包摂アーキテクチャ上のパラメータ探索を用いた群ロボットによる適応的行動生成

Generation of Adapting Behavior by Multi-Robot using Parameter Searching on Subsumption Architecture

岡田 将吾
Shogo Okada

東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻
Department of Computational Intelligence and Systems Science, Tokyo Institute of Technology
okada99@isl.titech.ac.jp

伊藤 芳子
Yoshiko Ito

(同上)
ito@isl.titech.ac.jp

長谷川 修
Osamu Hasegawa

東京工業大学大学院理工学研究科像情報工学研究施設
Imaging Science and Engineering Lab., Tokyo Institute of Technology
hasegawa@isl.titech.ac.jp

keywords: multi-robot system, subsumption architecture, machine learning, adaptation

Summary

In this research, we proposed multi-robot system that has robustness to the change of environments and has adaptability to the change of tasks and number of robots. To implement them, we use parameter learning on subsumption architecture. The subsumption architecture control robots' fundamental behaviors and robots move continuously in principle. The optimal value of the parameter and the number of robot that does the task in field are searched by learning. As the result, the robot's action on the task is improved (updated). Proposed system has functions to recognize the task and to generate the recordation memory. And then robots adapt to the change of tasks and the number of robots. In this paper, the function of proposed system is tested in simulation experiments.

1. ま え が き

一般に群ロボットは、作業環境内の複数のロボットが共通の目的をもって協調行動することにより、単独のロボットでは実現不可能なタスクを達成できる可能性がある。また群ロボットは、タスクに対する柔軟性、耐故障性、作業効率性の面で単独のロボットより優位性が見込めるとされている [太田 01]。

しかし群ロボットにおいて、個々のロボットの行動則は人手によって設計可能であるが、「群」としての行動を設計することは非常に難しい。そこで、群ロボットに多様な協調行動を発現させ、その中から「群」としての最適な行動則を自律的に獲得 (学習) させる研究が近年盛んに行われている。これらの研究では、主として一定のタスクを効率的に処理するための群ロボットの行動の最適化に研究の主眼が置かれている。

これに対し本研究では、一定のタスクを効率的に処理するだけでなく、タスクが変動したり、ロボットの台数が変動する状況も考慮する。すなわち本研究では、

- あるタスクを処理している最中に別のタスクが発生

する

- あるタスクを処理している最中に、通信の不具合などの理由で協調行動を行えるロボットの台数が変化するという状況下でも効率的な行動則を獲得できる群ロボットの実現を目指す。

本研究で提案する群ロボットでは、ロボットの基本的な行動の制御に包摂アーキテクチャ [Brooks 86] を用いる。これにより個々のロボットは、原則としていかなる状況にも停止することなく動き続ける。また本研究では群ロボット全体を統御するリーダロボットを、タスクを処理する度に決定する。これにより、いつどのロボットが故障したり追加されたりしても、対応可能としている。

ここでリーダロボットは、作業フィールドに出るロボットの台数、および平衡状態のパラメータの適切な値をタスクに応じて探索する。これによりロボットのタスクに対する行動が常に改善 (更新) される。またリーダロボットは、後述する「タスクの認識」「記憶メモリの生成」を行うことにより、タスクが変化する場合にも柔軟に対応可能である。

以上の機能をシミュレーション実験により検証する。シ

ミュレーション実験では、

- (1) 様々なタスクに対し群ロボットとしての適切な行動を獲得可能か
- (2) パラメータの探索途中でタスクが変化する場合に適応的にタスクを処理可能か
- (3) パラメータの探索終了後および探索途中に通信トラブルなどが発生した場合でも、群ロボットとしての作業が破綻しないか

の3点を検証する。ここで(3)は、提案メカニズムの実ロボットへの搭載を視野にいたした上での課題である。実ロボットは、通信ノイズや通信のタイムラグにより通信不能となったり、故障する可能性がある。このような事態が起きた場合にも、群ロボットとしての作業を破綻せず行えるかどうかをシミュレーション実験で検証する。

2. 関 連 研 究

群ロボットに関する研究は数多くなされているが、それらの研究は2つに大別できる。

まず第一に、特定のタスクに対する群ロボットの行動則を予め設計する研究がある。例えば[Balch 98, Desai 01, Fredslund 02, 牧野 04]では、様々な障害物が存在する環境下で群の挙動・隊列を制御する研究が行われている。[宮田 00]では、複数台のロボットに周囲の環境に応じて必要なタスクを動的に割り付ける手法が提案されている。また鳥や魚などの群れ集団の制御手法である boid モデル[Reynolds 87]も、群ロボットの挙動制御に用いられている。boid モデルでは、Separation(引き離し)、Alignment(整列)、Cohesion(結合)の3つのルールで群の制御が行われる。boid モデルを用いて特定のタスクに対する群の挙動・隊列を制御する研究例として[Miki 06]などがある。

第二に、群ロボットが協調行動を繰り返し行うことにより、最適な行動則を学習する研究がある。例えば[Kobayashi 03]では群の挙動・隊列における制御ルールが学習により獲得されている。この研究ではロボット同士の最適な距離が Steady-State GA と呼ばれる遺伝的アルゴリズムにより学習され、また障害物の回避行動が Q-learning により学習されている。[刈谷 04]では、2台の捕獲ロボットによる最適な協調挟撃行動が遺伝的アルゴリズムにより獲得されている。[Zhong 03, Kostiadis 99]では、サッカーフィールド上の各ロボットが連携動作(協調行動)を繰り返すことによって、パスやシュートといった、サッカーに関する協調行動が獲得されている。

前者の研究に対し、後者の学習を用いた群ロボットの研究は、通常学習に一定の時間を要する代わりに、未知のタスクや難しいタスクに対しても適応的な行動則の獲得が可能であるという利点がある(学習による適応性)。しかし[Kobayashi 03, Zhong 03, Kostiadis 99, 刈谷 04]などの学習により行動則を獲得する研究では、特定のタ

スクの処理は可能であるが、複数のタスクが混在する環境下やロボットの台数が増減する環境下では機能しない。

これに対し、本研究では複数のタスクが混在する環境下やロボットの台数が増減する環境下でも、学習により適応的に行動することが可能なメカニズムを提案する。

3. 群ロボットメカニズム

3.1 提案メカニズムの概要

本研究では個々のロボットの基本的な挙動を包摂アーキテクチャにより制御する。包摂アーキテクチャは原則としていかなる状況にも停止することなく動き続けることが可能であるという利点を持つ。この機能を利用することで、提案メカニズムはタスクが変化した場合や、ロボット間に通信トラブルなどが発生した場合にも破綻することなく動作を続けることが可能となる。

提案メカニズムでは作業フィールド内に生じる様々なタスクを処理するために、包摂アーキテクチャ上のパラメータ探索を行い、群としての効率的な行動則を獲得する。まず各ロボットの位置は作業フィールドの壁からの反力、床からの摩擦力、および他のロボットからの反力により計算される。ここで、壁からの反力、および他のロボットからの反力にはそれぞれ重みパラメータ(式(2)の a, b)を掛ける。このパラメータを調節することで、ロボットに作用する力は調節される。これらのパラメータはタスク達成率に関する評価値を用いて最適化される。またタスク処理に向かうロボットの台数もこの評価値を用いることで最適化される。以上のパラメータ最適化により群ロボットのタスクに対する処理効率の向上を目指す。パラメータの最適化については4.4節で述べる。結果的にパラメータ最適化の後、作業フィールド内で一定台数のロボットがタスク発生に備え、予め適切な配置に着くことができる。

次に本研究では記憶メモリを生成することによって、経験したことのあるタスクであれば探索状況を取り出して探索を途中から再開し、経験したことのないタスクであれば新しくメモリを作成して探索を始める。これにより、タスクが変化する状況にも迅速に対応し、より適切な行動を取ることが可能となる。記憶メモリの生成については4.5.5節で述べる。また探索、記憶メモリの生成を行うリーダーロボットはタスク処理ごとに決定するため、いつどのロボットが故障した場合でも、群ロボットとして停止することなく動作を続けることが可能である。

以上を総じて、提案メカニズムでは包摂アーキテクチャにパラメータ探索の機能を追加することで、群ロボットが複数のタスク処理を効率的に行うことが可能となる。さらに記憶メモリを導入することで、タスクの探索経過を蓄積することが可能となり、結果的に関連研究では達成されていない、タスクが変化する環境下やロボットの台数が増減する環境下でも、適応的に行動することが可

図 1 ロボットによる適応的行動生成

能となる。

3.2 問題設定

本研究では、平面上の作業フィールドで処理すべきタスクが発生する状況を想定する。この状況下で群ロボットが消費エネルギーや処理時間を節約して、そのタスクを効率的に処理できる適切なパラメータを探索可能かを検証する。また処理すべきタスクが作業中に変化したり、複数のロボットが作業中に通信不能になるという実環境下で起き得る状況を設定し、これらの状況下においても群ロボットとしての協調行動を続行可能かを検証する。

§1 作業フィールド：

ロボットは 1000×1000 単位の正方形の作業フィールド内で活動する。図 1 は、群ロボットがタスクを処理するための作業フィールドを表す。ここで図 1 の作業フィールドの灰色部をエネルギーの充電場とする。エネルギー残量が一定値を下回ったロボットは、ここでエネルギーを補給する。

§2 ロボット：

ロボットは円柱形で、8 個の赤外線センサと 2 個の車輪を持つ。各ロボットはセンサにより前後左右の物体の存在が認識できる。

ロボットには以下のルールを設ける。

- ロボットはすべて均質であり、それぞれが個別のロボット番号を持つ
- 各ロボットはロボット間反力の計算のため周囲に一定のポテンシャルを持つ
- 移動距離や通信量に応じてエネルギーを消費する
- タスクの発生は少なくとも 1 台のロボットが認識可能
- ロボット同士は互いに通信可能

ここで、タスクの発生を 1 番最初に発見 (認識) したロボットから、順々に別のロボットにタスクの位置情報を伝播させる (4.5・6 節の伝播方法を用いる)。この操作によって全てのロボットはタスクとその発生場所を認識する。

§3 タスク：

タスクとは発生する作業の一般的な名称と定義する。

タスクは作業フィールド内の充電場以外の場所に発生する。ここでタスクの発生時間間隔は一定とする。またタスクはロボットに一定量のエネルギーを消費させる。

タスクにロボットが到達すると、ロボットはタスクごとに設定された量 E_1 だけ、エネルギーを消費する。また各タスクでは、処理に必要な最低限のロボット台数 (必要台数 (4.3 節)) が指定される。タスクが発生するとその場所に指定された台数が集まり、設定されたエネルギーを消費する。よって例えばロボットの必要台数が 2 台であるタスクを設定した場合、タスク発生場所に 2 台のロボットが集まり、合計 $2E_1$ のエネルギーを消費する。ここで「ロボットの必要台数が 2 台であるタスク」など、特定のタスクの名称を表すときは Task と英字で表記する (5 章で定義)。

§4 エネルギー

タスク処理で消費するエネルギー以外にも、移動距離、通信量に応じてエネルギーは消費される。まずロボットは 2 個の車輪を回転させることで、フィールド上を移動する。各ロボットはこの車輪の回転数に応じてエネルギーを消費する。このエネルギーを移動エネルギー E_2 と定義する。次にロボットは情報を通信する間にエネルギーを消費する。1 回の共有メモリ・記憶メモリへの書き込み、および 1 回のロボット間の情報通信 (共有メモリの内容をロボット同士で伝播する際の通信) により消費するエネルギーを E_3 と定義する。以上を加算して、一回のタスク処理で消費される総エネルギー E_a を次式で表す。

$$E_a = c_1 \times E_1 + \sum_{j \leq J} E_2(j) + (c_2 + c_3) \times E_3 \quad (1)$$

式 (1) で c_1 はタスク処理に必要なロボット台数、 j はロボットの番号、 J はタスク処理に向かうロボットの台数、 $E_2(j)$ はロボット j が移動で消費するエネルギー (車輪の回転数)、 c_2 は通信可能なロボットがタスクを処理する間に通信した回数、 c_3 は通信可能なロボットが共有メモリ・記憶メモリへ書き込みを行った回数をそれぞれ示す。

4. 動作計画手法

図 2 に個々のロボットのメカニズムを示す。以下では図 2 の各機能を順に説明する。

4.1 包摂アーキテクチャ

包摂アーキテクチャはシンプルな処理メカニズムを多層に重ね、高レベルの層が低レベルの層を包摂する機構である。提案メカニズムでは包摂アーキテクチャに 5 層のレベルを設定する (図 1 の左図下)。

図2 個々のロボットのメカニズム

- レベル0：障害物回避および徘徊
障害物との距離が一定値以下なら回避行動をとる．
そうでなければ徘徊する．
- レベル1：充電場で充電する
エネルギー残量が一定値以下になると充電場に行つて充電する．
- レベル2：出動せずに通信のみを行う
作業フィールド内に存在するロボットがタスク処理台数（図1右の場合、2台）より多い場合で、かつ自らが充電場にいる場合、出動せずに通信のみを行う．タスク処理台数とはパラメータ探索の結果として得られる、タスク処理に向かうロボットの台数である．
- レベル3：タスクの処理
タスクが発生していればタスク発生場所までの距離を計算し、値が小さい順に必要な台数だけタスク処理を行うロボットを決定する．
- レベル4：平衡状態に向かう
壁からの反力、他のロボットからの反力・摩擦力を受け、力学的に平衡に達するように移動する．

以上により個々のロボットは、原則としていかなる状況でも停止することなく作業し続ける．以下ではレベル0、レベル2、レベル3、レベル4についてさらに詳しく説明する．

§1 レベル0:障害物回避および徘徊

レベル0において、ロボットは他のロボットおよび障害物を回避する．ここで通信可能なロボットはタスク発生通信を受けると、タスク処理に備える．通信不可なロボットは障害物を回避しながら徘徊する．

§2 レベル2:作業フィールドに出ずに通信のみを行う

レベル2では、タスク処理に備えて作業フィールドに出るロボット台数を一定の台数（タスク処理台数）にする．図2の共有メモリ1に総ロボット台数分の出動判断の項目を設ける．このレベルに達すると出動判断の項目が可になっているロボット台数を数え、タスク処理台数より多い場合はその項目を不可にしてその場に留まり、通信のみを行う．タスク処理台数より少ない場合は出動判断の項目を可にし、出動して上位のレベルに移行する．

ここでタスクの種類に応じて、タスク処理を行うロボットの台数は変化するので、パラメータ探索（学習）により適切なタスク処理台数を求める．

§3 レベル3：タスクの処理

レベル3ではタスクが発生している場合、タスクの処理に向かうかどうかを判断する．共有メモリ1にすべてのロボットの位置が書き込まれているので、それぞれのロボットは自分の位置とタスク発生場所の位置までの距離を計算する．タスク発生場所までの距離が小さい順に、タスク処理に必要な台数分ロボットが決定され、決定されたロボットはタスク場所に向かう（図1の右図下）．

§4 レベル4：平衡状態に向かう

作業フィールド上で発生するタスクを群ロボットが効率的に処理するには、各ロボットがタスク発生場所に対して適切な配置をとる必要がある．本研究では壁からの反力とロボット同士の反力をロボットの制御手法に用いた．壁からの反力が大きく、ロボット同士の反力が小さければロボットは中央に密集する．逆に壁からの反力が小さく、ロボット同士の反力が大きければロボットは作業フィールド全体に分散する．この2つの反力に重み (a, b) をかけ、2つの反力のバランスを調節することで、各タ

スクに対する適切な配置を獲得することが可能となる．

ここでロボット同士や壁からの反力がつりあった状態を平衡状態と定義する．ロボット同士や壁からの反力は以下で定義する．

- 壁からの反力

ロボットの左右上下の壁からの距離をそれぞれ d_{left} , d_{right} , d_{up} , d_{down} とすると, 壁から受ける反力の x 成分 f_{wall_x} , y 成分 f_{wall_y} は

$$f_{wall_x} = d_{right} - d_{left}$$

$$f_{wall_y} = d_{up} - d_{down}$$

- 他のロボットからの反力

ロボット i が他のロボット j となす角を θ_j , 距離を d_j とすると, ロボット i がロボット j から受ける反力の x 成分 $f_{robot_{jx}}$, y 成分 $f_{robot_{jy}}$ はガウス関数状に近似して以下とする．

$$f_{robot_{jx}} = A \times \exp(-d_j) \times \cos \theta_j$$

$$f_{robot_{jy}} = A \times \exp(-d_j) \times \sin \theta_j$$

ここで A は実験的に定めた定数である．これを自身以外のすべてのロボットについて求め, 合計したものを他のロボットからの反力とする．

以上の反力に摩擦係数 f_{react} を加え, ロボット i に働く力の x 成分 f_{i_x} , y 成分 f_{i_y} を以下のように求める．

$$f_{i(x,y)} = a \times f_{wall(x,y)} + b \times \sum_{j \neq i} f_{robot_{j(x,y)}} - f_{react(x,y)} \quad (2)$$

作業フィールド上の全てのロボットに対する $f_{i(x,y)} = 0$ となるところが平衡状態であり, ロボットはその場所で停止する．ここでパラメータ値 a, b はタスクの種類や作業フィールドに入るロボット台数に依存するため, 4.4 節のパラメータ探索 (最適化) により適切な値を求める．

4.2 リーダロボットの暫定的決定

本研究では計算や行動の決定を行なうリーダロボットを初めから限定しない．タスクが発生するごとに図 2 の共有メモリ 1 を参照して, ロボット番号が小さい順にエネルギー残量が一定値を上回っているロボット 1 台をリーダロボットとし, そのロボットが次から述べるタスクの認識, パラメータ探索, 記憶メモリの生成を行う．またリーダロボットが計算途中に故障すると他ロボットはリーダロボットが故障したことを認識し, 同様の手順でリーダロボットの再決定を行う．ここでタスク処理の過程で, リーダロボットの役割である共有メモリ 3 および記憶メモリの更新が行われない場合にリーダロボットが故障したと見なす．

4.3 タスクの認識

タスクの変化に対応できるように, 現在どのようなタスクが発生しているか (タスクの種類) をリーダロボッ

トが認識する．ここでタスクの種類とは, タスク処理に必要なロボットの最少台数とタスクの発生場所により定義される．

タスクが発生するとリーダロボットはどこで, 最低何台必要とされるタスクかを認識し, 記録をとって蓄積する．過去 10 回分のタスクの記録が蓄積されると, 10 回分のタスク発生場所, およびタスク処理に必要なロボットの台数が一定であるかどうかを判定し, 一定であればその発生場所, 必要台数によるタスクであると決定する．ただしタスク発生場所が毎回ランダムに変化する場合 (5 章の実験における Task1 ~ 3) には, 過去 10 回のタスクが全て別の場所で発生することになる．この場合にリーダロボットはこのタスクをランダムな場所で起きるタスクであると認識する．

ここで決定された必要台数は適切なパラメータを探索する上での初期値となる．タスクが認識されると, それが今までに経験したことのあるタスクか, 経験したことのないタスクかの判断が行われる．タスクの認識が常に行われることで, タスクが変化する場合にも柔軟に対応することが可能となる．

4.4 パラメータ探索

タスクを認識した後, ロボット全体のタスク処理を効率化するためにパラメータ探索を行う．ここでタスク処理を行うロボットの台数, および式 (2) におけるパラメータ a, b (以下これら 3 つのパラメータの組をパラメータ状態と呼ぶ) を探索し, 適切なパラメータを決定する．タスクを認識できない間はパラメータ探索を行わずに初期パラメータ状態 (ロボットの台数 = 必要台数, $a = 1, b = 1$) でタスクの処理を行う．

§1 タスク処理に対する評価設定

タスク処理に対するパラメータ状態の評価値は一回のタスクをこなすごとに式 (3) で計算する．

一回のタスク処理に対する評価値 =

$$\left(\frac{\text{タスク達成量}}{\text{総エネルギー消費量}} \right) \times \alpha + \left(\frac{\text{タスク達成量} \times \gamma - \delta}{\text{タスク処理所要時間}} \right) \times \beta \quad (3)$$

式 (3) のタスク達成量は式 (1) の右辺第一項と等価である．また式 (3) における総エネルギー消費量は E_a (式 (1)) と等価である．

式 (3) の第一項はいかに平衡状態に向かう間のエネルギー消費量を少なくしてタスク処理を行うか, つまり, いかに移動エネルギー (式 (1) の第二項) を消費せずにタスク発生場所までたどり着けるかを評価している．

第二項はいかに所要時間を短くしてタスク処理を行うかを評価している．第二項の γ, δ は第一項の値との調整のための実験的に定めた定数である．また α, β は 2 種類の評価値にかかる重みパラメータで, 以下の条件を満たす．

$$\begin{cases} 0 \leq \alpha, \beta \leq 1 \\ \alpha + \beta = 1 \end{cases}$$

事前に行った予備実験より、一つのパラメータ状態による評価値がタスクを 100 回こなすと安定することを検証した。これより、一つのパラメータ状態に対してタスク 100 回分の平均評価値をそのパラメータ状態に対する評価値とした。

§ 2 パラメータの探索範囲

タスクを認識した場合、それに応じたパラメータ探索の探索範囲が決定される。作業フィールドに出るロボット台数は (必要台数) $\sim$ (必要台数) + 2 を探索範囲とし、それぞれの台数において a, b の探索範囲は 0 $\sim$ 8 の 2 次元平面とする。このように探索範囲を決定したのは作業フィールドに出るロボット台数がこれ以上増加すると、エネルギー効率の面から考えて評価に改善が見られなかったためである。また a, b の値の探索範囲については、これ以上大きくするとロボットに働く反力がつりあわずにロボットが平衡状態に達せず、ロボットの行動の評価に改善が見られないことを予備実験により検証したことから決定した。

§ 3 パラメータの探索手法

パラメータ探索における、初期探索地点を $(a, b) = (2, 2)$, $(6, 2)$, $(4, 4)$, $(2, 6)$, $(6, 6)$ と定義する。ここで、初期探索地点をこのように探索範囲に均等に散らばせたのは局所解に陥るのを極力防ぐためである。

探索の手順を図 3 に示す。初期探索地点の評価値がすべて求まると、その評価値の上位 3 つの探索地点を次の探索の始点とし、それらの周囲の 8 点を探索する (例えば、 $(2, 2)$ から探索する場合、周りの 8 点 $(1, 1)$, $(1, 2)$, $(1, 3)$, $(2, 1)$, $(2, 3)$, $(3, 1)$, $(3, 2)$, $(3, 3)$ を探索する)。次にこの 8 点の探索地点の中で評価値が最大の地点を次の探索の始点とし、同様にその点の周囲 8 点を探索して評価値が最大の地点を探す。この操作を繰り返し始点の周囲の 8 点を探索しても評価値に改善が見られなくなったらその始点を現在のロボット台数における探索最終地点とし、探索を終了する。

次にロボット台数を一台増加して、初期探索地点から上記と同様の探索を行う。以上の探索をロボット台数 ((必要台数) + 2) まで行う。ロボット台数 ((必要台数) + 2) までの探索を行った後に、すべての探索地点の中で評価値が最大の地点を現在のタスクに対する探索最終地点と決定する。この最終探索地点での、作業フィールドに出るロボット台数、および式 (2) における a, b の値を用いてタスク処理を行う。

本研究ではパラメータ探索の計算時間短縮を考慮して探索するパラメータは整数値とした。

4.5 メモリ生成

上記の包摂アーキテクチャを実現するため、提案メカニズムでは [個別メモリ] と [共有メモリ 3 種類] と [記憶メモリ] を生成する。これらのメモリを生成することで、提案する群ロボットはタスクが探索途中で変化した場合、

図 3 パラメータ探索の手順

およびロボットの台数が変化した場合にも破綻することなく適切な行動をとることが可能となる。

§ 1 個別メモリ

個別メモリには自身の障害物センサ値、エネルギー残量、座標値、タスク処理間のエネルギー消費量、タスク達成量、タスク処理所要時間を書き込み、他のロボットと通信は行わない。

§ 2 共有メモリ 1

個々のロボットは個別メモリ内のエネルギー残量と座標を共有メモリ 1 に書き込み、自分が作業フィールドに出るかどうかの出動判断を行い、その判断した結果を書き込む。これにより個々のロボットは他のすべてのロボットのエネルギー残量、座標、作業フィールドに出るかの判断を知り、リーダロボットの暫定的決定に使用する。個々のロボットは個別メモリを更新する度に、共有メモリ 1 にその結果を書き込む。

§ 3 共有メモリ 2

共有メモリ 2 には個々のロボットが個別メモリからエネルギーの消費量、タスク達成量、タスク処理所要時間を書き込み、リーダロボットがタスクに対する評価を行う際に使用する。タスクの処理が終了するごとに個別メモリから上記の情報が共有メモリ 2 に書き込まれる。

§ 4 共有メモリ 3

リーダロボットは現在のタスクの探索状況とパラメータ値、作業フィールドに出るロボット台数を共有メモリ 3 に書き込む。タスクの探索状況とパラメータ値はリーダロボットがパラメータ探索をする際に使用し、パラメータ値と作業フィールドに出るロボット台数は個々のロボットが包摂アーキテクチャで動作する際のレベル 2, 4 で参照する。

§ 5 記憶メモリ

タスクに対するパラメータ探索をしている最中やパラメータ探索が終了した後に、課されるタスクが変化した

場合、タスクへの迅速な対応は困難となる。上記の状況に対応するために、タスク処理経験を記憶メモリに蓄積する。

記憶メモリにはタスクの種類と、探索の進捗状況を組にして書き込む。ここでタスクの種類とは、4.3 節で述べた、タスク処理に必要なロボットの最少台数と発生場所の二項目である。

また探索の進捗状況 (図 2 における記憶メモリの中の探索状況) とは、現在の時点でのパラメータ状態の探索結果 (a, b, ロボット台数) を指す。

リーダーロボットが現在のタスクと認識したタスクの種類を比べてタスクの種類が変化すると認識すると、記憶メモリを参照して今までに経験したことのあるタスクかどうかを判断する。今までに経験したことのないタスクであれば、新しく記憶メモリの形成を行い、初めからパラメータ探索を進める。一度経験したことのあるタスクならば、記憶メモリの中から同じ種類のタスクを探し、探索の進捗状況を取り出して続きから探索を再開する (図 4 における工程 (7) から (10))。探索後にパラメータ状態 (a, b, ロボット台数) と、そのパラメータ状態に対する評価は記憶メモリに書き込まれる。個々のロボットの、メモリ (4.5.1 節 ~ 4.5.5 節) の更新手順および処理手順を図 4 に示す。

§ 6 メモリの共有方法

個別メモリ以外の共有メモリおよび記憶メモリ (4.5.2 節 ~ 4.5.5 節) は、各ロボットで共有される。本節ではこれらのメモリの内容および情報を、ロボット同士の間で共有する (通信する) 手法について説明する。ここで各ロボットには番号が付けられており、基本的にはこの番号順に通信を行う。各ロボットは総ロボット数の情報を与えられているものとする。以下では、総ロボット数が 5 台の場合を例として説明する。以下の説明で 1 → 2 という表記は 1 番のロボットが 2 番のロボットに情報を伝播することを意味する。

リーダーロボットの選出

一定量以上のエネルギー残量を有するロボット (共有メモリ 2) の中で 1 番タスク発生場所に近いロボット (共有メモリ 1) がリーダーロボットとなる。1 番のロボットから (1)(1 → 2 → 3 → 4 → 5) の順に共有メモリ 1 と共有メモリ 2 の書き込みを行う。このメモリ伝播 (1) をもう一度繰り返すことで、リーダーロボットとなるロボットの番号を全ロボットが認識する。共有メモリおよび記憶メモリの更新

共有メモリ 1 ~ 3 および記憶メモリが更新された時、リーダーロボットが番号の 1 番若いロボットにメモリの内容を通信する。若い番号のロボットから、番号の若い順にメモリの内容を伝播させる。例えばリーダーロボットが 3 番の場合、伝播する順番は (2)(3 → 1 → 2 → 3 → 4 → 5 → 3) となる。これよりリーダーロボットに通信が帰って来た時点で、メモリが全ロボットで共有された状態とな

図 4 個々のロボットの処理手順 (タスクに対してパラメータを探索する過程で、(1) から (13) を繰り返し行う。パラメータ探索が終了すると (14) の分岐に移り、そのパラメータ状態で群ロボットは動き続ける。リーダーロボットに選ばれた一体のロボットは (7) 以降の作業を行う。(7) では過去 10 回のタスクが一定であった場合、(8) の分岐に移る。)

る。

ロボットの通信障害への対策

ロボットが故障した場合、メモリの情報伝播が滞る。この問題を回避するため、情報の伝播が平常に行われたら、情報の受け手側から送り手側に受領信号を送る。受領信号が一定時間 T を超えても送られない場合、送り手側は受け手側が故障しているとみなし、番号を順次飛ばして通信する。ここで情報の送り先が見つからない場合、最大で総ロボット数まで飛ばして通信を行う。上記のメモリ伝播 (2) で例えば 4 番が故障した場合、伝播する順番は (3)(3 → 1 → 2 → 3 → 5 → 3) となる。伝播したロボットの数を数えておくことで、リーダーロボットに通信が帰ってきた時、リーダーロボットは現在何台のロボットが正常に機能するかを把握する。

ここでタスク処理の途中に記憶メモリおよび共有メモリ 3 の情報が 3 番のリーダーロボットから伝播されなかった場合、リーダーロボットが故障しているとみなし再びリーダーロボットの選出を行う。

以上の方法によって、各ロボットは更新されたメモリおよびその他の情報を共有する。

5. シミュレーション実験の結果と考察

以上のアルゴリズムの有用性を検証するために、[Khepera Simulator version 2.0] によりシミュレーション実験を行った。充電場、作業フィールド全てを含むフィールド上の総ロボット数は 5 台、タスクは表 1 に示す 9 種類を設定した。ここで、ある特定のタスクの名称を Task (表 1) と表記する。例えば「Task2」は、フィールド上の Random な場所に発生し、ロボットを最低 2 台要するタスク

(3・2・3 節) を指す．各 Task の発生場所は，1 箇所の場合 (500, 410) の位置に，2 箇所の場合 (200, 200)(800, 200) の位置に発生することとした．

5・1 節では，9 種類の Task に対して適切な行動則 (パラメータ状態) を獲得可能かどうかを検証する．5・2 節，5・3 節では，タスク処理環境の変化に対する群ロボットの適応性について検証する．

具体的に，5・2 節ではタスク処理の途中で Task が変化する場合のシミュレーションを行う．5・3 節では，タスク処理の途中で数台のロボットが通信不可となり，協調行動を行えるロボットの台数が減少する場合のシミュレーションを行う．

5・1 各タスクに対するパラメータ状態の探索

タスクの種類は一定で式 (3) における α, β の値を (1.0, 0.0), (0.0, 1.0), (0.5, 0.5) の 3 種類に設定して実験を行った．

ここで例として Task8 におけるそれぞれの α, β の組に対する評価値の変化を図 5 に示す．横軸は群ロボットの動作経過時間を示し，時間間隔は 1pas とした．1pas は全ロボットが同時に車輪を回転させて，1 つの動作 (例，左を向く，一歩前に進む) を行う時間を示す．また縦軸は評価値を示す．図中の緑線は探索終了線を示し，青線は探索する作業フィールドに出るロボットの台数が 1 台増加される時間を示す．すなわち，ここでは「Task8 の必要台数」からパラメータ a, b の探索・評価をはじめ，「Task8 の必要台数 + 2 台」になるまでパラメータ a, b の探索・評価を行う．

いずれの評価においても，緑線以降は探索が終了しているのでそれまでの中で一番良い評価値を出力するパラメータ (ロボット台数および a, b) で行動を行っていることがわかる．

$(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ (図 5 左上) の場合，作業フィールドに出るロボット台数が増えるとそれに伴いエネルギー消費量が増加してしまうため，増加と共に評価値は下がる．

$(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ (図 5 右上) の場合，作業フィールドに出るロボット台数が増えると評価が改善されている．こ

図 5 Task8 における評価値の遷移 (3 つの図において，横軸は動作経過時間 (単位: pas) 縦軸は評価値 (式 (3)) を示す．3 つの図より探索が終了すると (図中の緑線)，群ロボットが一番良い評価値を与えるパラメータ状態で行動していることがわかる．)

れは作業フィールドに存在するロボット台数が多いほど迅速にタスク発生場所まで到達できるためである．2 種類の評価を考慮に入れた $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ (図 5 左下) ではフィールドに出るロボット台数による評価値の変化はほとんどない．上記の傾向はタスクの発生場所がランダムな場合 (Task1 ~ 3) と 2 箇所の場合 (Task7 ~ 9) にも共通して起こった．

次の例として，タスクの発生場所が 1 箇所である Task6 におけるそれぞれの α, β の組に対する評価値の変化を図 6 に示す．ここでも，緑線以降は評価値の中で一番良い評価値を出力するパラメータ (ロボット台数および a, b) で行動を行っていることがわかる．

$(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ (図 6 左上) の場合はタスク発生場所が 1 箇所のときもランダム，2 箇所と同様に作業フィールドに出るロボット台数が多くなるにつれて評価値が下がっている．

$(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ (図 6 右上) の場合は作業フィールドに出るロボット台数が増えると評価が改善されるとは限らない．これはロボット台数が増えるとかえって他ロボットの行動を妨害してしまう可能性があるからである．このような傾向はタスクの必要台数に限らずタスクの発生場所が 1 箇所の場合 (Task4 ~ 6) に共通して起こる．

$(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ (図 6 左下) の場合も， $(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ と同様に作業フィールドに出るロボット台数が多くなるにつれて評価値が下がっている．

パラメータ探索の結果，群ロボットはタスクを効率よくこなす行動則を発見的に獲得した．ここで探索後の最適なパラメータを獲得した群ロボットが，作業フィールドでどのような行動を取るかを詳しく考察する．表 2 に

表 1 タスクの種類

タスクの種類	必要台数	発生場所
Task1	1	Random
Task2	2	Random
Task3	3	Random
Task4	1	1 箇所
Task5	2	1 箇所
Task6	3	1 箇所
Task7	1	2 箇所
Task8	2	2 箇所
Task9	3	2 箇所

図 6 Task6 における評価値の遷移 (3 つの図において、横軸は動作経過時間 (単位: pas) 縦軸は評価値 (式 (3)) を示す. 図 5 と同様に、探索が終了すると (図中の緑線) 群ロボットは一番良い評価値を与えるパラメータ状態で行動していることがわかる.)

表 2 各 Task に対する探索後のパラメータ (台数は、(必要台数 → 適切な台数) として表記される.)

	$(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$		$(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$		$(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$	
	台数	(a, b)	台数	(a, b)	台数	(a, b)
Task1	1→1	(1,7)	1→3	(5,5)	1→1	(3,3)
Task2	2→2	(0,1)	2→4	(7,1)	2→2	(5,2)
Task3	3→3	(1,0)	3→5	(6,1)	3→3	(6,1)
Task4	1→1	(5,2)	1→2	(7,3)	1→1	(6,2)
Task5	2→2	(3,1)	2→3	(8,1)	2→2	(8,1)
Task6	3→3	(6,1)	3→4	(5,0)	3→3	(8,1)
Task7	1→1	(2,4)	1→3	(2,3)	1→1	(4,5)
Task8	2→2	(1,1)	2→4	(6,7)	2→2	(7,1)
Task9	3→3	(0,0)	3→5	(7,3)	3→3	(6,1)

は各 Task に対して探索を行った後に、得られた最適なパラメータを示す. 表 2 の台数は、(初期に設定した必要台数 → 探索後の適切な台数) として表記される. 表 2 において、 a の値が大きい場合、壁からの反力が強い場合、群ロボットは中央付近に集まった. b の値が大きい場合、ロボット同士の反力が強い場合ロボット同士の距離が大きくなり、群ロボット全体としてはフィールド上に分散した配置をとった.

§1 Task1, Task2, Task3 について

Task1 ~ Task3 は作業フィールド内のランダムな位置にタスクが発生する場合である.

式 (3) において $(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ のとき、ロボットは消費エネルギー量が少なくなるよう行動する. タスクがランダムに発生する場合はタスク処理の必要台数にかかわらず、作業フィールドに出るロボット台数は必要最低限で a, b の値は 0 ~ 1 の小さな値になる (作業フィー

ルドに出るロボット台数が 1 台の場合は他ロボットからの反力は受けないので、 b の値については無視する). つまりどこでタスクが発生するかわからない状況では、エネルギー消費を軽減するために、群ロボットはタスクに備えて配置に着くという行動でなく、その場で動かないという行動を選択した.

$(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ のとき、ロボットは迅速にタスク発生場所までたどり着けるよう行動する. ランダムにタスクが発生する場合、必要台数が 1 台 ~ 3 台のタスク (Task1 ~ 3) の間で結果が変化した. 必要台数が 1 台の場合は作業フィールドに出るロボット台数は探索範囲内で最大値 3 となり、 a, b の値は共に探索範囲内の中程度の値になり、ロボットは作業フィールド内にロボット同士の距離をある程度に保ちながら分散した. これによりタスクが発生したときに、ロボット 1 台ずつに作業フィールドの領域が割り当てられるため、迅速にタスク発生場所に向かうことが可能となる. ロボットの必要台数が 2 台、3 台のタスクの場合、ロボットの振る舞いは大きく変わった. 作業フィールドに出るロボット台数は探索範囲内で最大値 (それぞれ 4 台、5 台) となり、 a の値は大きく、 b の値は小さくなり、ロボットは作業フィールドの中心付近に集まるようになった.

総じて $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ の場合、提案する群ロボットはタスク処理所要時間の短縮を考慮し、タスク処理に必要な台数全てのロボットを作業に当たらせた. また Task2, Task3 では、迅速に必要とされるロボットを集めさせるために、作業フィールドの中心付近に全てのロボットを待機させる選択を取った.

図 7 に $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ における適切なパラメータ状態で行動するロボットの様子を示す.

次に $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ の場合、ロボットは 2 種類の評価 (エネルギー効率と時間効率) を考慮して行動することになる. 適切なロボット台数は、作業フィールド内に出るロボット台数の増加に伴うエネルギー消費量の増加の影響が大きいため、 $(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ の場合と同様の結果となった. 一方 (a, b) の値は、Task2, Task3 のとき $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ の場合に近い値が得られた. しかし Task1 のとき a の値は、 $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ の場合と $(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ の場合の中間値をとった. $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ の場合に、最適パラメータ状態で行動するロボットの様子を図 8 に示す.

以上をまとめると、Task1, Task2, Task3 に対して最適パラメータの探索を行った結果、提案メカニズムは、エネルギー効率に対する評価を重んじた場合 ($(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$)、タスク処理の時間効率に対する評価を重んじた場合 ($(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$)、およびそれら両方を均等に重んじた場合 ($(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$)、のそれぞれにおいて評価項目を最適化するパラメータを探索可能であった.

図 7 $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ における Task1 と Task3 の適切なパラメータ状態による群ロボットの行動 (左: 3 台が分散配置 右: 5 台が中央付近に集結)

図 8 $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ における Task1 と Task2 の最適パラメータ状態によるロボットの行動 (左: 1 台が中央付近に配置 右: 2 台が中央付近に配置)

§ 2 Task4, Task5, Task6 について

Task4~6 は作業フィールド内の 1 箇所 (500, 410) (作業フィールドの中央) でタスクが発生する場合である。

$(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ の場合, タスク処理に必要な台数に関係なく作業フィールドに出るロボット台数は必要最低限で, a の値は大きく, b の値は小さくなった。すなわちタスクの発生場所近くに集まるという行動を選択した。

$(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ の場合, 作業フィールドに出るロボット台数は (タスク処理に必要なロボット台数) + 1 になり, a の値は大きく, b の値は小さくなった。すなわちこの場合もロボットは作業フィールドのタスクの発生場所付近に集まるようになった。よって, $(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ の場合に比べ, タスク処理にかかるロボットの台数を増加させる戦略がとられた。

$(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ の場合, 作業フィールドに出るロボット台数は $(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ の場合と同様であるが, a, b の値は $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ の場合により近くなった。 $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ の場合には, 常に作業発生場所付近にロボットが配置されるという挙動が得られた。総じて Task4, Task5, Task6 で, a の値が大きく b の値が小さい場合にロボットがタスク発生場所付近に集まるのは, タスク発生場所がフィールド中央 (500, 410) のためである。これよりタスクの位置に応じたパラメータ探索が可能であることが示された。

図 9 $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ における Task4 と Task5 の最適パラメータ状態によるロボットの行動 (左: 1 台がタスク発生場所付近に配置 右: 2 台がタスク発生場所付近に配置)

ここで $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ において最適パラメータ状態で行動するロボットを図 9 に示す。図中の青点はタスクの発生場所 (500, 410) の位置を示す。また左図は Task4 の場合, 右図は Task5 の場合を示す。

§ 3 Task7, Task8, Task9 について

Task7~9 は作業フィールドの (200, 200), (800, 200) の 2 箇所にタスクが発生する場合である。

$(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ の場合, タスク処理に必要な台数に関係なく, 作業フィールドに出るロボット台数は必要最低限で, a, b の値は小さくなった。これはロボットはタスク処理に行く以外あまり動かないことを意味する。すなわち Task1~3 の $(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ の場合と同様に, エネルギー消費を軽減するため, その場に留まるという行動を取ったと考えられる。

$(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ の場合, タスク処理に必要な台数が何台でも, 作業フィールドに出るロボット台数は探索範囲内で最大になった。たとえばタスク処理に必要な台数が 1 台のタスク (Task7) の場合, 1 台ずつロボットがタスク発生場所に配置可能のように a, b の値が調整された。

タスク処理に必要なロボット台数が 2 台, 3 台になると a, b の値は両方とも大きくなり, ロボットは反力の平衡がとれずに振動しながら作業フィールド内で分散された。フィールドに出るロボット台数がタスク処理に必要な台数より多い場合はある程度分散した方が迅速にタスク発生場所に到着が可能であり, 作業効率も向上する。ここで $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ における最適パラメータ状態によるロボットの行動を図 10 に示す。図中の青点はタスクの発生場所 (200, 200), (800, 200) の位置を示す。また左図は Task7 の場合, 右図は Task8 の場合を示す。 $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ の場合, 作業フィールドに出るロボット台数は $(\alpha, \beta) = (1.0, 0.0)$ のときと同じく必要最低限で, a の値は大きく b の値は小さくなり, ロボットはフィールドの中心付近に集まった。これは β の値による影響であり, 作業フィールドにでるロボット台数が必要最低限の場合はすべてのロボットが中央付近にいる方がタスク発生場所に迅速に到着できるからである。

図 10 $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ における Task7 と Task8 の最適パラメータ状態によるロボットの行動 (左: 3 台中 2 台がタスク発生場所付近に配置 右: 4 台が分散配置)

5.2 タスクの種類が変化する場合の探索

この節では、あるタスクに対する作業の途中 (最適パラメータを探索している最中) に、タスクの種類が変化した (別のタスクが発生した) 場合でも探索が有効に進むことをシミュレーションにより検証する。

本実験では Task3, Task6, Task7 (表 1) の計 3 種類のタスクを設定した。これらのタスクを Task6, 1000 回 → Task2, 3000 回 → Task7, 4000 回と繰り返し発生させた。またこの実験での評価値の重みは $(\alpha, \beta) = (0.5, 0.5)$ とした。この実験では、変化しながら課される複数のタスクに対し、群ロボットがいかにか最適な行動を探索可能かを検証する。

上記の実験結果を図 11 に示す。図 11 は上記のタスクを処理する過程での、探索率および評価値の変化を表す。図 11 において緑線は Task6、青線は Task2、赤線は Task7 に対する評価値と探索率を示す。図 11 で、上のグラフは評価値の遷移を示す。上のグラフでは探索後の評価値を 100 として正規化している。図 11 で、下のグラフは探索率を示す。ここで各点の探索率は、パラメータ探索の回数を、探索終了時のパラメータ探索回数で割ったものである。下のグラフでは探索終了時のパラメータ探索回数を 100 として正規化し、各時刻での探索進行状況を示した。なお図 12、図 13 の探索率も同様に計算される。

図 11 より、新しいタスクが発生した時、探索率が一旦 0 に落ちている。これは現在発生しているタスクが今までと違うタスクであると認識して記憶メモリを新しく作り、探索を最初から実行していることを意味する。また過去に経験したことのあるタスクが再び発生すると、前回のタスク処理において探索した最適な評価値を用いて、探索を再開している。つまり発生したタスクが、経験済みのタスクであると認識して、途中から探索を再開している。よって記憶メモリを作って経験を有効に利用できていることがわかる。探索率が 100 になった時点で探索が終了し、探索が終了したタスクが再び発生すると、探索したパラメータを用いて高い評価値で行動を再開できている。このように記憶メモリを有効に使用することで、

図 11 Task6→Task2→Task7 と変化したときの評価値と探索率の遷移 (横軸は動作経過時間 (単位: pas), 上: 評価値の遷移下: 探索率の遷移, タスクが変化すると途中から探索を再開している。)

タスクが変化する場合も探索を持続し、変化する複数のタスクに柔軟に対応可能であることを示した。

5.3 ロボット台数が変化する場合の探索

この節では、パラメータ探索の最中やパラメータ探索が終了した後に、ロボット間に通信トラブルなどが発生する設定を仮定する。このような状況にも群ロボットがリーダーロボットをタスク発生ごとに決定して行動し、破綻することなく動き続けられるかどうかをシミュレーションにより検証する。

§ 1 探索終了後にロボット台数が変化する場合

まず Task1 を発生させた後に最適パラメータ状態の探索 (ロボットの台数は 1~3 の範囲) を行う。最適パラメータ状態の探索終了後に 3 台のロボット (ロボット番号 1, 2, 3) が通信不能となった状況を想定する。ここで通信不能の状態とは、他のロボットと通信が不能となり群ロボットとしての協調行動を行えない状態と定義する。一定時間が経過した後に、ロボット 1 台 (ロボット番号 2) が復帰する (通信可能な状態となる)。

この実験では $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ とした。このシミュレーション実験の結果を図 12 に示す。青線で示した地点はロボットが故障した時間、緑線で示した地点はロボットが復帰した時間を示す。上のグラフが評価値の遷移で、

図 12 探索終了後にロボット台数を变化させたときの評価値と探索率の遷移 (横軸は動作経過時間 (単位: pas), 上: 評価値の遷移, 台数が減少してもその台数で一番良い評価値を与えるように行動している。下: 探索率の遷移, 探索が終了すると 100 になりそれ以上探索しない。)

下のグラフが探索終了時点の探索地点の数を 100 とした探索率の遷移である。

この実験の場合, パラメータ探索が既に終了しているのでロボット台数が減少しても探索率は変わらず 100 のままである。まず正常に機能する 2 台のロボットは 4・5・6 節の方法で通信を行う際に, 3 台のロボットから応答がないことを検知する。この後, この 2 台のロボットはリーダーロボットを選出し, 選出されたリーダーロボットは記憶メモリから探索状況を参照する。結果としてこの 2 台のロボットは, 採りえる一番良いパラメータ状態で行動する。

ここで Task1 の場合, タスク処理に必要なロボット台数は 1 台 (表 1 より) なので, 作業フィールドに出るロボット台数の探索範囲は 1 台から 3 台である。これより群ロボットは, ロボットが 2 台に減少すると探索範囲 1 台, 2 台の中で一番良い評価値を与えるパラメータ状態を用いて行動することになる。この結果, 群ロボットは作業フィールドに出るロボット台数が 2 台以下の状況下において, 最大の評価値を得るパラメータ状態のまま行動を行っている。しかし全体の台数が少ない分, 5 台存在しているときに比べて評価値が悪化している (図 12 の青線と緑線の間部分)。これはエネルギーの補給などを行っているとき, タスクの処理を交代可能なロボットがないため, 常に作業フィールドに出るロボット台数を

一定に保てないためだと考えられる。

次に, この 2 台のロボットの行動がどの程度妥当かであるかを検証する。ここでは比較として, 2 台のロボットに記憶メモリを参照させず, ランダムなパラメータでタスクを行わせる。ランダムなパラメータでロボットが行動したときの評価値を図 12 中の灰色線に示す。この評価値 (灰色線) と, 記憶メモリを参照した場合の評価値 (赤色線) を比べると, 記憶メモリを参照した場合の評価値 (赤色線) は良好である。これよりロボットの台数が減った状況下でも, 探索経過を記憶メモリから参照することで群ロボットは効率的にタスク処理を行っていることがわかる。

次に一定時間後に, 1 台のロボットとの通信が復帰する。ここでロボット台数が 3 台に増えた場合 (図 12 の緑線以降の部分) でも記憶メモリを参照して探索状況を読み出し, その台数で一番良い評価値を与えるパラメータ状態で行動する。ロボット台数が 3 台になると評価は改善され, ほぼ前回の評価を取り戻すことが可能となる。

§ 2 探索中にロボット台数が変化する場合

ここでは同じく Task1 を発生させた後に, 探索の途中で 3 台のロボット (ロボット番号 1, 2, 3) が通信不能となった (故障した) 状況を想定する。一定時間が経過した後に, ロボット 1 台 (ロボット番号 2) との通信が復帰する。この実験でも $(\alpha, \beta) = (0.0, 1.0)$ とした。この結果を図 13 に示す。青線で示した地点はロボットが故障した時間, 緑線で示した地点はロボットが復帰した時間である。上のグラフが評価の遷移で, 下のグラフが探索終了時点の探索地点の数を 100 とした探索率の遷移である。

作業フィールドに出るロボット台数が 2 台の探索範囲をパラメータ探索する最中にロボットの台数が 2 台に減少したため, 探索率のグラフからしばらくは探索が進むことが読み取れる。しかし, 作業フィールドに出るロボット台数が 3 台の探索範囲にはロボット台数が足りないために移れないので, 探索が一時中断し, 探索率はしばらく一定値になる。ロボットの行動はそれまでの探索範囲内で一番良い評価値を得るパラメータ状態で行動をする。

復帰した 1 台のロボットが追加されてロボット台数が 3 台になると, 作業フィールドに出るロボット台数の探索範囲を 3 台に移し探索を再開する。以上より, 探索途中でロボットの数が減少した場合でも, その探索時点で得られた行動則により作業を続けることが可能である。また新しいロボットが復帰すると, 探索を再開し最適なパラメータ状態 (行動則) を獲得することが可能であることを示した。

6. 考 察

本章では, まず提案メカニズムの特性について考察する。次に 5 章のシミュレーション実験の結果を踏まえた上で実験結果についての考察, 実験結果から得られた知

図 13 探索中にロボット台数を変化させたときの評価と探索率の遷移 (横軸は動作経過時間 (単位: pas), 上: 評価の遷移 下: 探索率の遷移, 探索が途中で中断された再開する)

見を述べる．最後に，実ロボットを用いた実装にむけての問題点について考察する．

6.1 提案メカニズムに関する考察

本研究では，メカニズムの基盤に包摂アーキテクチャを用い，包摂アーキテクチャにパラメータ探索機能と記憶メモリ生成機能を追加した．まず包摂アーキテクチャのレベル 0 に障害物回避および徘徊の行動を設定し，レベル 1 にはエネルギー補給 (充電) を設定した．この 2 つのレベルはロボットの最低限の行動を保障する．これにより通信の不具合などにより協調行動不可能となったロボットも，徘徊と充電を繰り返しながら通信の復旧を待つといったことが可能である．またレベル 2 に充電場での待機を設定し，レベル 3 にはタスクの処理に向かう行動を設定した．レベル 4 にはロボットが適切な配置 (平衡状態) に向かう行動を設定した．総じてレベル 2,3,4 は，最低限の自律性を有する個々のロボットに群ロボットとしての協調性を持たせるために設定したとすることが出来る．

ここでリーダロボットが各ロボットの個人情報 (タスク達成量およびエネルギー残量) を用いて，適切なパラメータ状態を探索した結果，レベル 2,3,4 での各ロボットの行動が決定される．まずレベル 2 では，タスクに向かうべきロボットの台数と待機するロボットの台数が，この探索結果から決定される．この台数に応じて各ロボットは，

タスクに近いロボットから順にその台数分だけタスクに向かう (レベル 3)．タスクに向かうロボットは，探索結果から適切な配置 (位置) を計算した後にその場所に移動し，タスク処理を行う (レベル 4)．すなわち各ロボットはレベル 0,1 では自律的に行動し，レベル 2,3,4 ではリーダロボットの制御 (探索結果) にしたがって行動する．

本研究では，学習 (探索) により各タスクに応じた群ロボットの行動則を決定するために，リーダロボットを選出し，そのロボットに学習を行わせる．一方で各ロボットは，タスク処理の他に状況に応じて障害物の回避やエネルギー補給をしなくてはならない．このような個々のロボットの行動全てを，リーダロボットからのトップダウン的な指令で行うのは困難である．そこで本研究では個々のロボットに最低限の自律性を持たせる (レベル 0,1) ことで，この問題を回避した．例えば，各ロボットはエネルギーが減った場合，タスク処理を止めてエネルギー補給に戻ることを優先させる．この結果，ロボットがタスク処理から離れ，群ロボットとしての作業効率低下するものの，長期的に見れば群ロボット全体として破綻しにくい行動選択を行っていると考えられる．

総じて提案メカニズムは，リーダ参照型の利点である制御の安定性と群ロボットとしての柔軟性を兼ね備えていると考えられる．

6.2 実験結果についての考察と知見

§ 1 実験 5.1 節についての考察

実験 5.1 節では，各種の Task に対して適切なパラメータを探索できるかどうかを検証した．この実験の結果，パラメータ探索後の評価値の向上 (図 5, 図 6) および，探索後の群ロボットの適切な挙動 (図 7~図 10) が確認された．これらの結果より提案メカニズムで用いたパラメータ最適化手法の妥当性が示された．

§ 2 実験 5.2 節についての考察

実験 5.2 節では，複数のタスクが順々に発生する状況下でも適切なパラメータを探索できるかどうかを検証した．この実験結果から提案メカニズムでは，タスクの変化を認識した後に，記憶メモリに蓄積した学習結果を活用し，速やかに効率的なタスク処理を行えることが示された．

§ 3 実験 5.3 節についての考察

実験 5.3 節では，パラメータ探索の直後 (実験 5.3.1 節) および途中 (実験 5.3.2 節) にロボットが通信不能になるという設定下で実験を行った．実験 5.3.1 節の実験結果 (図 12) から，探索後に 3 台のロボットが通信不能となった場合にも，記憶メモリに蓄積された学習結果を活用することで，比較的高い評価値を保ったままタスク処理を続行可能であることが示された．ここで記憶メモリの生成を行わなかった場合を想定して，残り 2 台のロボットがランダムに行動した場合のシミュレーション実験を行った．この結果からランダムに行動したロボット

の、行動に対する評価値が非常に低いことがわかった(図 12 上の灰線部分)。したがってこの実験 5・3・1 節の比較結果から、蓄積した記憶メモリを活用した結果として、任意のロボットが通信不能となった場合にも速やかに適切な行動をとれることが示された。また実験 5・3・2 節の結果からも実験 5・3・1 節の結果と同様に、記憶メモリの活用による作業効率の改善がみられた。

総じて、シミュレーション実験 5・2 節、5・3 節の結果から、タスク処理の経験(パラメータ探索結果)をメモリに蓄積しそれを必要に応じて活用することで、提案する群ロボットは作業環境の変化にも適応可能であることが示された。

通信不能となったロボットについて

5・3・1 節、5・3・2 節の実験では 3 台のロボットが通信不能となったと仮定した。この通信不能となったロボットは、協調的なタスク処理には参加できないまでも、包摂アーキテクチャ(レベル 0, レベル 1)にしたがって単独で徘徊する。この結果として、5・3・1 節、5・3・2 節の実験で想定したように、ロボット間の通信が復帰することが期待出来る。

復帰したロボットについて

次に 5・3・1 節、5・3・2 節の実験では、3 台のロボットが通信不能となった後に 1 台のロボットが復帰する状況を想定した。すなわち通信不可であったロボットが作業の途中に通信が可能な状態、つまり協調行動に参加可能な状態に復帰した場合を想定している。提案メカニズムでは記憶メモリを生成することで、探索結果(経験)を蓄積し、これを活用することで速やかにロボット台数の変化に適応可能である。この機能を利用することで、ロボットが作業中に復帰した場合、容易にこのロボットを協調行動に参加させることが可能となった。また単にロボットを参加させるだけでなく、協調行動としての作業効率も改善することが可能であることを実験結果より示した(図 12, 図 13 の緑線以降)。

総じて実験 5・3 節では、何らかの理由によりロボットが通信不可となる状況、またそのロボットとの通信が復帰する状況を設定した。シミュレーションの結果から、このような状況下でもパラメータ探索を続行し、群ロボットとしての協調行動を破綻することなく行うことが可能であることが示された。

6・3 実装にむけての問題点

本節では提案メカニズムを実ロボットに搭載する上で、の問題点、限界、適用可能な実問題(タスク)について考察する。

まず第一に実ロボット同士が通信を行う場合、同期環境ではなく非同期環境を想定しなくてはならない。非同期環境では同期環境と異なり、通信のタイムラグを考慮する必要がある。そこで深刻な通信のタイムラグが発生した場合を想定する。まず提案メカニズムではタスクの

発見後、リーダロボットを選出し、各ロボットは包摂アーキテクチャ上のレベル 0 からレベル 4 のどれかに移行する。ここで何台かのタスク処理ロボットが、レベル 4 で平衡状態に達して初めて作業を行える。このレベル 4 で平衡状態に達するまでの時間を「処理開始期間」と定義する。つまりタスクの発見から、レベル 4 の平衡状態に達するまでの間に別のタスクが発生した、またはタスクが何らかの理由で消失した場合には提案する群ロボットは破綻する。逆に言うと深刻な通信によるタイムラグが発生したとしても、タスクが変化および消失する前にレベル 4 に到達できれば群ロボットとしての機能が破綻することはない。なぜなら提案メカニズムではロボットの基本的な行動の制御に包摂アーキテクチャを用いており、個々のロボットはいかなる場合にも原則として行動および作業を続けることが可能であるからである。

総じて、実ロボットを用いて非同期環境で実験を行う場合には、通信の問題(タイムラグ)などが起きてロボット同士の情報共有が遅れると考えられる。このような状況下でも提案メカニズムを搭載した群ロボットでは、パラメータ探索効率やタスク処理効率が低下する可能性はあるが、原則として破綻することなく動作を続けることができると考えられる。

第二に非同期環境の上、何台かのロボットが通信不可となった場合を想定する。提案メカニズムでは、通信が不可となったロボットは協調行動を行うことは出来ない。ただし徘徊(包摂アーキテクチャ: レベル 0)と充電(包摂アーキテクチャ: レベル 1)を繰り返しながら、通信の復帰を待つことが可能である。またこれに並行して、通信可能なロボットは提案メカニズムにしたがい、群ロボットとしての協調行動を行うことも可能である。具体的には 4・5・6 節で述べた通信方法を用いて、リーダロボットが通信可能なロボットの台数を数え、そのロボットの台数でタスクに対するパラメータ探索を行いながらタスク処理を行う。

第三に非同期環境の上、全ロボットがタスクの発生を認識不可能な場合を想定する。この場合には、タスク処理を行うことは不可能となる。しかし最低一台のロボットがタスクの発生を把握できた場合には、タスクの発生位置を通信可能なロボットに伝播させることで、そのタスクの処理を行うことが可能となる。

以上の三項目をまとめて、提案メカニズムを実ロボットに搭載した場合に、提案メカニズムの機能を保持でき、かつ協調行動可能な最低条件を以下に挙げる。

- (1) 最低 1 台のロボットはタスクを発見可能
- (2) 最低 2 台のロボットが存在する
- (3) 「処理開始期間」が、タスクが変化もしくは消失するまでの期間より長くなる程の、深刻な通信のタイムラグが発生しない

7. ま と め

本研究では包摂アーキテクチャに独自のパラメータ探索および記憶メモリの生成機能を加えることで、様々な種類のタスクやロボット台数が変化する状況においてもロボットが破綻することなく動き続け、パラメータ探索により行動が改善される群ロボットメカニズムを提案した。また計算や行動の決定を行うリーダロボットをタスク処理ごとに決定することで、いつどのロボットが故障(通信不能)したり復帰しても対応でき、リーダロボットにより作業フィールドに出るロボット台数、平衡状態のパラメータがタスクに応じて適切に探索され、ロボットのタスクに対する行動が改善される。またリーダロボットによりタスクの認識、記憶メモリの生成が行われることにより、タスクの変化にも柔軟に対応可能である。

これらのアルゴリズムの有用性を示すためにシミュレーション実験を行った。実験の結果、様々なタスクに対して適切な行動の探索が可能であることを示した。またタスクが変化する状況やロボットが故障(通信不能)する状況、さらにはロボットの通信が復帰する状況にも、提案する群ロボットは協調行動を続けることが可能であることを検証した。今後、提案メカニズムを用いた実ロボットによる実験を目指す。

謝 辞

本研究の実施にあたり NEDO 産業技術研究助成事業から支援を頂きました。記して感謝いたします。

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Balch 98] T. Balch and R.C. Arkin: Behavior-based Formation Control for Multirobot Teams, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol.14, No.6, pp.926-939 (1998)
- [Brooks 86] R.A.Brooks: A Robust Layered Control System for a Mobile Robot, IEEE Journal of Robotics and Automation, Vol. RA-2, No.1, pp.14-23 (1986)
- [Desai 01] P.J. Desai, P.J. Ostrowski and V. Kumar: Modeling and Control of Formations of Nonholonomic Mobile Robots, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol.17, No.6, pp.905-908 (2001)
- [Fredslund 02] J. Fredslund and M.J. Mataric: A General Algorithm for Robot Formations Using Local Sensing and Minimal Communication, IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol.18, No.5, pp.837-846 (2002)
- [Kobayashi 03] F. Kobayashi, N.Tomita and F.Kojima: Reformation of Mobile Robots Using Genetic Algorithm and Reinforcement Learning, SICE Annual Conference, Vol.3, pp.2902-2907 (2003)
- [Kostiadis 99] K. Kostiadis and H. Hu: Reinforcement Learning and Co-operation in a Simulated Multi-agent System, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vol.2, pp.972-977 (1999)
- [Miki 06] T.Miki, T. Nakamura: An Effective Simple Shepherding Algorithm Suitable for Implementation to a Multi-mobile Robot System, International Conference on Innovative Computing, Information and Control, Vol.3, pp.161-165 (2006)
- [Reynolds 87] C.W. Reynolds: Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model, In Computer Graphics

ACM SIGGRAPH Conference Proceedings, Vol.21, pp.25-34 (1987)

- [Zhong 03] B. Zhong, Q. Zhang and Y. Yang: Real Time Reactive Strategies Based on Potential Fields for Robot Soccer, IEEE International Conference on Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing, Vol.2, pp.1052-1057 (2003)
- [太田 01] 太田 順, 新井 民夫: 群知能ロボットシステム, 日本ロボット学会誌, Vol.20, No.5, pp.487-490 (2001)
- [刈谷 04] 刈谷 学, 鎌野 琢也, 安野 卓, 鈴木 茂行, 原田 寛信, 小倉 明香: 捕獲問題における群移動ロボットの協調行動の実現, 電気学会論文誌 C, Vol.124, No.2, pp.502-508, (2004)
- [谷川 05] 谷川 裕海, 菅原 研, 小菅 一弘: 簡単な力学特性に基づく群ロボットの集団行動, 計測自動制御学会東北支部, 第226 回研究集会, 資料番号 226-5, (2005)
- [牧野 04] 牧野 浩二, 松尾 芳樹: 個体への単純な仮想作用力による自律移動ロボットの群挙動の制御, 日本ロボット学会誌, Vol.22, No.8, pp.1031-1042 (2004)
- [宮田 00] 宮田 なつき, 太田 順, 新井 民夫, 浅間 一: 群ロボットによる異種作業割り付け型協調搬送, 電気学会論文誌 C, Vol.120, No.5, pp.634-640 (2000)

〔担当委員: 山口 智浩〕

2006 年 9 月 28 日 受理

著 者 紹 介

岡田 将吾

2003 年横浜国立大学工学部知能物理工学科卒業, 2005 年 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻修士課程修了。現在, 同大学博士課程在学中。

伊藤 芳子

2003 年大阪大学工学部機械工学科卒業, 2005 年 東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻修士課程修了。現在, 富士通(株)勤務。

長谷川 修(正会員)

1993 年東京大学大学院電子工学専攻博士課程修了, 博士(工学), 同年電子技術総合研究所入所, 1999 年から 1 年間米国カーネギーメロン大学客員研究員, 2001 年産業技術総合研究所主任研究員, 2002 年 東京工業大学情報工学研究施設助教授, JST さきがけ研究 21 研究者(兼任)。