

日常生活を想定した輝度分布センサによる家庭内行動の視覚化 Identification of Personal Actions with Brightness Distribution Sensors to Harmonize Domestic Affairs

高岡 伸明[‡]
Nobuaki Takaoka

梶原 祐輔[†]
Yusuke Kajiwara

島川 博光[†]
Hiromitsu Shimakawa

1. はじめに

現在人間の行動の認識が盛んに行われており、ロボット [1,2] やスマートフォン [3] によるセンシング、Internet of Things の構築 [4] によって実現している。中でもセンサを用いた家庭内行動の認識が盛んに行われている [5]。家庭内行動を認識することは、独居高齢者の見守りや電力需給の状況の安定につながる。上記の問題は見守りを実現する安価なセンサがあれば解決できる。また行動の認識はエネルギーの有効利用にも役立つ。一方で、家庭内の行動を把握するためにセンサを設置することには、プライバシーの観点から使用者が難色を示すことが多い。

そのため、プライバシーを保護しつつ、低コストで、家庭内行動を測定する必要がある。本研究では、プライバシーを保護しつつ家庭内行動を測定するセンサとして、輝度分布センサを用いる [6]。輝度分布センサは、動きの特徴を1次元の輝度分布値として出力するので、その意味は肉眼では理解できない。さらに、輝度分布センサは市販の Web カメラのレンズを交換するだけで済ませて安価に実現できる。また、実環境に近い実験環境で認識精度を検証することで、実用化に耐えうることを証明する。生活空間における家庭内行動の視覚化の精度を評価するために、男女10人に対して実験を行った。その結果、手法は「掃除機がけ」、「調理関連」、「余暇」に関して、実施者・実施時期共に高い精度で識別した。

2. 家庭内行動の視覚化の関連研究

独居高齢者を見守るために、高齢者の異変を定義するために長期調査を実施したり [7]、ユビキタスセンサを用いて家庭内行動の視覚化を実現する手法がある [8-11]。独居高齢者の生理的に必要な行動である睡眠、食事、トイレ、入浴を認識し、普段の生活行動から逸脱した異常状態を検出する [8]。しかしこの手法は、個々の行動の複数の特徴を、そのそれぞれを認識するのに適したセンサを用いているために、実装コストが大きい。また認識できる特性に汎化性がなく、行動は4種類しか認識できない。そのうえ実施者がわからない。この手法では一世帯内の家族の構成員を区別してさまざまな行動を認識することは困難である。また加速度センサ、ビデオカメラ、マイクロフォンを用いて高齢者を監視する手法がある [9]。

さらにエネルギーをマネジメントし、安全で快適な生活を支援する統合プラットフォームやスマートホームでの生活を想定し、それを利用して高齢者を監視する手法がある [10,11]。これらの手法は画像という第三者がわかる情報で監視するため、高齢者が嫌がる恐れがある。

電力需給を安定させるために、スマートホームを想定して家庭内行動の視覚化を実現する手法がある [12-15]。一般家庭が、システムが提示するスケジュールに沿って

生活することで電力消費調整が実際になされる。ただし一般家庭に協力してもらう必要があるため、システムは普段の生活から逸脱しないようなスケジュールを提示すべきである [16]。中村らは、家庭内行動の視覚化を、GPS・スマートタップ・レーザ測域スキャナから得られる情報を統合して実現する手法を提案している [12]。しかし、これらを統合しても誰が行動を実施したのかまでは把握することができない。さらにレーザ測域スキャナは高価であるにもかかわらず複数設置する必要があるため、システムの実用性は低い。一般に複数人で構成される家族が多いため、誰が行動したのかわからなければ居住者全員が十分に許容可能な生活スケジュールを提示することができない。たとえば、家事全般を担当する人が決まっている家庭を考える。誰が家事をしていたかわからなければ、システムは家事に慣れていない人に実施させてしまうスケジュールを提示する恐れがある。

家庭内の行動を識別するために、各家電機器の電力消費量を把握できるスマートメータを用いる手法がある [13,14]。また家庭内の行動を識別するために、各器具に、その器具のエネルギー消費量がわかるシステムを構築する手法もある [15]。これらの手法は電力を使用しない行動を識別できないため、十分な手法とはいえない。

3. 家庭内行動とその実施者の識別

3.1 手法の概要

誰が、いつ、どのような行動をとったのかを認識する場合、家庭内でのさまざまな行動とその実施者を単独のセンサで識別しなければ、安価に実現できない。またプライバシーを守らなければならない。本研究では、輝度分布を取得するセンサでさまざまな家庭内行動を認識することを安価に実現する。このセンサは原画像を復元できない輝度分布を計測するので、プライバシーを保護できる。

本研究で提案する手法は、家庭内で獲得された輝度分布の背景差分と、さらにその位置差分、時間差分を計算する。これらを局所特徴として捉え、Bag of Features 法に基づき、ある瞬間に輝度分布センサが取得した輝度分布を示すデータを、局所特徴の種類の数だけの次元をもった空間内のベクトルとして表現する。すべての輝度分布データのベクトルをクラスタリングし、各クラスタの重心を求める。この重心のベクトルが、すべての輝度分布データの特徴を共通して表現する基準となる。特定の輝度分布データ内の各セルについて、重心がもっとも近いクラスタを検索し、そのクラスタに投票することで、クラスタを横軸とするヒストグラムができる。ある個人が特定の家庭内行動をとったときに取得された輝度分布データ特徴は、このヒストグラムの形で表現される。個人ごと、行動ごとに異なる特徴があると考えられるので、同一人物が同一の行動をとったときヒストグラムの形は似たものになると考えられる。提案手法はヒストグラムの形から行動とその実施者を区別する識別器を構成する。

[†]立命館大学情報理工学部

[‡]立命館大学大学院情報理工学研究科

手法を日常生活へ適用することを想定したとき、行動する時期は実施者の裁量に左右されることが懸念される。そこで輝度分布データの時系列を一定期間ごとに逐次取得し、各期間においてヒストグラムを識別器に入力することで、誰がいつどのような行動をしたかを認識する。

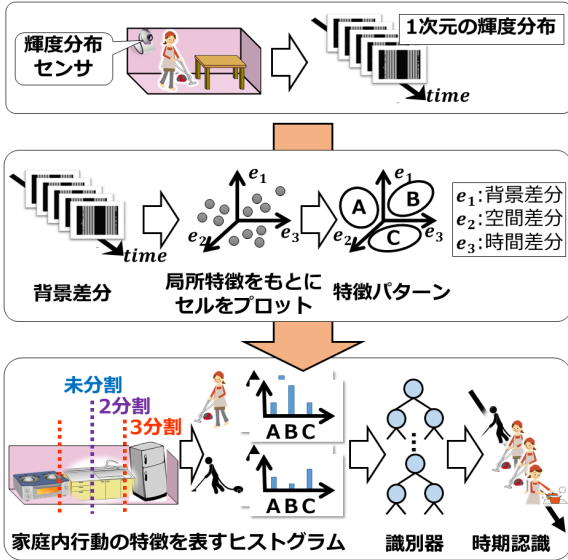


図 1: 家庭内行動の視覚化手法の概要

図1は任意の期間における家庭内行動とその実施者の識別手法の概要を示す。輝度分布センサは、その視野内の輝きをセルごとに縦方向に総和し、セルの数だけ要素が1次元に並んだ輝度分布データを出力する。まず、輝度分布センサを家庭内に設置し、人や物体が存在しない、背景となる状況での輝度分布データを取得する。次に輝度分布センサを用いて、特定の人が各家庭内行動を実施しているときの輝度分布データの時系列を取得する。背景差分は、人や物体が存在したときの輝度分布から存在しなかったときの輝度分布を差し引いたものである。背景とは、異なる物体、人体が輝度分布センサに映し出されたさいに変動する値である。本手法では、背景差分値から物体の顕在度、形、動きを示す3つの局所要素を考慮する。顕在度を示す局所要素は、物体と背景の光の反射による輝度の差である。これは背景差分そのものである。形を示す局所要素は、物体の輪郭が影響する、光の反射による輝度の変化量である。つまり、背景差分値の位置差分値である。動きを示す局所要素は、物体の移動が影響する、光の反射による輝度の変化量である。つまり、背景差分値の時間差分値である。

手法は、取得された、すべての輝度分布データの時系列に含まれる各セルを、3つの局所要素を軸とする3次元空間にプロットする。3次元空間の軸は、背景差分値、位置差分値、時間差分値である。手法は、3次元空間内にプロットされたすべての点をクラスタリングする。得られたすべてのクラスタの重心は、分析対象となる輝度分布データの時系列中に現れるセルの分類の代表値であり、任意の輝度分布データの特徴を識別する上での基準となる特徴パターンを表す。ここで、各クラスタを代表する重心も、背景差分値、空間差分値、時間差分値を3軸とするベクトルで表現されることに注意されたい。例えば、あるクラスタの重心の座標がそれぞれ、背景差分

値が0、空間差分値が0、時間差分値が10だとすると、このクラスタは動きを示す特徴パターンであることが示唆される。手法は、輝度分布データ内の3次元ベクトルが属するクラスタを、重心ベクトルとの距離が最小であるクラスタに決定する。特定の人がある行動を実施したときに取得された輝度分布データの時系列を考えよう。それぞれのクラスタについて、時系列内の3次元ベクトルが属する数を表すヒストグラムを生成する。このヒストグラムの形が実施者の家庭内行動の特徴を示す。

提案手法は、輝度分布センサの視野の中のどの部分で特徴ある行動が起こったかも考慮する。そのため、提案手法は、輝度分布センサから得られた、ある瞬間の輝度値をもつセルの並びを2分割、3分割し、未分割の並びと同様に、これらからもヒストグラムを生成する。手法は、多様なヒストグラムについて、その形をRandom Forestで学習し、識別器を作成する。この作成した識別器に、新たに取得された輝度分布データの時系列から生成されたヒストグラムを入力することで、取得された輝度分布データの期間におけるユーザの行動を識別できる。

3.2 輝度分布センサ

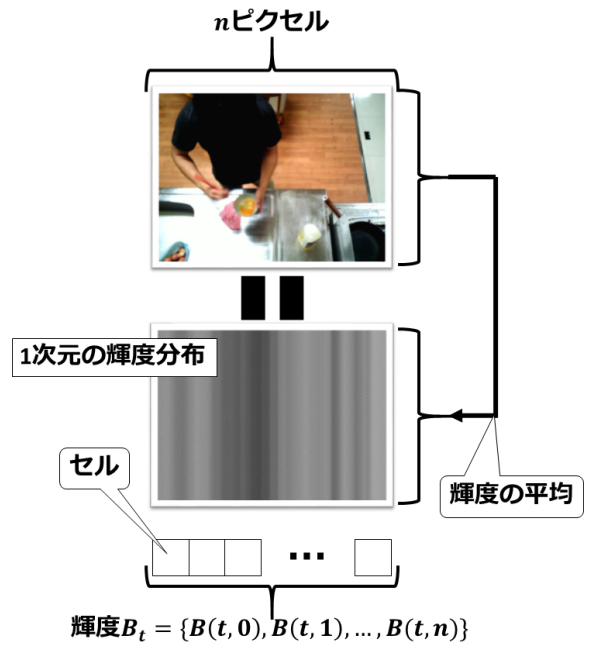


図 2: 輝度分布センサ

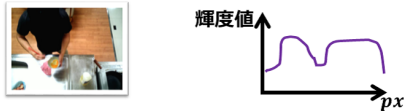
輝度分布は、被写体が撮影された映像の各部の明るさが空間的にどのように分布しているかを示す。各セルは輝度を示す値を持ち、その値はwebカメラの縦方向のすべてのピクセルの輝度の平均に相当する。輝度分布センサ [6] とは、ロッドレンズで集光して得られる1次元の輝度値をCMOS製のライン・センサで取得するセンサである。輝度分布センサが取得する情報を図2に示す。webカメラの横のピクセル数を n 、ある時刻 t におけるセルの並びの p 番目の輝度値を $B(t, p)$ とすると、輝度分布は $B_t = B(t, 0), B(t, 1), \dots, B(t, n)$ で表現される。

上記の情報を出力する輝度分布センサは、家庭内行動の視覚化において優位性を3つもつ。1点目は、カメラのように、部屋を把握するのに十分な視野角をもち、さまざまな行動を輝度分布から把握できることである。ま

た、行動ごとに異なる輝度分布の特徴をソフトウェアで認識することにより、多様な行動を区別できる。このため、設置数が少なく行動識別の汎用性が高い。2点目は、プライバシーが保護できる点である。光学的に輝度が加算されているので、ライン・センサで得る1次元の輝度値から映像を復元することが不可能である。3点目は、安価である点である。安価であるwebカメラのレンズをロッドレンズに入れ替え、webカメラのCMOSセンサを活用することで、安価な輝度分布センサを製作できる。

3.3 背景差分

物体が存在するときの1次元の輝度分布 I



物体が存在しないときの1次元の輝度分布 B

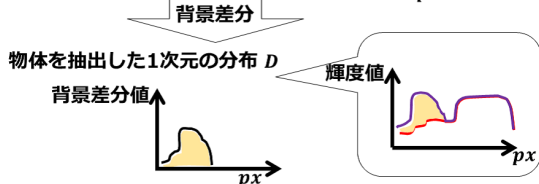
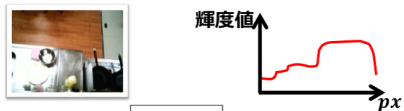


図 3: 背景差分

背景差分の計算法を、図3に示す。背景差分は、物体が存在するときの1次元の輝度分布 I と物体が存在しないときの1次元の輝度分布 B の差分である。この背景差分は、物体を抽出した1次元の分布 D をあらわす。行動の認識をするにあたって、部屋の壁紙などの背景によって影響されてはならない。しかし1次元の輝度分布データには、行動する物体と背景が混在している。一方、D は背景の影響を除去した1次元の輝度分布であるため、行動をより適切に認識することができる。背景差分は1次元の輝度値と同様に1列のセルで表現される。ある時刻 t におけるセルの集合の p 番目の背景差分値を $D(t, p)$ としたとき、ある時刻 t における背景差分は $D_t = D(t, 0), D(t, 1), \dots, D(t, n)$ で表現される。

3.4 局所要素を考慮した特徴パターンの抽出

局所要素を考慮した特徴パターンの抽出法を図4に示す。t フレーム目での p 番目のセルにおける背景差分値を $D(t, p)$ とする。手法はすべての時点の全セルにおいて3つの局所要素 $e_1(t, p), e_2(t, p), e_3(t, p)$ を抽出する。1つ目の要素 $e_1(t, p)$ は次式で示される背景差分値である。

$$e_1(t, p) = D(t, p) \quad (1)$$

これは背景を排除し物体のみを考慮しており、顕在度を表す要素である。2つ目の要素 $e_2(t, p)$ は、両隣のセルの背景差分値の差、すなわち背景差分値の位置差分である。算出式を以下に示す。

$$e_2(t, p) = D(t, p) - D(t, p - 1). \quad (2)$$

この要素は明るさを位置的に把握し物体の影を捉えているため形を表す。3つ目の要素 $e_3(t, p)$ は、前後のフレイ

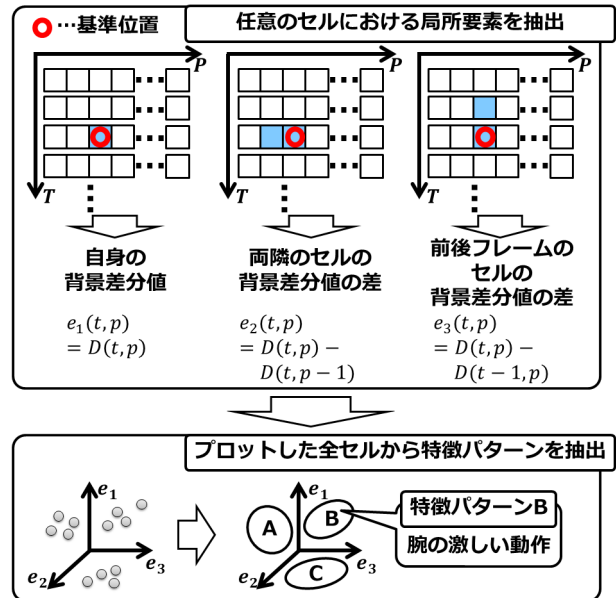


図 4: 局所要素を考慮した特徴パターンの抽出

ムの輝度分布における同じ位置のセルの背景差分値の差、すなわち背景差分値の時間差分であり、次式で示される。

$$e_3(t, p) = D(t, p) - D(t - 1, p) \quad (3)$$

これは明るさを時間的に把握するため、物体の動きを捉えており、動きを表す要素である。

これらの局所要素からなるベクトルをクラスタリングし、得られたクラスタの重心ベクトルが、特徴パターンとなる。特徴パターンは、さまざまな行動において人と物体がどのような動きをするかを示す。たとえば掃除の実施したとき、多くのセルが腕の激しい動きを示す特徴パターンに似る。手法は k-means によって3次元空間にプロットした時系列全体のセルをクラスタリングする。

3.5 部位ごとのヒストグラム構築

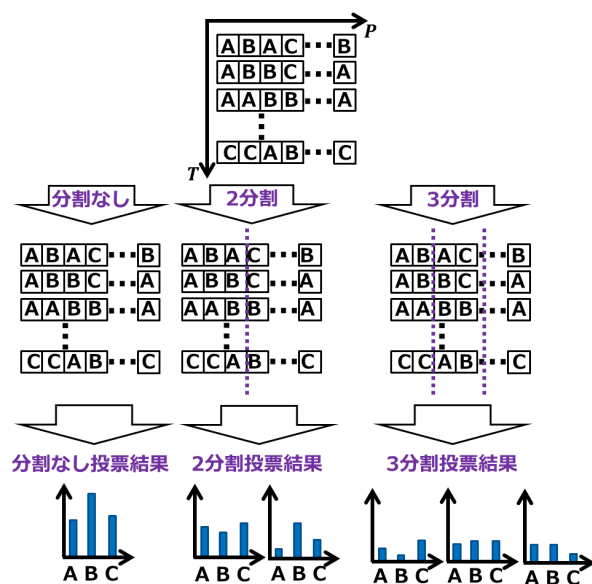


図 5: 家庭内行動の特徴を示すヒストグラムの導出方法
家庭内行動の特徴を示すヒストグラムの導出方法を、

図5に示す。掃除機がけのような行動において、実施者は自身の決めた経路に沿って進むが、実施者によって経路が異なる。一方実施者の経路の決め方は、机の右側を進むなどという定性的なものであり、曖昧である。そのため手法はどの位置で特徴パターンを発現したかを把握する必要がある。手法は、ある一定時間における各フレームを1分割、2分割、3分割し、分割結果を合わせて1次元の輝度分布の部位の時系列データを6つ得る。全フレームの1次元の輝度分布の各セルと各クラスターのクラスター中心のユークリッド距離を比較し、最ももっとも近い距離のクラスターに、そのセルが属するとする。これにより、たとえば机の右側を進む輝度分布データから得られた6つの時系列データから得られたヒストグラムのそれぞれは、特徴パターンが発現した位置を含めて輝度分布データの特徴を把握したものである。これらは、個人ごと、行動ごとの家庭内行動の特徴を示している。

3.6 時系列での認識

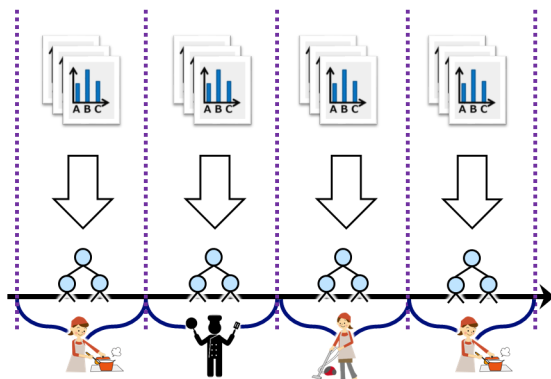


図6: 輝度データの時系列の分割

いつ行動を実施したかを認識するためには、輝度データの時系列を分割し、分割された輝度データそれぞれにおいて行動を認識することが必要である。行動を認識するとき、対象となる輝度データに別の行動の情報が混在しないことが望ましい。しかし日常生活において、居住者の行動する時期はその人の裁量によって決定されるため、行動が切り替わる境目を認識するのは困難である。そのため、認識対象となる輝度データに、別の行動の情報が混在することは十分起こりえる。そこで手法は、図6のように、行動が切り替わる境目に関係なく、一定期間ごとに逐次的に行動を認識する。ある期間で実施していた行動は、その期間の中でもっとも長い間実施していた行動であるとして扱うことで、行動が切り替わる境目を認識する必要がなくなる。手法は、一定期間ごとに逐次的に輝度データの時系列からヒストグラムを生成し、Random Forestに基づく識別器に入力することで、ユーザの行動と、その実施時期を認識する。

4. 生活空間における実験

4.1 実験概要

本実験は、本手法を用いて生活空間における家庭内行動を識別ができたかを検証する。被験者に実生活におけるいくつかの行動を行わせ実施してもらい、手法は誰がどの行動をいつ実施したかを検出する。

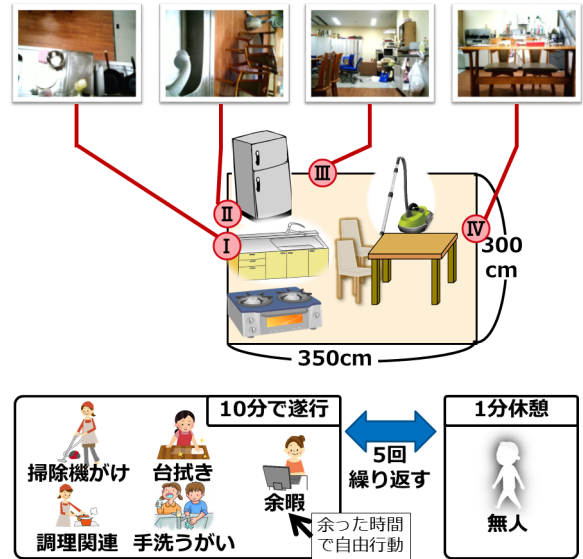


図7: 実験場所の見取り図と被験者の実施する行動

生活空間に即した実験環境で、誰が、いつ、どのような行動をしたかを識別する実験を実施し、その識別精度を検証した。被験者数は20代の男女10名を被験者とする。被験者は、生活空間における輝度分布センサの範囲内でひとりずつ実験を行う。実験場所であるフローリングのキッチン周りの見取り図と、被験者に実施してもらう行動を、図7に示す。輝度分布センサは、フローリングのキッチン周りを映すように4ヶ所設置する。対象となる行動は家庭内において頻出する行動が望ましい。行動は、「掃除機がけ」、「台拭き」、「調理関連」、「手洗うがい」、「余暇」の5つと誰もいなかったことを示す「無人」である。「掃除機がけ」は、輝度分布センサの範囲内のフローリングを掃除機でかける行動である。テーブルや椅子を移動させ、これらの下を掃除機でかけることも想定される。「台拭き」は、調理台に置かれた布巾を流し台で湿らせ、テーブルの上を布巾で拭く行動である。テーブルの上においてあるものを移動させ、これらの下を布巾で拭くことも想定される。「調理関連」は、冷蔵庫の中にある卵を取り出し、攪拌し、フライパンで熱した後、その卵を皿に盛り付け、調理器具を洗う行動である。使用する調理器具は、ボール、菜箸、フライパンであり、使用する材料は、卵、サラダ油である。「手洗うがい」は、流し台にて洗剤を手につけて洗い、水で流す行動と、水でうがいをする行動である。この行動は流し台の前で鉛直方向に独特な家庭内行動の特徴が現れるため、センサBを通常の設置向きから90°回転させて横向きに配置する。「余暇」は、特に遂行する行動を決めず、輝度分布センサの範囲内視野角内で自由に過ごす行動である。「余暇」は、特にユーザの裁量で行動の内容が大きく変化することが特徴である。「無人」は、輝度分布センサの範囲内に誰もいなかったことを示す状態である。「無人」の状態を獲得された輝度分布データは、誤検知率を調べるために用いる。被験者は「掃除機がけ」、「調理」、「手洗うがい」、「台拭き」の4つの行動を10分以内に完遂し、余った時間を「余暇」として過ごす。これらの行動は細かく指示しない。また行動する時間も行動順序も指示しない。したがって、上記の行動はユーザの裁量で変化する

る。このユーザの裁量で変化する行動を識別できるか評価する。10分経過した後、被験者は1分、輝度分布センサの範囲外で休憩する。この1分間の休憩を「無人」の状態として扱う。各被験者はこれを5回繰り返す。

4.2 評価方法

本実験は誰が行動していたかと、どの行動が実施されたかの2点を評価した。目的変数を作成するにあたり、各被験者の行動をビデオで撮影した。このビデオ映像を20秒ごとに分割する。そして、その20秒間で被験者がもっとも長く実施していた行動を、その期間における被験者の行動としてラベリングする。また例外的に、「無人」は誰が被験者であっても得られる輝度値に差異がないため、誰が実施したかのラベルは付与しない。4つの輝度分布センサから取得した1次元の輝度分布データを20秒ごとに分割した。この時間で分割した4つの1次元輝度分布データに対して提案手法を適用し、家庭内行動の特徴を表すヒストグラム群を取得する。本実験では、k-means法におけるクラスタ数を25とした。このヒストグラム群を説明変数、その期間のラベルを目的変数として識別器に学習させる。この識別器の評価にはクロスバリデーションを用いる。すなわち、背景差分の時系列データにおける、ある20秒から取得したヒストグラム群をテストデータとし、それ以外のヒストグラム群をトレーニングデータとする。誰が行動していたかを識別する能力は、20秒間において特定の人が行動していた事象に対して、提案手法がどれだけ検出できたかの再現率、提案手法が検出した事象のうちどれだけが正解だったかの適合率、これらのF値によって評価する。同様にどの行動をしていたかを識別する能力は、20秒間において実施されていた行動に対して、提案手法がどれだけ検出できたかの再現率、提案手法が検出した事象のうちどれだけが正解のものであったかの適合率、それらから導出されるF値によって評価する。

4.3 実験結果

表 1: 行動の識別結果

	適合率	再現率	F 値
無人	0.7815	0.9334	0.8507
掃除機がけ	0.7433	0.7585	0.7508
台拭き	0.6053	0.2674	0.3710
調理関連	0.8539	0.9434	0.8965
手洗うがい	0.8552	0.3551	0.4606
余暇	0.8058	0.7089	0.7542

行動の識別結果を表1に示す。識別精度が高かった行動は、「無人」、「掃除機がけ」、「調理関連」、「余暇」である。それに対して識別精度が低かった行動は、「台拭き」、「手洗うがい」である。

人の識別結果を表2に示す。それぞれ人の識別精度は、多少の差があるもののおおむね高かった。以上から手法は実験環境下において、「掃除機がけ」、「調理関連」、「余暇」の実施者・実施時期を認識することができるといえる。

時期によって影響する識別能力を評価するために、6種類ある行動を、識別精度が高い行動群である High Accuracy と識別精度が低い行動群である Low Accuracy に分類する。表1に関する結果から、High Accuracy に分類される行動は、掃除機がけ、調理関連、余暇、無人で

表 2: 人の識別結果

	適合率	再現率	F 値
被験者 A	0.7703	0.7651	0.7677
被験者 B	0.8239	0.8014	0.8125
被験者 C	0.7806	0.7909	0.7857
被験者 D	0.8766	0.8385	0.8571
被験者 E	0.8940	0.9000	0.8970
被験者 F	0.7852	0.7800	0.7826
被験者 G	0.8523	0.7888	0.8194
被験者 H	0.7580	0.7628	0.7604
被験者 I	0.7264	0.5580	0.6311
被験者 J	0.7927	0.7927	0.7927

High Accuracy : 掃除機がけ・調理関連・余暇・無人
Low Accuracy : 台拭き・手洗うがい

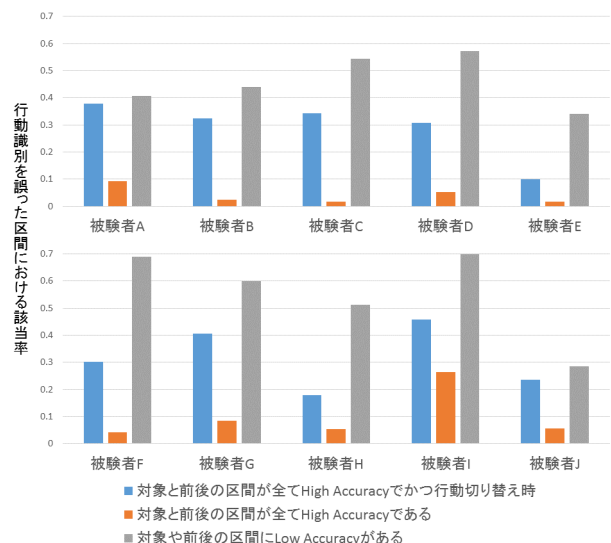


図 8: 各被験者においてパターンごとによる誤識別の割合

あり、Low Accuracy に分類される行動は、台拭き、手洗いうがいであるとする。行動が切り替わる区間や識別精度が悪い行動を直近の区間に実施している区間において、たとえ識別精度の良い行動の認識であっても精度がより低くなることが考えられる。そのため、得られた誰がどの行動をしていたかの識別結果の中でも、特に識別を誤った20秒間をもとに、時期によって識別能力が変化するかを考察する。時期を誤識別する場合として以下の3パターンを考える。1つ目のパターンは、識別精度が良い行動を3区間のすべてで実施し、かつそれら同士は行動が異なるパターンである。2つ目のパターンは、行動が同一である識別精度が良い行動を3区間のすべてで実施していたパターンである。3つ目のパターンは、識別精度が悪い行動を3区間のいずれかで実施していたパターンである。各区間を分類したうえで、各パターンの中に識別を誤った20秒間がどれだけ含まれているかを評価する。これにより、どの時期に頻繁に識別を誤るのかを探る。

1つ目のパターンは図8において「対象と前後の区間が全て High Accuracy でかつ行動切り替え時」として分類している。2つ目のパターンは図8において「対象と

前後の区間が全て High Accuracy である」として分類している。3つ目のパターンは、図8において「対象や前後の区間に Low Accuracy がある」として分類している。1・3パターン目は、行動が切り替わる前後の区間であり、1・2パターン目は、3区間すべてにおいて識別精度が悪い行動が含まれていない。各区間を分類したうえで、被験者ごとに、各パターンの中に識別を誤った20秒間が含まれている割合を図8に示している。その結果、全員に共通して、割合が多い順に、「対象や前後の区間に Low Accuracy がある」、「対象と前後の区間が全て High Accuracy かつ行動切り替え時」、「対象と前後の区間が全て High Accuracy である」となった。

5. 考察

「台拭き」、「手洗うがい」を実施している期間は、ほかの行動と比べて短かった。加えて、背景差分をするさいに手が体の前で動かされたため、手の動きが抽出できなかった。その結果、識別精度が低かったと考えられる。

「余暇」は、実験において満喫する余裕がなく、被験者のそれぞれの動きが1パターンになった。その結果、具体的に行動を指定しなかったにも関わらず識別精度が高かったと考えられる。

識別精度の高い行動における実施時期の認識に関しては、全員共通して、行動と行動との境目および識別精度が低い行動を実施した時期の前後で、認識精度の低下がみられた。どれだけの期間にわたって行動を実施していたか認識する場合、行動を行っている最中に誤識別するよりも、行動が切り替わるときに誤識別するほうが、悪影響が少ない。よって識別精度が高い行動に限定した場合、実施時期の認識能力は、その行動や実施者の高い識別能力以上に期待できる。

6. おわりに

本論文は、一般家庭内で誰がどのような行動をいつ実施したかを識別する手法を提案した。本手法は、原画像が復元不可能で、安価に実装できる輝度分布センサからの輝度分布データを用いることにより、プライバシーを守りながら、低コストでさまざまな行動を認識する。一定期間ごとに逐次行動を認識することで、ユーザの実施する時期の裁量に左右されることなく実施する時期を認識することができる。

実験において、手法は「掃除機がけ」、「調理関連」、「余暇」の実施者・実施時期を共に高い精度で識別できた。本手法は独居高齢者の見守りや電力需給状況の安定などに貢献できる。

今後は、認識対象の行動の種類を増やし本手法のさらなる有用性を検証する。

参考文献

- [1] Lasitha Piyathilaka and Sarath Kodagoda. Human activity recognition for domestic robots. In *Field and Service Robotics*, pp. 395–408. Springer, 2015.
- [2] Manuel Vinagre, Joan Aranda, and Alicia Casals. An interactive robotic system for human assistance in domestic environments. In *Computers Helping People with Special Needs*, pp. 152–155. Springer, 2014.
- [3] Feng Xie, Andy Song, and Vic Ciesielski. Genetic programming based activity recognition on a smartphone sensory data benchmark. In *Evolutionary Computation (CEC), 2014 IEEE Congress on*, pp. 2917–2924. IEEE, 2014.
- [4] Amilcare Francesco Santamaria, Floriano De Rango, Domenico Barletta, Domenico Falbo, and Alessandro Imbrogno. Data analysis and integration of environmental sensors to meet human needs. In *SPIE Sensing Technology+ Applications*, pp. 91030A–91030A. International Society for Optics and Photonics, 2014.
- [5] 服部傑, 亀田能成, 大田友一. 非日常性の認識に向けた多数センサの関連付け. 電子情報通信学会 技術研究報告 MVE, Vol. 104, No. 489, pp. 19–25, 2004.
- [6] Shota Nakashima, Hui Min Lu, Kohei Miyata, Yuhki Kitazono, and Serikawa Seiichi. Person localization system using privacy-preserving sensor. *Applied Mechanics and Materials*, Vol. 103, pp. 622–627, 2012.
- [7] Andreas Hein, Enno-Edzard Steen, Andreas Thiel, Manfred Hülsken-Giesler, Thorben Wist, Axel Helmer, Thomas Frenken, Melvin Isken, Gisela C Schulze, and Hartmut Remmers. Working with a domestic assessment system to estimate the need of support and care of elderly and disabled persons: results from field studies. *Informatics for Health and Social Care*, Vol. 39, No. 3-4, pp. 210–231, 2014.
- [8] 田中仁, 中内靖. コピキタスセンサによる独居高齢者見守りシステム (機械力学, 計測, 自動制御). 日本機械学会論文 集. C 編, Vol. 75, No. 760, pp. 3244–3252, 2009.
- [9] Florian Feldwieser, Matthias Gietzelt, Mehmet Goevercin, Michael Marschollek, Markus Meis, Simon Winkelbach, Klaus Hendrik Wolf, Jens Spehr, and Elisabeth Steinhagen-Thiessen. Multimodal sensor-based fall detection within the domestic environment of elderly people. *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie*, Vol. 47, No. 8, pp. 661–665, 2014.
- [10] Lorena Rossi, Alberto Belli, Adelmo De Santis, Claudia Diamantini, Emanuele Frontoni, Ennio Gambi, Lorenzo Palma, Luca Pernini, Paola Pierleoni, Domenico Potena, et al. Interoperability issues among smart home technological frameworks. In *Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA), 2014 IEEE/ASME 10th International Conference on*, pp. 1–7. IEEE, 2014.
- [11] Ihn-Han Bae. An ontology-based approach to all recognition in smart homes. *Future Generation Computer Systems*, Vol. 33, pp. 32–41, 2014.
- [12] 中村笙子, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫, 山口容平, 下田吉之. スマートハウス内センシングを活用した生活行動推薦システム. マルチメディア, 分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集, 第 2014 巻, pp. 1557–1566, jul 2014.
- [13] Jing Liao, Lina Stankovic, and Vladimir Stankovic. Detecting household activity patterns from smart meter data. In *Intelligent Environments (IE), 2014 International Conference on*, pp. 71–78. IEEE, 2014.
- [14] Pietro Cottone, Salvatore Gaglio, Giuseppe Lo Re, and Marco Ortolani. User activity recognition for energy saving in smart homes. *Pervasive and Mobile Computing*, 2014.
- [15] Juhi Ranjan and Kamin Whitehouse. Generating home energy footprint by assigning fixture usage to individuals in homes: poster abstract. In *Proceedings of the 1st ACM Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Buildings*, pp. 226–227. ACM, 2014.
- [16] Stephan Hammer, Michael Wißner, and Elisabeth André. Trust-based decision-making for energy-aware device management. In *User Modeling, Adaptation, and Personalization*, pp. 326–337. Springer, 2014.