

床上センシングシステムを用いた生活環境における 移動物体の位置計測と居住者の行動推定

長谷川 勉^{*1} ピョ ユンソク^{*2} 田中 真英^{*2}
辻 徳生^{*1} 諸岡 健一^{*1} 倉爪 亮^{*1}

Measurement of Moving Objects and Estimation of Human Behavior Using Floor Sensing System in Daily Life Environment

Tsutomu Hasegawa^{*1}, Yoonseok Pyo^{*2}, Masahide Tanaka^{*2},
Tokuo Tsuji^{*1}, Ken'ichi Morooka^{*1} and Ryo Kurazume^{*1}

This paper describes a method of measuring moving objects and 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, Robot Pose, 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など）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 [1]。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、床上の移動物体の識別および位置計測を行う手法について述べる。

生活支援のためにシステムに要求される機能水準は、対象者

の生活状況により多様である。そこで、本論文では、以下のようなシナリオを想定する。対象は、歩行は可能であるが介護支援を必要とする高齢者や回復期の入院患者などであって、高齢者介護施設や病院の個室で、ベッド、椅子、テーブルなどを用いた洋式の生活をしている。システムは、人、家具、手押し搬送ワゴン、ロボットなどの位置を計測し、さらにこれに基づいて、居住者の起床・就寝や、入退室、椅子やベッドへの腰掛など、基本的な日常生活行動を実時間で認識・推定する。これにより、ロボットによる物品取り寄せなどの生活支援作業に必要な情報が得られる。

日常生活に用いられる居室には、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、その行動に伴って、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。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。しかし、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うえ、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。

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の足に限定したうえで、物

原稿受付 2012年12月10日

^{*1}九州大学大学院システム情報科学研究院

^{*2}九州大学大学院システム情報科学府

^{*1}Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

^{*2}Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

■ 本論文は有用性で評価されました。

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、居住室ごとに LRF を一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での計測であり、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 とミラーの組み合わせによる計測面の隠蔽の回避、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三つの新工夫を考案した。

(1) LRF とミラーの組み合わせによる隠蔽の回避

LRF からの距離計測は床面直上の水平面内でなされるが、椅子やテーブルを利用する西欧式の生活様式では、この計測面は相対的に隠蔽が少ないといえる。LRF が設置された壁に対し、側壁面の床直上部のレーザー照射領域に細い帯上のミラーを貼り付けることにより、反射レーザーも計測に使用する。これにより、室内床面を二つの方向からのレーザーが掃引することになる。このため、テーブルや椅子など比較的細い脚を持つものは、隠蔽は問題にならないし、接地部が太い家具であっても、細い柱で数センチ持ち上げることで隠蔽を回避できる。

(2) LRF による距離計測値と反射強度値の併用

LRF を用いて、対象までの距離計測値とともに反射強度値を得る。反射強度値は対象までの距離、対象へのレーザー入射角度、対象表面の反射特性に依存する。距離と入射角度について正規化すれば、対象の反射特性の違いにより物体を識別できる。反射特性の差が十分でないものに対しては、再帰反射材でできたテープを貼付することにより、他物体との反射特性との差が大きくなり容易に識別できるようになる。さらに、複数の再帰反射材を組み合わせることで反射特徴マッチング用のタグを開発した。このタグを LRF で読み込むことにより、円形ロボットなど幾何形状の特徴が少ない物体であっても姿勢計測が可能になった。

(3) 居住者の生活行動モデル

居住者の足は、通常の歩行時、立位停止時、椅子着座時のそれぞれで異なった動きをする。ベッドや長いすに横臥したときは 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ごと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。

これらの手法について、2章で関連研究を、また、各手法の詳細を3章、4章、5章、6章、7章で述べ、8章で実装したシステムを用いて、実験によりその性能を明らかにする。

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 [2]~[4]。その多くは、成人の腰の高さにレーザー走査面を設定するのである。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ー走査面を設定し、左右の足の歩行パターンに基づいて歩行追跡を行う方法が提案されている [5]。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 [6] [7]。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 [8] も報告されているが、前述したように照明変化の影響を受けるうえ、プライバシー保護の観点からの懸念が残る。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 [9] [10]。前者で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ぬというのも好ましくない。

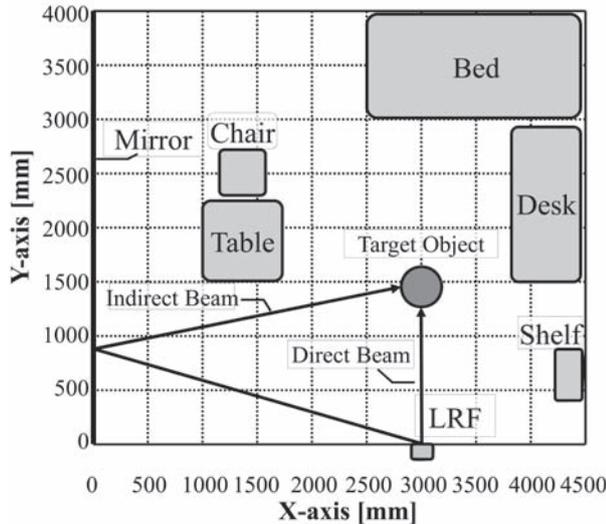
蛇口、電話機、コンロ、ドアなどにオンオフセンサを取り付け、また照度、マイク、温度センサなど 30 個以上のセンサを各部屋に設置し、人の行動を認識する手法がある [11]。これらのセンサデータを長時間記録し、隠れマルコフモデル (HMM) を用いて生活行動のパラメータを推定する。また、そのパラメータを利用し、センサの数を減らす手法を提案している。設置コストが低く長期運用が可能である。しかし、人、可動家具、ロボットの位置は計測できない。

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。床上の物体の検出と位置測定が情報構造化された環境における重要な課題である。

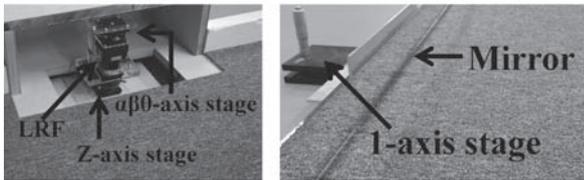
3. 床 上 セ ン シ ン グ シ ス テ ム

LRF をそのレーザー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 (Fig. 1 (a), (b))。レーザービームは LRF からの距離と走査角度により広がる。この広がりには LRF の正面では小さいが、側面になるほど大きくなる。このようなレーザーの広がり特性を考慮して、レーザー中心軸の高さが床上約 27 [mm] になるように LRF を設置する (Fig. 1 (d), Table 1)。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 (Fig. 1 (a), (c))。ミラーにより、LRF のレーザービームが反射し、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ー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 [12]。

ミラーによる反射ビームを併用することにより得られる効果を明らかにするため、シミュレーションを行った。床直上での、人の足、いすの脚、日用品の形状をそれぞれ縦 25 [cm]、横 8 [cm] の矩形、一辺 5 [cm] の正方形、一辺 10 [cm] の正方形で近似す

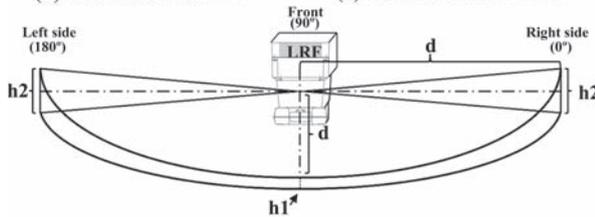


(a) Top view of floor sensing system using LRF and mirror



(b) Installation of LRF

(c) Installation of mirror



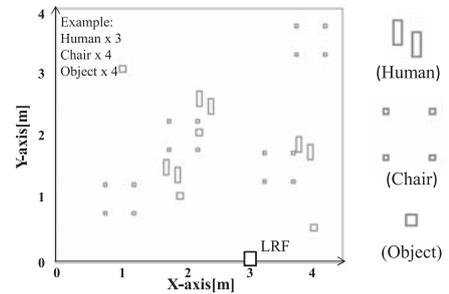
(d) Diffuse of laser beam

Fig. 1 Hardware components of floor sensing system

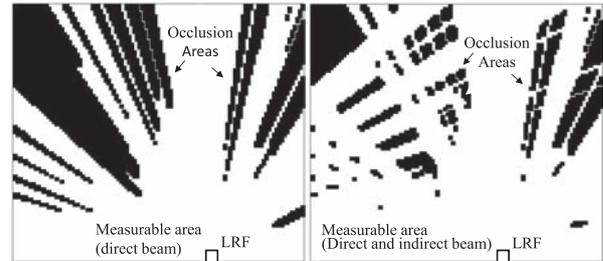
Table 1 Diffuse height of laser beam with respect to distance and scanning angle

d[mm]	1,000	2,000	3,000	4,000
h1[mm]	3	4	5	6
h2[mm]	4	24	50	62

る。Fig. 2 にシミュレーションの例を示す。Fig. 2 (a) は障害物の位置、Fig. 2 (b) は直接ビームのみ使用した場合、また Fig. 2 (c) は直接ビームとミラーによる反射ビームを併用した場合の計測範囲を示す。計測範囲は障害物の数や大きさおよびその配置により変化する。そこで、最少で人1名、いす1個、日用品0個、最多で人3名、いす4個、日用品4個まで、36通りの障害物の組み合わせを生成し、それぞれについて、各障害物の位置をランダムに変えて1,000回の実験を行った。障害物の総面積が増加するにつれて、観測可能領域が減少（オクルージョン領域が増加）するが、ミラーを併用することによりオクルージョン領域を観測可能領域に回復できるので、その減少の度合いを削減できる。典型例として障害物の総面積の順で四つの計測範囲を比較した結果を Table 2 に示す。総面積が $0.05 [m^2]$ の場合、人1名、いす1個で生じたオクルージョン領域がミラーに



(a) Position of human, chairs and objects



(b) Measurable area and occlusion areas by direct laser beam

(c) Measurable area and occlusion areas by direct laser beam and indirect laser beam

Fig. 2 Simulation results of measurable area and occlusion areas

Table 2 Simulation results of measurable range and recovery ratio

total size[m ²]	human	chair	object	direct beam[%]	indirect beam[%]	recovery ratio[%]
0.05	1	1	0	94.5	99.2	86.3
0.10	2	2	0	89.6	96.9	69.8
0.15	3	3	0	84.9	93.9	59.5
0.20	3	4	4	79.4	88.4	43.8
0.13	2	3	2	86.7	94.7	60.1

よって 86.3%回復した。また、全シミュレーションの平均でも直接ビームのみ使用した場合の観測可能領域が 86.7%、ミラーによる反射ビームを併用した場合が 94.7%であり、60.1%オクルージョンが減少することが確認できた。ミラーによる反射ビームを併用した場合、ミラーがない場合より、最大 86.3%、最低 43.8%回復できている。

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。

4. 物体識別のためのレーザ反射強度の前処理

4.1 日用品のレーザ反射特性とその反射強度の正規化

生活環境には、紙、綿、プラスチック、木材などの素材でできた種々の日用品が存在する。物体ごとのレーザ（LRF 赤外

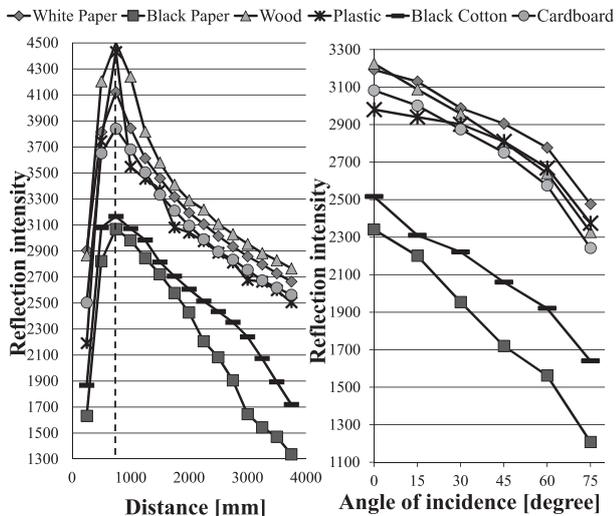


Fig. 3 Experiment results of reflection intensity vs. distance and angle of incidence



Fig. 4 Experiment Setup

レーザ) に対する反射強度は Fig. 3 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 800 [mm] 以下のデータは正確な反射強度が得られないことが判別している. 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. また, LRF と対象物体との間に障害物がある場合, LRF の直接線光で計測できないオクルージョン領域が発生する. しかし, ミラーの反射光を利用して, 対象物の輪郭が得られる場合がある. この際に, ミラーを経由すると反射強度が減少するため, 提案した反射強度の正規化の式 (2) に加え, ミラー反射率を用いた式 (3) による反射光の反射強度の正規化を行う.

環境内に日用物品を配置したときの反射強度と, 式 (1), (2) を利用した正規化の効果を実験で調べた. LRF の前方 2~3 [m] の床上に木材, プラスチック製掃除用具, 陶磁器, ゴムスリッパ, 段ボール箱を配置したとき (Fig. 4) の各物体表面から得られた反射強度が Fig. 5, 正規化を行った反射強度が Fig. 6 である. 正規化によって距離および入射角に依存しない固有反射強度を得ることができた. また, 各物体の固有反射強度に差があれば識別に利用できることが Fig. 6 から分かる.

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

$$IntrinsicIntensity = Intensity \frac{r^{0.287}}{\cos(\alpha)^{0.196}} \quad (2)$$

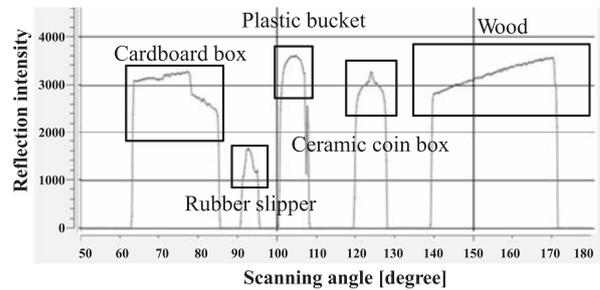


Fig. 5 Reflection intensity value of each object

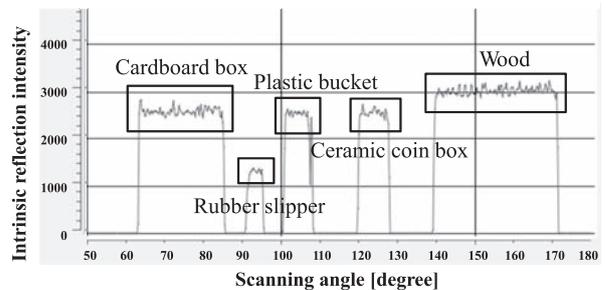


Fig. 6 Intrinsic reflection intensity value of each object

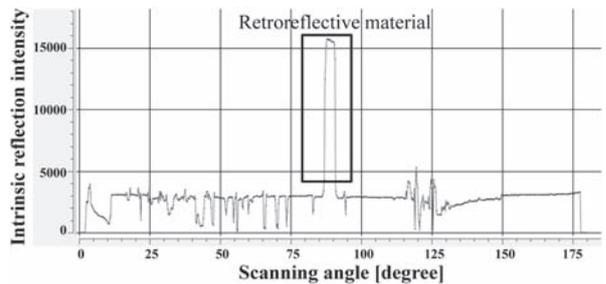


Fig. 7 Intrinsic reflection intensity of retroreflective material

$$IntrinsicIntensity = Intensity R_m \frac{r^{0.287}}{\cos(\alpha)^{0.196}} \quad (3)$$

K_d = diffuse reflection coefficient

I_q = the power of the light source

α = angle of incidence on the surface

r = distance from the light source

R_m = reflectivity of mirror

4.2 再帰反射材による反射特性の拡張

物体ごとのレーザ反射特性に十分な差がないときはそれらを正規化反射強度のみで識別することはできない. そこで, 特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. 再帰反射材は, 交通標識などに用いられる強い反射が得られる材料である. 物体表面の透明塗装中に微小ガラス球などを埋め込むことにより入射光と同じ方向に反射を返す. テーブルや椅子などの家具, ロボットや車椅子などは常に床に接地しその対地姿勢が一定なので, 床面から一定の高さのレーザが照射される部位にこのテープを貼付することにより, 他物体との反射特性

との差が大きくなり、反射強度のみで識別できるようになる。

実際に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 (Fig. 7). 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。

5. 反射強度を用いた移動物体の識別と位置計測

5.1 再帰反射材貼付による物体識別

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 Fig. 8 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 で得られた明確な反射強度差を用いて椅子とワゴンが識別できる (Fig. 9)。また、他の日用品との反射強度の差も大きくなり容易に識別できるようになる。

5.2 脚配置モデルを用いた移動物体の位置計測

LRF から得られる床上の物体の点群のうち、ワゴン、椅子などの移動物体は再帰反射材貼付により識別できる。しかし、物体の一部しか取得できない場合がある。ワゴン、椅子などの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関係を利用して移動物体の位置を決定する。以下のように得られた点群の数に応じて 三つの場合に分けて処理を行う。

(1) 点群が三つ以上のとき：

任意の点群から他のすべての点群までの距離を求める。そのうち 1 点から伸びる 2 辺が移動体のモデルと一致してい

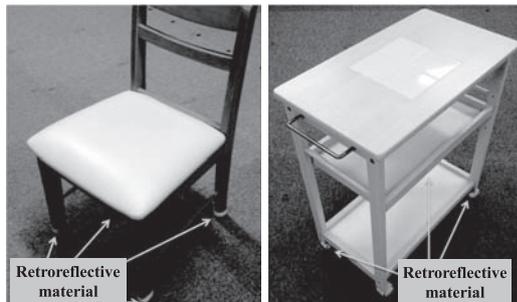


Fig. 8 Position of retroreflective material

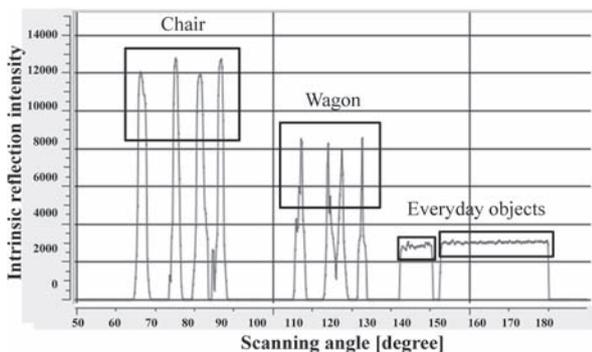


Fig. 9 Difference of intrinsic reflection intensity value by retroreflective material

れば、それらの辺を構成している三つの点は移動体のものであると判定する。これらの点群と脚配置モデルをマッチングして位置を決定する (Fig. 10 (a)).

(2) 点群が二つのとき：

二つの点間の距離が移動体を構成する辺の長さとも一致すれば、この二つの点は移動体のものであると判定する。これらの点と脚配置モデルをマッチングして位置を決定する。複数の候補がある場合は前時刻の位置と一番近い候補を物体の位置とする (Fig. 10 (b)).

(3) 点群が一つのとき：

このときの点群は移動体のものであるとし、前時刻の点群との差分を移動距離として物体の位置を決定する (Fig. 10 (c)).

5.3 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。

複数の再帰反射材を組み合わせて反射強度の強弱が現れるようにした境界点をロボットの筐体下部周囲に貼付しておく (Fig. 11 (a), (b), (c)). このとき、境界点間の距離を変えて、識別できるようにしておく。次に、LRF を用いて、ロボットの輪郭、反射強度の境界点を得る (Fig. 11 (d)). 最後に、得られた反射強度の強弱が現れる境界点間の距離値のデータとロボットモデルをマッチングすることによりロボットの姿勢を決定する。円形ロボットなど幾何形状の特徴が少ない物体であっても位置と姿勢計測が可能になる (Fig. 11 (e)).

反射特徴マッチングを用いてロボット (スマートパル, 安川電機製) の位置と姿勢の実験を行った結果、ロボットの位置の平均誤差は x 軸が 5.6 [mm], y 軸が 3.5 [mm], 姿勢の平均誤差

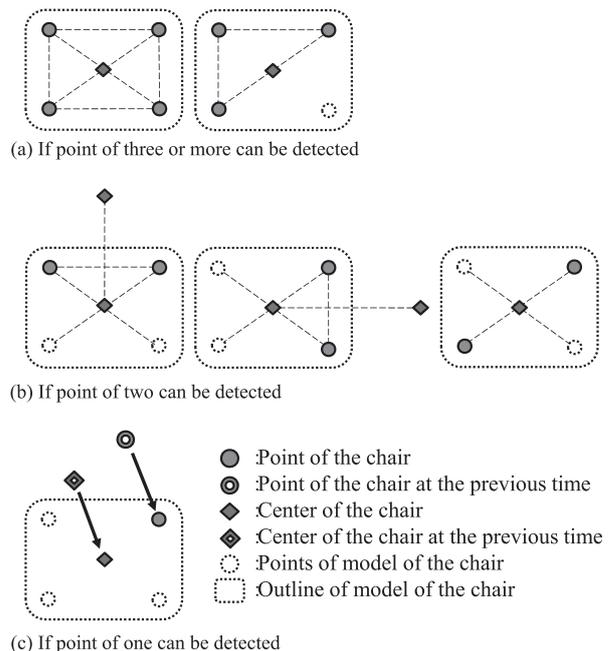


Fig. 10 Determining the position of the chair

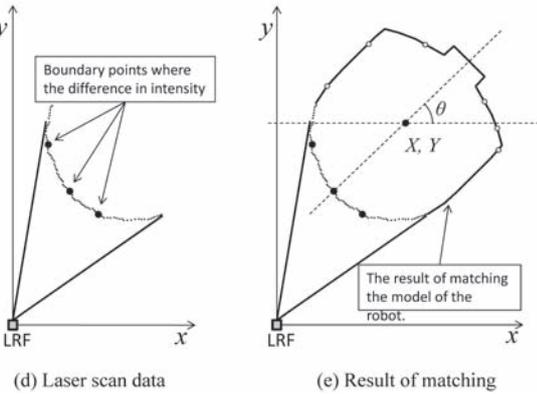
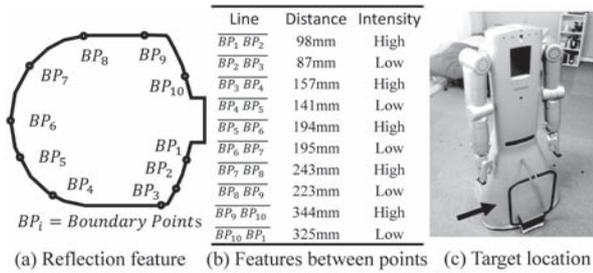


Fig. 11 Example for measurement of robot position

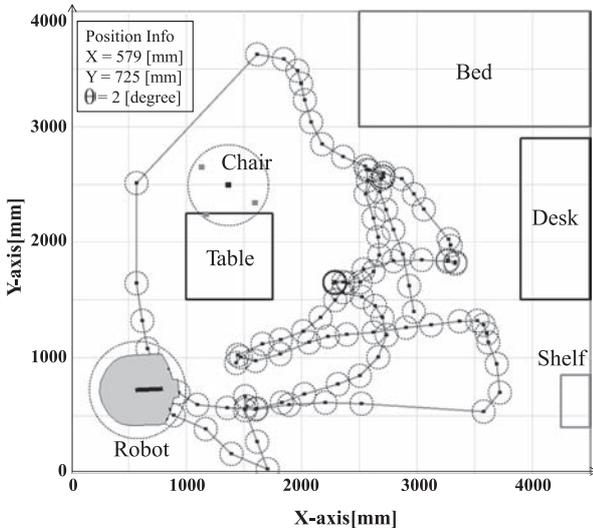


Fig. 12 Trajectory of robot (5minutes)

は 3.4° であった。ロボットの 5 分間の移動軌跡の計測結果を Fig. 12 に示す。

6. 居住者の追跡

6.1 歩行特徴を利用した足クラスタの抽出

室内に持ち込まれる不特定多数の物品や出入りする人について、反射材を取り付ける処理により位置特定を行うことは困難である。そこで、計測されたデータから、前章までの処理によってロボットと家具の計測クラスタを除く。そして、残りの計測クラスタから、人の歩行特徴を利用し、人の足のクラスタのみを抽出する。処理後に残ったクラスタを床に置かれた物品であると識別し、位置特定を行う。

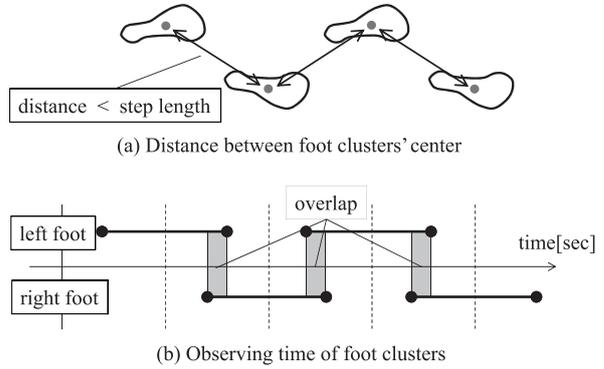


Fig. 13 Features of human walking

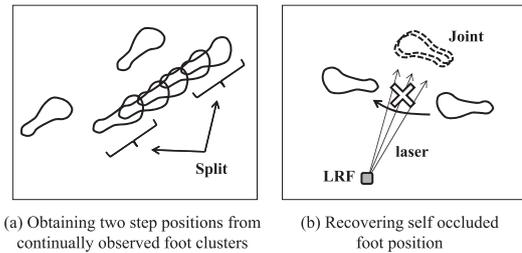


Fig. 14 Recovering process of foot step from irregular clusters

人は左右の足を交互に動かして歩行移動する (Fig. 13 (a)). 本システムでは、空中を移動している足 (遊脚) は計測できず、接地している間の足 (立脚) のみ計測することができる。そのため、歩行中の足クラスタは、Fig. 13 (b) のように交互に計測され、かつ左右の足の計測時間に重なりが生じる。これは、片方の足が床と接している間にもう片方の足が接地するためである。また、左右の足クラスタ間の距離は歩幅以内に収まる。そこで、クラスタの計測時間に重なりがあり、かつクラスタ間距離が歩幅以下のクラスタのみを抽出することで歩行の追跡を行う。一方、他のクラスタと計測時間の重なりがないクラスタや、他のクラスタとの距離が歩幅以上離れているクラスタは、床に放置されている物品として認識する。

6.2 計測クラスタの分割と結合処理

本システムでは、床上の低い位置で水平に計測をしているため、通常は立脚しか計測されない。しかし、歩行の様子は常に同じとは限らず足の上げ方によっては空中を移動している遊脚も計測されることがあり、Fig. 14 (a) のように動かしている足が連続して計測され一つのクラスタと認識されることがある。その場合は、計測データを足のサイズを考慮して分割し、離床時の足跡と接地時の足跡を得る。また、Fig. 14 (b) のように、立脚に当たっているレーザー光を遊脚が移動中に遮ってしまい、立脚の計測が途切れることがある。この場合は、短時間の間に同じ場所でクラスタが再び計測されるので、そのデータを結合する処理を行う。

7. 居住者の生活行動の推定

7.1 生活行動モデル

居住者の起床・就寝時間、入退室、そして椅子やベッドに腰掛けている時間などを把握できれば、ロボットによる生活支援の

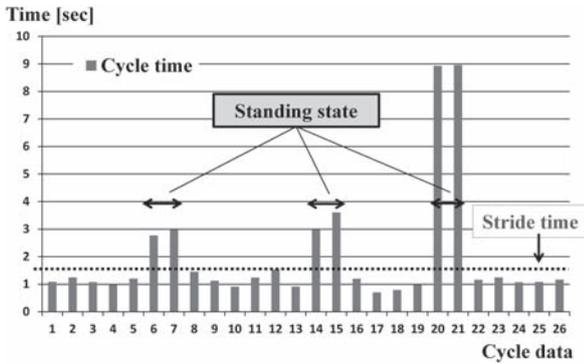


Fig. 15 Stride time and variation of cycle time

提供に利用することができる。これらの生活行動は、ベッドやテーブル、そしてドアなどの家具にかかわるものであり、LRFで計測される居住者の足は、それぞれの行動において異なる挙動を示す。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、これらの異なる生活行動ごと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て生活行動を推定する。

(1) 歩行・静止モデル

室内で歩行している状態と静止している状態を推定する。歩行中は、左右の足は着地と空中移動を一定の周期で繰り返しており、足クラスタの出現と消失が一定の周期で計測される。一方、床上物体の収集や、家具へ物体を収納する作業中は、足が静止する。すなわち足クラスタの計測時間が長く、同じ場所にとどまっている。そこで、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。Fig. 15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サイクルの時間は長くなる。歩行・静止の閾値は1サイクル時間の平均 μ と標準偏差 σ を求め、外れ値を除く有効範囲として $\mu \pm 2\sigma$ と設定した。したがって、1サイクルの時間が歩行周期とほぼ等しい区間を歩行状態とし、1サイクルの時間が歩行周期よりも長く、外れ値となる区間を静止状態として推定する。

(2) 椅子着座モデル

椅子に着座している状態と椅子の近くに停滞している状態を推定する。椅子に着座すると、椅子の近傍領域で足クラスタが計測される。しかし、着座中は足を接地している場合だけでなく、上げている場合も想定され、歩行中とは異なる観測となる。また、テーブルや椅子脚によってLRFからのレーザ光が届かないオクルージョン領域が存在するため、足クラスタの出現、消失も生じる。そのため、各クラスタの計測時間のみでは着座状態を推定することは困難である。そこで我々は、椅子とセットで設置されているテーブルの真下領域に着目した。通常、テーブルの真下で観測されるクラスタは、物体が投げ込まれない限り着座中の人の足である。また、着座動作の前後で必ず椅子近傍領域へ接近する足クラスタと遠ざかる足クラスタが観測され

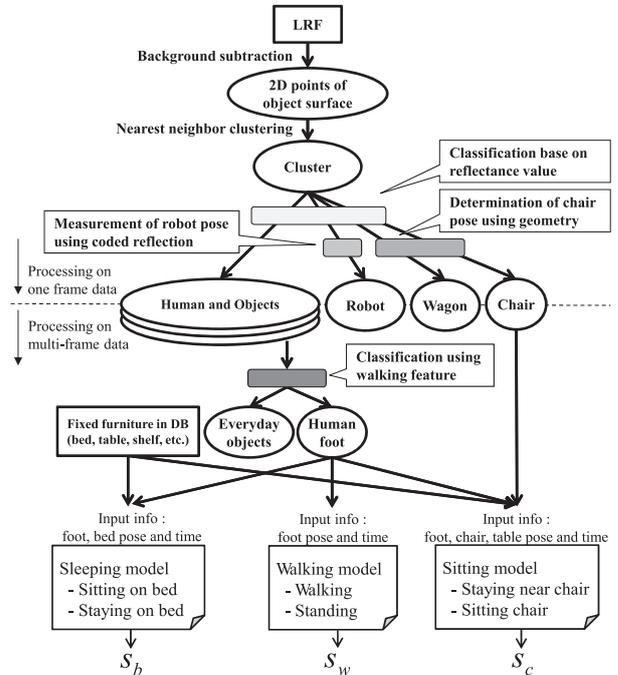


Fig. 16 Flow of behavior recognition

る。そこで、追跡中の足が椅子に接近し、再び遠ざかるまでの間でテーブル真下の領域に足クラスタが計測される区間を椅子への着座状態と推定する。そして、椅子近傍領域でクラスタが計測されている場合は椅子の近くに停滞している状態として推定する。

(3) ベッド移行モデル

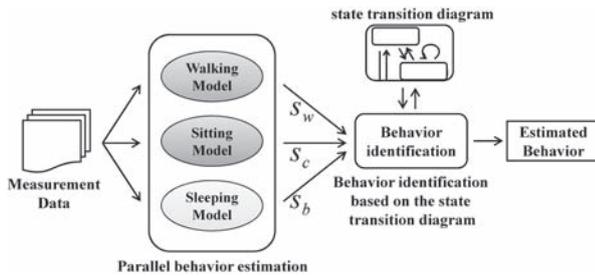
ベッドに上がった状態とベッドへの腰掛け状態を推定する。ベッドに上がった状態では、その前後でベッド近傍領域に足クラスタが接近して消失し、再び近傍領域で足クラスタの観測が開始される。そこで、最後にベッド近傍領域で足クラスタを観測したときから再び近傍領域で足クラスタを観測し始めるまでの区間をベッド上で休息している状態と推定する。一方、ベッドへの腰掛け時は、ベッド近傍領域において足クラスタの出現、消失、停止などが不規則に生じる。そこで、このようなベッド近傍領域でクラスタの観測がある区間を、ベッドへの腰掛け状態と推定する。ベッドへの腰掛け状態でも両足のクラスタが観測されない状況が生じる可能性があるが、完全にベッドに上がり休息をとっている時間に比べると、ごくわずかな時間であるため、ベッドに上がった状態と区別することは可能である。

(4) モデルに基づいたプログラムの実装

前述した行動モデルを実装した。Fig. 16では、LRFデータから行動状態の出力までの各要素の相互関係とデータフローを表している。上半分は6章までに述べた機能を表している。下半分は行動モデルに基づいて行動状態を出力する機能を表している。各モデルは、計測データをもとに推定した行動状態 S_w 、 S_b 、 S_c を1秒ごとに、それぞれ独立に出力する。行動状態はTable 3に示すような固有の行動番号で示す。歩行モデルの出力 S_w は0, 1, 2, 椅子着座モデルの出力 S_c は0, 3, 4, ベッド移行モデルの出力 S_b は0, 5, 6のいずれかを返す。以下の

Table 3 Assignment of numbers to behavior

Number	Behavior
0	Lost
1	Walking
2	Standing
3	Staying near chair
4	Sitting on chair
5	Sitting on bed
6	Staying on bed

**Fig. 17** Human behavior estimation based on possible state transition

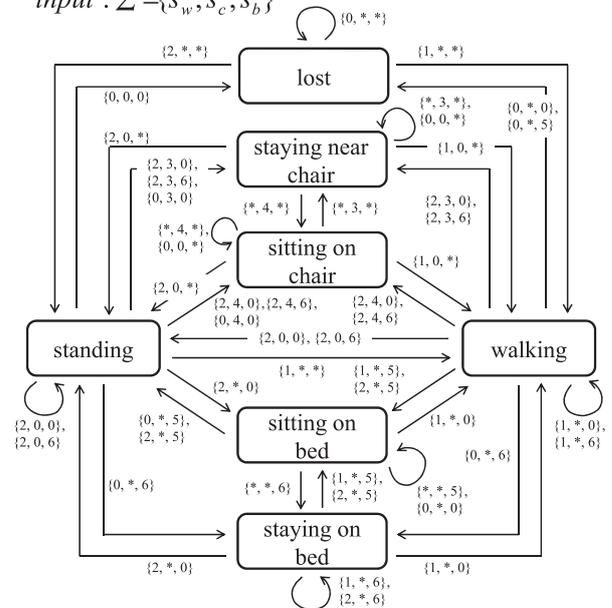
ように各状態に応じて出力を決定する。

- (1) $S_{w,c,b} = 0$ (消失) : 足が観測できない場合
- (2) $S_w = 1$ (歩行) : 歩行の1サイクル時間が歩行周期よりも短い場合
- (3) $S_w = 2$ (立位静止) : 歩行の1サイクル時間が歩行周期よりも長い場合
- (4) $S_c = 3$ (椅子付近静止) : 足が椅子近傍領域で計測されている場合
- (5) $S_c = 4$ (椅子着座) : 足が椅子近傍領域かつテーブル真下領域に存在する場合
- (6) $S_b = 5$ (ベッド着座) : 足がベッド近傍領域で消失し、再び近傍領域内で計測された場合
- (7) $S_b = 6$ (ベッド上) : 足がベッド近傍領域で計測されている場合

7.2 各行動モデルによる推定結果の統合

各行動モデルはそれぞれに定義された行動しか推定できない。一方、各行動間の遷移は対象環境の家具配置に制約される。例えば、椅子とベッドが離れていれば、椅子に座った状態からベッドに居る状態に直接移行することはなく、間に歩行状態や立位静止状態がはいつてくる。これらの空間的制約を考慮して、各行動モデルからの推定結果を入力とし、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た (Fig. 17)。Fig. 18 にその状態遷移図を示す。状態遷移図は、複数の被験者による実験データから求めた。その手順は、まず被験者に実験環境で Table 3 に示す行動を取ってもらい、その様子を撮影する。次にオフラインでその実験映像と各行動モデルの行動推定結果 S_w , S_c , S_b を照合し、行動が移り変わる前後でそれらの値がどのように変化するかを調べた。そしてその行動遷移のきっかけとなる S_w , S_c , S_b の値の組を用いて状態遷移図を作成した。居住者が不在の時は、退室状態 (lost state) に遷移し、入室時は歩行状態もしくは静止状態への遷移がある。ただし、入室時は最

$$\text{input} : \Sigma = \{s_w, s_c, s_b\}$$

**Fig. 18** State transition diagram

初の計測クラスタ、退室時は最後の計測クラスタがドア付近で観測されることを条件としている。

8. 実験

8.1 実験概要

実験環境を Fig. 19 に示す。LRF は Fig. 19 中の右下に設置し、鏡は左側壁の下部に設置している。部屋への入口は LRF の左側に位置している。ロボット掃除機であるルンバが存在し、中央にはテーブルと椅子を、また、ベッドを部屋の隅に配置した。椅子以外の家具はあらかじめ固定されているとし、その配置は既知であるとする。ロボットと椅子の足には再帰反射材を取り付けているので、LRF で取得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。固定家具に対する計測情報は背景データとして処理から除外し、処理負担を低減する。本論文では椅子近傍領域を、椅子の中心座標から半径 1,000 [mm] の円内、ベッド近傍領域を、ベッド領域を縦横 500 [mm] 膨張させた領域内と定義した。ベッド上の滞在区間を決める足のクラスタの消失時間の閾値は 10 秒とした。10 名の被験者に以下に示す実験シナリオに基づいて行動するように指示し、提案システムによる行動推定結果と実際の行動時間を比較して、精度評価を行った。

実験シナリオ

- 1) 部屋に進出し、棚へ向かう (1 : 歩行状態)
- 2) 棚から本を取り出す (2 : 静止状態)
- 3) テーブルの方へ向かう (1 : 歩行状態)
- 4) 椅子に座って読書をする (4 : 着座状態)
- 5) 本を戻しに棚へ向かう (1 : 歩行状態)
- 6) 本を棚に戻す (2 : 静止状態)
- 7) 入口へ向かう (1 : 歩行状態)
- 8) 退室する (0 : 消失状態)

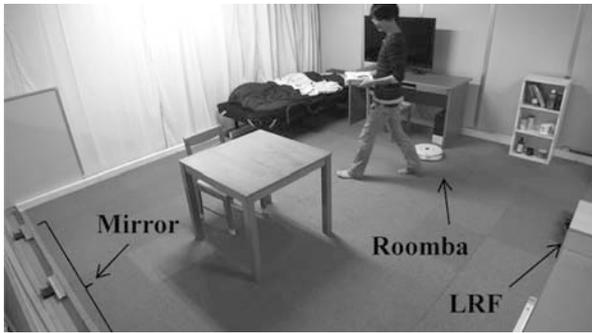


Fig. 19 Everyday life environment

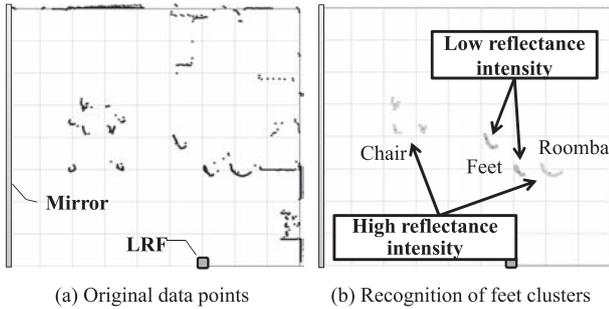


Fig. 20 Original data by LRF

- 9) 再び入室し、ベッドへ向かう (1: 歩行状態)
- 10) ベッドに腰掛ける (5: ベッド着座状態)
- 11) ベッドに上がる (6: ベッド上滞在状態)
- 12) ベッドから降り、入口へ向かう (1: 歩行状態)
- 13) 退室する (0: 消失状態)

8.2 実験結果

LRF で計測した距離データを二次元座標に変換したものを Fig. 20 (a) に示す。取得した点群をクラスタリングし、クラスターごとの反射強度の値によってロボットと椅子を認識する。ロボットの位置姿勢は 5.3 節で述べた反射特徴マッチングにより求められている。そして、反射材を張り付けていない足クラスターが、Fig. 20 (b) に示すようにロボットや椅子と区別して抽出できた。計測された移動軌跡を Fig. 21 に示す。抽出した足クラスターの重心位置に点をプロットし、追跡処理によりひもづけられた左右の足クラスターを曲線で結んでいる。椅子やベッドへ着座し始めると不規則な足の動きを計測するため、追跡は途切れている。

同じ被験者に対する行動推定結果を Fig. 22 に示す。Fig. 22 (a) は各行動モデルによる行動推定結果を表し、Fig. 22 (b) はそれらの結果を状態遷移に基づいて統合したものである。横軸は計測時間、縦軸は各行動を表している。歩行・静止モデルでは、追跡中の区間に関して歩行状態か静止状態を推定しており、退室時やベッド上滞在中、そして追跡に失敗している間などは消失中を出力している。椅子着座モデルでは、椅子に座って読書をしているときに椅子着座状態を推定しており、その区間の前後では椅子付近滞在状態を示している (Fig. 22 (a) の①)。これは、椅子を引く動作をしている間、椅子近傍領域で足クラスターが計測され続けているからである。また、ベッドか

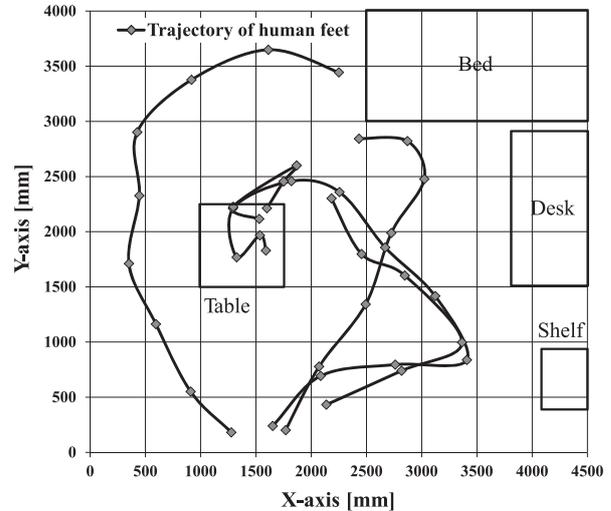
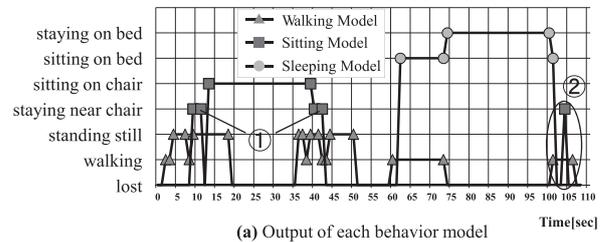
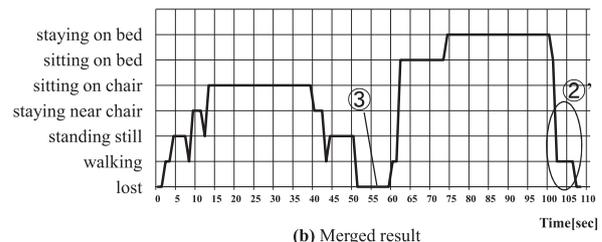


Fig. 21 Trajectory of human feet



(a) Output of each behavior model



(b) Merged result

Fig. 22 Estimation result

ら降りてドアへ向かう際に椅子の横を通りかかった区間も、短時間ではあるが椅子付近滞在状態を示している (Fig. 22 (a) の②)。しかし、歩行・静止モデルでは歩行状態と推定しているため、状態遷移に基づく統合処理後の結果では、歩行状態として推定されている (Fig. 22 (b) の②')。また、Fig. 22 (b) の③の部分は行動シナリオ上で退室する部分である。計測クラスターが入口付近で消失、そして出現が観測されたので、その区間を正しく退室状態と推定できた。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定義し、行動推定の精度評価を行った。実際の行動状態は、実験の様子を撮影したビデオ映像をもとに目視で区分し、求めた。Fig. 22 (b) に示す行動遷移は、実験シナリオとほぼ同じ遷移を推定できており、推定正解率は 91% という結果が得られた。また、被験者 10 名の推定正解率の平均は 77% となった。

精度が下がる要因の一つとして、歩行状態と静止状態の識別に失敗することが挙げられる。実験シナリオでは棚から本を取り出したりする作業を行っているとき、静止状態として分類

していた。しかし、実際の被験者の作業時間には差があり、その間の歩行の1サイクル時間が外れ値とならないデータが存在した。その場合、静止状態と識別されずに歩行状態として識別してしまい、精度の減少につながっていた。また、二つめの要因として、椅子への着座状態を識別できない場合があった。これは着座中に計測された足の中心位置がテーブル領域外にあったため、その間椅子着座状態という識別がされなかったことによる。

9. 結 言

動的に変化する生活空間においてサービスロボットが作業をするための環境情報を提供することを目標とする。そこで、室内での移動物体の位置計測と生活行動の計測および推定手法を以下の三つのように提案した。

1) 床上に設置した単一のLRFと側壁面に設置したミラーを組み合わせることで、プライバシーを侵すことなく、低コストで広範囲の床上計測が可能なシステムの構築

2) 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および反射特徴マッチングによるロボットの姿勢計測

3) 歩行特徴を利用した居住者の追跡および複数の生活行動モデルによる生活行動の推定

これらの手法を実装し、実験によってその有効性を示した。

謝 辞 本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金基盤研究(B)(課題番号23360115)の支援を受けた。

参 考 文 献

- [1] 長谷川勉：“環境プラットフォーム「ロボットタウン」”，日本ロボット学会誌，vol.26，no.5，pp.411-414，2008.
- [2] A. Fod, A. Howard and M.J. Mataric: “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 and 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 and 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] D.J. Cook and L.B. Holder: ‘Sensor Selection to Support Practical Use of Health-Monitoring Smart Environments,’ Handbook of Ambient Assisted Living, pp.434-450, IOS Press, 2012.
- [12] Y. Nohara, T. Hasegawa and 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.



長谷川勉 (Tsutomu Hasegawa)

1973年東京工業大学電子物理工学科卒業。同年電子技術総合研究所勤務。1992年より九州大学工学部情報工学科教授。現在同大学大学院システム情報科学研究教授。知能ロボットの研究に従事。計測自動制御学会、電気学会、日本機械学会などの会員。博士(工学)。(日本ロボット学会正会員)



田中真英 (Masahide Tanaka)

2011年九州大学工学部電気情報工学科卒業。現在九州大学大学院システム情報科学府在学中。環境構造化の研究に従事。(日本ロボット学会学生会員)



諸岡健一 (Ken'ichi Morooka)

2000年九州大学大学院システム情報科学研究博士後期課程修了。同年(財)九州先端科学技術研究所特別研究員を経て、東京工業大学大学院理工学研究科助手。2006年九州大学デジタルメディスン・イニシアティブ・デジタルバイシメント助教授。2007年同准教授。2010年九州大学大学院システム情報科学研究准教授。現在に至る。コンピュータビジョン、パターン認識、コンピュータグラフィクス、医用画像処理の研究に従事。電子情報通信学会、映像情報メディア学会、日本コンピュータ外科学会、情報処理学会、IEEEの会員。博士(工学)。(日本ロボット学会正会員)



ピョ ユンソク (Yoonseok Pyo)

2009年韓国光云大学電子情報工学部電子工学科卒業。同年韓国科学技術研究院研究員。現在九州大学大学院システム情報科学府在学中。サーボコントローラ、環境構造化の研究に従事。(日本ロボット学会学生会員)



辻 徳生 (Tokuo Tsuji)

2005年九州大学大学院システム情報科学研究博士後期課程修了。同年広島大学大学院工学研究科COE研究員。2008年産業技術総合研究所知能システム研究部門産総研特別研究員。2011年九州大学大学院システム情報科学研究情報知能工学部門助教。現在に至る。多指ハンド、生活支援ロボット、画像処理の研究に従事。電子情報通信学会、日本機械学会各会員。博士(工学)。(日本ロボット学会正会員)



倉爪 亮 (Ryo Kurazume)

1991年東京工業大学機械物理工学専攻修士課程修了。同年(株)富士通研究所入社。1995年東京工業大学機械宇宙学科助手。2000年スタンフォード大学客員研究員。同年東京大学生産技術研究所博士研究員。2002年九州大学システム情報科学研究助教授。2007年より同教授。現在に至る。群ロボット、歩行機械、レーザ計測の研究に従事。博士(工学)。(日本ロボット学会正会員)