マルチロボットにおける物体の共有認知のための合意形成アルゴリズム

Consensus-Making Algorithms for Cognitive Sharing of Object in Multi-Robot

○学 富田翔大 (名大) 正 関山浩介 (名大)
正 福田敏男 (名城大)

Shodai TOMITA, Nagoya Univ., tomita@robo.mein.nagoya-u.ac.jp
Kosuke SEKIYAMA, Nagoya Univ.
Toshio FUKUDA, Meijo Univ.

Visual recognition in multi-robot systems has a peculiar problem in that an observation from a different viewpoint gives a different perspective. Also, a representation of the same target object is highly affected by such a viewpoint or environmental condition. Hence it has become a challenge to realize cognitive sharing of the object or ROI between the robots without a help of artificial markers. In this paper, we propose consensus-making algorithms to acquire the viewpoint-invariant representation of color, shape and geometrical relations. Experimental results show the ability of cognitive sharing significantly improved by the proposed method.

Key Words: multi-robot, cognitive sharing of object

1 緒言

近年, 災害現場や家庭環境などでマルチロボットの活躍が期待されている. マルチロボットにおける分散協調タスクでは作業対象をロボット間で共有すること, すなわち物体の共有認知が求められる. 本研究ではタスク実行の協力を依頼するロボットをクライアントロボット, タスクを実行するロボットをサーバーロボットと定義する. 我々は非構造化環境においてクライアントロボットとサーバーロボット間で物体の共有認知を実現するために, 階層的不変項知覚モデルを提案してきた [1]. 文献 [1] で我々は対象物体を, 色や形などのプリミティブ表象と周辺物体との関係性(幾何的關係性表象)を組み合わせて表現し, ロボット間の通信を通して視点不変な表象を知覚するアルゴリズムの提案を行った. しかしながら, 対象の探索範囲が全環境であるため探索に時間が掛かるという問題があった. また知覚可能な視点不変な表象は幾何的關係性表象だけであり, 対象物体にオクルージョンや外見変化が起こっている場合は共有認知を達成できないという問題があった. そこで本研究では遠方からでも知覚可能な物体をランドマークと定義し, ランドマークと対象との配置関係を共有することで興味領域 (region of interest: ROI) の共有を行い, 探索時間の短縮を図る. また, ロボットが視点を変更をしながら ROI をマッピングすることでオクルージョンの問題を解決し, 対象のプリミティブ表象が視点不変かどうか判断可能にする.

2 対象表象の記述

物体の共有認知を実現するには物体分割後, (1) 対象が存在する興味領域 (ROI) を記述し, (2) ROI 内において対象を他物体と誤認識を起こさないように適切な表象で記述しする必要がある. 本研究では物体表象として色表象, 形状表象, 幾何的關係性表象を用い, ロボットのセンサーに RGBD カメラを用いる.

2.1 物体分割

図 1 に物体分割の概要を示す. 本研究では Hilliat ら [2] が提案している, RGBD カメラより得られる深度画像に基づく物体分割手法を用いる. この手法は深度画像から平面検出を行い, 平面の法線ベクトルの向きによって床面を判断し除去する. その後床面上の物体にラベリングを行う. 本研究では環境内に台上の物体を仮定し, 物体の面積が α 以上の物体にはさらに物体分割を行う. 床面と平行な法線ベクトルを持つ平面が検出された場合は平面上の物体抽出を行う. 本研究では経験的に $\alpha = 0.4[m^2]$ と定めた.

Fig.1 Overview of object segmentation

2.2 ROI の記述

対象が存在する興味領域 (ROI) をランドマークと対象との配置関係によって記述する. ランドマークの物体集合 L は遠方からでも知覚可能なように式 (1) のように定義する.

$$L = \{O_i \in O | Area_i > \alpha\} \quad (1)$$

O , $Area_i$ はそれぞれ物体分割によって抽出された物体集合, 物体 O_i の面積である.

ランドマークと対象との配置関係は (1) on (2) near の 2 種類を定義する. ランドマーク上に物体が存在する場合は, その物体とランドマーク間の配置関係を "on" と定義する. また, ランドマークと物体との距離が $1[m]$ 以内のものは配置関係を "near" と定義する. 図 2 に ROI の例を示す. 台と青いゴミバケツがランドマークとして知覚されたと仮定する. この場合, ROI は台上, 台の周辺, ゴミバケツの周辺の 3 種類が記述できる

2.3 プリミティブ表象

物体分割によって抽出された物体群に対しプリミティブ表象の記述を行う. 本研究ではプリミティブ表象として視点変化に頑強な色, 形状に着目する. 色表象にはスケール変化や照明方向, 照明強度などの変化に対して不変な性質を持つ色相のヒストグラム表現 [3] を用いる. 認識精度と計算量の点を考慮してヒストグラ

Fig.2 Example of ROI description

ムは 32 次元とし、表象のマッチングにはヒストグラムインターセクションを用いる。このマッチング手法は高速で、部分的オクルージョンや解像度の変化に対してロバストな性質を持つ [4]。物体 O_a の色相ヒストグラムを H_a 、物体 O_b の色相ヒストグラムを H_b とし、ピンの番号を i とすると、色表象の類似度 S_c は式 (2) より計算される。完全一致で 1.0、不完全一致で 0 を出力する。

$$S_c(H^a, H^b) = \sum_{i=1}^{32} \min(H^a(i), H^b(i)) \quad (2)$$

形状表象にはスケール変化、回転、反射に対して不変な性質を持つ輪郭の Hu モーメント表現 [5] を用いる。表象のマッチングには類似度を S_s とし、式 (3) [6] を用いる

$$S_s(h^a, h^b) = \sum_{i=1}^7 \left| \frac{m^a(i) - m^b(i)}{m^a(i)} \right| \quad (3)$$

ただし

$$m^p(i) = \text{sign}(h^p(i)) \cdot \log|h^p(i)| \quad (p \in \{a, b\})$$

h^a と h^b はそれぞれ物体 O_a, O_b の Hu 不変モーメントである。完全一致で 0、不一致であるほど大きな値を出力する。

クライアントロボットとサーバーロボット間での類似表象の判断は閾値処理によって行う。クライアントロボットから送信された物体 O_a の色表象を H_a 、形状表象を h_a とする。サーバーロボットによって知覚された物体 O_b の色表象 H_b が式 (4) を満たす時、 O_b は H_a と類似色表象を持つと定義する。また、 O_b の形状表象 h_b が式 (5) を満たす時、 O_b は h_a と類似形状表象を持つと定義する。

$$S_c(H^a, H^b) \geq 0.7, \quad (4)$$

$$S_s(h^a, h^b) \leq 0.3. \quad (5)$$

2.4 幾何的關係性表象

幾何的關係性表象 (Geometric-relation-based representation: GRR) の形成には以下 2 つの処理を行う

1. 顕著なプリミティブ表象を持つ GRR 構成要素候補の選択
クライアントロボットの視点において知覚した物体群と類似したプリミティブ表象を持たない物体は、他視点でも一意に同定できる可能性が高い。よって、そのような物体を GRR 構成要素の候補として用いる。
2. 対象と GRR の構成要素との幾何的關係性の記述
候補物体の中から同表象のものを 3 つ選び、三角形を構成する。同表象の物体を選ぶ理由は色表象、形状表象が異なる外乱に対して不変性を持つからであり、三角形を構成するのは空間を分割する最小単位が三角形であり、他の幾何形状は三角形の重ね合わせで表現できるからである。

図 3 のように GRR によって環境を 7 領域 $A_a (a \in \{1, 2, \dots, 7\})$ に分割することができる。GRR の構成要素

を n_1, n_2, n_3 とし、左回りに構成要素をつなぐ。構成要素同士をつなぐリンクベクトル (e_{12}, e_{23}, e_{31}) が反時計回りに回転する方向を正の領域、時計回りに回転する方向を負の領域とすると対象の存在領域 A_t を $+$, $-$ で表現することができる。

Fig.3 Representation of target position

2.5 決定木構築

次に ROI 内において対象を他物体と誤認識を起こさないように適切な表象の記述を行う。各表象の弁別性には制約があり、対象を一意に決定できるのは以下の場合である。

- ・ Primitive な表象 環境内に類似表象が存在しない場合
- ・ 幾何的關係性表象 分割領域内に対象以外の物体が存在しない場合

明らかに、実環境下において上記のような状況は限られており、単一の表象で対象を同定することは難しい。そこで本研究では表象を組み合わせ、対象とそれ以外の物体を分類する 2 分決定木を構築し、対象の認識を行う。分枝限定法を用いて解空間の探索を行い、少ないノード数で対象を絞り込める決定木を構築する。

分枝限定法の手続きを以下に示す。クライアントロボットによって知覚される、 n 個の物体集合 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ を仮定する。物体 $O_i (i \in O)$ は色表象 (色相ヒストグラム H^i)、形状表象 (Hu モーメント h^i)、そして m 個の幾何的關係性表象 $g_j^i (j \in M = \{1, 2, \dots, m\})$ によって表現される。クライアントロボットの視点において対象物体 O_t の候補物体集合は、各表象を用いて以下のように絞り込まれる。

$$R_j = \{O_i \in O | O_i \in A_t^j\} (j \in M), \quad (6)$$

$$R_{m+1} = \{O_i \in O | S_c(H^t, H^i) \leq 0.7\}, \quad (7)$$

$$R_{m+2} = \{O_i \in O | S_s(h^t, h^i) \geq 0.3\}. \quad (8)$$

R_j は対象の属する分割領域 A_t^j と同じ領域に属する候補物体の集合を表し、 R_{m+1}, R_{m+2} はそれぞれ、対象 O_t の色・形状表象と類似した表象を持つ候補物体の集合を表す。深さ優先探索で分枝限定法を適用し、最小の表象数で、各候補物体集合の積集合の大きさが 1 になるような表象の組み合わせを探索する。なお、冗長な情報は減らすために決定木の表象数は 3 以下に制限する。

(i) 目的関数・制約条件

対象候補の集合を $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m, R_{m+1}, R_{m+2}\}$ とおく。

$$\text{minimize } |X|, \text{ where } X = \cap_{R_k \in R'} R_k, R' \subseteq R, \quad (9)$$

$$\text{subject to } |X| \geq 1, |R'| \leq 3, \quad (10)$$

ここで、 $|\cdot|$ は集合の基数を表す。

(ii) 分枝操作

部分問題 P_i (幅優先探索)

$$\text{minimize } |X| \text{ subject to } |R'| = i \quad (i \in \{1, 2, 3\}).$$

(iii) 限定操作

終端条件 $|X| \leq z$.

z はこれまでに解いた部分問題の下界値をである。

$|X| = 1$ となる組み合わせが見つければ探索を終了する。

Fig.4 State transition diagram of client and server robot

Fig.5 Flowchart of invariants perception

3 合意形成アルゴリズム

決定木にはロボット間の視点の違いにより共有できない、つまり視点不変でない表象が存在する。本節ではロボット同士がコミュニケーションを通して視点不変な表象で構成される決定木を獲得するプロセスについて述べる。クライアントロボットとサーバーロボットの状態遷移図を図4に示す。

a) ROI 共有 (図4-①)

表象が視点不変かどうか確かめるには、興味領域が共有されなければならない。ROI 共有なしでは、ロボットは ROI 外を観測しているためにその表象が見つからないのか、視点不変でないために見つからないのか判断することができない。

本稿では、2.2 節 ROI の記述において定義された ROI に基づき共有を行う。クライアントロボットはランドマークのプリミティブ表象と対象との配置関係をサーバーロボットに送信する。サーバーロボットはそれを基に探索を行い、ランドマークを発見した場合はランドマークとの距離が 1.5m になるまで近づく。

b) 探索 (図4-②)

サーバーロボットは ROI 共有後、決定木を受信すると対象の探索を開始する。ロボットは RGBD カメラより環境内の物体の座標を計算することができるので、環境をマッピングしながら探索を行う。サーバーロボットはすでにマッピングした領域を考慮して、探索する領域を決定する。転回後、視野内にある物体をマッピングする。記憶した物体群と決定木を照合し、同定できた表象があればそれらが観測可能な視点に移動する。対象の候補を一意に絞れれば、共有認知完了となり、候補が複数存在する場合は決定木調整へ状態遷移する。決定木内の表象を同定できない、もしくは対象の候補物体数が 0 の場合は探索を続ける。もし ROI 内を探索完了していれば、不変項知覚へ状態遷移する。

c) 不変項知覚 (図4-③)

図5に不変項知覚のフローチャートを示す。表象の種類によってサーバーロボットは異なる行動をとる。

1. 対象の Primitive な表象

対象の候補が見つからない場合、表象が揺らぎ外見変化しているか、オクルージョンが発生している可能性が考えられる。まずはオクルージョンの可能性を検証するために視点変更を行い探索する。本稿ではランドマークを中心とした円の接線方向に一定距離移動することで視点変更を行う。視点変更後も表象が同定できない場合は、外見が変化している可能性が高いため視点不変でないとし、クライアントロボットにその表象を含まない決定木を要求する。

2. 幾何学的関係性表象

構成要素が ROI 内に発見できない場合はクライアントロボットにその構成要素を含まない新たな決定木を要求する。GRR は共有できたが対象の候補物体数が 0 の場合、対象自身にオクルージョンが発生している可能性が高いため、視点を変更して探索を行う。視点変更しても共有認知できなかったら、その GRR を視点不変でないとしなす。

d) 決定木調整 (図4-④)

視点不変な表象で構成された決定木を共有したのかかわらず、対象の候補物体が複数存在する場合、クライアントロボットにとって視野外の物体、またはオクルージョン、表象の揺らぎが発生している物体が存在することが考えられる。こういった場合サーバーロボットは自律的に何の情報が必要か判断しなければならない。

もし対象の Primitive な表象を決定木に追加することで候補物体数を減らせるならば、クライアントロボットに対象の Primitive な表象を要求する。そうでなければ、異なる GRR を含む決定木をクライアントロボットに要求する。もし共有可能な GRR がなければ、対象は候補物体のうちのどれかと判断し、探索を終了する。

4 実機実験

4.1 実験条件

実機実験によって本手法がプリミティブ表象が視点不変かどうか判断可能であることを示す。実験環境を図6に示す。ロボットには PC (Intel Core i5 2.4GHz), RGBD センサー (Xtion Pro Live), 通信装置 (OKI UDv4) が搭載されている。ロボットは座標系を共有しておらず、お互いの位置は不明である。クライアントロボットは図6中央の対象を認識しており、決定木を構築しサーバーロボットに送信する。サーバーロボットは受信した決定木を基に対象の探索を行う。急激な照明変化や物体の移動は起こらないと仮定する。

Fig.6 Experimental environment

4.2 実験結果

図7から図10に実験の様子を示す。ロボットの視点画像中、左列に決定木を表示し、上部にロボットの状態と送受信の状況を

Fig.7 Snapshots of ROI sharing

Fig.8 Snapshots of invariants perception (primitive representation). Top row : view of client robot(left), view of server robot(right).Middle and bottom row:view of server robot(left), map made by server robot(right).

Fig.9 Snapshots of invariants perception (GRR). Left:view of client robot, Right:view of server robot.

Fig.10 Snapshots of catching target with arm. Left: view of server robot, Right: overview.

示す。図中の赤い矩形は対象を表し、青い矩形は同定できている GRR の構成要素を表す。白いバツ印は共有できないと判断された物体を表す。

a) ROI 共有

t=8[s] において、サーバーロボットは対象が白い台の上にあるという情報受信し、t=17[s] においてその座標から 1.5m だけ離れた位置まで移動し、ROI の共有を完了した(図 7)。文献 [1] では ROI 共有に 14 [s] 要していたのに対し、本手法では 9 [s] で ROI 共有を完了した。

b) 不変項知覚：プリミティブ表象

t=19[s] において、サーバーロボットはクライアントロボットから決定木を受信し、探索を開始する。t=28[s] において ROI (白い台の上) を探索完了するが、対象の候補が見つからないので不変項知覚に状態を遷移する。オクルージョンの可能性があるのでサーバーロボットは視点変更を行い、t=59[s] において移動を完了した。ROI 内をすべて探索したにもかかわらず、類似したプリミティブ表象を持つ物体が存在しないので、それを視点不変でないとみなし、サーバーロボットは新たな決定木を要求する。実際、対象の外見は変化し、クライアントロボットとサーバーロボット間で色が異なっている(図 8)。

c) 不変項知覚：幾何的關係性表象

t=71[s] において新たな決定木を受信したが、構成要素の 1 つ(赤い缶)が複数見つかったため、t=88[s] においてサーバーロボットは新たな決定木を要求する。実際、対象が視点の違いにより外見が変化し、この構成要素と同じ色に見えている。(図 9)

t=106[s] において新たな決定木を受信した。GRR の共有に成功し、対象の同定に成功した。t=136 [s] において、サーバーロボットはクライアントロボットの代わりに対象を運搬するためにアームによる把持を行った(図 10)。

5 結論

本論文ではロボットが視点を変更することで物体のプリミティブ表象が視点不変か、オクルージョンが起こっているのか判断可能にし、実機実験により提案手法の有効性を示した。また、ROI 共有にランドマークと対象との配置関係を用いることで従来より探索時間を 5 [s] 短縮した。

今後の課題は ROI の種類拡張や様々なプリミティブ表象に対して適応可能になるよう手法の一般化である。また、本実験では急激な照明変化などの外乱や物体の移動を前提としなかったが、実環境下ではそれらは起こりうる。表象の揺らぎに応じて適切に表象アップデートし、外乱にロバストなシステムを構築することを目指す。

References

- [1] 富田翔太, 関山浩介, 福田敏男, “マルチロボットにおける共有認知のための不変表象共有化アルゴリズム”, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2013, 1A2-A02.
- [2] D. Filliat, et al. ”RGBD object recognition and visual texture classification for indoor semantic mapping.”, IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications (TePRA), pp127-132 (2012).
- [3] T. Gevers and A.W.M. Smeulders, ”Color based object recognition,” Pattern Recognit., vol. 32, pp. 453-465, Mar. (1999).
- [4] M.J. Swain, and D.H. Ballard, ”Color Indexing”, International Journal of Computer Vision, vol. 7, No. 1, pp. 11-32, (1991).
- [5] M.Hu, ”Visual pattern recognition by moment invariants”, IRE Transaction on Information Theory, 179-187,(1962).
- [6] B. Gary, and A. Kaehler. ”Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library”, O'Reilly Media, Incorporated, (2008).