

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

中川 愛梨^{1,a)} 諏訪 博彦¹ 藤本 まなと¹ 荒川 豊¹ 安本 慶一¹

概要：近年，屋内での生活行動を自動認識する研究が盛んに行われており，省エネ家電制御や高齢者見守りシステム，コンシェルジュ機能など生活を支援するサービスへの応用が期待されている．コンシェルジュ機能においては，リアルタイムでの行動認識が必要になる．例えば，お風呂上がりには空調の温度を下げるという機能を実現するためには，入浴が終了したということを素早く認識しなければならない．そこで，本研究では，10秒以内に行動を認識することを目標とする．しかし，認識までの時間が短くなると，得られる情報量が少なくなり，精度が悪くなるという課題がある．著者らは先行研究において，10種類の行動を90%以上の精度で認識できることを確認しているが，センシングデータの粒度が30秒に1回と粗く，認識に使うデータの時間窓を短くすると，精度が80%程度まで低下するという問題を認識している．この課題に対しては，現時点の情報に加えて過去の情報も用いることにより，精度の向上を目指す．本稿では，この課題に対処するため，新たに1秒毎にデータを計測可能なセンシングシステムを構築し，過去のデータを特徴量として使用することで，10秒といった短い時間窓でも高精度に行動の認識が可能な方法を提案する．

キーワード：行動認識，リアルタイム，機械学習

1. はじめに

近年，スマートフォン，スマートウォッチなどをはじめとする様々なセンシングデバイスが普及し，身近なものとなっている．それに伴い，それらのデバイスを用いて人間の生活行動を理解するための研究が盛んに行われている．センシングデバイスによって人間の生活行動を理解することで，QOL (Quality of Life) の向上が期待されている．特に，屋内での生活行動を認識することで，省エネ家電制御システム [1][2] や，高齢者見守りシステム [3]，コンシェルジュ機能などの生活を支援するサービスへの応用ができるのではないかと考えられている．これらのサービスでは多種多様な人間の生活行動を高精度，かつ高速に認識することが重要である．例えば，コンシェルジュ機能において，お風呂上がりに空調の温度を下げるという機能を実現するためには，入浴が終了したということを正確に，素早く認識しなければならない．そのため，これまでに多くのセンシング手法や機械学習

を用いた生活行動の手法が研究されている．

屋内での生活行動を認識する研究は多くある [4][5][6][7]．それらの行動認識に関する既存研究には，(1) カメラ等の機器によるプライバシーの侵害，(2) 認識できる行動の種類が少ない，(3) 認識の精度がよくない，(4) 導入及び維持コストが高い，(5) 認識までに時間がかかるという5つの課題がある．

上田らは，プライバシー侵害の少ない位置情報と消費電力情報を用いて，10種類の行動を90%以上の精度で認識しており，課題(1)～(4)については達成されている [9]．しかし，行動認識までに5分間のデータを必要とし，課題(5)については達成できていない．課題(5)を達成している研究として，携帯電話の加速度を用いた携帯電話に搭載されている加速度センサとマイクのみを用いて10秒で認識する研究がある [5]．しかし，この研究ではマイクを使うためプライバシーを侵害しており，課題(1)が達成されていない．また，この研究では推定できる行動が限られており，課題(2)についても達成できていない．このように，課題(1)～(5)のすべてを達成している研究はない．よって，本研究では課題(1)～(4)を達成したまま，課題(5)を解決するために，

¹ 奈良先端科学技術大学院大学
Nara Institute of Science and Technology
8916-5 Takayama, Ikoma, Nara 630-0192, Japan
^{a)} nakagawa.eri.nz6@is.naist.jp

サンプリング周期の短い新たな消費電力センサを導入する。また、認識までの時間が短くなることによって認識の精度が低くなることを抑えるために、現時点に対する過去の情報を用いて、提案する2種類の手法により新たな特徴量を導入する。

提案システムの有用性を評価するため、奈良先端科学技術大学院大学内に設置したスマートホーム設備(1LDK)で、4人の被験者に3日間ずつ生活してもらい、日常生活で考えられる15種類の行動(料理、食事、読書、テレビ視聴、食器洗い、入浴、掃除、PC使用、外出、睡眠、洗面、洗濯、ゲーム、スマートフォン使用、風呂掃除)に対してセンサデータを記録した。本稿では、今後の評価に向け、取得したセンサデータの詳細について報告する。

2. 関連研究

勝手ら[4]は、物体と動きの特徴量を用いて行動認識を行っている。人物の動きだけでなく、行動に用いられる物体に注目し、その物体の特徴量を加えることで行動の認識精度を向上することを目的としている。この研究では5種類の行動(掃除機をかける、パソコンを使用する、お茶を飲む、読書、食器洗い)を認識できるかという実験を行っており、提案手法を用いることで、人物の動きの特徴量のみを用いた場合と比較し、認識精度が向上するという結果が出ている。しかし、この研究ではカメラによる動画像を使用しており、使用者のプライバシーを侵害してしまう恐れがあるという課題がある。また、認識できる行動の種類が少ない。

大内ら[5]は、携帯電話に搭載されている加速度センサとマイクのみを用いて、10秒毎に行動を認識している。まず、加速度センサのみで「歩行」「作業」「安静」の3状態のどの状態に当てはまるかを推定し、「作業」の場合はマイクからの音の分析によりどの作業をしているかの推定を行う。この研究で推定できる作業は7種類(皿洗い、掃除機がけ、アイロンがけ、トイレ水洗/手洗い、歯磨き、電気シェーバーによる髭剃り、ドライヤーの使用)である。この研究では「歩行」「作業」「安静」の3状態をおおむね95%以上、7種類の作業を平均85.9%の精度で推定できることが確認されている。しかし、この研究ではマイクを使うことから、プライバシー侵害への配慮に欠ける。また、推定できる行動が限られているため、日常生活全ての行動を認識できているとは言えない。

Maekawaら[6]は、使用時に各家電が発する磁界に着目し、ウェアラブル磁気センサを用いて、テレビ鑑賞、シェービング、携帯電話の操作、歯磨き、掃除などの行動を認識する手法を提案している。しかし、この手法は電化製品の操作に関連した行動の認識に限られており、

認識精度も75%程度に留まっている。

Chenら[8]は、家庭内のあらゆる物に接触センサを付けることで94.44%という高い行動認識率を達成している。また、平均認識時間も2.5秒であると高速に行動を認識できている。しかし、この手法は導入及び維持コストが高くなるという課題がある。

Kasterenら[7]は、ドアセンサ、引出センサ、温度センサなど様々なセンサが埋め込まれたスマートホームにおいて、食事、外出、トイレ、シャワー、着替えなどの多種多様な日常生活行動を認識するシステムを構築しており、認識精度は49~98%となっている。この手法では、認識できる行動の種類は多いが、行動の種類によっては認識精度が低いという問題がある。また、データのセグメントの長さが60秒となっており、リアルタイムに行動が認識できているとは言い難い。

上記で述べたように、行動認識の既存研究には、(1)カメラ等の機器によるプライバシーの侵害、(2)認識できる行動の種類が少ない、(3)認識の精度がよくない、(4)導入及び維持コストが高い、(5)認識までに時間がかかるという5つの課題がある。

上田らの研究[9]では、課題(1)(4)を解決するために、今後の低価格化・普及が見込め、カメラ等に比べプライバシー露出への抵抗が少ないと考えられる屋内位置センサおよび家電に取り付けた消費電力センサのみを用いている行動認識を行っている。使用する屋内位置センサと消費電力センサのサンプリング周期は、それぞれ毎秒2回、1分間に2回である。また、課題(2)(3)を解決するために、多数の行動に対するセンサデータの記録と各行動に対する教師データの抽出、教師データに対する効果的な特徴量の選定、適切な行動学習モデルの構築を行っている。認識の対象となる行動は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(PC使用)、睡眠、外出)である。この10種類の行動で日常生活の約90%をカバーすることができるという成果が出ている。

Random Forestsを用いて行動学習モデルを構築し、消費電力センサ16台、誤差0.1m以下の位置センサを用いて平均91.3%の精度で各行動を認識することができるという成果が出ている。また、導入コストの削減を想定し、消費電力センサの数を半分以下の6台に減らし、位置センサの誤差を1.4mまで許容した場合でも、平均87.1%の精度で行動を認識できている。しかし、この研究では行動認識の時間窓が5分となっており、リアルタイム性が必要となる実際のサービスに適用することは難しいと考えられる。本研究は、この上田らの研究を基にしている。



図 1 Bluetooth ワットチェッカー

3. 課題

上田らの研究 [9] では、課題 (1) ~ (4) については達成できているが、認識の時間窓が 5 分となっており、課題 (5) は達成できていない。認識の時間窓が一番短いものでも 30 秒となっており、30 秒の時間窓の場合は行動の認識精度が平均 86.3 % と下がってしまっている。また、消費電力センサのサンプリング周期が 30 秒に 1 回であるため、それ以下の秒数で行動を認識することができない。リアルタイムに行動を認識するという研究 [5][8] もあるが、課題 (1) ~ (4) のどれかが達成できていないという問題がある。

行動認識に時間がかかると、高齢者見守りシステムやコンシェルジュ機能などのサービスに生かすことができない。例えば、ユーザが起床時に自動で部屋の照明をつけるという機能を考えたとき、ユーザの起床を認識することに時間がかかると、ユーザ自身が照明を操作する方が早いということになりかねない。課題 (5) を達成するために、本研究では、10 秒以内で行動を認識することを目標とした。上田らの手法を用いて、課題 (1) ~ (4) を満たしたまま 10 秒以内での行動認識という目標を達成するためには、(i) データの粒度が粗い、(ii) 時間窓を短くすると認識精度が低下するという 2 つの問題点がある。本研究では課題 (5) を達成するためにこの 2 つの問題点を解決する手法について考えるものとする。

4. 提案手法

本研究では、(i) を解決するために、サンプリング周期の短いセンサを新たに導入する。また、(ii) を解決するために、新たな特徴量を導入する。

4.1 センサの導入

従来の超音波屋内位置センサ、消費電力センサに加えて以下の 2 種類のセンサを新たに導入する。

4.1.1 Bluetooth ワットチェッカー

Bluetooth ワットチェッカー REX-BTWATTCH (図 1) は、家電 (100V 用) の消費電力をセンシングできる。サンプリング周期は毎秒 1 回である。データは 0 以上の実数 (小数点以下 3 桁) のワットで示される。

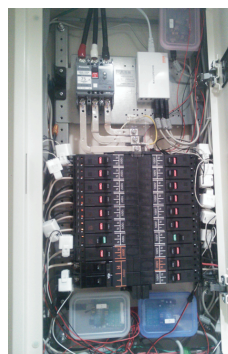


図 2 分電盤内部



図 3 Raspberry Pi

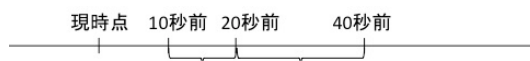


図 4 新たな特徴量：提案 1

開発元の (株) ラトックシステムの協力のもと、1 秒毎のセンサデータを Bluetooth 経由で取得し、CSV 形式で保存する PC 用プログラムを開発した。センサは 7 種類の家電 (電子レンジ、冷蔵庫、炊飯器、電気ポット、テレビ、エアコン (寝室)、扇風機) と、掃除機や PC など移動して使う家電のためのコンセントに 3 箇所設置した。

4.1.2 CT センサ

CT センサは、Arduino Uno, Wattmeter 2, 分割・クランプ型交流電流センサ / CTL-10-CL, ZigBee モジュールを用いて作成した。各分電盤の系統ごとの消費電力をセンシングしており、サンプリング周期は毎秒 1 回である (図 2)。データは 0 以上の実数であり、通信遅延や不具合等でデータがない場合は「-1」がデータとして記録されるようになっている。データは Arduino 経由で Raspberry Pi (図 3) に 1 秒毎に CSV 形式で保存している。実際に使用した電力系統は、リビング・ダイニングキッチン・寝室照明、玄関・廊下・浴室・トイレ・洗面照明、廊下・冷蔵庫コンセント、洗面・洗濯機コンセント、キッチンコンセント、リビング・ダイニングコンセント、寝室コンセント、浴室乾燥機、リビング・ダイニングクーラーコンセント、寝室クーラーコンセント、IH クッキングヒータ、電気温水器の 12 種類である。

4.2 特徴量の導入

認識までの時間窓が短くなると、得られる情報量が少なくなり、精度が悪くなるという問題を解決するため、過去の行動と現在の行動の関係に注目して、現時点の情報に加えて過去の情報を特徴量として用いることにより、精度の向上を目指す。過去の情報を用いて加える特徴量として、以下の 2 種類を提案する。

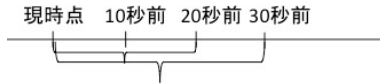


図5 新たな特徴量：提案2

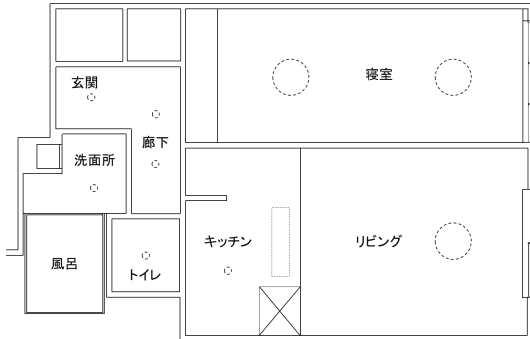


図6 スマートホーム見取り図

4.2.1 提案1

現時点から10～20秒前、20～40秒前の合計消費電力の平均値と位置の中央値を特徴量として加える(図4)。過去にどのような行動を行っていたかがわかるような特徴量を加えることで、現時点の行動がわかるということを期待している。例えば、現時点から20～40秒前の間にいた場所がキッチンであり、10～20秒前の間にいた場所がリビングであり、現時点でテーブルの付近にいるなら、現時点の行動は食事であるというように認識ができると考えられる。

4.2.2 提案2

現時点から20秒前まで、30秒前までの合計消費電力の平均値と位置の中央値を特徴量として加える(図5)。時間窓を長く取ったデータを用いることで、行動認識の精度がよくなることを期待している。

5. データ収集実験

提案手法の性能評価を比較するため、前述のスマートホーム設備において日常生活のデータを収集した。以下に実験の概要と収集したデータについて述べる。

5.1 実験概要

奈良先端大が所有するスマートホーム設備(図6)で、被験者4名(教員:20代男性1名, 大学院生:20代男性3名)にそれぞれ3日間生活してもらい、計12日間のデータセットを収集した。

被験者には右肩に超音波位置測位センサの送信機を1つ装着してもらい、最低でも1日3時間は活動し、10時間以上(睡眠時間含む)はスマートホームで生活してもらうように依頼した。短時間の外出については位置センサの送信機をつけたままにってもらい、入浴時や睡眠時は送信機をはずし、脱衣所や枕元に置くという対応を

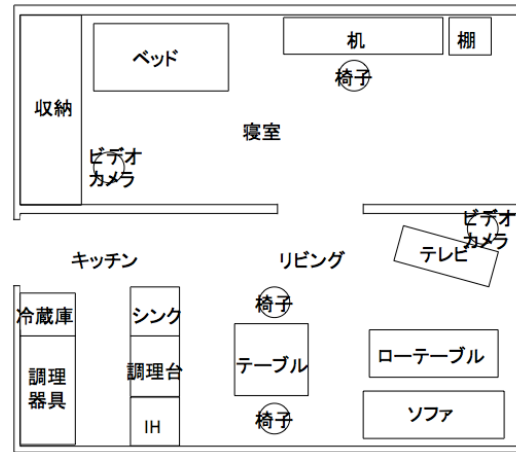


図7 家具・家電配置図

している。実験の期間中、被験者にはあらかじめ定義した15種類の行動(料理, 食事, 読書, テレビ視聴, 食器洗い, 入浴, 掃除, PC使用, 外出, 睡眠, 洗面, 洗濯, ゲーム, スマートフォン使用, 風呂掃除)をできるだけ1日1回以上、最低でも3日間で1回は行うように依頼した。それ以外は自由な行動を許可しており、日中は外出することとなった。各行動で使用される家電や家具の配置は図7の通りである。生活の様子は寝室とリビングに設置した2台のビデオカメラで記録し、それに加えて時刻が記録できるスマートフォンの音声保存アプリを使用して行動の開始、終了を音声データで保存するように依頼した。プライバシーに配慮し、ビデオカメラのデータと音声データは被験者各自で管理してもらった。毎日、被験者が長期外出中に各センサの時刻が同期されているかを確認し、ずれのないようにした。実験後、収集して得られたデータを一つにまとめ、そのデータを被験者に渡し、その時間に何の行動をしていたかを音声データとビデオカメラの動画データを元にラベル付けしてもらった。行動のラベル付けについては、あらかじめ対象とする各行動についてそれぞれ何を開始、終了とするかの定義を提示し、その定義に従うように依頼した。

5.2 収集データ

実験により、実際に人が生活した際の、1秒毎に行動のラベル付けがされた時系列のセンサデータを得ることができたことを確認している。したがって、問題点(i)に対しては、上記の新たなセンサを導入することにより、解決することができたと言える。しかし、データの粒度が細かくなったことにより、被験者の行動のラベルを付ける作業の負担が増すという新たな問題があることがわかった。また、行動と行動の間の移動など、上田らの研究では認識できなかった30秒以下の長さの行動を識別することができた。今後、新たに認識された行動に

については、抽出すべき行動とその必要のない行動を分類する。

問題点 (ii) に対しては、今後、提案手法で述べた過去の情報を加えることで解決する。上田らの研究では、現時点の情報に5分前の位置と電力の情報を加えることで精度が数%上がるという成果が出ている。本研究においても過去の位置と電力の情報を加えることにより、精度が上がることを期待される。

6. おわりに

本稿では、スマートホームにおいて取得したセンサデータを用いて機械学習により居住者の生活行動をリアルタイムに認識するシステムを提案した。提案システムでは、ユーザのプライバシーに配慮し、屋内位置センサと消費電力センサのみを使用した。リアルタイムに高精度に行動を認識するために、新たな特徴量を導入した。評価実験として、料理、食事、読書、テレビ視聴、食器洗い、入浴、掃除、PC使用、外出、睡眠、洗面、洗濯、ゲーム、スマートフォン使用、風呂掃除の15種類の行動を対象としてセンサデータを収集した。今後の予定としては、収集したデータに対して提案した手法を用いて精度の比較を行う。また、センサデータのラベル付けの困難さを緩和する方法について検討する。

今後の課題としては、複数人の生活行動を認識できるような手法を検討したい。加えて、コスト削減のため、センサの量を減らした際にどの程度の精度が維持できるかということを検討していきたい。

謝辞 本研究を進めるにあたっては、(株)ラトックシステム様が開発されたBluetooth ワットチェッカー REX-BTWATCH のサンプルプログラムを使用させていただきました。ご提供いただきました(株)ラトックシステム開発部の坂本様に深謝します。

参考文献

- [1] J. Scott, B. Brush, J. Krumm, B. Meyers: Pre-Heat: "Controlling Home Heating Using Occupancy Prediction," in Proc. of UbiComp 2011.
- [2] B. Sean, M. Aditya, I. David, S. Prashant: Smart-Cap: "Flattening Peak Electricity Demand in Smart Homes," in Proc. of Percom 2012, pp.67-75 (2012).
- [3] P. Rashidi, A. Mihailidis: "A Survey on Ambient Assisted Living Tools for Older Adults," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol.17, no.3, pp.579-590 (2013).
- [4] 勝手 美紗, 内海 ゆづ子, 黄瀬 浩一: 物体と動き特徴を用いた行動認識, 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解 111(430), 125-126,(2012).
- [5] 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, pp.1675-1686 (2012).
- [6] T. Maekawa, Y. Kishino, Y. Sakurai, and T.

Suyama: "Recognizing the Use of Portable Electrical Devices with Hand-Worn Magnetic Sensors," in Proc. of Pervasive 2011, pp.276-293(2011).

- [7] T. L. M. van Kasteren, B.J.A Krose: "activity monitoring system for elderly care using generative and discriminative models," Personal and Ubiquitous Computing, vol.14, no.6, pp.489-498(2010).
- [8] L. Chen, C.D. Nugent and H. Wang: A Knowledge-Driven Approach to Activity Recognition in Smart Homes, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, vol.24, no.6, pp.961-974 (2012).
- [9] K. Ueda, H. Suwa, Y. Arakawa, and K. Yasumoto: "Exploring Accuracy-Cost Tradeoff in In-Home Living Activity Recognition Based on Power Consumption and User Positions," in Proc. of IUCC 2015.