デッドレコニングおよび視覚認識の不確かさを考慮して 移動ロボットを最適に誘導する手法*

神原利彦^{*1}, 三浦 純^{*1}, 白井良明^{*2}

An Efficient Navigation Method for Mobile Robot Considering Uncertainties of Dead Reckoning and Vision

Toshihiko KANBARA, Jun MIURA and Yoshiaki SHIRAI

This paper describes an method to efficiently navigate a vision guided mobile robot with an odometry system. First, the vehicle is driven by a human through a corridor. During this movement, a vision system extracts features such as doors or staircases. The categories and locations of the features are recorded in a map. This location data includes uncertainties of dead reckoning and vision. Then, given a destination, the vehicle examines the map and selects a sequence of useful landmarks so that the vehicle can arrive at the destination in the minimum time. In this selection, the vehicle considers the uncertainty of the map and that of dead reckoning. The vehicle passes through unselected features with dead reckoning and then, verifies the selected landmark by vision. Experiments are performed for our autonomous vehicle which moves in our building.

Key Words: Computer Control, Moving Robot, Image Processing, Vision Guided, Dead Reckoning, Uncertainty

1 はじめに

外界センサを搭載した移動ロボットに関する研究は数多く行なわれているが、その中でもロボットを効率良く目的地へと誘導する研究は生産効率を上げる上でも重要であり、有効である。

その外界センサとしては超音波センサや視覚などがよく用いられる。斉藤ら⁽¹⁾は超音波センサを用いて効率的な誘導手法を提案した。彼らは移動方向に対して垂直な方向の壁までの距離を時間的に密に計測し、距離が急変する場所を特徴物の場所として認識した。無線を用いてオペレーターが移動ロボットを操縦して経路内を一度走行する間に、移動ロボットは自動的に特徴物を記した地図を生成し、その地図を基に自律走行を行なった。この方法は地図の生成のための手間がかからず、地図生成時と自律走行時で特徴物の認識に同じ手法が使えるので便利である。しかし、地図に計測誤差などの不確かさを含む欠点もある。また、壁に対し垂直な方向への不確かさの補正は行なっているが、進行方向への不確かさの補正に関しては述べられていない。

移動ロボットに、不確かさの少ない地図を自動生成させることを目的とした研究がLeonardら⁽²⁾によって行なわれている。外界センサの時系列の計測値をもとにカルマンフィルタを用いてデッドレコニングによる不確かさを自分の位置を精度よく補正して地図を生成している。しかし、この地図を利用していかにして効率的な走行を行なうかについては触れられていない。

人間の与えた不確かさの少ない地図を利用して効率的な走行を行なう研究としては永谷ら⁽⁴⁾の手法がある。彼らは内界センサによる位置の不確かさが蓄積すると経路の壁へ衝突する「危険度」が増えると考えた。この危険度が一定値よりあがらないように、時々停止しては超音波センサによるセンシングで位置の補正を行なって危険度を下げた。そして安全かつ短時間に目的地へ到達できるように経路およびセンシング点を選択した。この危険度はヒューリスティックに決めている。

一般に視覚認識には時間がかかるので、外界センサとして視覚を使う移動ロボットを効率的に誘導するためには画像処理自体の高速化と視覚認識の対象物(道標)の選択が必要であると考え、我々は視覚認識のコストを考慮して道標を選択する手法⁽⁵⁾を提案した。まず、環境内を誘導して特徴物の出現順序を記述した地図を生成する。これを環境地図と呼ぶ。次に自律走行で道標の認識にかかる時間を考慮して最短時間で

* 原稿受付 平成6年1月17日。

^{*1} 大阪大学工学部 (〒565 吹田市山田丘2-1)。

^{*2} 正員、大阪大学工学部。

目的地へ到達できるように道標を選択する。移動ロボットは視覚で廊下の境界線を抽出し廊下に沿って進みながら道標をさがして自律的に走行する。しかし、この手法ではデッドレコニングを用いていないので、途中の道標以外の特徴物を認識するために処理時間を費やす場合があり、非効率である。

小野口ら⁽⁶⁾の移動ロボットは、地図に示された道標間を視覚で通路の端エッジを抽出しながらデッドレコニングで経路を進み、道標をステレオ視で認識した。これは目的地へ到達することを目的としているので、地図から道標を選択していない。この地図の道標はオペレータによって設定され、道標間の走行でデッドレコニングの不確かさが大きくならないようにされている。また、堀内ら⁽³⁾はデッドレコニングの不確かさを考慮して、衝突を生じないような経路計画を行なった。しかし、経路の途中でセンシングにより不確かさを減少させることは考慮されていない。

本手法は従来の手法と比較して以下のような特徴を持つ。最初の走行では移動ロボットが特徴物の種類、位置、および位置の不確かさを記述した環境地図を生成する。次に環境地図の不確かさ、ロボットの制御御差、デッドレコニングの不確かさ、および道標の認識にかかる時間を考慮して、目的地まで最短時間で到達するための道標を選ぶ。2章で不確かさを含む環境地図の生成について、3章では道標を選ぶ手法について、4章では結論を述べる。

2 不確かさを含む環境地図の生成

最初の走行で、移動ロボットは経路内に存在するすべての特徴物を視覚で順番に認識する。視覚とデッドレコニングの両方から特徴物の位置を求める。この位置の情報には不確かさを含む。環境地図には、これらの種類と位置の情報およびその位置の不確かさを記述する。

2.1 特徴物の種類の認識

移動ロボットには、走行環境の中にある特徴物の種類を視覚で判断する手順⁽⁵⁾をあらかじめ与えておく。本研究では、図1に示した入口(entrance)、階段(staircase)、片開きドア(door)、および両開きドア(two-winged door)の4種類の特徴物を対象とし、画像特徴としてはエッジセグメントを用いる。エッジセグメントの向きは左側が右側より明領域になるように定義する。特徴物から図1に示したような水平(白色の矢印)あるいは垂直(黒色の矢印)のエッジセグメントが抽出される。それらのエッジセグメントの相対的な位置関係から4種類の特徴物を表現しておく。例えば、入口(E)は「垂直なエッジセグメントの対に囲まれており、それらの間隔は1mである。対の間の領域に水平なエッジセグメントが存在する。」と表現する。他の3種の特徴物も同様に個別に表現する。これらの表現と実際に画像から抽出される画像特徴とを照合して特

(E)entrance (S)staircase (D)door (T)two-winged door

図1: 特徴物とエッジセグメント

徴物の種類を決定する。

2.2 特徴物の位置およびその誤差の計算

移動ロボットは視覚で特徴物の候補を検出したら、停止してその候補を詳しく調べて種類を決める。図2に*i*番目の特徴物を認識した時の移動ロボットを破線で、*i*+1番目の特徴物を認識した時の移動ロボットを実線で示す。特徴物の位置は最も手前の垂直エッジセグメントの位置(図の黒丸)で代表し、移動ロボットの位置は搭載したカメラのレンズ中心の位置で代表している。以下、特にことわりがない限り、位置といえば廊下に沿った一次元の位置を表し、距離といえば廊下に沿った距離を意味するものとする。*i*+1番目の特徴物の位置と一つ手前の*i*番目の特徴物の位置との間の距離 a_{i+1} を計算し、*i*+1番目の特徴物の位置情報として地図に記述する。

図2: 隣合う特徴物の間隔 a_i

*i*番目の特徴物を認識してから*i*+1番目の特徴物を認識するまでにロボットが移動した距離 l_{i+1} は走行距離計から求める。ロボットの停止した位置から認識した特徴物までの距離 d_i および d_{i+1} はそれぞれ種類を認識した時の画像データから計算し、その値を用いて間隔 a_{i+1} を次式で求める。

$$a_{i+1} = l_{i+1} + d_{i+1} - d_i \quad (1)$$

この計算に用いる3つの計測値 l_{i+1}, d_{i+1}, d_i はいずれも計測誤差を含んでいる。それらの誤差を最大誤差で表す。走行距離計の計測誤差はランダムに発生し、走行した距離に比例して最大誤差 Δl_{i+1} は大きくなるとする。 Δl_{i+1} は次式で表さ

れる。

$$\Delta l_{i+1} = C_l \cdot l_{i+1} \quad (2)$$

ただし、 C_l は比例定数であり、繰り返し実験により求める。

次にロボットの停止した位置と特徴物の位置との間の距離 d_j に関する誤差について述べる。距離 d_j はカメラの焦点距離、カメラ高さそしてカメラ俯角が固定で既知として、透視変換を用いて画像データから計算する。画像平面上で廊下境界線の方角に沿って最大で1画素の計測誤差が生じるとして計算すれば、距離 d_j の最大誤差 Δd_j は計測した距離 d_j の自乗にほぼ比例する。最大誤差 Δd_j を次式で表す。

$$\Delta d_j = C_d \cdot d_j^2 \quad (3)$$

ただし、比例定数 C_d はカメラパラメータから求める。式(2)(3)を用いて誤差 Δa_{i+1} を次式で計算し、環境地図に記述する。

$$\Delta a_{i+1} = \Delta l_{i+1} + \Delta d_{i+1} + \Delta d_i. \quad (4)$$

以上の方法により環境地図を生成する。例えば、図3の環境を走行させると、図4に示した環境地図を生成する。各特徴物には検出した順番に番号をふってある。

図 3: 走行環境の例

order in environment map	0	1	2		10	11
category of feature	ST	LS	RD		LS	RE
interval of adjacent features [mm]	4783	1919			1001	859
error of interval [mm]	143.1	241.6			221.9	222.8

図 4: 環境地図の例

3 最適な案内地図の自動生成

目的地までの到達時間が最短になるように環境地図の中の要素から道標の系列を選ぶ。これを最適な案内地図と呼ぶ。これをもとに選んだ道標をたどっていく方法について述べる。移動ロボットは以下の三段階の過程を経て、一つの道標へ到達する。

1. デッドレコニングを用いて道標の近くまで高速で走行し、道標以外の特徴物を通過する。

2. 速度を低速へと切替えて移動しながら、道標の種類に応じて適切なエッジセグメントを視覚で検出する。例えば道標の種類が D や T の場合は垂直エッジセグメントだけを、 E や S の場合は水平エッジセグメントだけを短時間間隔で繰り返し探す。
3. 停止して、視覚で道標の候補の種類が正しいかどうか確認する。

道標の手前にある別の特徴物を視覚で道標の候補として検出したり、道標をデッドレコニングで通過することのないように、第一段階で進むべき距離の目標値を適切に決めることが必要である。そのためには、環境地図の誤差やデッドレコニングの誤差だけでなく移動ロボットの制御誤差やカメラの視界についても考慮しなければならない。以下の節でこの目標値を求める手法を述べる。

3.1 制御誤差

視覚で道標の候補をとらえることができるか否かは、道標と移動ロボットとの間の距離や廊下に対し垂直な方向への位置およびカメラの姿勢に依存する。移動ロボットは廊下の中央を廊下に沿って直進するように制御される。しかし、廊下に凸凹があり、車輪が真円でないことから廊下に対し垂直な方向へずれを生じたり、車体の向き(カメラ光軸)が傾いたりする。そのずれや傾きが生じていない場合の移動ロボットの姿

図 5: 制御誤差と視界

勢を図5に破線で示す。カメラは進行方向を向いておりカメラの視界を二本の破線で示す。カメラ画角 ϕ は一定である。この姿勢の時、移動ロボットから距離 d より前方の壁を視覚でとらえることができる。 d は次式で表される。

$$d = \frac{W}{2 \tan \frac{\phi}{2}} \quad (5)$$

ただし W は廊下の幅である。

移動ロボットはデッドレコニングを使って走行する時も視覚で廊下境界線を抽出して、それを基に中央線から廊下に垂直な方向への車体までの距離 P および、廊下に沿った方向に対する車体の向き θ の情報を算出し、 P および θ が零になる

ようにフィードバック制御をしている。そのため、これらの P および θ という制御誤差は廊下に沿った走行距離には依存しない。そしてその最大誤差 ΔP と $\Delta \theta$ は定数として繰り返し実験からそれぞれ得ることができる。 $\Delta P < \frac{W}{2}$ なので移動ロボットが走行中に壁に衝突することはない。

これらの制御誤差が発生した場合の視野の限界について述べる。移動ロボットの視野の中にある移動ロボットに最も近い地点と移動ロボットの間の距離を考える。この距離が最小あるいは最大になるのは、図5に実線で示した移動ロボットのように最大誤差 ΔP と $\Delta \theta$ を生じた場合である。図5の斜線領域が視界に入る範囲であり、その領域の始点とロボットの間の距離は左壁の場合が最小距離 b_{min} となり、右壁の場合が最大距離 b_{max} となる。これらの距離の意味するものは「移動ロボットの前方 b_{max} より向こう側を必ず視覚でとらえることができる。そしてロボットの位置および姿勢によっては前方 b_{min} より向こう側を視覚でとらえる可能性がある」である。

これらの距離はそれぞれ図5の幾何学的関係から次式で求める。

$$b_{min} = \frac{\frac{W}{2} - \Delta P}{\tan\left(\frac{\phi}{2} + \Delta\theta\right)}, \quad (6)$$

$$b_{max} = \frac{\frac{W}{2} + \Delta P}{\tan\left(\frac{\phi}{2} - \Delta\theta\right)} \quad (7)$$

3.2 デッドレコニングで進む距離の計算

第一段階においてデッドレコニングで進むべき距離の目標値を「第二段階で確実に視覚で道標をとらえることができる」という条件と「第一段階で道標でない特徴物をすべて通過する」という条件の両方を満たすように決める。

最初の条件について検討する。図6に示したように、環境地図上では m 番目の特徴物である現在の道標 (current landmark) から n 番目の特徴物である次の道標 (next landmark) へと向かうとする。この場合にデッドレコニングによる走行の目標距離 $l_{m,n}$ の満たすべき拘束条件を求める。二つの道標の間の距離 $q_{m,n}$ およびその誤差 $\Delta q_{m,n}$ は環境地図から次式で計算する。

$$q_{m,n} = \sum_{p=m+1}^n a_p, \quad \Delta q_{m,n} = \sum_{p=m+1}^n \Delta a_p$$

現在の道標を認識した時には移動ロボットに制御誤差が生じていないとして、ロボットと道標の間の距離は式(5)の d とする。その位置から次の道標へ向かって進み、最悪の場合でも第二段階において視覚で確実に道標をとらえることができる位置でデッドレコニングの走行を終える。この位置は道標から b_{max} の距離だけ手前の位置である (b_{max} は式(7)を参照)。この位置より手前で停止するためには環境地図の誤差を考慮して $d + q_{m,n} - b_{max} - (\Delta d + \Delta q_{m,n})$ よりも多くの距離を進んではならない。デッドレコニングでの走行の目標距離を $l_{m,n}$

図6: 視覚で道標を確実にとらえるための目標値

にして走行すれば、誤差を生じて最大で $l_{m,n} + \Delta l_{m,n}$ だけ進む可能性があるので、通過することなく必ず視覚で道標をとらえるためには次の不等式が成立していなければならない。

$$l_{m,n} + \Delta l_{m,n} \leq d + q_{m,n} - b_{max} - (\Delta d + \Delta q_{m,n}) \quad (8)$$

式(2)(8)より

$$l_{m,n} \leq \frac{(d + q_{m,n}) - (\Delta d + \Delta q_{m,n}) - b_{max}}{(1 + C_l)} \quad (9)$$

となる。式(9)の右边を $l_{m,n}^{max}$ とおけば、不等式 $l_{m,n} \leq l_{m,n}^{max}$ が第二段階において視覚で道標を確実にとらえるための拘束式である。

二番目の条件について検討する。現在の道標から次の道標へと行く途中に別の特徴物があり、それが視覚で道標の候補として検出されるものであるならば、移動ロボットは視覚で検出されない位置までデッドレコニングで進んでおかなければならない。そのためにどの特徴物が視覚で検出されるのかを考慮する。前述のように、第二段階では道標の種類に応じて視覚で探すエッジセグメントが異なるので、途中に存在する別の特徴物の中には候補として検出されるものと検出されないものがある。例えば、道標が E の場合に特徴物 S は候補として検出されるが、特徴物 D や T は検出されない。視覚で検出され得る途中の特徴物は環境地図上で k 番目の特徴物であるとする。

図7: 途中の特徴物を通過するのに必要な距離

k 番目の特徴物を視覚でとらえずにデッドレコニングで通過するための目標距離 $l_{m,n}$ に関する拘束式を求める。特徴物が移動ロボットの前方に存在しても、式(6)の距離 b_{min} よりも手前を視覚でとらえることはできないので、 k 番目の特徴物の幅を w とすれば、その特徴物の位置から進行方向へ $w - b_{min}$ 進んだ場所より向こう側の位置までデッドレコニングで進めば、視覚で検出することなく通過できる。そのために、ロボットは環境地図の誤差と制御誤差を考慮して $q_{m,k} + d + w - b_{min} + (\Delta q_{m,k} + \Delta d)$ よりも多くの距離を進まなければならない。デッドレコニングの誤差を考慮すれば、最小でも $l_{m,n} - \Delta l_{m,n}$ だけは進むので、必ず通過するために次の不等式が成立するように $l_{m,n}$ を決める。

$$l_{m,n} - \Delta l_{m,n} > q_{m,k} + d + w - b_{min} + (\Delta q_{m,k} + \Delta d) \quad (10)$$

式(2)(10)より、

$$l_{m,n} > \frac{(q_{m,k} + d + w) + (\Delta q_{m,k} + \Delta d) - b_{min}}{(1 - C_l)} \quad (11)$$

となる。式(11)の右辺を $l_{m,n}^{min}$ とおけば不等式 $l_{m,n} > l_{m,n}^{min}$ が途中の別の特徴物すべてを通過するための拘束式である。したがって、式(9)(11)より前述の二つの条件を充足するように目標値 $l_{m,n}$ を決めるには次の不等式が成立しなければならない。

$$l_{m,n}^{min} < l_{m,n} \leq l_{m,n}^{max} \quad (12)$$

つまり $l_{m,n}^{min} < l_{m,n}^{max}$ を満たす場合には、 m 番目の特徴物を現在の道標として n 番目の特徴物を次の道標として選ぶことが可能である。第一段階での移動速度の方が第二段階より速い

ので、道標間を移動する時間を最短にするために第一段階での移動距離を最長の $l_{m,n}^{max}$ (式(9)の右辺)に決める。

3.3 最適な案内地図の自動生成

図8: 可能な案内地図のグラフ表現

環境地図の中の任意の2つの特徴物を連続した道標として選べるかどうか調べる。それらが環境地図上では m 番目と n 番目の特徴物である（ただし $m < n$ ）とする。式(9)(11)より $l_{m,n}^{min}$ と $l_{m,n}^{max}$ を求めて、 $l_{m,n}^{min} < l_{m,n}^{max}$ の関係があれば n 番目の特徴物を次の道標として選べるとし、これらの特徴物は連続した道標として選べる。環境地図に記述されたすべての特徴物を節点で表す。すべての節点の対に対し、連続した道標として選べるかを調べ、選べるならば、その間を枝でつなぐ。この結果、グラフが生成される。例えば、図8に示したように、階段 (LS) を現在の道標とし図の片開きドア (LD) を次の道標

図9: コストを付加したグラフの例

として $l_{n,n+1}^{min}$ と $l_{n,n+1}^{max}$ が図の実線で示した矢印の長さとするれば、図の下部のように節点 (LS) と節点 (LD) の対の間を枝でつなぐことができる。 (LS) と (LT) の対において $l_{n,n+2}^{min}$ および $l_{n,n+2}^{max}$ が図の破線で示した矢印の長さになるとすれば、これらの節点間に枝をつなぐことはできない。生成されたグラフの出発点から目的地へ至るすべてのパスが道標の系列になるので、案内地図生成問題はグラフ上のパス選択の問題に帰着される。

最短時間で目的地へ到達する案内地図を作成するために、各枝に対し道標間を移動して認識するためにかかる時間をコストとして付加する。前述したように道標間の移動と認識は三段階の処理で行なっており、コストはこれらの処理時間の総和である。

第一段階および第二段階での移動にかかる時間を見積もるために移動距離を推定する。移動ロボットは廊下の中央をまっすぐに走行するように制御しているので、第二段階を終えて移動ロボットは道標から平均値 d (式 (5) 参照) だけ手前の位置で停止するであろうと推定する。そこで、現在の道標から次の道標までの距離は $q_{m,n}$ と見積もる。第一段階で進む距離は $l_{m,n}^{max}$ であるから、第二段階で進む距離は残りの $q_{m,n} - l_{m,n}^{max}$ である。それぞれの距離を v_h および v_l という第一段階および第二段階における移動速度で割って移動時間を見積もる。

次に第三段階での道標の確認にかかる時間を見積もる。本研究の場合は、4 種類いずれの道標でも画像上で検出する場所は異なるものの垂直エッジセグメントを検出して確認する⁽⁵⁾ ので道標の種類にかかわらずほぼ同じ時間 t_v で種類を確認できる。そこで、三段階の処理すべてにかかる時間 $t_{m,n}$ を以下の式で計算する。

$$t_{m,n} = \frac{l_{m,n}^{max}}{v_h} + \frac{q_{m,n} - l_{m,n}^{max}}{v_l} + t_v \quad (13)$$

図 4 に示した環境地図から、連続した道標として選べる節点の対を枝でつなぎ、式 (13) でコストを計算しそれぞれの枝に付加した結果が図 9 のグラフである。

コストの総和が最小になるパスをグラフ探索で求める。図 9 のグラフで左から 7 番目の特徴物 (LT) を目的地と指定した場合に、太線で示した最小コストのパスを選択し、図 10 に示した案内地図を生成する。この最適な案内地図を使えば、それぞれの道標を順番にたどって 94.9(sec) という最短時間で目的地へ到達すると見積もることができる。

道標選択においては、道標と移動ロボットの間の距離を計測できないので、平均的に d になると考えたが、実際に走行する場合はこの距離 d' およびその最大誤差 $\Delta d'$ をオンラインで実測することができるので、式 (9) の d のかわりに d' を、 Δd のかわりに $\Delta d'$ を代入して得られる距離 $l_{m,n}^{max}$ を目標値として第一段階の走行を行う。

order in guide map	1	2
order in environment map	3	5
category of landmark	RE	LT
moving distance by dead reckoning	4848.7	5681.4

図 10: 最適な案内地図の例

3.4 実験

実験に用いた視覚を持つ移動ロボット⁽⁵⁾ および移動環境を図 11 に示した。式 (2) における C_l は 0.02 である。また、式 (3) における C_d は $\frac{1}{7000}$ (1/mm) である。装置全体を積載した移動ロボットの走行速度は低速時は約 6.7 (cm/sec)、高速時は 20.6 (cm/sec) である。種類を確認する時間 t_v は 3.0 (sec) とした。

図 11: 移動ロボットと実験環境

最初に移動ロボットに図 12 の廊下の中央を自動走行させた。その間に移動ロボットは図 13 の環境地図を生成した。この環境地図から図 14 に示すコストを付加したグラフが生成された。目的地を環境地図上で 5 番目の RE と指定して、グラフ探索で求めた最適パスを図 14 に太線で示す。このパスを構成する節点を道標とし、式 (12) の右辺でデッドレコニングで進む距

図 12: 実験環境

離の目標値を求めて記述し、図 15 に示す最適な案内地図を生成した。この案内地図を用いて *RD* を最初の道標として、*RE* を二番目の道標としてたどり、最短見積り時間 75.2(sec) に近い時間約 78(sec) で目的地まで到達することができた。

order in environment map	0	1	2	3	4	5
category of feature	ST	RD	RD	LT	RS	RE
interval of adjacent features [mm]	3759	1715	3605	334	3271	
error of interval [mm]	125.4	236.2	264.7	200.8	259.7	

図 13: 実験での環境地図

図 14: コストを付加したグラフ

order in guide map	1	2
order in environment map	2	5
category of landmark	RD	RE
moving distance by dead reckoning	666.3	5928.2

図 15: 実験での案内地図

4 結論

本論文では、視覚とデッドレコニングを併用して移動ロボットが目的地まで最短時間で到達できる誘導計画を自動的に立て、自律走行を行なう手法について述べた。

移動ロボットは走行環境の中のすべての特徴物の種類と配置およびその誤差を記述した環境地図を自動的に生成する。その環境地図から道標を選択し道標の近くまではデッドレコニングで進み、その後から視覚で道標を探す。環境地図に記

述された計測誤差およびロボットの制御誤差、デッドレコニング走行での誤差を考慮して、道標でないものをすべて通過できてその後で確実に道標を視覚でとらえることができるようにデッドレコニングで進む目標距離を決める。選択可能な案内地図をグラフで表現し、道標へ到達し認識するのにかかる時間をコストとして、各枝に付加する。そしてコストの総和が最小になるパスを見つけることにより最短時間で目的地へ到達できる道標の系列を選択する。

本論文では走行環境を廊下とし、壁にあるドアや階段など 4 種の特徴物を認識させて走行させる例を示したが、別の走行環境でも、経路が単一であり経路わきの複数の特徴物を視覚で認識できるのならば、本手法を適用できるものと思われる。

謝 辞

本研究を進めるにあたり移動ロボットを提供して下さいった(株) 村田機械および画像プロセッサを貸与して下さいった(株) イーゼルシャープセミコンダクタに感謝いたします。この研究は(財) 大川情報通信基金の援助で行ないました。

文 献

- (1) 斎藤・油田, 「移動ロボットにおけるティーチング」, 第 9 回ロボット学会講演会, 255-258, (1991)
- (2) J.J.Leonard, H.F.Durrant-Whyte and I.J.Cox, "Dynamic Map Building for an Autonoous Mobile Robot" *International Journal of Robotics Research* vol.11 No.4 August, pp.286-298, (1992)
- (3) 堀内・谷「動作計画における幾何学的不確かさに対する確率的アプローチ」, 日本ロボット学会誌 Vol.10 No.4, pp.475-480,(1992)
- (4) 永谷・油田, 「衝突の危険度を評価関数とする移動ロボットの経路とセンシング点の計画法」, 第 10 回ロボット学会講演会, 1023-1026,(1992)
- (5) 神原・三浦・白井・浅田, 「移動ロボットの最適な案内地図の自動生成」, 日本機械学会論文集 C 編 59 巻 563 号, (1993)
- (6) 小野口・渡辺・岡本・久野「移動視覚のための多重情報地図」, 日本ロボット学会誌 Vol.11 No.3, pp.401-409, (1993)