

動的再構成可能ロボットシステムに関する研究*
(第4報, 分散知能システムとしての Cellular Robotics(CEBOT)の
通信量と知識量による解析と評価)

福田 敏男*¹, 川内 陽志生*², 浅間 一*³

A Study on Dynamically Reconfigurable Robotic Systems
(4th Report, Analysis and evaluation of Cellular Robotics (CEBOT) as a Distributed Intelligent System by Communication Information and Knowledge Amounts)

Toshio FUKUDA, Yoshio KAWAUCHI and Hajime ASAMA

Cellular robotics (CEBOT) has been previously reported by the authors as one realization of a dynamically reconfigurable robotic system (DRRS). CEBOT is considered to be a very flexible system and will be applicable to a robotic system which works in various environments. When CEBOT is required to perform tasks, many cells, which can be knowledge sources, communicate with each other and then carry out the tasks automatically. So CEBOT is also a decentralized coordinated reasoning system and is one of the distributed intelligent systems. In designing a distributed intelligence system, the distribution of the communication volume among the cells becomes a central issue. For the case of CEBOT, it is best that reasoning can be carried out among each knowledge sources with as little communication as possible. Therefore, each cell must have the ability to reallocate their knowledge automatically in order to reduce the amount of communication; this is called intelligent communication in this paper. In this paper, we propose one of the communication evaluation method based on the amount of communication information and also describe an optimal knowledge allocation method on CEBOT as one realization of a distributed coordinated reasoning system by introducing the sensitivity function of the knowledge allocation.

Key Words: Robotics, Communication, Artificial Intelligence, Cellular Robotic System, Distributed Cooperative System

1. はじめに

著者らは、以前より自律分散協調システムの一形態として“Cellular Robotics”(CEBOT)を研究開発し、その基本概念、自動接近、接合、分離、最適形態決定法およびセル間の通信について報告してきた⁽¹⁾⁻⁽⁴⁾。CEBOTはセルと称する独立したある機能、知能を持つ基本単位からなりハードウェア的にもソフトウェア的にも動的再構成可能ロボットシステム(Dynamically Reconfigurable Robotic System)である(図1参照)。あるタスクがシステムに与えられると多数のセル間で通信がなされタスクが遂行される。この際多数のセル間において分散協調推論(Decentralized Coordinated Reasoning)が行われるため、各知識源(セル)の知識量とその間の通信量の問題となる。

分散協調推論においては、その頑強性、柔軟性、拡張性という利点とともに設計の困難さなどの問題点が一般に挙げられているが、その知識源の大きさや通信量の問題に関する研究はあまり行われていない⁽⁵⁾。上

述のようにCEBOTは分散知能システム(Distributed Intelligent System)であり各知能の接続法、協調法が問題となるとともに学習による知識量の変化と通信量の変化の関係についても興味を持たれる。つまり多数の知識源間において初期状態の知識配分とその通信量の問題が多数のタスクを遂行した後、どのように変化するか、またそれが自律的、最適に行われるかということが問題となる。タスクを遂行中に自動的に知識の再配分、学習が行われることにより各知識源間の通信量が減少する通信形態を著者らは知的通信(Intelligent Communication)と称している。システムの巨大化、複雑化に伴ない各知識源の大きさおよびその接続法等の分散知能系の設計が困難になるため、知的通信、自律的最適設計に関する研究も重要である。

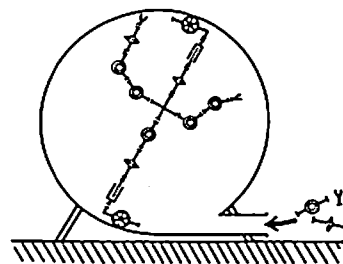


図1 CEBOTの概念図(タンク内作業の例)

* 原稿受付 平成元年12月11日。

¹ 正員、名古屋大学工学部 (〒464-01 名古屋市千種区不老町)。

² 学生員、東京理科大学大学院工学研究科 (〒162 東京都新宿区神楽坂1-3)。

³ 理化学研究所化学工学研究室 (〒351-01 和光市広沢2-1)。

そこで本報では、分散協調推論の一形態である CEBOT においてセルの有する知識量とセル間の通信量の定量化を行い、通信量の評価を基にした最適な知識の割当の一方法について述べる。

2. セル間の通信量

2.1 通信量の定義 セルは分離時および結合時において通信により情報を伝達する。各セルの通信路負荷の均一化を図るうえで情報量の定量化は必要である。一般に情報工学において E を確率 $P(E)$ で生ずる一つの現象とした時、事象 E が生じたということを知らされる情報量 $I(E)$ は

$$I(E) = \log_2(1/P(E)) [\text{bit}] \dots\dots\dots (1)$$

で定義される⁽⁶⁾。そこでセル間通信においてもこの情報量の定義を用いる。情報量の定義に基づき以下のようにセル間の通信路使用量を定める。

表 1 分離通信のプロトコル

H-Digit	M-Digit	L-Digit	Description
0			
1	Sender Cell Address	Cell-Function	Calls with desired FUNCTION
2		Receiver Cell Address	Desired FUNCTION cell answers
3			Calls cell_address
4			Waiting for end of adjustment
5			Waiting for end of adjustment
6	Data 0 _i		Transfers data 0 _i
7	Sender Cell Ad.	Receiver Cell Ad.	Auto ducking
8			
9			
A	Speed	Distance (6 bit)	Forward(speed,distance)
B			Backward(speed,distance)
C	Radius	Degree (5bit)	Turn right(radius,degree)
D			Turn left(radius,degree)
E	Distance		Keep the distance
F			

表 2 分離通信情報量

H	P(E)	Bit
01	1/7	2.81
02	1/7	2.81
03	1/7	2.81
04	1/7	2.81
05	1/7	2.81
06	1/7	2.81
07	1/14	3.81
A	1/28	4.81
B	1/112	6.81
C	1/112	6.81
D	1/112	6.81
E	1/112	6.81

表 3 セル機能の情報量

Cell Type	P(E)	Bit
Mobile Cell	5/16	1.68
Bending Cell	3/16	2.42
Rotating Cell	3/16	2.42
Sliding Cell	2/16	3.00
End Effector Cell	3/16	2.42

表 4 機能語の情報量(結合通信)

Func.	P(E)	Bit
00	4/37	3.21
01	4/37	3.21
02	4/37	3.21
03	4/37	3.21
04	10/37	1.89
05	10/37	1.89
06	0/37	0
07	1/37	5.21

$$T(E) = \log_2(1/P(E)) * \Delta t [s] \dots\dots\dots (2)$$

ここで Δt は通信路において1ビットを送るのに要する時間。

2.2 情報量の具体例 CEBOT は分離時、結合時における通信プロトコルがあり通信語の種類とその意味が決められている⁽⁴⁾。そこで情報量の一例としてこの通信語の有する情報量を求めてみる。表1に分離時の通信語を示す。この通信語の中で各々の生起確率を定めねばならない。分離通信においては通信マスターセルは通信スレーブセルの機能、アドレスを認識しその後お互いにセンサの面を向かい合わせる動作を通信の前段階として行わねばならない。つまり表2の通信語 07 から E まで(以後 07-E)を送るために 01 から 06 までのすべて(以後 01-06)を通信しなければならないシステムとなっている。したがって 01-06 各々の生起確率は 07-E の生起確率の和に等しいはずである。よって 01-06 の生起確率はそれぞれ 1/7 で等しく残り 1/7 を 07-E で分けなければならない。以上のような仮定の基 CEBOT の分離状態時の通信語についての生起確率および情報量について求めた(表2参照)。同様に結合通信の通信プロトコルに基づき各々の通信語の生起確率と情報量について表3, 4, 5にまとめる。表3はセル間の機能を送る時の情報量をセルの数から求めたもので、表4は結合通信の機能語、表5は制御語の情報量をまとめてある。

3. セルの通信量の評価

3.1 通信量の評価関数 各セルの通信路の使用量を以下に示す関数で定義する。セル a からセル b への通信路使用量を示す関数として E_{ab} を以下のように定める。

表 5 制御語の情報量(結合通信)

Ctrl	P(E)	Bit
0x	2/5	
10	1/5	2.32
11	1/5	2.32
20	1/55	5.78
21	1/55	5.78
22	1/55	5.78
23	1/55	5.78
24	1/55	5.78
25	1/55	5.78
30	1/110	6.78
31	1/110	6.78
32	1/110	6.78
33	1/110	6.78
34	1/110	6.78
40	1/110	6.78
41	1/110	6.78
42	1/110	6.78
43	1/110	6.78
44	1/110	6.78

Ctrl	Bit
00-05 (M.C.)	3.00
06-08 (B.J.C.)	3.74
09-A (R.J.C.)	3.74
B-C (S.J.C.)	4.34
D-F (E.E.C.)	3.74

$$\begin{aligned}
 {}^a E_b &= \Delta t_1 \sum_i \log_2(1/P(E_i)) \\
 &+ \Delta t_2 \sum_j \log_2((P(E_j))[s]) \dots\dots\dots (3)
 \end{aligned}$$

ここで

Δt_1 : 分離通信における1ビットの送信時間

Δt_2 : 結合通信における1ビットの送信時間

$P(E_i)$: 分離通信の信号 E_i の用いられる確率

$P(E_j)$: 結合通信の信号 E_j の用いられる確率

一つのセルは複数のセルと受信, 送信を行う。そこであるセル x に注目した時にそのセルがタスクを遂行するまでに a_1 から a_n まで n 個のセルから情報を受け取り, b_1 から b_m までのセルに送信するとすると, 受信, 送信を考えたセル x の通信路の使用量 $E(x)$ は

$$E(x) = \sum_{i=1}^n ({}^a E_x) + \sum_{j=1}^m ({}^x E_{b_j}) [s] \dots\dots\dots (4)$$

で表される(図2参照)。ここで

n : セル x へ情報を送信するセルの総数

m : セル x から情報を受信するセルの総数

3.2 シミュレーション結果 以上の定義を基にあるタスクを遂行する際の各セルの通信量を計算してみる。計算に用いた条件は, 分離している多数のセル内, 移動セル2個(MC1, MC2)と屈曲セル1個(BJC1)が図3に示す状態となるものである。この自動接近から結合終了までに各セル間で行われる通信は図4に示されるようになる。図4において破線は分離状態の通信を実線は結合状態の通信を表す。各々のステップの通信量は2.2節で求めたものを用いた。またCEBOTにおいては分離通信は1/150[s/bit], COMBUS⁽⁴⁾を利用した結合通信は1/800[s/bit]で行われるので式(3), (4)より表6に示す各セルの通信路負荷

表6 各セルの通信量

E(x)	Communication Amount %
E(user)	1.75
E(mc1)	50.0
E(mc2)	5.15
E(bjc1)	43.1

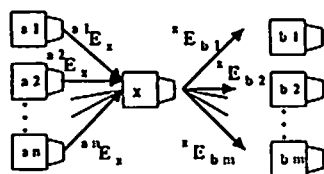


図2 通信量の評価関数

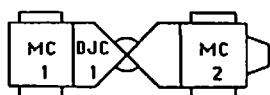


図3 セルの結合状態

が定量的に求まる。

4. 知識量の定義

4.1 知識量 セルを一つの知識源と考えた場合CEBOTは分散協調推論システムの一形態と考えられる。そこでその知識の量を以下のように定義する。生起確率が $P(E)$ で表される事象 E を知っていることは以下に定義する $K(E)$ なる知識量を有することとする⁽⁷⁾。

$$K(E) = \log_2(1/P(E)) [\text{bit}] \dots\dots\dots (5)$$

セル x が n 個の事象 E_1, E_2, \dots, E_n を知っている時セル x の有する知識量は以下に定義する $K(x)$ で表される。

$$K(x) = \sum_{i=1}^n K(E_i) [\text{bit}] \dots\dots\dots (6)$$

そこで事象 E の生起確率 $P(E)$ の決定法が問題となる。ここではそれを以下に示す方法(重み関数法)により決定するものとする。

4.2 重み関数法 知識の生起確率は考慮に入れる知識の範囲によりさまざまに変化する。そこでCEBOTで用いるある閉じた知識の集合を考え、その集合の中で各々の要素(知識)の生起確率を考える。知識の集合内の各々の要素に固有の値(重み関数)を与え知識 K_E の重み関数を W_E とすると、その知識の集合内における生起確率は式(7)で求まる。

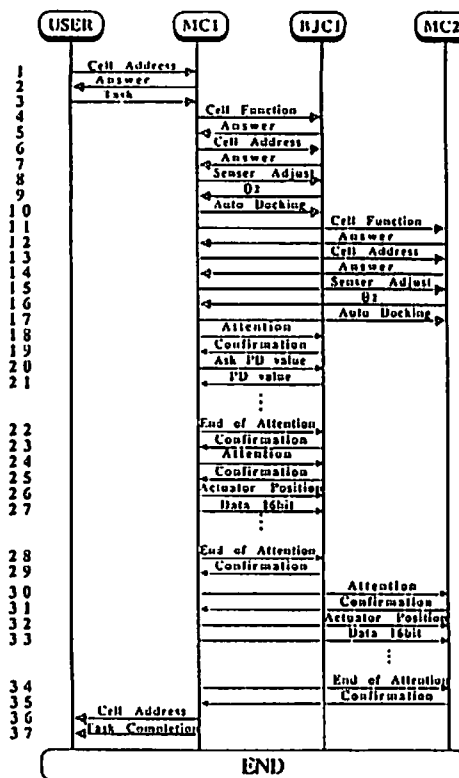


図4 通信の流れ

$$P(E) = W_E / \sum W_{E_i} \dots \dots \dots (7)$$

ここで $\sum W_{E_i}$ はシステムの有する知識の重み関数の総和で、ある定数となっている (以後 Ω)。

重み関数は例えばその知識を伝えるために要する通信のステップ数にとれば、その知識の用いられる頻度の一つとして考えることができる。あるセルがある知識を用いた時にタスク遂行中に受ける通信の回数は、そのセルがその知識にアクセスする回数、つまりその知識の使用頻度であると仮定することで、本論文では、タスクを遂行するまでに他のセルより受ける必要な通信回数を知識の重み関数にとることとする。また、あるタスクを処理する場合、共同作業をする他のセルと、より少ない通信量でタスクを処理することができるものを、高度な知識と定義する。するとより高度な知識ほど W_{E_i} が小さくなり $P(E_i)$ も小さくなる。したがって $K(E_i)$ は大きくなり、より高度な知識ほど $K(E_i)$ が大きいという感覚的にも一致するものとなる。知識を重み関数で表すと、その知識量は式(8)で表される。

$$K(E) = \log_2\{1/(W_E/\Omega)\} \\ = \log_2(\Omega) - \log_2 W_E [\text{bit}] \dots \dots \dots (8)$$

ここで W_E は事象 E の重み関数。

知識の合成による重み関数の変化は以下に示される。今 K_1, K_2, \dots, K_n と n 個の知識が合成され一つのより高度な知識 (K^*) になる場合を考える。

以後 K_i は事象 i を知っているという知識を示し、その知識量 $K(K_i)$ を $K(i)$ と略記する。

K^* の知識量 [K^*] は n 個の知識の和と仮定すると、

$$K^* = K(1) + K(2) + \dots + K(n) [\text{bit}] \dots \dots (9)$$

知識 K_i の重み関数を W_i で表すと式(8), (9)より

$$K^* = \log_2(\Omega) - \log_2(W^*) \\ = \log_2\{(\Omega)/(W^*)\} [\text{bit}] \dots \dots \dots (10)$$

$$\sum K(i) = \{\log_2(\Omega) - \log_2(W_1)\} \\ + \{\log_2(\Omega) - \log_2(W_2)\} \\ + \dots + \{\log_2(\Omega) - \log_2(W_n)\} \\ = n \log_2(\Omega) - \log_2(W_1 \cdot W_2 \cdot \dots \cdot W_n) [\text{bit}] \dots (11)$$

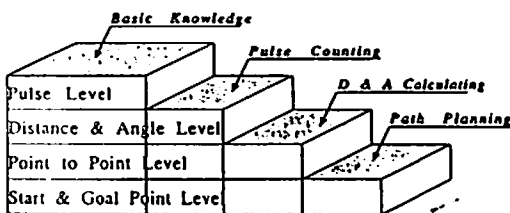


図5 知識の種類

式(10)の右辺と式(11)の右辺は等しいので以下の関係が導かれる。

$$\Omega/W^* = \Omega^n / (W_1 \cdot \dots \cdot W_n) \\ = \Omega / \{(W_1 \cdot \dots \cdot W_n) / \Omega^{n-1}\} \\ W^* = (W_1 \cdot \dots \cdot W_n) / \Omega^{n-1} \dots \dots \dots (12)$$

このように知識の合成の際の重み関数を求めることができる。

4.3 知識量の具体例 知識としてここではCEBOTの移動セルのパルスモータの制御について考える。知識として図5に示す4種類を考える。

以下に各知識の仮定を示す。

(1) Basic Knowledge(以下 K1) : 最も基本的な知識で通信をするための知識やセルのアドレスの知識である。この知識のみ有するときは移動の際は他のセルから1パルスごと通信によりモータを制御される必要がある。

(2) Pulse Counting Knowledge(以下 K2) : 目標値を与えられればそれをパルス数に変換することができるため移動の際は目標値を与えられるだけでよい。

(3) Distance & Angle Calculating Knowledge(以下 K3) : 出発点、目標点、通過点の座標が与えられるとそれらの2点間の距離および角度を計算することができる知識。

(4) Path Planning Knowledge(以下 K4) : 出発点、目標点の座標値を与えられればそこまで到達できる知識。

これらの知識量を求めるために、まずその知識を有しているときの通信回数および通信量を求める。通信は2段階で行われる。まずセルの機能、アドレス、センサ面合わせ、相対位置の測定の通信を行う(STEP 1)。その後に各種目的に応じた通信を行う(STEP 2)。

今移動セルが地点 P_1 から地点 P_n まで $P_2 \dots P_{n-1}$ 経由で移動する場合 STEP 2 における通信回数、通信量を考える。

(1) K1を有する時(Pulse Level)

並進の通信回数(N_s)は(移動距離/1パルスでの並進量)により求め式(13)で表される。

$$N_s = \sum_{i=1}^{n-1} [\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} / \delta] \dots \dots (13)$$

ここで δ は1パルスでの並進量、 $[]$ はガウス記号(以下同様)。

回転に関する通信回数(N_r)は(回転角/1パルスでの自転量)で求め式(14)で表される。

$$N_r = \sum_{i=1}^{n-2} [\cos^{-1}\{A/B\}/\theta] \dots\dots\dots (14)$$

ただし θ は 1 パルスでの回転量

$$A = (x_{i+1} - x_i)(x_{i+2} - x_{i+1}) + (y_{i+1} - y_i)(y_{i+2} - y_{i+1})$$

$$B = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} + \sqrt{(x_{i+2} - x_{i+1})^2 + (y_{i+2} - y_{i+1})^2}$$

1 パルスを送るために必要な通信量を E_{u1} (分離時), E_{a1} (結合時) で表すと, 通信量 E_{s1} は式(15)で表される.

$$E_{s1} = (N_s + N_r) * E_{u1} \text{ (または } E_{a1}) \dots\dots\dots (15)$$

(2) K1, K2 を有する時 (Distance & Angle Level)

Pulse Level とは 1 回の通信で移動できる値が変わってくる. ここで, 1 回の通信での並進可能量を Δ , 回転可能量を θ , 一つの目標値を送るために必要な通信量を E_{u2} (分離時), E_{a2} (結合時) で表すと, 移動の際の通信量 E_{s2} は Pulse Level と同様な計算により式(16)で表される.

$$E_{s2} = (N_s + N_r) * E_{u2} \text{ (または } E_{a2}) \dots\dots\dots (16)$$

ただし

$$N_s = \sum \{ [\sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2} / \Delta] + 1 \}$$

$$N_r = \sum \{ [\cos^{-1}\{A/B\} / \theta] + 1 \}$$

A, B は上記と同様

(3) K1, K2, K3 を有する時 (Point to Point Level)

通信回数 N は送信する地点数 n で表される. 一つの地点は (x_i, y_i) の座標として送信され, x_i, y_i はビット化されるため $\log_2 x_i, \log_2 y_i$ の情報量となる. 1 回の通信での座標を表す情報量を E_{u3} (分離時), E_{a3} (結合時) で表すと, 通信量 E_{s3} は式(17)で表される.

$$E_{s3} = \sum_{i=1}^n (\log_2 x_i + \log_2 y_i) + n * E_{u3} \text{ (または } E_{a3}) \dots\dots\dots (17)$$

(4) K1...K4 を有する時 (Start & Goal Point Level)

通信量 E_{s4} は式(17)で $n=2$ の場合である.

具体例として著者らが製作した CEBOT の移動セルが図6に示す経路を移動する場合について考えてみる. 既存のシステムにおいては $\delta=7.9\text{mm}$, $\theta=4.4^\circ$, $\Delta=63\text{cm}$, $\theta=31^\circ$ で点 a から点 b 経由で点 c まで移動するとすると前述の計算式により通信回数(重み W_i) は表7のようになる. この通信数を4.2節で述べた各知識の重み関数であると考えると各々の知識量は同じく表7に示されるものとなる. また各レベルの知識を有しているときの通信量は表8に示される. 表8の a は Start & Goal Point Level 時の必要通信量を以下 b は Point to Point Level, c は Distance & Angle Level, d は Pulse Level 時の値を示す. また STEP2 においては, E_v を分離通信の平均通信量と考えて表2よりエントロピー $\{-\sum p(x) \log [1/p(x)]\}^{(6)}$ を計算することにより 3.1 ビットとし, また STEP1 での通信ビット数は表2の通信語を 01-06 まで送りそれにアドレス(1回8ビット)等を送ると約 63 ビットとなる.

以上知識量の定量化の一例を示した. これはあるハードウェアに対して決められた条件の基における知識量であるがどのような場合においても各知識の重み関数を適当に定めてやることにより知識の定量化がなされる.

5. 知識の最適配分

5.1 知識の最適配分法 あるタスクに対して各セルはそれぞれ3章で定義した通信路の使用量を示すスカラ量 $E(x)$ を有する. そこで x_1, x_2, \dots, x_n と n 個のセルが存在したとき $E(x_1), E(x_2), \dots, E(x_n)$ が存在し, 分散協調推論における一般問題から考えて各知識に対する最適な知識配分は $E(x_1), E(x_2), \dots, E(x_n)$ が偏ることなく通信が行われることと設定する. つまりセルの通信路使用量をなるべく均等にし, タスクを遂行することが分散協調制御の知識の最適配分であると定義する.

そこであるタスクに対して最適な知識配分とは, σ^2 を最小にするように知識を配分することが, あるタスクに対するセルの知識の最適配分であるとする. x_1, x_2, \dots, x_n の通信路負荷の算術平均値 E を式(18)に

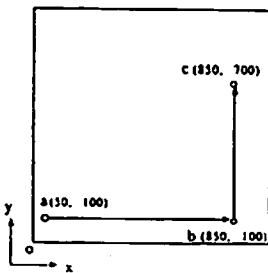


図6 移動経路

表7 各知識を有する時の通信回数とその知識量

Communication times	Knowledge (bit)
w1	200
w2	6
w3	3
w4	2

表8 各知識を有する時に必要な情報量

Amount of (bit) information
a
b
c
d

分散値(σ^2)を式(19)に示す。

$$E = (1/n) * \sum E(x_i) [s] \dots\dots\dots (18)$$

$$\sigma^2 = (1/n) * \sum \{E(x_i) - E\}^2 \dots\dots\dots (19)$$

この時メモリ等の問題でセルの有することのできる知識量には上限があるため各々のセルに対して

$$K(x) \leq a[\text{bit}] \dots\dots\dots (20)$$

なる制限が有り知識量の総和が

$$\sum K(x) \leq \beta[\text{bit}] \dots\dots\dots (21)$$

なる条件を付加して非線形最適化問題に帰着させることができ、個々の問題に応じ、解くことができる。

5.2 シミュレーション結果 以上の定義を用いて知識の最適配分に関する具体例を考えてみる。そこで以下に示す仮定を設ける。

- (1) 条件は3.3節後の状態つまり図3に示される3個のセルが4.3節で用いた図6のa-b-cを移動するという状態を考える。
 - (2) この際のセルの有することのできる知識の種類は4.3節に示した図5の4種類であるとする。
 - (3) セルはメモリ容量の関係ですべての知識を有することはできないとする。
 - (4) ユーザおよび3個のセルは図7に示す階層的通信形態をとるものとする。したがってユーザが直接MC2等とは通信できないものとする。
 - (5) 上位のセルまたはユーザは下位のセルの有する最高位レベルの情報を提供するものとする。
- ここで各セルの有することのできる知識を制限した知識の不足分の補い方を以下のように定める。セル

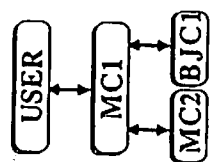


図7 階層的通信形態

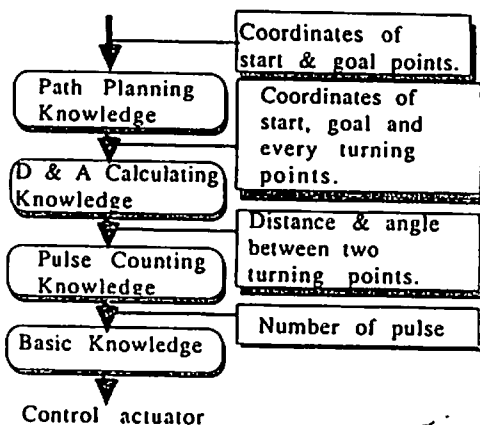


図8 知識間の関係

の有することのできる4種類の知識について図8のように考える。つまり最上位のレベルである Path Planning Knowledge に外部より情報(この場合は出発点と目標点の座標)が与えられるとそれを下位の知識が認識可能な内容に分解(この場合は経路中の通過点の座標)して下位の知識に伝え以下同様に情報の細分化を行い最下位のハードウェアの制御レベルまでもっていくものとする(図8参照)。この際一つのセルがすべての知識を有しているときは外部より出発点と目標点の座標を通信するのみでハードウェアレベルまで分解することができるが、情報の細分化において必要な知識がない場合は他のセルの有しているその知識を通信により利用する必要がある(図9参照)。例えば図9のセルxの場合はK2の知識がないためセルyの有するK2の知識に通信により聞き(cビット)セルyに情報を分解してもらいその情報をまた通信により返答(dビット)してもらうことにより知識の不足を補うとする。したがってセルxはK2の知識がないために外部と(a+c+d)ビットの通信をすることとなる。

今回のシミュレーションにおいてはK1, ..., K4 および a, ..., d を表7, 8のように対応させその値を定量化した。各セルは最高3種類の知識を有することができるのだがK1(Basic Knowledge)は通信をするために必要な知識のためすべてのセルが必ず有せねばならないため各セルはK2, K3, K4の3種類の中から任意に2種類の知識を有することができるものとする。すべてのセルが3種類の知識を有する場合各々のセルの知識の配分には3通り(${}_3C_2$)の場合があり3個のセルがあるためシステムとしては27通りの知識の配分が考えられる。そのすべてにおいて前述した仮定、方法を用いて各々のセルおよびユーザの通信路の使用量を計算しそれらの分散の最小化による最適な知識配分について求めてみた。

27通りのうちのいくつかの場合の通信の様子とその結果について図10, 表9に示す。No.1が27通りの内で分散値(σ^2)が最小となりNo.3が最大であった。よってこの場合はNo.1が最適な知識の配分形態であ

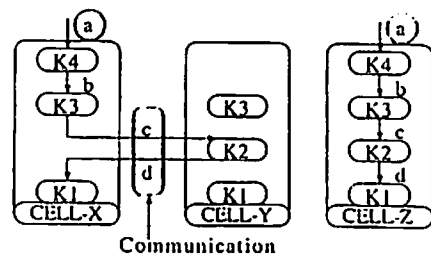


図9 通信による知識の補償

と言える。No. 1は最上位の知識(K4)が通信のマスクであるMC1にありスレーブのMC2, BJC1はそれ以外の知識を有しておりこれはトップダウン的命令形態をとっており一般的な概念に合致する結果であると言える。No. 3においてはすべてのセルがK2を有していないためユーザがすべてのセルに通信効率の悪い分離通信を用いてビットレベルの制御を行っているため非常に大きな通信量, 分散値となっている。また比較のためすべてのセルが4種類の知識を有している場合をNo. Sに示す。また各セルの有する知識量を1, 2, 3, 4と変えた場合についての通信量について結果を図11, 表10に示す。図11, 表10よりセルの有することのできる知識が増せばセル間の通信量は減りまた分散値も減少することが言える。

6. 知識量の移動に関する感度

6.1 セルの感度 σ^2 を最小にするように知識を配分し $E(x)$ の均一化を計るのだが、その際どのセルからどのセルへ知識を移すかが問題となる。そこで各々のセルに対しあるセル(y)の知識量の変化がどれだけセル(x)の通信路負荷の変動に影響するかを表す感度 $S(x, y)$ を以下のように定義する。

$$S(x, y) = -\frac{E(x)_{k2} - E(x)_{k1}}{K_2(y) - K_1(y)} \dots\dots\dots(22)$$

ここで $K_i(y)$ はセルyの状態iの時に有する知識量, $E(x)_{k1}$ はセルyが知識量 $K_1(y)$ の時のセルxの通信路使用量。

$S(x, y)$ はセルyの知識量の変化がセルxの通信量に及ぼす影響を示していた。そこでこの値を基にセルyの知識量の変化がシステム全体の通信量に及ぼす影響について考える。

いまシステム全体の通信量を式(23)で表す。

$$\Phi = \sum_j \sum_i E_j[s] \dots\dots\dots(23)$$

セルjの通信量の総和は式(4)より(24)で表される。

$$E(j) = \sum_i (E_j + E_i)[s] \dots\dots\dots(24)$$

したがってセルyの知識量の変化がセルjの通信量に及ぼす影響は式(24)を式(22)に代入して

$$S(j, y) = -\frac{\sum_i (\Delta^i E_j + \Delta^i E_i)}{\Delta K(y)} [s/bit] \dots\dots\dots(25)$$

そこでシステム全体の感度は

$$S_v = -\frac{\Delta \Phi}{\Delta K(y)} = -\frac{\sum_j \sum_i \Delta^i E_j}{\Delta K(y)} \dots\dots\dots(26)$$

ここで $\sum_j \sum_i \Delta^i E_j = \sum_j \sum_i \Delta^i E_i$ より

$$\begin{aligned} & (1/2) * \sum_j \sum_i (\Delta^i E_j + \Delta^i E_i) \\ & = \sum_j \sum_i \Delta^i E_i \dots\dots\dots(27) \end{aligned}$$

式(27)を式(26)に代入してシステム全体の感度 S_v と個々のセル感度 $S(j, y)$ の関係は式(28)で表される。

表9 シミュレーション結果(1)

No.	$\Delta E(\text{USER})$ E1	$\Delta E(\text{MC1})$ E2	$\Delta E(\text{BJC1})$ E3	$\Delta E(\text{MC2})$ E4	$E = (1/4) \sum \Delta E(i)$	$\sigma^2 = (1/4) * \sum \sum E_i \Delta E(i)$
1	0.58	1.11	0.42	0.11	0.56	0.13
2	0.58	1.49	0.13	0.78	0.75	0.24
3	17.6	19.9	1.15	1.15	9.95	78.1
S	0.58	0.80	0.11	0.11	0.40	0.09

表10 シミュレーション結果(2)

No.	$\Delta E(\text{USER})$ E1	$\Delta E(\text{MC1})$ E2	$\Delta E(\text{BJC1})$ E3	$\Delta E(\text{MC2})$ E4	$E = (1/4) \sum \Delta E(i)$	$\sigma^2 = (1/4) * \sum \sum E_i \Delta E(i)$
S1	4.55	6.25	0.85	0.85	3.13	5.54
S2	0.97	1.33	0.18	0.18	0.67	0.25
S3	0.67	0.93	0.13	0.13	0.47	0.12
S4	0.58	0.80	0.11	0.11	0.40	0.09

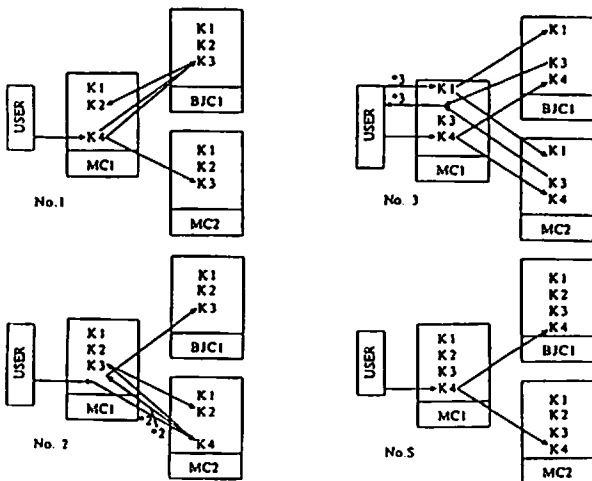


図10 知識量と通信の状態(1)

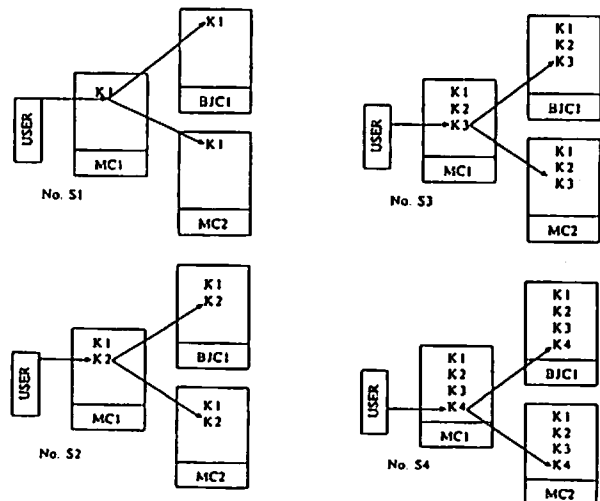


図11 知識量と通信の状態(2)

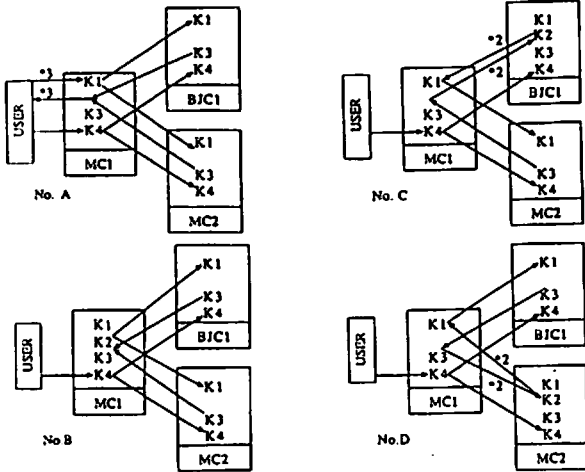


図 12 知識量と通信の状態(3)

表 11 シミュレーション結果(3)

No.	$\Delta E(\text{USER})$ E1	$\Delta E(\text{MC1})$ E2	$\Delta E(\text{BJC1})$ E3	$\Delta E(\text{MC2})$ E4	$E = (1/4) \sum \Delta E(i)$	$\sigma^2 = (1/4) \sum \Delta E(i)^2$
A	17.6	19.9	1.15	1.15	9.95	78.1
B	0.58	2.88	1.15	1.15	1.44	0.75
C	0.58	3.91	2.18	1.15	1.96	1.60
D	0.58	3.91	1.15	2.18	1.96	1.60

表 12 各セルおよびシステムの感度

No.	$S(\text{user}, y)$	$S(\text{mc1}, y)$	$S(\text{bjc1}, y)$	$S(\text{mc2}, y)$	S_y
B	3.31	3.31	0.0	0.0	3.31
C	3.31	3.11	-0.20	0.0	3.11
D	3.31	3.11	0.0	-0.20	3.11

$$\begin{aligned}
 S_y &= \frac{(1/2) * \sum_j \sum_i (\Delta^i E_j + \Delta^j E_i)}{\Delta K(y)} \\
 &= (1/2) * \sum_j \frac{-\sum_i (\Delta^i E_j + \Delta^j E_i)}{\Delta K(y)} \\
 &= (1/2) * \sum_j S(j, y) [s/bit] \dots\dots\dots (28)
 \end{aligned}$$

この値はどのセルにどれだけの知識を加えるとシステム全体の通信路使用量がどれだけ減少するかを示しておりこの値が大きいセル、つまり小さい知識の付加でより大きな通信路使用量の減少が見込めるセルに知識を付加させれば通信路負荷の減少につながる。つまり感度の高いセルに知識を移せばよいこととなり知識配分の一つの指針を与える。

6.2 具体例 5.2節において27通りの知識配分とその通信量について調べた。27通りの内いちばん通信量の分散値が大きい知識配分はNo.3の場合であった。それはシステム内に知識K2がないことに起因する。そこでこのK2をどのセルに配分することがシステムにとって有利かを前述の感度を用いて調べてみる。

初期状態時の知識量、通信量は図12(No. A)、表11(No. A)に示されている。そこでK2(表7より5.14 bit)をMC1, MC2, BJC1につけた場合の各セルの通信量、分散量を同様に図12、表11に示す。表11に示された各々の通信量を用いてセル感度、システムの感度を計算し表12に示す。感度の大きいセルは知識K2の1ビット当たり、より大きな通信量の減少があることを示している。したがってシステム全体においてはMC1にK2を付加した場合(No. B)の感度が最も大きく有利であることを示している。K2を各々の

セルに付加した後の各セルの通信量および分散値について表11にまとめてあるが分散値を比較してもNo. Bが最小となりMC1にK2を付加することの妥当性が言える。

7. ま と め

- (1) セル間通信における情報量、知識の定量化を提案しその例を示した。
- (2) セルの通信路の使用量の定量化を行いその評価関数を用いた知識の最適配分法の提案しその例を示した。
- (3) 知識の配分に関する指標として感度という概念を提案しその例を示した。

以上本報では自律分散協調制御、推論システムにおける知識の配分方問題について通信量の均一化による方法を示しその一例として著者らの提案してきた Cellular Robotic System (CEBOT)について用いてみた。この方法は一般的な分散協調推論システムにも応用可能であり知識の最適配分問題の解決法の一つの方向を示すものであると思われる。

文 献

- (1) 福田・中川. 電学論. 107-11. C(1987). 1019-1026.
- (2) 福田・中川. 機論. 55-509. C(1989). 114-118.
- (3) 福田・中川. 機論. 55-516(1989). 2100-2106.
- (4) 福田・川内・マーチン・浅間. 機論. 56-523 (1990). 709-716.
- (5) 小林. 知識工学. (1986). 104-112. 昭晃社.
- (6) アブラムソン著(宮川訳). 情報理論入門. (1949). 12-52. 好学社.
- (7) George. N. S.. Proc. of IEEE International Workshop on Intelligent Robots and Systems'89. (1989). 24-30.