自律作業ロボット間における知識共有を目指した 環境添付型記憶媒体の動的配置

梅 谷 智 弘* 前 泰 志* 井 上 健 司* 新 井 健 生*

Adaptive Relocation of Environment-Attached Storage Devices for Knowledge-Sharing among Autonomous Robots

Tomohiro Umetani*, Yasushi Mae*, Kenji Inoue* and Tatsuo Arai*

This paper proposes a method of relocating storage devices attached to environment for sharing knowledge efficiently among multiple robots. If a robot stores acquired knowledge into the storage device attached to the environment, other robots can achieve the task by using the knowledge. In order to use the storage device efficiently, it is required to store more useful knowledge for achieving tasks. Therefore, we propose a method of evaluating usefulness of the knowledge with respect to the reducible cost and storing more useful knowledge in the storage device. A memory unit containing with useless knowledge is removed from the storage device and added to the device which more useful knowledge is required. Then, the robots can store useful knowledge for whole environment and the memory units are flexibly relocated according to the change of a series of the tasks. The simulation results of multiple robots navigation for repetitive transportation tasks show the effectiveness of our method.

Key Words: Adaptive Relocation, Knowledge Sharing, Environment-Attached Storage, Multiple Robots

1. は じ め に

近い将来, 我々の活動する環境で, 複数のロボットが人に様々なサービスを提供することが期待される. 我々が日常活動する環境には様々な物体が存在するため, 物体の形状や色などの属性や, 物体に対してロボットがとるべき行動など, 作業に必要な知識は, ロボットにすべてあらかじめ与えることは難しい. よって, ロボット自身で知識を獲得し, 獲得した知識は, ロボット間で共有することが望まれる.

ロボットが獲得した知識を一つの装置で集中的に管理する場合 [1], 蓄える知識の増加に伴い, ロボットが現在置かれた状況に必要な知識の検索が困難となる. さらに困難な問題として, 知識が複数のロボットによって徐々に獲得されるため, 異なるロボットが異なる状況で獲得した同一物体に関する知識を同一物体の知識として対応付ける必要がある.

ところで, ロボットが作業する際に必要となる知識は, 作業を行うその場で得られればよい. すなわち, 環境内の様々な物体に作業に必要な知識が添付されていれば, ロボットはその場に添付されている知識を利用でき, 効率よく作業を行うことができる [2]. 知識を添付するためには, 記憶媒体を物体に添付しておけばよい. 近年, RF-ID タグや知的データキャリアと呼ば

れる無線により非接触でデータを読み書きできる記憶媒体が開発されている [3]~[8]. このような記憶媒体を物体に添付しておけば, ロボットが獲得した作業に必要な知識を徐々に書き加えていくこともできる [9]. また, 物体そのものに記憶媒体が添付されているために, 様々な状況で異なるロボットが獲得した知識を対応付ける必要がない. さらに, 複数のロボットが記憶媒体を介して獲得した知識を共有することが可能になる. このような環境添付型の記憶媒体を用いた知識の共有手法の概念図を Fig. 1 に示す. 図中右のロボットは, ごみ箱に添付した記憶媒体に蓄えられた知識を利用してごみ箱を認識している. 左のロボットは, 目的地の方向を, 記憶媒体から得ている.

人間の生活環境では, 物体の配置が変化したり, 発生する作業の種類や頻度が時々刻々変化する. そこで, 記憶媒体には, 物体が移動されたり, 周囲が変化する場合にも不変な知識を蓄えとする. 例えば, 物体の形状, 色, 質量, 作業方法などである. また, 環境添付型記憶媒体を環境中のどこにどれだけの容量配置をするかは, この手法が有効に機能するための重要な課題である. どこにどのような知識が必要になるかはあらかじめ分からないので, ロボットが作業をしながら記憶媒体の配置を自律的に行う必要がある. このとき, ロボットは環境全体での作業効率が向上するように, 記憶媒体を配置することが望まれる. 作業の種類や発生頻度が変化すると, 一度配置した記憶媒体が使われなくなることが起こりうる. そこで, 使わない記憶媒体をより知識を必要とする場所に移動させれば, 資源の有効

原稿受付 2001 年 5 月 7 日

*大阪大学大学院基礎工学研究科

*Graduate School of Engineering Science, Osaka University

Fig. 1 Robots using the knowledge stored in environment

利用が図られ、全体での作業効率が向上する。

本論文では、環境中の記憶媒体を有効利用するために、ロボットが環境中の記憶媒体をより多くの知識を必要とする場所に自律、動的に配置する手法を提案する。まず、知識の有用さとして、知識を蓄えておくことによる単位時間当たりの期待削減コストを評価する。そして、有用な知識が蓄えられるように、知識の取捨選択、記憶媒体の移動を行う。記憶媒体を訪れるロボットが逐次に知識の有用さを評価するために、作業割合や作業頻度の変化に応じて有用な知識を蓄えることができる。知識として、環境中の物体の配置などが変わっても変化しない知識を蓄える。本手法では、知識の有用さをコストにより評価しているため、コストが定義できれば、あらゆる作業に適用可能である。本論文では、複数ロボットのナビゲーションを例にシミュレーション実験を行った。記憶媒体を移動させる場合、ロボットが記憶媒体を移動させている間は、他のロボットはその媒体を利用できないため、環境中に蓄えられる知識の容量が減少する。この影響も含めて、作業効率を評価するために、複数のロボットでの作業を仮定する。作業割合や作業頻度の変化に応じて、ロボットが必要とする知識を適切に環境中の記憶媒体に蓄え、全体での作業コストを削減できることを示し、本手法の有効性を示した。

2. 有用な知識の蓄積

環境 S に作業ロボットが n 台存在すると仮定する。各ロボットは同じ時刻 t を持ち、独立して行動する。ロボットは、人間から与えられた作業を実行する能力を持ち、作業に必要な知識も獲得できるとする。獲得した知識は、作業対象となる物体や場所に添付された記憶装置に蓄える。記憶装置は、複数の小さな記憶媒体から構成されており、その記憶媒体は一つ一つ取り外しが可能であるとする。以下では、環境中の物体や場所を両方含めた意味で「場」と呼び、環境中の場に添付した記憶装置を $p \in P$ で表す。ここで、 P は環境全体の記憶装置の集合を表し、その数を $|P|$ とする。記憶装置はロボットや人間が環境 S に添付する。

環境に配置された記憶装置を有効に使うために、記憶媒体にはできるだけ作業に有用な知識を蓄えることが望まれる。作業コストをより大きく削減できる知識をより有用な知識とする。一つの作業を達成する方法が複数ある場合、より少ないコストで作業を達成できる知識を蓄えておけばよい。

記憶装置 p に複数の作業についての知識を蓄える場合、容量の制約により、すべての知識を蓄えられないことがある。そこで、知識を蓄えておくことによる単位時間当たりの削減コストを知識の有用さとして評価し、削減コストが大きい知識を蓄えることにする。有用な知識の蓄積は、環境中で活動するロボットによって行う。知識は、知識を獲得するために行動するロボット、あるいは、ロボットが別の作業を行う過程で得られることもある。本章では、時間当たりの削減コストを評価基準とした知識の有用さの定義と評価方法、有用さに基づいた知識の蓄積方法について述べる。

2.1 有用さの定義

ロボットが記憶装置 p を添付した場に関係した作業 x を達成するときの方法を $tr_p[x]$ と定義する。方法 $tr_p[x]$ を実行するために必要となる知識 $k_p[tr_p[x]]$ 、および、ロボットが目的作業を与えられてからその作業を完了するまでに要するコスト $c_p[tr_p[x]]$ が定義できる。Fig. 1 の作業を例にとると、図中左のロボットが与えられた作業は、目的地に到達することである。この作業では、目的地への方向や経路が知識であり、目的地までの移動距離や、消費エネルギーなどがコストと考えられる。右側のロボットが与えられた作業は、ごみを捨てることであり、作業を達成するためには、ごみ箱を認識し、ごみを入れる口を見つけ、物体をごみ箱に入れなければならない。これら一連の作業にかかる時間や、計算量、エネルギーがコストとなる。作業時間や、消費エネルギーをコストとして見積もれば、様々な作業が混在する場合にも適用可能である。

一般には、記憶装置 p を添付した場で発生する一つの作業 x に対して複数の方法 $tr_p^{(i)}[x]$ が存在し、それぞれの方法に対して知識 $k_p[tr_p^{(i)}[x]]$ とコスト $c[tr_p^{(i)}[x]]$ が存在する。その中で、コストが最小となる方法が存在し、その知識を、作業 x に要する $K_p[x]$ 、およびコスト $C_p[x]$ と定義する。以下、単に知識 $K_p[x]$ 、コスト $C_p[x]$ と書く。

ロボットは記憶装置 p が添付された場で作業 x を与えられた場合、知識 $K_p[x]$ の使用を要求する。したがって、作業頻度と知識の要求頻度とが一致する。このことより、次式で定義する単位時間当たりの削減コストを用いて、知識の有用さを定義する。

$$U_{px} = \gamma_{px}(\bar{c}_p[x] - C_p[x]) \quad (1)$$

γ_{px} は $K_p[x]$ の要求頻度、 $\bar{c}_p[x]$ は、作業 x を達成するすべての方法 $tr_p[x]$ についての、 $c[tr_p[x]]$ の平均である。したがって、 $(\bar{c}_p[x] - C_p[x])$ は、知識を蓄積しない場合での作業 x を達成するための平均コストに対しての、知識 $K_p[x]$ を使用することによる削減コストである。式 (1) は、知識 $K_p[x]$ を記憶装置に蓄えておいたときに期待できる単位時間当たりの削減コストを表している。したがって、 U_{px} が大きな知識は時間当たりに削減できるコストが大きくなるため、知識 $K_p[x]$ は有用となる。

2.2 知識の有用さの評価法

ロボットは事前に $K_p[x]$ 、 $\bar{c}_p[x]$ 、 $C_p[x]$ や γ_{px} を知りえないため、ロボットが環境中で様々な行動を繰り返しながら、知識を獲得し、これらを推定する。以下、推定値を $K'_p[x]$ 、 $\bar{c}'_p[x]$ 、 $C'_p[x]$ 、 γ'_{px} と置く。

記憶装置 p が添付されている場所において N 回目の作業 x を達成したとき、ロボットがそのときの作業 x を達成するために用いた知識 $k[tr_p[x]^{(N)}]$ と、コスト $c_p[tr_p[x]^{(N)}]$ と定義する。ここで、 N 回目の作業での、作業 x を達成するための最小コスト $C'_p[x]^{(N)}$ 、知識 $K'_p[x]^{(N)}$ 、平均コスト $\bar{c}'_p[x]^{(N)}$ と定義すると、 $N+1$ 回目の作業 x を達成したときに、記憶装置 p に蓄えられる、知識 $K'_p[x]^{(N+1)}$ 、コスト $C'_p[x]^{(N+1)}$ 、平均コスト $\bar{c}'_p[x]^{(N+1)}$ は、以下で記述できる。

$$K'_p[x]^{(N+1)} = \begin{cases} k_p[tr_p[x]^{(N+1)}], & c_p[tr_p[x]^{(N+1)}] < C'_p[x]^{(N)} \\ K'_p[x]^{(N)}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

$$C'_p[x]^{(N+1)} = \begin{cases} c_p[tr_p[x]^{(N+1)}], & c_p[tr_p[x]^{(N+1)}] < C'_p[x]^{(N)} \\ C'_p[x]^{(N)}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$\bar{c}'_p[x]^{(N+1)} = \frac{N\bar{c}'_p[x]^{(N)} + c_p[tr_p[x]^{(N+1)}]}{N+1} \quad (4)$$

式 (2) は、記憶装置 p に蓄えられている作業 x を達成するための最小コストの推定値 $C'_p[x]^{(N)}$ よりも、より少ないコストで作業 x を行えた場合 ($c_p[tr_p[x]^{(N+1)}] < C'_p[x]^{(N)}$) には、その作業方法を新たな知識 $K'_p[x]^{(N+1)}$ とすることを意味する。同様に、式 (3) は、そのときのコストを作業 x にかかる新しいコストの推定値 $C'_p[x]^{(N+1)}$ とすることを意味する。平均コスト $\bar{c}'_p[x]^{(N+1)}$ は式 (4) で、作業を達成するたびに逐次で推定する。この操作をロボットが作業 x を達成するたびに行うことで、知識 $K'_p[x]$ 、コスト $C'_p[x]$ 、コストの平均値 $\bar{c}'_p[x]$ が推定できる。

要求頻度 γ_{px} の推定値 γ'_{px} は次のように求める。ある時刻 t で知識 $K_p[x]$ を使用要求したかどうかを表す関数 $g_{px}[t]$ を次式で定義する。

$$g_{px}[t] = \begin{cases} 1, & \text{知識 } K_p[x] \text{ を使用要求した場合} \\ 0, & \text{それ以外} \end{cases} \quad (5)$$

記憶装置を設置した時刻を T_{setp} とすると、一定時間 T 当たりの知識 $K_p[x]$ の使用要求度数 γ'_{px} は次式で表せる。

$$\gamma'_{px}[t] = \begin{cases} \frac{\sum_{\tau=t-T_{setp}}^t g_{px}[\tau]}{t - T_{setp}}, & t \leq T + T_{setp} \\ \frac{\sum_{\tau=t-T}^t g_{px}[\tau]}{T}, & t > T + T_{setp} \end{cases} \quad (6)$$

上の式で、 T は知識の使用要求の履歴を保存する長さを表している。 T は、同一基準で知識の有用さを評価するために、事前に環境に存在するすべてのロボットに与えておく。履歴長 T が小さい場合、 γ'_{px} が正しく推定できないため、有用さが正しく評価できない。一方、 T が大きい場合には、作業割合が変化すると知識 $K_p[x]$ の要求度数も変化するが、そのときに、有用さが正しく推定できない期間が長くなる。したがって、 T は、すべての知識の有用さが評価できる程度の長さをとればよい。また、 T_{setp} は、人・ロボットを問わず、記憶装置を環境中に置く存在が、環境中にその記憶装置を配置するときに記憶装置に書き込む。

2.3 有用さに基づく知識の蓄積

ロボットは記憶装置に、有用さ U_{px} の和が大きくなるように知識を蓄える。記憶装置 p への知識の蓄積は次のように行う。記憶装置 p は m 個の記憶媒体から構成されており、記憶装置には m 個の知識を蓄えられるとする。最初は、獲得した知識が m 個になるまで、書き加えていく。記憶装置に、すでに m 個の知識が蓄えられている場合に、ロボットが別の知識を獲得したら、 $(m+1)$ 個の知識のうち、最も有用でない一つの知識を消去する。次に、有用さの計算、蓄える知識の評価を数値例を用いて示す。

【数値例】 ある記憶装置 p が添付された場で獲得された作業の知識について考える。以下に、ある作業にかかるコストと、知識の使用要求回数を示す。履歴の長さは、 $T = 1,000$ とする。

	Request	Cost
task 1	300	5.0, 8.0, 12.0, 15.0
task 2	400	3.0, 5.0, 7.0, 10.0, 12.0
task 3	200	5.0, 7.0, 9.0

ここで、それぞれの作業に関する知識の有用さは、task 1 については、

$$U_{p,task1} = \frac{300}{1,000} \left(\frac{5.0 + 8.0 + 12.0 + 15.0}{4} - 5.0 \right) = 1.5$$

$\gamma_{p,task1} = 0.3$ 、 $\bar{c}_p[task1] = 10.0$ である。同様に、task 2 では $U_{p,task2} = 1.36$ 、task 3 では $U_{p,task3} = 0.4$ となる。また、例えば知識 $K_p[task1]$ のコストは、 $C_p[task1] = 5.0$ となる。

ここで、記憶装置 p には二つの知識が蓄えられるとすると、知識をすべて蓄えることができない。有用さの和を求めると、task 1 と task 2 の組み合わせで U_{px} の総和は最大となる。よって、task 3 にかかる知識 $K_p[task3]$ が消去される。

知識を消去する場合にも知識の評価値 U'_{px} と U'_{px} を計算するための $\bar{c}'_p[x]$ 、 $C'_p[x]$ 、 γ'_{px} 、 N' は記憶装置に残す。知識の評価値を残しておくことで、知識の有用さの変化を知ることができる。このため、知識を再び獲得したときに、その知識が有用と判断されれば、再び知識を蓄えることが可能となる。その結果、作業の頻度の変化に合わせて記憶装置により有用な知識の蓄積が可能となる。

一般に、ある作業に関する知識の容量は、その知識の有用さの評価値 ($\bar{c}'_p[x]$ 、 $C'_p[x]$ 、 γ'_{px} 、 N) を蓄えるための容量と比較して、十分大きいと考えられる。そこで、本論文では、評価値を蓄えるための容量は十分小さく、無視できるものとして議論する。実際に適用するときには、何らかの手法で、評価値の数を制限する必要がある。例えば、ある一定期間知識の使用要求がなければ、その知識は使われないと判断して、知識に対する評価値についても消去するという方法が考えられる。

Fig. 2 に、記憶装置のデータ構造を示す。図中の “Storage-ID” は記憶装置自身の ID を、“criteria” は、それぞれの知識についての評価値 ($\bar{c}'_p[x]$ 、 $C'_p[x]$ 、 γ'_{px} 、 N) を示す。Fig. 2 では、task 3 については、知識が蓄えられていないが、“criteria” は、知識のあるなしに関わらず蓄えられていることを示している。task 3

Fig. 2 Data structure of storage

Fig. 3 Relocation of memory unit

についての知識の要求頻度が大きくなり、task 3 についての知識が他の知識よりも有用であると判断され、コスト $C_p[\text{task}3]$ で達成できる知識が得られた場合には、その知識が蓄えられる。

3. 記憶媒体の動的配置

十分な数の記憶媒体が配置されていない場合、ある場所では有用な知識が蓄えられない一方で、別の場所では有用でない知識が蓄えられるということが起こりうる。そこで、それぞれの場所に配置された記憶媒体をより有用な知識を必要とする場所に移動させることで、環境全体でより有用な知識を蓄えさせ、記憶装置を有効に使うことを提案する。

Fig. 3 に、記憶媒体の動的配置の例を示す。環境中のある二つの場に記憶装置 A, B を添付し、A, B それぞれには、複数の記憶媒体を添付でき、一つの記憶媒体に一つの知識を蓄えられるとする。濃い円は記憶媒体が存在することを表し、図中の数字は、それぞれの記憶装置に蓄えている知識の有用さ U_{px} を示す。記憶装置 A, B それぞれに最大五つの記憶媒体を配置でき、最初は三つ記憶媒体を配置している。記憶装置 A には、記憶装置 B に比べ有用な知識が多く蓄えられており、記憶装置 A で 4 番目に有用な知識は、記憶装置 B で 3 番目に有用な知識より、有用であることが期待される。そこで、記憶装置 B に存在する記憶媒体の一つ、記憶装置 A に移動させ、記憶装置 A で 4 番目に有用な知識を蓄える。この過程でロボットが、知識の有用さのみを評価していることに注目できる。記憶装置に蓄えられている知識の内容は評価していない。

以下に記憶媒体を置き換える条件を述べる。記憶装置の集合は P 、数は $|P|$ であるので、記憶装置 p で有用さが最小の知識の評価値 $\min_x\{U_{px}\}$ とそれらの環境全体の平均

$$M = \frac{1}{|P|} \sum_{p \in P} \min_x\{U_{px}\} \quad (7)$$

とを比較する。 $\min_x\{U_{px}\}$ が M より大きいならば、記憶媒体の一つ増やしたときに蓄えられる知識が、環境全体での平均より有用である可能性があるため、記憶媒体を置き、そうでないならば、記憶媒体を取り除く。こうすることで、環境全体でより有用な知識を蓄積できる。Fig. 3 の場合における M は、移動前は 4.4、移動後は 3.0 となる。また、環境全体での有用さの総和の増加は 4.2 である。

ロボットの持つ記憶媒体の数を n_r 、記憶装置 p の記憶媒体の数を n_p 、ロボットが所持可能な記憶媒体の数を $n_{r\max}$ 、記憶装置 p で配置可能な記憶媒体の数を $n_{p\max}$ とすると、 n_r, n_p の変化は次で表せる。

$$n_p \leftarrow \begin{cases} n_p + 1, & \min_x\{U_{px}\} \geq M, \\ & n_p < n_{p\max}, n_r > 0 \\ n_p - 1, & \min_x\{U_{px}\} < M, \\ & n_p > 1, n_r < n_{r\max} \end{cases} \quad (8)$$

$$n_r \leftarrow \begin{cases} n_r + 1, & \min_x\{U_{px}\} < M, \\ & n_p > 1, n_r < n_{r\max} \\ n_r - 1, & \min_x\{U_{px}\} \geq M \\ & n_p < n_{p\max}, n_r > 0 \end{cases} \quad (9)$$

ロボットは、実際には M の近似値として M' を以下のようにして求める。ロボットが記憶装置 p に到達したときに、 p における最も有用さの小さい知識の評価値 $\min_x\{U_{px}\}$ が獲得でき、それを $\hat{u}_{\min_p}$ として記憶し、次式に従ってしきい値 M' を推定する。

$$M' = \frac{1}{|\hat{P}|} \sum_{p \in \hat{P}} \hat{u}_{\min_p} \quad (10)$$

ここで、 $\hat{P}$ はロボットが訪れたことのある記憶装置の集合、 $|\hat{P}|$ はロボットが訪れたことのある記憶装置の数である。以上のように、ロボットは環境中を移動しながら M' を計算し、 M' を M の代わりに用いて記憶媒体の配置を行う。

ロボットが記憶媒体を移動させている間は、その媒体を利用できないため、環境中に蓄えられる知識の容量が減少する。しかし、記憶媒体を移動させることで、環境全体でより有用な知識を蓄えることができ、作業割合の変化などによる有用さの変化を記憶媒体の配置に反映させることができる。その結果、より多くの有用な知識を使用できるので、ロボットの作業効率の向上が期待できる。

4. 複数ロボットのナビゲーションへの適用

環境に蓄えられた知識の有用さの指標と、それを利用した記憶媒体の動的配置の効果を示すため、複数ロボットによるオフィス環境での繰り返し搬送作業を例にしたシミュレーション実験を行う。Fig. 4 にオフィスモデルと、オフィス内での記憶装置の配置例を示す。ロボットは各場所で別の場所への搬送作業を与えられる。搬送作業の補助として、目的地、交差点、外部環境への接点など、分岐点に相当する場所に、記憶装置が配置さ

Fig. 4 (a)Office map (b)Location of storage device

Fig. 5 Office floor model

れている。ロボットは、記憶装置に蓄えられた知識を利用して作業を行う。また、繰り返し作業は、それぞれの場所で、各目的地への到達という作業を一定の割合を与えることで行い、与えられる目的地の割合を作業割合とする。作業頻度は時間当たりの作業が与えられる度数である。

実験では、作業割合や作業頻度が変化する場合での環境中に蓄えられている知識の有用さの変化、ならびに、作業達成効率として時間当たりの作業達成数の変化を調べる。また、各ロボットが独立に評価するしきい値 M' の安定性を示す。記憶媒体を多数用いれば、作業にかかるコストが小さくなり作業達成効率が向上するが、記憶媒体導入に要するコストが大きくなる。よって、環境に添付される記憶媒体の最適数が存在し、最適数は、作業内容や記憶媒体の価格に依存する。そこで、すべての知識を記憶するために必要となる記憶媒体の数に対する環境に配置した記憶媒体の数の比率を変化させた場合の時間当たりの作業達成数の変化を、作業達成効率として評価して提案手法の有用性を検討する。

4.1 問題設定

ナビゲーション環境として、Fig. 5 に示す環境を用いる。図中の $\{A, \dots, Y\}$ は、別の場所へ物体を移動する作業が与えられる場所を示している。また、図中の数値は、隣接する場所同士の距離を示す。作業を達成するコストは、ある場所から目的地までの、移動距離として評価される。あらかじめ記憶装置は各場所に配置されている。環境中のそれぞれのロボットは、独立に作業を与えられる。ロボットは、環境全体の地図は持たず、環境中の記憶装置に蓄えられている知識を用い、移動方向を選択する。

今回、それぞれの場所における知識 $K_p[x]$ は、その場所から目的地 $p = \{A, \dots, Y\}$ への最適な移動方向である。例えば、場所 H における目的地 Q への最適な方向は、“右”である。ロボットは、環境中を行動する際に、最適な方向 $K_p[x]$ を獲得す

る。知識 $K_p[x]$ は、今いる場所から目的地に到達するための知識のうち、隣接する記憶装置までの最適な移動方向が記述されている。したがって、場所 H から Q まで最小コストで移動するためには、場所 H と I にそれぞれ蓄えられた場所 Q への知識を必要としている。

環境全体での記憶媒体の数は、配置する比率を様々に変化させて、提案手法の効果を検討するため、各場所での記憶装置にはすべての目的地への最適な移動方向は蓄えられないとする。

4.2 ロボットの知識獲得

ロボットは、移動距離を見積もりながら環境中を移動する。ある記憶装置に到達したときロボットは、記憶装置に到達した方向とは逆向きの、出発点から経由したそれぞれの場所への移動方向を獲得する。また、式 (2) を用いて、記憶装置に蓄えられているコストとロボットが移動してきたコストとを比較し、記憶装置に蓄えられているコストより小さい場合には、最適な移動方向が得られたとする。Fig. 5 を例にすると、ロボットが、 A から、 I, J, K を経由して L に移動したと仮定する。そのとき、ロボットは A から L への途中経路にある $L \rightarrow A, L \rightarrow I, L \rightarrow J, L \rightarrow K$ への方向を獲得し、そのときにかかったコスト $c_L[tr_L[A]]$ と、これまでに L に蓄えてある $C'_L[A]$ とを比較して、最小コストの移動方向を知識として蓄える。その結果、例えば、 L における A の最適移動方向 $K'_L[A]$ は“左”となる。

以上の過程で、ロボットは、各場所への最適な移動方向を獲得する。記憶装置が置かれた場所でロボットが行う処理は次のようになる。ロボットが目的地への方向を記憶装置に使用要求するとき要求頻度 γ_{px} は、式 (6) で更新される。ロボットは、式 (10) で M' を求める。そして、記憶装置に蓄えられている知識の有用さ U'_{px} を評価して知識を入れ替える。次にしきい値 M' とその場での最も有用さの小さい知識とを比較して式 (8) に従って記憶媒体を置く、または、取り除く。

知識の有用さを評価するために、各場所に添付された記憶装置に知識だけではなく、 γ'_{px} を評価するための最近の知識使用要求の履歴や、知識の有用さを評価するための $c'_p[x], C'_p[x]$ も蓄える。

4.3 ロボットの搬送行動

ロボットは、ある場所で、目的地 x を与えられる。そのとき、記憶装置中に目的地 x への知識が蓄えられているかどうかを調べる。もし、知識が利用できるならば、ロボットは最適な移動方向を選択し、そうでない場合、ランダムに方向を選択する。次に、ロボットは、途中の記憶装置まで移動し、そこに蓄えられている目的地への知識を調べる。この過程を、目的地に到達するまで繰り返す。目的地に到達したときには、ロボットに新しい目的地が与えられる。

4.4 シミュレーション

作業割合が変化した場合、ロボットが各場所を訪れる頻度が変化し、それに伴って作業頻度が変化する。この作業頻度の変化に伴って、知識の有用さが変化し、蓄えられている知識が置き換わっていくことをシミュレーションにより確認する。

シミュレーションの開始時には、環境中のそれぞれの場に設置された記憶装置に記憶媒体を同数配置する。初期状態では一つの記憶装置に 12 個添付する。また、各記憶装置における記

Fig. 6 Change of usefulness for change of task ratio

憶媒体の最大数 n_{pmax} は、環境中の目的地となる数が 25 なので、24 となる。記憶媒体の配置のために、ロボットは記憶媒体を最大で一つ持てるとする。初期状態では、ロボットの持つ記憶媒体の数は 0 である。

履歴の時間長 T は、 $T = 2.0 \times 10^4$ [step] で固定してシミュレーションを行う。このとき、それぞれのロボットは、 T の間に 200~500 回ほど各記憶装置に到達し、知識の有用さを評価する。環境中にロボットは同時に 4 台、独立に行動する。シミュレーション開始時には、ロボットが各目的地を巡回できていないため、各場所における各目的地へのコスト $C'_p[x]$ が正しく評価できていない。また、開始直後では各場所における各目的地への方向の知識の要求頻度が評価できていない。そのため、知識の有用さ U'_{px} が正しく評価できないので記憶媒体の移動は、 T [step] 後より開始する。

作業割合の変化への適応

作業割合をシミュレーション開始の一定時間後に変化させた場合での、場所 E における目的地に到達するための知識の有用さ U'_{px} の変化と、環境全体での知識や記憶媒体の分布の変化を調べた。また、作業割合の変化への適応として、時間当たりの作業達成数を作業達成効率として評価する。作業割合は次の (A) (B) 2 種類を用いる。

(A) 目的地 $\{A-H\}$ とその他の目的地との割合を 5:1 とする。

(B) 目的地 $\{Q-Y\}$ とその他の目的地との割合を 5:1 とする。

シミュレーションの開始時は、作業を割合 (A) で与え、一定時間経過後、割合 (B) に変化させる。作業割合は、時刻 $t = 5T$ [step] で変化させた。

Fig. 6 に、環境中に蓄えられている、ある知識（場所 E における目的地 B への方向）の有用さの変化を示す。図の横軸は、一定時間 T で正規化した経過時間、縦軸は知識の有用さ U'_{px} を示している。Fig. 6 より、作業割合の変化の前後で、有用さが小さくなっている。これは、作業割合が小さくなった結果、知識の要求頻度が小さくなったことを表している。また、作業割合を固定して与えた期間での変化量は小さいことが分かる。作業割合が変化しない期間でも有用さが変動するのは、ある有限の履歴長 T で有用さの推定期間を区切っている、その時々での作業の与えられ方によって有用さが変化するためである。履歴長 T を大きくして、過去の履歴を参照することで、 U'_{px} の変動は小さくなるが、一方で、作業割合が変化したときの、知識使用

Fig. 7 Change of number of achievement per term T (for the change of task ratio)

頻度の変化に対する評価値の適応性が悪くなる。

次に、知識の有用さの評価基準の妥当性と記憶媒体の動的配置手法の有用性について検討する。下記の 4 種類の記憶媒体の配置について、ロボットの時間当たりの作業達成数を比較する。

- (1) 作業中のロボットによる動的配置 (Proposed Method)
- (2) 作業割合 (A) に適応させた配置 (Adapted Beforehand (A))
- (3) 作業割合 (B) に適応させた配置 (Adapted Beforehand (B))
- (4) すべての記憶装置に一樣配置 (Uniformly Distributed)

配置 (2) (3) では、あらかじめ作業割合 (A) (B) を一定時間ロボットに与えることで、作業割合に適応した記憶媒体の配置と知識の蓄積を求めておく。知識の評価、記憶媒体の移動は行わない。一方、配置 (4) では、記憶媒体の移動は行わないが、知識を評価し置き換える。

Fig. 7 に、作業割合の変化前後における、時間当たりの作業達成数の変化を示す。図の横軸は一定時間 T で正規化した経過時間、縦軸は時間 T 当たりの作業達成数を示している。比較として、すべての知識が蓄えられている場合 (All knowledge available)、知識がまったく蓄えられていない場合 (No knowledge) の変化も示してある。図より、一定の作業割合が与えられている場合でも、時間当たりの作業達成数が変化していることが分かる。これは、ロボットが作業を与えられる場所と目的地によって、目的地までの移動距離が異なるので、ある小さな時間で区切った時間当たりの作業達成数という指標が、見掛け上大きく変化するためである。そこで、時間当たりの作業達成数の平均を比較する。作業割合が変化する前後の作業割合 (A) と (B) の期間における、時間当たりの作業達成数の平均を Fig. 8 に示す。縦軸は、時間当たりの作業達成数の平均、各棒の誤差棒は、標準偏差を表している。

Fig. 8 では、提案手法での作業達成数の平均が、記憶媒体を各場所に同数配置した場合の作業達成数の約 1.3 倍となっている。よって、記憶媒体をより必要とする場所に移動させることによって、同じ記憶媒体数でも効率よく作業を達成できるといえる。

次に、記憶媒体の配置 (1) と配置 (2) (3) と配置 (4) について、作業割合変化前後での時間当たりの作業達成数の変化を比較する。図より、配置 (1) と配置 (2) (3) の場合では、それ

Fig. 8 Average of achievement of tasks before and after change of task ratio

それを適応させた作業割合の期間（配置（2）：前半，配置（3）：後半）で，ほぼ同様の作業達成数を示している．そして，作業割合（A）（B）のいずれの期間でも，それぞれの割合に適応させた配置で，配置（4）の場合よりも作業達成数が増加している．このことは，記憶媒体を有用さの評価基準により移動させ，有用な知識を蓄える提案手法によって，作業達成数が増加していることを示している．ゆえに，知識の有用さの評価基準が妥当であると考えられる．

一方，配置（3）の場合では，作業割合（A）を与えた期間でも配置（1）の場合と同様の作業達成数を示している．しかし，実際には，作業割合の変化に強い記憶媒体の配置をあらかじめ求めることは困難である．これは，配置（2）の場合では作業達成数が減少することから分かる．このことは，ある作業割合に適応させて蓄えた知識，記憶媒体の配置は，作業割合の変化したあとでも有効であるかどうかを保証できないことを示している．したがって，作業割合が変化した場合でも時間当たりの作業達成数を高くするために，記憶媒体の動的な配置が有用であることが分かる．

次に，目的地 C, E, H, J, T, W への知識が蓄えられている記憶装置の数の変化を Table 1 に示す．作業割合（A）における代表値として，作業割合が変化した $t = 5T$ での数，変化後の割合（B）の代表値として $t = 6T$ での数を示す．例えば，場所 J への知識が蓄えられている記憶装置の数は， $t = 5T$ から $6T$ の間で 4 から 17 に増加している．表より，作業割合の変化に応じて，蓄える知識を自律的に変化させていることが分かる．Table 1 では，変化の大きかった三つの目的地について示してある．

作業割合の変化に伴う，環境中の各場所に存在する記憶装置に添付されている記憶媒体の数の変化を Fig. 9 に示す．図の横軸は，環境中の各場所を表している．縦軸は，各場所に配置された記憶装置に添付されている記憶媒体の数の平均を示している．破線は，作業割合（A）での記憶媒体の数の平均であり，実線は作業割合（B）での記憶媒体の数の平均を示している．実線と破線を結ぶ白と灰色の線は，作業割合の変化前後での記憶媒体の増加・減少を表している．Fig. 9 より，作業割合の変化に応じて知識の有用さが変化することで， $\{Q - Y\}$ に添付されている記憶媒体の数が増加する一方で， $\{A - N\}$ に添付されて

Table 1 Change of number of stored destinations for change of task ratio

	Increasing Position	
	Destination	Stored Position
1	J	4 → 17
2	T	9 → 21
3	W	9 → 19
	Decreasing Position	
	Destination	Stored Position
1	E	20 → 6
2	C	23 → 13
3	H	21 → 9

Fig. 9 Change of average of memory unit attached to each position according to the change of task ratio

Fig. 10 Change of average usefulness M evaluated by robots

いる記憶媒体の数が減少していることが分かる．また，作業割合変化前で， $\{I - L\}$ は， $\{A, G, H\}$ と， $\{B - F\}$ 間の途中経路にあたるため，多くの記憶媒体が配置されている．

また，記憶媒体の移動基準となる，ロボットが求めたしきい値 M' （式（10））と真値 M との比を Fig. 10 に示す．図の横軸は，一定時間 T で正規化した経過時間，縦軸は真の有用さの平均 M とロボットが求めた M' との比である．式（10）によって求めた M' と M との比より，発散せず 0.8～1.2 に安定して収まっていることが分かる．図では一つのロボットの M' と M との比を示したが，他のロボットに対しても同様の結果が得られた．

作業達成効率

環境に配置した記憶媒体の数，つまり，すべての知識を記憶するために必要となる記憶媒体の数を変化させたときの作業達成効率を比較することで，その環境に最適な記憶媒体の数を求

Fig. 11 Average of achieving tasks per term T

めることが可能となる。目的地として与える場所の割合をすべて等しくした条件での、記憶媒体を配置した数に対する時間当たりの作業達成数を調べた。提案する手法を適用することでより効率よく作業を達成できることを示すために、すべての必要となる知識を蓄えてある条件と、記憶媒体を再配置しない条件と比較する。動的配置をしない条件では、シミュレーション開始時にランダムに選択した知識 K_p を蓄えてある。

Fig. 11 に、環境に添付した記憶媒体の数を変化させた場合での、時間 T 当たりの平均作業達成数を示す。図の横軸は、必要とされる記憶媒体の数に対する環境中に添付されている数の割合、縦軸は、時間 T 当たりの作業達成数を示す。Fig. 11 より、記憶媒体を再配置することで、同数の媒体を配置した他の条件と比較して、ロボットが効率よく作業を達成することが分かる。また、時間当たりの作業達成数に着目すると、同じ作業達成数を達成するために必要となる記憶媒体の数が、提案手法を用いることで小さくできることが分かる。例えば、時間当たりの作業達成数を 1,000 にするために、記憶媒体を移動させない場合、記憶媒体を全体の $2/3$ だけ配置することで条件を満足するが、提案手法を用いると、記憶媒体を $1/2$ だけ配置すればよいことが分かる。

実際には、環境に添付する記憶媒体のコストを考慮する必要がある。記憶媒体数を大きくすれば、全体での作業コストが小さくなるので、記憶媒体の導入コストと作業コストの和が最小となる記憶媒体数が存在し、その数だけ記憶媒体を配置すればよいことが分かる。

提案手法では、知識を蓄えてある記憶媒体を作業中に移動させるため、ロボットが利用できる知識が減少する。したがって、記憶媒体の数がある割合を超えると動的配置をしないほうが、時間当たりの作業達成数が多くなるということが起こりうる。

5. おわりに

本稿では、環境中に添付された記憶媒体を有効に使用するために、記憶媒体を作業を行うロボットによって蓄える知識の有効

さに応じて動的に配置する手法を提案した。この手法では、知識を利用したときに期待される削減コストをもとに、知識の有効さを定義する。そのため、環境の状況の変化に応じて、記憶媒体を適切に移動させることができ、その結果、ロボットは効率よく作業を達成することができる。ナビゲーションのシミュレーションを通して、状況の変化に応じた、ロボットによる自律的な記憶媒体の配置を行うことで、より効率よく有用な知識を蓄えることができた。

提案手法は、与える作業割合や頻度は変化することはありえるが、環境そのものは変化しないことを仮定している。つまり、記憶媒体に蓄えておく知識（適用例ではナビゲーションにおける移動方向）が環境の変化によって誤りとならないことを想定している。しかし、より一般化された動的環境に適用する場合、獲得した知識が、正しくなくなるといったことが起こりえる。そのため、蓄積した知識の正誤をロボット自身で判断し、修正することが必要となる。蓄えている知識の自律的な修正は、今後の検討課題である。

参考文献

- [1] M. Pauly et al.: "Control and Service Structure of a Robot Team," Proc. of the 1999 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, vol.2, Kyongju, Korea, Oct., pp.1069-1074, 1999.
- [2] 太田他: "記憶機能付き画像マークによる作業移動ロボットのための環境整備", 日本ロボット学会誌, vol.17, no.5, pp.670-676, 1999.
- [3] 倉林, 浅間: "知的データキャリアを用いた自律ロボット群と環境の情報交換", 日本ロボット学会誌, vol.17, no.5, pp.633-636, 1999.
- [4] D. Kurabayashi and H. Asama: "Knowledge Sharing and Cooperation of Autonomous Robots by Intelligent Data Carrier System," Proc. of the 2000 IEEE Conf. on Robotics and Automation, vol.1, San Francisco, USA, Apr., pp.464-469, 2000.
- [5] T. von Numers et al.: "An Intelligent Data Carrier System for Local Communication Between Cooperative Multiple Robots and Environment," Preprints of 2nd IFAC Conf. on Intelligent Autonomous Vehicles 95, Helsinki, Finland, Jun., pp.366-371, 1995.
- [6] T. Fujii et al.: "Knowledge Sharing among Multiple Autonomous Mobile Robots through Indirect Communication using Intelligent Data Carriers," Proc. of the 1996 IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, vol.3, Osaka, Japan, Nov., pp.1466-1471, 1996.
- [7] R. Want et al.: "Bridging Physical and Virtual Worlds with Electronic Tags," Proc. of ACM SIGCHI Conf. on Human Factors in Computing Systems '99, Pittsburgh, USA, May, pp.370-377, 1999.
- [8] エーアイエム ジャパン編: これでわかったデータキャリア. オーム社, 1998.
- [9] Y. Mae et al.: "Object Recognition using Appearance Models Accumulated into Environment," Proc. of the 15th Int. Conf. on Pattern Recognition, vol.4, Barcelona, Spain, Sept., pp.845-848, 2000.

梅谷智弘 (Tomohiro Umetani)

1976年7月5日生。1999年大阪大学基礎工学部システム工学科卒業。2001年同大学大学院基礎工学研究科システム人間系専攻博士前期課程修了。同年、同専攻博士後期課程に進学、現在に至る。ロボットの作業環境の情報化について興味を持つ。

(日本ロボット学会学生会員)

井上健司 (Kenji Inoue)

1963年10月10日生。1988年東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。同年、東京大学工学部助手。1993年大阪大学工学部助手。1995年同学部講師。1998年大阪大学大学院基礎工学研究科講師。2001年同研究科助教授となり現在に至る。超冗長マニピュレータ、ロボット協調システム、人間型ロボットの研究に従事。博士(工学)。精密工学会会員。

(日本ロボット学会正会員)

前 泰志 (Yasushi Mae)

1971年3月11日生。1993年大阪大学工学部電子制御機械工学科卒業。1998年同大学大学院工学研究科電子制御機械工学専攻博士課程修了。博士(工学)。同年、同大学大学院基礎工学研究科助手。コンピュータビジョン、知能ロボットの研究に従事。情報処理学会の会員。(日本ロボット学会正会員)

新井健生 (Tatsuo Arai)

1952年1月6日生。1977年東京大学大学院工学系修士課程修了。工業技術院機械技術研究所を経て、現在大阪大学大学院基礎工学研究科教授。パラレルメカニズム、マイクロマニピュレーション、作業移動型ロボット等の研究に従事。1986年～1987年 MIT 客員研究員。日本機械学会、計測自動制御学会、IEEE等の会員。

(日本ロボット学会正会員)