# 床上センシングシステムと室内生活行動 モデルにもとづく居住者の行動推定

長谷川 勉\*1, 田中 真英\*2, 表 允晳\*2, 辻 徳生\*1, 諸岡 健一\*1, 倉爪 亮\*1

# Model Based Estimation of Human Behavior Using Floor Sensing System

Tsutomu Hasegawa<sup>\*1</sup>, Masahide Tanaka<sup>\*2</sup>, Yoonseok Pyo<sup>\*2</sup>, Tokuo Tsuji<sup>\*1</sup>, Ken'ichi Morooka<sup>\*1</sup>, Ryo Kurazume<sup>\*1</sup>

\*<sup>1</sup>Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University 744 Motooka, Nishi-Ku, Fukuoka 819-0395, Japan
\*<sup>2</sup>Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

744 Motooka, Nishi-Ku, Fukuoka 819-0395, Japan

This paper describes a method of estimating human behaviors in a room using only one laser range finder (LRF) installed in the room and a strip of mirror attached to a side wall close to a floor. The area of sensing is limited to a plane parallel to and just a few centimeters above the floor, thus covering the whole room with minimal invasion of privacy of a resident while reducing occlusion. The important feature of the measurement consists in processing of both distance and reflectance acquired by the LRF from the surface of the existing objects. This enables immediate distinction of clusters of objects made of different materials in the analysis of the scene cluttered with objects. The human behavior models are effectively utilized to estimate human behavior from LRF data. The experimental results validate the effectiveness of the proposed method.

Key Words : Human detection and tracking, Range sensing, Informationally structured environment

# 1. 緒 言

サービスロボットによる生活支援は、高齢社会の諸 問題を解決する重要なアプリケーションの一つである. サービスロボットには、自己位置と周囲の状況(人,物 品の位置、障害物を含む空間構造等)を把握する機能 が不可欠である.しかし、生活環境には家具が散在し、 歩行中や作業中の居住者も存在する.このような複雑 で動的に変化する日常環境では、ロボット搭載センサ のみで周囲の認識をすることは困難である.そこで、 環境側にセンサを分散配置して、移動体や物品の情報 を取得し、環境構造を記述した地図と併せて管理する 環境情報構造化が提案されている<sup>(1)</sup>.本論文では、私 的な空間である居住室内で、プライバシーを守りつつ、 居住者の行動を計測・推定する手法と、床上に置かれ た物体の位置計測および識別を行う手法について述 べる.

日常生活に用いられる居住室には,多様な家具が配 置されており,形も大きさも異なる多数の小物日用品 が存在する.居住者は室内を移動し,その行動にとも なって,椅子などの小家具の配置や小物日用品の所在 が変化する.このような居住者行動と物体移動を直接 的にすべて計測することは容易でない.カメラを用い た視覚センサは照明変化やオクルージョンの影響を受 けるうえ,視野範囲と分解能が両立しないため多数台 の配置あるいはズームおよび首振りの機構が必要であ る.このため,居住空間の全空間域を視覚センサで直 接計測することは,設置コストの上昇を招く.しかも 情報漏洩をゼロにできない限りプライバシー保護と両 立せず,居住者には好ましくない.

本論文では、居住室の床面の直上を水平に走査する レーザレンジファインダ(LRF)を用い、計測範囲を 床上の物体や人間の足に限定したうえで、物体の識別 と位置計測ならびに居住者の生活行動の推定を行う手 法を提案する.この方法では、居住室毎にLRFを1つ だけ壁際の床に設置するだけでよいので、簡便で経済 的である.また居住者の足先のみの計測であり、全身 を撮像することがないのでプライバシーを守ることが できる.その反面、得られる計測情報が制約されるた め処理が困難になる.この困難を解決するため、LRF と側壁面ミラーの組み合わせによる計測面の隠蔽の回

第18回ロボティクスシンポジア(2013年3月14日~15日・山形)

<sup>\*1</sup> 九州大学大学院システム情報科学研究院(〒 819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 番地) {hasegawa, tsuji, morooka, kurazume}@ait.kyushu-u.ac.jp,

<sup>\*&</sup>lt;sup>2</sup> 九州大学大学院システム情報科学府(〒 819-0395 福岡県福岡 市西区元岡 744 番地) {tanaka, pyo}@irvs.ait.kyushu-u.ac.jp

避,LRFによる距離計測値と反射強度値を併用した物 体識別と位置計測,居住者の動きを分析して作成した 行動モデルを用いた生活行動の推定の3つの新工夫を 考案した.

これらの手法について、2章で関連研究を述べ、各 手法の詳細を3章、4章、5章で述べ、6章で実装し たシステムを用いて、実験によりその性能をあきらか にする.

## 2. 関 連 研 究

室内の生活行動の追跡に LRF を用いた例は少なく ない<sup>(2)~(4)</sup>. その多くは,成人の腰の高さにレーザ走査 面を設定するものである. 腕の動きが計測結果に影響 をあたえる,小さな子供が計測されない,室内中央部 にテーブルや椅子などの背の高い家具があると隠蔽の 影響を受けるといった問題がある. 長期的な行動トレ ンドの計測にはよいものの,瞬時的計測では精度や信 頼性に難がある.また床上に置かれた小物品や,背の 低い家具の計測はできない. 足首の高さにレーザ走査 面を設定し,左右の足の歩行パターンにもとづいて歩 行追跡を行う方法が提案されている<sup>(5)</sup>. 多数の人の行 き交う地下鉄駅での人の追跡に成功しているが,計測 領域に人以外の物体があっても識別できない.

圧力センサを床全面に敷き詰める方法も研究されて いる<sup>(6)(7)</sup>.本質的にオクルージョンは生じない.0.01 m程度の分解能のセンサを用いれば、人の足跡形状を 正確に計測できるので、位置や向きが精度良く得られ る.その反面、センサが高価であり、配線や設置工事 も含めたコストは高くなる.また、生活環境に遍在す る布製品や紙箱あるいは文具など軽量物品の計測は難 しい.

室内での日用小物品の追跡にカメラを用いた研究<sup>(8)</sup> も報告されているが,前述したように照明変化の影響 をうけるうえ,プライバシー保護の観点からの懸念が のこる.追跡対象に超音波タグやRFIDタグを貼付し, 環境に配置したセンサやロボット搭載センサで位置計 測する方法もある<sup>(9)(10)</sup>.前者は電源を含めたタグの大 きさやコストが問題となりうるし,後者は空間分解能 が低い.生活行動計測のために居住者が常時持たなけ ればならないというのも好ましくない.

物体は人によって床上に置かれたり,落ちたりする. また,人,ロボット,家具や可動家具などは床上に存 在する.したがって床上の物体の検出と位置測定は環 境の情報構造化における重要な課題である.

## 3. 床上センシングシステム



(a) Top view of floor sensing system using LRF and mirror



(d) Diffuse of laser beam

Fig. 1 Hardware components of floor sensing system

Table 1Diffuse height of laser beam with respect to<br/>distance and scanning angle

d[mm]	1000	2000	3000	4000
h1[mm]	3	4	5	6
h2[mm]	4	24	50	62

3.1 レーザレンジファインダと壁面ミラーを用いた 床上センシングシステム 床上センシングシステム の計測対象は、室内での居住者生活活動とロボットの 位置および環境変化であり、歩行軌跡、テーブルや椅 子などの家具配置、手押し搬送ワゴンの位置、ロボッ トの位置および床上に置かれた日用小物品である.そ のため、LRF をそのレーザ走査面が室内生活空間の 床面と平行、床面直上になるよう壁際に設置する(図 la,b).使用しているスキャナの特性上レーザビームは LRF からの距離と走査角度により広がる.この広がり はLRF の正面では小さいが、側面になるほど大きくな る. このようなレーザの広がり特性を考慮し,可能な 限り小さな日用品が検出でき,かつ何もない床からの レーザビーム反射が生じないよう,レーザ中心軸の高 さを床上約 27mm に設置する (図 1d, Table1).また, 壁面のうち床に接する部分に,長尺のミラーを固定配 置する (図 1a,c).ミラーにより,LRF のレーザビーム が反射し,床面直上を走査することができる.LRF か らの直接ビームと,ミラーによる反射レーザビームの 両者が掃引する領域が計測領域となる.物体が床上に 存在していないときは,LRF では対向する壁までの距 離が得られる.物体が置かれたときは,その物体の輪 郭が得られる<sup>(11)</sup>.

一方,計測できるのは、レーザスキャンで構成され る光平面による対象の切断面のうち一部の輪郭のみで あり,それも他の物体に隠されることもある.また, 居住者による椅子着座やテーブルへの接近の際など, 狭い領域に多くのクラスタが出現しその識別が困難に なることも多い.このため,対象物識別や追跡を実時 間で正確に実行するのは容易ではない.

これらの問題を解決するため、対象表面から得られ る位置情報に加え、反射強度を利用して識別を行う. すべての物体の識別ができるわけではないが、識別可 能なものを除くことができれば、残りの物体の識別処 理は容易になる.

3.2 レーザ反射強度と正規化 対象とする生活 環境には、木、紙、プラスチック、木材などの素材で できた種々の物体が存在する.物体毎のレーザ(LRF 赤外レーザ)に対する反射強度は図2に示すように距 離、入射角に依存している.これを距離、入射角に対 して正規化することで、物体の固有の正規化反射強度 を求めることができる.レーザスキャンによる観測点 の距離rに対する反射強度の実験の結果から、距離が 800mm以下のデータは正確な反射強度が得られない. それらのデータを除き、カーブの当てはめを行い式(1) を得た.これから距離、入射角の影響を除去した式(2) を用いて、物体の識別に利用する.

Intensity = 
$$K_d I_q \frac{\cos(\alpha)^{0.196}}{r^{0.287}}$$
 (1)

 $IntrinsicIntensity = Intensity \frac{r^{0.287}}{\cos(\alpha)^{0.196}}$ (2)  $K_d = diffuse \ reflection \ coefficient$ 

- $I_q = the power of the light source$
- $\alpha$  = angle of incidence on the surface
- r = distance from the light source

**3.3 再帰反射材による反射特性の拡張** 物体毎 のレーザ反射特性に十分な差がないときはそれらを正



Fig. 2 Experiment results of reflection intensity vs. distance and angle of incidence



Fig. 3 Intrinsic reflection intensity of retroreflective material



Fig. 4 Position of retroreflective material

規化反射強度のみで識別することはできない.そこで, とくに識別したい対象には,再帰反射材でできたテー プを貼付する.これにより,反射特性の差が大きくな り,反射強度のみで識別できるようになる.

どのように反射強度を変えることができるか実験を 行った結果を図3に示す.再帰反射材を使うことによ り,他の日用品と反射強度差が明確に表れている.



Fig. 5 Difference of Intrinsic reflection intensity value by retroreflective material

#### 4. 反射強度を用いた移動物体の識別と位置計測

4.1 再帰反射材貼付による物体識別と位置計測 生活環境内の椅子はしばしば動かされるし,ワゴン はそもそも移動して使用するものである.これらの脚 部あるいは車輪など床面レーザがスキャンする位置に 再帰反射材を貼付し,さらに必要に応じ,反射強度を 調節するためのフィルムを上張りする.これにより, 反射強度のみで識別できるようになる.

移動家具の脚部に再帰反射材を貼付した様子を図4 に示す.見かけ上は気がつかない程度の軽微な加工で あるが,LRFで得られた反射強度は明確に識別できる 反射強度値になっている(図5).識別したワゴン,椅 子などの移動物体の位置は脚の配置情報である脚配置 モデルと計測した物体の一部の脚の位置データを利用 して決定する.

4.2 反射特徴マッチングによるロボット姿勢の計測 水平断面形状が垂直回転軸に対して回転対称である物 体は,LRFの距離データのみではその姿勢を決定でき ない.しかし,実際に断面が円またはそれに近い形状 の移動ロボットは少なくない.そのようなロボットの 姿勢を計測する方法を開発した.

テープの長さ方向に反射特性の強弱の縦縞をつけて コード化したもの (図 6a,b) をロボットの筐体下部周 囲に貼付しておく (図 6c), コード化した部分に LRF のレーザを照射し反射強度および距離を計測して (図 6d), 位置と姿勢を計算する (図 6e).

また,我々は断面形状が円形でないロボットにも適 用できる手法も開発した.まず図 7a のように反射強 度の強弱が現れる境界点の距離を変えて反射テープを 貼り付けておく(図 7b,図 7c).次に,LRFを用いて 走査して,ロボットの輪郭,反射強度の境界点を得る (図 7d).最後に,得られた境界点間の距離とロボッ トモデルをマッチングすることでロボットの位置と姿



0100	225.0°	$=157.5^{\circ} - 67.5^{\circ}$
1001	247.5°	$=90^{\circ}$
0010	270.0°	
0101	292.5°	* Angle of Code
1011	315.0°	$^{\circ}0110^{\circ} = ^{\circ}157.5^{\circ}$ (Code table)
0111	337.5°	_

(e) Example calculation of robot pose

Fig. 6 Pose measurement of a cylindrical robot



(a) Reflection feature (b) Features between points (c) Target location



Fig. 7 Example for measurement of robot position

勢を測る (図 7e).

1000 67.5°

0000 90.0°

0001 112.5°

0011 135.0° 0110 157.5°

(c) Code table

## 5. 生活行動モデルにもとづく居住者生活行動の認識

5.1 生活行動モデル 床面センシングシステム で得られる距離画像中のクラスタ形状や反射強度だ けで,居住者の足を識別することは困難である.そこ で周期的に継続して得られる計測値から居住者の歩行 パターンにもとづいて歩行者行動の認識を行う.居住 者の足は、通常の歩行時、立位停止時、椅子着座時な どそれぞれの状況で異なった動きをする. ベッドやソ ファに横臥したときはLRF では検出できなくなるが, その前後にそれぞれの家具への接近・離脱歩行が観測 できる. そこで、これらの異なった生活行動毎に行動 モデルを作成しておき, LRF で得られる床面計測デー タと照合し、生活行動を推定する.推定する行動状態 として,歩行,立位停止,椅子着座,椅子付近滞在, ベッド上滞在の5つの行動状態を対象とする. 我々は 病院や介護施設など居住空間が比較的整理されたシン プルな環境で、サービスロボットに居住者の位置情報 を提供したり、 副次的なアプリケーションとして別室 にいる看護士や介護者が居住者の状態を把握できるよ うなシステムの開発を目指している.そのため,推定 する最小限の行動としてこれら5つの行動を挙げた.

#### (1) 歩行・静止モデル

室内を歩行するときは、左右の足が交互に着地と空 中移動を繰り返す.床面センシングデータ中には、ほ ぼ一定の歩行周期で、クラスタの出現と消失が繰り返 される.一方,床上物体の収集や、家具へ物体収納な どの作業中は、足が静止する.歩行状態と静止状態を 推定するために、足が接地し始めてから、再度同じ側 の足が接地するまでの時間を歩行の1サイクル時間と 定義し、解析する.

図8に上記で定義した1サイクル時間の変化の例を 示す.通常歩行時は、1サイクルの時間が一定で、歩 行周期と等しくなる.一方、静止している時は、両足 とも床と接している時間が長いため、1サイクル時間 は長くなる.したがって、計測した1サイクル時間か ら外れ値を除く処理により、歩行状態を抽出でき、外 れ値を示す間を静止状態として推定することができる. 本発表の実験では、外れ値を除いた1サイクル時間の 平均 $\mu$ と標準偏差 $\sigma$ を求め、外れ値を除く有効範囲と して $\mu \pm 2\sigma$ を設定した.

#### (2) 椅子着座モデル

椅子に着座すると,椅子の近傍領域で足クラスタの 接近,消失,出現,停止が不規則に現れる.また椅子 脚による隠蔽も起こる.本モデルでは,椅子に着座し ている状態と椅子近傍領域に立位停止している状態 を区別する.その際,椅子とセットで設置されている



Fig. 8 Variation of cycle time



Fig. 9 Flow of human behavior estimation

テーブルの真下の領域を定義する.通常,椅子に着座 している場合はテーブルの真下に足が接地することが 多い.そこでテーブル真下の領域に足クラスタが計測 される場合,その間は椅子への着座状態と推定する. 椅子近傍領域での足クラスタの消失,出現が計測され る間は,椅子近傍での停滞状態として推定する.

#### (3) ベッド移行モデル

通常歩行によるベッドへの接近の後,足クラスタの 消失が起こる.ベッドから降りる際は、ベッド付近で 足が出現し、そこから通常歩行に状態遷移する.ベッ ド上にいる間は、足クラスタの計測が行われない.し たがって、ベッド近傍領域に進入し、その後消失した 足クラスタの最終計測時刻から、ベッド近傍領域から 出現して歩行状態に遷移した足クラスタの計測開始時 刻までの間をベッド上での休息状態と推定する.

5.2 各行動モデルによる推定結果の統合 各行 動モデルは、計測データをもとに推定した行動をそれ ぞれ独立に出力する.しかし、それぞれに定義された 行動しか推定できない.そこで、居住者の一連の行動 を推定するために、各行動モデルの推定結果を統合す る(図9).各行動モデルは1秒ごとに、推定した行動 状態を出力する.歩行モデルの出力を S<sub>w</sub>、椅子着座 モデルの出力を S<sub>c</sub>、そしてベッド移行モデルの出力を S<sub>b</sub>とする.これら各行動モデルからの推定結果を入力



Fig. 10 Everyday life environment



Fig. 11 Original data by LRF and recognized clusters

とし,現在の状態から次状態へ推移させるような状態 遷移を設計し,各行動モデルの推定結果を統合する.

#### 6. 実 験

実験環境を図 10 に示す. SmartPal(安川電機製) と ルンバの2体のロボットが命令を待っている. 部屋の 隅にベッドを配置し, 机と棚は壁際に置かれている. 更にテーブルと椅子はフロア中央に置いた. 2体のロ ボットと椅子には再帰反射材を取り付けているので, LRFで計測できる反射強度の値に応じて直ちに識別す ることができる. それ以外の家具に対して計測される 距離データは背景データとして扱う. 以下の実験シナ リオにもとづき, 行動推定実験を行った.

#### 実験シナリオ

居住者が部屋に進入し、棚へ向かう.(歩行状態)
 開から本を取り出す.(静止状態)
 テーブルの方へ向かう.(歩行状態)
 椅子に座って読書をする.(着座状態)
 ベッドへ向かう.(歩行状態)
 ベッドに上がる.(ベッド上状態)
 ベッドから降り,退室する.(歩行状態)

LRF で計測した距離データを2次元座標に変換したものを図11aに示す.取得した点群をクラスタリングし,クラスタごとの反射強度の値によって2体のロボットと椅子を認識する.人の足のクラスタが図11b







Fig. 13 Estimation result

のように抽出できる.移動軌跡の結果を図12に示す. 図中にプロットされた点は計測された足クラスタの重 心位置であり,行動シナリオ通りに被験者が移動して いることがわかる.次に、5章で示した3つのモデル による行動推定結果を図13aに示す.各モデルが実験 シナリオに則した行動を推定していることが分かる. また,図13bに各モデルの推定結果を状態遷移にもと づいて統合したものを示す.入室から退室までの一連 の行動状態を推定することができた.また,実際の行 動状態を実験の様子を撮影したビデオ映像から目視で 求めた (図13bの Ground truth).推定結果は実際の行 動状態とほぼ同じ遷移を出力している.統合された推 定結果における実際にその行動を取っていた時間の割 合を推定正解率として算出したところ,86%となった.

## 7. 結 言

私的な空間である居住室内で,プライバシーを守り つつ,居住者の行動を計測・推定する手法と,床上に 置かれた物体の位置計測および識別する手法について 述べた.手法では,レーザレンジファインダによる物 体表面までの距離測定に加え,対象物からのレーザ反 射強度を活用するとともに,生活行動モデルに基づく 行動推定を実現している.これらにより,室内の壁際 床付近に配置された1つのレーザレンジセンサだけ で,居住者の生活行動とそれに伴う環境変化を検知で きた.すなわち,

(1)居住者の生活行動のうち,歩行,立位静止,椅子 着座,ベッドへの移行と離床,のオンライン識別

(2) 室内の椅子やダイニングワゴンなどの識別とその 配置の計測

(3) 室内で活動する移動ロボットの位置と姿勢の計測 (4) 日用小物など,既存の家具や居住者以外の何かが 床上に出現したとき,その検出

が可能となった。

人の行動が計測できると、それに伴う日用品の追跡 や推定が可能になる<sup>(12)</sup>.より複雑な現実環境に適用で きるような手法の拡張が今後の課題である.

謝辞 本研究は JSPS 科研費 22300069 の助成を受けた ものです.

#### 参考文献

- D. Brscic, H. Hashimoto, "Map building and object tracking inside Intelligent Spaces using static and mobile sensors", Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.3751-3756, 2007.
- (2) A. Fod, A. Howard and M.J. Matric, "A Laser-Based People Tracker", Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.3024-3029, 2002.
- (3) T. Kanda, D.F. Glas, M. Shiomi, and N. Hagita, "Abstracting People's Trajectories for Social Robots to Proactively Approach Customers", IEEE Trans. Robotics, Vol.25, No.6, pp.1382-1396, 2009.
- (4) R. Kurazume, H. Yamada, K. Murakami, Y. Iwashita, and T. Hasegawa, "Target tracking using SIR and MCMC particle filters by multiple cameras and laser range finders", Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.3838-3844, 2008.
- (5) X. Shao, H. Zhao, K. Nakamura, K. Katabira, R. Shibasaki, Y. Nakagawa, "Detection and Tracking of Multiple Pedestrians by Using Laser Range Scanners",

Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.2174-2179, 2007.

- (6) C.D. Kidd, R. Orr, G.D. Abowd, C.G. Atkeson, I.A. Essa, B. MacIntire, E.D. Mynatt, T. Starner and W. Newsteter, "The Aware Home: A Living Laboratory for Ubiquitous Computing Research", in CoBuild '99: Proc. 2nd Int. Workshop on Cooperative Buildings, Integrating Information, Organization, and Architecture, pp.191-198, 1999.
- (7) T. Mori, T. Matsumoto, M. Shimosaka, H. Noguchi and T. Sato, "Multiple Persons Tracking with Data Fusion of Multiple Cameras and Floor Sensors Using Particle Filters", Workshop on Multi-camera and Multi-modal Sensor Fusion Algorithms and Applications (M2SFA2 2008), 2008.
- (8) S. Odashima, T. Sato, T. Mori, "Household Object Management via Integration of Object Movement Detection from Multiple Cameras", Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.3187-3194, 2010.
- (9) T. Deyle, H. Nguyen, M. Reynolds and C.C. Kemp, "RF Vision: RFID Receive Signal Strength Indicator (RSSI) Images for Sensor Fusion and Mobile Manipulation", Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.5553-5560, 2009.
- (10) Y. Nishida, H. Aizawa, T. Hori, N.H. Hoffman, T. Kanade and M. Kakikura, "3D Ultrasonic Tagging System for Observing Human Activity", Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.785-791, 2003.
- (11) Y. Nohara, T. Hasegawa, K. Murakami, "Floor Sensing System Using Laser Range Finder and Mirror for Localizing Daily Life Commodities", Proc. of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp.1030-1035, 2010.
- (12) O. Martinez Mozos, F. Chollet, K. Murakami, K. Morooka, T. Tsuji, R. Kurazume, T. Hasegawa, " Tracing Commodities in Indoor Environments for Service Robotics", 10th IFAC Symposium on Robot Control -SYROCO 1012, pp.71-76, Dubrovnik, Croatia, 2012