

冷蔵庫開閉音を用いた開閉扉の識別手法の提案と初期評価

光来出優大[†] 林 健太[†] 石田 繁巳[†] 荒川 豊[†] 福田 晃[†]

[†] 九州大学大学院システム情報科学研究所 〒819-0395 福岡市西区元岡 744 番地

あらまし 近年、センシング技術の発達により様々な場面でセンシングが可能となり、IoT 化した製品も次々に開発されユーザが容易に自らの行動に伴う情報を得ることが可能となっている。生活行動認識における従来のユーザにセンサを装着する手法やカメラを用いる手法ではユーザの心的負担が大きいことが問題である。また、専用のデバイスや製品を新たに導入することはコストが高いといった問題もある。本稿では、食習慣のセンシングを目的として、冷蔵庫の扉に設置したタブレット端末に内蔵されたマイクロフォンを用いた、開閉扉の識別手法を提案する。冷蔵庫扉の開閉音には、扉の大きさやパッキン、レールの有無等によって扉ごとの特徴が現れる。このため扉開閉時のデータを解析して、開閉した扉を識別する。タブレット端末に内蔵されたマイクロフォンより得られたデータから抽出した特徴量を用いて機械学習により識別を行う。被験者 4 人に対して開閉扉の識別を行った結果、平均 0.95 という精度での識別が可能であることを確認した。

キーワード 行動認識, 冷蔵庫, 扉, 音声分析

Proposal and Initial Evaluation of Refrigerator Door Identification Method Using Door Opening and Closing Sound

Yudai MITSUKUDE[†], Kenta HAYASHI[†], Shigemi ISHIDA[†], Yutaka ARAKAWA[†], and Akira FUKUDA[†]

[†] Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

Abstract In recent years, the development of sensing technology has enabled sensing in various situations. IoT products have been developed one after another, and users can easily obtain information associated with their actions. The conventional method of attaching sensors to users and the method of using a camera in the recognition of daily activities has a problem that the user's mental burden is large. There is also a problem that it is expensive to introduce a dedicated device or product. In this paper, for the purpose of sensing eating habits, we propose an open / close door identification method using a microphone on a tablet terminal installed on the refrigerator door. Depending on the size of the door, packing, and rail types, each door shows different sound characteristics when opening / closing the door. Therefore, the door opening / closing is identified by analyzing the data when the door is opened / closed. Discrimination is performed by machine learning using features extracted from the data obtained from the microphone on the tablet terminal. We conducted experiments with four subjects. The experiment result demonstrated that our identification method successfully identifies doors with an average accuracy of 0.95.

Key words Activity recognition, refrigerator, door, voice analysis

1. はじめに

近年、技術の発達に伴いコンピュータの小型化が進み、様々な場面でセンシング技術が活用されるようになってきている。また、センシング技術を搭載した家電などの製品も多く開発されており、これらの技術や製品を用いることで、ユーザは容易に自らの状況や行動に伴う情報を収集、把握することが可能となって

いる。特に人々が生活をする上で基盤となる家庭内でセンシング技術を活用することで、見守りサービスやヘルスケアの改善、日常行動への提案を行うなどユーザの生活をより豊かなものにすることが期待できる。

家庭内や屋内での行動認識に関する研究として、ユーザに装着した専用のセンシングデバイスから得られたセンサ情報を用いたもの [1] や、カメラによる映像や写真といった視覚情報を

用いたもの[2]がある。これらの研究ではユーザの歩行動作やコンピュータの使用、読書などの生活行動を認識している。

本研究で筆者らは、人々が生活する上で必要不可欠である食に関する生活行動に着目し、冷蔵庫のセンシングについて研究を進めている。冷蔵庫をセンシングすることで、各扉の使用頻度や開閉時間を計測し、食事の頻度や時間、外食と内食の頻度といった大まかな食習慣の傾向を把握することができる。そうすることでヘルスケアの改善や家庭内での行動認識の導入として利用できると考える。

食事や料理といった食に関する行動認識に関するこれまでの研究は、多くがユーザに装着した専用のセンシングデバイスから得られたセンサ情報を用いたもの[3]や、環境に設置したセンシングデバイスから得られた情報を用いたもの[4],[5]である。しかし、専用機器の装着を必要とするセンシング手法では、複雑なシステムが必要になったり、新たに装置を人数分導入する為に費用が高くなるといった問題も生じる。環境にセンシングデバイスを設置する手法は、カメラを設置することで得られた画像や映像といった視覚情報を用いるものと圧力センサやマイクロフォンなどを設置することで得られた非視覚情報を用いるものがある。これらの手法では一度環境にセンサを設置すれば複数のユーザに対してセンシングを行うことが可能であるが、映像や写真といった視覚情報を用いる手法ではユーザが常に監視されることからプライバシーの問題が発生する。

本稿では、ユーザのプライバシーに配慮しつつ、低コストで実現可能な行動識別を目的として、冷蔵庫の扉に設置したタブレット端末に内蔵されたマイクロフォンを用いた、開閉扉の識別手法を提案する。冷蔵庫扉の開閉音には、扉の大きさやパッキン、レールの有無等によって扉ごとの特徴が現れる。このため扉開閉時の音データを解析して、開閉した扉を識別する。タブレット端末に内蔵されたマイクロフォンより得られたデータから抽出した特徴量を用いて機械学習により扉識別を行う。本手法では、冷蔵庫の扉に設置したタブレット端末に内蔵されたマイクロフォンをセンシングに用いることで、カメラを使用しないためプライバシーに配慮することができ、ユーザの行動を制限することもない。また、冷蔵庫の扉表面にスマートフォンなどの端末を1つ取り付けるだけでセンシングが可能となることから、導入する際の費用や手間を軽減することができる。さらには、データを収集するためのアプリケーションを一度作れば、端末にインストールするだけで多くの端末に導入することができるという利点もあり、実用化に向けて優れていると言える。加えて、家庭で利用している冷蔵庫や種類の異なる冷蔵庫であっても、新たに学習することでシステムを適応することが可能である。

冷蔵庫に取り付けたスマートフォンで取得した音データを用いて、交差検証により提案する扉識別システムの識別精度を評価した。その結果、平均 F 値 0.95 という精度で扉識別が可能であることを確認した。

本稿の構成は以下の通りである。2. では関連研究について示す。3. では本稿で提案する冷蔵庫扉の開閉動作に基づく音データを用いた開閉扉識別システムの概要を示し、4. で交差検証と

モデル検証による評価を行う。最後に 5. でまとめとして全体を総括する。

2. 関連研究

家庭内や屋内での生活行動認識の研究はこれまで様々な手法が用いられている。ユーザの行動を認識する研究は、ユーザにセンサやウェアラブルデバイスを装着することで得られた情報を用いるものと、環境にカメラや圧力センサ、マイクロフォンを設置することで得られた情報を用いるものに大別できる。食事や料理といった食に関する行動認識でも同様の手法が多く用いられており、それらの研究では高齢者の食事状況の見守りや、ユーザのヘルスケアの改善を目的としている。本節では、それぞれの手法を用いた生活行動全般に関する行動認識の従来研究と本研究と関連する食に関する行動認識の従来研究について述べる。

2.1 センサ装着型行動認識

ユーザにセンサを装着して行動認識を行う研究では、加速度センサやマイクロフォン、気圧センサやスマートフォンに内蔵されたセンサが多く用いられている。文献[6]ではユーザの手首と指に2次元加速度センサや生体センサが内蔵された腕時計型のデバイスを装着することで、歩行動作や走行動作、コンピュータを用いた作業動作や書類の記入動作などといった大まかな行動を識別している。また、文献[7]ではユーザの腰付近に3軸加速度センサを取り付けることで、直立状態、歩行動作、歩行動作、階段の上り動作、階段の下り動作、腹筋運動、掃除機をかける動作、歯磨きをする動作の8種類の生活行動を識別している。

生活行動の中で一次行動や二次行動にあたる食事や料理といった食に関する行動認識の研究でもユーザにセンサを装着する手法が用いられている。食事状況を把握することでライフスタイルの管理やヘルスケアの改善を目的とした研究[3]では、ユーザの内耳に小型のマイクロフォンを装着し食事の際の咀嚼音を解析することで、ユーザが食べているチップス、リンゴ、パスタ、レタスといった4種類の食物を識別している。さらに関連する研究[8]では、ユーザの耳に装着したマイクロフォンに加えて、首元に装着した筋電計とマイクロフォン、腕の4箇所に装着した慣性計を用いることで、4種類の食事行動と2種類の食品グループを推定している。

しかし、ユーザにセンサを装着するこれらの手法では複数のセンサをユーザに装着する手間がかかることや、ユーザの行動を妨げる恐れがあり身体的負担が大きいといった問題がある。また、多数のセンサを使用するため導入・維持にかかるコストが高いといった問題もある。

2.2 センサ設置型行動認識

環境にセンサを設置することでユーザの行動認識を行う研究は、カメラなどで得られた視覚情報を用いるものと、圧力センサやマイクロフォンから得られた非視覚情報を用いたものがある。

高齢者の見守りサービスのための転倒検知を目的とした研究[9]では、環境にRGB深度カメラを設置することで行動認

識を行っている。この研究では転倒に加え、着座状態、歩行状態、しゃがみこんだ状態、かがんだ状態、段差に上がっている状態、ソファに横たわる状態、床に横たわる状態の8つの状態を識別している。食事の状況をカメラを用いて認識する研究[4]ではテーブル上部に設置したカメラを用いて、追加料理の推薦を行っている。この研究では、画像を用いて食事行動と料理、および料理残量を認識し、その履歴も利用しつつ追加料理の推薦を行っている。

これら手法はカメラを一台設置するだけでユーザの行動を認識することができるが、特殊かつ高価なカメラが必要になることや、ユーザのプライバシーを侵害する恐れがある。

一方で画像や映像といった視覚情報を用いずに環境にセンサを設置して行動認識を行う研究も多く、文献[10]では家庭内に超音波を用いた屋内位置センサと消費電力センサを設置することで、食事、入浴、睡眠、料理、食器手洗い、掃除、テレビ視聴、読書、デスクワーク、外出の10種類の生活行動を識別している。さらにこの研究では、導入コストの抑制を目的として意図的に使用するセンサの数を削減した状況下でも高い精度で行動を識別できたと報告している。

筆者らが本稿で提案する冷蔵庫を用いたセンシングに関連する研究として、文献[5]では冷蔵庫のドアハンドル部分に圧力センサを設置することで、冷蔵庫扉を開閉する人物の識別を行っている。また文献[11]では冷蔵庫内のトレイ下部に設置した重力センサを用いて、冷蔵庫内の食品や飲料の種類、および残量を識別している。

このように画像や映像といった視覚情報を用いず、環境にセンサを設置することでセンシングを行うことで、ユーザの身体的負担やプライバシーの問題を軽減しつつ行動認識を行うことができる。しかし圧力センサや屋内位置センサなどの専用のセンサが必要となり、さらに複数の行動を把握しようとする必要必要なセンサの数が増えるため導入・維持コストが高くなってしまふ。

そこで本研究では、カメラや専用のセンサを用いず単一のセンシングデバイスで行動認識を行うアプローチとして、一般的に普及しているスマートフォンやタブレット端末に内蔵されたマイクロフォンをセンサとして用いた冷蔵庫の開閉扉識別システムを提案する。

3. 冷蔵庫開閉扉識別システム

3.1 想定シナリオ

本研究では、構成が大きく変わらない少人数が活動する家庭内などでの開閉扉の識別を想定する。初期段階ではデータ収集時にタブレット端末上にラベルづけを行うためのボタンを表示し、ユーザが操作を行うことで扉と個人を識別するラベルを付ける。その後、収集したデータと正解ラベルを用いて開閉扉の識別システムを教師あり学習する。実運用段階では、実空間で取得したデータを用いて学習済みの識別システムにより初期段階で学習したラベル、すなわち冷蔵庫扉を推定する。

3.2 システム概要

図1に冷蔵庫扉の開閉動作を用いた開閉扉の識別システムの

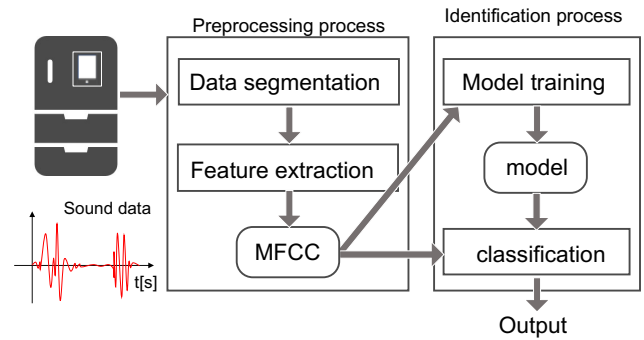


図1 システムの概要

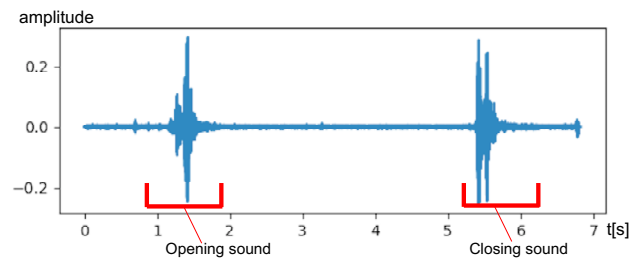


図2 冷蔵庫扉開閉音の例(2番の扉)

概要を示す。マイクロフォンが内蔵されたタブレット端末が冷蔵庫の扉表面に取り付けられている。冷蔵庫の開閉動作を用いた開閉扉の識別システムは学習プロセスと識別プロセスから構成される。学習プロセスでは、はじめにマイクロフォンが内蔵されたタブレット端末を冷蔵庫の扉表面に貼り付け、音データを収集する。次に、収集したデータに前処理を行い、特徴量を抽出する。最後に抽出した特徴量と、データ収集の際に入力した正解ラベルを入力として使用し学習を行う。

識別プロセスでは、学習プロセスと同様に収集したデータに対して前処理を行い特徴量を抽出する。その後、抽出した特徴量を入力として用いて、学習済みのモデルによって開閉扉の推定が行われる。

3.3 特徴量抽出手法

本節では、機械学習に入力として用いる特徴量を収集した音データから抽出する手法について示す。まず初めに前処理としてデータの切り出しを行う。次に切り出した音データから特徴量を抽出する。

3.3.1 データ前処理

図2に冷蔵庫開閉音の一例を示す。冷蔵庫扉の開閉動作一連の音データには、扉を開閉する際に生じる音が含まれる部分と、ノイズなどのみで開閉音が含まれない部分がある。特徴量を抽出する際に開閉音が含まれない部分のデータを用いると、抽出した特徴量にばらつきが生じ開閉扉の識別に影響する可能性がある。そのため、収集した音データに対して閾値を決め、閾値以上の音が含まれる部分を切り出す。そうすることで開閉動作一連の音データから、扉を開く際に生じる音(開音)と扉を締める際に生じる音(閉音)のみが含まれる音データを切り出す。閾値は、予備実験を行い収集した開閉音の大きさの最大値

表 1 特 徴 量

特徴量	個数 (個)
MFCC 平均値 (12 次元)	12
MFCC 最大値 (12 次元)	12
MFCC 最小値 (12 次元)	12
MFCC 標準偏差 (12 次元)	12

の 5%になるように設定した。

3.3.2 特徴量抽出

表 1 に、音データから抽出する特徴量を示す。前処理によって得られた音データを用いて、4 種類 48 個の特徴量を抽出する。

特徴量には音声認識で多く利用されているメル周波数ケプストラム係数 (MFCC) を用いる。MFCC を用いることで人間の聴覚の特性を反映した特徴量を抽出することができる。人間が冷蔵庫扉の開閉音を聞いた際にどの扉を開閉したか大方区別することが可能であるため、研究の初期段階としてまずは MFCC を特徴量として用いた。

初めに、前処理を行った音データに窓関数をかけウィンドウごとに区切ったのち、それぞれに FFT をして振幅スペクトルを算出する。次に振幅スペクトルにメルフィルタバンクをかけてデータを圧縮する。そして圧縮したスペクトルを離散コサイン変換してケプストラム領域に移す。求めたケプストラムの低次元成分 12 次元分を取り MFCC を抽出する。この時ウィンドウごとに 12 次元分の MFCC が得られる。算出した全ウィンドウの MFCC を用いて次元ごとの平均、最大、最小、標準偏差を計算し特徴量とする。

3.4 識別手法

本稿で提案する冷蔵庫の開閉扉識別システムでは、抽出された特徴量を用いてマルチクラス分類問題として開閉された扉を識別する。開閉扉の識別では、接続部のゴム部品の有無やレールの有無などの影響が開閉音に現れるため音データのみを用いて識別を行う。機械学習アルゴリズムは、3.3 節で説明した MFCC から得た特徴量を入力とした Random Forest を用いる。Random Forest のパラメータは $n_estimators = 100$ とした。

4. 評 価

冷蔵庫扉の開閉動作を用いた開閉扉識別システムの実現可能性を検証するため、九州大学伊都キャンパス内の冷蔵庫を用いて初期的評価実験を行った。

4.1 評価環境

図 3 に冷蔵庫の前面サイズおよび冷蔵庫へのタブレット端末の取付け状態を示す。冷蔵庫は一般的な家庭などで広く使用されているもので、パナソニック製 NR-FV45S1、前面サイズは 685 mm × 1828 mm であり 6 個の扉が付属している。6 個の扉には図に示すように 1 から 6 までの番号を付した。タブレット端末は冷蔵庫の 2 番の扉表面にマグネット付きのホルダーを用いて固定した。

図 4 に音データの収集用に作成した iOS アプリの画面を示す。開閉時にタッチパネルを操作することで開閉扉の番号と人物のラベル付けを行うことができる。音データのサンプリング

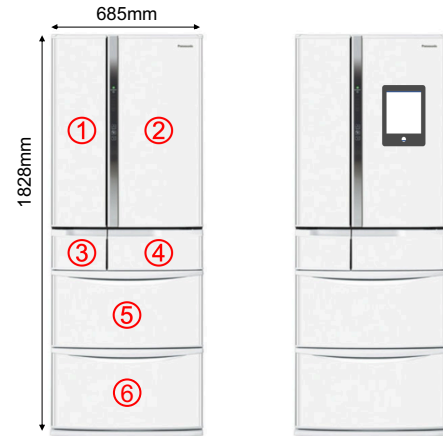


図 3 冷蔵庫および冷蔵庫へのタブレット取付け状態



図 4 データ収集用アプリ画面

表 2 データ処理計算機の諸元

モデル	MacBook Air 13-inch, 2015
OS	macOS Mojave 10.14.6
プロセッサ	1.6 GHz Intel Core i5
メモリ	8 GB

周波数は 44.1 kHz で取得した。データ収集時にはユーザに冷蔵庫開閉時にタブレット型端末上で開閉する扉と人物を選択しラベルを付与してもらいつつ、開閉動作に伴う音データを収集した。

タブレット端末に内蔵されたマイクロフォンで収集した音データは、タブレット端末から DropBox に転送されデータ処理計算機に記録される。タブレット端末は iPad、データ処理計算機は MacBookAir である。表 2 にデータ処理計算機の諸元を示す。音データ収集用アプリケーションは Swift5.0 および AVFoundation ライブラリを用いて実装した。開閉扉識別プログラムは Python 3.6.5 及び scikit-learn 0.20.1 [12] の RandomForest ライブラリを用いて実装した。

3.4 節に示した識別手法に対して、九州大学伊都キャンパス内の教室に設置された冷蔵庫を用いて初期的評価実験を行った。評価に用いたデータは 22~24 歳の男性被験者 A, B, C, D の 4 名分のデータであり、それぞれに冷蔵庫の 1~6 番の扉を 15 回

ずつ開閉してもらった。

開閉扉の識別手法の評価では以下の2種類のデータセットを用いた。

- 扉開閉音データセット（開音＋閉音）：
扉を開く動作音と閉じる動作音の両方を含むデータセットである。
- 扉閉音データセット（閉音）：
扉を閉める動作音のみを含むデータセットである。

扉閉音データセットは扉開け動作音をトリガとしてシステムを起動させる場合を想定したものである。

2種類のデータセットを用いて以下の2種類の検証方法を用いて開閉扉の識別精度を評価した。検証方法は以下の2通りである。

- Leave One Person Out 交差検証（LOPO 交差検証）：
被験者1人のデータをテスト用データとし、残りの3人のデータで学習モデルを作成して評価した。
- モデル検証：
被験者1人のデータで学習モデルを作成し、残りの3人分のデータをテスト用データとして評価した。

評価ではそれぞれ混同行列より真陽性、偽陽性、および偽陰性の数を元に適合率（Precision）、再現率（Recall）、F 値（F1 score）を算出した。

4.2 扉開閉データセットを用いた評価

表3に扉開閉音データセットを用いた場合のLOPO 交差検証評価結果を示す。表中のPrec., Rec., F1はそれぞれ適合率（Precision）、再現率（Recall）、F 値（F1 score）である。表4に扉閉音データセットを用いた場合のモデル検証評価結果を示す。表3は、被験者A,B,C,Dそれぞれのデータをテスト用データとして取り出して評価した各扉ごとの適合率、再現率、F 値、およびそれぞれのマクロ平均を示している。また、表4は、被験者A,B,C,Dそれぞれのデータを訓練用データとして用いて学習モデルを作成し、残りの3人分のデータで評価した各扉ごとの適合率、再現率、F 値、およびそれぞれのマクロ平均を示している。

評価結果より、LOPO 交差検証を用いた場合平均で適合率0.96、再現率0.95、F 値0.95、モデル検証を用いた場合平均で適合率0.92、再現率0.90、F 値0.89と高い精度で識別可能であったことが分かる。また、ほとんどのテストデータに対して適合率、再現率、F 値共に高く、正確に識別できており、被験者A,B,C,Dいずれのデータを用いて評価・モデル作成をした場合でも高い精度で識別できていることから汎用性が高いと言える。一方で、各扉ごとに識別精度を見ると4番と5番の扉が他の扉と比べて低いことがわかる。これは4番の扉と5番の扉それぞれのマイクまでの距離が近いこと、ルールがありパッキンがないといった扉の構成が似ていることが原因として考えられる。

被験者1人のデータを学習用として用いた場合でも高い精度で識別が可能であることから、実運用の段階で家族の1人が初期設定としてデータを登録し、家族全員分のデータを識別できると考えられる。

4.3 扉閉音データセットを用いた評価

表5に扉閉音データセットを用いた場合のLOPO 交差検証評価結果を示し、表6に扉閉音データセットを用いた場合のモデル検証評価結果を示す。表5、表6は開閉動作全体の音データを用いて評価した場合と同様に、それぞれの評価方法で各扉ごとの適合率、再現率、F 値、およびそれぞれのマクロ平均を示している。

評価結果より、LOPO 交差検証を用いた場合平均で適合率0.90、再現率0.89、F 値0.89と高い精度で識別可能であったことが分かる。一方でモデル検証を用いた場合では平均で適合率0.79、再現率0.75、F 値0.75と少し精度が低くなっている。

モデル検証での評価において被験者ごとに識別精度を見ると、被験者Dのデータで4番、5番、6番の扉の識別精度が著しく低いデータがあることが分かる。これは被験者Dの開閉動作が他の被験者の開閉動作と比べて著しく異なり、速度などの影響を受けやすいルールがある4番、5番、6番の扉で識別が困難になったと考えられる。

5. おわりに

本稿では、冷蔵庫扉開閉動作時の音データを用いた開閉扉識別手法を提案した。一つのタブレット型端末を冷蔵庫の一箇所に設置するだけで、複数ある扉のうちどの扉が開閉されたか識別することが可能である。本手法では冷蔵庫扉の動きに基づく音データの特徴に着目して扉の開閉動作音が含まれるデータを切り出し、切り出した音データから抽出した特徴量を用いて機械学習により開閉扉を識別する。提案する開閉扉識別システムの実現可能性を検証するため、実際に取得した音データを用いてLOPO 交差検証とモデル検証により識別精度を評価した。その結果、LOPO 交差検証による評価では平均適合率0.96、平均再現率0.95、平均F 値0.95という精度で開閉扉の識別が可能であり、モデル検証による評価では平均適合率0.92、平均再現率0.90、平均F 値0.89という精度で開閉扉の識別が可能であることを確認した。今後の課題として、構成の似ている扉の識別率の向上や扉閉め動作のみを用いた識別率の向上が挙げられる。課題の解決のため、提案手法で用いた特徴量とは相関の異なる、新たな特徴量や加速度などを用いた特徴量を機械学習に用いることなどを検討する予定である。

謝辞 本研究の一部はJST さきがけJPMJPR1651, JSPS 科研費JP15H05708, 及び東北大学電気通信研究所共同プロジェクト研究の助成で行われた。

文 献

- [1] L. Bao and S.S. Intille, "Activity recognition from user-annotated acceleration data," International Conference on Pervasive Computing, pp.1-17, 2004.
- [2] 勝手美紗, 内海ゆづり, 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, vol.111, no.430, pp.125-126, 2012.
- [3] O. Amft, M. Stäger, P. Lukowicz, and G. Tröster, "Analysis of chewing sounds for dietary monitoring," International Conference on Ubiquitous ComputingSpringer, pp.56-72 2005.
- [4] 高麗友理子, 大塚雄一郎, 井上智雄他, "食事状況認識によるテーブル型リアルタイム料理推薦システム," 研究報告マルチメディア

表 3 扉開閉音データセットを用いた評価結果 (LOPO 交差検証)

	A			B			C			D		
	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1
1	1.00	1.00	1.00	1.00	0.93	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
2	1.00	0.93	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
3	1.00	0.93	0.97	1.00	1.00	1.00	1.00	0.93	0.97	1.00	1.00	1.00
4	0.94	1.00	0.97	0.94	1.00	0.97	1.00	0.87	0.93	0.58	1.00	0.73
5	1.00	1.00	1.00	1.00	0.87	0.93	0.83	1.00	0.91	1.00	0.27	0.42
6	0.94	1.00	0.97	0.88	1.00	0.94	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
macro avg	0.98	0.98	0.98	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.97	0.93	0.88	0.86

表 4 扉開閉音データセットを用いた評価結果 (モデル検証)

	A			B			C			D		
	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1
1	1.00	0.98	0.99	1.00	1.00	1.00	1.00	0.96	0.98	1.00	0.96	0.98
2	1.00	1.00	1.00	1.00	0.98	0.99	1.00	0.93	0.97	1.00	0.98	0.99
3	0.95	0.82	0.88	0.88	1.00	0.94	1.00	0.98	0.99	1.00	0.84	0.92
4	0.75	0.91	0.82	0.91	0.93	0.92	0.75	1.00	0.86	0.90	0.20	0.33
5	0.75	0.67	0.72	0.93	0.89	0.91	0.97	0.67	0.79	0.49	0.98	0.66
6	0.96	1.00	0.98	0.98	0.89	0.93	0.88	0.98	0.93	0.93	0.96	0.95
macro avg	0.90	0.90	0.90	0.95	0.95	0.95	0.93	0.92	0.92	0.89	0.82	0.80

表 5 扉閉音データセットを用いた評価 (LOPO 交差検証)

	A			B			C			D		
	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1
1	1.00	0.93	0.97	0.94	1.00	0.97	1.00	0.93	0.97	1.00	1.00	1.00
2	1.00	0.87	0.93	1.00	1.00	1.00	0.70	0.93	0.80	1.00	1.00	1.00
3	0.78	0.93	0.85	0.94	1.00	0.97	0.83	1.00	0.91	0.94	1.00	0.97
4	0.83	1.00	0.91	0.81	0.87	0.84	1.00	0.93	0.97	0.78	0.93	0.85
5	0.74	0.93	0.82	0.73	0.73	0.73	0.75	0.60	0.67	1.00	0.73	0.85
6	1.00	0.53	0.70	0.92	0.73	0.81	0.92	0.73	0.81	1.00	1.00	1.00
macro avg	0.89	0.87	0.86	0.89	0.89	0.89	0.87	0.86	0.85	0.95	0.94	0.94

表 6 扉閉音データセットを用いた評価 (モデル検証)

	A			B			C			D		
	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1	Prec.	Rec.	F1
1	0.98	0.98	0.98	1.00	0.96	0.98	0.90	0.96	0.97	0.98	0.96	0.97
2	0.76	1.00	0.87	0.77	0.96	0.85	1.00	0.82	0.90	0.69	0.96	0.80
3	0.84	0.82	0.83	0.80	0.91	0.85	0.96	0.53	0.69	0.84	0.93	0.88
4	0.67	0.80	0.73	0.80	0.91	0.85	0.48	0.98	0.64	0.70	0.16	0.25
5	0.53	0.51	0.52	0.58	0.58	0.58	0.75	0.53	0.62	0.28	0.47	0.35
6	0.96	0.53	0.69	1.00	0.53	0.70	0.97	0.78	0.86	0.73	0.49	0.59
macro avg	0.79	0.77	0.77	0.83	0.81	0.80	0.84	0.77	0.77	0.70	0.66	0.64

- ア通信と分散処理 (DPS), vol.2010, no.18, pp.1–8, 2010.
- [5] 石田茜, 村尾和哉, 寺田努, 塚本昌彦, “圧力センサを用いた冷蔵庫開閉動作特徴に基づく個人識別手法の提案; 情報処理学会インタラクシオン 2015 論文集,” C65, pp.978–979, 2015.
- [6] 佐藤誠, 森田千絵, 土井美和子他, “生体データと加速度データを用いた行動認識,” 第 65 回全国大会講演論文集, vol.2003, no.1, pp.105–106, 2003.
- [7] N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore, and M.L. Littman, “Activity recognition from accelerometer data,” AAAI, vol.5, pp.1541–1546, 2005.
- [8] O. Amft and G. Tröster, “Recognition of dietary activity events using on-body sensors,” Artificial intelligence in medicine, vol.42, no.2, pp.121–136, 2008.
- [9] A. Dubois and F. Charpillet, “Human activities recognition

- with RGB-depth camera using HMM,” 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp.4666–4669 2013.
- [10] 上田健揮, 玉井森彦, 荒川豊, 諏訪博彦, 安本慶一他, “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.
- [11] 山下徹, 玉井森彦, 安本慶一他, “重量センサを用いた冷蔵庫内のモノ管理システム,” 研究報告コンシューマ・デバイス & システム (CDS), vol.2014, no.3, pp.1–7, 2014.
- [12] scikit learn, “scikit-learn Machine Learning in Python”. <http://scikit-learn.org/stable/index.html>.