視野画像列を利用した経路表現に基づくナビゲーション

松本吉央* 稲葉雅幸* 井上博允*

Visual Navigation Based on View-Sequenced Route Representation

Yoshio Matsumoto*, Masayuki Inaba* and Hirochika Inoue*

Previous work in vision-based mobile robot has been lacking models of the route which can be utilized for recognition of (1) position identification, (2) steering direction determination, and (3) obstacle detection, simultaneously. In this paper, we propose a new visual representation of the route, the "View-Sequenced Route Representation (VSRR)." A VSRR is a non-metrical model of the route, which contains a sequence of front view images along a route memorized in the recording run. In the autonomous navigation, the three types of recognition described above are achieved in real-time by matching between the current view image and the memorized view sequence using correlation technique. We also developed an easy procedure for acquiring VSRRs, and a quick control procedure using VSRRs. The VSRR is especially useful for representing routes in the corridors. Experimental results of autonomous navigation using a two-wheeled robot in a real corridor are presented.

Key Words: Navigation, Real-time Vision, Memory-based Approach, Image Sequence, Block Matching

1. はじめに

これまで、移動ロボットの誘導法として、画像を学習することで生成されたデータを経路モデルとする研究が行われてきた。Pomerleau [1], Meng [2] らは、走行路の画像をニューラルネットに入力して画像と制御量の関係を、また、Crespi [3] らはメモリベースアプローチにより画像と走行路の中心線からの位置・姿勢の関係を学習させた。これらの学習により、画像によるロバストな誘導が実現されたが、「走行路に沿う」ための進行方向の制御を行っているにとどまっており、複雑な経路の走行では、経路上の位置の認識を行うための別の手法が必要であるという欠点があった。

そこで近年、視覚情報をより直接的に記憶し、蓄えられた記憶を用いて位置の認識を行う手法が研究されてきた。この場合、まずはじめに画像を記憶するための記録走行を行って経路表現を生成したあとで、その経路表現に含まれる画像と現在の画像の比較・対応付け（マッチング）を行うことで位置の認識を行う。画像を直接記憶する手法は、記憶する情報量を増やすことで認識アルゴリズムを単純化し、ロバストに行うことを目指しているが、画像データは一般に非常に情報量が多いため、そのまま大量のシーンを記憶することは難しく、またシーンのマッチングの計算コストも大きい。そこで、(1) どの方向の画像を、

(2) どのように情報量を圧縮して記憶し、(3) どのようなマッチングを行うか、という点が問題となる。

Zheng [4] らは経路の横方向の連続画像を用いた経路モデルを提案し、画像の縦エッジや色分布のマッチングを用いて自律走行時の経路上の自己位置の認識を行った。また、前田ら [5] は全方位の画像をフーリエ変換して記憶した環境モデルを提案し、フーリエ係数の比較による画像マッチングにより効率良く現在のロボットの位置および姿勢の認識を行った。また、黒須ら [6] は進行方向正面の画像を、VTR を用いることで画像を大量に記憶したものを経路表現として用いることを提案し、画像中の縦線のマッチングを行い、ロボットの位置・姿勢の認識を行った。

これらの画像の記憶を用いる手法に共通した特徴として、環境モデルの生成が容易である点が挙げられる。これまでに数多く研究されてきた移動ロボットにおける超音波距離センサや画像のエッジなどを用いる環境認識手法では、環境の幾何形状をモデルとして与える（文献 [7] など）ためその作製に手間がかかるが、画像を直接モデルとして用いる場合にはその必要がないためである。

しかし、これらはいずれも実際の走行に用いられるまでには至っていない。移動ロボットの環境認識として、自己位置、進行方向、障害物の有無の3点を知ることは不可欠であるが、いずれの経路モデルでもこれらすべてを行うための情報を持っていなかったためであると考えられる。

本論文では、走行時に見える進行方向の視野全体の画像の列

原稿受付 1995 年 11 月 28 日

*東京大学工学系研究科

*Graduate School of Engineering, The University of Tokyo

(視野画像列)を記憶することによる視覚移動ロボットに適した経路モデル(視野画像列経路表現)を提案し、これを用いたロボットの誘導法について述べる。この手法では、記憶した画像列と走行時に見える画像の比較により環境認識を行い、

- 明るさなど、環境の見え方が時間によって大きく変化しない
- カメラの視野に、ある程度近くまでの走行環境(床、壁など)が映っている

という条件を満たす建物内などの環境において、

- 経路上の自己位置、進行方向および障害物を認識できる
- 実時間で走行制御を行うことができる
- 1回の記録走行により容易に経路教示が行える

という特徴がある。

以下、次章では、視野画像を用いた走行経路モデルの生成について述べる。次に視野画像のマッチングを用いた自己位置の同定、進行方向の決定、障害物の検出の三つの環境認識手法について説明し、続いてその結果に基づき行動制御を行う手法について述べる。次に実際の廊下環境において行った実験結果を示し、最後に考察および今後の課題を述べる。

2. 視野画像列経路表現

Horswill [8] は低解像度の CCD から直接画像を得て、単純な画像処理により整備された建物内の床面の抽出を行って走行するロボットを開発したが、この研究のなかで自己位置の認識のために、粗いシーン全体の画像を用いたマッチング手法を用いている。これは、あらかじめ環境内の認識すべき場所で記憶した画像と、現在得られる画像がマッチするならば、記憶したときと同じ場所にいると判断するものである。特定のランドマークを敷設したり画像から抽出するという処理の必要性がなくなるという利点があるため、実環境に応用しやすいが、廊下のように似たシーンが頻繁に現れる環境では、ある画像が複数のシーンでマッチしてしまう可能性があり、このままでは特徴的な小数のシーンの認識にしか使えない。

本研究で提案する視野画像列経路表現は、連続的にシーンを記憶するところがこれと異なる。本研究での処理の概要を Fig. 1 に示す。まず記録走行において覚えたい経路を実際に走行し、進行方向を向いたカメラから得られる視野画像および画像間の関係を記憶して視野画像列経路表現を生成する。自律走行時には、記憶した画像列とその場で見える画像を比較することにより、画像列中の自己位置、進む方向、障害物の有無を認識し行動を行う。

2.1 視野画像の生成

本手法では、走行経路において進行方向を向いたカメラから得られる画像を記憶やマッチングに用いるのであるが、カメラから得られる画像をそのまま大量に記憶することは難しい。移動ロボットは、重さや電力容量などの点から、搭載できるハードウェアが制限されるからである。また、黒須ら [6] は画像の記憶に VTR を用いているが、データにランダムアクセスできない点が問題となる。

そこで本研究ではカメラから得られる画像 $(512[\text{pixel}] \times 512[\text{pixel}] \times 8[\text{bit}])$ を縮小 $(32[\text{pixel}] \times 32[\text{pixel}] \times 8[\text{bit}])$

(1) Teaching Run

Memorizing views along the route

View-Sequenced Route Representation (VSRR)

(2) Autonomous Navigation

Fig. 1 Outline of navigation using View-Sequenced Route Representation

Fig. 2 Raw Image from camera (left) and generated View Image

して用いる (Fig. 2)。この画像を視野画像 I と呼ぶ。画像サイズの縮小には、間引きでなく平滑化(平均・縮小処理)を用いる。これは、ある領域に含まれる画素の輝度値の平均をとり、それをその領域を代表する画素の輝度値とする処理である。これにより、データ量を大幅に削減すると同時に画像のノイズを低減し、また高速な画像間のマッチング処理が可能となる。

2.2 視野画像列経路表現の生成

視野画像 I を経路に沿って順番に並べて記憶した画像列を視野画像列 $\{M_i \mid 0 \leq i < N\}$ と呼ぶ。視野画像列を得るためには、記録走行を行う必要がある。記録走行での視野画像列の記憶は、移動経路を直線経路に分割し、各直線経路において、以下の手順により行う。

- (1) 現在の視野画像を記憶し M_i とする。
- (2) 現在の視野画像 I_t が、 M_i からある程度変化するまでロボットを前進させる。
- (3) $i = i + 1$ 。
- (4) (1) に戻る。

「視野画像が変化した」かどうかは次章で述べる画像間のマッチングにより判断する。つまり、直前に記憶した視野画像と現在の視野画像のマッチングを行い、その差がいき値を越えたら新たな視野画像を記憶する。この手法で記憶して行くと、等間隔の距離を進むごとに記憶するのではなく、シーンの複雑さや変化の多さによって自動的に記憶の頻度を変化させることになる。いき値は、屋内での実験でおよそ0.5~1[m]間隔で画像を記憶するように設定した。

視野画像列だけでは、画像間の関係が示されていないため、どのように行動を行えば次の画像に進めるのか分からず、経路表現としては不十分である。そこで、画像1枚ごとに次の画像との関係の情報 T_i を付加して記憶する。例えば直線経路上の画像には *Forward*、右に曲がる角の画像には *Right*、ゴールの画像には *End* というタグをつける。このタグは、記録時走行に人間がロボットに与えるものである。

このように生成した $\{M_i\}$ と $\{T_i\}$ を合わせて視野画像列経路表現と呼ぶ。

3. 視野画像列経路表現を用いた環境認識

3.1 自己位置の同定

一般に、移動ロボットの自己位置の同定は

- (1) 移動ロボット自身の概略位置がすでに分かっている場合に、より正確な位置を確認したい場合（局所的位置の同定）
- (2) 移動ロボット自身の位置が不明な場合に、地図上での位置を知りたい場合（大域的位置の同定）

の二つに大別できるが、ここでは (1) を視野画像列経路表現の記憶に基づき行う手法について述べる。

3.1.1 視野画像のマッチング手法

記憶した視野画像と現在の視野画像など、2枚の視野画像を比較しそれらがどのくらい似ているかを計算する処理を、視野画像のマッチングと呼ぶ。これは視野画像の中心部の縦長の領域をテンプレートとしたブロックマッチング (Fig. 3) で、画像圧縮用 LSI を搭載した画像処理ボード [9] を用いて 4.3 [ms] で行うことができる。マッチングの結果として、画像の水平方向のずれ量 u 、およびエラー値 err （ブロック間誤差、この値が小さいほど相関が高い）が得られる。

テンプレートのサイズは縦 25 [pixel]、横 16 [pixel] とした。テンプレートが縦長であるのは、画像のずれが横方向には（ロボットの回転や並進により）大きくなる可能性があるのに対して、縦方向には（ロボットの移動が平面上であるので）ほとんど発生せず、探索範囲が縦方向には小さくてよいからである。こうしてシーンの特徴をたくさん含んだ大きなテンプレートを用いることで、障害物の出現等の環境の局所的な変化に影響されにくい、安定したマッチングを行うことができる。

3.1.2 視野画像列中のマッチング範囲

Fig. 4 に、0.9 [m] 離れた地点 A, B において記憶した2枚の視野画像 M_A, M_B と、その近傍の地点における視野画像 I_x とのマッチングを行った実験結果を示す。A 地点付近では視野画像 I_x は M_A と相関が高いが、地点 B へ近づくと従ってその相関は徐々に低くなり、逆に I_x と M_B の相関が高くなっていることが分かる。この性質を用いることで、カメラが地点 A, B

$$err = \sum_{i=0}^{xsize-1} \sum_{j=0}^{ysize-1} |I1_{i,j} - I2_{i,j}| \quad (xsize=16, ysize=25)$$

Fig. 3 Matching method between two view images

Fig. 4 Experimental result of matching as a function of longitudinal translation of the camera

Fig. 5 Matching target in the view sequence

の近傍にあることが分かっている場合には、そのどちらにより近いかを判別することができる。

画像列中の自己位置の同定は、このような局所的なマッチングのエラー値の比較によって行う。ロボットが前進している場合、時刻 $t - \Delta t$ に得られた視野画像 $I_{t-\Delta t}$ が記憶した視野画像 M_i とマッチしているとする、画像の変化は連続的であるので、視野画像 I_t は M_i, M_{i+1} のどちらかとマッチするはずである。そこでこの2枚の視野画像と時刻 t に得られる視野画像の間でマッチングを行い (Fig. 5)、その結果エラー値の低い方を時刻 t でマッチした視野画像、つまり現在の画像列中での自己位置とする。

Fig. 6 は、ロボットを直進させたときに得られる画像と、記憶しておいた画像列とのマッチングの変化の様子を示している。図中の $err3$ は記憶した3枚目の画像とのマッチングのエラー値の遷移を示す曲線である。 $err3$ は画像を記憶した位置 (1.8 [m]) 付近で極小値をとり、ここではロボットの画像列中の位置は3枚目である。ロボットの前進を続けると $err3$ は徐々

Fig. 6 Experimental result of position identification in the view sequence based on matching error

に増加して 2[m] を過ぎた地点で err4 を越える．ここでロボットの位置は 4 枚目に切り替わる．このような遷移を続けることで、ロボットは画像列中の自己位置を同定していく．この図から分かるように、平滑化された視野画像を用いたマッチングの結果は自己位置を求めるのに十分安定している．

3.2 進行方向の決定

本手法では、記憶した視野画像と現在の視野画像のずれを求め、どちらに進めば記憶した画像の見え方に近づくかという定性的な性質を用いてモータビジュアルフィードバックをかける．ここでは、廊下環境（幅 2.5[m]）においてカメラ（画角 56°）の位置、姿勢のずれが、画像のマッチング結果にどのような影響を及ぼすかを調べた実験結果について述べる．

3.2.1 位置姿勢のずれの検出

カメラの初期位置を廊下の中心に置き廊下の長手方向を向けたところとする．

Fig. 7 は、カメラが回転したときの、画像の水平方向のずれおよびエラー値の変化の様子を示している．横軸ははじめに視野画像を記憶した方向からの回転角度、縦軸はマッチングの結果から得られた画像の水平方向の位置のずれ（単位は視野画像の [pixel]．1 [pixel] は視野角では約 1.5° に対応）である．このように、マッチングによりカメラの回転により発生する視野画像のずれが検出できる．15° 以上回転するとテンプレートが視野からはみ出してしまうため、マッチングが失敗し、正しい結果が得られていない．これは、エラー値の増大から判別できる．

次に Fig. 8 に、カメラの位置が横方向に移動したときの、画像の水平方向のずれおよびエラー値の変化の様子を示す．横軸は廊下の長手方向とは直角な方向ではじめに視野画像を記憶した地点からの移動距離である．縦軸はマッチングの結果から得られた画像の位置のずれおよびエラー値の変化である．この図から、カメラが原点から離れるに従って画像の見え方が変化するために画像間のエラー値が増大するが、画像のずれは検出できていることが分かる．

画像中に非常に遠方の物体しか写っていない場合には、カメラの並進による画像の変化はほとんど起こらないが、廊下のよ

Fig. 7 Experimental result of matching as a function of rotation of the camera

Fig. 8 Experimental result of matching as a function of lateral translation of the camera

うに画像中にある程度近くのもの（床や壁）まで写っている場合には、このように画像のマッチング結果からカメラの姿勢だけでなく位置のずれも検出できる．ただし、この単一のテンプレートのマッチングの結果からは、カメラの位置と姿勢を同時に決定することはできない．

3.2.2 進行方向の決定

本手法の視野画像のマッチングの結果からは、カメラの位置と姿勢を同時に決定することはできない．そこで、どちらに進めば記憶した見え方に近づくかという定性的な性質を用いてモータビジュアルフィードバックをかける．

Fig. 9 に、マッチングの結果、画像が右にずれていたときの走行路に対するカメラの位置姿勢の例を示す．いずれの場合も、カメラは右前方に進むことで画像のずれが少なくなることが分

Fig. 9 Examples of camera position when memorized view image matched in the right side

Fig. 10 Result of obstacle detection. (1) memorized view image, (2) current view image, (3) detected obstacles, and (4) dangerous region

かる。この際の操舵角 θ (正面右向き正) は, $gain$ を定数, u を画像の水平方向のずれ量として,

$$\theta = gain \times u \quad (1)$$

という式によって表現される。なお $gain$ の値は実験的に適当なものを求めて用いた。この操舵角は 2 輪独立駆動の移動ロボットでは左右の車輪のスピードの差に変換されて制御が行われる。

3.3 障害物の検出

走行路にある障害物の検出は、記憶した視野画像と現在の視野画像の差分を利用して行う。まず現在マッチしている視野画像を、マッチングの結果のずれの分だけ並行移動する。次にその画像と現在の視野画像の差分画像を生成し、変化した領域を抽出する。記録走行時の環境には何も置かれていないということが仮定されていれば、この変化領域は新たに置かれた障害物であるとみなすことができる (Fig. 10)。

このようにして検出された障害物が、危険領域 (ロボットの進行方向の走行路) にあるかどうかを調べることで、危険領域に障害物を検出した場合だけ停止し、壁に沿って置かれた消火器などを検出しても走行を続けることができる。

4. 視野画像列経路表現を用いた行動制御

視野画像列経路表現を利用した基本動作として

- 直進 (画像の方向に進む)
- コーナーリング (その場で画像の方向を向く)

```
1: typedef struct
2: {
3:     int err;
4:     int u;
5: } MatchingResult;
6:
7: typedef char ViewImage[32*32];
```

```
8: MatchingResult result, result2;
9: ViewImage M[N], I;
10: int T[N];
```

```
11: i=0;
12: for(;;){
13:     result = Matching(I, M[i]);
14:     result2 = Matching(I, M[i+1]);
15:     if(result.err > result2.err){
16:         i++;
17:         result = result2;
18:     }
19:     if(T[i] == STOP) break;
20:     switch(T[i]){
21:         case RIGHT: turn_right(M[++i]); break;
22:         case LEFT: turn_left(M[++i]); break;
23:         default: go_forward(result);
24:     }
25: }
26: stop();
```

Fig. 11 Processing of VSRR

を用意し、この二つの動作の繰り返しにより、建物内の移動を行う。視野画像列経路表現から行動を決定するアルゴリズムを Fig. 11 に示す。

4.1 直進

ロボットが直進している場合、画像列中での局所的自己位置の同定を行い、この最もマッチした記憶画像とのエラー値がいき値よりも小さければマッチングが成功していると判断する。そのマッチングの結果から進行方向を決定し、走行を行う。このとき、走行スピードは一定とする。

また障害物を危険領域に検出した場合や、そもそもマッチングが失敗していると判断した場合は停止する。障害物が消え、マッチングが再び成功するようになった場合には、走行を再開する。

4.2 コーナーリング

コーナーリングは、曲がった先に見える 1 枚の視野画像のみを用いて行う (Fig. 12)。(1) まず、カメラのパンを曲がろうとしている方向に向け、そのときに得られる視野画像と記憶した視野画像のマッチングを取り、記憶した視野画像が曲がろうとしている方向にあることを確認する。(2) 次に、カメラが常に曲がろうとしている方向を向くよう、マッチングの結果をパン角にフィードバックさせながら、ロボット本体をその場で回転させる。(3) カメラとロボット本体の相対角度が 0 になれば、コーナーリングの終了である。

5. 走行実験

5.1 実験システム

実験に用いた移動ロボットシステム (Fig. 13) は、屋内用の電動車椅子 ((株) ユニカム MOUSE MS-2) をコンピュータからコントロールできるように改造したものである。左右の車輪を独立に駆動してその場で旋回することが可能で、

Fig. 12 Cornering action sequence

Fig. 13 Robot System Overview

- 視覚処理ボード
- ビデオカメラ + パンチルター
- トラックボール
- 液晶ディスプレイ

をとりつけてある。

5.2 廊下走行実験

東京大学工学部 9 号館において、研究室の前から出発して、左折、右折、左折を繰り返してエレベータの前まで移動する合計 35 [m] の経路 (Fig. 15) を自律走行させる実験を行った。

5.2.1 経路教示

視野画像による走行経路の教示は、できるだけ走行環境には余計な物/人などがいない状態で行う。これは、教示時に記憶した視野画像を基準に走行時の環境認識を行うためである。常に置かれているものであれば、それごと記憶させて構わない。

経路は、直線とコーナリングに分割して教示する。直線においては人間がロボットを経路に沿って移動させ、その間に自動的に画像を記憶させる。また、コーナリングを行う地点まで行ったら、トラックボールを用いて画面上に表示されているメニューにより右/左折を選ぶ。次にロボットをその場で曲がる方向へ回転させ、もう一度トラックボールのボタンを押すまでは、新たな視野画像の記憶は行わない。また、経路の終点まで来たときはメニューで終了を選択する。このように、視覚のみを用いて極めて容易な操作により経路の教示を行うことができた。こうして記憶した 50 枚の視野画像列の一部を Fig. 14 に示す。

5.2.2 自律走行

自律走行時の様子を Fig. 15 に示す。ロボットは 0.3 [m/s] 程度の速度で走行を行った。走行中にロボットの遠い前方を人が歩いている、視野画像のなかでは遠くに小さくしか映らない

Fig. 14 Samples of memorized views images in the route shown in Fig. 15

Fig. 15 Experimental environment

ために影響を受けずに走行を続け、危険な領域まで近づくことと停止することができた。

5.3 考察

本研究で用いたマッチング手法では、ロボットの位置と姿勢を同時に決定することはできないため、記憶している画像の方向に「向かう」という単純な制御により直進している。ここでは、この制御手法の妥当性を判断するため、(1) 自律走行の正確さ、(2) 必要な教示の正確さ、(3) 初期位置のずれへの対応、の 3 点について考察する。

5.3.1 自律走行の正確さ

自律走行実験での直線部分での走行軌跡を Fig. 16 に示す。y = 0 が教示しようとした目標経路である。同一の教示データを用いて 4 回自律走行を行った結果得られた軌跡は、最大でも目標経路から誤差 ±8 [cm] であり、我々が許容範囲と考える ±10 [cm] の誤差に収まっている。また各軌道のばらつきは ±6 [cm] 程度である。これらの誤差の原因として、(1) 初期姿勢のずれ、(2) 教示の不正確さ (特に画像を記憶する瞬間の姿勢のずれ)、(3) 画像のノイズ、(4) 環境の変化、(5) 制御の時間遅れ、など様々なものが考えられるが、この図からはそれらの合計としての誤差は実用上問題ない範囲であると言える。

5.3.2 必要な教示の正確さ

本実験での経路教示は人間がロボットを押すことで行うが、本実験のロボットは 2 輪独立駆動の機構を持つため、クラッチを外した状態では直進性は低く、正確な教示を行うのは困難である。この教示の不正確さの影響は、各軌跡において常に同じように揺れている部分 (Fig. 16 での 5~6 [m] の部分など) に

Fig. 16 Trajectories of autonomous navigation (1)

Fig. 17 Trajectories of autonomous navigation (2)

現れていると思われるが、その影響は5[cm]程度と見られ特に問題にはならない大きさであった。

5.3.3 初期位置のずれへの対応

自律走行時のスタート位置をずらした場合の目標軌道までの追従実験の結果を Fig. 17 に示す。スタート位置を40[cm]横にずらして4回の自律走行を行った。本手法の制御は前に述べたように単純なものであるが、進むに従って目標軌道に近づき、およそ7[m]進んだ位置で誤差10[cm]以内に入っている。またスタート地点での姿勢のずれを(マッチングが失敗しない範囲で)与えても自律走行には特に影響しなかった。このように、初期位置の誤差にも十分対応できているという結果が得られた。

6. おわりに

本稿では、視野画像列経路表現という、縮小した進行方向の視野画像列を記憶した経路モデルを提案し、屋内の実環境に対応できる移動ロボットの誘導に利用した。本手法では、記録走行時に視野画像を列として記憶することで、自律走行時の自己位置の同定と進行方向の決定、障害物の検出という環境認識を相関演算に基づくマッチングにより行うことができる。また実

時間の自律走行制御と容易な経路教示を実現し、実際に移動ロボットを用いて行った走行実験により、その有効性を確認した。

この手法は、

- 記録走行時と自律走行時でシーンの見え方(明るさ、物の配置など)が大きく変化しない
 - カメラの視野に、マッチングに用いることができるある程度近くまでの走行環境(床、壁など)が映っている
- という条件を満たす環境に対応することができる。多くの既存の建物内の環境はこの条件を満たしているため、本手法が適用できると考えられる。

今後は、位置姿勢を同時に認識できるマッチング手法、およびカラー画像、エッジ画像など明るさの変化に強い特徴量を用いたよりロバストなマッチング手法を開発し、本手法の適用範囲を広げていきたい。

参考文献

- [1] D. A. Pomerleau: "ALVINN: An Autonomous Land Vehicle in a Neural Network," Technical Report CMU-CS-89-107, CMU, 1989.
- [2] M. Meng and A. C. Kak: "NEURO-NAV: A Neural Network Based Architecture For Vision-Guided Mobile Robot Navigation Using Non-Metrical Models of the Environment," In Proc. of Int'l Symp. on Robotics Research (ISIR'93), pp.750-757, 1993.
- [3] C. Furlanello, B. Crespi and L. Stringa: "A memory based approach to navigation," Biological Cybernetics, vol.69, pp.385-393, 1993.
- [4] J. Y. Zheng and S. Tsuji: "Panoramic Representation for Route Recognition by Mobile Robot," International Journal of Computer Vision, vol.9, no.1, pp.55-76, 1992.
- [5] 前田武志, 石黒浩, 辻三郎: "全方位画像を用いた記憶に基づく未知環境の探索", 電子情報通信学会技術研究報告, PRU92-10, pp.73-80, 1995.
- [6] 黒須, 大矢, 油田: "画像による移動ロボットのポジショニングと誘導", ロボティクス・メカトロニクス講演会 '94 講演論文集, pp.1178-1183, 1994.
- [7] 松本勉, 油田信一: "経路地図に従った移動ロボットの自律走行システム", 日本ロボット学会誌, vol.5, no.5, pp.351-359, 1987.
- [8] I. Horswill, Polly: "A Vision-Based Artificial Agent," In Proc. of Int'l Conf. on AAAI '93, pp.824-829, 1993.
- [9] 井上博允, 稲葉雅幸, 森武俊, 立川哲也: "局所相関演算に基づく実時間ビジョンシステムの開発", 日本ロボット学会誌, vol.13, no.1, pp.134-140, 1995.

松本吉央 (Yoshio Matsumoto)

1970年8月21日生。1993年東京大学工学部卒業。1995年同大学院修士課程修了。現在同博士課程在学中。ロボットビジョンの研究に従事。電子情報通信学会, 人工知能学会, IEEEの学生会員。

(日本ロボット学会学生会員)

井上博允 (Hirochika Inoue)

1942年生。1965年東京大学工学部卒業。1970年同大学院博士課程修了。工学博士。同年電子技術総合研究所入所。知能ロボットの研究開発に従事。1977年東京大学工学部機械工学科助教授。1984年教授。現在, 機械情報工学科教授。ロボット全般, 人工知能, 情報システム工学の研究と教育に従事。

(日本ロボット学会正会員)

稲葉雅幸 (Masayuki Inaba)

1958年5月23日生。1981年3月東京大学工学部卒業。1986年3月同大学大学院工学系研究科情報工学専門課程修了。工学博士。同年4月東京大学講師。1989年同助教授。現在, 機械情報工学科勤務。日本機械学会, 情報処理学会, 計測自動制御学会, 人工知能学会各会員。(日本ロボット学会正会員)