

環境固定センサと移動ロボット搭載センサを用いた物品追跡

村上剛司 (九州大) 松尾一矢 (九州大) 関屋翔 (九州大) 長谷川勉 (九州大) 倉爪亮 (九州大)

Object Tracking System using Sensors Embedded in an Environment and Sensors on Mobile Robot

Kouji MURAKAMI, Kazuya MATSUO, Sho SEKIYA,
Tutomu HASEGAWA, Ryo KURAZUME (Kyushu University)

Abstract— We develop an object tracking system for a robot working in an everyday environment. The system estimates the position of object. Passive RFID tags are attached to the objects for the object recognition. The system is composed of static sensors embedded in the environment and mobile robots with sensors. This system is implemented through integration of the data obtained by the static sensors and the data obtained by sensors on the mobile robots by using SIR particle filter. In the experiment, the system successfully tracked twenty objects, some of which are being carried by a person.

Key Words: RobotTown, Object Tracking, RFID

1. はじめに

介護施設などの日常生活環境で人間の支援を行うロボットの実現が期待されている。例えば、日用品の手渡しや取り寄せ等の作業をロボットが実行できれば、介護士の負担が軽減される。物品の取り寄せ作業では、その対象物品のどこにあるのかを知る必要があるが、ロボットが自身に搭載したセンサのみを用いて、施設内にある物品の位置情報を常に把握することは困難である。

本研究では物品追跡システムを開発する。このシステムでは、物品の (1) 位置計測と (2) 個別認識を行う。この個別認識のため passive RFID タグを物品に貼付する。追跡システムでは、環境に固定配置したセンサ群と、移動ロボットに搭載したセンサの 2 種類のセンサを用いる。センサを環境に固定配置する場合は、設置するセンサのサイズや重量、数などに制約を受けず、広い計測領域を実現できる。しかし、状況に応じて計測領域や計測解像度を変更できない。一方、センサを移動ロボットに搭載する場合は、利用可能なセンサがロボットの搭載能力の制限を受けるものの、ロボットが移動することで状況に応じた計測領域の変更が行える。これら 2 種類のセンサの利点を合わせ持ち、日常生活環境での物品追跡を実現するシステムを開発する。

2. 日用品の追跡

日常生活環境において、物品は (1) 収納庫など家具の中や上, (2) 床の上, (3) 人間やロボットなどの移動体が所持, のいずれかにあると仮定できる。これらに対応した日用品追跡システムを開発する。追跡システムの前提条件を以下に示す。

1. 物品には passive RFID タグが付与され、タグ ID で一意に特定できる
2. 環境に固定したセンサシステムは、その計測領域内の (a) 物体の位置とタグ ID の組, あるいは, (b) 物体の位置のみを計測できる
3. 作業ロボットは、計測領域内の物体の位置とタグ ID の組を計測できる

これらの条件下で、環境固定センサ群と作業ロボットで得られた情報を統合して物品配置を推定する。物品配置は、物品の位置とタグ ID の組の集合とする。条件 2. より、位置のみが得られタグ ID を計測できない物品については、タグ ID を推定する必要がある。そこで、パーティクルフィルタを用いた情報統合を行い、物品の所在を確率的に表現する。これにより、ある場所に置かれている、または人間がその物品を所持している確率が求められる。

追跡結果は物品の所在の確率分布として得られる。この確率分布のエントロピーは、物品の持ち運びに伴って増加していく。エントロピーの増加は、物品の個別認識に必要な情報の不足と捉えることができる。そこで、タグ ID を計測できていない物品について、作業ロボットが能動的に移動してタグ ID を計測することで、確率分布のエントロピーを低減する。このとき、タグ ID を計測することで効率的にエントロピーを低減できる物品を選択する手法を提案する。

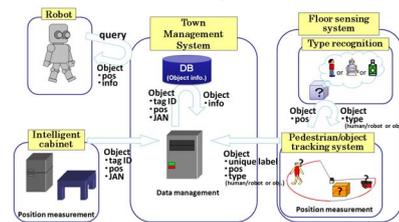


Fig.1 Data flow of object tracking system.

3. 物品追跡システム

3-1 システム構成

物品追跡システムは以下の 4 つの要素で構成される。

- A) 知的収納庫
- B) Floor Sensing System
- C) RFID リーダ付双腕移動ロボット
- D) 環境情報管理機構

A) と B) は環境に固定配置したセンサを, C) は移動ロボットに搭載したセンサをそれぞれ用いる。A), B), C)

で計測された物品情報が, D) で収集・統合され, 物品の追跡が行われる [1]. 情報の流れを, Fig. 1 に示す. 以降に, 各要素の詳細を述べる.

3.1.1 知的収納庫

ロードセルと RFID リーダを収納庫に設置して知能化した知的収納庫では, 入庫物品の位置とタグ ID を計測できる [2]. 入庫物品にラベル $pos - label$ を付与し, このラベルとタグ ID を関連付けたデータ $obj = \{pos - label, tagID\}$ の集合として物品情報を計測・管理する. 知的収納庫 i の収納物品の情報として, $Z^i = \{obj_1, obj_2, \dots, obj_S\}$ が得られる. 時刻 t に全ての知的収納庫で得られる情報は, $Z_t = \{Z_t^i\}$ で表される.

3.1.2 Floor Sensing System

床面に設置した LRF を用いて床上物体の位置計測を行う [3]. Floor Sensing System では, 床面上の物品と移動体の位置を計測できる. 床上の物品と移動体にラベル $pos - label$ を付与し, このラベルとその追跡対象の属性 $article = \{person \text{ or } object\}$ を合わせたデータ $y = \{pos - label, article\}$ の集合として, 物品・移動体情報を計測・管理する. 床上の物品と移動体の情報として, $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}$ が得られる. 時刻 t に Floor Sensing System で得られる情報は, $Y_t = \{Y_t\}$ で表される.

3.1.3 RFID リーダ付双腕移動ロボット

ロボットはハンド部と底部・前部に RFID リーダを持ち, 把持物品のタグ ID と位置計測できる. また, 床上の物品のタグ ID の計測も行える. 把持物品にラベル $pos - label$ を付与し, このラベルとタグ ID を関連付けたデータ $obj = \{pos - label, tagID\}$ の集合として, 物品情報を計測・管理する. 作業ロボット j の把持物品の情報として, $R^j = \{obj_1, obj_2, \dots, obj_G\}$ が得られる. 時刻 t に全てのロボットで得られる情報は, $R_t = \{R_t^j\}$ で表される.

3.2 物品配置の推定

環境内の全物品に位置ラベル $pos - label$ を割り当てた組み合わせを物品配置と呼び, これをセンサ観測情報をもとにして推定する. 物品配置では, 1 つの物品に 1 つの位置ラベルを対応させる. 但し, 移動体は複数個の物品を所持していることがあるため, 移動体を示す位置ラベルには, 複数の物品への重複割り当てをゆるす.

環境内に N 個の物品があるとき, 時刻 t での物品配置 $x_t \in \mathbb{R}^N$ に関する事後確率 $p(X_t | Z, Y, R)$ を, SIR パーティクルフィルタを適用して状態と重みを持つ粒子群により再帰的に推定する. 推定手順を以下に示す.

1. 初期パーティクルの生成:

R 個のパーティクル $r_0^{(r)} = \{x_0^{(r)}, w_0^{(r)}\}$ を発生させる. $x_t^{(r)} \in \mathbb{R}^N$ は物品配置を表すベクトル, $w_t^{(r)}$ は重みを表す. 各個体の物品配置は, ランダムに与える (Fig. 2).

2. 状態遷移:

パーティクル $r_{t-1}^{(r)}$ に対して状態遷移操作を行い新

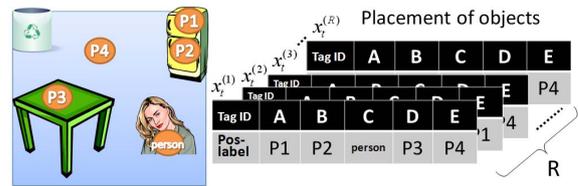


Fig.2 Placement of the objects.

たに $r_{t|t-1}^{(r)} = \{x_{t|t-1}^{(r)}, w_{t|t-1}^{(r)}\}$ を生成する. 実装した状態遷移操作を以下に示す.

物品配置の変化は,

- (i) 移動体が物品を置く
- (ii) 移動体が物品を取る

の 2 動作によってのみ起こると仮定する. 各動作の発生は, 観測情報中の位置ラベルの増減として検知できる. 物品を示す位置ラベルの増減がない場合は, 遷移操作は行わない. 増減がある場合は, 物品配置 $x_{t-1}^{(r)}$ に, 以下の遷移操作 (I), (II) を行って, 物品配置 $x_{t|t-1}^{(r)}$ へ遷移させる.

- (I) 物品を示す位置ラベルが増加した場合:
移動体を示す位置ラベルを, 新規に発生した位置ラベルに変更する
- (II) 物品を示す位置ラベルが減少した場合:
消失した位置ラベルを, 移動体を示す位置ラベルに変更する

処理 (I), (II) を, それぞれランダムに抽出した $R(1-S)$ 個のパーティクルに適用する. $0 < S < 1$ はセンサシステムの信頼性に依りて定める. なお, (I) と (II) の遷移操作で移動体が複数存在する場合は, 増減した位置ラベルが示す位置と各移動体の位置との距離に応じた確率で, 取り置きを行った移動体を選択する. また, (I) の遷移操作で移動体が複数の物品を所持している場合は, 所持物品のうち 1 つを等確率で選択する.

3. 尤度計算:

各粒子の尤度 $p(Z, Y, R | X_{t|t-1}^{(r)})$ を求める.

$$p(Z, Y, R | X_{t|t-1}^{(r)}) = p(Z | X_{t|t-1}^{(r)}) p(Y | X_{t|t-1}^{(r)}) p(R | X_{t|t-1}^{(r)}) \quad (1)$$

右項について, 知的収納庫の計測情報 Z_t より,

$$p(Z | X_{t|t-1}^{(r)}) = C \prod_{s=1}^S g_s(x_t^{(r)}) \quad (2)$$

$$g_s(x_t^{(r)}) = \begin{cases} 1 & \text{物品配置 } x_t^{(r)} \text{ 中の物品 } s \text{ の位置ラベルが,} \\ & Z_t \text{ 中の物品 } s \text{ の位置ラベルと等しい} \\ \alpha & \text{else} \end{cases}$$

$C (0 < C \leq 1)$ と $\alpha (0 \leq \alpha < 1)$ は知的収納庫の信頼性から定める定数, S は知的収納庫内の物品数である. 式 (3) は, 知的収納庫の観測情報と粒子が持つ物品配置との一致度を表している. $p(R | X_{t|t-1}^{(r)})$ は, 式 (2) と同様にして求める. $p(Y | X_{t|t-1}^{(r)})$ は定数とする.

各粒子の重み $w_t^{(r)} = f(r)$ を計算するとともに、全ての粒子の重みの和 $w_t^{(all)} = \sum_{r=1}^R w_t^{(r)}$ を求める。

4. リサンプリング：

全粒子 $r_{t|t-1}^{(r)} = \{x_{t|t-1}^{(r)}, w_t^{(r)}\}$ に対して、 $w_t^{(r)} / w_t^{(all)}$ の確率で復元抽出する。

5. 2. ~ 4. を繰り返す。

6. 物品配置推定：

R 個の粒子 $r_t^{(r)}$ により近似的に得られる確率分布から、物品配置を推定する。時刻 t で物品 i が位置ラベル j の場所にある確率 p_{ij} を以下のように求める。

$$p_{ij} = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R b_{ij}(r_t^{(r)}) \quad (3)$$

$$b_{ij}(r_t^{(r)}) = \begin{cases} 1 & r_t^{(r)} \text{ で物品 } i \text{ の位置ラベルが } j \text{ である} \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

3-3 ロボットによる物品タグ ID の計測

ロボットが能動的物品計測を行うことで、物品配置の確率分布のエントロピーを低減する。物品配置の確率分布 $P(X_i)$ が与えられたとき、物品配置のエントロピー $H(E)$ は、

$$H(E) = \sum_i^M H(X_i) = - \sum_i^M \sum_j^N P(X_i = x_j) \cdot \log P(X_i = x_j) \quad (4)$$

と求められる。このとき、 M は、位置ラベル X_i の総数である。 $P(X_i = x_j)$ は、位置ラベル X_i にある物品が x_j である確率を表し、式 (3) から求まる。

評価関数 $F(X_i)$ を最大にする位置ラベル X_{max} を、ロボットによる能動的物品探索の対象とする。評価関数 $F(X_i)$ は、ロボットが X_i にある物品のタグ ID を確認した場合に得られる相互情報量の期待値として以下のように定義する。

$$F(X_i) = \sum_j^N P(X_i = x_j) \cdot I(E; X_i = x_j) \quad (5)$$

$$I(E; X_i = x_j) = H(E) - H(E|X_i = x_j)$$

但し、 $H(E|X_i = x_j)$ は、 $X_i = x_j$ と仮定して、前節の処理を行って物品配置の確率分布を更新した結果である物品配置の確率分布 $P'(X_i)$ のエントロピーとする。

4. 実験

4.1 実験環境

介護施設の一室を模擬した部屋に提案システムを設置して物品追跡実験を行った。実験環境を Fig. 3 に示す。室内の家具のうち、2 個のカラー BOX はセンサを設置して知能化してある。以降、この 2 つを知的収納庫 A、B と呼ぶ。Floor Sensing System のため、床面が

ら約 16mm の高さを水平にレーザが掃引するよう LRF が配置してある。ベッドには入居者を想定した人間が 1 人いる。また、1 台の作業ロボットが、人間の要求に応じて物品の持ち運びを行う。



Fig.3 Experimental setup.

4.2 実験シナリオ

実験では、20 個の物品を追跡した。物品は 0 から 19 までのタグ ID を持つ。実験開始時には、知的収納庫 A と B の中に全物品が収納されている。また、人間はベッド上から移動せず、その位置はシステムに既知である。介護施設では物品は収納庫内に整理され、収納庫外で追跡すべき物品は少数となることを想定し、実験では ID0 ~ ID5 の 6 個の物品を人間とロボットが移動させた。実験の手順を以下に示す。

1. 全物品が知的収納庫 A、B に収納されている。
2. 人が知的収納庫 A から ID0 と ID1 の物品を取り出した後、ID1 の物品を床面上 (P1) に置く。ID0 の物品はそのまま持つ。
3. 人が知的収納庫 A から ID2 の物品を取り、床面上 (P2) に置く。
4. 人が知的収納庫 A から ID3 の物品を取り、床面上 (P3) に置く。
5. 人が知的収納庫 A から ID4 の物品を取り、ID0 の物品を床面上 (P4) に置く。ID4 の物品はそのまま持つ。
6. ロボットが移動して人から ID4 の物品を受け取ると共にその ID を読み取る。
7. 式 (5) からエントロピーを低減できる可能性が高い位置ラベル (P4) を求め、その位置ラベルの場所にある物品の ID をロボットが能動的に読み取る。
8. ロボットが移動し ID4 の物品を机の上へ置く。
9. 人が知的収納庫 A から ID5 の物品を取り、そのまま床面上 (P5) に置く。
10. 人が床面上から ID1 の物品を取り上げ、また床面上 (P1) に置く。

4.3 追跡結果

粒子数 R を 500、Floor Sensing System の信頼性 S を 0.9 に設定して追跡を行った。計測結果を、Figs. 4 ~ 8 に示す。各図の左画像は、位置計測結果を示している。画像中の丸印と三角印は、それぞれ知的収納庫とロボットで計測された物品の位置を表している。Floor Sensing System で計測された物品の位置は、四角印に位置ラベルを付けて表示している。人間とロボットの位置はアイコンで表されている。右画像は、物品のタグ ID と位置ラベルの対応を色で表している。0 から 19 までの数字は、タグ ID を表している。棒グラフ中の各色の割合が、物品の各位置ラベルにおける存在確率に対応している。なお、人間を表す位置ラベルの色は白である。

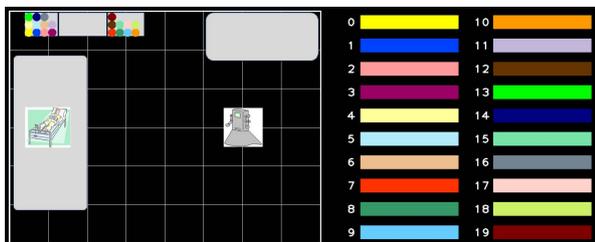


Fig.4 Object tracking result at the step 1.

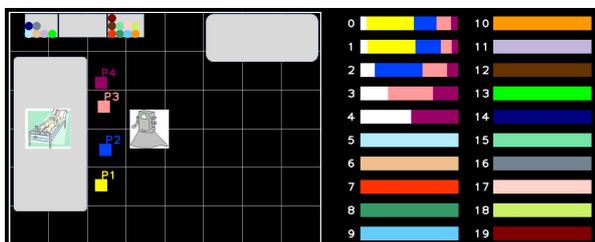


Fig.5 Object tracking result at the step 5).

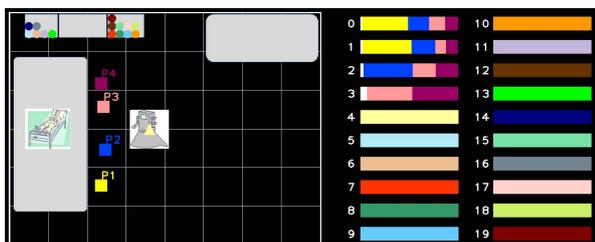


Fig.6 Object tracking result at the step 6).

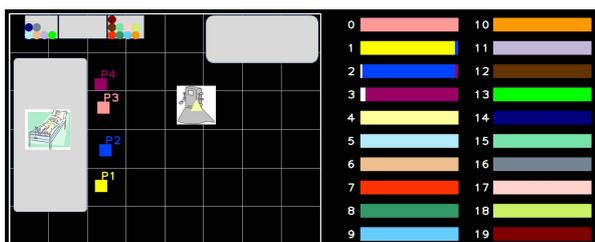


Fig.7 Object tracking result at the step 7).

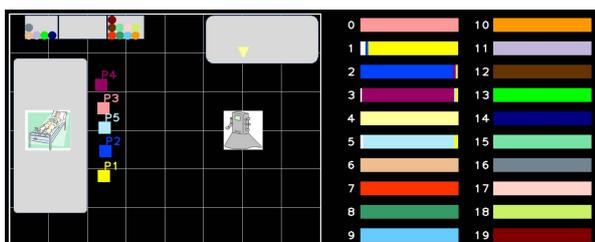


Fig.8 Object tracking result at the step 10).

実験結果から以下のことがわかる。

- (1) 各センサシステムで物品の位置計測が行えている
- (2) 人間の所持状態まで含めた物品配置の推定が行えている。
- (3) 物品の位置ラベルを、各物品で存在確率が最大の位置ラベルとした場合の正解率は、物品配置の推定に十分な情報が得られる Step 7) 以降では、100%である。ここでの正解率とは、物品の総数に対する、位置ラベルとの対応付けが正しい物品の数の割合とする。Step 10) において収納庫外の 6 個の物品のタグ ID はセンサシステムで直接的に計測できないが、提案手法によりその物品配置を正しく推定できている。

なお、Fig. 5 などで ID0 と ID1 の確率分布が異なるのは、物品配置遷移モデルで用いたランダム関数の影響である。また、Fig. 8 で、物品配置の推定結果が一意でないのは、物品配置遷移モデル中で用いたセンサシステムの信頼性の値の影響である。

シナリオの各ステップにおける確率分布のエントロピーを、Fig. 9 に示す。図の縦軸はエントロピーを、横軸はステップを表している。図より、以下のことがわかる。

- (4) 人間による物品の取り置きに伴ってエントロピーが増加している。
- (5) ロボットが物品のタグ ID を受動的・能動的に読み取ることで、エントロピーを低減できている (step 5), 6))。なお、ロボットが能動的探索の対象とした位置ラベルは、図中の P4 である。
- (6) ステップ 9), 10) のように、物品を 1 つずつ動かす場合は、物品を特定できる。このとき、エントロピーの変化はセンサシステムの信頼性の値のみに起因し、その変化量は小さい

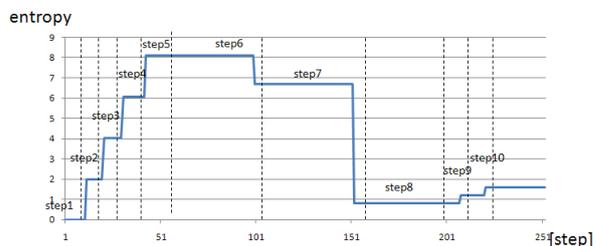


Fig.9 Entropy of probability distribution of object placement.

5. まとめ

物品の位置計測と個別認識を行う物品追跡システムを開発した。システムは、環境に固定配置したセンサ群と移動ロボットに搭載したセンサによる計測情報を、パーティクルフィルタを用いて統合し、物品配置の推定を行う。パーティクルフィルタの適用にあたっては、人間の物品持ち運び動作に基づく物品配置遷移モデルを提案した。また、物品配置の確率分布のエントロピーが増加する問題に対しては、物品追跡システムが効率的にエントロピーを低減できる探索位置を選択し、ロボットによる能動的物品探索を行うことで解決を図った。実験では、20 個の物品の追跡が行えることを示した。

本研究は NEDO プロジェクト「次世代ロボット知能化技術開発プロジェクト」の研究開発項目「作業知能(社会・生活分野)の開発」の一環として行われた。

参考文献

- [1] 村上, 長谷川, 木室, 千田, 家永, 有田, 倉爪: “情報構造化環境における情報管理の一手法”, 日本ロボット学会誌, vol.26, no.2, pp.192-199, 2008.
- [2] K. Murakami, et al., “Position Tracking System of Everyday Objects in an Everyday Environment”, IROS, pp.3712-3718, 2010.
- [3] 野原, 長谷川, 村上, “レーザレンジファインダと鏡による床面上の日用品位置計測システム”, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2010 講演論文集, 2A1-F22, 2010.