重み付きグラフ作成にもとづく自動車庫入れシステム*

中 西 博^{*1}, 藤 原 直 史^{*1}

Automatic Parking System Based on Weighted Graphs

Hiroshi NAKANISHI^{*2} and Naofumi FUJIWARA^{*2} Kanazawa University, Dept. of Natural science and Technology,
2-40-20 Kodatsuno, Kanazawa, Ishikawa, 920-8667 Japan

In this paper, we propose a practical automatic parking system of a vehicle, which has geometric constraints for its trajectories, based on weighted graphs for path planning. The path plan consists of the ordered combination of lattice nodes virtually arranged within the system as landmarks. While, the graphs are formed more specifically with vehicle states composed by selected node I. D. number and vehicle heading angle on these node positions. The best graph is searched with Genetic Algorithm, one of the powerful methods for optimal combination problems. Besides, learning ability for impassable regions refines the path search so as to be adaptive to the layout of the path planning space surrounded by walls. As a result of computer simulations, we show the system has a potential to be employed principally in real application.

Key Words: Automobile, Computer Control, Learning, Car Parking, Genetic Algorithm, Weighted Graph, Preference

1. はじめに

自動車の走行経路は、運転者の環境認識、状況判断によって作成された経路計画にもとづいて制御される。コンピュータの信頼できる情報処理によってこれを支援することは運転者の負担低減・事故防止に有効であると思われるが、経路の構造が複雑でしかも何通りも候補が存在する場合はその作成と選好が容易ではなく、効率の良い方法を必要とする。それにはまた運転者の経験によって得た知識が有効であることは考慮しなければならない。

自動車は構造上その幾何学的な拘束のもとに走行経路をとる。したがって経路計画は目的地に向かう道路の選択のみならず局所的な領域における移動においても重要である。ここではそのような例として、限られた空間における自動車庫入れシステムのための経路計画の方法を計算機上で検討する。

自動操舵による車両の駐車についてはニューロやファジイ制御によるもの⁽¹⁾⁽²⁾、最適制御によるもの⁽³⁾など提案されており、設計者の知識による詳細な舵角

の制御規則によって自動的な入庫を可能にしている。ここでは入庫目標位置以外の知識をあらかじめ与えずに経路計画を作成し、それに従って車両移動する汎用的システムを提案する。その手法には移動体の経路計画に有効とされる⁽⁴⁾遺伝的アルゴリズム(GA)⁽⁵⁾⁽⁶⁾を応用する。システムは、それにより初期位置と入庫点にもとづいて作成されたいくつかの経路計画案からもっとも適した案を選好して車両を移動させる。また入庫過程で障害物に遭遇したときはその位置を学習して以後の経路計画に反映させ、環境に適した柔軟で効率的なシステムとする。

2. 自動車庫入れシステムの設定

車両は方位と走行距離で起点からの位置を推定することが出来る自律航法装置を装備しているとする。また自動操舵のためのパワーステアリング装置、自動アクセル装置、自動ブレーキ装置を装備し、車両の4隅には障害物認識のための近接センサを備えているものとする。自動車庫入れを行う誘導スペース外周は壁面になっており車両はそれを通ることができない。

以上のような車両とその環境を前提にしてつぎのような手順で自動車庫入れ操作のできるシステムを考

* 原稿受付 1999年8月9日。

^{*1} 正員, 金沢大学大学院自然科学研究科 (〒920-8667 金沢市小立野2-40-20)。

E-mail: nakanishi-hir@kyb.co.jp

える (図 1)。

(準備 1) 運転者の操作により車両は車庫入れのための誘導スペースに接近し、あらかじめ設定された地上局を通過するときに、車両代表点の正確な位置を検定することにより位置推定を開始する。以後車両位置とは、車両代表点の位置を表すとする。

(準備 2) 運転者の操作により車両後部から車庫入れを行い、車両の入庫位置 g とそのときの車両の向きを記憶する。

(準備 3) システムは g 点の位置と車両角度にもとづき、直交する $X-Y$ 座標上に J 行 I 列の格子点を仮想する。行間距離と列間距離は等しく d とする。経路計画は仮想されたこれらの格子点の集合；

$$\Lambda = \{ p_n : (i_n, j_n) | i_n = 1, \dots, I, j_n = 1, \dots, J \} \quad (1)$$

の一部を車両の通過点とすることにより作成する。任意の格子点 p_n の座標値は $(i_n \times d, j_n \times d)$ である。

g 点は $p_g((I+1)/2, 1)$, (I は奇数とする), の格子点上にあるものとし, (準備 2) による入庫時の車両の前後軸方向前方を Y 軸方向とする。

(準備 1) ~ (準備 3) により次の手順で車庫入れ操作を行う。

システムによる車庫入れ手順

(i) 車庫入れのための車両は運転者の操作により地上局を通過し、誘導スペース上の任意の位置で乗員が降車した後、自動操作による車庫入れを開始する。

(ii) システムは操作の開始点を出発位置とし、 g 点をゴールとした経路計画案をいくつか作成する。

(iii) 計画案の中から最適な経路を選び、それに沿った車両の移動を開始する。途中、進行を妨げる障害物に遭遇してその計画が実行不能になった(以後、スタックした、とする)ときは停車して、その位置を学習するとともに改めて経路計画を行う。

(iv) g 点に到達したら操作終了とする。

この過程でシステムが行う経路計画作成方法について以下に説明する。

3. 経路計画の作成

ここで経路計画とは選択した車両状態変化のグラフ化によって、車両が到達する格子点の順序列を作成

することである。以後、車両が到達する格子点をノード、最初に通過するノードをイニシャルノード、ゴールのノードをゴールノードとする。車両の状態とは s_p : (i_p, j_p, θ_p) とする。ここで i_p, j_p は車両が位置するノード位置を表す。また θ_p はそのときの車両角度であり、 Y 軸を基準として反時計回りを正とする。このグラフ中には同一の状態が 2 度以上現れ、ループを形成する場合がある。またゴール状態の要素 θ_g の値は唯一ではなく、 s_g は多数存在する。

Fig. 1 Automatic parking system

車両状態変化は 3・1 節で示すような車両軌道により拘束され、車両が次に到達する格子点 $p_q: (i_q, j_q)$ により θ_q は一意的に定まる。また状態変化 s_p, s_q 間のリンクは重みをもち、それは軌道長さと (c-1)~(c-3) の制約によって決定する。

(c-1) $|\delta_q| \leq \delta_{\max}$ (舵角は車両の最大舵角を越えない)

(c-2) s_p から s_q への軌道上では学習によって獲得した通行不可領域がない。

(c-3) $|\theta_q| \leq 180^\circ$ (同じ車両角度が角度の周期性によって多重に定義されない)

これらによる重みの全経路長にわたる集積と θ_g による評価により適正な経路選択を行っていく。

また経路計画は、任意の車庫入れ開始位置 a からイニシャルノード $p_s: (i_s, j_s)$ に到達するまでの移動計画 $Path1$ と p_s からゴール格子点 p_g に到達するまでの移動計画 $Path2$ から構成される。それぞれの作成方法について 3・2, 3・3 節で述べ、また経路計画の実行方法を 3・4 節で説明する。

3・1 車両軌道 車両は経路計画に従い、前輪舵角と車両の前進・後退を制御してノード間を移動する。このときの移動速度は非常に低速であるとし、タ

イヤの滑り角は微小として無視する。したがってその軌跡はアッカーマンジオメトリに従う。ここでは車両を4輪車と等価の軌道を与える前後2輪モデルとして扱う(図2)。したがって舵角とは2輪モデルの前輪舵角を表す。またノード間の走行時の舵角は一定とする。したがって車両代表点はこの間で円弧を描く軌道をとる。前進・後退は軌道長さが小さくなる方を選択する。

Fig. 2 Vehicle trajectory

3・2 Path 1 の作成

(i) 車両の初期位置を a とする。すべての格子点 $p_n \in \Lambda$ のうち車両が a から、制約(c-1)~(c-3)に違反しないで到達できる格子点を4つの集合に分類する

$$\begin{aligned} R_I &= \{p_{I(l)} | p_{I(l)} \text{は左旋回または直進で前進により到達する.}\} \\ R_{II} &= \{p_{II(l)} | p_{II(l)} \text{は左旋回または直進で後退により到達する.}\} \\ R_{III} &= \{p_{III(l)} | p_{III(l)} \text{は右旋回で前進により到達する.}\} \\ R_{IV} &= \{p_{IV(l)} | p_{IV(l)} \text{は右旋回で後退により到達する.}\} \end{aligned} \quad (2)$$

l は領域内の格子点を区別するための番号である。

ここで $R_r = \emptyset, (r = I, II, III, IV)$ の場合もあり得る。

(ii) $R_I \sim R_{IV}$ の各集合において a 点からの車両軌道長さが小さい順にインisialノード候補として順序列を作成する。

$$\begin{aligned} \bar{O}_I &= (p_{I(1)}, p_{I(2)}, \dots, p_{I(L_I)}) \\ &\dots \\ \bar{O}_{IV} &= (p_{IV(1)}, p_{IV(2)}, \dots, p_{IV(L_{IV})}) \end{aligned} \quad (3)$$

このとき、

$$\hat{T}_1(a, p_{I(1)}) < \hat{T}_1(a, p_{I(2)}) < \dots, \hat{T}_1(a, p_{I(L_I)}) \quad (4)$$

などである。 $\hat{T}_1(a, p_{I(l)})$ は $a, p_{I(l)}$ 間の軌道長さを表す。 L_I などは領域の格子点数を表す。

(iii) $\bar{O}_I \sim \bar{O}_{IV}$ から経路計画案の集合を作成する。

$$\begin{aligned} C_1 &= \{P_{I(1)}, P_{II(1)}, P_{III(1)}, P_{IV(1)}\} \\ &\dots \\ C_{L_{\max}} &= \{P_{I(L_{\max})}, P_{II(L_{\max})}, P_{III(L_{\max})}, P_{IV(L_{\max})}\} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで

$$L_{\max} = \max_{r \in \{I, II, III, IV\}} L_r \quad (6)$$

である。また $P_{r(l)}$ は $p_{r(l)}$ をインisialノードとする経路計画名を表す。

3・3 GA による Path 2 の作成 GA が探索するのはインisialノードからゴールノードまでの任意の組み合わせで示される経路のうちで適応度が大きくなるような Path2 の経路であり、つぎのようなアルゴリズムとする。

3・3・1 個体の定義 一つの個体 $I_k^n, (k=1, \dots, K, n=1, \dots, N, K$ は個体数, N は世代数), は1つの経路を表現する。 I_k^n における t 番目の遺伝子, $e_k^n(t), (t=1, \dots, M_k^n, M_k^n$ は遺伝子数)は経路中の t 番目のノード, $p_k^n(i_k^n(t), j_k^n(t))$ と, そこに到達したときの車両角度領域 $z(\theta_k^n(t))$ を(7)式のようにコーディングして作成する。車両角度領域はノード上の車両角度を有限の等分割区間に割り当てた場合の自然数番号を示す(図3)。

$$e_k^n(t) : (i_k^n(t), j_k^n(t), z(\theta_k^n(t))) \quad (7)$$

Fig. 3 Assignment of vehicle heading region

個体はつぎのようなリストで表現できる.

$$I_k^n : (e_k^n(1), \dots, e_k^n(M_k^n)) \quad (8)$$

GA による経路探索は次のような手順による.

GA の手順

(i) 初期世代の形成

(ii) 複製

(iii) 交叉

(iv) 突然変異

所定の世代数まで(ii)~(iv) を繰り返す.

3・3・2 初期世代の形成 初期世代は次のように形成する.

(i) 3・2 節で選択したイニシャルノードを $p_m : (i_k^1(1), j_k^1(1))$ とそのときの推定車両角度 $\theta_k^1(1)$ から個体 $I_k^1, (k=1, \dots, K)$ の一番目の遺伝子 $e_k^1(1)$ をコーディングする.

$$e_k^1(1) : (i_k^1(1), j_k^1(1), z(\theta_k^1(1))) \quad (9)$$

(ii) 車両が通過する次期ノード $e_k^1(2)$ を一様乱数により選択する.

$$e_k^1(2) : (i_k^1(2), j_k^1(2), z(\theta_k^1(2)))$$

$$i_k^1(2) = 1, \dots, I, j_k^1(2) = 1, \dots, J, \\ i_k^1(1) \neq i_k^1(2) \vee j_k^1(1) \neq j_k^1(2) \quad (10)$$

(iii) 同様に t 番目, $(t=2, \dots, M_k^1-1)$ の遺伝子から $t+1$ 番目の遺伝子をコーディングする.

(iv) ゴールノードを確率により選択したところで (i)~(iii) において作成した遺伝子列で初期世代の個体 $I_k^1, (k=1, \dots, K)$ を形成する. したがって個体の持つ遺伝子数 M_k^1 は一定していない.

3・3・3 複製 個体の適応度を次のように定義する.

$$f_k^n = \frac{1}{b_k^n} \quad (11)$$

ここで, b_k^n は個体に対応する経路のコストであり,

$$b_k^n = \sum_{t=1}^{M_k^n-1} \frac{\widehat{T}_2(p_k^n(t), p_k^n(t+1))}{d} + \lambda |\theta_k^n(M_k^n)| \quad (12)$$

ここで $\widehat{T}_2$ は Path2 におけるノード間の経路長さ,

λ は車両の入庫角を重視する度合いを示す正の定数である. λ の値が大きいほど (準備 2) で設定した入庫状態に近づく経路が選択され易いが, その場合, 経路長が増加することになる.

個体の複製確率を適応度 f_k^n に比例させ (ルーレット戦略), 設定した個体数 K の個体を複製する.

3. 3. 4 遺伝子操作

a. 交叉

(i) ランダムに個体対 $(I_p^n, I_q^n), (p \neq q)$ を形成する.

(ii) I_p^n, I_q^n のそれぞれの遺伝子列をランダムに 2 分割して組み替えることによる 1 点交叉を行い, 新しい個体を 2 個形成する.

$$I_p^n : (e_p^n(1), \dots, e_p^n(t_1-1), \{e_p^n(t_1), \dots, e_p^n(M_p^n)\})$$

$$\Downarrow$$

$$I_p^n : (e_p^n(1), \dots, e_p^n(t_1-1), e_q^n(t_2), \dots, e_q^n(M_q^n))$$

$$I_q^n : (e_q^n(1), \dots, e_q^n(t_2-1), e_p^n(t_2), \dots, e_p^n(M_p^n))$$

$$\Downarrow$$

$$I_q^n : (e_q^n(1), \dots, e_q^n(t_2-1), \{e_q^n(t_2), \dots, e_q^n(M_q^n)\})$$

(iii) 交叉によって変化した個体内遺伝子の車両角度領域を改める. 残りの個体について (i) から繰り返す.

b. 突然変異 ここで扱う遺伝子列は同じ遺伝子の重複を許しているため, 車両経路に冗長なループが生じる可能性がある. そこで確率的な突然変異としてつぎのような操作を行う.

(i) 個体 I_k^n の持つ遺伝子列において相互に合同な遺伝子の対 D_l を作成する.

$$D_l = \{e_k^n(t_1), e_k^n(t_2)\}$$

$$(l=1, \dots, L_k^n, L_k^n \text{ は合同遺伝子対の数}) \quad (13)$$

ここで合同な遺伝子とは,

$$i_k^n(t_1) = i_k^n(t_2) \\ j_k^n(t_1) = j_k^n(t_2) \\ z(\theta_k^n(t_1)) = z(\theta_k^n(t_2)) \quad (14)$$

が成り立つ 遺伝子 $e_k^n(t_1), e_k^n(t_2)$ である.

(ii) 乱数により遺伝子対 D_l を一つ選択し, 両遺伝子間に位置する遺伝子列 $\{e_k^n(t_1+1), \dots, e_k^n(t_2)\}$ を抜き取り, 確率 p_{mut} によって “圧縮” をおこなう.

$$I_k^n: (e_k^n(1), \dots, e_k^n(t_1), \dots, e_k^n(t_2), \dots, e_k^n(M_k^n))$$

↓

$$I_k^n: (e_k^n(1), \dots, e_k^n(t_1), e_k^n(t_2+1), \dots, e_k^n(M_k^n))$$

(iii) 突然変異によって変化した車両角度領域を改める。

(iv) すべての個体について確率的な突然変異をおこなう。

3・3・5 新しい世代の形成 I_k^n の適応度 f_k^n を計算し, $n = n+1$ として 3・3・3 項へもどる。ただし条件(c-1)~(c-3)を満たさない個体には非常に小さな適応度を与える。

$n = N$ になったら最も高い適応度をもつ個体 $I_{\max}^N$ を対応する計画 $P_{r(l)}$ の Path2 の最適計画 として選択する。

3・4 経路計画の選好と実行

(i) 3・2 節で作成した集合 C_l , ($l = 1, \dots, L_{\max}$) の各要素 $P_{r(l)}$ に対して経路計画案を作成し, $\text{cost}(P_{r(l)})$ を得る。さらに低コストの順に順序列を作る。

$$\bar{O}_{c(l)} = (P_{r1(l)}, P_{r2(l)}, P_{r3(l)}, P_{r4(l)})$$

$$r1, r2, r3, r4 \in \{I, II, III, IV\} \quad (15)$$

このとき,

$$\begin{aligned} \text{cost}(P_{r1(l)}) &< \text{cost}(P_{r2(l)}) \\ &< \text{cost}(P_{r3(l)}) < \text{cost}(P_{r4(l)}) \end{aligned} \quad (16)$$

ここでコストは次のように定義する。

$$\text{cost}(P_{r(l)}) = \frac{\hat{T}_1(a, P_{r(l)})}{d} + b_{\max}^N(P_{r(l)}) \quad (17)$$

$b_{\max}^N(P_{r(l)})$ は経路計画に対応する Path 2 のコストである。

はじめは $l = 1$ として $O_{c(1)}$ から作成をはじめ。

(ii) $P_{r_n(l)}$ を選択して車庫入れを実行する。はじめは $n = 1$ として, $P_{r1(l)}$ から実行する。

(iii) Path 1 を実行中に障害物に遭遇した場合, $n < 4$ であれば $P_{r_{n+1}(l)}$ を選択して Path 1 を再度実行する。

$n = 4$ かつ $l < L_{\max}$ であれば $l = l + 1$ として(i)へもどる。 $n = 4$ かつ $l = L_{\max}$ であれば“移動不能”として車庫入れ操作を中止する。

(iv) Path 1 が成功した場合 Path 2 を実行する。Path 2 の途中で障害物に遭遇した場合はその地点を初期位置 a として 3・2 節による Path 1 の作成から繰り返す。

3・5 障害物による通行不可領域の学習 システムは車両誘導環境に対して柔軟な対応を行うためにあらかじめそれに対する知識をもっておらず, 車庫入れのサイクルを繰り返すごとにそれを学習するようにしている。

この学習システムは格子点 Λ と格子点で囲む領域 D で構成される (図 4)。

$$D = \{d(i, j) \mid i = 1, \dots, I-1, j = 1, \dots, J-1\} \quad (18)$$

すべての $d(i, j)$ は open (通行可能) あるいは closed (通行不可能) の値を持ち, 車両は次の規則に従う。

(i) もし $d(i, j) = \text{open}$ であれば, 車両は領域 $d(i, j)$ に進入することができる。

(ii) もし $d(i, j) = \text{closed}$ であれば, 車両は領域 $d(i, j)$ に進入することができない。ただし, この領域から退出する事はできる。

システムの初期状態ではすべて $d(i, j) = \text{open}$ である。

車両が通行可能な $d(i, j)$ を通行中に障害物に近接してスタックしたら $d(i, j) = \text{closed}$ とし, それを囲む4つの格子点 $p(i, j), p(i+1, j), p(i, j+1), p(i+1, j+1)$ を 3・2 節の Path1, 3・3 節の Path2 の作成において選択不可とする。

これにより以後の経路計画はこの領域通過とこれらの格子点選択を回避して行われる。

Fig. 4 Learning of impassable region

4. 自動車庫入れシステムのシミュレーション
本システムのシミュレーションをおもに図5のような壁面で囲まれたレイアウトでおこなった。格子点数は $I \times J = 13 \times 9$, 格子点間隔 d は 1100mm とした。

また車両諸元は,

全長:	4000mm
全幅:	1600mm
ホイールベース:	2400mm
車両代表点位置:	2000mm
	(車両最後端より)
最大舵角:	35 deg

とした。

Fig. 5 Layout of parking space

4・1 経路計画の作成と入庫操作 図6は車両初期位置 $x = 8400$ mm, $y = 7200$ mm, 車両初期角度 85 deg とした場合の自動車庫入れ操作シミュレーションを示す。システムは学習前の初期状態であり, すべての領域 D は open である。経路計画 $P_{I(1)}, P_{II(1)}, P_{III(1)}, P_{VI(1)}$ についてコーディングした個体で収束するまで経路探索した過程は図6のグラフのようになった。各計画に対する個体数 $K = 4$ であり, グラフはそのうちの最小コスト b_{max}^n の変化を示す。また GA の過程における突然変異確率 $p_{mut} = 0.3$, 世代数 $N = 30$, 入庫時の車両角度の重み $\lambda = 5$ とした。またコーディングのための車両角度領域は $360\text{deg}/10$ の等分割として割り当てた。このとき Path1 と Path2 の総合コスト $cost$ が最小の $P_{VI(1)}$ が選択され, それにしたがって車庫入れを実行したが, 途中壁面に遭遇し, スタックした [1]。この領域を closed として学習した後, スタック地点を初期位置として再び同様な経路計画を作成し実行した。このあと, さらにもう1度スタックを繰り返し[2], 入庫を達成した[3]。ここで用いたシステムの諸元により壁面に接しない範囲のランダムな初期位置, 車両初期角度から 100 サイクル自動車庫入れを実行した結果, すべて入庫可能であることがわかり, システムが有効であることを確認した。

Fig. 6 Process of path planning and maneuver of vehicle parking

4・2 障害物の学習効果 図7のグラフはランダムな初期位置、初期車両角度から100サイクル自動入庫操作を行ったときの入庫過程における10サイクルごとのスタック回数を示す。数10回でスタック数が10%程度に低下し、学習の効果が現れ

ることがわかった。同図に100サイクル学習後の自動車庫入れを実行した例を示す。学習後は、ほとんどスタックなしで効率の良い車庫入れが可能となった。

Fig.7 History of learning and examples of automatic parking

4・3 入庫角度の重みの効果 式(12)における入庫角度の重み λ は経路計画の入庫角度と経路長さに違いを与える。図8は $\lambda = 0.2$ と $\lambda = 20$ としたときの同一出発点からの経路計画の比較である。 λ が大きいほど入庫角度が目標に近く、逆に経路長が大きくなり入庫角度重視の経路が作成されることが確認できた。また λ を一定値として与える方法以外

にも、あらかじめシステムの利用者が好ましいと考える許容入庫角度を設定しておき、入庫サイクルごとの入庫角度結果を評価して逐次的な更新を行うことにより、利用者の意図に近い経路を選択するような値を自動的に決定する学習システムに発展させることも可能であると考えられる。

Fig. 8 Comparison of trajectory and heading of vehicle on the value of λ

4・4 システムの汎用性 本システムは学習

によって車両誘導空間のレイアウトに柔軟に対応で

きることをねらっている。図9は壁面のレイアウトを少し変更した場合の学習なしの状態からの学習経過と車庫入れの例を示す。図7と同様にほとんどス

タックしない車庫入れが可能となりレイアウトに慣熟したシステムになった。

Fig. 9 History of learning and examples of automatic parking with another space layout

5. あとがき

GA による、学習を取り入れた通過地点の組み合わせ探索により、幾何学的な拘束のある軌道をとる車両の経路計画を行い、障害物に進路を妨げられることなく、軌道距離と入庫時の車両角度を小さくするような自動車庫入れシステムを提案した。本システムは予め設計者がレイアウトに合わせて誘導経路の知識を与えることなく、経路計画を行える汎用的能力を考慮したものである。

さらには、レイアウトが学習途中で拡張された場合の学習方法、舵角の逐次的制御による軌道の効率化など改良が考えられるが、今後の課題としたい。

文献

- (1) 杉泰二・守田圭・大川不二夫・黒須顕二, ファジィ・ニューラル・ネットワークの設計手法とトラック・トレーラの自動車庫入れへの

応用, 近畿大学九州工学部研究報告(理工学編), 25, (1996), 131-147.

- (2) 安立秀博, 伊藤栄信, ニューラルネットワークを利用した車庫入れ制御の実験評価, 自動車技術会学術講演会前刷集, 964, (1996).
- (3) 勝野歳康・大島明・美尾昌宏・岩田洋一, インテリジェント駐車システム, TOYOTA Technical Review, 43-1, (1993), 38-43.
- (4) 柴田崇徳・福田敏男・小菅一弘・新井史人, Genetic Algorithm を用いた移動ロボットの最適経路計画, 機論, 58-553, C (1992), 120-126.
- (5) Goldberg, D.E., *Genetic Algorithms in search, optimization & Machine Learning*, (1989) Addison-Wesley.
- (6) 北野編, 遺伝的アルゴリズム, (1993), 産業図書.