学術・技術論文

カメラ位置姿勢の高速な推定のためのランドマーク選択法と 単眼視によるロボットのナビゲーション

小川陽子*1*2 白井良明*1 島田伸敬*1

A Method of Selecting Delegate Landmarks for Fast Localization and Robot Navigation Using Monocular Vision

Yoko Ogawa^{*1*2}, Yoshiaki Shirai^{*1} and Nobutaka Shimada^{*1}

This paper presents a method of selecting landmarks for real time robot navigation. We first build a 3-D landmark map of an unknown environment with trinocular vision, and then the robot with monocular vision localizes the own position by matching SIFT keypoints extracted from the input image to the landmarks based on their visual appearances. It requires much computation to detect visual features corresponding to all the visual landmarks. There are many redundant landmarks among them and they can be excluded in the calculation without major degradation of localization. We propose to select useful landmarks considering their contributions to the localization accuracy derived from the analysis of geometric error propagation, and both the reliability of detection and matching of the corresponding visual features. We compare the proposed method with the one which uses all the landmarks by experiments in real indoor environments. The result proved that the localization accuracy of the proposed method is almost the same, and the computation time is greatly reduced.

Key Words: Visual Navigation, Map Building, SLAM, SIFT

1. はじめに

移動ロボットのナビゲーションにおいて,走行環境とそれに対 する自己位置と姿勢の情報は不可欠であり,現在までに多くの 環境地図生成法や自己位置推定法が提案されている(文献[1]~ [3] など).また,地図生成と自己位置推定を同時に行う SLAM (Simultaneous Localization And Mapping)[4]~[8]の研究も 盛んに行われている.

一般的に,自己位置の推定では移動量の予測にロータリエン コーダなどの内界センサを用い,内界センサの累積誤差を補正 するために外界センサである視覚センサが相補的に用いられる. 視覚センサは,環境中にあるランドマークの視覚的特徴に基づ く多眼ステレオあるいは単眼での移動ステレオにより自己位置 姿勢の推定ができる反面,扱うデータ量が膨大で処理コストが 高くなりやすい.したがって,位置姿勢推定の性能を維持しつ つ視覚センサの情報処理を効率化することが,実時間走行を実 現する上で重要である.

ロボットの自己位置推定のための視覚センサ情報の処理は,主

- (3) 特徴対応付け
- (4) 自己位置姿勢の推定
- (5) 地図更新

これらのフェーズのうち,(1)は、あらかじめユーザから与え られる、あるいは直前の自己位置推定結果や内界センサの情報 を用いて簡便に予測できるため、処理コストは特に問題となら ない.

(2) では、それぞれの特徴を正しく判別できる情報を抽出し ようとするほど処理コストが増加するので、判別の精度を保っ たまま処理コストを削減することは難しい.

(3)は、画像間(多眼,移動ステレオ処理)あるいは画像と 地図上に登録されたランドマークの間(地図生成および自己位 置姿勢推定)で画像特徴同士の照合度を評価し対応付けを行う 処理である.信頼性の高い照合度の評価は高コストであり、評 価すべき対応の組み合わせは登録されたランドマークの個数と 画像中に検出された特徴の個数の積のオーダーとなるため、評 価する組み合わせを削減することが望まれる.

あらかじめ KD-Tree によって分割された特徴空間を探索す ることで、比較的高速に対応付け処理を行う手法[9] があるが、 (2) で抽出される画像特徴の次元数は 100 以上になることが多

原稿受付 2010 年 12 月 8 日

^{*1}立命館大学

^{*2}現在(株)構造計画研究所

^{*&}lt;sup>1</sup>Ritsumeikan University

 $^{^{\}ast\,2}{\rm KOZO}$ KEIKAKU ENGINEERING Inc.

[■] 本論文は学術性で評価されました.

に以下の五つのフェーズに分けられる.

⁽¹⁾ 初期位置推定

⁽²⁾ 画像特徵抽出

いため[10],計算量が膨大となる.また,他の特徴との差異の度 合い(特異度)の高い特徴から優先して対応付けする手法[11] があるが,特異度の計算コストが高く,実時間処理の妨げとなっ ている.それに対し,人が運転する車に全方向を撮影するカメ ラを搭載して自己位置推定するために,観測頻度が高くなった ランドマークを優先して画面上で均等に選択する手法[12]が提 案された.しかし,選択されるランドマークは必ずしも三次元 空間で均等に配置されないため,自己位置姿勢の推定精度が著 しく悪化する場合がある.また,複数回同じ環境を撮影するこ とによる学習が必要である.

(4)については、(3)で得られた画像特徴間の対応を利用して特徴点の三次元位置とカメラの位置と姿勢を同時に求める方法[13]や、最急降下法などの非線形最適化法による処理の高速化の工夫が多く提案されており、さらに移動量の予測に内界センサを用いれば、その高速化は容易である。

(5) では、先に推定された自己位置姿勢と特徴の対応関係か らカルマンフィルタなどの推定器によりランドマーク位置と分 散を推定する.処理速度は登録する特徴点数と更新頻度に強く 依存するため、(3)と同様に重要なランドマークのみを選択的 に更新する必要がある.

本稿では、初期地図作成タスクと走行タスクを分離し、走行 時における(3)の処理コストのさらなる改善を試みる。先に 述べたように、評価すべき対応の組み合わせは登録されたラン ドマークの個数と画像中に検出された特徴の個数の積となるた め、このうち冗長な組み合わせを削減することが有効と考えら れる。そこで、画像特徴としての検出しやすさや対応付けの信 頼性のみならず、三次元的な配置を考慮した少数のランドマー クを地図から選択する方法を提案している[14][15]。我々の提 案するランドマーク選択法によって、視野内のすべてのランド マークを利用したのと同程度の自己位置姿勢推定精度を維持し つつ、特徴対応づけの処理コストを飛躍的に向上できる。また、 対応の組み合わせ数が減ることにより自己位置姿勢推定の処理 コストも同時に削減することができる。

本研究では、高精度な位置姿勢推定と実時間走行が求められ る屋内サービスロボットのナビゲーションシステムを実際に構 築し、地図作成および自律走行の実験を行った.

当該システム上に本稿の提案するランドマーク選択法を実装 し、自己位置姿勢推定の精度を劣化させずに実時間によるオン ライン走行が可能となることを、地図生成および自律走行実験 の結果によって示す.

2. 地 図 生 成

ロボットの自己位置姿勢の推定や目的地に到達するための行動計画には、一般に環境地図が必要となる.SLAMも含めた一般的な環境地図では「どこに何(ランドマーク)があるか」を、 事前知識やセンサ情報を用いて三次元空間あるいは二次元平面に記述する.近年では視覚センサの利用を前提に、経路上から 観測された画像そのものを登録する手法[16]や画像上で目標を 指示して誘導する方法(亀島ら[17])、「どこで何を見てどちら に行く」という観測と行動の組み合わせを対話的に地図に埋め 込む手法[18]のような、地図をロボットが自律的に生成する手



Fig. 1 Alignment of the trinocular camera

法[19] が提案されている.

これらの手法では,決められた経路走行を比較的簡易に再現 できる.しかし,障害物回避や人へのサービス提供のため一時 的に経路を逸脱する際には,ロボットの位置姿勢を正確に知る 必要があることから,ランドマークの空間的位置を客観的に記 述した地図は有用である.

本稿では、初回に人がロボットを誘導し、ロボットに搭載し た3眼ステレオカメラの画像から、特徴的なランドマークを自 動的に選択し、以下の情報を付与して世界座標系(初期フレー ムのカメラ座標系)で記述された環境地図に登録する.

(1) 世界座標系での三次元位置 X

(2) 三次元位置の不確かさを表す分散行列 Σ

- (3) 視線方向別画像特徴ベクトル f
- (4) 視線方向別画像特徴のコントラスト c
- (5) 観測された回数 m
- (6) 投影されたが観測されなかった回数 1

3 眼ステレオカメラは、各カメラが **Fig.1** のように水平および 垂直に配置されたものを用い、以下、(3)(4)の定義について は 2.1 節で、地図生成時における(1)(2)と(3)(4)の更新 方法については 2.2 節で、(5)(6)の定義については 2.3 節で 述べる.

2.1 画像特徴の抽出

画像上の特徴点の抽出は古くから研究されており、種々のエッジ抽出法が提案されているが、単なるエッジを特徴とすると、特徴の区別が困難である.より区別しやすい特徴を求めるため、 Harris によるコーナーオペレータ [20] や、Tomasi らによる特徴追跡手法である KLT 法 [21] が提案されている.しかし、KLT 法では、回転、スケール変化、照明変化がある場合、追跡に失敗することがある.

ロボットが実空間を走行するとき、同じランドマークでも観 測位置との距離で画像中のスケールが変化する.また、地図を 生成したときとロボットが走行する際の照明条件が常に同じと は限らない.そのため、スケールと照明条件に不変な特徴が望 ましい.ここでは、照明条件にもスケールにも不変な特徴であ る SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) [10] 特徴をラ ンドマークとして用いる.SIFT 特徴は画像座標、スケール、周 辺の輝度勾配分布を要素とした多次元ベクトルを持ち、入力画 像に DoG (difference-of-Gaussian) フィルタを作用させて求 める.すなわち、

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2 + y^2)/2\sigma^2}$$
(1)
$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y).$$
(2)

812

 (x, y, σ) を三次元空間 (DoG 空間) とみなし, $D(x, y, \sigma)$ の極 値を与える位置とスケール $\tilde{\mathbf{q}} = [\tilde{x} \ \tilde{y} \ \tilde{\sigma}]^T$ を SIFT 特徴の位置 とスケールとする. コントラストの強い特徴ほど $|D(\tilde{\mathbf{q}})|$ の値 が大きくなるので, $|D(\tilde{\mathbf{q}})|$ が閾値以下の点は、コントラストが 低く不安定とみなし除外する. コントラストがより高いものほ ど安定的に抽出できると仮定し、 $|D(\tilde{\mathbf{q}})|$ を画像特徴のコントラ ストとして登録し、ロボットの自律走行時のランドマーク選択 に利用する.

加えて、ランドマークの画像上での見えを表現するため、画 像座標 (\hat{x}, \hat{y}) を中心に、 $D(\hat{q})$ における周辺画素を4×4の領 域に区切り、その各領域の輝度勾配から8方向の勾配ヒストグ ラムを求め、SIFT 特徴の特徴ベクトル f (4×4×8 = 128 次 元)を作成する.また、DoG 空間を求める際 σ が大きくなる ほど処理コストが大きくなるため、画像のダウンサンプリング による高速化を行う.このサンプリング間隔(オクターブと呼 ばれている)を d_s とし、2.2 節で述べる誤差分散の計算に用 いる.

SIFT 特徴ベクトルを正しく照合できる視線方向の変化は約 20°であるため、地図上の各ランドマークごとにその SIFT 特 徴が観測されたときの視線方向を 36 方向に分割し、各方向ご とに SIFT 特徴ベクトルを登録する.

以上により,各ランドマークは 36 個の視線方向に対応する SIFT 特徴ベクトル \mathbf{f}_i ($i = 0 \cdots 35$) とコントラスト $c_i = |D(\tilde{\mathbf{q}})|$ を持つ.

2.2 ランドマークの位置と画像特徴の更新

以下ではロボットは平面上を走るものとし,平面上の位置と 姿勢(向き)を合わせて状態と呼ぶ.本システムでは,現在観測 されている画像特徴点とすでに地図上に登録されたランドマー ク間で対応づけを行い,その対応関係に基づいて現在のロボッ トの状態を推定する.

まず,三眼視ステレオから求められる視差によって特徴点の 三次元位置を求める.三眼間の特徴点の対応づけは,Seらの手 法[2]に基づき,以下の条件を満たすものを対応点候補として 取り出す.

- ●エピポーラ拘束
- スケールの差異が1レベル以内
- SIFT 特徴ベクトル間距離が閾値以内(ここでは実験的に 閾値を 0.2 とした)

候補の中から対応点を求めるには、特徴ベクトル間の距離の比 を用いる.最も近い特徴ベクトル間の距離を δf_1 ,2番目に近 いものを δf_2 とし、次の式を満たすとき、最も近いものを一時 的な対応点とする.

$$\frac{\delta f_1}{\delta f_2} \le r_t \tag{3}$$

なお, rt は閾値(ここでは実験的に rt = 0.7 とした)である. 一時的な対応点が複数得られた場合は不安定な対応と見なし て棄却し,一対一の対応が付いた点のみを最終的な対応点とし て視差を求める.

次に, 視差の得られた特徴点と地図上のランドマークの対応 を求める.まず, 対応候補として, 1 フレーム前のカメラ位置 と視線方向で観測可能な範囲に含まれるランドマークから,過 去に視線方向±20°以内から観測されたことのあるランドマー クを抽出する.その中から,ロボットの状態の予測(ここでは 動かないと予測し1フレーム前の状態とする)に基づいてラン ドマークを画像上に投影し,その位置が入力画像から得られた 特徴点に近く,視差もほぼ等しいものを,それぞれの特徴点に 対する対応候補のランドマークとする.具体的には,画像の解 像度が320×240 [pixel]の場合,実験的に,画像座標の差が x 方向に40 [pixel] 未満,y方向に20 [pixel] 未満,視差の差の割 合が0.2未満となるものとしている.この候補の中から対応点 を求めるには,三眼視ステレオの対応づけと同様に特徴ベクト ル間の距離の比(式(3))を用いる.

得られた特徴点とランドマークの対応からロボットの状態を推定する. 縦横の基線長をともに b, 焦点距離を f とし, 三眼視ステレオで対応づけられた特徴点について, 水平に配置された二つのカメラ (左カメラと右カメラ)の x 座標値を x_l, x_r , 垂直に配置された二つのカメラ (右カメラと上カメラ)の y 座標値を y_r, y_t とすれば, カメラ座標系での特徴点の位置 $\mathbf{X}^C = [X^C Y^C Z^C]^T$ は次式で表される.

$$\mathbf{X}^{C} = F(\mathbf{I}) = \frac{b}{d} \begin{bmatrix} x_{r} \\ y_{r} \\ f \end{bmatrix}$$
(4)

ここで、 $\mathbf{I} = [x_l \ x_r \ y_r \ y_t]^T$, 視差 d は次式としている.

$$d = \frac{1}{2}((x_l - x_r) + (y_r - y_t))$$

ただし, 左カメラ, 上カメラから得られた画像は視差を求める ためにのみ用い, 座標値や地図に登録する SIFT 特徴は右カメ ラから得られた画像を用いて抽出する.

ここで、観測された画面上の位置は量子化による誤差が生じる。 カメラの量子化誤差をそれぞれ独立であるとし、その共分 散行列 Σ_I を

$$\Sigma_I = \operatorname{diag} \left[\sigma_{x_l}^2 \ \sigma_{x_r}^2 \ \sigma_{y_r}^2 \ \sigma_{y_t}^2 \right]$$
(5)

とすると、ステレオ観測による誤差 Σ_s は式(4)を線形化する ことにより、以下のように求まる [22].

$$\Sigma_s = \frac{\partial F}{\partial \mathbf{I}} \Sigma_I \frac{\partial F^T}{\partial \mathbf{I}} \tag{6}$$

ここでは、 σ_{x_l} , σ_{x_r} , σ_{y_r} , σ_{y_t} を SIFT を求める際の画像サ イズをもとに、それぞれ 0.5 × d [pixel] として見積もる. この 観測誤差を用いて、対応付いた特徴点同士のマハラノビス距離 の平均が最少になるように状態推定を行う.

世界座標系の水平面上の位置 $X_r(t)$, $Z_r(t)$. 姿勢 $\theta_r(t)$ とし, 時刻 t におけるカメラの状態を $\mathbf{r}(t) = [X_r(t) Z_r(t) \theta_r(t)]^T$ とする. 観測された特徴点と地図中のランドマークの対応付け において, u 個の対応するペアができたとき,地図上でのカメ ラの三次元位置を $\mathbf{X}_r(t) = [X_r(t) \ 0 \ Z_r(t)]^T$, その不確かさを $\Sigma_r(t)$, y軸周りの回転を表す三次元回転行列を $R(\cdot)$ とすると, カメラ座標系での i 番目のランドマークの推定位置 $\hat{\mathbf{X}}_i^C(t)$ は 以下で表される.

$$\hat{\mathbf{X}}_{i}^{C}(t) = R(\theta_{r}(t))(\mathbf{X}_{i} - \mathbf{X}_{r}(t)) \quad (1 \le i \le u) \quad (7)$$

カメラの状態 $\mathbf{r}(t)$ は以下に示すように、 $\mathbf{X}^{C}(t)$ と $\hat{\mathbf{X}}^{C}(t)$ の マハラノビス距離 δ の和を最小化することによって求める.

$$\mathbf{q}_i(t) = \mathbf{X}_i^C(t) - \hat{\mathbf{X}}_i^C(t) \tag{8}$$

$$Q_i(t) = R(-\theta_r(t))\Sigma_i(t)R(-\theta_r(t))^T + \Sigma_r(t-1)$$
(9)

$$\delta_i(t) = \mathbf{q}_i(t)^T Q_i(t)^{-1} \mathbf{q}_i(t) \tag{10}$$

$$\mathbf{r}^{\star}(t) = \arg\min_{\mathbf{r}(t)} \sum_{i=1}^{n-1} \delta_i(t)$$
(11)

ここで、 $\Sigma_r(t)$ は $\mathbf{r}(t)$ を求める際に使用した n 点のランドマー クの不確かさ $\Sigma_i(t)$ とステレオ観測による誤差 $\Sigma_{s_i}(t)$,および 探索時の量子化誤差 $\Sigma_e(t)$ によって以下で表される.

$$\Sigma_{r}(t) = \left(\sum_{i}^{n} \left(\Sigma_{i}(t) + \Sigma_{s_{i}}(t)\right)^{-1}\right)^{-1} + \Sigma_{e}(t)$$
(12)

なお、 δ が1以上となるものは誤対応と判定して平均演算の対象 から除外している.またこの処理はあらかじめオフラインで行 えるので、計算コストはかかるが精度の高い全探索を行う.全 探索における量子化幅を $\mathbf{e} = [e_X \ e_Z \ e_{\theta}]^T$ とし、 Σ_e は以下の 式で近似する.

$$\Sigma_e = \operatorname{diag} \begin{bmatrix} e_X^2 & 0 & e_Z^2 \end{bmatrix}$$
(13)

推定された現在のカメラの状態に基づいて特徴点の対応づけ を再度同様に行い,地図上のランドマークに現在の観測を統合 して更新する.ランドマークの三次元位置とその不確かさは,カ ルマンフィルタを用いて更新する.すなわち,そのランドマーク がすでにその方向から観測されていれば,画像特徴とコントラ ストとを更新し,そうでない場合はそのまま追加登録する.ま た,地図中のランドマークと対応がつかなかった特徴点は,新 たなランドマークとして登録する.

2.3 ランドマークの観測頻度

2.2 節における 2 度目の対応づけで,対応候補として選択さ れたにもかかわらず,対応する特徴点が見つからなかったラン ドマークは,信頼性が低い.そこで,対応候補として選択され 観測もされた回数 m と,対応候補として選択され投影された が観測されなかった回数 *l* を地図の各ランドマークに登録して おく.

3. 移動ロボットの状態推定

地図を与えられた移動ロボットは、単眼視により得られる二 次元画像系列から自己の状態を推定しながら走行する. なお、 カメラはロボットに固定し、ロボットの状態はカメラの状態と 同義とする. ロボットの初期状態は大まかに与えられていると する. 観測される入力画像から SIFT 特徴点を抽出し、地図に 登録されているランドマークと対応づける. ランドマークの画 像平面上での位置と対応する観測された特徴点の位置とのマハ ラノビス距離の和を最小化することで、ロボットの状態を推定 する.

3.1 単眼視による状態推定の原理

まず,推定したカメラの状態における画像平面へ地図中のラ ンドマークを投影することにより,特徴点が観測される位置を 推定する.さらに,観測方向を推定し,その方向から観測され たことのない特徴点は信頼性のある対応をとることができない ので,取り除く.**Fig.2**(a)の楕円は各ランドマークの位置の 不確かさを表す.Fig.2(b)は,投影されたランドマークを画像 として再構成した特徴画像を示す.入力画像Fig.2(c)から,再 構成した特徴画像と類似の特徴点が得られることを予測し,対 応づけを行う.

投影されたランドマークの画像座標 $\hat{\mathbf{x}}_i = [\hat{x}_i \ \hat{y}_i]^T$ は、カメラの状態 **r** と地図におけるカメラの三次元位置 \mathbf{X}_r 、ランドマークの三次元位置 $\mathbf{X}_i = [X_i \ Y_i \ Z_i]^T (i = 1, 2, \cdots, n)$ から次の式で表される.

$$\hat{\mathbf{x}}_i = P(R(\theta_r)(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_r)) \tag{14}$$

ここで、 $P(\cdot)$ はカメラの透視投影変換で、 $\mathbf{X}^{C} = [X^{C} Y^{C} Z^{C}]^{T}$ としたとき、次式で表される.

$$P(\mathbf{X}^C) = \frac{f}{Z^C} \begin{bmatrix} X^C \\ Y^C \end{bmatrix}$$
(15)

時刻 t における入力画像から抽出された特徴点の画像座標を $\mathbf{x}_i(t) = [x_i(t) \ y_i(t)]^T$ とし、時刻 t-1 の状態が推定されてい るとする.時刻 t-1 からのロボットの移動は一定以下に制限 できるので、画像平面上での特徴点も時刻 t-1 での位置の近 傍に限定される.

したがって、特徴点 i の対応候補は以下の条件を満たす.

$$|x_i(t-1) - \hat{x}_i(t)| \le \Delta x_{max} \tag{16}$$

$$|y_i(t-1) - \hat{y}_i(t)| \le \Delta y_{max} \tag{17}$$

ここでは、画像解像度を 320×240 [pixel] とし、 x_{max} , y_{max} ともに 40 [pixel] としている.

候補の中から対応点を求めるには、2.2節と同様に特徴ベクトル間の距離の比(式(3))を用いる.ここでも、一対一の対応が付いた点のみを最終的な対応点とする.

画像平面上における i 番目のランドマーク位置の分散行



Fig. 2 Localization by the monocular camera



Fig. 3 Segmentation of the field of view

列 Σ_{x_i} は、ランドマークの三次元位置の分散行列 Σ_i と、 $\mathbf{X}_i^C = [X_i^C Y_i^C Z_i^C]^T = R(\theta_r)(\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_r)$ より

$$\Sigma_{x_i} = \left. \frac{\partial P(\mathbf{X}^C)}{\partial \mathbf{X}^C} \right|_{\mathbf{X}_i^C} \left(R(\theta_r) \mathbf{\Sigma}_i R(\theta_r)^T \right) \left. \frac{\partial P(\mathbf{X}^C)}{\partial \mathbf{X}^C} \right|_{\mathbf{X}_i^C}$$
(18)

と表せる.

カメラの状態は、次式のように特徴点の予測座標 x と観測座 標 x のマハラノビス距離の和を最小化することによって求める.

$$\mathbf{r}^{\star} = \arg\min_{\mathbf{r}} \sum_{i=1}^{n} (\mathbf{x}_{i} - \hat{\mathbf{x}}_{i})^{T} \Sigma_{x_{i}}^{-1} (\mathbf{x}_{i} - \hat{\mathbf{x}}_{i}) \qquad (19)$$

最小化の解法として,最急降下法などの非線形最適化法が提案 されているが,ここでは可能性のある範囲で全探索を行う.な お,内界センサを利用すれば,この探索範囲は小さくすること ができる.

3.2 状態推定への寄与と特徴の観測可能性を考慮したラン ドマークの選択

視界に入り得るランドマークを全点投影し,カメラの状態を 推定すると,その対応点数に応じて計算量が大きくなり,実時間 での状態推定が困難になる.また,互いに空間的に近いランド マークを用いることは位置推定精度の観点から冗長である.そ こで,観測される三次元領域をいくつかの区画に分割し,各区 画から代表ランドマークを1点だけ取り出すことにより,空間 的に近いランドマークを間引く.以下では,精度を落とさず実 時間での状態推定を行うために,視野領域の分割方法と各区画 における代表点の選択方法を述べる.

XZ 平面上をカメラ位置が微小平行移動したときのランドマークの画像座標の変化は、

$$\frac{\partial P(\mathbf{X}^{C})}{\partial \mathbf{X}_{r}} \Delta \mathbf{X}_{r} = \frac{\partial P(\mathbf{X}^{C})}{\partial \mathbf{X}^{C}} \frac{\partial \mathbf{X}^{C}}{\partial \mathbf{X}_{r}} \Delta \mathbf{X}_{r}$$
$$= -\frac{f}{Z^{C}} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\frac{X^{C}}{Z^{C}} \\ 0 & 1 & -\frac{Y^{C}}{Z^{C}} \end{bmatrix} \Delta \mathbf{X}_{r}$$
(20)

となる.よって,カメラに近く(Z^Cが小さく)画面端に投影 されたランドマークの画像座標はカメラの平行移動により敏感 であり,平行移動成分の推定精度向上に有利である.

次にカメラ姿勢を微小回転したときについて同様に考察する. カメラ原点からランドマークまでの距離を ρ^C , 光軸方向を 0 としたときのランドマークの方位角と仰角を ϕ^C, ψ^C とすると, ランドマーク $\mathbf{X}^C(\rho^C, \phi^C, \psi^C)$ の画像座標は,

$$P(\mathbf{X}^{C}(\rho^{C}, \phi^{C}, \psi^{C})) = \frac{f}{\cos\psi^{C}\cos\phi^{C}} \begin{bmatrix} -\cos\psi^{C}\sin\phi^{C} \\ \sin\psi^{C} \end{bmatrix}$$
(21)

となる. カメラの方位角 θ_r を微少回転したときの画像座標の 変化は,

$$\frac{\partial P(\mathbf{X}^{C})}{\partial \theta_{r}} \Delta \theta_{r} = \frac{\partial P(\mathbf{X}^{C})}{\partial \mathbf{X}^{C}} \frac{\partial \mathbf{X}^{C}}{\partial \phi^{C}} \frac{\partial \phi^{C}}{\partial \theta_{r}} \Delta \theta_{r}$$
$$= \frac{f}{\cos^{2} \phi^{C}} \begin{bmatrix} 1\\ -\tan \psi^{C} \sin \phi^{C} \end{bmatrix} \Delta \theta_{r} \qquad (22)$$

となり, $|\phi^{C}|$ もしくは $|\psi^{C}|$ が $\pi/2$ に近いほど変化が大きく なる. また, この方位変化に対する感度は奥行き ρ^{C} に依存し ないため, 遠くのランドマークほど平行移動による成分より相 対的に感度が大きくなる. したがって, カメラから遠く画面端 に投影されたランドマークほどカメラ姿勢の回転成分の推定精 度向上に有利である.

以上から、各ランドマークの分散が十分に小さければ、カメ ラの位置と向きの推定精度の向上には、近いランドマークも遠 いランドマークも画像端に映り込むものが有利であることが分 かる.ところが、画像端に投影されるランドマークは、画像中 央のランドマークに比べ隠れや投影時の歪みの影響を受けやす く、特徴の検出、追跡、照合に失敗しやすい、画像処理は計算コ ストが高いため、失敗を極力避けたい、画面中央のランドマー クは隠れや歪みが少なく、カメラの前方移動後にも画像内に留 まりやすいため、これらの処理にとってはむしろ有利である.

そこでまず、画面端の位置姿勢推定精度への寄与を画面中央 の再観測可能性よりやや重視して、画像平面を均等に分割する ように視野空間を分割する(Fig.3参照).これは、カメラ原点 からの方位角と仰角とで分割することと同義であるが、画像端 のピクセルほど1ピクセル幅に対する方位角(仰角)の増分が 小さいため、画面端ほどより細かい区画に分割される.次に、奥 行きを分割する.カメラに近い点は平行移動成分の推定に、遠 い点は回転成分の推定にほぼ対等に寄与すると考え、カメラ座 標系 Z^C が均等になるように奥行きを分割する.分割された区 画を地図と照らし合わせ、各区画で代表となるランドマークを 以下に示す優先順序に基づいて最大で一つ選択する.

- より観測されやすいものが望ましいので、観測の成功率 m/(m+n) が大きいものを採用する.
- (2) 観測の成功率が同じであれば、検出漏れと対応の誤りを少なくするため、その方向から観測されたときのコントラスト c が高い方を用いる.

これにより,過去の観測成功率が高く安定したランドマーク,す なわち現在観測成功率が高いと予測されるランドマークが選択さ れる.なお,ランドマークが1点も存在しない区画は無視する.

ここで,カメラの状態推定精度を低下させずに高速化するために,最適な分割パラメータが必要になる.画像平面とZ方向において,ランドマークの分布に偏りがある場合,分割幅が大



Fig. 4 Robot for the experiment

Fig. 5 Input scenes and feature points (•: corresponding to the map, +: without correspondence)

きすぎるとランドマーク数が少なくなり状態推定に失敗する. 逆に、平均的に分布している場合、分割幅が小さすぎると必要 以上のランドマークが選択される.そこで、時刻t-1におけ る視野内のランドマークの分布に基づいて、画像平面の分割幅 $[w_x w_u]$ および奥行きの分割幅 w_Z を動的に変化させる.

時刻 t-1の状態から視野内に含まれるランドマークを取り出 し、それらの画像平面における分散を $[\sigma_x^2 \sigma_y^2]$, Z 方向の分散を σ_z^2 としたとき、 $[w_x w_y]$ と w_z が各軸方向の偏差に比例する よう、重み係数 α , β , $\gamma(0 \le \alpha \le 1, 0 \le \beta \le 1, 0 \le \gamma \le 1)$ により以下の式で定義する.

$$w_x = \alpha \sigma_x, w_y = \beta \sigma_y, w_Z = \gamma \sigma_Z \tag{23}$$

4. 実 験

本章では、室内実環境における3眼カメラによるランドマー ク地図生成と、提案手法によるカメラの状態推定結果を示す、ま た、提案手法における視野領域分割のパラメータの決定、他手 法との比較検証、カメラを搭載したロボットの自律移動制御結 果について述べる。

4.1 実験環境

最初のランドマーク地図生成のための三次元センサとして、L字型3眼ステレオカメラ(Digiclops, Point Gray Research 社:基線長 99.6 [mm],画像解像度 320 × 240, 28 [fps])を用いる.ロボットの状態推定にはノート PC (PentiumM 1.70GHz,メモリ 512 [MB])を用いる.ロボットは全方向移動車(600 × 700 [mm])を台車とし、3 眼ステレオカメラの一つのカメラから画像を取得し状態を推定することで実験を



Fig. 6 Handmade map (black rectangles and quarter sectors) and built map (gray ellipses) with robot trajectory(from (a) to (d)). The circle at (d) shows the size of the robot

行った.外観を **Fig.4** に示す.状態推定時の探索範囲はそれ ぞれ $-100 \le \Delta X \le 100 \text{ [mm]}, -100 \le \Delta Z \le 100 \text{ [mm]}, -10 \le \Delta \theta \le 10 \text{ [deg]}, 量子化幅はそれぞれ 10 [mm], 10 [mm], 1 [deg] としている.$

4.2 ランドマーク地図の作成

地図生成時に撮影した画像例を Fig.5 に示す.また,Fig.6 に生成された地図と手計測による地図およびロボットの軌跡を 重ねて示す.Fig.5(a)~(d)は Fig.6中の(a)~(d)の位置から 撮影された画像である.地図は143 フレーム分の画像を用いて 生成した.右カメラ座標を全体のカメラ座標とし、ランドマー クに登録する特徴量は右カメラで得られた画像のみから抽出さ れた SIFT 特徴を用いた.なお、Fig.6は7[m]×13[m]の空間 の地図で、2回以上観測された特徴点をすべて XZ 平面に投影 し、その不確かさを誤差楕円として描画したものである.ステ レオ対応付けの誤対応率は 0%,登録済みのランドマークとの 対応付けにおける誤対応は 0.03% であった.

4.3 移動ロボットの状態推定

本節では、オフラインでのシミュレーションにより、精度と処 理速度を検証し、式(23)のパラメータを決定する.また、他 の手法との比較により提案手法の有効性についても論じる.

ロボットの状態推定の精度を検証するためには、その状態を 正確に計測するか、既知である必要がある.ここで、3 眼カメ ラのカメラ間の位置姿勢は既知であるため、前節で生成された 地図上における左カメラの状態は、地図上の右カメラの状態か ら求められる.また、地図に登録されている特徴量の情報はす べて右画像から得られたものとなっており、左画像シーケンス のみから得られる情報は地図に登録されていない.したがって、 左画像シーケンスをロボットの状態推定の精度検証に用いる.

視野領域の分割を行わず,視野領域に入る全ランドマークを 用いたときの下記 6 項目を **Table 1** の 1 段目に示す.

(a)X_wの誤差 [mm]

(b)Z_wの誤差 [mm]

(c)θ の誤差 [deg]

(d)対応づけ時間 [msec]

(e)投影されたランドマーク数

Table 1 Mean and deviation of localization error and processing time: (a) is error of X_w [mm], (b) is error of Z_w [mm], (c) is error of θ [deg], (d) is matching time t [ms], (e) is number of projected landmarks, (f) is number of matched landmarks

		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
using all	mean	14.95	10.70	0.16	472.36	1924.59	58.00
keypoints	dev.	22.96	18.60	0.44	298.09	757.16	11.67
$\alpha = \beta = 0.1$	mean	12.76	10.33	0.10	32.14	169.37	63.45
$\gamma = 0.1$	dev.	15.46	16.60	0.33	12.72	34.08	11.67
$\alpha = \beta = 0.1$	mean	11.55	9.09	0.08	23.52	129.10	52.24
$\gamma = 0.3$	dev.	14.56	12.74	0.27	11.14	28.24	9.30
$\alpha = \beta = 0.1$	mean	11.91	9.22	0.08	21.29	120.38	49.61
$\gamma = 0.5$	dev.	15.32	13.08	0.27	9.31	23.23	8.20
$\alpha = \beta = 0.3$	mean	12.93	12.46	0.15	9.37	59.07	26.04
$\gamma = 0.1$	dev.	16.71	18.88	0.38	7.66	14.23	6.39
$\alpha = \beta = 0.3$	mean	16.03	20.18	0.22	4.71	34.00	15.86
$\gamma = 0.3$	dev.	19.21	24.41	0.44	7.20	9.22	3.94
$\alpha = \beta = 0.3$	mean	17.32	20.37	0.22	4.25	28.02	13.01
$\gamma = 0.5$	dev.	19.15	23.05	0.41	6.99	5.48	2.57
$\alpha = \beta = 0.5$	mean	20.07	25.36	0.31	6.23	37.50	17.50
$\gamma = 0.1$	dev.	21.95	35.04	0.54	7.64	9.30	4.03
$\alpha = \beta = 0.2$	mean	13.31	9.72	0.12	10.13	65.35	28.38
$\gamma = 0.2$	dev.	15.79	16.18	0.35	7.44	15.96	5.95
$\alpha = \beta = 0.2$	mean	13.85	14.37	0.16	8.88	56.36	24.81
$\gamma = 0.3$	dev.	15.46	22.68	0.42	7.72	14.54	5.77
$\alpha = \beta = 0.2$	mean	13.71	13.98	0.15	7.96	53.66	23.97
$\gamma = 0.4$	dev.	14.67	20.06	0.38	7.81	13.39	5.69
$\alpha = \beta = 0.2$	mean	13.70	13.19	0.14	8.30	48.84	22.05
$\gamma = 0.5$	dev.	15.20	17.23	0.35	7.82	9.40	3.82
$\alpha = \beta = 0.2$	mean	12.80	12.18	0.13	7.19	49.42	22.49
$\gamma = 0.6$	dev.	14.70	20.48	0.39	7.80	11.49	4.62
$\alpha = \beta = 0.1$	mean	19.60	12.29	0.16	20.26	115.33	54.44
$\gamma = \infty$	dev.	22.62	15.56	0.37	9.50	21.57	9.55
$\alpha = \beta = 0.2$	mean	33.22	39.87	0.49	6.1	45.15	22.96
$\gamma = \infty$	dev.	34.78	40.84	0.70	7.63	8.30	4.54

(f)対応づいたランドマーク数

(a), (b), (c) を見ると,並進方向に平均 10 [mm]~15 [mm] 程度,標準偏差が 19 [mm]~23 [mm] 程度となっており,ロボッ ト本体のサイズが縦 700 [mm] かつ横 600 [mm] であるため、人 が通行する通路を走行する目的において十分な精度が得られて いる.しかし,投影されたランドマーク数に対する対応づいた ランドマーク数の割合が非常に低く,対応づけ時間も大きくなっ ている.この結果を評価基準とし、全点を用いる場合に対して 精度を落とさず高速化できるパラメータ α , β , γ を実験的に 決定し、本手法の有効性を述べる.

 $\alpha = \beta = 0.1, 0.3, 0.5$ かつ $\gamma = 0.1, 0.3, 0.5$ としたと きの性能比較を Table 1 の 2 段目に, $\alpha = \beta = 0.2$ かつ $\gamma = 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6$ としたときの性能比較を Table 1 の 3 段目に, $\alpha = \beta = 0.1, 0.2$ かつ $\gamma = \infty$ としたときの性能比較 を Table 1 の 4 段目に示す. ここでは, 3.2 節で述べた画像平 面に投影する点数の閾値は 20 とし, 同一処理となるフレーム を避けるため, 実環境において撮影された動画から, 視野領域 内に閾値以上のランドマークが存在する連続フレーム 100 枚を 用いて行う.

4.3.1 視野領域分割幅の決定

Table 1 の 2 段目と 3 段目は,提案手法における最良のパラ メータを決定する際のデータである. Table 1 の 4 段目は,画 面上を格子状に分割し奥行きを分割しない場合の結果であるが, $\alpha = \beta = 0.2$ のときは状態推定誤差が大きく, $\alpha = \beta = 0.1$ のと きは高精度だが処理時間が大きくなっている. 一方, $\alpha = \beta = 0.2$ かつ $\gamma = 0.5$, または $\alpha = \beta = 0.2$ かつ $\gamma = 0.6$ の場合, 全点を用いた場合と同等の精度であり,処理速度においても $\alpha = \beta = 0.1$ かつ $\gamma = \infty$ の場合と比べて 2 倍以上となってい る. ここから,画面上の分割のみでは不十分であり,提案手法 における奥行き方向の分割が有効であることが分かる.

さらに、 $\gamma = 0.5$ の場合と $\gamma = 0.6$ の場合を比較すると、状態推定精度の平均は $\gamma = 0.6$ のほうが X_w , Z_w で1[mm] 程度、 θ で 0.01°程度と若干高くなっているが、その分散を見ると、 $\gamma = 0.6$ の方が Z_w で3[mm] ほど、 θ で 0.04°と大きくなっている。ロボットの屋内走行では、安定した誤差を持つ方が各フレームでの誤差を見積もりやすく、結果的に安全に走行できると考えられるため、 $\alpha = \beta = 0.2$ かつ $\gamma = 0.5$ を以後の実験用バラメータとして採用する。また、全ランドマークを用い



Fig. 7 Input keypoints and projected landmarks for processing times of each fream



Fig. 8 Trajectory of the mapping robot and the working robot

た場合と提案手法を用いた場合について,投影ランドマーク数, 対応づけ時間,入力画像のSIFT 特徴点数の遷移を**Fig.7**に示 す.全ランドマークを用いる場合はフレームによって対応付け 時間が大きく変動しているが,提案手法ではごく少数のランド マークのみ投影され,投影ランドマーク数,対応付け時間とも にどのフレームにおいてもほぼ均等である.以上により,提案 手法では対応づけ時間が地図上のランドマーク数に依存せずコ ンスタントであり,かつ全ランドマークを用いた場合と同程度 の状態推定精度を保つことが示された.

4.3.2 コントラストを用いた優先的ランドマーク選択の効果 提案手法における視野領域の分割とコントラストでの優先度 づけの有効性を検証するため、以下の条件の有無により性能を 比較する.

- (1) 観測頻度での優先度づけ
- (2) 視野領域の分割
- (3) コントラストでの優先度づけ

全ランドマークを用いる場合,提案手法,観測頻度でのみ優 先度づけし条件(2)と条件(3)を用いない場合,条件(3)を 用いない場合の結果を Table 2 に示す.なお,提案手法で画像 に投影した対応候補のランドマーク数の平均が約50 個であった ため,条件(2)と条件(3)を用いない場合では観測頻度の上 位から50 個のランドマークを選択している.画像に投影した 対応候補のランドマークを選択している.画像に投影した 対応候補のランドマーク数に対する実際に入力画像と対応づけ できたランドマーク数は、条件(3)を用いない場合が最も高い が,誤差は提案手法が最も小さくなった.これは条件(3)を用 いない場合ではコントラストの弱いものが投影され,誤対応が 発生しているためと考えられる.Table 2 より,全ランドマー クを用いる場合と提案手法とでは,精度において互角だが処理 速度は圧倒的に提案手法が速く,観測頻度や視野領域のみを基 準にランドマークを選ぶ方法は,提案手法に対し,処理速度は 互角でも精度が非常に劣ることが言える.

Table 2	Comparison of localization error and processing time:
	(a) is error of X_w [mm], (b) is error of Z_w [mm], (c) is
	error of θ [deg], (d) is matching time t [ms], (e) is num-
	ber of projected landmarks, (f) is number of matched
	landmarks

		(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
using all	mean	14.95	10.70	0.16	472.36	1924.59	58.00
keypoints	dev.	22.96	18.60	0.44	298.09	757.16	11.67
proposed	mean	13.70	13.19	0.14	8.30	48.84	22.05
method	dev.	15.20	17.23	0.35	7.82	9.40	3.82
without	mean	171.40	268.63	3.44	7.92	50.00	15.45
(2)(3)	dev.	156.32	242.24	3.82	7.77	0.00	5.75
without	mean	32.69	38.28	0.46	8.13	48.82	24.59
(3)	dev.	34.49	39.32	0.67	7.82	9.64	5.58

4.3.3 実機による走行

実環境において,実機のオンライン走行制御を行う.4.1節 で述べたとおり,台車には全方向移動車を用いる.この台車は, 車軸に対して45°傾けられたローラーを車輪の周りに等間隔に 並べた車輪(メカナムホイール)を用いているため,ローラー の回転摩擦のばらつきやローラーと床との摩擦などの外乱に左 右されやすい.そのため Fuzzy 制御[23]を用いて実験を行う.

目標軌道は、ここでは地図生成時の右カメラの軌跡とした. 誤 差分散楕円と目標軌道が干渉している部分は、天井の特徴点な どのも含まれ、かつ障害物地図ではなく視覚的ランドマーク地 図であるため、本稿ではランドマークと誤差楕円の干渉は現実 の空間上では問題としない.

ロボットの初期位置は地図生成時の初期位置から 200 [mm] ほどずらして走行を開始した. Fig.8 は地図生成時のカメラの 軌跡と移動ロボットの走行時の状態推定結果の軌跡である.こ のときのロボットの移動距離は約 9.9 [m],平均速度 0.15 [m/s] であり,狭い通路や曲がり角の障害物にも衝突せず走行するこ とができた. Fig.9 に走行の様子を示す.



Fig. 9 Snap shots of the running robot

使用した全方向移動車はエンコーダが使えなかったため、状態の探索範囲を大きくしている.もしエンコーダを使用できれば、 状態の探索範囲を小さくでき、処理時間をより短縮できると考 えられる.

後半の曲がり角付近で目標軌道とのずれが大きくなっている 部分は,視界に入る地図中のランドマーク数が少なくなり,視界 中の全点を用いても状態推定に十分な対応点数が得られず,推 定が不安定になっているためと考えられる.

5. おわりに

本稿では、カメラ位置と姿勢の推定に有利なランドマークを 優先的に選択し、高速かつ高精度にカメラの位置と姿勢を推定す る手法を提案した.一度3眼カメラによる高精度なランドマー ク地図を作ることで、単眼しか持たないロボットも、入力画像 の特徴点を地図中のランドマークと選択的に対応づけすること により、より効率的な状態推定が行えることを実験により示し た.また、内界センサを用いることなく単眼カメラのみから得 られる情報を入力として、実環境における移動車のオンライン 走行制御を実現した.

今回は特徴対応づけについての高速化を目的とし、それ以外 のステップではあまり効率を追及していなかったため、全体の 処理コストでみたとき、入力画像からの SIFT 特徴抽出および 位置姿勢推定処理の割合が大きくなっていた.その上でオンラ インでの走行制御を実現したことからも、提案手法の高速化寄 与率が高いことが言える.システム全体としての完成度を求め れば、早々に高速な特徴抽出と位置姿勢推定処理を実装する必 要があるが、次なる研究要素としては動的な環境への対応があ り、高速な自己位置姿勢推定と動的な地図の更新を両立させる ことが期待される.

参考文献

- [1] 松本, 油田: "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.351-360, 1987.
- [2] S. Se, D.G. Lowe and J. Little: "Mobile Robot Localization and

Mapping with Uncertainty Using Scale-Invariant Visual Landmarks," International Journal of Robotics Research, vol.21, no.8, pp.735–758, 2002.

819

- [3] 根岸、三浦、白井:"全方位ステレオとレーザレンジファインダの統合 による移動ロボットの地図生成",日本ロボット学会誌,vol.21, no.6, pp.690-696, 2003.
- [4] J.J. Leonard and H.F. Durrant-Whyte: "Simultaneous Map Building and Localization for an Autonomous Mobile Robot," Proc. of IROS-91, pp.1442–1447, 1991.
- [5] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox: Probablistic ROBOTICS. The MIT Press, 2005.
- [6] 友納: "アウトライアにロバストな特徴点追跡法とカメラ姿勢推定法 を用いた単眼 SLAM システム",第 13 回ロボティクスシンポジア 予稿集, pp.180-185, 2008.
- [7] M.A. Garcia and A. Solanas: "3D Simultaneous Localization and Modeling from Stereo Vision," Proc. of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.847– 853, 2004.
- [8] A. Davison, I. Reid, N. Molton and O. Stasse: "MonoSLAM:Real-Time Single Camera SLAM," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.29, no.6, pp.1052–1067, 2007.
- [9] J.S. Beis and D.G. Lowe: "Shape indexing using approximate nearest-neighbour search in high-dimensional spaces," Proc. CVPR, pp.1000–1006, 1997.
- [10] D.G. Lowe: "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," Publication in the International Journal of Computer Vision, vol.60, no.2, pp.91–110, 2004.
- [11] 西海嘉志,佐藤智和.横矢直和:"特異度を考慮したランドマーク照 合による一枚の画像からのカメラ位置・姿勢推定の高速化とロバスト 性の向上",画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2008)講演論文 集,pp.1033-1038,2008.
- [12] 武富貴史,佐藤智和,横矢直和:"優先度情報を付加した自然特徴点ラン ドマークデータベースに基づく実時間でのカメラ位置・姿勢推定",画 像の認識・理解シンボジウム(MIRU2008)講演論文集,pp.860-865, 2008.
- [13] C. Tomasi and T. Kanade: "Shape and motion from image streams a factorization method," International Journal of Computer Vision, vol.9, no.2, pp.137–154, 1992.
- [14] Y. Ogawa, N. Shimada and Y. Shirai: "Environmental Mapping by Trinocular Vision for Self-Localization Using Monocular Vision," The Third Joint Workshop on Machine Perception and Robotics (MPR2007), OS3-3, 2007.
- [15] 小川陽子,島田伸敬,白井良明:"三眼視を用いた環境地図生成と単 眼視による自己位置推定",第13回ロボティクスシンポジア予稿集, 2008.
- [16] 松本, 稲葉, 井上: "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", 日本ロボット学会誌, vol.15, no.2, pp.236-242, 1997.
- [17] 亀島,小川,中野: "再帰型画像処理機構を用いた移動ロボットの視 覚誘導",日本ロボット学会誌,vol.5, no.5, pp.343-350, 1987.
- [18] 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.
- [19] D. Murray and C. Jennings: "Stereo vision based mapping and navigation for mobile robots," 1997. Proc. of the 1997 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), pp.1694–1699, vol.2, 1997.
- [20] C. Harris and M.J. Stephens: "A combined corner and edgedetector," Alvey Vision Conference, pp.147–152, 1988.
- [21] C. Tomasi and T. Kanade: Detection and Tracking of Point Features, Carnegie Mellon University Technical Report CMU-CS-91-132, April 1991.
- [22] 文, 三浦, 白井: "不確かさを考慮した観測位置と移動のオンライン計 画手法", 日本ロボット学会誌, vol.17, no.8, pp.1107-1113, 1999.
- [23] 菅野:ファジィ制御. pp.97-109, 日刊工業新聞社, 1988.



小川陽子 (Yoko Ogawa)

2006年立命館大学理工学部情報学科卒業.2008年 立命館大学大学院理工学研究科博士前期課程修了. 同年株式会社構造計画研究所に入社し,現在に至 る. (日本ロボット学会正会員)



島田伸敬(Nobutaka Shimada)

1992年大阪大学工学部電子制御機械卒業.1997年 大阪大学大学院博士後期課程修了.博士(工学). 同年大阪大学大学院工学研究科助手.2003年同助 教授を経て,2004年より立命館大学情報理工学部 知能情報学科准教授.2007年より1年間米カーネ ギーメロン大学ロボティクス研究所客員准教授.コ

ンピュータビジョン,ジェスチャインターフェース,対話ロボットの 研究に従事. 電子情報通信学会,情報処理学会,人工知能学会, IEEE 各会員.



白井良明(Yoshiaki Shirai)

1964年名古屋大学工学部機械工学科卒業.1969年 東京大学大学院工学系博士課程修了.工学博士.同 年電子技術総合研究所入所.1988年大阪大学工学 部教授電子制御機械工学科教授.2005年立命館大 学理工学部教授となり現在に至る.コンピュータビ ジョン,知能ロボットなどの研究に従事.人工知能

学会,情報処理学会,日本機械学会,電子情報通信学会,IEEE など 各会員. (日本ロボット学会正会員)