

群ロボットシステムにおける適応的分業行動制御*

池本 有助^{*1}、三浦 徹^{*2}、浅間 一^{*1}

Adaptive Division of Labor Control for a Robot Group

Yusuke Ikemoto^{*3}, Toru Miura^{*4}, and Hajime Asama^{*3}^{*3} The University of Tokyo^{*4} Hokkaido University

Division of labor control is advanced function for distributed autonomous robotic systems. Many studies focussing division of labor control using a learning algorithm or inspired biological phenomenon have been reported. However, the optimality is not discussed because decentralized control is typically complicated. In this study, we propose the division of labor control method for robot group that enable adaptively select whether homogeneous state or heterogeneous state against working conditions and address the optimality by mathematical analysis. To evaluate the effectiveness of the proposed method, the computer simulations are carried out and we confirm that robot group implemented the proposed method inevitably organize the division of labor state with group performance improvement.

Key Words : robot group, division of labor control, adaptation

1. は じ め に

群ロボットシステムにおける役割分担は、ロボット単体では実行不可能なタスクを成し遂げることができる可能性がある。ロボットはある決められた環境で、空間的移動などの行動を駆使し、設計者が与えたタスクを実行する。その場合、群ロボットシステムの自由度の高さ故に、設計問題が困難である。特に、タスクがAとBの二種類ある場合では、集団として役割分担する場合としない場合のどちらかの方法を、タスクの性質や環境条件によって選択しなければならない。まず、役割分担しない場合では、群ロボットは足並みを揃えて行動する必要はない。つまり、ロボット間での行動の整合性を考慮することはなく、複雑な連携方法は必要はない。個々のロボットが個々の利益の最大化のために、二種類のタスクを時間的に割り振って行う方法が考えられる。一方で、役割分担を行なう場合では、タスクAに従事するロボットとタスクBに従事するロボットの二種類に分割され、群れとしてタスクを並列して実行しなければならない。単体ロボットからすれば、タスクA又はBのどちらかに特殊化して行動することになる。また、ロボットの集団という視点

でみれば、集団はある比率でそれぞれのタスクに従事する小集団に分割されるということになる。本研究では、役割分担をしない状態と役割分担する状態を、群ロボットの行動が同質か非同質かという視点で、それぞれ均質集団と不均質集団とよぶ。

あるタスクが与えられたときに、群ロボットシステムは均質集団と不均質集団のどちらの体制をとるべきだろうか。例えば、不均質集団では、行動を特殊化するが、均質集団の場合には、ロボットはタスクを切り替えるのに時間コストを要するかもしれない。逆に不均質集団ではロボット間で物や情報の交換を行うためのコストを伴う。つまり、群として作業効率を向上させるように、どちらかの体制を適切に選択するには、想定する作業環境やタスクの条件に依存するトレードオフを考慮する必要がある。条件や環境変化に応じて作業効率を向上させるように均質集団または不均質集団を自律的に選択することを本研究では、適応的役割分担とよぶ。

群ロボットシステムにおける役割分担に関する研究は、マルチエージェント強化学習を用いた手法⁽¹⁾や、生物の振る舞いをモデル化した例⁽²⁾がある。マルチエージェント強化学習は、集団の振る舞いの最適化に主眼をおいているものの、収束までに多くの時間を要する。また、生物現象モデルを基盤にした手法では、自己組織化現象を介した役割分担を実現しており、収束時間

* 原稿受付 平成 22 年 1 月 15 日

^{*1} 東京大学^{*2} 北海道大学

Email: ikemoto@race.u-tokyo.ac.jp

などの問題はない。しかしながら、振る舞いの複雑さから、最適性に関する議論が欠如していることが問題である。

これまでの関連研究を鑑みるに、自己組織的振る舞いを役割分担制御に適用することは、実用性の観点からみても、有用な手法である。自己組織的な振る舞いによる役割分担を実現しつつ、集団としての最適性を保証することが大きな課題であり、そのためには、ロボットの行動を規定する意思決定ダイナミクスに、タスク効率の上昇原理を反映させることが必要不可欠である。我々は、ゲーム理論における利得行列をロボットの意思決定ダイナミクスに反映させることにより、適応的役割分担を実現することを試みた。本研究では、群ロボットシステムにおける適応的役割分担アルゴリズムを構築し、システムが集団パフォーマンスを上昇させるように、均質又は非均質を自律的に選択することが可能な群ロボットシステムを実現することを目的とする。はじめに、役割分担を必要とする群ロボット制御問題を設定する。さらに、数理解析によって、提案するアルゴリズムの最適性を議論する。最後に、計算機シミュレーションによって、提案アルゴリズムの有効性を確認する。

2. 問題設定

2.1 ロボットタスクと作業環境 本研究では群ロボットシステムによる採餌行動を取り上げる。作業環境は二次元平面上の正方形の領域である。そこに10台のロボットが存在しているとする。作業環境上にはロボットの他、餌A,Bがランダムに配置されているとし、その個数の割合は7:3に決まっているとする。ロボットは等速直線運動し、壁や他のロボットなどと接触した際は、角度を変えて移動する。ロボットにはアームが備わっており、餌と接触したとき、餌を拾い上げることができる(Fig. 1)。さらに拾い上げた餌はロボット間で接触したときのみ、一定のルールで交換可能であるとする。ロボットは自ら拾い上げた餌、又は他のロボットから受け渡された餌を保持する。ロボットは保持している餌A,Bをそれぞれ生成物として、それぞれA',B'を機体に取り込む。拾い上げた餌A,Bの量をそれぞれ g_A, g_B と表記する。ロボットのタスクはできるだけ多くのA'とB'を生成することである。それぞれのタスクを実行する割合を x_A, x_B とおく。すなわち、

$$x_i = \{j\text{-th ratio of task } i \text{ execution}\}, \quad (1)$$

$$i = \{A, B\}, \sum_i x_i = 1, x_i \geq 0$$

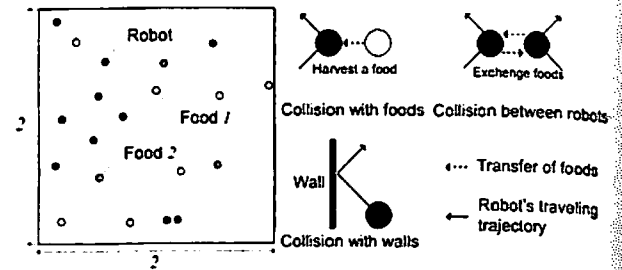


Fig. 1 Working space and collision rules of robots

仮に $(x_A, x_B) = (1, 0)$ のとき、ロボットはタスクAに特殊化していることになる。この場合のロボットの戦略は純粋戦略になる。また、純粋戦略ではない場合、すなわち x_A と x_B がともに0でない値の場合は混合戦略である。

2.1.1 タスク効率 ロボットが g_A, g_B の量の餌を保持し、 x_A, x_B の割合でタスクを実行した場合の適応度を定義する。ここで適応度とは、ロボット集団の採餌行動における生成物量の総和であると定義する。ロボット j の適応度を ϕ とおき、これをゲーム理論における利得行列で以下のように表す。

$${}^j\phi = {}^jx {}^jG {}^jx \quad (2)$$

$${}^jG = \begin{bmatrix} {}^jg_A & {}^jg_A + {}^jg_B \\ {}^jg_A + {}^jg_B & {}^jg_B \end{bmatrix} \quad (3)$$

ただし、 jx はベクトル $({}^jx_A, {}^jx_B)^T$ を表す。この場合の期待値を ${}^j f_A, {}^j f_B$ とおけば、

$${}^j f_A = 2 {}^j g_A {}^j x_A + 2 ({}^j g_A + {}^j g_B) {}^j x_B \quad (4)$$

$${}^j f_B = 2 {}^j g_B {}^j x_B + 2 ({}^j g_A + {}^j g_B) {}^j x_A \quad (5)$$

で表され、 g_A, g_B の値に応じて、期待値が変化する。つまり、式(4-5)は、 g_A と g_B に対してそれぞれ x_A と x_B という行動戦略で採餌行動を行ったときの生成されるA'とB'の総量を表している。行列Gはゲーム理論でいう利得行列に相当する。群ロボットシステムに与えられたタスクは、できるだけ多くのA'とB'を生成することであるから、その総量をロボットの適応度として表される。行動戦略割合のときに得られる利得を期待値とし、ロボット j の利得を行列 jG を用いて表しているのである。従って、集団のタスク効率は以下のように表される。

$$\langle \phi \rangle = \frac{1}{n} \sum_j {}^j\phi. \quad (6)$$

ただし、 n はロボット台数で、 $\langle \phi \rangle$ は、 j に関する平均を表す。本研究では、この値を集団適応度とよび、アルゴリズムの有効性を表す指標として用いる。

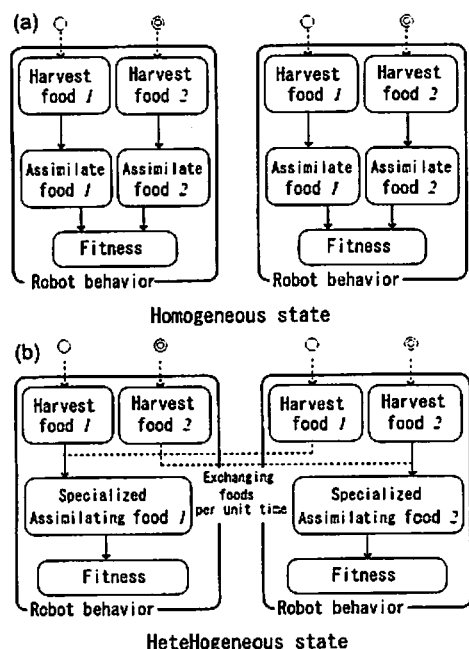


Fig. 2 Division of labor for the robot group system.
(a) Homogeneous state. (b) Heterogeneous state

3. アルゴリズム

3.1 適応的役割分担アルゴリズムの定式化 アルゴリズムを構成するためには主に以下の二つのことを決定しなければならない。一つは、行動戦略 j_{x_i} の時間発展様式を決まること、二つ目はロボット間の相互作用様式を決定する事である。

まず始めに、 j_{x_i} の時間発展を設計する。最適化問題を解く手法の一つである勾配法を単純に用いて $\frac{dj_{x_i}}{dt} = \frac{\partial \langle \phi \rangle}{\partial j_{x_i}}$ とすることはできない。なぜならば、 $\sum_i j_{x_i} = 1$ の拘束条件があるためである。しかしながら、上記の最適化問題を Shahshahni 勾配⁽³⁾に投影することにより、拘束条件上における勾配法を簡単に得ることができる。このダイナミクスはリプリケータ方程式によって表される⁽⁴⁾。

$$\frac{dj_{x_i}}{dt} = j_{x_i} (j_{f_i}(j_{x_i}) - j_{\phi}) \quad (7)$$

上式で定義される j_{x_i} のダイナミクスはシンプレックス多様体 $\sum_i j_{x_i} = 1$ のもとで、 j_{ϕ} を局所最適性を有する⁽²⁾。

次に、相互作用様式を以下のように定義する。ロボット間で相互作用する情報を j_{p_i} によって表す。この j_{p_i} は、個体のタスク要求度を表す値であるとともに、採餌行動における餌の物理的な交換量を表す。 j_{h_i} を j_{p_i} の単純な拡散項で表す。従って、餌を交換することによってロボット間の餌の総量は変化しない。つまり、

$$j_{h_i} = D (j_{p_i} - j_{p_i}) \quad (8)$$

ただし、

$$D = \begin{cases} \alpha, & \text{if interaction} \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

ここで、 $l \in N, l \neq j$ は、ロボット j と相互作用するロボット番号で、 α は一回の相互作用で交換できる餌の量を表す。ロボットが保持している餌を交換するように相互作用を次のように表す。

$$j_{p_i} = (jG^j_x)_i \quad (10)$$

3.2 均質又は非均質集団の安定条件とパフォーマンス向上の保証性 前説のようにロボット間の相互作用を取り入れた場合の役割分担の条件と集団適応度の遷移を数理的に明らかにする。以降、数式展開を見やすくするために、個体を識別する変数の左肩の文字 j を省略する。 $x_A + x_B = 1$ の条件から、式 (7) は次式のように表される。

$$\frac{dx_A}{dt} = x_A x_B (f_A - f_B) \quad (11)$$

$$\frac{dx_B}{dt} = x_A x_B (f_B - f_A) \quad (12)$$

上式によって表される力学系は $(1, 0)$, $(0, 1)$, 及び (x_A^*, x_B^*) の3つの不動点を有する。ここで、 (x_A^*, x_B^*) は $f_A = f_B$ を満たす。これらの不動点は行動戦略の収束先の候補点である。つまり、ロボットの戦略はこれら3つの収束先のいずれかに決定される。

ロボット間の相互作用はロボット同士が接触したときに行われるが、ここでは、この接触が連続的に行われると仮定する。つまり、 D をある値の一定値とみなす。さらに、ロボット間の相互作用は群ロボットの期待値の平均を介して行われるという仮定をおく。これは、平均場近似とよばれる方法で、ロボット間の相互作用がランダムに生じるという状況で可能になる近似方法である。これらの近似によって、ロボットの期待値を具体的に求めれば、

$$f_A = g_A + g_B x_B - D (\langle j_{x_A} \rangle - x_A) \quad (13)$$

$$f_B = g_B + g_A x_A - D (\langle j_{x_B} \rangle - x_B) \quad (14)$$

である。さらに (x_A^*, x_B^*) は、

$$x_A^* = \frac{g_A - kD \langle j_{x_A} \rangle}{(1-D)k} \quad (15)$$

$$x_B^* = \frac{g_B - kD \langle j_{x_B} \rangle}{(1-D)k} \quad (16)$$

で表される。ここで $k = g_A + g_B$ であり、ここでも $x_A + x_B = 1$ という条件を用いた。

不動点が求まるから、単純に3つの不動点周りで安定解析をすることで収束先を求めることはできない。なぜならば f_A, f_B 中には、個体間相互作用によって決定される $\langle x_A \rangle, \langle x_B \rangle$ が含まれているためである。この値はロボット集団の戦略によって決定される。また、そのロボット個体の戦略も $\langle x_A \rangle, \langle x_B \rangle$ によって決定される。つまり、ロボット集団の状態とロボット個体の行動戦略との相互作用ループによって決定される。例えば、相互作用がない場合、つまり $D=0$ のときは、行動戦略の収束先を (x'_A, x'_B) とおき、

$$x'_A = \frac{g_A}{k} \quad (17)$$

$$x'_B = \frac{g_B}{k} \quad (18)$$

で表される。この点は安定で、すべてのロボットの戦略はこの値に収束する。このときのロボット個体の適応度を ϕ' とおけば、集団適応度は次式によって表される。

$$\langle \phi' \rangle = k - \frac{g_A g_B}{k} \quad (19)$$

この場合、すべてのロボットの行動戦略は等しいので、役割分担は生じない。相互作用を取り入れた場合、つまり $D > 0$ のときは、戦略は3つの不動点のいずれかに収束するという事は分かっている。不動点 $(1, 0)$, $(0, 1)$, 及び (x_A^*, x_B^*) にそれぞれ ζ , ξ , 及び η ($0 \leq \zeta, \xi, \eta \leq 1$ and $\zeta + \xi + \eta = 1$) の割合で行動戦略が収束していることを仮定すれば、

$$\langle x_A \rangle = \zeta \cdot 1 + \xi \cdot 0 + \eta \cdot x_A^* \quad (20)$$

$$\langle x_B \rangle = \zeta \cdot 0 + \xi \cdot 1 + \eta \cdot x_B^* \quad (21)$$

のように表すことができる。つまり、上式の右辺第一項は群ロボットが、 ζ の割合の割合で行動戦略 $(1, 0)$ に収束していることを表している。他の不動点に関しても同様に表されており、それらの総和が戦略頻度の平均値になることを示している。このようにおくことで、 (x_A^*, x_B^*) は、式(15-16)に式(20-21)に代入することにより、 g_A, g_B と ζ, ξ , 及び η によって表すことができる。これらを式(11-12)に代入して線形安定解析を実行すれば、群ロボットの戦略の安定判別ができる。不動点 $(1, 0)$, $(0, 1)$, 及び (x_A^*, x_B^*) 周りのヤコビアンをそれぞれ、 J_1, J_2, J_3 とおき、結果だけ示せば、

$$J_1 = \frac{(1-D)Q_2}{Q_3} \quad (22)$$

$$J_2 = \frac{(1-D)Q_1}{Q_3} \quad (23)$$

$$J_3 = -\frac{(1-D)Q_1 Q_2}{k Q_3^2} \quad (24)$$

ここで、 $Q_1 = g_A - \zeta k D$, $Q_2 = g_B - \xi k D$, $Q_3 = 1 - \zeta D - \xi D$ である。群ロボットの戦略の分かれ方は、収束先の不動点の候補は3つの可能性がある。ロボットの戦略が1つ、2つ、3つのクラスに分かれる場合で3パターンある。さらに、それぞれのパターンにおいて、すべてロボットの戦略が1つに収束する場合、つまり、 ζ, ξ, η のうちどれか一つが1でその他が0となる場合の数は3つある。ロボットの戦略が3つのうち二つのいずれかに収束する場合、つまり ζ, ξ, η のうちどれか一つが0でその他が0でない値となる場合の数は、同様に3つある。最後にロボットの行動戦略が3つに分かれるのでこの場合の数は一つである。よってあり得る群ロボットの行動戦略は合計7とおり考えられる。このすべての場合において満たすべき条件を Tab. 1 にまとめた。Tab. 1 に示す条件が成り立つ場合のときのみ、群ロボットの行動戦略は矛盾なく存在できる。この条件を計算すると、2つの場合に限られ、それらの条件を満たす D, ζ, ξ , 及び η の領域を Reg_1 及び Reg_2 とおけば、

$$\text{Reg}_1 = \{(\zeta, \xi, \eta) = (0, 0, 1), D < 1\} \quad (25)$$

$$\text{Reg}_2 = \{\zeta + \xi = 1, \eta = 0, Q_1 < 0, Q_2 < 0, D > 1\} \quad (26)$$

となる。詳しく見てみると、 $D < 1$ のときは、すべてのロボットの戦略が (x_A^*, x_B^*) に収束する。これは、相互作用がない場合を想定したときと同様の戦略である。よって、相互作用頻度が小さいときには、均質集団で、各ロボットが自己の適応度を向上させるように振る舞う。 $D > 1$ のときは、ロボットの戦略が、 $(1, 0)$, $(0, 1)$ の二つのうちいずれかに収束する。この場合、相互作用頻度が上昇したときに非均質集団が安定状態で、役割分担を行うことを意味している。さらに、このときの行動戦略は1又は0に収束するので、どちらかのタスクに特殊化して実行することを意味している。 Reg_1 及び Reg_2 によって示される条件が役割分担が生じるか生じないかの条件である。さらに、集団適応度は、次式のように表される。

$$\langle \phi \rangle = \phi' - \zeta x'_A J_1 - \xi x'_B J_2 \quad (27)$$

'は先に決めたように相互作用がない場合の値を示すことに注意する。 Reg_1 の場合、つまり、均質集団のときは、 ζ, ξ はともに0であるから、右辺第2,3項は0である。よって適応度の平均は相互作用がないと等しいことが確認できる。 Reg_2 の場合は、 ζ, ξ と (x_A, x_B) の値はいずれも正の値をとる。さらに、 J_1 と J_2 は Reg_2 では必ず負の値をとるので、右辺第2,3項は必ず適応度を上昇させるように働くことが確認された。

Table 1 Cluster existence conditions

	case	ζ	ξ	η	J_1	J_2	J_3
one-cluster	case 1	1	0	0	-	+	+
	case 2	0	1	0	+	-	+
	case 3	0	0	1	+	+	-
two-cluster	case 4	ζ	0	η	-	+	-
	case 5	0	ξ	η	+	-	-
	case 6	ζ	ξ	0	-	-	+
three-cluster	case 7	ζ	ξ	η	-	-	-

4. シミュレーション

4.1 役割分担の組織化に関する予備実験

4.1.1 シミュレーション設定 役割分担の自己組織化に関する基本的な特性を調べる。ロボット台数を10台に設定し、具体的には、ロボット同士の一回の相互作用における餌の受け渡し量 α を初期値を0とし、式(28)に従って変更し(Fig. 3(d)), 各ロボットの行動戦略の収束性を評価する。

$$\frac{d\alpha}{dt} = \begin{cases} 0.002, & 0 \leq t < 50 \\ -0.002, & 50 \leq t \leq 100 \end{cases} \quad (28)$$

このシミュレーションを通じて、 $0 \leq t \leq 100$ 間の行動戦略と集団適応度の時間発展を計測する。さらに α が上昇するとき、不連続に役割分担の組織化が行われることを確認する。

4.1.2 シミュレーション結果 Fig.3にシミュレーション結果を示す。Fig. 3 (a), (b)はそれぞれ、行動戦略 j_{x_A} and j_{x_B} の時間発展を示す。Fig. 3 (c)は、集団適応度 $\langle j\phi \rangle$ の時間発展を示す。Fig. 3 (d)は、実験パラメータである α の時間発展を示す。Fig.3において、各時刻におけるロボットの変数の値を黒いドットで示している。Fig. 3(a-c)において、実践と点線はそれぞれ $t=50$ の時に、 $j_{x_A} > 0.9$ と $j_{x_B} > 0.9$ であるロボット j の行動戦略の時間発展を示している。つまり、実践と点線は、それぞれ分業時にタスクA,Bに戦略を特殊化するロボットの変数の時間発展を示している。

Fig. 3 (a)(b)より、 $t=30$ 付近にて均質集団から非均質集団に移り、 $t=70$ 付近にて非均質集団から均質集団に移りしている。 α が上昇すると分化状態に移る結果を得た。均質集団では、すべてのロボットの戦略は $(j_{x_A}, j_{x_B}) = (0.7, 0.3)$ に収束している。非均質集団では、 $(j_{x_A}, j_{x_B}) = (1, 0)$, $(j_{x_A}, j_{x_B}) = (0, 1)$ に収束するロボットの台数はそれぞれ7,3台であった。この均質、又は非均質状態への変化は、 $\alpha=0.05$ の付近で実現されることが確認された。また、Fig. 3 (c)で示したように、役割分担が選択された場合は、集団適応

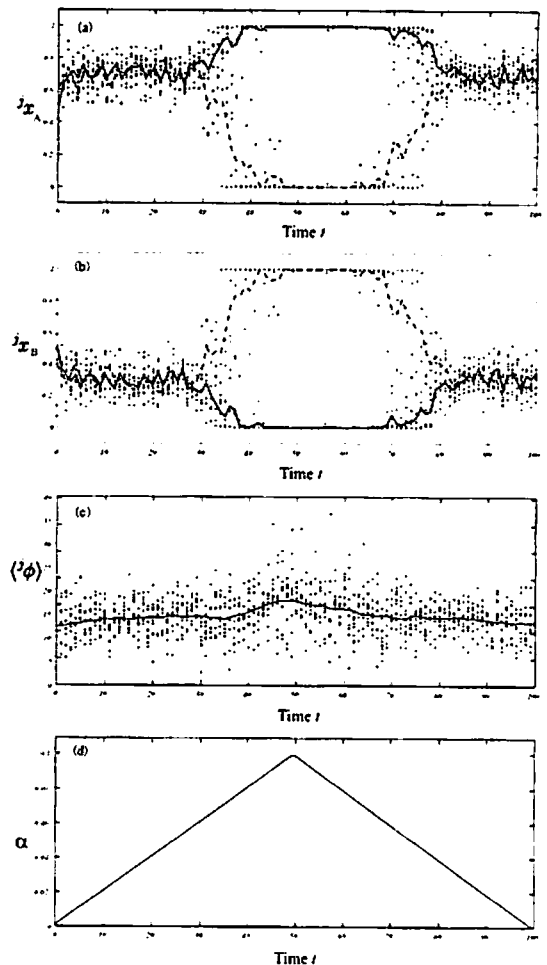


Fig. 3 Simulation result: Evaluation of differentiation. Time evolution of j_{x_A} , j_{x_B} , and $\langle j\phi \rangle$.

度は上昇する結果を得た。適応度の最適性は、次節のシミュレーションにて詳しく評価する。

4.2 役割分担の組織化における集団適応度の評価

4.2.1 シミュレーション設定 様々な条件下において、評価指標である集団適応度がどのように変化するかを計測し、適応的役割分担が実現されていることを示す。具体的には、Tab. 2に示すように α を変化させる。前説の予備シミュレーションで示した結果より、 $\alpha=0.1$ の場合は非均質集団に収束し、 $\alpha=0$ の場合は均質集団に収束する。しかしながら、4 termでは、3 termで収束した非均質状態の行動戦略の値に強制的に固定してシミュレーションを行う。また、6 termでは、5 termで収束した均質状態の行動戦略の値に強制的に固定してシミュレーションを行う。4 termと5 termの結果を比較することで、 $\alpha=0$ のとき、つまり相互作用がなされないにも関わらず、非均質集団を選択した場合の適応度を比較する。6 termと8 termの結果を比較することで、 $\alpha=0.1$ のとき、つまり通常

Table 2 Simulation Condition

n term	t	α	(j_{x_A}, j_{x_B})
1 term	$0 \leq t < 10$	0	not fixed
2 term	$10 \leq t < 20$	0.1	not fixed
3 term	$20 \leq t < 30$	0.1	not fixed
4 term	$30 \leq t < 40$	0	fixed to division
5 term	$40 \leq t < 50$	0	not fixed
6 term	$50 \leq t < 60$	0.1	fixed to not division
7 term	$60 \leq t < 70$	0.1	not fixed
8 term	$70 \leq t < 80$	0.1	not fixed
9 term	$80 \leq t < 90$	0.1	fixed to (0, 1) at $t = 80$
10 term	$90 \leq t \leq 100$	0.1	fixed to (1, 0) at $t = 90$

ならば非均質集団を選択するにもかかわらず、強制的に均質集団を選択させた場合の適応度とを比較する。9, 10 term では、群ロボットシステムの故障を想定し、時刻 800[s]、及び 900[s] のときにすべてのロボットの戦略を (0,1) 及び (1,0) に固定する。その後、もとの非均質集団に戻るかどうかを観察し、非均質集団の恒常性を確認する。

4.2.2 シミュレーション結果 Fig.4にロボットの戦略と適応度の変化を示す。4と5 termにおける適応度を比較すると、5 termの場合と比較し、4 termの適応度は小さいことが確認できる。4 termでは、相互作用がないにもかかわらず、分業体制をとっているため、集団適応度が減少した。また、6, 8 termにおける適応度を比較すると、8 termの場合に比べ、6 termの適応度は小さいことが確認できる。これは、先ほどの例とは逆で、6 termでは、非均質集団を選択されるための十分な相互作用があるにもかかわらず、均質集団を選択しているために、全体の作業効率が減少した。これらの結果の理由は、数理解析結果の式 (27) から確認できる。すなわち、本来ならば第2, 3項のヤコビアン値の正負により効率が上昇するような役割分担の体制をシフトさせるが、強制的に異なる状態に固定した場合には適応度は減少するためである。また、9, 10 termでは、戦略を強制的に変化させた場合でも、元通りの分業体制にもどっていることがわかる。これら結果から、適応的役割分担が行われていることが確認できた。

5. む す び

本研究では、群ロボットシステムにおける適応的役割分担アルゴリズムを構築した。これにより、群ロボットシステムが集団パフォーマンスを上昇させるように、均質又は非均質を自律的に選択する群ロボットシステ

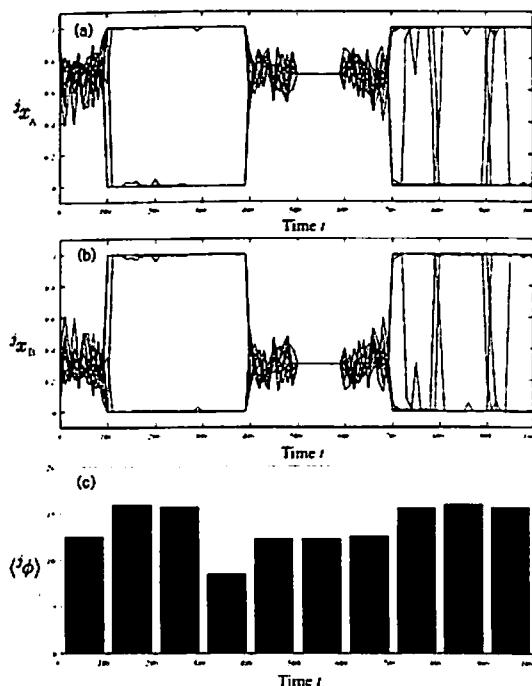


Fig. 4 Result of convergence property for environmental disturbances

ムが実現された。さらに、数理解析によって、提案するアルゴリズムのタスク効率の向上性を議論し、ロボットが均質又は非均質集団に遷移する条件を与え、集団適応度が上昇する集団体制を選択することを示した。最後に、計算機シミュレーションによって、提案アルゴリズムの有効性を確認した。今後の課題は、実際のロボットで実験することにより、提案アルゴリズムの実用性を確かめることである。

謝 辞

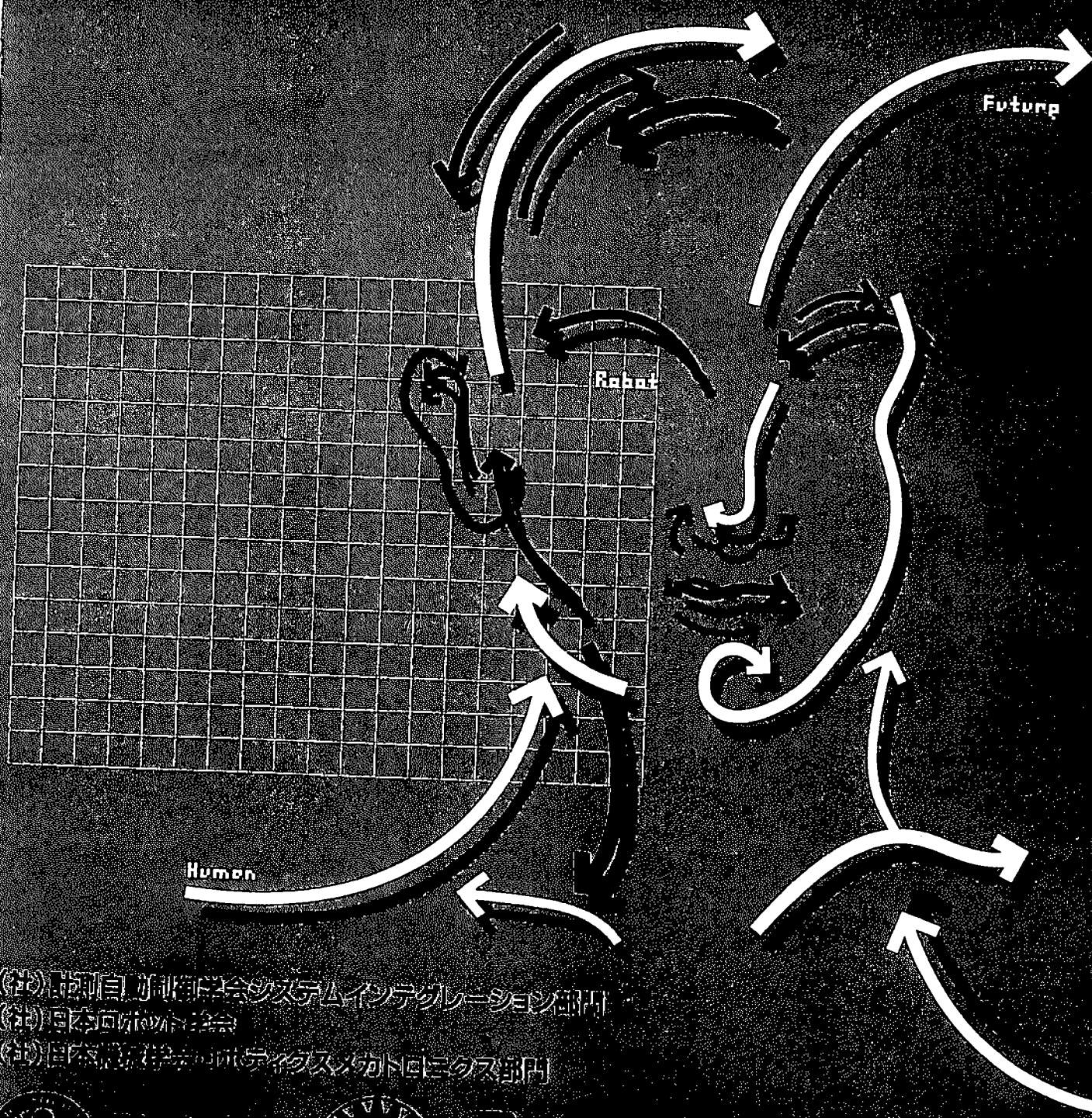
本研究は文部科学省科学研究費補助金特定領域研究「身体・脳・環境の相互作用による適応的運動機能の発現—移動知の構成論的理解—」によるものである。

文 献

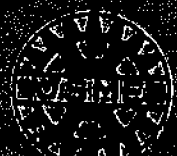
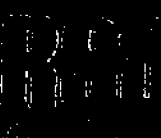
- (1) M. Tan. (1993). Multi-agent reinforcement learning: Independent vs. cooperative agents. In Int. Conf. on Mach. Learn. ICML, Amherst, MA
- (2) Bonabeau, E., Theraulaz, G., Deneubourg, J. (1996). Mathematical model of self-organizing hierarchies in animal societies, Bulletin of Math. Bio., 58(4), 661-717.
- (3) S. Shahshahni: A new mathematical framework. for the study of linkage and selection. Memories. Am. Math. Soc., Vol. 17, No. 211, Jan. (1979)
- (4) Horie, R. Aiyoshi, E.: Variable metric gradient projection method and replicator equation. Proc. of IEEE Int. Conf. on Sys., Man, and Cybernetics. Vol. 3, pp. 515-520 (1999)
- (5) Hofbauer, J., Sigmund, K. (1998). Evo. Games and Pop. Dynamics, Cambridge University Press.

ROBOTICS Symposia

第15回 ロボティクスシンポジウム
2010.3.15-16 in NARA



(主) 財団法人ロボット学会システムインテグレーション部門
(主) 日本ロボット学会
(主) 日本機械学会ロボット・自動化システム部門



10th SYMPOSIUM