

自律移動ロボットの動作環境整備のための 分散型情報管理システム配置設計

非会員 小 西 克 巳 (東京大学大学院)

非会員 倉 林 大 輔 (理化学研究所)

正 員 浅 間 一 (理化学研究所)

正 員 新 誠 一 (東京大学大学院)

Design Method for Distributed Map Management Systems by Intelligent Data Carriers

Konishi Katsumi, Non-member (The University of Tokyo), Kurabayashi Daisuke, Non-member, Asama Hajime, Member (The Institute of Physical and Chemical Research), Shin Seichi, Member (The University of Tokyo)

This paper focuses on navigation systems for autonomous robots by using distributed map management systems, which are realized by putting "Intelligent Data Carrier (IDC)" in an environment. This paper provides the mathematical model describing the behavior of an autonomous robot based on a stochastic model and proposes the evaluation method for an effect of layout of the IDCs. The IDCs arrangement problem is formulated based on the mathematical model. This problem is combinatorial problem and difficult to solve. In order to overcome combinatorial complexity, the relaxation problem is introduced. This paper provides the design method for IDCs arrangement problem using the relaxed problem. A numerical example shows an optimal arrangement of IDCs can be obtained by using the provided method.

キーワード: Environment arrangement, distributed map management, intelligent data carrier (IDC), autonomous mobile robot.

1. 序 論

工場など、専門的な工業生産設備へのロボット導入が進んだ現在、ロボットの一般社会への応用が期待されている。一般社会へのロボット適用を考える上で、環境への適応をどのように実現するかが非常に大きな問題となる。工場のような、限定された人工環境内であれば、環境モデル作成や維持、環境の地図とロボットの現在地のマッチングをとること、などはさほど大きな問題ではない。しかし、自然環境を含む一般社会において、現状のロボットが持つ環境認識能力は、ロボットの安定した行動を保証するには不足と言わざるをえない。

これに対し、環境自体を知能化し、ロボットの行動を助ける「環境整備」の考え方をを用いることにより、ロボット単体の能力の限界を打ち破ることが期待できる(図1)。生物界においても、社会性昆虫などが用いる、フェロモンマーカー⁽¹⁾⁽²⁾などがこの例としてあげられる。我々人間でも、見知らぬ目的地に向かう場合、所要所要に進行方向を示す案内表示が準備されていれば、地図を片手に、周囲

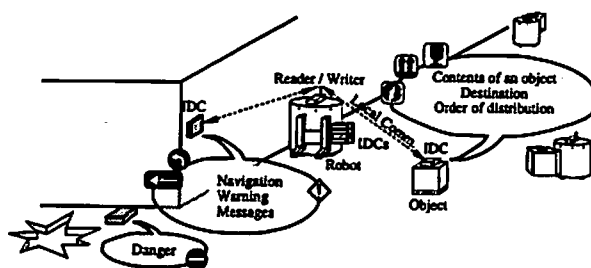


図1 環境の知能化.

Fig. 1. The overview of intelligent environment

の状態から自己位置を推定しながら行動するよりも、はるかに確実に目的地へ辿り着くことができるだろう。

このような、環境自体に情報を持たせる、分散型情報管理デバイスとして、著者らは知的データキャリア (Intelligent Data Carrier, IDC)⁽³⁾⁽⁴⁾ と称する小型通信・計算機の開発を行ってきた(図2)。IDCシステムは、環境に設置するIDCと、ロボットに搭載される Reader/Writer から構成される。IDCはCPU、メモリ、無線通信機能を

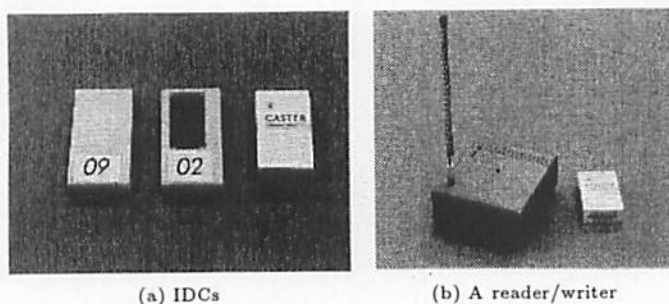


図2 IDCの写真.
Fig. 2. The prototype of the IDC system

表1 Specifications of the IDC

Media	Electromagnetic wave
Frequency	290, 310 [MHz]
Memory	32 Bytes
Modulation	ON/OFF Keying
Data rate	1200 [bps]
Power Source	a Li-ON battery (3.6V)
Size (tag)	110 x 65 x 25 [mm]
(reader/writer)	195x130x50 [mm]

内包しており、ロボットに搭載される Reader/Writer と、約 3[m] 以内という局所的な範囲内でのみ通信を行う。この IDC を環境内のさまざまな場所（壁、床、荷物等）に設置することで、IDC を環境に対する情報蓄積機構として用いることができる。

IDC の仕様を Table 1 に示す。リチウムイオン電池により、環境中で独立駆動が可能である。加えて、屋外での利用を想定し、太陽電池による電池充電が可能な仕様を製作した (Fig. 2(a) 中央)。

ロボットは Reader/Writer を通じて、IDC に対して任意の情報の読み出し・書き込みが可能となっている。著者らは、これまでにロボットが自律的に未知環境に関する情報を IDC へ蓄積し、動作を効率化するアルゴリズム [1] を構築してきた。しかし、動作効率の定量的な評価指標はいまだなく、IDC によって情報を得ることの利得を絶対的に評価したり、IDC の配置を設計することができなかった。

本論文では、自律移動ロボットの動作環境を整備するという観点から、IDC に代表される分散型情報管理システムの配置設計法を提案する。ロボットが、見知らぬ目的地へ移動するという作業をとりあげ、経路が交差する地点（交差点）とそうでない地点が、自律移動ロボットの局所的なセンサのみで判別可能であるような迷路状領域内でロボットが行動する場合を想定し、交差点での局所情報によってロボットを目的地へ誘導するシステムを考える。

IDC から正しい誘導情報が読み出せると仮定した場合、理想的には迷路状領域内の全ての床、または全ての交差点に IDC を配置すれば、局所情報のみで確実にロボットを目的地に誘導することができる。しかし、現実には数に制

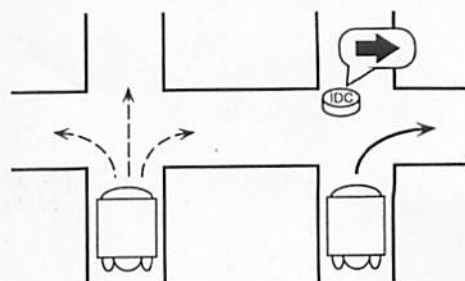


図3 局所誘導情報によるロボットの誘導システム.
Fig. 3. Schematic view of navigation system.

限などにより、全ての交差点に IDC を配置することは難しい。このとき、どのように IDC を配置すれば効率的かを考える必要がある。

本論文では、ロボットを目的地へ誘導する効率性の観点から、IDC の配置を定量的に評価し、この評価に基づき IDC の配置を与える手法を提案する。具体的には、確率モデルに基づく数学モデルを与え、IDC の最適配置問題を最大固有値最小化問題として定式化する。この問題は組合せ最適化問題となるが、これを緩和法を用いて解く手法を提案する。本論文で用いる評価方法の妥当性は、論文⁽⁶⁾で計算機シミュレーションと比較することによって示されている。

本論文で提案する手法は、目的地および環境が未知である場合の IDC の最適配置アルゴリズムを評価するためのものである。ゆえに、本論文では目的地および環境が既知であることを仮定し、IDC の最適配置問題を議論している。

本論文の構成は以下のとおりである。第2章において、IDC を用いた局所誘導情報によるロボット誘導システムを説明する。第3章では、迷路状環境でのロボットの行動を数学モデルで表し、IDC の配置の評価法を与える。第4章で IDC の最適配置問題を定式化し、線形緩和を用いた解法を与える。第5章で数値例を示し、本論文で提案する IDC の配置決定法の有効性を示す。第6章で結論を述べる。

2. 局所誘導情報によるロボットの誘導システム

本論文では、著者らが知的データキャリアによる環境の知能化で提案を行ってきた手法⁽⁶⁾⁽⁶⁾、つまり、ロボットの作業環境自体に情報を置く手法に着目し、分散型情報管理でバイスによる局所的な誘導情報提示でのロボット動作を想定する。図3のように、ロボットが移動可能な経路が交差する地点（交差点）において進行すべき方向のみを提示するという方法である。この手法では、環境内に誘導情報が構成されていれば、複数のロボットが容易にその情報を共有でき、個々に情報獲得を行う必要がない。

ここで、各ロボットについて、次の仮定をおく。

- ロボットは地図を持たず、環境から得られた情報のみ

で動作する。

- ロボットは進行可能な方向をセンサにより検出し、現在地が交差点あるいは目的地であるかどうか判断することができる。

つまり、ロボットは世界座標系における位置を推定したり、行動判断に利用することはできないが、自分の周囲の状況や自分の向きを検知することができる。これは、赤外線センサ、超音波センサやジャイロ、コンパスなど、現実利用可能なセンサを想定したものである。

このような仮定の下では、ロボットの行動の決定は交差点での進行方向選択に単純化される。このため、ロボットを効率よく目的地に導くためには、これらの交差点において、目的地への最短方向を指示することが十分かつ有効である。具体的な分散型情報管理デバイスとして、著者らが開発した IDC を想定する。IDC が配置された交差点では、ロボットは確実に目的地への最短方向に誘導されるが、IDC が配置されていない交差点では、ロボットはランダムに方向を選択する。

3. ロボット動作のモデル化

IDC が配置された環境下での自律ロボットの振るまいを調べるために、本節では確率モデルに基づく数学モデルを提案する。各ロボットの位置は状態方程式で記述され、この状態方程式に基づいて IDC 配置の最適性を評価する。

ロボットは図4で表される迷路状の環境で行動すると仮定する。簡単のために、環境下に1台だけロボットがいる場合を考える。このとき、図5のように環境をセルに分割することで、ロボットが行動する環境を図6のようにグラフで表すこととする。ロボットがこのグラフ上をランダムに移動すると仮定し、ロボットが各ノードに存在する確率を数学モデルで表す。ステップ t においてロボットがノード i にいる確率を $x_i(t)$ で表すと、IDC が配置されていない場合のロボットが各ノードに存在する確率の状態方程式は以下になる。

$$\mathbf{x}(t+1) = A\mathbf{x}(t), \dots\dots\dots (1)$$

$$\mathbf{x}(t) = [x_1(t) \ x_2(t) \ \dots \ x_n(t)]^T \in \mathbb{R}^n, \dots\dots\dots (2)$$

ただし、

$$0 \leq x_i \leq 1, \dots\dots\dots (3)$$

を満たす。 $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ は状態遷移行列であり、その ij 成分を a_{ij} で表すと、 a_{ij} はロボットがノード j からノード i へ移動する確率を表している。

本モデルでは、ロボットの向きを考えておらず、ロボットが来た方向に戻ることも許している。ロボットの向きを考慮して、ロボットが来た方向に戻ることを禁止したモデルは、有向グラフを用いることで簡単に実現できる⁽⁴⁾。本論文では簡単のために、無向グラフを用いてモデル化を行った。

本論文では、ロボットが目的のノードに到達する効率を

評価するための数学モデルを構築するのが目的であるため、ロボットが目的のノードに到達した後の行動は考えない。つまり、ロボットは目的のノードに到達した後は環境上から消えると考え、このことを数学モデルで表すと次のようになる。目的のノードがノード l のとき、状態遷移行列 A の a_{il} は、

$$a_{il} = 0, \quad i = 0, 1, \dots, n. \dots\dots\dots (4)$$

を満たす。

図7は簡単な例を表している。この場合、状態遷移行列は、

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & \frac{1}{3} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & \frac{1}{3} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{3} & 0 & 0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (5)$$

となる。どのような環境に対しても A の最大固有値は1より小さくなり、明らかに、 $t \rightarrow \infty$ に対し $\mathbf{x} \rightarrow 0$ となる。

次に IDC が配置された場合を考える。IDC が配置されたノードでは、IDC はロボットに対し隣接するノードのうち、どのノードに行けば目的のノードに近いかという情報を与え、ロボットはこの情報に基づき、確率1で次のノードに移動する。よって、IDC が配置されたノードに対応する状態遷移行列の成分は1になる。例えば、図7においてノード3に IDC が配置された場合を考えると、状態遷移行列は次のようになる。

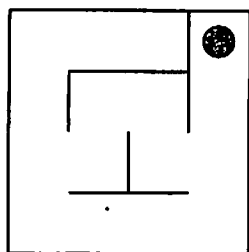
$$A = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \dots\dots\dots (6)$$

つまり、状態遷移行列は IDC の配置によって決定される。

4. IDC の最適配置問題

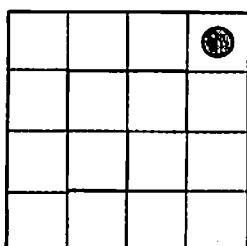
本章では、分散型情報管理デバイスである IDC の最適配置問題について考える。全てのノードに IDC を配置するのが理想的であるが、実際には限られた個数の IDC しか与えられない。よって、どのように IDC を配置すれば効率的にロボットを誘導できるかを調べる必要がある。本節では前節で与えた数学モデルに基づき、この問題を最適化問題として扱う。

(4-1) 問題の定式化 本論文では、IDC の配置の最適性を式(1)で与えられる状態方程式の状態 $\mathbf{x}(t)$ の収束の速さで考える。状態 $x_i(t)$ はロボットがノード i に存在する確率を表しているので、この $x_i(t)$ が0に収束する速度が速ければ、より良い IDC の配置であると考えることができる。状態 $\mathbf{x}(t)$ の収束の速さは状態遷移行列 A の



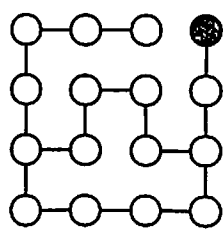
● : Destination

図4 ロボットの作業環境の例.
Fig. 4. An example of a working field.



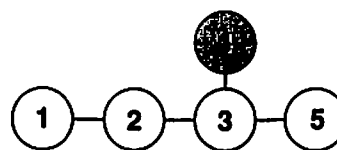
● : Destination

図5 作業環境のセルへの分割.
Fig. 5. A working field divided into cells.



● : Destination

図6 ロボットの作業環境のグラフによる表現.
Fig. 6. A working field described by graph.



● : Destination

図7 作業環境の簡単な例.
Fig. 7. A simple example.

最大固有値によって決まり、最大固有値が小さいほど速く収束する。ゆえに、IDCの最適配置問題は状態遷移行列 A の最大固有値最小化問題として定式化される。

n 個のノードで表される環境に対し k 個の IDC が与えられた場合を考える。 n 個のノードのうち m 個のノードを IDC を配置する候補として考える。3節で述べたように、状態遷移行列は IDC の配置によって決定する。ゆえに、IDC の最適配置問題は mC_k 個の候補の中から最大固有値が最小である A を求める問題として以下のように定式化される。

$$\text{Minimize } \bar{\lambda}(A) \quad \text{subject to } A \in \mathcal{A}, \dots \quad (7)$$

ただし、 $\bar{\lambda}(\cdot)$ は行列の最大固有値を表す。また、 $\mathcal{A}$ は状態遷移行列 A の候補の集合を表す。つまり、集合 $\mathcal{A}$ は可能な IDC の配置の全ての組合せに対応する状態遷移行列 A の集合であり、あらかじめ与えられているものとする。

〈4.2〉 緩和問題 式(7)で与えられる最適化問題は組合せ最適化問題であり、解くことは難しい。本論文では、この問題に対し緩和問題を定義し、緩和問題を解くことで近似解を得る方法を用いる⁽⁸⁾⁽⁹⁾。組合せ最適化問題を解く手法には、他にも GA やニューラルネットワーク等がある。緩和問題を用いて解く手法はこれらの手法に比べ、短時間で解が得られる点、および、計算アルゴリズムの収束性が証明されている点が優れている。

次に定義される問題は問題(7)の緩和問題である。

$$\text{Minimize } \bar{\lambda}(\hat{A}) \quad \text{subject to } \hat{A} \in \hat{\mathcal{A}}, \dots \quad (8)$$

$$\hat{\mathcal{A}} := \left\{ \hat{A} \in \mathbb{R}^{n \times n} : \begin{array}{l} \hat{A} = (\hat{a}_{ij}), \\ \hat{a}_{ij} = a_{ij} \quad \forall j \notin \mathcal{N}, \\ \sum_{i=1}^n a_{ij} = 1 \quad \forall j \in \mathcal{N}, \\ 0 \leq \hat{a}_{ij} \leq 1 \end{array} \right\}, \quad (9)$$

ただし、 $\mathcal{N}$ は IDC を配置する候補のノードの添え字集合である。状態遷移行列の成分のうち、IDC を配置しないノードの成分はそのまま、IDC を配置するノードの成分を線形緩和している。IDC を配置した場合は、そのノードに対応する成分は1と0だけで表されるはずであるが、成分の和が1という制約に線形緩和している。この緩和問題は、内点法に基づく方法⁽¹⁰⁾によって短時間で

解くことができる。

また、 $A \in \hat{A}$ なので、以下の不等式が成り立つ。

$$\inf_{\hat{A} \in \hat{A}} \bar{\lambda}(\hat{A}) \leq \inf_{A \in A} \bar{\lambda}(A). \quad \dots\dots\dots (10)$$

ゆえに、緩和問題を解くことで得られる解は $\bar{\lambda}(A)$ の下解を与え、真の解の近似解となる。緩和問題 (8) を解いた後、集合 A の中から緩和問題の解 $\hat{A}^*$ に最も近い値を持つ行列を選ぶことで、状態遷移行列 A が得られ、IDC の配置が決定する。本論文で提案する方法は以下のような手順である。

step 1 問題 (7) から緩和問題 (8) を導く。

step 2 緩和問題 (8) を解き、緩和された状態遷移行列 $\hat{A}$ を求める。

step 3 集合 A の中から得られた $\hat{A}$ に最も近い行列を解とする。

このように得られた状態遷移行列 A が、 $\bar{\lambda}(A)$ を最小にする保証はない。しかし、問題 (7) を直接解くことは非常に困難であるが、緩和問題は短時間で解けるという利点がある。また、実環境において IDC を配置しない場合の状態遷移行列 A を正確に得ることは難しい。例えばロボットが未発見の通路や障害物などが存在すれば、行列 A にモデル誤差が含まれることになる。つまり、状態遷移行列 A は以下のように誤差項 ΔA が加わった形で得られる。

$$A = A_0 + \Delta A. \quad \dots\dots\dots (11)$$

ただし、 A_0 は真の状態遷移行列で未知である。

問題 (7) に対し、状態遷移行列にモデル誤差がない場合に得られた解を A_0^* 、誤差のある場合に得られた解を A^* とする。また、緩和問題 (8) を解いて、 A から最も近い解を選ぶとき、誤差のある場合に得られた解を $\hat{A}^*$ とする。このとき、

$$|\bar{\lambda}(A^*) - \bar{\lambda}(A_0^*)| \leq \epsilon, \quad \dots\dots\dots (12)$$

$$|\bar{\lambda}(\hat{A}_0^*) - \bar{\lambda}(A_0^*)| \leq \hat{\epsilon}, \quad \dots\dots\dots (13)$$

$$\hat{\epsilon} \leq \epsilon, \quad \dots\dots\dots (14)$$

が成り立つとすると、本論文で提案する方法で得られた解は、 ϵ 以内の誤差での信頼があると言える。

また、緩和問題 (8) を解くのに必要な計算時間は、行列 A の最大固有値を求める計算時間に等しい。問題 (7) を全探索によって解く場合は、緩和問題 (8) を解く時間と IDC の配置の組合せ通りの積の時間を要する。よって、本手法により、計算時間が大幅に短縮される。

5. 数 値 例

図 8 に示すような IDC の最適配置問題を考える。2 個の IDC を (a)(b)(c)(d) のいずれか 2 個所に置く問題を考えよう。図 9 は図 8 の環境をグラフにしたものである。番号はノードに対応する番号を表している。このとき、状態

遷移行列は、

$$A = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & b_1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2} & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & b_2 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & b_3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & a_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & d_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & c_1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & a_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & d_2 & 0 \\ \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & a_3 & 0 & c_2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & d_3 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{2} & 0 & 0 & 0 & c_3 \end{bmatrix}, \quad \dots\dots (15)$$

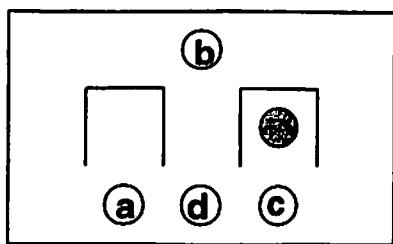
となる。ただし、以下のような制約がある。

$$\begin{cases} a_1 + a_2 + a_3 = 1, \\ b_1 + b_2 + b_3 = 1, \\ c_1 + c_2 + c_3 = 1, \\ d_1 + d_2 + d_3 = 1, \end{cases} \quad \dots\dots\dots (16)$$

$$\begin{cases} 0 \leq a_i \leq 1, i = 1, 2, 3, \\ 0 \leq b_i \leq 1, i = 1, 2, 3, \\ 0 \leq c_i \leq 1, i = 1, 2, 3, \\ 0 \leq d_i \leq 1, i = 1, 2, 3. \end{cases} \quad \dots\dots\dots (17)$$

緩和問題 (8) を制御系設計や数値最適化で幅広く用いられている MATLAB を用いて解いた。緩和された状態遷移行列 $\hat{A}$ は以下のように得られた。

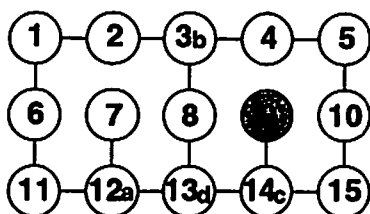
$$\begin{aligned} \hat{a}_1 &= 0.39, & \hat{a}_2 &= 0.12, & \hat{a}_3 &= 0.49, \\ \hat{b}_1 &= 0.24, & \hat{b}_2 &= 0.35, & \hat{b}_3 &= 0.41, \\ \hat{c}_1 &= 0.93, & \hat{c}_2 &= 0.05, & \hat{c}_3 &= 0.02, \\ \hat{d}_1 &= 0.17, & \hat{d}_2 &= 0.11, & \hat{d}_3 &= 0.72. \end{aligned} \quad \dots\dots\dots (18)$$



● Destination

図8 数値例. 2個のIDCを(a)-(d)のうち2個所に配置する.

Fig. 8. Numerica Example. Two IDCs are put on two junctions among (a)-(d).



● Destination

図9 作業環境のグラフによる表現.

Fig. 9. Graph expression of the working field.

$\hat{c}_1$ と $\hat{d}_3$ の値が大きい. これは, (c) からは上のノードへ, (d) からは右のノードへ行く確率を増やせば状態遷移行列の最大固有値を小さくできることを表している. ゆえに, (c) と (d) に IDC を配置すれば良いことがわかる. この解は可能な限りの配置を試して全探索して得られた最適解と一致している.

$\bar{\lambda}(A^*)$ を問題 (7) の最適解とし, $\bar{\lambda}(\hat{A}^*)$ を問題 (8) の最適解とすると,

$$\bar{\lambda}(\hat{A}^*) = 0.9263, \dots \quad (19)$$

$$\bar{\lambda}(A^*) = 0.9331, \dots \quad (20)$$

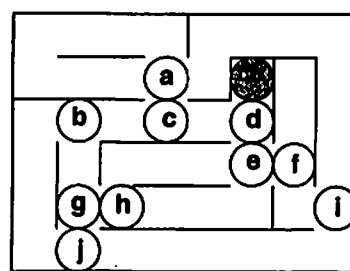
となった. $\bar{\lambda}(\hat{A}^*)$ と $\bar{\lambda}(A^*)$ の値の差が非常に小さいことがわかる.

次にもう少し大規模な例として, 図 10 に示すような環境に 4 個の IDC を (a)-(j) のいずれか 4 個所に置く問題を考えた. 本論文で提案する手法により, (a)(b)(e)(i) に IDC を置くという解が得られた. なお, 状態遷移行列が大きくなるために具体的な数値は省略する.

これらの結果, 緩和問題を解くことにより, IDC の最適な配置が短い時間で得られることがわかる.

6. 結 論

本論文では, ロボットを一般社会へ応用するために, ロボットの行動を助ける環境整備手法を提案した. ここでは,



● Destination

図 10 数値例 2. 4 個の IDC を (a)-(j) のうち 4 個所に配置する.

Fig. 10. Numerica Example 2. Four IDCs are put on two junctions among (a)-(j).

環境自体に, 分散してロボットを目的地へ誘導するための情報を蓄積・提示する. そのための分散型情報管理デバイスとして, 著者らが開発を進めてきた, 知的データキャリア (IDC) を想定し, その最適配置設計手法を明らかにした.

本論文では, 自律ロボットの振る舞いを確率モデルでモデル化し, IDC の配置は状態遷移行列の最大固有値で評価し, IDC の最適配置問題を状態遷移行列の最大固有値最小化問題として定式化した. この問題は組合せ最適化問題であり, 解くのは非常に困難であるが, 緩和問題を定義することによって近似解を得られることができる. 本論文ではこの緩和問題に基づいた方法を提案した. 本論文で提案した方法により, IDC の最適配置問題が短い時間で解ける. 数値例により, 提案する手法の有効性を示した.

本論文で提案した手法は, 緩和問題から得られた解に最も近い解を集合 A から人間が選ぶという手法である. 分枝限定法を用いて解を絞り込む方法も考えられるが, 状態遷移行列が大きくなると, 計算時間が莫大になってしまう. 本手法では真の解が得られないが, 短い時間で解けるということと, 得られた近似解に ϵ 以内の誤差での信頼があるという利点がある.

今後の課題としては, 最も近い解を自動的に導出することが考えられる. 今後は, 状態遷移行列のモデル誤差 δA の大きさと, 緩和問題を解いて得られた解と集合 A の要素との差の関係を数学的に明らかにし, 指標を作ることによって, 一意に解を導出する方法を考える必要がある. また, ロボットが複数存在した場合に, ロボットが相互に干渉する場合を考慮して確率モデルを構築する必要がある. 本論文では, ロボットがランダムに行動することを仮定したが, 今後は, もう少し高度な行動を考え, 条件付き確率等も導入する必要がある.

(平成 11 年 12 月 17 日受付, 同 12 年 2 月 23 日再受付)

文 献

- (1) R. Beckers, et al.: Trails and U-turns in the selection of a path by the ant *Lasius niger*, *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 159, 397-415 (1992).
- (2) J. L. Deneubourg and N. Franks: Collective control without explicit coding: the case of communal nest excavation, *Journal of Insect Behavior*, Vol 8, 417-432 (1995).
- (3) T. Fujii, et al.: Intelligent Data Carrier System for Cooperative Behaviors Emerged among Collective Robots, *IEEE Int. Conf. on System, Man and Cybernetics*, 299-304 (1997).
- (4) D. Kurabayashi, et al.: Development of an Intelligent Data Carrier (IDC) System and Its Applications, *Proc. of The Fourth Int. Symp. on Artificial Life and Robotics*, 24-39 (1999).
- (5) 倉林大輔, 他: 群ロボットののための知的データキャリアの開発 (第5報) - IDCを用いた自律移動ロボット間の協調行動 -, 第10回自律分散システム・シンポジウム, 343-347 (1998).
- (6) 倉林大輔, 小西克巳, 浅間一: 環境中の局所誘導情報に対する自律移動ロボットの繰り返し搬送の作業効率評価, 計測自動制御学会論文集, Vol.35, No.9, 1213-1219 (1999).
- (7) 倉林大輔, 浅間一, 嘉悦早人, 遠藤勲, 新井民夫: 知的データキャリアを用いた誘導情報の自律獲得による自律分散型移動ロボットの繰り返し搬送作業, 機械学会論文集 (C編), Vol. 65, No. 640, 4744-4749 (1999).
- (8) 福島, 茨木: 最適化の手法, 共立出版 (1994).
- (9) G. L. Nemhauser, A. H. G. Rinnooy and M. J. Todd: *OPTIMIZATION*, Elsevier Science Publishers B.V. (1989).
- (10) J. E. Nesterov and A. S. Nemirovsky: *Interior-Point Polynomial Algorithms in Convex Programming*, SIAM books (1994).

小 西 克 巳 (非会員) 1974年3月26日生。98年東京大学大学院工学系研究科修士課程修了 (計数工学専攻)。同年博士後期課程進学。大域的最適化, 数理計画法による制御系設計などの研究に従事。



倉 林 大 輔 (非会員) 1970年9月15日生。98年東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻博士課程修了。同年より, 理化学研究所基礎科学特別研究員。マルチエージェント・ロボットシステムの協調作業の研究に従事。博士 (工学)。精密工学会, 日本機械学会, IEEE等の会員。



浅 間 一 (正員) 1951年1月18日生。84年東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。86年理化学工学研究室研究補, 生化学システム研究室研究員, 先任研究員を経て, 現在工学基盤研究部副主任研究員。99年埼玉大学大学院理工学研究科客員助教授。自律分散型ロボットシステム, 複数移動ロボットの協調, 群知能, ロボットによる保全技術, バイオプロセスの知能化技術の開発に従事。95年日本機械学会ロボメック賞, 96年日本機械学会ロボメカ講演会 Best Paper 賞, RoboCup-98 Japan Open 人工知能学会賞 (UTTORI United Team) 等受賞。工学博士。IEEE, ニューヨーク科学アカデミー, 日本機械学会, 精密工学会などの会員。



新 誠 一 (正員) 1980年東京大学大学院工学系研究科計数工学専攻修士課程修了。同年東京大学工学部計数工学科助手。87年工学博士 (東京大学)。同大学講師を経て, 88年筑波大学電子・情報工学系助教授, 92年東京大学工学部計数工学科助教授, 98年より東京大学工学部附属総合試験所助教授。92年, 94年, 98年計測自動制御学会論文賞受賞。93年同賞武田賞受賞。計測自動制御学会, IEEEなどの会員。制御理論を中心に計測制御工学の研究に従事。

