

移動型センサと kinect を用いた家庭内の行動ロギング手法

In-home Activity Logging Using Mobile Sensors and Kinect

中原 啓太[†] 山口 弘純[†] 東野 輝夫[†]
Keita Nakahara Hirozumi Yamaguchi Teruo Higashino

1. はじめに

我が国では世界に先駆けて高齢化が進んでおり、総務省統計局による平成 25 年現在の統計調査 [1] では、65 歳以上の人口比率が総人口の 25 % に到達し、過去最高を記録している。同時に少子化も進行し、今後も人口構成における高齢者比率の一層の増加が避けられず、老老介護などが社会問題とされる。家族や近親者による介護や見守りに期待できないため、今後は高齢者が心身共に健康かつ健全で、医師や介護士に頼らず自立した生活ができるだけ長期間おくり、生活の質 (Quality of Life, QoL) を向上させることが社会全体での介護福祉への負担を減らすために極めて重要となる。

そのためには、生活習慣病などを防止し、日常から QoL を重視した積極的な生活指導やアドバイスを行うことも重要とされる。例えば、我々は文献 [2, 3] において、高齢者を含む居住者の家庭内行動を検出および認識し、一日のタイムテーブルやそれに伴う電気使用量や運動量等から省エネルギーや運動の推薦、更には家族間のコミュニケーションの促進を推薦するリコメンデーションを提案しており、クラウドソーシングによる調査を利用して、集合知を活用したりリコメンデーションルール構成と QoL 基準の設定を行い、実家庭における実証実験を実施している。また、近年大きな社会問題となっている認知症の予防も欠かせない。認知症は発症すると回復が困難である疾病であるものの、認知症の初期段階である軽度認知認知症 (Mild Cognitive Impairment, MCI) を早期発見することにより、認知症の発見をできる限り遅らせることができ、QoL の向上につながるとの報告もされている [4]。さらに、MCI は早期発見によりその 10 % が回復可能であり、40 % は症状の改善が可能であることも知られている。

日常生活における行動 (Activities of Daily Living, ADL) においてどの程度の活動量であるかを把握することは、健康維持のみならず、異常検知の重要な指標となる [5]。例えば、MCI の兆候として肉体的な身体運動能力の低下、および無気力に起因する活動量低下があげられており、MCI 患者は歩行速度が 80cm/s 以下になるとの報告もある [6]。よって、毎日の食事など、自然な行動における腕の振りの速度や回数、調理中の移動歩

数、歩行速度などを数値データとして記録すれば、日常行動における身体能力低下を客観的なデータとして記録でき、福祉施設や医師による異常検知の判断の目安にもなり得るため、そういった「運動能力指標」を日常生活の様々な行動の中で自然に測定できることが望ましい。これに対し、高齢者にモーションセンサーを装着し、運動量を測定する方法も多く行われているが、侵襲性の問題から現状では適切でない。また、箸や食器等にセンサーを内蔵する方法も行われている [7] もの、様々な状況で利用されるモノが発する大量のデータの中から個人の運動を特定することは容易でない。一方、Kinect などのセンサーを家庭内に設置し、高齢者の行動を把握することは容易で正確な方法であると考えられるが、家庭内の様々な部屋や場所における日常生活行動をとらえるために多数のセンサーを複数の場所に設置することは望ましくなく、プライバシーの観点からも適切でない。また、家具の移動などによりセンサー視野に遮蔽が発生する状況も考えられる。したがって高齢者の位置をトラックして適切な位置から適切なタイミングで行動を把握し、運動指標データを蓄積できるスキームが望まれる。

本研究では、お掃除ロボットなど将来的に一般家庭に普及が進むロボットに 3D センシング機器を付加し、家庭や施設内で高齢者を認識・追跡して日常行動を把握し、その各行動における運動量蓄積を行うための手法を提案する。本手法では自律して移動が可能なロボットにセンサーを搭載することでセンサー自体が高齢者の周辺に移動し、対象者に対し様々な角度から得られるセンサーデータから関節情報を取得する、そしてそのデータを用いて高齢者の現在の行動認識を行うとともに、3次元空間における身体のパーツ (体幹および体肢) の移動量を測定する。測定には既存の kinect 用骨格認識ソフトウェアを活用するが、ロボットは必ずしも高齢者の正面に移動できるとは限らないため、正面でない角度を含めた場所で取得した値に基づき行動認識ならびに運動量取得を行う手法を提案および開発している。

実家庭における 3 人の被験者を対象とした行動認識試験ならびに運動量取得実験を行った結果、歩行や飲食などの行動には平均して 6 割を越える精度で認識を行うことができた。また、評価指標に対して身体の運動量取得がどの程度正確に抽出することができるかを確認した。あわせて移動ロボットの人の追跡性能を確認している。

[†] 大阪大学 大学院情報科学研究科 Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

2. 関連研究

文献 [8] では、kinect の骨格認識技術とその実装が述べられている。同手法では、深度画像から素早く正確に関節認識および位置推定を行う手法として kinect forWindows SDK ライブラリに実装されており、本研究ではこの手法およびライブラリを用いている。文献 [9] では、kinect を用いた行動認識の際、オクルージョン（遮蔽）による骨格推定の誤りを補正する手法を提案しており、文献 [10] では、通常ライト下および赤外線ライト下のもとの web カメラからの映像、ならびに kinect からの深度画像において、行動認識を行う技術を開発し、昼夜を問わず行動認識を行う方法を提案している。また、[11] は深度画像を用いてキッチンにおける詳細な行動認識手法を提案するなど、深度画像を用いたアプローチは kinect の低価格さも相まって以前から注目を集めているが、これらはいずれも固定設置された kinect を想定している。

今日、家庭エネルギー管理システム（HEMS）を導入することによって、人々の生活をより快適にするスマートホームに関する様々な研究が行われている。スマートホームは家電や設備機器などの最適な制御を行うことで居住者の要求に応じた生活環境の実現を目指すことから始まり、現在では進歩した IT 技術を導入することで、生活支援に関するサービスがより一層拡大しつつある。我々の研究グループでは、文献 [2, 3] において、家電や家庭用バッテリー、電気自動車などの稼働状況を把握することにより生活改善指標を定量化するとともに、家庭内に設置した赤外線センサーやコンセントの使用状況から行動を推定し、算出した生活改善指標と併せることで生活改善アドバイスを行うシステム SLSA を提案している。そういった家庭向けサービスの高度化のためにはスマートホームにおける居住者の行動認識が不可欠であり、そのためのシステムは以前より多く設計されている [12–16]。例えば文献 [13] では、赤外線のモーションセンサーを用いた行動認識の手法を提案しており、行動レベル、移動レベル、無行動期間といった特徴量を集計して SVM による行動推定を行っている。文献 [16] では RFID を用いた行動推定について提案している。[17] ではドアに設置したセンサーによる部屋レベルの家庭内追跡について述べている。文献 [18] は測域センサーを用いた家庭内行動センシングを行っている。

認知症予防や自立生活支援をターゲットとした取り組みも多くあり、例えば文献 [19] では、監視カメラと映像処理によって高齢者の自立生活支援とケアの効率化を図るアプローチを提案している。また、文献 [20] においては、マイクロコンテキストの取得といった観点から認知症発見の可能性について議論しており、文献 [4] では軽度認知障害の行動からの発見方法を述べている。

これに対し、本研究では、定点センサを利用せず、お掃除ロボットなど家庭に普及する簡易なロボットに kinect センサを搭載し、移動体からの深度画像を想定した行動認識を行う点で前述の多くの手法とは異なる。日本の一般家庭は居住空間に余裕がそれほどなく、家具も多く見通しが悪い場合も考えられるため、画像センサーを天井に設置するなどの必要があり、行動認識技術の導入は容易でない。センサー位置に自由度を持たせ、制御された場所およびタイミングで高齢者の行動をとらえることができ、かつ行動内容までを把握することができれば、認識した行動の「マイクロアクション」をいわゆるモーションログとして蓄えることができ、日常生活における運動量や MCI の兆候検出、運動能力の低下を検知できると考えている。

3. 想定環境

3.1 日常行動とマイクロアクション

本研究では、自律移動型ロボットを用いた場所に依存しない方法で対象者の行動を認識し、行動中に生じる身体の細かい部分的な動きを取得、ロギングすることを目的とする。認識対象とする行動は日常生活動作と高齢者の日常生活に関する意識調査 [21] を基に多くの高齢者が日常的に行う行動を選択した。日常生活動作とは日常生活を行っていく上で不可欠と考えられる行動と定義されており、食事・更衣・移動・排泄・整容・入浴などが挙げられる。家庭内でセンシングを行うにあたって、センサは居住者の安心・安全と快適な暮らしを実現すべき手段であり、生活の妨げになってはいけないことを考慮し、日常生活動作からは「食事」と「移動」を取り上げる。また、高齢者の日常生活に関する意識調査において「日常的楽しみ」に着目し「読む」、「書く」を選択した。さらに、家事を含めた 8 種類の生活行動（食べる (Eating)、飲む (Drinking)、調理する (Cooking)、読む (Reading)、書く (Writing)、電話する (Calling)、掃除する (Cleaning)、歩く (Walking)) を本研究では扱う。

また、日常行動の身体状態として起立状態 (Standing)、着座状態 (Sitting)、平臥状態 (Lying)、身体の重心が移動している移動状態 (Moving) の 4 状態を想定する。状態は Standing, Sitting, Lying の間で遷移し、Moving へは Standing からのみ遷移するものとする、身体状態遷移と各状態で取りうる行動の関係を図 1 のように定義し、この前提のもとで 8 種類のいずれかの行動のうち行われているものを推定する。

図 2 のように、身体状態や行動ごとに体幹および体肢の位置関係は大きく異なる。そこで本研究では kinect と骨格情報ライブラリにより取得した対象者の身体の関節位置情報を利用し、全身の関節間をベクトルとみな

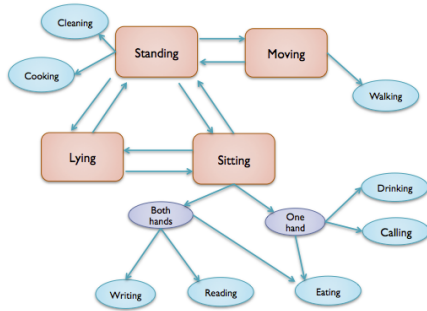


図 1: 状態遷移と行動のフロー図



図 2: 日常行動と骨格の形状一例

し、関節位置情報からベクトルを取得する。図 4 に示す骨格位置情報や各ベクトルから身体状態を推定し、閾値ベースに基づく行動分類を行う比較的シンプルな方法を採用する。行動 *action* を認識すると、その行動が実施された時間 *time* の組 (*action, time*) を行動ログに蓄積する。加えて、各行動において実施された運動（腕の上下運動など）を表す指標を定義し、モーションログに蓄積する。モーションログは歩行速度 v_{walk} 、歩幅 l_{step} 、手の移動速度 $v_{hand, left}$ および $v_{hand, right}$ 、前腕の角速度 ω_{left} および ω_{right} 、時間 *time* の 7 項目で構成する。これらは 4.2 節で定義する。

3.2 システム構成と移動型センサー

本研究では行動ロギングシステム HALS (Health and Activity Logging System) を作成する。HALS は自律走行ロボットの開発プラットフォームとして提供されている Turtlebot2 を活用し、図 3 に示すように Kobuki をベースに kinect v1, kinect v2, Surface, ノート PC および kinect v2 への電源供給のためのモバイルバッテリーで構成されている。kinect は RGB カメラや深度センサーを搭載した安価で高精度なセンサーとして利用することが可能であり、本研究ではプライバシーを考慮し、RGB カメラは利用せずに赤外線による深度情報のみを利用する。また、ロボット開発のため、現在多く活用されているロボット・フレームワークの ROS を利用している。4.3 節にて移動型センサーに施した主なプロセスである人追跡について述べる。

4. 行動認識とトラッキング

4.1 骨格ベクトルと動作の特徴量

本研究では行動認識や運動能力把握のため、各関節を結んだベクトルによって身体を表現し、全身を想定したベクトルから得られる角度や移動量などを用いる。

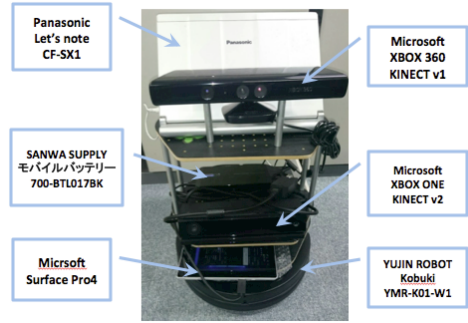


図 3: HALS 構成図

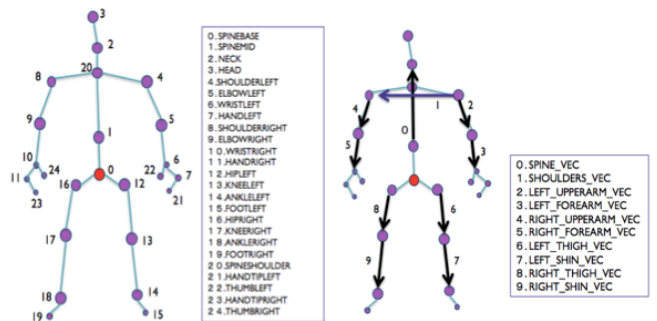


図 4: kinect より取得可能な関節と骨格ベクトルの呼称

kinect を利用すると図 4 に番号と共に示すように合計 25 カ所の関節 i ($i = 0, 1, \dots, 24$) について 3 次元座標を取得することができる。本節では、図 4 に示す 10 本の関節間を結んだ骨格ベクトル V_j ($j = 0, 1, \dots, 9$) と骨格ベクトルに関する特徴量の抽出方法について述べる。

3次元の kinect 座標系は図 5 のように kinect 視点から見て、水平方向左向きに x 軸、鉛直方向上向きに y 軸、奥行きに z 軸が設定されており、それぞれの関節 i について kinect 座標系における絶対座標 $P_{i0} = (x_{i0}, y_{i0}, z_{i0})$ を取得することができる。本研究では、骨格ベクトル取得のため骨盤部分に当たる関節 SPINEBASE の座標 $P_{spinebase}$ の座標を基準とした相対座標 $P_i = (x_i, y_i, z_i)$ を用いるため、以下の式 (1) により座標 P_i を得る。

$$P_i = P_{i0} - P_{spinebase} \quad (1)$$

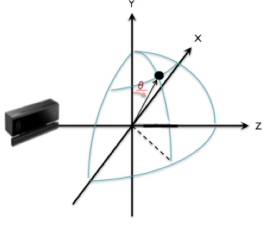
式 (1) により算出した P_i を用いて、骨格ベクトルの先端に当たる関節 i ($i = 2, 5, 6, 8, 9, 10, 13, 14, 17, 18$) に対して以下の式 (2) により骨格ベクトル V_j を得る。ただし、 $i=4$ に当たる関節 SHOULDERLEFT に関しては関節 SHOULDERRIGHT とのベクトルを成すため異なる処理となる。

$$V_j = \begin{cases} P_i - P_{i-1} (i \neq 4) \\ P_{i+4} - P_i (i = 4) \end{cases} \quad (2)$$

動作の把握と行動認識に用いる特徴として、角度 (天

表 1: 状態の判定条件

Form 1	$LEFT_THIGH_VEC[\theta] > Th_{stand_thigh_}\theta$
Form 2	$RIGHT_THIGH_VEC[\theta] > Th_{stand_thigh_}\theta$
Form 3	$M_{SPINEBASE} \leq Th_{stand_spine_move}$
Form 4	$LEFT_THIGH_VEC[\theta] < Th_{sit_thigh_}\theta$
Form 5	$RIGHT_THIGH_VEC[\theta] < Th_{sit_thigh_}\theta$
Form 6	$SPINE_VEC[\theta] < Th_{sit_spine_}\theta$
Form 7	$M_{SPINEBASE} > Th_{moving_spine_move}$
Form 8	$C_{time} > Th_{moving_time}$
Form 9	$LEFT_THIGH_VEC[\theta] < Th_{lie_thigh_}\theta$
Form 10	$RIGHT_THIGH_VEC[\theta] < Th_{lie_thigh_}\theta$
Form 11	$SPINE_VEC[\theta] > Th_{lie_spine_}\theta$

図 5: 天頂角 θ

頂角 θ を用いる。図 5 のように天頂角 θ は y 軸の正の部分から成す角度 ($0 \leq \theta \leq \pi$) であり、前述の方法で取り出した関節の位置ベクトル V_j の x 成分, y 成分, z 成分を引数として式 (3) に与えることにより天頂角 θ を得る。天頂角は主に骨格ベクトルの上下の動きを把握するために用いる。

$$\theta(x, y, z) = \arccos \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} \quad (3)$$

また、連続するフレーム間での各関節の移動量を M_{joint} で表し、この移動量をデータ取得時間で除することにより、関節毎に着目した動作の速さを取得することができる。式 (1) より得たフレーム t での座標 $P_{(joint,t)}$ を $P_{(joint,t)} = (x_{(joint,t)}, y_{(joint,t)}, z_{(joint,t)})$ とし、各関節の移動量 M_{joint} を式 (4) で求める。また、同じ状態における時間を計測したものを C_{time} とする。

$$\begin{aligned} M_{joint} &= \sqrt{X^2 + Y^2 + Z^2} \\ X &= x_{(joint,t)} - x_{(joint,t-1)} \\ Y &= y_{(joint,t)} - y_{(joint,t-1)} \\ Z &= z_{(joint,t)} - z_{(joint,t-1)} \end{aligned} \quad (4)$$

4.2 身体状態判定と行動認識

4.2.1 状態の判定

対象者の身体の状態として Standing, Sitting, Moving, Lying の 4 種類に分けて判定する。各状態はベクトル V_0, V_8, V_6 及び関節 SPINEBASE の移動量を指標とすれば判別が可能である。よって、これらの指標の間に閾値を設定し判別する。判定した結果は $state$ として保持しておく。表 1 にある状態判定のための式を用いて状態を次のように判定していく。{(Form 1) \cup (Form 2)} \cap (Form 3) のとき $state=Standing$, {(Form 4) \cup (Form 5)} \cap (Form 6) のとき $state=Sitting$, (Form 7) \cap (Form 8) のとき $state=Moving$, (Form 9) \cap (Form 10) \cap (Form 11) のとき $state=Lying$ と判定する。

4.2.2 行動の判定

行動の判別を行うため図 4 に示すベクトルの天頂角と関節の移動量 M_{joint} を指標として用いる。図 1 に従って、4 つの状態に付随する 8 種類の行動を識別するための分類を指標に対する閾値により行う。ただし、Lying

に関しては横になるという 1 つの状態とし行動ではないとするため Standing, Moving, Sitting について述べる。行動認識のルールとして以下のアルゴリズムで判定された行動が 400ms の間に続けて判定されたとき、初めて認識されその行動を $Action$ として保持しておく、認識された行動のうち状態が継続する行動 (Reading, Writing, Calling, Cooking, Walking) は同じ行動が認識されている間は認識された行動を保持する。一方、断続的に行う行動 (Drinking, Eating, Cleaning) では実際に行うアクションの回数は少ないが、アクションをしていなくても同じ行動が認識され続けていれば継続して $Action$ を保持する。

$state=Moving$ のときに起こり得る行動は「歩く」のみである。人の歩行時の特徴は踏み出す脚に対して逆側の手が必ず動いていることが挙げられる。よって、((Form 12) \cap (Form 13)) \cup ((Form 14) \cap (Form 15)) ならば、Walking と判定する。

$state=Standing$ のとき、起こり得る行動は「掃除」と「料理」である。「掃除」では一般的に、一定時間内に片手の移動が連続して行われたとき、すなわち {(Form 16) \cap (Form 17)} \cup ((Form 18) \cap (Form 19)) \cap ((Form 20) \cup (Form 21)) が $C_{time} < Th_{clean_time}$ のうちに繰り返されたとき、Cleaning と判定する。次に「料理」は直立の状態でも両腕が上がっている状態になるため前腕の上がり方と継続時間から判断する。すなわち、(Form 22) \cup (Form 23) が $C_{time} > Th_{cook_time}$ 継続して観測されたとき Cooking と判定する。

$state=Sitting$ のとき、行われる動作が片手のものと両手のものに分かれる。これらを判別指標とし、前腕に着目した閾値によって区別を行う。両手で行われる行動「読む」、「書く」、「食べる」のうち両手を口元まで上げる「食べる」動作が最も特徴的であるため、最初に判定する。すなわち (Form 30) \sim (Form 37) を満たすとき Eating と判定する。

「読む」と「書く」では、骨格の形状が類似しており区別する必要がある。これらの差異として、一般的に本を読むとき身体が静止していることが多いと考えられる。よって関節 HAND_TIP に着目し、移動量が一定以下である状態が継続するとき「読む」と判定し、動きが観測

表 2: 行動の判定条件 ($state=Moving$ のとき)

Form 12	$M_{ELBOWLEFT} > Th_{walk_elbowL_move}$
Form 13	$M_{KNEERIGHT} > Th_{walk_kneeL_move}$
Form 14	$M_{ELBOWRIGHT} > Th_{walk_elbowR_move}$
Form 15	$M_{KNEELEFT} > Th_{walk_kneeR_move}$

表 3: 行動の判定条件 ($state=Standing$ のとき)

Form 16	$M_{HANDTIPLEFT} > Th_{clean_handtipL_move}$
Form 17	$M_{HANDTIPRIGHT} < Th_{clean_handtipR_move}$
Form 18	$M_{HANDTIPRIGHT} > Th_{clean_handtipR_move}$
Form 19	$M_{HANDTIPLEFT} < Th_{clean_handtipL_move}$
Form 20	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] > Th_{clean_forearm\theta}$
Form 21	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] > Th_{clean_forearm\theta}$
Form 22	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{cook_forearm\theta}$
Form 23	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{cook_forearm\theta}$

されるならば「書く」と決定する。すなわち (Form 38) ~ (Form 45) がすべて該当し、かつ (Form 46) \cap (Form 47) となった時間を計測し、 $C_{time} > Th_{read_time}$ となるとき Reading と判定する。また、(Form 48) ~ (Form 55) を満たすとき Writing と判定する。

最後に、片手で行う行動の判定について述べる。一般的に電話をするとき手を耳に当てた状態が継続される。よって、前腕が顔付近に上がった状態で時間を計測し、一定時間継続されて行われていた場合「電話」と判定する。「飲む」と「食べる」では上腕に多少の差異が見られるため、これを特徴とする。なお、以下には左手の場合を示すが、右手については対称性を考慮して省略する。(Form 56) ~ (Form 63) を満たすならば Eating と判定するが、時間 C_{time} を計測し $C_{time} > Th_{call_time}$ となったとき Calling と判定する。次に、(Form 64) ~ (Form 71) を満たすとき、Drinking と判定する。このときにも同様に時間 C_{time} を計測し $C_{time} > Th_{call_time}$ となったとき Calling と判定する。

4.2.3 モーションログ

本研究では認識された行動毎のモーションをロギングする。モーションログの構成要素については以下で定義する。なお、骨格情報は 200ms 毎に取得するが、速度を計算する際には座標や角度などのデータ取得時間 T をフレーム毎に記憶しておき、そのデータ取得時間差を用いて計算する。

v_{walk} (cm/s) : 連続フレーム間での骨盤部分の関節 SPINEBASE (図 4) の移動量をデータ取得時間差で除した歩行速度

l_{step} (cm) : 観測された左右の ANKLE の座標から求めた 2 足間の距離で表される歩幅

$\omega_{right}, \omega_{left}$ (deg/s) : 図 4 に示した左右の上腕及び前腕の振りの速さを示すための、各ベクトルの角速度の絶対値。連続フレーム間でのデータ取得時間差で天頂角の変化量を除することで得る

$v_{hand_left}, v_{hand_right}$ (cm/s) : 連続フレーム間での関節 HANDLEFT 及び HANDRIGHT の移動量をデータ取

表 4: 行動の判定条件 ($state=Sitting$ のとき)

Form 24	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{sit_both_fore\theta}$
Form 25	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{sit_both_fore\theta}$
Form 26	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] \leq Th_{sit_forearm\theta}$
Form 27	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] \geq Th_{sit_forearm\theta}$
Form 28	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] \leq Th_{sit_forearm\theta}$
Form 29	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] \geq Th_{sit_forearm\theta}$
Form 30	$Th_{eat_both_fore_min\theta} < RIGHT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 31	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{eat_both_fore_maz\theta}$
Form 32	$Th_{eat_both_fore_min\theta} < LEFT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 33	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{eat_both_fore_maz\theta}$
Form 34	$Th_{eat_bothup_min\theta} < RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 35	$RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{eat_bothup_maz\theta}$
Form 36	$Th_{eat_bothup_min\theta} < LEFT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 37	$LEFT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{eat_bothup_maz\theta}$
Form 38	$Th_{read_both_fore_min\theta} < RIGHT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 39	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{read_both_fore_maz\theta}$
Form 40	$Th_{read_both_fore_min\theta} < LEFT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 41	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{read_both_fore_maz\theta}$
Form 42	$Th_{read_bothup_min\theta} < RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 43	$RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{read_bothup_maz\theta}$
Form 44	$Th_{read_bothup_min\theta} < LEFT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 45	$LEFT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{read_bothup_maz\theta}$
Form 46	$M_{HANDTIPRIGHT} < Th_{read_both_move}$
Form 47	$M_{HANDTIPLEFT} < Th_{read_both_move}$
Form 48	$Th_{write_both_fore_min\theta} < RIGHT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 49	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{write_both_fore_maz\theta}$
Form 50	$Th_{write_both_fore_min\theta} < LEFT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 51	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{write_both_fore_maz\theta}$
Form 52	$Th_{write_bothup_min\theta} < RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 53	$RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{write_bothup_maz\theta}$
Form 54	$Th_{write_bothup_min\theta} < LEFT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 55	$LEFT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{write_bothup_maz\theta}$
Form 56	$Th_{eat_fore_min\theta} < RIGHT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 57	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{eat_fore_maz\theta}$
Form 58	$Th_{eat_fore_min\theta} < LEFT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 59	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{eat_fore_maz\theta}$
Form 60	$Th_{eat_up_min\theta} < RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 61	$RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{eat_up_maz\theta}$
Form 62	$Th_{eat_up_min\theta} < LEFT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 63	$LEFT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{eat_up_maz\theta}$
Form 64	$Th_{drink_fore_min\theta} < RIGHT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 65	$RIGHT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{drink_fore_maz\theta}$
Form 66	$Th_{drink_fore_min\theta} < LEFT_FOREARM_VEC[\theta]$
Form 67	$LEFT_FOREARM_VEC[\theta] < Th_{drink_fore_maz\theta}$
Form 68	$Th_{drink_up_min\theta} < RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 69	$RIGHT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{drink_up_maz\theta}$
Form 70	$Th_{drink_up_min\theta} < LEFT_UPPERARM_VEC[\theta]$
Form 71	$LEFT_UPPERARM_VEC[\theta] < Th_{drink_up_maz\theta}$

得時間差で除した、手の移動速度

$time$: データ取得時間

4.3 ロボットによる人追跡

本節では人の追跡のため、ロボットに施した実装について述べる。ROS では多くのライブラリがパッケージとして配布されているため、ROS を利用することで自律移動と障害物回避が容易に実現可能になる。まず、本研究では人の追跡のために kinect から得た人の kinect 座標系の座標 (x, z) を ROS 座標系の座標 (X, Y) へと座標変換を行う。図 6 のように kinect 座標系の z 軸は ROS 座標系の y 軸とみなすことができ、 x 軸の向きがそれぞれ逆になっているため式 (5) のような変換を行う。次に、式 (6) の回転行列を用いて軸の向方向をあわ

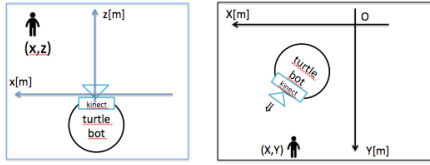


図 6: kinect 座標系 (左図) と ROS 座標系 (右図)

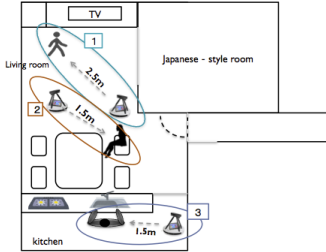


図 7: 実験環境とセンサ-被験者位置関係

せ, 平行移動を行い原点を合わせる. なお, 回転角 ϕ は kinect 座標系 z 軸と ROS 座標系 y 軸と成す角, すなわち, ロボットの向きを考慮した ROS 座標系 y 軸との成す角である. 回転方向はロボットの中心座標 (a,b) に関して $a \geq 0$ のとき負の向き, $a < 0$ のとき正の向きとする. 原点の平行移動については ROS 座標系の原点を kinect 座標系の原点に重ねるため, ロボットの中心座標を加える. ただし, ロボットの座標はユーザーにより設定された初期座標を元に `amcl` というパッケージによる自己位置推定から得る.

$$x = -x \quad (5)$$

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \cos \phi & -\sin \phi \\ \sin \phi & \cos \phi \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ z \end{pmatrix} \quad (6)$$

上記で得た ROS 座標空間でのロボットの座標と対象者の座標を元に, コストマップを考慮した経路ナビゲーションを行うパッケージ `move_base` を利用して人の追跡を行う.

5. 性能評価

5.1 行動認識とマイクロアクション取得に関する評価

実在の一般家庭 (3 人家族) 内において, 提案手法の行動認識について評価を行った. 被験者家族は A (男性), B (女性), C (男性) の 3 人からなり, 身長はそれぞれ 171cm, 147cm, 165cm である. 実験は図 7 に示すようなセンサと被験者の位置配置で行い, 場所 1 では Walking, Cleaning, 場所 2 では Sitting 状態から起こり得る行動を観測し, 場所 3 では Cooking の観測を行った. ただし, Eating に関して片手で行うものとした. 被験者は表 5 に示す実験インストラクションに従って行動を行う.

行動認識を行うためには閾値を決定する必要がある. Standing 状態と Moving 状態の各行動は特徴が類似し

	Eat&Drink	Calling	Walking	Read&Write	Cleaning	Cooking	Other	recall
Eat&Drink	0.77	0	0	0	0	0	0.23	0.77
Calling	0.05	0.26	0	0	0	0	0.69	0.26
Walking	0	0	0.89	0	0	0	0.11	0.89
Read&Write	0	0	0	0.4	0	0	0.6	0.40
Cleaning	0	0	0.38	0	0.42	0	0.2	0.42
Cooking	0	0	0.07	0	0.11	0.43	0.38	0.43
other	0	0	0	0.64	0	0	0.34	0.34
precision	0.94	1.00	0.66	0.71	0.79	1.00	0.13	

図 8: 行動推定結果

ていないため, 今回は経験的に閾値を決定した. また, Sitting 状態の行動は類似した動作が含まれているため, 家族の中で最も中庸体型であった C が実際に各行動を行った事前実験を基に閾値を決定した. この事前実験では C の正面に kinect を置き, その前で各行動を行ったときの上腕及び前腕の天頂角 $[\theta]$ を記録し, 分析を行った. なお, この際も表 5 のインストラクションに従うよう指示をした.

行動認識の結果を図 8 に示す. 行に推定結果を, 列に正解を示し, 要素にその判定割合を行列形式で示している. 認識対象とした 8 種類の行動およびそれらに当てはまらない場合の other について, other を除いた正答率 (すなわち適合率) は十分高いといえる. なお, other と判定された原因は, 特定の被験者から得た行動別の角度や関節移動量の事前データを考慮した閾値設定を行ったものの, 実際には被験者の体格差による個人差が生じたためであると考えられる. 再現率を向上させることが今後の課題である.

5.2 運動能力に関する評価

5.1 節と同様の家族に対し HALS を用いたセンシングを行い, フレーム毎の骨格座標変化や全身のベクトル変化から, 動作速度と歩幅の検出精度について評価した. 評価では被験者の正面に kinect を 1 台と図 7 に示した位置に観測用 kinect を 1 台設置して行った. 正面の kinect により得た v_{walk} , l_{step} , v_{hand_right} , ω_{right} をそれぞれの指標の真値とし, 観測用 kinect と共に平均値を調べた. v_{walk} と l_{step} のロギングは walking 時の観測データとし, v_{hand_right} と ω_{right} のロギングは Eating 時の観測データとした. なお, 被験者は動作の際に表 5 のインストラクションに従うものとする. v_{walk} , l_{step} についての結果を表 6 に示し, v_{hand_right} , ω_{right} の結果を表 7 に示す. この結果より, 真値に十分近い値での動作記録ができていることが確認できる.

5.3 ロボットの性能評価

最後にロボットに搭載した kinect による人の認識と追跡性能の評価のため, 図 9 に示す大阪大学情報科学研究科棟 A 棟 5 階フロアにおいて, 決められたルートで被験者 1 人が歩行し, ロボットの追跡実験を行った. ルートは左右の曲がりを含む 4 本を用意した. また, kobuki への過負荷がかかることを考慮し最高速度は 80cm/s と

表 5: 実験インストラクション

行動別インストラクション	
Drinking	両手は膝の上に置いた状態から観測を開始する。机の上にあるコップを片手で持って飲み物を飲む。その後、コップを机の上に戻して1回とし、これを5回繰り返す。
Eating	Drinkingと同様に開始し、目の前の食べ物を取って片手で食べる。その後、手を膝の上まで戻して1回とし、これを5回繰り返す。
Calling	観測を始めてから耳元に電話を添えて通話し、1分間通話の様子を観測する。なお、使う手はどちらでもよい。
Walking	止まっている状態から観測し、いつも通りに歩く（3秒以上）
Writing	1分間紙に文字を書く動作を継続して行う。その他の動作はない。
Reading	1分間本を読む動作を継続する。
cleaning	片手に掃除機を持って左前方、正面、右前方に各3回ずつ腕を前後に動かす。
Cooking	台所で調理を1分間継続して行う。具体的な行動は指示しない。

表 6: v_{walk} と l_{step} の平均値

	v_{walk} の平均値		l_{step} の平均値	
	観測値	真値	観測値	真値
A	72.7	82.2	36.1	37.0
B	72.5	68.2	29.4	26.1
C	69.8	68.4	32.9	34.2

表 7: $v_{hand.right}$ と ω_{right} の平均値

	$v_{hand.right}$ の平均値		ω_{right} の平均値	
	観測値	真値	観測値	真値
A	34.2	39.9	0.8	1.01
B	33.7	41.6	1.05	0.74
C	42.5	52.5	1.24	1.27

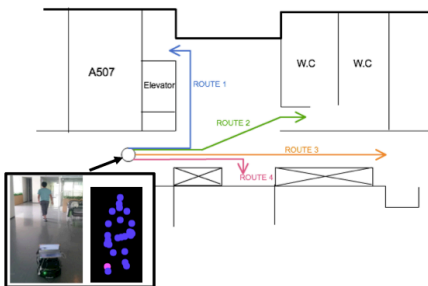


図 9: フロアマップ

したため、被験者には家庭内を想定したスローペースで歩行するように指示した。なお、最高速度はパラメータを調節することで 80cm/s 以上の値とすることは可能である。ロボットの自作した地図上での軌跡を図 10～図 13 に示す。黒い印はロボットの位置を、赤い印は対象者の位置を示している。これらの結果から障害物のない基本的な環境での人の追跡が可能であることを確認できている。現在、障害物が存在する環境においても追跡可能となるシステム構築を継続して行っている。

6. おわりに

本研究では、自律移動ロボットに kinect を付加し、高齢者の骨格認識に基づいて日常行動を推定し、各行動内における運動量蓄積を行うための手法を提案している。被観測者の側面など正面でない角度から得られる関節検出を行い、身体の体幹および体肢（骨格）を検出したうえで、日常行動の認識ならびにその日常行動におけるモーションを測定する。実家庭における実験の結果、歩

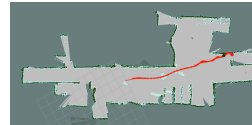


図 10: ルート 1 の結果



図 11: ルート 2 の結果



図 12: ルート 3 の結果



図 13: ルート 4 の結果

行のような特徴のある行動の認識に関しては高い精度で認識することができた。また、障害物のない比較的広い空間では人の追跡が可能であることも確認している。

謝辞

本研究の一部は JSPS 科研費 15H02690 ならびに 15K12019 の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] 総務省統計局. 統計トピックス no.72 統計から見た我が国の高齢者 (65 歳以上). <http://www.stat.go.jp/data/topics/topi720.htm>, 2013.
- [2] 中村笙子, 志垣沙衣子, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫. 大衆の生活ノウハウの定量化とモデル化によるスマートライフ支援システム. 情報処理学会論文誌, Vol. 56, No. 8, pp. 1621–1633, aug 2015.
- [3] Shoko Nakamura, Saeko Shigaki, Akihito Hirumori, Hirozumi Yamaguchi, and Teruo Higashino. A model-based approach to support smart and social home living. In *Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, UbiComp '15, pp. 1101–1105, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [4] D. Riboni, C. Bettini, G. Civitarese, Z. H. Janjua, and R. Helaoui. Fine-grained recognition of abnormal behaviors for early detection of mild cognitive impairment. In *Pervasive Computing*

- and Communications (PerCom), 2015 IEEE International Conference on, pp. 149–154, March 2015.
- [5] Laurin D, Verreault R, Lindsay J, MacPherson K, and Rockwood K. Physical activity and risk of cognitive impairment and dementia in elderly persons. *Archives of Neurology*, Vol. 58, No. 3, pp. 498–504, 2001.
- [6] NHK スペシャル. シリーズ認知症革命. <http://www.nhk.or.jp/special/ninchi/index.html>.
- [7] Cuong Pham, Nguyen Ngoc Diep, and Tu Minh Phuong. A wearable sensor based approach to real-time fall detection and fine-grained activity recognition. *J. Mob. Multimed.*, Vol. 9, No. 1-2, pp. 15–26, November 2013.
- [8] Jamie Shotton, Andrew Fitzgibbon, Mat Cook, Toby Sharp, Mark Finocchio, Richard Moore, Alex Kipman, and Andrew Blake. Real-time human pose recognition in parts from a single depth image. In *CVPR*. IEEE, June 2011.
- [9] Wei Shen, Ke Deng, Xiang Bai, T. Leyvand, Baining Guo, and Zhuowen Tu. Exemplar-based human action pose correction and tagging. In *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on*, pp. 1784–1791, June 2012.
- [10] T. Banerjee, J. M. Keller, M. Skubic, and E. Stone. Day or night activity recognition from video using fuzzy clustering techniques. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 22, No. 3, pp. 483–493, June 2014.
- [11] Jinna Lei, Xiaofeng Ren, and Dieter Fox. Fine-grained kitchen activity recognition using rgb-d. In *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing*, UbiComp '12, pp. 208–211, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [12] Julie A Kientz, Shwetak N Patel, Brian Jones, ED Price, Elizabeth D Mynatt, and Gregory D Abowd. The Georgia Tech aware home. In *CHI'08 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, pp. 3675–3680, 2008.
- [13] J. H. Shin, B. Lee, and K. Suk 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.
- [14] Ifat Afrin Emi and John A. Stankovic. Sarrima: Smart adl recognizer and resident identifier in multi-resident accommodations. In *Proceedings of the Conference on Wireless Health*, WH '15, pp. 4:1–4:8, New York, NY, USA, 2015. ACM.
- [15] Rim Helaoui, Mathias Niepert, and Heiner Stuckenschmidt. Recognizing interleaved and concurrent activities using qualitative and quantitative temporal relationships. *Pervasive Mob. Comput.*, Vol. 7, No. 6, pp. 660–670, December 2011.
- [16] Michael Buettner, Richa Prasad, Matthai Philipose, and David Wetherall. Recognizing daily activities with rfid-based sensors. In *Proceedings of the 11th International Conference on Ubiquitous Computing*, UbiComp '09, pp. 51–60, New York, NY, USA, 2009. ACM.
- [17] Timothy W. Hnat, Erin Griffiths, Ray Dawson, and Kamin Whitehouse. Doorjamb: Unobtrusive room-level tracking of people in homes using doorway sensors. In *Proceedings of the 10th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems*, SenSys '12, pp. 309–322, New York, NY, USA, 2012. ACM.
- [18] T. Matsumoto, M. Shimosaka, H. Noguchi, T. Sato, and T. Mori. Pose estimation of multiple people using contour features from multiple laser range finders. In *2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2190–2196, Oct 2009.
- [19] 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.
- [20] Jit Biswas, Mounir Mokhtari, Jin Song Dong, and Philip Yap. Mild dementia care at home - integrating activity monitoring, user interface plasticity and scenario verification. In *Proceedings of the Aging Friendly Technology for Health and Independence, and 8th International Conference on Smart Homes and Health Telematics*, ICOST'10, pp. 160–170, Berlin, Heidelberg, 2010. Springer-Verlag.
- [21] 内閣府. 平成 26 年度 高齢者の日常生活に関する意識調査. <http://www8.cao.go.jp/kourei/ishiki/h26/sougou/zenta/index.html>.