカー REX-BTWATTCH」と独自開発したCurrent Transformer センサを用いることで、1秒に1回の周期で家電の消費電力情報を取得するシステムを実現した。また、屋内位置センサに関してはNECエンジニアリングの「超音波3D位置管理ソリューション SmartCoordinator®」を利用することで、1秒に2回の周期で人の宅内位置情報を取得可能である。しかしながら、このシステムを実現するためには、これらのセンサを宅内環境に導入する必要があり、システム構築における負担が大きという課題が存在する。

そこで本研究では、センサ導入における負担を軽減するために、家電の消費電力情報の代わりにECHONET Lite対応



図 1 スマートホーム内の様子（リビング部屋）

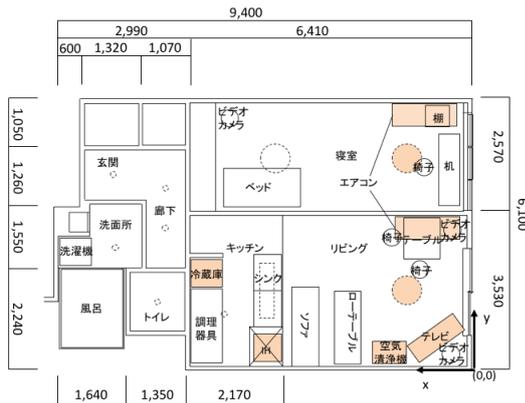


図 2 スマートホーム内の間取りおよび家具・家電配置

家電のプロパティ情報を利用する行動認識システムを提案する。今後、国内普及の増加が期待されている ECHONET Lite 対応家電を用いることで、電力センサを新たに導入することなく家電の情報を取得することが可能である。

3. スマートホーム環境

本章では、提案システムにおける有用性の評価実験の施設として利用したスマートホーム環境の外観や間取りなどの概要と、スマートホームに設置されている ECHONET Lite 対応家電や位置情報収集システムについて述べる。

3.1 スマートホームの概要

本研究では、実験施設として奈良先端科学技術大学院大学内に設置されているスマートホーム設備(1LDK)を使用している。図 1 にスマートホーム内のリビング部屋を写真撮影した画像を示し、図 2 にスマートホームの間取りおよび家具・家電配置を示す。色付きの部分は ECHONET Lite 対応家電を示しており、点線で囲まれた部分は天井照明装置である。

このスマートホームは 1 人暮らしの家を想定した研究施設であり、生活する上で必要な設備が全て整っている。これにより、被験者に対して一般的な宅内生活とほとんど遜色ない生活行動を行ってもらうことが可能になるため、宅内行動認識の実験施設として適している。スマートホーム

表 1 設置した ECHONET Lite 対応家電一覧

家電の種類	設置部屋	型番
エアコン	リビング	MSZ-ZXV255-W
エアコン	寝室	MSZ-ZXV225-W
天井照明	リビング	LEDH82718XLC-LT3
天井照明	寝室	LEDH81510NLC-LT4
冷蔵庫	キッチン	MR-JX48LY
IH	キッチン	CS-T34VS
テレビ	リビング	LCD-40ML7
空気清浄機	リビング	KI-EX-100



エアコン（リビング）



エアコン（寝室）



天井照明（リビング）



天井照明（寝室）



冷蔵庫



IHクッキングヒーター



テレビ



空気清浄機

図 3 設置した ECHONET Lite 対応家電の様子

には位置情報収集システムが構築されており、本研究ではそのシステムを利用した。また、家電情報を取得するために、図 2 に示すように新たに ECHONET Lite 対応家電をスマートホーム内に設置した。

3.2 スマートホーム内に設置した ECHONET Lite 対応家電

家電情報を取得するために、スマートホーム環境内に ECHONET Lite 対応家電を新たに設置した。配置箇所に関しては図 2 に示している。表 1 に設置した ECHONET Lite 対応家電の一覧表を示す。また、図 3 にそれらの家電をスマートホーム環境内に設置した後に写真撮影した画像を示す。



図 4 位置管理システムの受信機および送信機の様子

表 2 位置管理システムの仕様

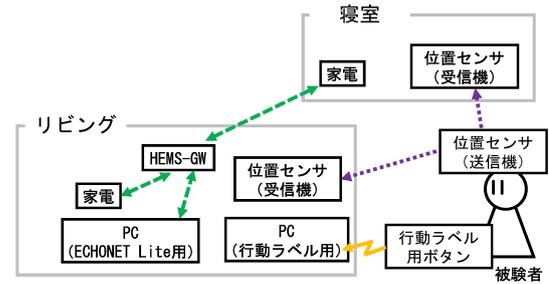
測定方法	超音波位置測定方式
構成機器	・送信機 ・受信機 ・受信ノード管理装置 ・送信制御装置
測位エリア	2~100 平方メートル (ホスト 1 台あたり)
測位精度	50cm
受信機数	3~20 台 (ホスト 1 台あたり)
送信機数	256 台 (最大登録可能数)
測位周期	100ms × N (送信機数)
送信機バッテリー	リチウムイオン充電電池
バッテリー駆動時間	50 時間
超音波周波数	40kHz
RF 周波数	430MHz 帯または 315MHz 帯
動作環境	温度: 0 °C~45 °C, 湿度: 20%~85% (結露なきこと)
備考	電波法, 電気用品安全法に準拠

3.3 位置情報収集システム

被験者のスマートホーム内における位置情報 (x, y, z) に関しては, NEC エンジニアリングの「超音波 3D 位置管理ソリューション SmartCoordinator®」を使用して取得した。得られる x および y 座標の原点位置は図 2 に示している (z 座標の原点位置は天井)。この位置管理システムは, 送信機が異なる 2 種類の超音波を受信機に送信し, 受信機に届いた 2 種類の超音波の時間差を基に被験者の位置を推定するシステムである。比較的小さな送信機 (タグ) を被験者の体に取り付けるだけで宅内の位置を高精度に推定でき, バッテリー駆動時間が長時間であることから, 宅内行動中の被験者の位置情報を取得する実験システムとして適している。図 4 に送信機およびスマートホーム内に設置した後の受信機を写真撮影した画像を示す。また, 表 2 に位置管理システムの仕様を示す。

4. ECHONET Lite 対応家電を用いた行動認識システム

本章では, 提案した ECHONET Lite 対応家電を用いた行動認識システム, 家電情報・位置情報・行動ラベル情報の収集システムの概要について述べ, 生活行動を学習する際に利用する特徴量や学習アルゴリズムについて述べる。



矢印の種類	通信規格	通信する情報	周期
←→ (緑点線)	ECHONET Lite	家電情報取得命令/家電情報	—
→ (紫点線)	超音波	位置情報	0.5[s]
→ (黄閃光)	EnOcean	ボタン押下情報	—

図 5 提案システム全体の構成

4.1 システム全体の概要

本研究では, スマートホーム環境内に設置した ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報や被験者の宅内行動ラベル情報を取得するために, 既存の位置管理システムはそのまま, 家電プロパティ情報収集システムや行動ラベル収集システムを追加したシステムを構築した。図 5 に本研究で実装した行動認識システム全体の構成を示す。図 5 における「家電」とは, 設置した ECHONET Lite 対応家電のことである。

位置管理システム, 家電プロパティ情報収集システム, 宅内行動ラベル収集システムはそれぞれ独立して動作しており, それぞれのシステムで取得した情報は別々の PC に保存される (図 5 内には示していないが, 位置情報もスマートホーム内の別の PC に保存される)。また, それぞれのシステムで利用する通信規格も全て別々の規格で行っている。これにより, 複数システム間の干渉を減らすことができ, より確実に情報を収集することが可能となっている。

4.2 実験データの収集システム

提案システムを用いて実験時に収集するデータは家電情報, 位置情報, 行動ラベル情報の 3 種類である。位置情報については, 3.2 節に記述した位置管理システムを利用して収集した。以下に, 家電情報および行動ラベル情報の収集システムについて詳しく述べる。

家電プロパティ情報の収集

ECHONET Lite 対応家電からのプロパティ情報を収集するために, 新規で追加した構成要素は図 5 における「家電 (ECHONET Lite 対応家電)」「HEMS-GW (ECHONET Lite 用 HEMS ゲートウェイ)」「PC (ECHONET Lite 用)」の 3 種類である。PC から各家電に対してプロパティ情報の取得命令 (ECHONET Lite 規格に準拠) を HEMS ゲートウェイを経由して送信することで家電情報を取得する。実験中は, 絶え間なく順番に各家電に対して取得命令を送信し, 各家電からプロパティ情報を受け取った PC はローカルドライブにその情報を保存する。各家電の種類ごとの

表 3 実験時に取得した家電プロパティ情報一覧

家電の種類	プロパティの種類	プロパティの詳細
エアコン	動作状態	「電源 ON」 or 「電源 OFF」
天井照明	動作状態	「電源 ON」 or 「電源 OFF」
冷蔵庫	ドア開閉	「ドア開」 or 「ドア閉」
IH	動作状態	「電源 ON」 or 「電源 OFF」
テレビ	動作状態	「電源 ON」 or 「電源 OFF」
空気清浄機	空気汚れ検知	「汚れている」 or 「汚れていない」

表 4 実験時に取得した行動ラベル一覧

ラベル無し	掃除	外出	食事
スマートフォン使用	読書	PC 使用	洗濯
テレビ視聴	風呂掃除	料理	洗面
食器洗い	入浴	ゲーム	睡眠

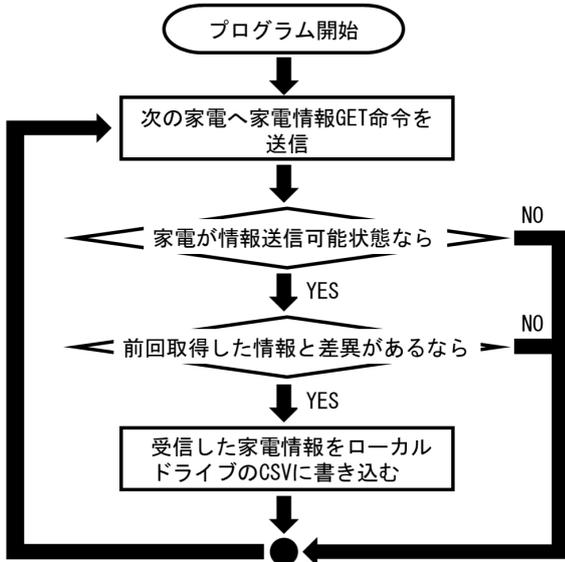


図 6 家電プロパティ情報収集プログラムのフローチャート

実験時に取得したプロパティ情報を表 3 に示す。冷蔵庫と空気清浄機は常に電源が ON であるため、冷蔵庫については「いずれかのドアが開いているか否か」の情報、空気清浄機については空気汚れ検知機能を使用して「空気が汚れているか否か」の情報を取得している。

また、各家電に対してプロパティ情報の取得命令を送信しプロパティ情報を取得して保存するために、Python プログラム作成し PC (Ubuntu 14.04 LTS) 上で動作させた。プログラムのフローチャートを図 6 に示す。図 6 において、「家電情報 GET 命令を送信」の部分では「寝室エアコン」→「リビングエアコン」→「冷蔵庫」→「テレビ」→「寝室照明」→「リビング照明」→「空気清浄機」→「IH」の順番で GET 命令を送信した。また、IH に関しては、電源が OFF の際には情報送信可能状態ではなくなるため、その場合は次の順番の家電へ送信する。

行動ラベル情報の収集

被験者の行動ラベルに関しては、ローム株式会社の「押しボタン送信モジュール PTM 210J」と独自開発した行動ラベリング支援アプリを使用して取得した。取得した行動ラベルの種類を表 4 に示し、支援アプリの実行画面を図 7 に示す。実験時に被験者が各行動の切れ目にボタンを押すことで、そのタイミングで PC に対して押下情報が送信され、PC のローカルドライブにボタン押下時刻だけが保存



図 7 行動ラベリング支援アプリの実行画面

される。行動ラベリング支援アプリは、実験中に撮影した 3 つのデジタルカメラの映像をボタン押下時刻で頭出しした状態で表示させ、その映像を基に行動ラベルを一覧から選択することで、行動のラベリングを簡単に行うことを支援する。実験終了後に被験者に支援アプリを利用してもらうことで、行動ラベルを取得する。以上の方式にすることにより、実験時に被験者の生活行動をほとんど妨げずに行動ラベル情報を収集することができる。

4.3 生活行動の学習手法

本研究では、提案システムを使用して実験時に取得したデータを用いた機械学習により宅内の生活行動認識を行っている。以下に、データの学習手法について簡単に述べる。提案手法において使用する特徴量を以下に示す。

- 目的変数：行動ラベル情報 (10 種類)
- 説明変数：被験者の宅内位置情報 (x, y, z)
- 説明変数：宅内位置の分散値情報 (x, y の共分散)
- 説明変数：ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報

上記の特徴量において、ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報については、メーカーにかかわらず取得可能なものとして、表 3 に示す情報を使用した。また、位置情報および位置分散値情報と家電プロパティ情報を説明変数、行動ラベル情報を目的変数としている。さらに、それらの情報を 10 秒のタイムウィンドウで区切り、その 10 秒間のデータを学習データの 1 つのサンプルとして扱っている。学習の際には、学習データを教師データとテストデータに分割し、学習アルゴリズムは Random Forest を用いる。

5. 複数被験者の居住によるデータ収集実験

本章では、提案システムの有用性を評価するために行ったスマートホーム居住によるデータ収集実験における、被験者や被験者への指示、取得したデータを特徴量として利用するデータに加工する際の処理方法について述べる。

5.1 対象空間および対象被験者

教師データおよびテストデータの取得のためにスマートホーム設備に提案システムを構築し、スマートホームを対象空間として日常生活のデータを収集した。被験者4名(30代男性1名, 20代男性2名, 20代女性1名)に数日間(2016年2月に実施し, 30代男性は2日間, 他は3日間)生活してもらい, 11日間分の位置情報, 家電プロパティ情報, 行動ラベル情報を収集した。また, 行動ラベリング支援ツールを使用するために, 図2に示す3箇所の位置にビデオカメラを設置し, 実験中における被験者の生活行動の様子を撮影した。

5.2 被験者への指示

有用な学習データを取得するために, 実験時には被験者へ幾つかの指示を行った。以下に指示の詳細について示す。指示していない事柄に関しては, 基本的に自由に生活してもらった。

- 右肩に位置管理システムの送信機タグを装着すること
- 行動ラベル用ボタンを所持すること
- 睡眠以外の行動を1日3時間以上行うこと
- 睡眠時間を含む行動を1日10時間以上行うこと
- 入浴時や睡眠時は送信機タグを外し, 脱衣所や枕元に置くこと
- 表4に示すあらかじめ定義した16種類の行動を出来るだけ1日1回以上行い, 最低でも各自の実験期間中に1回は行うこと(それ以外の行動については自由)
- 各行動の切れ目のタイミングで行動ラベル用ボタンを押すこと
- 日中は外出すること

また, 実験終了後には, 被験者に行動ラベリング支援ツールを使用してもらい, ビデオカメラ映像を基に実験時の行動ラベル情報(何時何分何秒にどの行動を行ったのか)を作成してもらった。その際に, 移動等のあらかじめ定義した15種類以外の行動については, 全て「ラベル無し」という行動としてラベル付けしてもらった。

5.3 データ処理

提案手法では, 行動認識を行うための機械学習において使用する特徴量は, 実験で得られたデータを加工処理して作成している。また, 実験時に得られたデータは全て1秒

毎のデータであるが, データ加工処理の際には実験開始の時刻から10秒間毎のタイムウィンドウに区切ったデータを処理して1つのサンプルとした。「行動ラベル情報」「被験者の宅内位置情報」「宅内位置の分散値情報」「ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報」それぞれの特徴量を作成する際のデータ処理方法について以下に述べる。

行動ラベル情報

表4に示す16種類の行動ラベル情報(「ラベル無し」を含む)のうち, 料理と食器洗いに関しては「料理に関する行動」, 読書とスマートフォン使用と食事に関しては「家電を使用しない行動」, 入浴と風呂掃除に関しては「浴室での行動」, テレビ視聴とゲームに関しては「テレビを使った行動」, 洗濯と洗面に関しては「洗面所での行動」としてまとめることで, 計10種類の行動に分類した。また, 10秒間毎に区切ったデータのうち, 複数の行動ラベルを含むデータは学習データとして利用せずに, 1種類の行動のみとなるデータを使用した。

本システムでは, 先行研究における家電の消費電力情報の代わりにECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報を利用しているが, その際に, 21種類の電力情報の代わりに8種類のプロパティ情報を利用している。それに伴って, ゲーム機の情報や洗濯機の情報などが欠落してしまっているため, 今回, 認識対象とする行動の種類を16種類から10種類に削減している。

被験者の宅内位置情報

被験者の宅内位置情報(x, y, z)は, 区切った10秒間の中央値を特徴量として使用した。その際に, 実験により得られた位置データは, 実験設備の問題により外出時には位置情報が欠損するため, その欠損については固定値を与えることで補間している。

宅内位置の分散値情報

実験時に得られた位置情報のうち, 過去10秒間のxおよびy座標を使用して, 1秒毎の共分散の絶対値の平方根を求めた。さらに, 求めた共分散の絶対値の平方根がしきい値以上なら「1」, 以下なら「0」とした。そのデータを10秒間毎に区切り, その間に1つでも「1」が存在すれば「1」として, 1つも存在しないなら「0」として加工したデータの特徴量とした。また, しきい値を定めるために, 10種類の各行動ごとにおける位置情報の共分散の絶対値の平方根の平均値と中央値を求めた。図8に平均値, 図9に中央値を示す。図8および図9の結果より, 「掃除」と「掃除以外」の行動の切り分けが見込める値として, しきい値を「100[mm]」に決定した。

ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報

得られたプロパティ情報のうち, エアコン, 天井照明, IH, テレビに関しては, 電源がONならば「1」として, 電源がOFFならば「0」として変換した。冷蔵庫に関しては, ドアの開閉のどちらかが行われてから30秒間を「1」とし

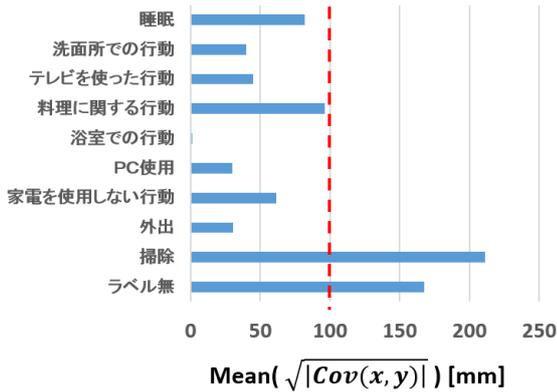


図 8 位置情報共分散値の絶対値の平方根の平均値

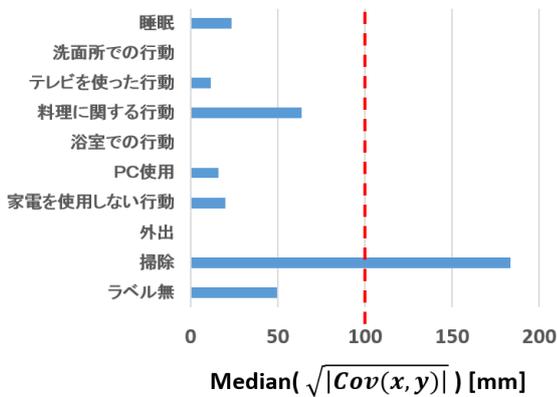


図 9 位置情報共分散値の絶対値の平方根の中央値

て、それ以外を「0」として変換した。空気清浄機に関しては、空気汚れを検知中ならば「1」として、検知中でないならば「0」として変換した。全ての家電において、区切った10秒間のうち5秒以上「1」ならば「1」として、4秒以下ならば「0」として加工したデータを特徴量とした。

6. 実験データの分析

本章では、実験データ分析による行動認識における分析手法（学習アルゴリズム、教師データおよびテストデータの作成手法、用いたアプリケーション、特徴量の選定について）や分析手法による行動認識の結果、結果の考察について述べる。

6.1 分析手法

5.3節で示したデータ処理によって得られた10秒間毎の特徴量データを用いて、機械学習を行った。使用したアプリケーションは、ニュージーランドのワイカト大学で開発された機械学習ソフトウェアである「Weka」を用いた。また、実験により得られた全11日間のデータのうち、特定の1日をテストデータ、残りの10日間を教師データとして行動認識精度の評価分析を行った。全ての日に対して同様の分析を行い、それぞれの平均を取った値を行動認識の

表 5 各家電における行動ラベル情報に対するジニ係数

家電	ジニ係数
テレビ	1850
IH	721
エアコン（リビング）	537
空気清浄機	411
天井照明（寝室）	292
エアコン（寝室）	223
天井照明（リビング）	192
冷蔵庫	39

分析結果とする。

説明変数として使用した特徴量は「被験者の宅内位置情報（以下、位置）」「宅内位置の分散値情報（以下、分散）」「ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報」であるが、本稿では、様々な説明変数の組み合わせパターンにおいての分析結果を示す。その際の「ECHONET Lite 対応家電プロパティ情報」に関しては、表1に示す6種類全ての家電を使用するパターン（以下、ECHO_All）と、利用可能なECHONET Lite 対応家電が少ない場合を想定して、エアコン（リビング）、IH、テレビ、空気清浄機の4家電のみを使用するパターン（以下、ECHO_Half）に分けて分析を行った。「ECHO_Half」において、使用する家電種類の選定を行うために、各家電における行動ラベル情報に対するジニ係数を求め、ジニ係数が高い上位4種類の家電を使用する。表5に、求めたジニ係数を示す（ジニ係数が高い順）。また、本稿で行った分析組み合わせパターンは、「位置のみ」「位置+ECHO_All」「位置+ECHO_Half」「位置+分散+ECHO_Half」の4パターンである。

6.2 行動認識結果

説明変数としての特徴量を「位置のみ」「位置+ECHO_All」「位置+ECHO_Half」「位置+分散+ECHO_Half」の4パターンの組み合わせとした際の行動認識結果をそれぞれ表6, 7, 8, 9に示す。

表6~9において、平均精度は以下の式で計算した値である。

$$\text{平均精度} = \frac{\text{行動認識がテストデータと一致した数}}{\text{テストデータのインスタンス数}} \quad (1)$$

6.3 考察

家電のプロパティ情報を加えることによる影響

表6と表7を比べると、特徴量に「ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報」を加えることにより、平均3%以上、精度が向上している。具体的には、「テレビを使った行動」のF値が0.2以上改善しており、「外出」、「PC使用」、「洗面所での行動」において、F値が向上している。一方、その他の行動では、F値が減少している。

表 6 「位置のみ」における行動認識結果

行動ラベル	サンプル数	適合率	再現率	F 値
ラベル無し	2463	0.491	0.352	0.389
掃除	171	0.426	0.323	0.309
外出	491	0.512	0.070	0.112
家電を使用しない行動	2101	0.486	0.497	0.439
PC 使用	3968	0.496	0.547	0.493
浴室での行動	1565	0.580	1.000	0.727
料理に関する行動	3040	0.808	0.896	0.835
テレビを使った行動	4737	0.434	0.462	0.407
洗面所での行動	633	0.172	0.012	0.021
睡眠	110	0.660	0.564	0.543
平均精度	59.645%			

表 7 「位置+ ECHO_All」における行動認識結果

行動ラベル	サンプル数	適合率	再現率	F 値
ラベル無し	2463	0.452	0.384	0.387
掃除	171	0.347	0.263	0.242
外出	491	0.177	0.569	0.235
家電を使用しない行動	2101	0.520	0.493	0.478
PC 使用	3968	0.720	0.585	0.588
浴室での行動	1565	0.581	0.688	0.609
料理に関する行動	3040	0.794	0.725	0.734
テレビを使った行動	4737	0.637	0.653	0.611
洗面所での行動	633	0.420	0.343	0.283
睡眠	110	0.624	0.501	0.468
平均精度	63.377%			

表 8 「位置+ ECHO_Half」における行動認識結果

行動ラベル	サンプル数	適合率	再現率	F 値
ラベル無し	2463	0.486	0.404	0.410
掃除	171	0.198	0.143	0.151
外出	491	0.764	0.718	0.701
家電を使用しない行動	2101	0.571	0.573	0.545
PC 使用	3968	0.660	0.561	0.544
浴室での行動	1565	0.562	0.842	0.660
料理に関する行動	3040	0.813	0.880	0.843
テレビを使った行動	4737	0.755	0.753	0.708
洗面所での行動	633	0.484	0.381	0.346
睡眠	110	0.582	0.430	0.421
平均精度	71.146%			

行動認識に用いる特徴量選定の重要性について

表 7 と表 8 を比べると、プロパティ情報を使用する家電

表 9 「位置+分散+ ECHO_Half」における行動認識結果

行動ラベル	サンプル数	適合率	再現率	F 値
ラベル無し	2463	0.494	0.441	0.436
掃除	171	0.281	0.149	0.182
外出	491	0.771	0.779	0.772
家電を使用しない行動	2101	0.587	0.589	0.561
PC 使用	3968	0.635	0.583	0.557
浴室での行動	1565	0.585	0.886	0.699
料理に関する行動	3040	0.818	0.879	0.846
テレビを使った行動	4737	0.757	0.734	0.700
洗面所での行動	633	0.506	0.355	0.338
睡眠	110	0.578	0.504	0.486
平均精度	72.690%			

数を半分に減らすことで、平均精度が約 8% 向上していることが分かる。表 8 において、使用していない家電は表 5 における下位 4 つの家電であり、これらの家電は行動に関係なく使用されていることが多いことから、学習に使用しない方が高い平均精度 (71.146%) を達成できたと考えられる。

位置分散値を特徴量に加えることによる影響

表 8 と表 9 を比べると、位置情報の分散値を特徴量に加えることにより、平均精度が約 1% 向上し、平均精度は 72.690% となった。特に、しきい値を定めた際の狙い通り、移動が多い「掃除」に関しては、適合率が 8.3% 向上しており、その他の行動と比べて向上率が高いことが確認できる。

7. まとめ

本研究では、行動認識に利用する情報を取得するためのシステムの構築における負担を軽減することを目的として、先行研究における家電の消費電力情報の代わりに ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報を利用する行動認識システムを提案した。今後一般家庭に普及が進むと予想される ECHONET Lite 対応家電を用いることにより、システム構築における負担を減らすことができる。提案システムは、システム構築における負担を軽減するだけでなく、無線通信やアプリケーションなどのシステム同士の干渉を減らすことにより確実な情報収集が可能であり、さらには、実験時に被験者の生活行動をほとんど妨げずに行動ラベル情報を収集することができる。提案システムにおいて、行動認識に用いた特徴量は「被験者の宅内位置情報」「宅内位置の分散値情報」「ECHONET Lite 対応家電のプロパティ情報」の 3 種類であり、これらの特徴量を用いた機械学習 (Random Forest) により 10 種類の宅内行動を認識する。しかしながら、ECHONET Lite 対応家電を用いた行動認識システムを実現するには、「行動認識に利用できる家電の種類に制限がある」「取得可能なプロパ

ティ情報が少ない家電が存在する」という2つの課題を解決しなければならない。この課題に対し、提案システムでは、4種類の家電のみを用いて、どのメーカーの家電でも取得可能なプロパティ情報を特徴量として選定することで解決した。また、評価実験として、被験者に提案システムを構築したスマートホーム環境内で生活してもらい、その際の実験データ（行動ラベル情報、位置情報、家電プロパティ情報）を用いた機械学習により行動認識を行った。その結果、10種類の宅内行動の認識精度が約72%となり、提案システムが行動認識システムとして有用であることを示した。最後に、今後の課題として以下の5つが挙げられる。

- 取得する家電プロパティ情報を増やし、その中から有用な特徴量を選定することによる行動認識精度向上
- 「ラベル無し」の行動ラベルを「移動」と「その他」に分割する等による認識可能行動種類の増加
- 現在 ECHONET Lite に対応していない家電を「対応している家電」と仮定した際の行動認識精度の向上について調査
- 現在 ECHONET Lite 対応家電に導入されていないセンサを家電に取り付けた際の行動認識精度の向上について調査
- 複数人の宅内行動認識を可能にする行動認識システムの提案および実現

参考文献

- [1] Scott, J., Bernheim Brush, A., Krumm, J., Meyers, B., Hazas, M., Hodges, S. and Villar, N.: PreHeat: controlling home heating using occupancy prediction, *Proceedings of the 13th international conference on Ubiquitous computing*, ACM, pp. 281–290, (2011-09).
- [2] Barker, S., Mishra, A., Irwin, D., Shenoy, P. and Albrecht, J.: Smartcap: Flattening peak electricity demand in smart homes, *Pervasive Computing and Communications (PerCom), 2012 IEEE International Conference on*, IEEE, pp. 67–75, (2012-03).
- [3] 上田 健揮, 玉井 森彦, 荒川 豊, 諏訪 博彦, 安本 慶一: ユーザ位置情報と家電消費電力に基づいた宅内生活行動認識システム, *情報処理学会論文誌*, Vol.57, No.2, pp.416-425 (2016-02).
- [4] 大内一成, 土井美和子: 携帯電話搭載センサによるリアルタイム生活行動認識システム, *情報処理学会論文誌*, Vol.53, No.7, pp.1675-1686 (2012-07).
- [5] Hongqing Fang, Lei He, Hao Si, Peng Liu, Xiaolei Xie: Human activity recognition based on feature selection in smart home using back-propagation algorithm, *ISA Transactions*, ISA, 53, pp. 1629–1638, (2014-09).
- [6] 中川愛梨, 守谷一希, 諏訪博彦, 藤本まなと, 荒川豊, 安本慶一: 異なる家具配置に対応可能なリアルタイム行動認識システム開発のためのデータ収集と分析, *情報処理学会第79回モバイルコンピューティングとパーベイシブシステム (MBL) 研究会*, Vol. 2016-MBL-79, (2016-05).
- [7] 経済産業省: ”JSCA 国際標準化 WG スマートハウス標準化検討会とりまとめの公表”, 入手先 < <http://www.meti.go.jp/press/2011/02/20120224007/20120224007-1.pdf> >, (参照 2016-04).
- [8] 経済産業省: ”ECHONET Lite の国内普及状況 (平成 27 年 6 月現在)”, 入手先 < http://www.meti.go.jp/committee/kenkyukai/shoujo/smart_house/pdf/007_s02_00.pdf >, (参照 2016-04).