

独居住宅における人物移動計測システムの開発と長期間動線記録

Human Trajectory Measurement System for the Elderly People Living Alone and Long-term Behavior Accumulation

○ 野口 博史 森 武俊 佐藤 知正 真田 弘美 (東大)

Hiroshi Noguchi, Taketoshi Mori, Tomomasa Sato, Hiromi Sanada, The University of Tokyo

Abstract: Monitoring system for the elderly people living alone needs to measure human behavior naturally in a long term and to detect anomaly behavior based on captured data. For long-term detail behavior monitoring, we developed human trajectory measurement system for real home environments using laser range scanners. Our system achieved long-term trajectory accumulation in 2 years continuously at a real apartment. As a first step of captured trajectory analysis, 1) we developed trajectory extraction method, 2) applied clustering method to extracted traces for detection of typical movement behavior and 3) visualized behavior pattern based on extracted traces.

Key Words: Laser Range Scanner, Elderly People Monitoring, Long-Term Behavior Measurement, Trajectory Analysis

1. 緒論

高齢化社会や過疎化を背景に、高齢者の一人暮らし世代が増えてきている。そのような高齢者の日々の生活をさりげなく見守り、睡眠時間が長くなるなど普段の生活パターンと異なることがあった場合には家族や自治体、医療機関などに連絡するような見守りシステムが求められている。見守りシステムとして、我々は、安価であり、心理的・物理的侵襲性が少ないセンサとして、焦電センサを選択し、分散配置した無線焦電センサデータを利用した見守りシステムを開発してきた⁽¹⁾。しかしながら、焦電センサでは、人が動いた時に反応するだけなので、基本的にはセンサを配置した部屋への居住者の入退出を推定することしか出来ず、無反応状態時の行動情報を取得出来ない。たとえば、居間で反応がない場合、昼寝なのか、ただ動いていないだけなのか、反応が出ずに区別できない問題がある。そのことから、焦電センサによるシステムでは、コスト面・設置面では有利ではあるが、詳細な人間行動計測が難しい。一方で、部屋間の移動や滞在情報、滞在部屋での詳細な移動情報は、生活パターンに密接に関係していることが予想される。そこで、実住居において移動情報を計測可能なシステムがあれば、システム構築に必要なデータ質や量の見積り、生活パターン把握の異変検知のアルゴリズム開発、見守りセンサの配置のシミュレーションなどに利用でき、独居高齢者のための見守りシステム開発に役立つと考えられる。

位置計測可能なセンサについては、様々なセンサが存在するが、近年、安価かつ小型のものが開発され、ロボットの領域を超えて利用されつつある測域センサを利用する。測域センサでは、ある平面内にわたり精度良く距離情報を計測可能という性質があり、一台で部屋全体をカバーしやすく、また、正確な位置計測に向いている。また、カメラなどと違い光源状態などに性能は依存しないため、実環境での利用に向いているという性質もある。実際、駅構内での動線計測⁽²⁾や、ショッピングモジュールでの動線計測⁽³⁾に利用されている。そのことから、我々も実住居に持ち込み可能な測域センサモジュール及び、人位置計測手法を開発してきた⁽⁴⁾。

本論文では、その人物移動計測システムの紹介と、独居高齢者宅を模した住居を借用し、実際に2年間にわたり健常者ではあるが、データ計測を続けてきたことについて報

告する。また、そのデータ解析の第一歩として、軌跡の分類および行動パターンを可視化したことについて報告する。実住居環境において、約2年間にもわたり、人物移動軌跡を計測した例はなく、データだけでも重要なものである。

2. 人物移動計測システム

2-1 計測デバイスとソフトウェア

測域センサ単体を住居内に導入することは不可能なため、計測用モジュール(図1-A)を開発している。モジュールを部屋内の棚やテーブル上において、腰高さ付近を計測することでシステムは、人物移動を計測する。測域センサでの人物位置計測では、通常は、人同士のオクルージョンに強い足首高さ付近に設置することが多いが、腰位置高さで計測している。実住居環境では、足下付近に物体がおかれているなどオクルージョンとなる物体も多いため、高い位置に配置するほうが計測時に有利であるからである。

利用する測域センサとしては、北陽電機社製URG-04-0LXを利用した。最大計測距離5.6mで、計測レンジは、240度であるため、一台で部屋をカバーすることが可能である。また、距離分解能は、1mmで、角度分解能も約0.36度と人物位置を計測するのに十分な性能を持つ。サンプリング周期は、10Hzであるが、住居内では、人はゆっくりと移動することを考慮すると十分な性能だと考えられる。また、距離計測にレーザを利用するがクラス1であるため、住居内で利用しても安全である。モジュールでは、データ量の問題や、長期間の計測時でも確実に計測出来るようにLANを利用して、データを送信する。また、Power over Ethernet(PoE)を利用することで、電力線を省略可能な構造になっており、実住居内での配線の手間の省力化に役立っている(図1-B)。

ソフトウェアとしては、計測用のサーバを一台住居内に配置し、サーバにおいて設置したモジュールを自動的に発見し、モジュールからのデータを受信し、データベースに蓄積する構造になっている(図1-C)。人が不在時にストレージを切り替えることで、常時計測に対応している。人物位置推定時には、部屋のレイアウト情報とそのモジュールの位置情報が重要となるが、自動的な位置合わせは難しいことから、今回は、手動で合わせることにし、その位置指定用のソフトウェア(図1-D)も作成している。軌跡データはオフラインで計算し出力する構造となっている。

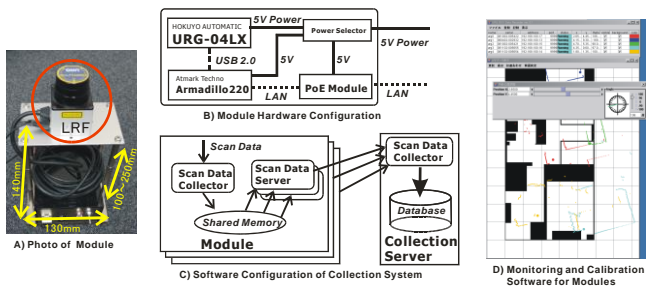


Fig.1. Module and software in measurement system

2-2 人追跡手法

計測した測域センサデータからの人位置追跡手法としては、パーティクルフィルタベースの追跡手法を我々は開発している⁽⁴⁾。通常の測域センサ群からの人物位置推定では、同じ高さに配置し、人の輪郭の全周が計測可能な状況下で推定するが、実住居に配置する場合、高さを同一に出来ず、スキャンデータの統合が難しいことや、壁などのオクルージョンなどから人の輪郭全体が見えないことが多いことが一つ問題である。また、机の上の物体などが頻繁にスキャンデータに移り、人と間違える可能性があるという問題もある。前者については、輪郭状態よりも距離情報を主に利用する評価モデルを利用することで対処している。また、後者の問題については、あらかじめ、グリッドマップの形で、机の位置などを記述し、人が侵入不可能な領域におけるスキャンデータを除去することで解決している。実際にスキャンデータから人物位置を推定している様子を図2に示す。図からもわかるように、観測される測域センサが切り替わってもうまく追跡出来ていることがわかる。また、実験により、平均誤差 18cm で人を追跡出ることを確認している。

また、人の位置は、前景點群が測域センサで観察されることで発見する。また、消失は、基本的には、トイレなどに入るとき、外出するときなどの全てのセンサからの隠蔽領域に移動するときか、睡眠時などの測域センサの高さよりも低い位置に体が移動するときが発生する。システムでは、その検出から消失までの一つの軌跡として出力する。

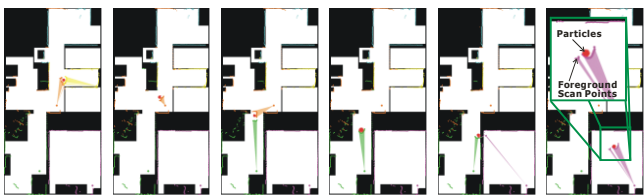


Fig.2 Human tracking scene using multiple scanners

3. 疑似独居高齢者宅によるデータ計測

独居高齢者宅に設置する前に、システムの検証として、実際のマンションの一室を借り、データ取得検証を行った。部屋の構成としては、物置、トイレ、浴室、キッチン、リビングルーム、寝室で構成される 1SLDK の部屋である。被験者としては、成人男性 2 名がそれぞれ約 1 年ずつ居住した。実際に、居住する際には、まず、1、2 週間あらかじめ居住し、部屋のレイアウトが確定してから、5 つのモジュールを持ち込んだ。モジュールは生活の邪魔にならないように、極力部屋や廊下の隅に存在する家具の上に置くことで配置した。それぞれの被験者ごとの部屋のレイアウトおよびモジュールの配置を図3に示す。二人の被験者のレイアウトは、比較的類似するものとなっていることがわかる。これは、基本的には壁の位置や配置可能な家具によ

る制限のためである。大きな配置の違いとしては、配置の高さと洗面台近くに配置したモジュールの位置である。被験者 A の場合では、測域センサのレーザが浴室内に届かずに、浴室への入退出の検出が難しかったため、被験者 B の場合では位置を変更することで対処した。このように、実際の住居での配置時には、レーザがどこまで届くかを考慮しながら配置する必要がある。

被験者の情報ならびに、計測した軌跡情報について、表 1 に載せる。また、取得した典型的な軌跡を図 4 に載せる。この際、目視で明らかにノイズの軌跡と思われるデータについては排除している。被験者 A の軌跡の数が増えているが、これは、被験者 A はテレビの前のコタツ前での着座状態が多く、そのときには、頭頂付近が測域センサに移るため、頭を動かすことで、頭頂部が測域センサの高さより低くなり、スキャンデータが取れなくなることがあり、そのため、頭部位置の軌跡計測が断続的に行われるからである。被験者 B の場合では、モジュールの位置を高くしているため、そのような問題が起きずに軌跡の数が短くなっている。

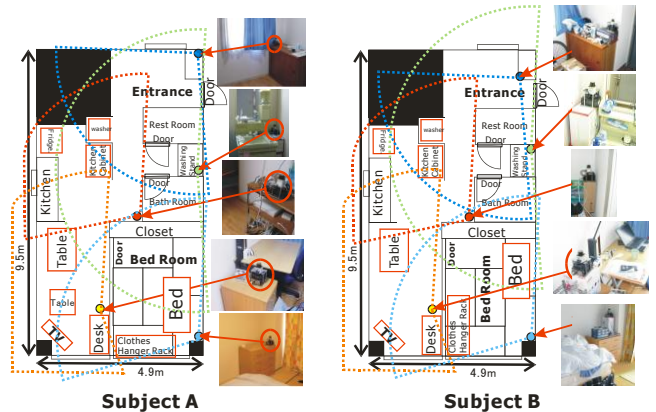


Fig.3 Scanner Layouts in Measurement

Table1.Measurement Conditions

Condition	Subject A	Subject B
Age	24	24
Gender	male	male
Body Height[cm]	165	188
Scanner Height [m]	0.8 – 1.0	1.0 – 1.3
Measurement Duration (days)	329	234
Number of Trajectories	34424	9116
Max Length of Trajectories	12037	5321
Max Duration of Trajectories	13h 11min	8h 10min

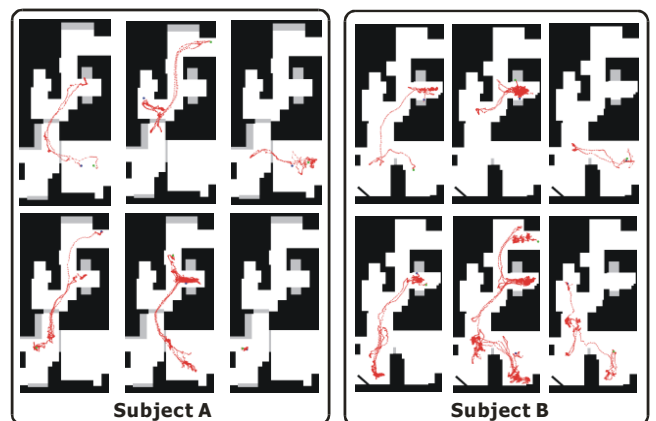


Fig. 4 Typical captured trajectories (blue circle means start point and green circle means end point)

4. 計測軌跡データの解析

4-1. 移動軌跡の抽出

計測した軌跡には、主に2つの行動が反映されていると考えられる。ひとつは、静的行動（座っている、立っている、横になっているなど）であり、もうひとつは、動的行動（歩いているなど）である。実際、居住者は通常、家の中ではそれほど動かないため、軌跡の大部分は静的行動を示しているといえる。静的行動は家の中での大まかな生活リズムを反映することになるため、生活リズムなどの解析に役立つ。一方で、動的行動は行動の移り変わりの検出手がかりになるもので、また、活発度等の状態の解析に役立つものと思われる。そのため、まず、軌跡から、それらの行動を分離することが重要となる。すなわち、動かない部分と動いている部分に分離することに相当する。実際には、先の考察からもわかるように軌跡中の大部分が停留しているデータだと思われるため、移動軌跡だけを抽出することに問題を置き換えることで、その行動の分離が可能だと考えられる。

まず、移動軌跡の抽出のための特徴の検出のために、軌跡データの解析を行った。図 6-A-1 は、外出前の5分間程度の典型的な軌跡である。それらの x,y 位置、速度それぞれについてのグラフが図 6-A-2 である。速度については、軌跡データ中の1サンプル前の点と現在の点との差から計算し、1秒幅のスライディングウィンドウ内で平均を取ることによって平滑化している。グラフを見ればわかるとおり、住居内では、急激な加減速や方向転換がないため、移動状態かどうかは、適切な閾値速度を決めることで簡易に移動状態と静止状態に分離できることがわかる。この際、閾値の決め方が問題となる。軌跡自体は、移動状態と静止状態を含んでいるため、速度の分布を見ると2つのピークからなることが予測される。実際、ヒストグラムを計算したものが、図 6-B である。被験者 A では明確に現れおり、このピークの谷である 0.15[m/s]を閾値とした。一方で被験者 B では、明確にピークが現れていないが、測域センサが高いため、床面に座っているとき等は軌跡として計測出来ないことが多いことや、部屋間の移動距離が比較的に短いため、等速で移動している状態が少ないからだと考えられる。そのため、閾値を決めることが難しいがここでは、0.3[m/s]を閾値とした。それらのパラメータを利用して、移動軌跡を抽出した。また、移動距離が 1m 以内であるものは、短すぎるため対象外して除外し、最終的に、被験者 A, B それぞれ、5497本、4367本の移動軌跡を取得した。

4-2. 移動軌跡のクラスタリング

軌跡データの解析の一つとして、典型的な移動パターンの抽出を狙って、移動軌跡のクラスタリングを行った。

クラスタリング手法としては、Kmeans 法がよく知られているが、今回の問題のような複雑なデータに対しては、不向きであることが知られている。そこで、スペクトラルクラスタリングと呼ばれる手法を用いることとした。スペクトラルクラスタリングでは、クラスタリング問題をグラフの分割問題として解くもので、データの分布の偏りに強いという性質があり、Kmeans 法よりも良い結果が得られることが多いことが知られている。しかし、計算のためには、類似度行列の固有値計算が必要なため、大量のデータの場合には、適応することが難しい問題があり、それらの解決のための方法がいくつか考えられている。ここでは、その中から、計算方法の簡易性から、Power Iteration Clustering(PIC)⁽⁵⁾と呼ばれる手法を利用することとした。

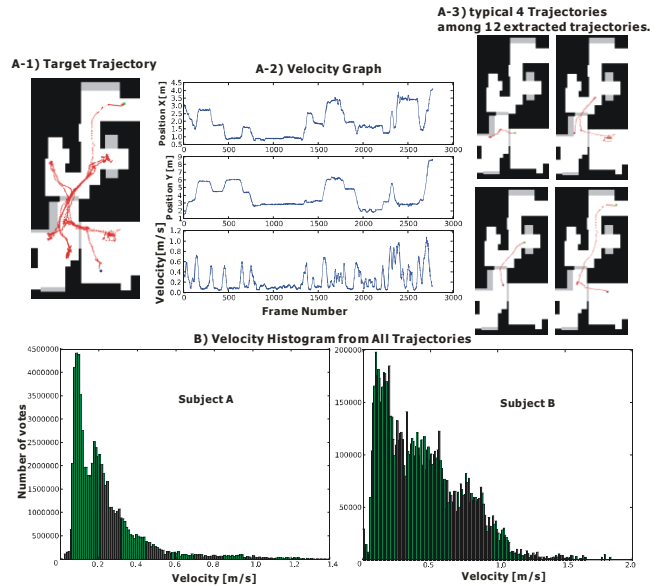


Fig. 6 Trajectory Analyzed Graphs

クラスタリングのためには、各軌跡間の類似度を計算する必要がある。ユークリッド距離が類似度指標として用いられることが多いが、時間情報が失われることや、経路長が様々であることが反映されないため、不適切であると考えられる。そこで、時間情報も含めた類似度計算可能な距離指標として、Dynamic Time Warping (DTW)距離⁽⁶⁾を利用することとした。DTW は、このような時系列データによく用いられており、時間伸縮を考慮した距離を計算可能である。また、今回の軌跡では、多数の点列群を含むために類似度計算に膨大な時間を要する。その軽減のため、2Hzで軌跡中の点群をリサンプルすることで計算負荷の低減を行った。スペクトラルクラスタリングを適応するためには、データ間の距離から、重みに変換する必要があるが、それには、ガウシアンカーネルを用い、そのときの σ は、クラスタリング結果を眺めながら、経験的に0.26とした。クラスタ数についても決定する必要があるが、最終的に人が判断することを考慮し、多めの数を選ぶことにし、経験的に16クラスタとした。

クラスタリング結果を図7に示す。比較のため、Kmeansによるクラスタリング結果についても載せる。今回利用したクラスタリング手法では、初期値依存の問題があるため、数回適応した結果のうち、目視で一番良いと判断したものを選択している。Kmeans の場合では、そもそも分類されていないものも多く、また、クラスタに大きな偏りが出ている。それに比べて、PIC クラスタリングでは、適切にクラスタリングされていることがわかる。特に、被験者 A,B ともに特徴的な移動軌跡の抽出に成功している。被験者 A の場合では、外出行動(no.6)、帰宅後すぐの行動(no.9)が計測されている。また、被験者 A の軌跡中には、軌跡計測システムのテスト用に被験者に全ての部屋をくまなく歩いてもらった軌跡(no.4)を含んでいたが、それが外れ値のクラスタとして検出されていることがわかる。また、ノイズを多く含む軌跡(no.12,13)が外れ値としてクラスタとして分けられていることがわかり、これらのことから、異変の検出などにも利用可能ではないかと考えられる。一方で、被験者 B においては、より典型的な軌跡の抽出に成功している。具体的には、就寝前の行動軌跡(no.8)、起床後の軌跡(no.11)、トイレか、浴室に向かう軌跡(no.7)、食事に関する軌跡 (no.5,6,12,16)がクラスタとして発見されている。

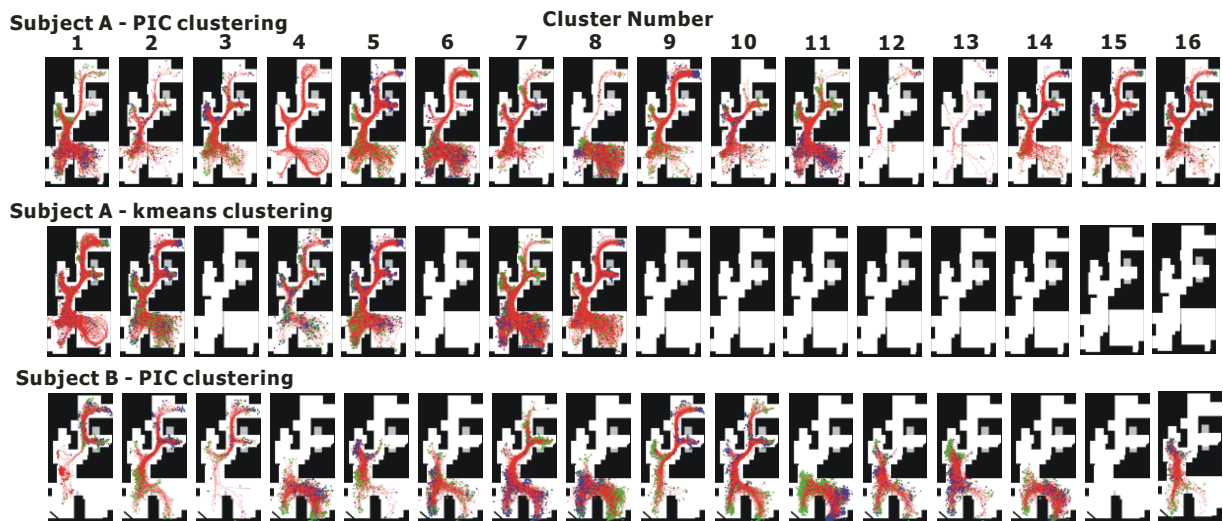


Fig.7. Clustering Result (blue circle means start position and green circle means end position)

4-3. 静的行動パターンの解析

静的行動は、抽出した移動軌跡から容易に抽出可能である。なぜなら、移動軌跡の開始点と終了点がそれぞれ、人の滞在場所を示すからである。また、滞在場所はそれぞれの行動と密に結びつけることが可能である。たとえば、玄関であれば、外出と見なすことができる。滞在場をどう分類するかは難しいが、ここでは、人手で、玄関、居間、キッチン、寝室、それ以外の5カ所に分けることにした。それぞれの領域は、外出、くつろぎ、料理、睡眠、その他行動と結びつけることができる。それらの時間帯を可視化することで、生活パターンの把握に役立つと思われる。ここでは、被験者Aは、不規則な生活をしており、綺麗なパターンが得られなかったため、被験者Bの可視化結果のみを図8に載せる。図中では、縦軸が日付であり、横軸が時間である。図からもわかるように夜中2時か3時頃に就寝し、10時付近で起床し、さらに、起床後すぐに外出するという生活パターンがわかる。この結果から、移動軌跡の解析をすることで、大まかな生活パターン把握の一助になることを示しているといえる。

5. 結論

本論文では、独居高齢者宅での見守り支援を念頭に、実住居環境で人物位置を計測可能なシステムを開発したことについて述べた。また、実際に借用したマンションにおいて、健常者2名について、それぞれ約1年間の居住時における人物位置計測に成功した。実際に計測したデータに対して、解析の第一歩として、移動軌跡の抽出、移動軌跡のスペクトラルクラスタリングによる典型的移動の検出、静的行動の解析として、停留場所の可視化による生活パターンの把握について試みたことについて報告した。計測した移動軌跡は、簡易な見守りセンサでの計測データに比べて、詳細な情報を持っており、見守りシステムの開発に役立つと考えられる。現在は、簡単な解析のみにしか取り組んでいないが、同時に取得している他センサデータと含めた詳細な生活行動の解析などに取り組む予定である。

参考文献

(1) T. Mori et al., "Anomaly detection algorithm based on life pattern extraction from accumulated pyroelectric sensor data," in *Proceedings of the 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2008, pp. 2545–2552.

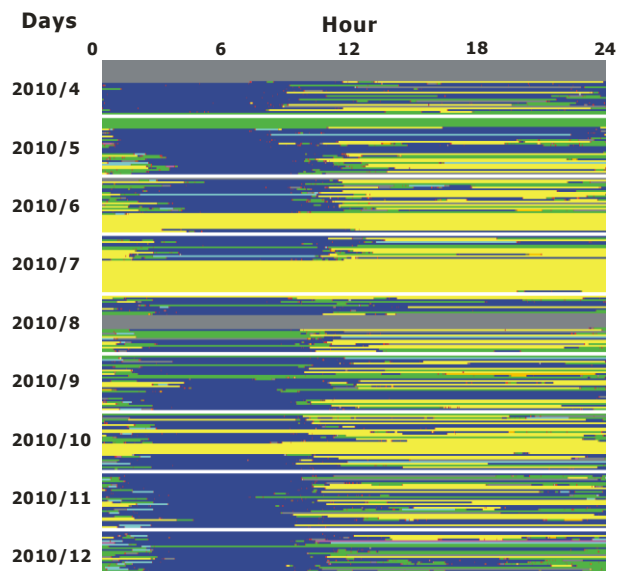


Fig.8 Behavior pattern of subject B (red bar: movement, blue bar: bed room, green bar: living room, kitchen: orange entrance: yellow, the other: cyan and no data: gray)

- (2) H. Zhao and R. Shibasaki, "A novel system for tracking pedestrians using multiple single-row laser-range scanners," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, vol. 35, no. 2, pp. 283–291, 2005.
- (3) D. F. Glas, T. Miyashita, H. Ishiguro, and N. Hagita, "Laser-based tracking of human position and orientation using parametric shape modeling," *Advanced Robotics*, vol. 23, no. 4, pp. 405–428, 2009.
- (4) H. Noguchi, R. Urushibata, T. Sato, T. Mori, and T. Sato, "System for tracking human position by multiple laser range finders deployed in existing home environment," *Aging Friendly Technology for Health and Independence*, pp. 226–229, 2010, INCS 6159.
- (5) F. Lin and W. W. Cohen, "Power iteration clustering," in *Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning (ICML-10)*, 2010, pp. 655–662.
- (6) E. J. Keogh and M. J. Pazzani, "Scalling up dynamic time warping for datamining applications," in *ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2000, pp. 285–289.