

# 輝度分布センサを用いた高齢者のIADLにおける丁寧さ判定 Measurement of Preciseness in Elderly IADL from Brightness Distribution Sensor

島吉 翔太<sup>†</sup>      岡村 瞬<sup>†</sup>      梶原 祐輔<sup>‡</sup>      島川 博光<sup>‡</sup>  
Shota Shimayoshi      Shun Okamura      Yusuke Kajiwara      Hiromitsu Shimakawa

## 1. はじめに

近年、日本では少子高齢化が急速に進行しており、2025年には介護職員の数が不足することが予測されている。そのため、今後は高齢者が自立して生活できるよう、支援および対策する必要がある[1]。特に、自立して生活できない要介護状態になることは防ぐ必要がある。この要介護状態に陥ることを防ぐためには、その前兆を検知し早急に対応することが重要である。要介護状態に陥る前兆として、独居高齢者に独力で日常生活を営もうとする意欲が低下することが挙げられる。本論文では、この意欲のことを生活意欲と呼ぶことにする。生活意欲の低下は日常生活の乱れに現れる。日常生活が乱れ始めると、独居高齢者は身体的かつ精神的に衰えていると考えられる。怠惰な生活様式が高齢者の自立度や健康状態に悪影響を与えることも検証されている[2]。そのため、日常生活の乱れを検出すれば生活意欲の低下を早期に発見できる。したがって、日常生活の乱れを発見できれば、独居高齢者の生活意欲を再び向上させるための対策を講じることができる。IADL (Instrumental Activities of Daily Living) 基準には生活行動の実施度合いや丁寧さが規定されている[3]。IADLとは、最低限の生活を営む上では必要ないが、その実施が生活の質を向上させる行動であり、炊事や洗濯などの行動を指す。つまり、IADLを基準とした生活行動を規則的に実施する高齢者は生活意欲が高いと判断できる。そのため、日常実施しているIADLを丁寧に実施しなくなったとき、普段の生活行動の実施度合いが低下したと考えられ、生活意欲の低下を発見できる。このように独居高齢者の生活行動を自動に見守り、日常生活の乱れを早期に発見することが、日常生活の改善を促し要介護状態に陥ることを未然に防ぐことにつながる。

既存手法として、IADLを認識し、それぞれのIADLにおける回数や実施時期の変化をみることで、健康状態の異常などの事態の悪化を検知するものは多く存在する[4]、[5]。本論文ではIADLの回数や実施時期に加え、IADLの丁寧さ度合いを生活意欲の指標として用いることを提案する。生活行動を丁寧に実施しなくなれば、その行動に対する意欲が低下したと考えられ、将来的にその行動を実施しなくなると考えられる。IADLの丁寧さ度合いを既存手法に付加することで、生活意欲低下を更なる精度向上と早期発見への貢献が期待できる。

本論文では、IADLの中でも掃除に着目する。まず、数多くの生活行動の中から機械学習アルゴリズムを用いて掃除をしている時間帯を抽出する。そして掃除をしている時間帯に対して丁寧さ判定モデルを適用し、掃除の丁寧さを判定する。本論文はこの丁寧さを判定するモデルを提案する。本手法では、高齢者のプライバシーを考慮して輝度分布センサ[6]を用いる。輝度分布センサから

得られる輝度を用いて、機械学習によって生活行動を識別する。生活行動の実施度合いは、その頻度やかけた時間から算出できる。本研究では識別された各生活行動について、人の体幹の動かし方の違いから生活行動の丁寧さを判定するモデルを作成する。本手法によって、各生活行動の丁寧さを判定するモデルが得られるため、実施度合いだけでなく丁寧さから日常生活の乱れを早期発見できる。

以下、本論文では2章で関連研究について述べる。3章では輝度分布センサを用いて生活行動を識別する手法と、識別された掃除の丁寧さを判定する手法について述べ、4章で本手法の評価実験とその結果を述べる。5章では実験結果についての考察を述べ、6章で本論文のまとめを述べる。

## 2. 既存の行動認識手法

高齢者を自動で見守る方法として、住宅内にカメラを設置して日常生活動作を自動認識する手法がある[7]。しかし、カメラを用いたシステムは日常生活動作とは関係ない情報を多く取得する。そのため、プライバシーがそれほど考慮されておらず、高齢者がストレスをためる原因にもなる。それゆえ、高齢者の家庭にカメラを設置することは実現困難である。また、kinectを用いて生活行動を認識する手法[8]は、カメラと同様に取得する情報量が多いため、プライバシー保護の観点で問題がある。

プライバシーを考慮した家庭内での行動認識手法として、加速度センサを用いたもの[3]、赤外線センサを用いたもの[9]、レーザーレンジファインダを用いたもの[10]が挙げられる。加速度センサの手法は、生活行動を認識できるが、装着型のセンサであるため、人によっては抵抗を感じることや、装着忘れのため行動を取得できない問題がある。赤外線センサの手法は、発作などの大きな異常を検知できるが、取得できるデータが少ないため精度が低く、生活行動を認識し生活意欲を測定することは困難である。加えて、高精度な認識を実現するためには複数設置する必要がある、設置するための高いコストと広い場所が必要となる。レーザーレンジファインダの手法は、データ取得範囲が広い上に、姿勢を検知できるほどの高い性能を持つ。しかし、高価なセンサであるため複数の設置は困難であり、異なる部屋で複数の生活行動を認識することに適していない。

## 3. 輝度分布を用いた行動識別と丁寧さ判定

### 3.1 輝度分布センサ

本手法ではプライバシーを守るために輝度分布センサ[6]を用いる。図1にカメラと輝度分布センサの違いを示す。輝度分布センサは視野の水平方向の1次元情報として輝度値のみ取得する。輝度分布センサは人が存在する位置の輝度値が変化することを利用して、人の存在を認識する。本手法では2次元で人の位置を認識するために2個の輝度分布センサをそれぞれのデータ取得領域の

<sup>†</sup>立命館大学大学院情報理工学研究所

<sup>‡</sup>立命館大学情報理工学部

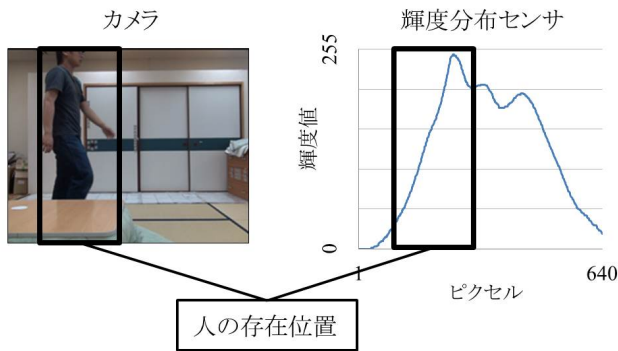


図1: カメラと輝度分布センサの比較

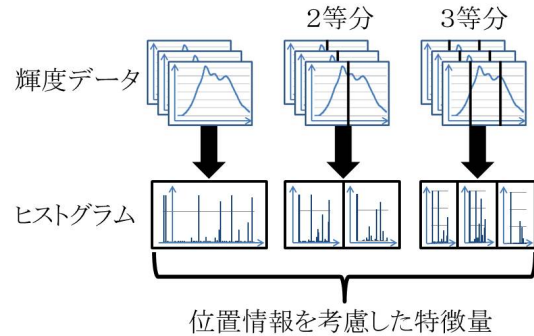


図2: 位置を考慮したヒストグラムの構築

中心線がほぼ直交するように設置する。輝度分布センサは、カメラと比較すると輝度のみを取得するので情報が少ない。人の行動を示す輝度データをみた他人は、何をしているかわからない。よってプライバシーを保護できる。輝度分布センサは市販のWebカメラのレンズをロードレンズに交換すれば作成できる。その場合輝度分布センサは、横幅が640pixels, 30fpsで輝度データを取得する。カメラと同様に広範囲のデータを取得するため、多くのセンサを必要としない。そして、安価で小型なセンサであるから省スペースに、かつ低コストで設置できる。

### 3.2 局所特徴による行動識別

本手法では、各生活行動の輝度データから固有の特徴を抽出するため Bag-of-Features 手法 [11] を用いる。Bag-of-Features 手法とは、局所特徴をクラスタリングし、各クラスタ内の点の数でヒストグラムを構築し、このヒストグラムを映像の特徴とする手法である。

本手法では、背景差分値、ピクセル差分値、フレーム差分値といった3つの局所特徴を用いる。3つの局所特徴は輝度データから取ることでできる主要な要素である。この3つの局所特徴から3次元空間を作る。フレーム番号を  $f$ 、ピクセル番号を  $p$  とおいたときの輝度値を  $b(f, p)$  とし、背景差分値を  $Bs(f, p)$ 、ピクセル差分値を  $Ps(f, p)$ 、フレーム差分値を  $Fs(f, p)$  とする。さらに、人の映り込んでいない背景をあらかじめフレーム番号を0とすると、3つの局所特徴はそれぞれ式1、式2、式3であらわせる。

$$Bs(f, p) = b(f, p) - b(0, p) \quad (1)$$

$$Ps(f, p) = Bs(f, p+1) - Bs(f, p-1) \quad (2)$$

$$Fs(f, p) = Bs(f+1, p) - Bs(f-1, p) \quad (3)$$

背景差分値とは、データ取得範囲内に人が存在するときの輝度値と背景をあらかじめ輝度値の差をとった値であるため、人の存在をあらかじめ特徴である。ピクセル差分値とは、前後のピクセル間で背景差分値の差をとった値であるため、人が存在する位置と存在しない位置の境目をあらかじめ特徴である。フレーム差分値とは、前後のフレーム間で背景差分値の差をとった値であるため、人の移動をあらかじめ特徴である。そして、この3つの局所特徴をそれぞれ軸とした3次元空間上にプロットされた特徴点を k-means++ を用いてクラスタリングする [11]。各クラスタに属する点の数をあらかじめヒストグラムを構築する。

しかし、Bag-of-Features 手法によって構築したヒストグラムは3次元空間上における特徴点の分布である。そのため、このヒストグラムには生活行動を識別するために必要な位置情報が備わっていない。例えば、掃除のような部屋全体を動き回る生活行動と食器洗いのような特定の位置で実施する生活行動を識別するとき、位置は識別するに当たって重要な情報である。そこで、画像を分割してヒストグラムを構築することで、位置情報を考慮する手法 [12] を輝度データに適用する。この分割手法を輝度データに適用したときの概要を図2に示す。1個の輝度分布センサにおいてデータ取得範囲全体をあらわす輝度データ、2等分した輝度データ、3等分した輝度データそれぞれから計6個のヒストグラムを構築する。このように輝度データを分割することで、掃除のような部屋全体を動き回る生活行動であれば、6個のヒストグラムすべてに人の存在があらわれる。本手法では、輝度分布センサを2個用いるため、ひとつのある生活行動から12個のヒストグラムが得られる。また、本手法では機械学習によって各生活行動に基づく特徴量を学習させて識別モデルを作成する。この識別モデルに実際の生活行動の特徴量を入力することで、どの生活行動を実施したのかを機械的に出力できる。

### 3.3 動線データによる丁寧さ判定

生活意欲のより小さな変化をみつけるために、生活行動の丁寧さに着目する。生活行動の丁寧さには、さまざまな生活行動において各々の指標がある。そこで本手法では、さまざまな生活行動において人にとってもっとも重要な部位である体幹に着目し、体幹の動かし方の違いから人ごとの生活行動の丁寧さを判定する。

まずはじめに、各センサにおいて輝度値から人の体幹における位置を推定する。センサ範囲内に人が存在すると輝度値は変化する。体幹とは人の胴体部分であるので、人の体幹における位置は輝度値の変化が最も大きいと考えられる。そのため、背景差分値  $Bs$  の絶対値が最大となる地点をみる。つまり、フレーム番号が  $f$ 、ピクセル番号が  $p$  であるとき、体幹の位置  $T$  は式4であらわされる。

$$T = \arg \max_{1 \leq p \leq 640} |Bs(f, p)| \quad (4)$$

次に全フレームで体幹の位置を取得し、時系列に並べることで動線データを作成する。動線データは体幹の位置がどのように遷移するのかをピクセル単位で表現した

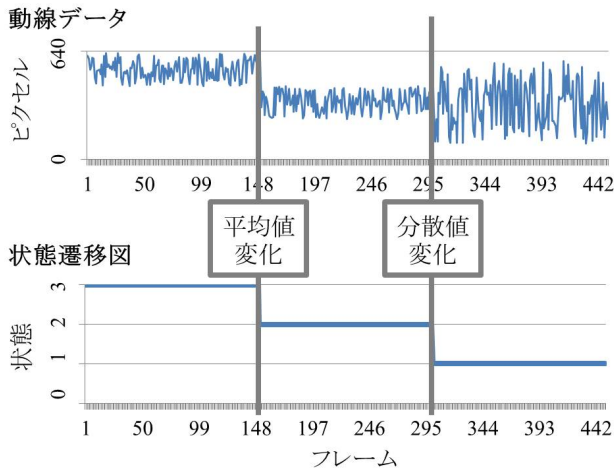


図3: 動線データを用いた状態遷移図

ものである。この動線データを用いて体幹の動きに着目し、生活行動が丁寧であるかどうかを判定する。

動線データを位置と移動を考慮したデータに変換するために、Hidden Markov Model[13]を用いる。Hidden Markov Modelを用いて、動線データから状態遷移図を作成する例を図3に示す。図で示す動線データのグラフは横軸を時系列、縦軸をピクセル番号として体幹の位置をプロットしたものである。そして、状態遷移図からこの動線データには大きく分けて3つの状態があるといえる。また、状態が遷移する条件として平均値変化と分散値変化が重要である。平均値変化は体幹の位置における変化をあらわし、分散値変化は体幹の動作幅における変化をあらわす。すなわち、状態遷移では体幹の位置における変化と体幹の動作幅における変化が重要であり、この状態遷移から生活行動の丁寧さを判定する。

状態遷移における状態同士の関連性を測るため、遷移確率を用いる。遷移確率は、ある状態から他の状態への遷移確率と同じ状態への遷移確率が存在する。本手法では、状態から状態への遷移確率のうち、同じ状態への遷移確率を自己遷移確率とする。異なる状態への遷移確率は体幹の位置や動作幅の変化に影響されるので、生活行動における移動順序や作業手順をあらわしていると考えられる。それゆえ異なる状態への遷移確率は、生活行動の順序によって容易に変動するので、人ごとの特徴になりえない。一方、自己遷移確率は、体幹の位置や動作幅の変化による影響が少ないので、どの地点でどのくらい作業しているのかをあらわしていると考えられる。それゆえ自己遷移確率は、人の生活行動の特徴をあらわしているため、人ごとの生活行動の特徴となる。そこで、自己遷移確率に着目して生活行動の丁寧さを判定する。状態遷移図はセンサ1、センサ2それぞれで作成する。

状態の自己遷移確率を説明変数、丁寧であるかどうかを目的変数として丁寧さ判定モデルを作成する。本手法では、目的変数が質的変数であるため Logistic regression [14]を用いる。また複数の説明変数から AIC (Akaike Information Criteria) [14]を最小にする組み合わせを選択しモデルを作成する。本手法に適用することで、高齢者の生活行動が丁寧であるかどうかを予測するモデルを作成できる。



図4: 実験環境

## 4. 実験

### 4.1 実験環境と方法

本実験では、輝度値のみで生活行動が識別可能かを検証後、体幹の動かし方の違いから丁寧さを判定可能かを検証した。図4に実際に用いた実験環境を示す。図のように実験環境は一般家庭のダイニングキッチンを用いた。実験環境の行動範囲は約3m四方である。センサの死角を減らすために部屋の隅を2箇所指定し、高さ80cmの地点にセンサを設置した。本実験の被験者は、60歳から70歳の男性8名と女性12名からなる計20名の高齢者である。

実験方法は、IADLの基準に従い、掃除、調理、食器洗いといった3つの生活行動を指定した。掃除は次の手順で実施した。行動範囲全体を帚で掃いた後にモップをかける。調理の手順は次のようなものである。卵を割った後好みに応じて調味料を加え、かき混ぜる。そのあと、フライパンで火を通してから皿に盛り付ける。食器洗いでは、シンクで食器を洗い続ける。1回の生活行動を3分以内としてそれぞれ3回ずつ実施した。疲労により行動の丁寧さに変化が現れないようにするため説明時間を含め、実験時間が1人あたり1時間以内になるように設定した。また、指定する生活行動の数、行動時間、行動回数は、被験者の負担を考慮し決定した。

### 4.2 評価方法

各行動から Bag-of-Features 手法によって特徴抽出するとき、指定するクラス数数は総当りの結果25が最適であると判断した。本実験における生活行動の識別率は、機械学習による識別結果から算出されるF値で評価した。F値は適合率と再現率の調和平均である。適合率は、システムが行動 $\alpha$ と分類した結果の内、実際に行動 $\alpha$ が含まれる割合であり結果の正確性指標である。再現率は、システムが分類すべき行動 $\alpha$ の内、実際に行動 $\alpha$ が含まれる割合であり結果の網羅性指標である。本研究では、適合率と再現率のバランスが重要である。例えば、システムに生活行動を示す輝度データを入力したとき、適合率が高ければ識別結果の精度が高いといえるが、その識別結果の中にどれだけシステムに入力された生活行動が含まれているのかわからない。そこで、F値を用いることで適合率と再現率の両方を評価する。そして汎化性能を評価するために、20名の被験者全員がテストデータとなるように20 fold cross validationで識別を繰り返す。機械学習に用いるアルゴリズムは、Random Forest [15], Naive Bayes classifier [16], linear Support Vector

表 1: 識別結果の F 値

	掃除	調理	食器洗い
Random Forest	0.975	0.912	0.927
Naive Bayes classifier	0.830	0.793	0.705
linear Support Vector Machines	0.942	0.897	0.874

Machines [17] の 3 つのアルゴリズムである。これらのアルゴリズムは目的変数が多数存在するときにおいても高い識別性能をもつアルゴリズムであるため、生活行動の識別に適している。

本実験では、丁寧さ指標を得るために生活行動として掃除に着目した。掃除は、多くの人が普段からしている IADL に基づく生活行動のひとつである。そのため掃除の丁寧さは、ほぼすべての人にとって丁寧さを判断することが可能であると考えられる。本実験では丁寧さ指標を得るために、実験風景をビデオで撮影しておき、そのビデオを用いてアンケート評価を実施した。アンケートでは 5 段階で、20 代の男性 12 名、女性 3 名からなる計 15 名に、ビデオに撮影された行動の丁寧さを評価してもらった。各高齢者に対する評価結果の平均をとった後に四捨五入して、4 以上となった高齢者は生活行動が丁寧であると判断し、2 以下となった高齢者は生活行動が丁寧でないとして判断した。同時に、丁寧さの評価基準を調査した。

Hidden Markov Model における状態数に関しては、少なすぎると同じ状態の期間が長くなるので被験者ごとの差がみられない。状態数が多すぎると同じ状態の期間が短くなり、各状態に散らばりすぎると、被験者ごとの差がみられない。そこで本実験では、総当たりすることで被験者ごとに差がみられた状態数 5 が最適であると判断した。また Hidden Markov Model は、Baum-Welch アルゴリズムによって状態に関するパラメータを推定し、そのあと Viterbi アルゴリズムで時系列の中での状態遷移を決定する [13]。本実験では、全被験者の動線データに対して Baum-Welch アルゴリズムを適用することで、各状態における位置情報を全被験者で統一した。そのあと、各被験者の動線データそれぞれに対して Viterbi アルゴリズムを適用することで、時系列の状態遷移データを出力する。

丁寧さ判定モデルに関しては、丁寧であるかどうかを目的変数、各状態の自己遷移確率を説明変数として Logistic regression にかける。このとき、複数の説明変数から AIC がもっとも小さくなる組み合わせを選択した。AIC がもっとも小さくなる説明変数の組み合わせが、丁寧さの判定に最も影響のあるものとなる。選択した説明変数を用いて作成したモデルの当てはまりの良さを評価するために Nagelkerke  $R^2$  [18] を用いた。Nagelkerke  $R^2$  は Logistic regression によって作成したモデルの当てはまりの度合いをあらわしている。Nagelkerke  $R^2$  は 0 から 1 の値をとり、値が 1 に近づくほどモデルの当てはまりが良いといえる。

#### 4.3 実験結果

3 つの教師あり学習を用いて識別した結果の F 値を表 1 に示す。表より、もっとも高い F 値を出した機械学習アルゴリズムは Random Forest である。Random Forest

表 2: 各評価基準の件数

	件数
手の動きにおける細かさ	10
力の入り方	8
行動範囲の広さ	7
移動の細かさ	7
行動範囲の重複度合い	4
時間の長さ	3
モップの洗い方	3
周期性の有無	1
姿勢の良さ	1
箒で掃いた後のちりとり	1
掃除している場所を見ているかどうか	1

表 3: 各状態の平均値と分散値

	センサ 1		センサ 2	
	平均	分散	平均	分散
状態 1	231	540	120	672
状態 2	303	406	174	140
状態 3	366	281	222	294
状態 4	444	792	337	1507
状態 5	551	1845	489	3777

を用いたとき、3 つの生活行動すべてにおいて 9 割を超える F 値で識別できることがわかった。

各被験者の行動実施における丁寧さのアンケート結果から、丁寧である被験者が 6 人、丁寧でない被験者が 3 人となった。また、丁寧さの評価基準をまとめると、表 2 に示す結果となった。アンケート結果から、手の動きや移動の細かさが多くの人で評価基準となり、動きが大きすぎると丁寧でなくなるといったものである。動きの大きさは地点ごとの滞在時間に影響することから、本手法で丁寧さを判定するために用いた自己遷移確率は指標として有意なものであることがわかる。センサ 1、センサ 2 に関して、各状態の位置における平均値と分散値を表 3 に示す。状態の自己遷移確率を説明変数として Logistic regression にかけた結果、センサ 2 における状態 4 の自己遷移確率のみを説明変数として与えたときに最適な AIC を出力した。結果として出力されたモデルは、被験者  $i$  に対して説明変数を  $s_i$  としたときの丁寧さ  $Pr_i$  を、式 5 によって算出する。

$$Pr_i = \frac{1}{1 + \exp(107.4 - 113.4s_i)} \quad (5)$$

また、Nagelkerke  $R^2$  は 0.599 となったため、モデルの当てはまりは悪くないと判断できる。よってセンサ 2 が状態 4 のときのセンサ 1 の状態に加えて、丁寧な場合

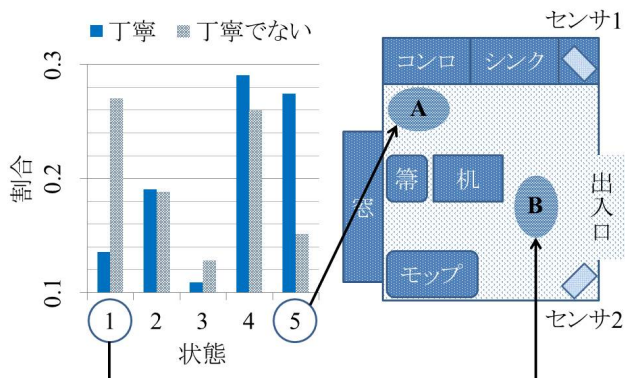


図5: 丁寧さによる位置関係の違い

と丁寧でない場合の位置関係の差を図5に示す。図では、横軸がセンサ1の状態番号をあらわしており、縦軸がセンサ2が状態4のときにセンサ1における状態番号の割合を丁寧さ別に平均値であらわす。丁寧である被験者と丁寧でない被験者の間で、状態1と状態5の割合に大きな差がみられた。表3の結果から考え、丁寧である被験者は図5に示すA地点で滞在する比率が高く、丁寧でない被験者は図5に示すB地点で滞在する比率が高くなったと判断できる。つまり、アンケートで掃除が丁寧であると感じた人は、A地点のような部屋の隅を重点的に掃除しているかどうかによって掃除の丁寧さを判断しているといえる。このように、特定の場所における滞在時間の長さから丁寧さがわかる。

## 5. 考察

生活行動の識別結果におけるF値から、本手法に適用する機械学習アルゴリズムとしてRandom Forestが最適であると考えられる。Random Forestを用いた識別結果は、どの行動も9割を越えるF値となった。ある1日の行動データから生活意欲を測定するとした場合、1割程度の誤識別であっても大きな問題となる。しかし本手法では、生活行動を長期的に取得することで、実施度合いの変遷から生活意欲を測定する。例えば、今まで定期的に行っていた行動を一定期間実施しなくなれば生活意欲が低下したと考えられる。つまり9割を超える精度であれば、誤識別を連続で繰り返すことも考えられないため、実用に耐えうる精度であると判断できる。

各行動に対する識別結果は、掃除のF値が0.975となりもっとも誤識別の少ないものとなった。もっとも誤識別の多い生活行動は調理となり、これは行動の実施位置が近い食器洗いと誤識別されることが多かった。調理は実施位置がセンサの設置位置から遠いため、特に動作の小さい被験者のデータはどの行動における特徴にも当てはまらないことがある。そのため、調理は食器洗いだけでなく掃除にも誤識別されたと考えられる。したがって、取得したい生活行動を偏りなく高い精度で識別するためには、センサの最適な設置位置に関する調査も必要である。また生活意欲に影響しない生活行動や、動作の似ている生活行動を比較し、必要な生活行動のみ取得できるのかを調査する必要もある。

丁寧さ判定モデルに関しては、最適な説明変数として選択された自己遷移確率は、センサ2における状態4の

自己遷移確率となった。アンケート結果から、多くの回答で評価基準となった手の動きや移動の細かさは、動きが大きすぎると掃除が丁寧でなくなり、自己遷移確率が下がることをあらわしていると考えられる。また、行動範囲の広さを基準とする回答も多く、これは部屋の隅における滞在時間に差があらわれたことと関係するものと考えられる。一方で時間を丁寧さの基準とした回答は少ないが、これは今回の実験では行動実施時間を指定していたため被験者間での差が小さく、丁寧さを決定する基準にならなかったと考えられる。作成したモデルのNagelkerke  $R^2$ は0.599となったが、力の入れ具合などの本手法では考慮されていない基準を説明変数として加えることができれば、当てはまり度合いの向上が期待できる。

また、丁寧である被験者と丁寧でない被験者とは、特定の状態に滞在する割合に差が出ることがわかった。状態に差が出るということは、動作の大きさや位置に差が出るということが考えられる。丁寧である被験者のデータは、センサ2が状態4のとき、センサ1の状態5における割合が高くなった。センサ2が状態4のとき、センサ1の状態5における滞在時間の割合が上がるとセンサ1の状態1における滞在時間の割合が下がるとも考えられる。したがって、本実験の環境下においてセンサ1の状態5の比率、あるいはセンサ1の状態1の比率に着目すれば丁寧さを判定できると考えられる。通路になる位置とは異なる部屋の隅は、結果から念入りに掃除する人でないと滞在しない地点であることがわかったため、丁寧さを判定するうえで重要な地点になったと考えられる。

本システムを運用する場合、間取りが大きく変わらないマンションや福祉施設を想定したとき、あらかじめ機械的に学習させておいたシステムをそのまま適用できる。一軒家など独特な間取りの部屋における設置の場合でも、1週間程度の学習期間さえ確保すれば、本手法は問題なく適用可能である。

## 6. おわりに

本論文では、高齢者の生活意欲が低下したことを早期発見し改善を促すために、輝度分布センサを用いて生活行動を識別し、識別した行動の丁寧さを判定する手法提案した。評価実験として、掃除、調理、食器洗いといった3つの生活行動における識別率と、掃除を実施する丁寧さを判定するモデルの当てはまり度合いを検証した。結果のF値はそれぞれ0.975, 0.912, 0.927となり、すべての生活行動で9割を越える精度で識別した。また、丁寧さ判定モデルの当てはまりをあらわすNagelkerke  $R^2$ は0.599となった。今後の課題は、さまざまな場所でより多くの生活行動を比較し、手法の適用範囲を広げることである。

## 参考文献

- [1] H. Kanai, G. Tsuruma, T. Nakada, and S. Kuni-fuji, "Notification of Dangerous Situation for Elderly People using Visual Cues," IUI '08 Proceedings of the 13th international conference on Intelligent user interfaces, pp. 345-348, Jan. 2008

- [2] F. Portet, M. Vacher, C. Golanski, C. Roux, and B. Meillon, "Design and evaluation of a smart home voice interface for the elderly: acceptability and objection aspects," *Personal and Ubiquitous Computing*, vol. 17, no. 1, pp. 127-144, Jan. 2013
- [3] A. Dalton, S. Patel, A. R. C, M. Welsh, T. Pang, S. Schachter, G. O'Laighin, and P. Bonato, "Development of a Body Sensor Network to Detect Motor Patterns of Epileptic Seizures," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, no. 11, pp. 3204-3211 Nov. 2012
- [4] S. M. Hwang, K. J. Kim, W. Huang, V. Foo, A. Tolstikov, A. Aung, M. Jayachandran, and J. Biswas, "Multi-modal sensing smart spaces embedded with WSN based image camera," *PETRA '10 Proceedings of the 3rd International Conference on Pervasive Technologies Related to Assistive Environments*, no. 63, Jun. 2010
- [5] R. Jain, L. Jalali, and M. Fan, "From health-persona to societal health," *WWW '13 Companion Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web companion*, pp. 1329-1334, May. 2013
- [6] S. Nakashima, Y. Kitazono, L. Zhang, and S. Serikawa, "Development of privacy-preserving sensor for person detection," *Procedia Social and Behavioral Sciences*, vol. 2, pp. 213-217, Jan. 2010
- [7] Z. Zhou, X. Chen, Y. C. Chung, Z. He, T. X. Han, and J. M. Keller, "Activity Analysis, Summarization, and Visualization for Indoor Human Activity Monitoring," *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 18, no. 11, pp. 1489-1498 Nov. 2008
- [8] T. Banerjee, J. M. Keller, and M. Skubic, "Building a Framework For Recognition of Activities of Daily Living from Depth Images Using Fuzzy Logic," *2014 IEEE International Conference on Fuzzy Systems(FUZZ-IEEE)*, pp. 540-547, Jul. 2014
- [9] J. H. Shin, B. Lee, and K. S. Park, "Detection of Abnormal Living Patterns for Elderly Living Alone Using Support Vector Data Description," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 15, no. 3, pp. 438-448, May. 2011
- [10] T. Matsumoto, M. Shimosaka, H. Noguchi, T. Sato, and T. Mori, "Pose Estimation of Multiple People using Contour Features from Multiple Laser Range Finders," *The 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS 2009)*, pp. 2190-2196, Oct. 2009
- [11] M. R. Abid, P. E. Meszaros, R. F. d. Silva, and E. M. Petriu, "Dynamic Hand Gesture Recognition for Human-Robot and Inter-Robot Communication," *2014 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Virtual Environments for Measurement Systems and Applications(CIVEMSA)*, pp. 12-17, May. 2014
- [12] Y. Peng, Y. Yan, W. Zhu, and J. Zhao, "Vehicle Classification Using Sparse Coding and Spatial Pyramid Matching," *2014 IEEE 17th International Conference on Intelligent Transportation Systems(ITSC)*, pp. 259-263, Oct. 2014
- [13] A. Mohamed, and K. N. R. Nair, "Continuous Malayalam Speech Recognition Using Hidden Markov Models," *A2CWIC '10 Proceedings of the 1st Amrita ACM-W Celebration on Women in Computing in India*, no. 59, Sep. 2010
- [14] H. Chen, L. Chen, T. P. Albright, and Q. Guo, "Improved Logistic Regression Approach to Predict the Potential Distribution of Invasive Species Using Information Theory and Frequency Statistics," *Sixth IEEE International Conference on Data Mining - Workshops(ICDMW'06)*, pp. 873-877, Dec. 2006
- [15] L. Breiman, "Random Forests," *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp.5-32, Oct. 2001
- [16] G. H. John, and P. Langley, "Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers," *UAI'95 Proceedings of the Eleventh conference on Uncertainty in artificial intelligence*, pp. 338-345, Aug. 1995
- [17] T. Joachims, "Training Linear SVMs in Linear Time," *KDD '06 Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp. 217-226, Aug. 2006
- [18] N. J. D. Nagelkerke, "A Note on a General Definition of the Coefficient of Determination," *Biometrika*, vol. 78, no. 3, pp. 691-692, Sep. 1991