

二つのランドマーク方位計測とデッドレコニングに基づく 実時間自己位置同定法

本村 暁^{*1} 松岡 毅^{*2} 長谷川 勉^{*1} 倉爪 亮^{*1}

Real-Time Self-Localization Method by Using Measurements of Directions of Two Landmarks and Dead Reckoning

Akira Motomura^{*1}, Takeshi Matsuoka^{*2}, Tsutomu Hasegawa^{*1} and Ryo Kurazume^{*1}

We propose a new real-time self-localization method for an autonomous mobile robot amidst dynamically moving multiple obstacles. This method uses direction of two landmarks and dead reckoning. Conventional method uniquely determines the pose of the robot if at least three landmarks are observed. However, robots often fail to simultaneously recognize three different landmarks in such environment: landmarks are easily occluded. When a robot detects two landmarks and measures angles of their directions, the robot is constrained to be on a circle, so we obtain a set of candidates of robot's pose. Successively the robot moves for a short period, and then observes landmarks. Displacement obtained by dead reckoning is added to pose candidates. Localization error of candidates is evaluated by difference of direction angle to the landmarks: comparison is made between measured direction of landmarks and computed ones. The robot's motion and measurement of landmarks is repeated, and the evaluation of candidates is updated. Finally correct pose is determined uniquely as the one having the smallest error accumulation. Multiple localization process in parallel results robust and accurate localization. The proposed method applies to the soccer robot in the RoboCup Middle-size league and experimental results indicate that the approach is reliable.

Key Words: Self Localization, Dynamically Moving Obstacles, Omnidirectional Camera, Dead Reckoning, Autonomous Mobile Robot, RoboCup

1. はじめに

複数の移動体がダイナミックに動きまわっている環境で、ロボットが作業を行うには、多くの問題が解決されなければならない。特に自己位置同定は最も基本的な問題である。本論文では、二つのランドマークの方位計測とデッドレコニングを併用する新しい自己位置同定手法を提案する。

本研究が対象としている環境は、ロボットにとって、

- (1) 既知のランドマークが存在しているが、環境内に他のロボットや人が多数存在し、協調あるいは敵対して高速に動き回っており、ランドマークの観測が頻繁に妨げられる。
- (2) 他ロボットとの接触など、外界とのインタラクションにより位置や姿勢が非連続的に変化させられることがある。
- (3) 動作目標が時々刻々変化する。

などの性質を有するものとし、以下では動的環境と呼ぶことに

する。ロボットサッカーは典型的な例であるが、駅やデパートなどの混雑する公共空間で人間と共生するロボットを実現するうえで避けることのできない環境条件である。ロボットサッカーへの適用をとってみても、これまでに多くの自己位置同定手法が報告されている [1] [2]。しかし、限られたセンサ機能と搭載計算機パワー、および実時間の制約のもとで、満足できる精度と頑健さを有するものは見当たらない。

移動ロボットの自己位置同定手法は2種類に大別できる。内界センサを用いる手法と、外界センサを用いる手法である。内界センサによる手法は、ロータリエンコーダや加速度センサ、角速度センサ等センサ情報からロボットの移動量を算出し、その値を積分することで位置姿勢を推定する。デッドレコニング [3] はその代表的なもので、処理が軽くロボットの制御周期ごとに容易に位置姿勢が得られる。しかし、初期位置姿勢が既知でなければならず、また滑りや衝突の影響を受けやすく移動量の増加とともに誤差が蓄積されるという欠点がある。一方、外界センサによる手法では、レーザレンジファインダやカメラ等のセンサ情報から環境中の特徴量を抽出し、あらかじめ用意された環境マップと比較照合することで位置姿勢を推定する。位置が既知の三つのランドマーク方位を観測し、三角測量の原理に基

原稿受付 2003年10月17日

^{*1}九州大学

^{*2}福岡大学

^{*1}Kyushu University

^{*2}Fukuoka University

づいて位置姿勢を推定する方法 [4] [12] では、ランドマークを精度よく認識できれば信頼性の高い解が得られる。しかし、位置姿勢を導出するのに十分な数のランドマークを常に計測できるとは限らない。

以上のことから、内界センサによる手法と外界センサによる手法を組み合わせる自己位置を同定するのが一般的である [5] ~ [9]。複数のセンサ情報をカルマンフィルタを用いて融合し、自己位置姿勢を導出する方法がある。橋本ら [15] は、ランドマークとして複数のコーナーキューブ (全反射鏡) を配置した環境において、レーザ位置計測とデッドレコニング情報に対してカルマンフィルタを用いた。一度に観測できるランドマークは一つだけでよいという特長があるが、初期位置姿勢を必要とする欠点がある。倉爪ら [10] は全方位画像とデッドレコニング情報に対してカルマンフィルタを用いる手法を提案した。全方位画像により認識した三つのランドマーク方位から幾何学的な制約を用いてロボットの位置姿勢を推定するため、初期位置姿勢を必要としない。しかし、ランドマークを二つ以下しか観測できないときはそれら観測情報を用いずに、デッドレコニングのみにより位置姿勢を推定している。そのため長距離に渡る移動の間三つのランドマーク方位を観測できないときには、デッドレコニングの累積誤差の影響を大きく受ける問題がある。

本論文では、全方位視覚システムとデッドレコニング機能を有し動的環境において行動する自律移動ロボットについて、観測するランドマーク方位数が少ない場合でも高精度な、実時間自己位置同定手法を提案する。動的環境ではランドマークの隠れが発生しやすく、三つ以上のランドマーク方位を実時間で正確に視覚計測することは難しい。しかしながら、二つのランドマーク方位を同時に観測できる可能性は三つの場合よりは格段に高くなる。この場合位置姿勢を幾何学的に一意に決定することはできないが、二つのランドマーク方位のなす角度を円周角とする円周上にロボットの位置姿勢を拘束できる。そこで二つ以上のランドマークを観測した時点で初期位置姿勢候補集合を生成し、以後デッドレコニングと観測したランドマーク方位を用いて候補を絞り込んでいく。そして十分候補を絞り込んだ時点で位置姿勢を確定する。初期候補集合生成では二つ以上のランドマーク方位が必要であるが、以後は一つ以上のランドマーク方位が観測できれば候補の絞り込みを行うことができる。さらに、自己位置確定までの盲目的移動期間や、長距離走行によるデッドレコニング誤差の累積、ランドマーク視覚計測での誤差の影響を最小限にするため、候補集合の発生—絞り込みの処理を複数独立に行ってその結果を融合する方式を考案した。1 サイクルごとの候補の絞り込みは高速に処理できるので、実時間性を失うことなく頑健性と正確性を確保できた。

提案手法に関連した研究としてモンテカルロ位置推定法 (MCL : Monte Carlo Localization) [14] がある。MCL では、まずロボットの位置姿勢の三次元のコンフィギュレーション空間に初期候補集合をランダムに生成する。次に、ロボットが動いた後のセンサ情報に基づいて、センサ情報と矛盾する候補の削除を行う。続いて、削除した候補と同じ数だけの新しい候補を、センサ情報と矛盾しない領域に追加する。これを繰り返すことで真値近傍に候補が集まり最終的に位置姿勢が一意に決定

される。MCL では、センサ情報が十分に得られなかったり、大きな観測誤差を含むような場合、解候補が真値近傍に収束せず解を導出できないことがある。提案手法では、初期集合生成において二つ以上のランドマークを利用しているので、候補を一次元の空間に密に配置することができる。候補の中に真値にごく近いものが必ず含まれるから、候補の削除を行うのみでよく、必ず解が収束する。また、センサ情報を経時的に蓄積させながら候補の絞り込みを行うから、観測誤差の影響が抑えられ、安定して解を導出することができる。提案手法は候補の再配置を行わないから MCL に比べて計算量が抑えられる。そこで、候補集合の発生 - 絞り込みの処理を複数独立に行ってその結果を融合することにより、頑健性と精度を向上させることができる。

以下、第 2 章では提案手法の原理について述べる。次に第 3 章では複数の候補集合を持つことにより、提案手法が実時間で頑健かつ高精度に処理を行えることを説明する。続いて、第 4 章では開発したサッカーロボットのシステムについて述べる。第 5 章ではサッカーロボットを用いて実験を行い、提案手法の有効性を検証する。

2. 位置姿勢候補の生成と移動による誤差評価

時刻 t でロボットが二つのランドマーク方位を計測したとすると、その間の角度を円周角とする円周上にロボットの位置姿勢を拘束できる。ここで、円周を N 個の点に均等に離散化し、それらをロボットの初期位置姿勢候補集合 $P(t) = \{p_1(t), p_2(t), \dots, p_N(t)\}$ とする。引き続き、微小時間 Δt の間にロボットが移動を行い、時刻 $t + \Delta t$ で n 個のランドマーク方位を計測したとする。微小時間の移動による位置姿勢の変化分を、エンコーダ車輪の回転量を計測するオドメトリにより求める。そして、 $P(t)$ をもとに時刻 $t + \Delta t$ での位置姿勢候補集合 $P(t + \Delta t)$ を導出する (Fig. 1)。

候補集合の各候補 p_i に対して誤差評価を行い、候補を絞り込む。誤差評価は、移動地点で観測できているランドマーク方位と候補位置姿勢においてそのランドマークが観測されるべき理論的な方位を比較して行う。評価値を式 (1), (2) のようにして計算する。

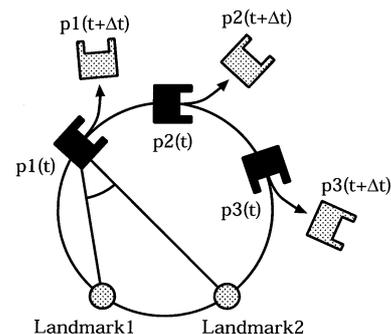


Fig. 1 Candidates of pose

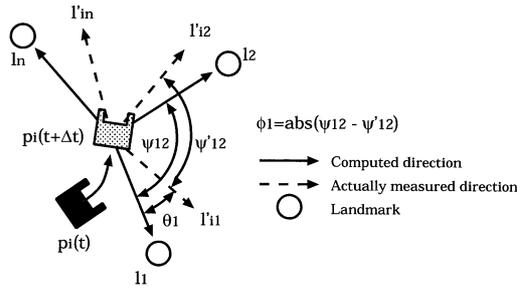


Fig. 2 Evaluation of error

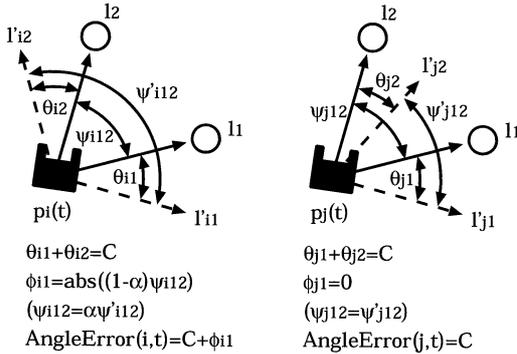


Fig. 3 Effect of ϕ_k in error evaluation

$$AngleError(i, t + \Delta t) = \begin{cases} i f \ n = 1 \\ \sum_{k=1}^n \theta_k \\ i f \ n \geq 2 \\ \sum_{k=1}^n \theta_k + \sum_{k=1}^{n C_2} \phi_k \end{cases} \quad (1)$$

$$Error(i, t + \Delta t) = AngleError(i, t + \Delta t) + Error(i, t) \quad (2)$$

θ_k は観測しているランドマークの実測方位 l_k と、各候補 p_i における理論方位 l'_{ik} との差の絶対値である。また、 ϕ_k は観測している二つのランドマーク方位 l_k, l_j についてそれらの角度差（見込み角）の実測値 ψ_{kj} とそれらの理論値 ψ'_{kj} との差の絶対値である（Fig. 2）。ランドマークが二つ以上観測されている場合には、 θ_k だけでなく ϕ_k を計算することで候補の絞り込みが効果的に行われる。例えば、Fig. 3 のように $\sum_{k=1}^n \theta_k$ が等しい候補が複数存在しても $\sum_{k=1}^{n C_2} \phi_k$ が異なれば差異をつけて誤差評価できる。

自己位置同定開始時刻 t_0 における候補集合 $P(t_0)$ の各候補 p_i の累積誤差値 $Error(i, t_0)$ を 0 に初期設定する。そして、微小時間 Δt の移動と誤差計算 (1) (2) を繰り返し行う。正しい候補の近傍では累積誤差値の増加が緩やかであるが、正しい候補から離れていけば累積誤差値の増加が急激である。そこで、累積誤差値に閾値を設け、閾値を超えた候補は誤った位置姿勢であると判断し候補集合から削除する。この結果、時間が経過しロボットの移動量が増加するにつれて、累積誤差値の小さい候補を絞り込むことができる。候補の数が一定数を下回ったときには候補が絞り込まれたと判断し、累積誤差値の最も小さい候補を位置姿勢として確定する（Fig. 4）。位置姿勢が決定し

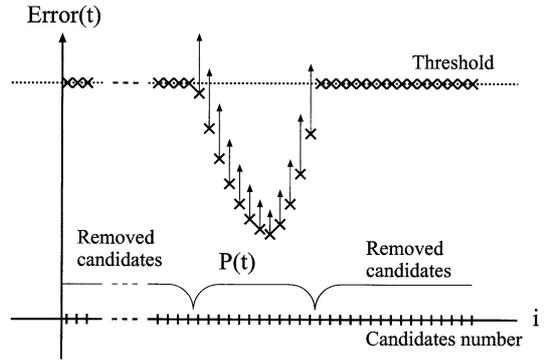


Fig. 4 Change of evaluated error

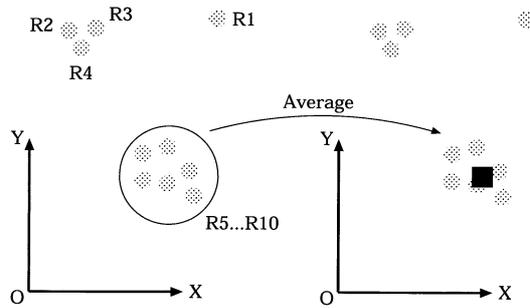
た後もランドマークの方位情報を使って候補の誤差評価を行う。そのため位置姿勢として確定する候補番号は一定ではない。

初期位置姿勢候補集合を生成する際、三つ以上の L 個のランドマーク方位が観測されている場合は、 L 個から 3 個を選択するすべての組み合わせについて Cassini の解法 [12] により位置姿勢を計算する。 $M = {}_L C_3$ 個の位置姿勢はランドマーク方位の観測誤差の影響でばらついており、これら M 個を初期位置姿勢候補集合とする。このように、初期位置姿勢候補集合を生成する際には、二つ以上のランドマーク方位が必要となる。しかし、その後は少なくとも一つのランドマーク方位が観測されれば、移動しながら誤差評価を行い候補を絞り込むことができる。

3. 頑健性と精度の向上

候補を絞り込んで位置姿勢が確定しても、さらに長距離にわたる移動を続けると、デッドレコニングの累積誤差やランドマーク方位の累積観測誤差が大きくなり精度が悪化する。そこで、時刻 t_s の候補集合 $P(t_s)$ における最小の累積誤差値 $Error(i, t_s)$ がある閾値を超えた場合には、 $P(t_s)$ からは精度の高い位置姿勢が得られないと判断し $P(t_s)$ を破棄する。そして次に二つ以上のランドマークを観測できた時点で、ランドマーク方位から初期位置姿勢候補集合を改めて生成し、以後同様に微小時間の移動とランドマーク方位の誤差評価を繰り返し行っていく。候補集合を破棄、再生成してから位置姿勢を導出するまでには、ある程度ロボットの走行が必要となり、信頼性の高い位置姿勢を得るのに時間がかかる。このとき、異なる時点で生成した独立の候補集合を複数持てば、ある候補集合が破棄されたときでも別の候補集合から解を導出できる。また、おのおのの候補集合から得られた解の分布を調べ、特異的に離れた解を誤りと判断すれば、その候補集合を破棄することができる。特異的に離れた解は、例えば初期位置姿勢候補集合を生成する際にランドマークの誤観測により信頼性の高い位置姿勢がまったく含まれない場合に導出される。通常、このような候補集合は候補の絞り込みを行う段階で候補集合内の最小の累積誤差値が閾値を超えてしまい、位置姿勢を確定する前に候補集合が破棄される。しかし、閾値の設定によっては候補集合が破棄される前に誤った位置姿勢を決定する可能性もある。

誤差評価はすべての候補に対して行わなければならないため、候補を絞り込めていない候補集合を複数持つと計算量の増大に

Fig. 5 Distribution of robot's pose ($K = 10$)

つながる．またロボットの移動量が小さいうちに新たな候補集合を生成しても，得られる候補集合はほとんど同じになり無駄である．ロボットの速度は状況により大きく変動するし，候補の絞り込みに要する時間は観測されたランドマークの配置にも依存しており一定でない．したがって，固定された時間間隔で新しい候補集合を生成するのは得策ではない．そこで候補集合 P_A が初めて位置姿勢を確定した時刻を t_s とすると，その時点で候補集合 P_A とは独立に候補集合 $P_B(t_s)$ を生成する．候補集合 $P_A(t_s)$ とは独立に $P_B(t_s)$ を生成することで， $P_A(t_s)$ におけるランドマークの累積観測誤差の影響を受けずにすむ．時刻 t_{s+1} 以降では， $P_A(t_{s+1})$ と $P_B(t_{s+1})$ の各候補に対して誤差評価を行い，それぞれ候補を絞り込む．候補集合 P_B が初めて位置姿勢を確定した時刻 t'_s で，同様に新たな候補集合 $P_C(t'_s)$ を生成する．

複数の候補集合からそれぞれ位置姿勢が得られた場合，それらから位置姿勢を確定する必要がある．得られたすべての位置姿勢を単純に平均すると，大きな誤差を含んだ位置姿勢に影響されて精度が下がる．多くの位置姿勢は，真の位置姿勢の付近に密集して分布すると考えられる．そこで，最も密集した領域に存在する位置姿勢のみの平均を求める．これにより大きな誤差を含む候補集合の影響が除かれ，信頼性の高い位置姿勢を得ることができる．具体的に， K 個の候補集合から位置姿勢が得られた場合は以下のようにして位置姿勢を確定する．

- (1) 計算された K 個の位置 $R_i (1 \leq i \leq K)$ について他の $K - 1$ 個の位置までのユークリッド距離 $d_{i,j} (1 \leq j \leq K$ かつ $j \neq i)$ を計算する．
- (2) 各 R_i について (1) で計算した $d_{i,j}$ の中間値 $d_{i,med}$ を求める．
- (3) (2) で求めた $d_{i,med}$ がある閾値より小さくなるような R_i をすべて選択する．
- (4) 選択された R_i で平均をとり，最終的な位置姿勢とする．

Fig. 5 は $K = 10$ 個の位置が計算された場合の例である． R_1 は，他の位置から遠く離れているため $d_{1,med}$ は大きな値となる． R_2 は， R_3, R_4 とは近いが，多くの他の位置と距離が離れているために $d_{2,med}$ は大きな値となる． R_3, R_4 に関しても同様である． R_5 から R_{10} は，すべての計算位置の過半数が近距離内に分布しており，これらに対する $d_{i,med}$ は小さな値となる．最終的な位置姿勢は R_5 から R_{10} の平均を取ることで求められる．

提案手法は候補の誤差評価と候補集合の生成や破棄を繰り返

time	$P_A(t)$	$P_B(t)$	$P_C(t)$	Obtained pose
$t=0$	construction of $P_A(t)$			no pose
$t=1$	determination of pose	construction of $P_B(t)$		pose_A
$t=2$	↓	↓		pose_A
$t=3$	abortion of $P_A(t)$	determination of pose	construction of $P_C(t)$	pose_B
$t=4$		↓	↓	pose_B
$t=5$	construction of $P_A(t)$		determination of pose	pose_B pose_C } pose_BC
⋮	↓	↓	↓	

Fig. 6 Multi-process of localization

し行っていく (Fig. 6)．複数の候補集合を持つことで，ロボットは常に安定した信頼性の高い位置姿勢を得ることが可能になり頑健性が向上する．ただし，計算量を一定以下に抑えるため，新しい候補集合を生成すると計算量が閾値を超えてしまうと推測される場合はそれ以上候補集合を生成しないこととした．

4. ロボットシステム

4.1 構成

我々は Fig. 7 のようなロボカップ中型機リーグ [13] 用のサッカーロボットを開発した．ロボカップ中型機リーグは，自律移動ロボットで 4 対 4 のサッカーゲームを行うものである．ロボットサッカーゲームでは実時間で位置姿勢を導出する必要があり，また，高速に運動するボールを追って敵と味方のロボットが入り乱れ動き回る動的環境であることから，本研究の検証の場として適していると考えられる．

ロボットの大きさは縦 × 横 × 高さが，420 [mm] × 450 [mm] × 680 [mm] で，重さが 10 [kg] である．ロボットは Celeron 700 MHz プロセッサを搭載し 2 輪独立駆動である．駆動部には，RC カー用ギア付 DC モータ (田宮模型製) を使用し，I/O ボードと RC カー用電子スピードコントローラ (Keyence 製) で制御を行っている．また，駆動輪と独立にデッドレコニング用のエンコーダ車輪を装備しており，駆動輪の滑りがロボットの移動量の計測に影響を及ぼさないようにしている．さらに，エアシリンダと電磁バルブで圧縮空気によるキック機構を実現している．視覚部は画像処理ボード (日立製 IP5005) と全方位視覚センサで構成している．

4.2 全方位視覚センサ

全方位視覚センサは，垂直下向きに取り付けた凸面鏡と，これに対向して上向きに取り付けた CCD カメラで構成している．凸面鏡に映りこんだ環境の様子を CCD カメラで撮影することにより，ロボットの周囲 360 度の画像を一度に獲得できる (Fig. 8)．ロボットから床面上の目標までの距離について，全方位カメラ画像上における距離 [pixel] と実際の環境での距離 [mm] には指数関数的な関係があり (Fig. 9)，遠くにあるランドマークまでの距離情報には測定誤差が発生しやすい．一方，物体の垂直成

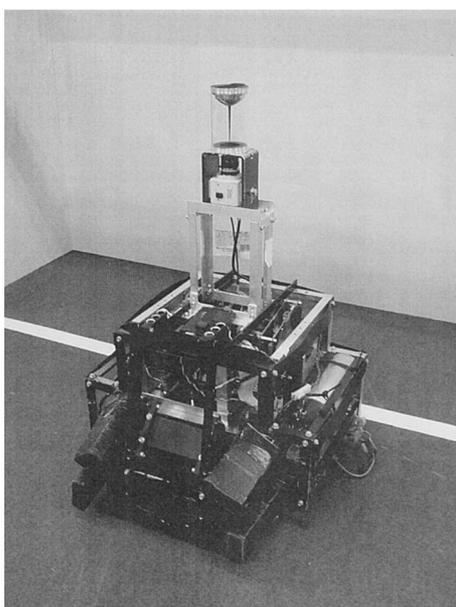


Fig. 7 Developed soccer robot for RoboCup Middle Size League

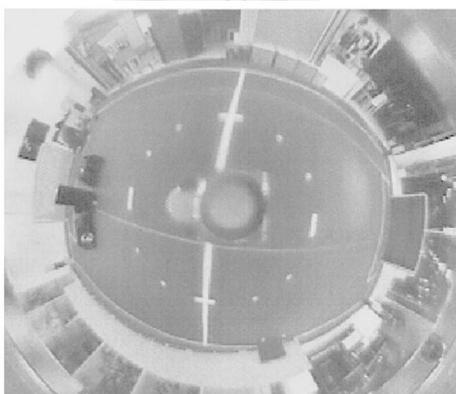
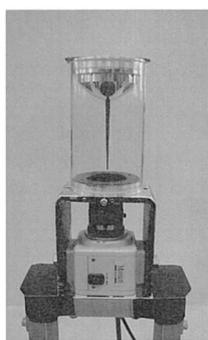


Fig. 8 Omni-directional camera and image

分は画像上で画像中心から放射状に伸びている．これは対象物の高さによらないため，ランドマークの下部あるいは上部が障害物に隠されてもランドマーク方位を計測できる．そこで，全方位視覚センサで認識したランドマークからは雑音の影響を受けやすい距離情報は用いず，信頼性の高い方位情報のみを利用する．

ロボカップ中型リーグのサッカーフィールドでは，コの字型に板を貼り合わせたものがゴールとして用いられる．ゴールの

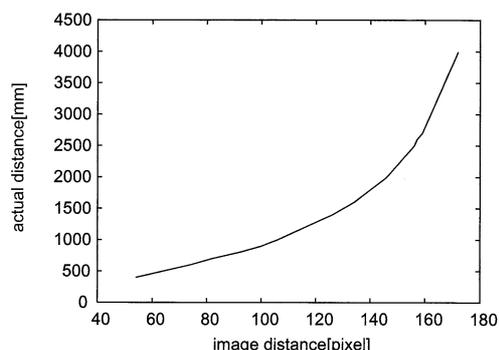


Fig. 9 Actual distance[mm] and image distance[pixel]

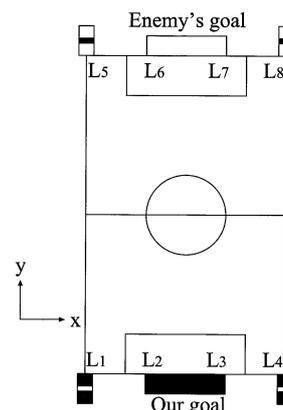


Fig. 10 Field and landmarks

一方は内面を黄色に塗られ，もう一方は内面を青色に塗られる．ゴール外面は双方とも白く塗られる．また，フィールドの四隅にはポールが立てられる．ポールは軸方向に3分して塗り分けされ，黄色ゴール側の二つのポールは上から黄色—青色—黄色の順，青色ゴール側は青色—黄色—青色の順である．我々は，ゴールの左右端とコーナーポールを計八つのランドマーク $L_i (1 \leq i \leq 8)$ として利用する (Fig. 10)．ロボットは，全方位視覚センサで得られた画像から青色領域と黄色領域の抽出を行う．そして，おのおの色領域の画像中での配置に基づいて，その色領域が八つのランドマークのどれに所属するかの対応付けを行う [11]．対応付けに成功したら，そのランドマークの方位を計算する．

5. 実 験

前章で述べたサッカーロボットを用いて3種類の実験を行った．実験1, 2においては下記(1)~(4)に示す従来手法と提案手法(5)との性能を比較した．実験1では静的環境での基本性能確認を目的とし，実験2では動的環境での性能確認を目的とした．また実験3で提案手法における複数候補集合の生成の有効性を検証した．

- (1) デッドレコニングを用いる．ロボットの初期位置姿勢は与える．
- (2) 全方位視覚センサから三つ以上のランドマーク方位の計測に成功したとき，Cassiniの解法を用いる．
- (3) 手法(1)と(2)をカルマンフィルタにより融合する．モ

デルを付録 A に示す．ロボットサッカーにおいては，8 台のロボットがフィールド内を動き回るから，三つ以上のランドマークの観測に成功することは少ない．また，フィールド外の青色または黄色の物体が全方位視覚センサに映り込むことによるランドマークの誤観測も多い．ランドマークによる位置推定結果を重視するようにパラメータを設定すると，ランドマークの誤観測によって大きな誤差を持つ位置推定を行ってしまった場合，カルマンフィルタによる融合結果は次に三つ以上のランドマークを正しく観測できるまでその大きな誤差を引きずってしまうことになる．これは，ロボットサッカーにおいては著しい不利となるので，モデルのパラメータは，ランドマークによる位置推定結果よりもデッドレコニングの結果を重視するように決定するのがよい．本論文においては，モデルのパラメータはいくつかのテストデータをもとに経験的に決定している．

- (4) MCL を用いる．候補集合の要素数を 1,000 個とし，1 回のランドマーク観測ごとに，実測方位と予測方位の差が $\pi/9$ [rad] を超える要素を削除し再配置する．再配置は，観測できたランドマークが一つの場合，位置についてはフィールド上に一様になるように，姿勢については標準偏差 $\pi/9$ [rad] の正規分布を持つようにする．観測できたランドマークが二つの場合，ランドマーク観測から得られる円弧上の位置姿勢に対して，位置が標準偏差 200 [mm] の正規分布を持つように，姿勢が標準偏差 $\pi/12.6$ [rad] の正規分布を持つようにする．観測できたランドマークが三つの場合，ランドマーク観測から Cassini の手法により得られる点上の位置姿勢に対して，位置が標準偏差 200 [mm] の正規分布を持つように，姿勢が標準偏差 $\pi/15.3$ [rad] の正規分布を持つようにする．これらのパラメータはいくつかのテストデータをもとに経験的に決定している．MCL で自己位置姿勢を導出できなかった場合は，1 時刻前の位置姿勢からデッドレコニングによる推定を行った．
- (5) 提案手法を用いる．初期候補集合の要素数は 360 個としている．二つのランドマーク観測から得られる円弧の直径は，観測したランドマークとロボット位置によって決まるが，大きくとも 10 [m] 程度である．この場合，候補集合の候補間の距離は 10 [cm] 程度となるから，十分高い密度で候補を配置できていることになる．

5.1 実験 1：ロボット単体の自己位置同定精度の検証

Fig. 11 に示すように，10,000 [mm]×5,000 [mm] の長方形のロボットサッカーフィールドにランドマークとしてゴール (L6, L7) とコーナーボール (L5) を配置した実験環境を構築した．移動中のロボットの実際の位置姿勢を正確に計測することは困難であるため，この実験ではあらかじめ定めた経路を床面にラインで記入し (Fig. 11 中 a-b-c-d-e-f-g-h-a)，これに沿ってロボットを移動させ各手法で得られた自己位置と比較し誤差評価とした．

初期状態でロボットを座標 (0,8000) の点 a におき x 軸正方向に姿勢を合わせたのち，床面のラインに沿って直線部分では直進，頂点ではその場回転するように手で押して移動させた．走行中，ランドマーク L6, L7 (ゴールポスト) は大きいので安定

に計測できたが，L5 (コーナーボール) は小さいため L5 までの距離が大きくなる経路 d-e-f-g-h ではノイズ等の影響で観測できなかった．上記走行によるセンサデータに対し各手法を適用した結果を，Fig. 12~16 に示す．また，手法 (5) で自己位置同定が初めて行えた測定点以後の手法 (3) (4) (5) での各測定点における位置の平均誤差と標準偏差，姿勢の平均誤差と標準偏差を Table 1 に示す．提案手法 (5) は二つのランドマーク L6, L7 の視覚計測結果を用い L5 は使用しなかった．

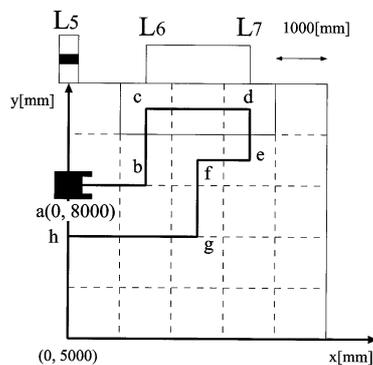


Fig. 11 Experimental setups 1

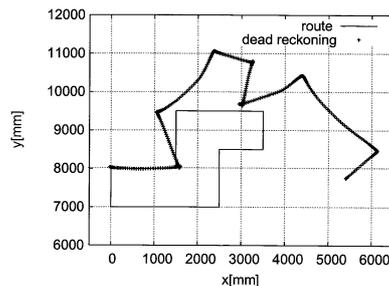


Fig. 12 Obtained trajectory by dead reckoning

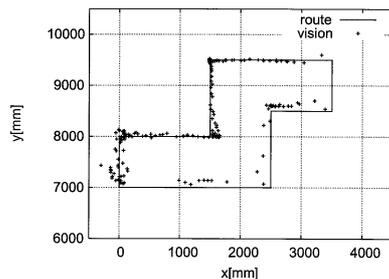


Fig. 13 Obtained position by vision

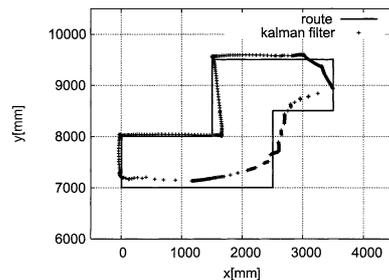


Fig. 14 Obtained trajectory by vision with Kalman filter

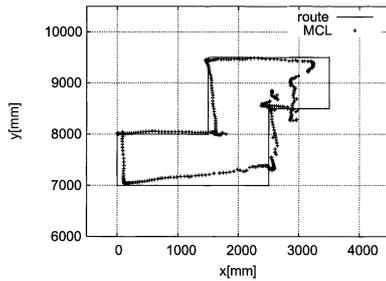


Fig. 15 Obtained trajectory by MCL

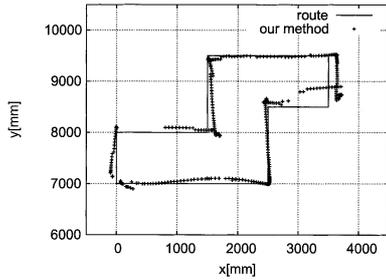


Fig. 16 Obtained trajectory by our method

Table 1 Average error and standard deviation in experiment 1

method	(3)	(4)	(5)
position[mm]	383	381	100
standard deviation	298	356	87
orientation[degree]	21.6	40.1	0.7
standard deviation	30.6	55.0	1.2

手法(1)では、ロボットの直線的な移動量は正確に計測しているが回転に大きな誤差が生じていた。そのためロボットの移動とともに推定した自己位置が走行経路から大きく離れていた。手法(2)では、三つのランドマークを観測した場合は、自己位置を精度良く導出した。しかし、三つのランドマークの観測が困難である経路 $d-e-f-g-h$ では自己位置同定できない場合があった。手法(3)では、常に連続した滑らかな自己位置を得たが、点 e, g の付近では走行経路からはずれた。観測するランドマークの数が三つより少ない場合は、ランドマークの方位情報を用いずデッドレコニングのみにより自己位置同定を行うため精度が下がった。手法(4)では、手法(3)と同様に観測するランドマーク数が三つより少ない経路 $d-e$ 、点 g の付近などでは正確な自己位置推定を行うことが困難であった。このように十分なセンサ情報が得られない場合には、候補点の削除や再配置がうまく行えず解を導出できないことが多かった。提案手法(5)では、初期位置から移動を開始してしばらくは候補の絞り込みができず自己位置を導出できなかった。806 [mm] 進んだ時点で初めて自己位置を導出し、以後、移動経路に沿った安定した自己位置を得た。位置の平均誤差は 100 [mm]、姿勢の平均誤差は 0.7 [deg] である。フィールドの大きさやロボットの大きさを考えると、ランドマーク方位を二つしか利用できない場合でも十分良い精度で自己位置同定できた。

5.2 実験 2：動的環境での自己位置同定

自律制御されているフィールドロボットとキーパロボットを

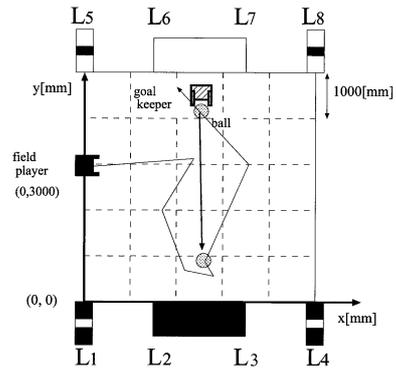


Fig. 17 Experimental setups 2

用意した。そしてボールとゴールを巡る動的なインタラクション下でのフィールドロボットの自己位置同定性能を調べた。

5,000 [mm]×5,000 [mm] のフィールドを用意し、Fig. 17 のようにゴール (L2, L3, L6, L7)・ボール (L1, L4, L5, L8) を設置した。キーパロボットを点 (2500, 4500) に置き、姿勢は y 軸負の向きとした。また、キーパロボットの正面にはボールを配置した。フィールドロボットを点 (0, 3000) に置き、姿勢は x 軸正の向きとした。ロボットには次のような動きをさせた。

- (a1) キーパロボットがボールを蹴り出す。
- (a2) フィールドロボットがボールを追って保持し、ドリブルしながらキーパロボットのいるゴールへ向かう。
- (a3) キーパロボットがフィールドロボットのシュートコースを塞ぐように動く。
- (a4) フィールドロボットがゴールのスペースを狙ってシュートする。

行動 (a3) でキーパロボットは、直線 $y = 4500$ 上をボールの x 座標と自機の x 座標が等しくなるように移動した。ただし、キーパロボットが移動できる x 座標の範囲はゴールポスト間 ($1500 \leq x \leq 3500$) とした。フィールドロボットの最高速度は 1,753 [mm/s]、平均速度は 941 [mm/s] であった。

位置姿勢計算に利用したランドマークは、観測できているランドマークの中からランダムに複数選択した。各測定点で実際に観測されたランドマークの数を Fig. 18 に、そのうちランダムに選択したランドマークの数を Fig. 19 に記す。ランドマークは八つ存在するが、Fig. 18 を参照すると環境中に障害物があり存在しないような場合でもすべてのランドマークを認識することは難しいことが分かった。障害物が多数存在し動き回るような場合には、Fig. 19 のように認識できるランドマークの数が大きく変化すると考えられる。

Fig. 20~24 にそれぞれ手法(1)~(5)までの結果を記す。誤差評価のための比較データとして、得られたすべての視覚観測データに基づいて手法(2)で得られる位置姿勢軌跡を用いることにした。また、手法(3)(4)(5)での各測定点における位置の平均誤差と標準偏差、姿勢の平均誤差と標準偏差を Table 2 に示す。

実験 1 と同様に、手法(1)では、いったん正しい経路と離れてしまうとその後得られる位置姿勢は信頼性がなかった。手法(2)では、三つ以上のランドマークを観測できないと自己位

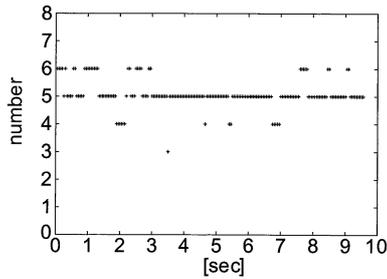


Fig. 18 Number of observed landmark

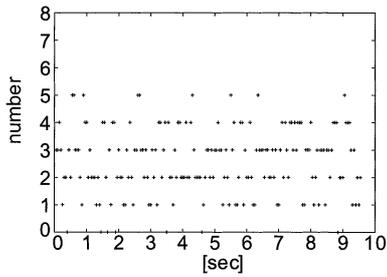


Fig. 19 Number of randomly selected landmark to simulate dynamic environment

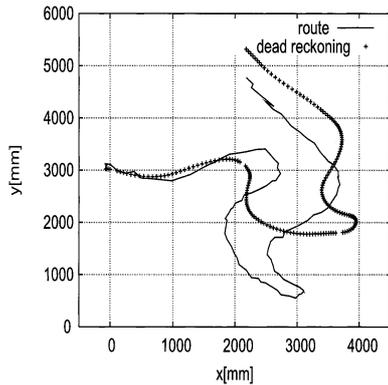


Fig. 20 Obtained trajectory by dead reckoning

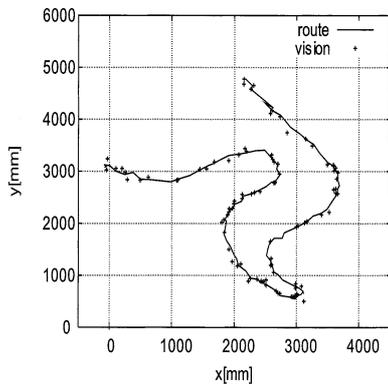


Fig. 21 Obtained position by vision

置同定できなかった．手法(3)では，観測できるランドマーク方位数がランダムに変化し，三つ以上のランドマークを安定して観測できないので移動経路と大きくずれる場合があった．手法(3)を用いるに当たり，予期しないランドマーク観測誤差の

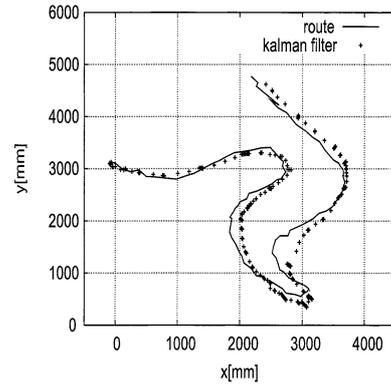


Fig. 22 Obtained trajectory by vision with Kalman filter

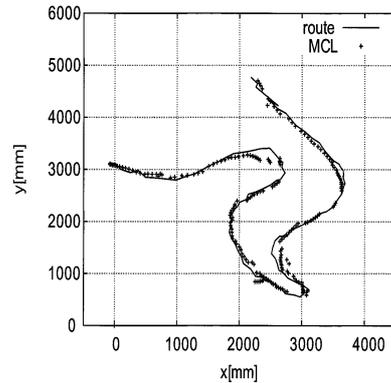


Fig. 23 Obtained trajectory by MCL

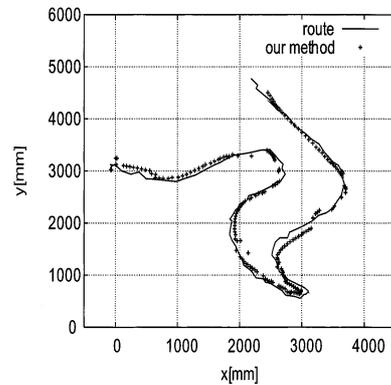


Fig. 24 Obtained trajectory by our method

ため，すべての状況で移動経路に沿った位置姿勢を導出するようなゲインを設定することは困難であった．手法(4)では手法(3)よりも高精度に自己位置を導出できた．これはロボットサッカーをする上で十分である．提案手法(5)では三つ以上のランドマークが存在していることから候補の絞り込みを効果的に行い移動開始直後に位置姿勢を導出し，手法(4)と同程度以上の精度を得た．実験1と合わせて考えると，手法(4)が安定して精度の良い自己位置推定を行うには三つ以上のランドマーク方位を観測する必要がある．一方，提案手法(5)では誤差を蓄積させていくことでサイクルごとのセンサ情報が不十分であっても信頼性のある位置姿勢を導出できる．これにより，観測され

Table 2 Average error and standard deviation in experiment 2

method	(3)	(4)	(5)
position[mm]	333	133	125
standard deviation	163	129	74
orientation[degree]	24.8	6.9	2.7
standard deviation	23.4	8.0	4.0

Table 3 Average error and standard deviation in experiment 3

max process	1	5	10
position[mm]	157	135	125
standard deviation	89	78	74
orientation[degree]	4.8	3.0	2.7
standard deviation	11.7	9.1	4.0

るランドマーク方位が二つの場合でも三つ以上の場合でも高精度に位置姿勢を推定した．位置の平均誤差 125 [mm] と姿勢の平均誤差 2.7 [deg] はロボットサッカーへの適用に十分な精度である．また，ビデオレート (30 [fps]) で入力されてくるすべての画像に対して 33 [ms] 以内で処理を行うことができた．これにより，提案手法が実時間処理を行うことができることが示された．

5.3 実験 3：複数候補集合生成の検証

複数の候補集合を生成することの有用性を示すため，下記のように候補集合の数を制限して実験 2 と同様の実験を行った．

(1) 1

(2) 5

(3) 10 (実験 1, 2 における最大候補集合数)

各測定点における位置の平均誤差と標準偏差，姿勢の平均誤差と標準偏差を Table 3 に示す．

最大候補集合数が多いほど，位置姿勢の精度が向上することが確認できた．複数の候補集合を生成しておけば，ある候補集合から解が得られない場合でも別の候補集合から解を得ることができる．また，複数の候補集合から解を得ることができれば，大きな誤差を含む候補集合の影響が除かれ信頼性の高い候補集合のみから自己位置姿勢を導出できる．

6. ま と め

全方位視覚システムとデッドレコニング機能を有する自律移動ロボットに対し，動的環境において観測するランドマーク方位数が少ない場合でも実時間で高精度に位置姿勢を導出する手法を提案した．本手法は二つ以上のランドマークを観測した時点で位置姿勢候補集合を生成し，以後デッドレコニングと観測するランドマーク方位を利用して候補を絞り込み位置姿勢を確定する．誤差を蓄積させていくことによりサイクルごとのセンサ情報が不十分であっても解を導出することができる．また，複数の候補集合を生成し，おのおのから得られる計算結果を融合することにより，頑健で高精度な位置姿勢を得ることを可能にしている．従来手法では，観測したランドマーク数が三つより少ない場合には信頼できる位置姿勢を導出することは難しかった．本手法はランドマーク数が二つであっても信頼性の高い位置姿勢を推定できることが確認された．また，ランドマークの隠れが頻繁に起こるような動的環境でも提案手法の有効性が確

認できた．

実際に本手法を実装したサッカーロボットは RoboCup 2003 in Padua/Italy Middle Size Soccer League に出場し優勝した．サッカーロボットの場合，常時ゴールを背にしランドマークとしてゴールポスト二つを安定して計測できるキーパロボットに特に有効であった．本手法は，サッカーロボットだけでなく他の多くの自律移動ロボットに適用可能である．

謝 辞 本研究は，21 世紀 COE プログラム「システム情報科学での社会基盤システム形成」の一環として実施された．また，開発環境を提供していただいた福岡市の施設ロボスクエアに謝意を表す．

参 考 文 献

- [1] L. Iocchi and D. Nardi: "Self-Localization in the RoboCup Environment," Proc. Third International Workshop on RoboCup, pp.318-330, 1999.
- [2] P. Lima, A. Bonarini, C. Machado, F. Marchese, C. Marques, F. Ribeiro and D. Sorrenti: "Omni-Directional Catadioptric Vision for Soccer Robots," Int J of Robotics and Autonomous Systems, vol.36, no.2-3, pp.87-102, 2001.
- [3] J.L. Crowley: "Control of Displacements and Rotation in a Robot Vehicle," Proc. Int. Conf. on Robotics and Automation, 1989.
- [4] M. Betke and L. Gurvits: "Mobile Robot Localization Using Landmarks," IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol.13, no.2, pp.251-263, 1997.
- [5] Y. Yagi, Y. Nishizawa and M. Yachida: "Map-Based Navigation for a Mobile Robot with Omnidirectional Image Sensor COPIS," IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol.11, no.5, pp.634-648, 1995.
- [6] C. Drocourt, L. Delahoche, C. Pegard and A. Clerentin: "Mobile Robot Localization Based on an Omnidirectional Stereoscopic Vision Perception System," Proc. Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.1329-1334, 1999.
- [7] A.W. Stroupe, K. Sikorski and T. Balch: "Constraint-Based Landmark Localization," In Pre-Proc. Int. Robocup Symposium, pp.1-6, 2002.
- [8] 山口, 井上, 杉本, 松岡, 桐木, 長谷川: "自律型サッカーロボットの開発—第二報 全方位ビジョンとデッドレコニングの組合せによる自己位置同定—", 第 20 回計測自動制御学会九州支部学術講演会予稿集, pp.13-14, 2001.
- [9] 辻, 八木, 谷内田: "全方位視覚センサを用いたロバストな環境マップ生成と自己位置推定", 日本ロボット学会誌, vol.19, no.1, pp.59-67, 2001.
- [10] 倉爪, 長谷川: "全方位カメラとデッドレコニング機能を有するサッカーロボットのロバストな自己位置同定手法—メディアフィルタによる誤観測情報の除去と非線形最尤推定法の適用—", 第 20 回日本ロボット学会創立 20 周年記念学術講演会予稿集, 3A21, 2002.
- [11] 倉爪, 長谷川: "全方位カメラとデッドレコニング機能を有するサッカーロボットのロバストな自己位置同定手法—LMedS 法を用いたランドマークの対応付け—", 日本ロボット学会創立 20 周年記念学術講演会予稿集, 3A22, 2002.
- [12] 米谷, 森: 測量学 . 丸善, 1979.
- [13] RoboCup Official Homepage: <http://www.robocup.org/>
- [14] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard and S. Thrun: "Monte Carlo Localization for Mobile Robots," Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation, pp.1322-1328, 1999.
- [15] 橋本, 大場, 藤川, 今牧, 西田: "レーザ位置計測とデッドレコニングの組合せによる車輪型移動ロボットの位置推定法", 日本ロボット学会誌, vol.11, no.7, pp.1028-1038, 1993.

付録 A. カルマンフィルタのモデル

デッドレコニングから推定される位置と全方位画像から推定される位置をカルマンフィルタを用いて融合する [10]。ただし本手法では、実際のサンプリング間隔 (3 [ms]) でロボットがそれほど大きな加速度変化を伴う運動をするとは考えにくいことから、等加速度運動を仮定している。以後、ロボットの位置姿勢の 3 変数のうち、1 変数に着目して議論する。

時刻 k におけるロボットの推定位置、速度、加速度をそれぞれ $x(k)$, $\dot{x}(k)$, $\ddot{x}(k)$ とし、 $X_k = (x(k) \ \dot{x}(k) \ \ddot{x}(k))^T$ とおく。また、観測ノイズを W 、サンプリング間隔を t とする。状態方程式と観測方程式は式 (A.1), (A.2) になる。

$$X_{k+1} = AX_k + BU_k \quad (\text{A.1})$$

$$Y_k = CX_k + W \quad (\text{A.2})$$

ここで、

$$A = \begin{bmatrix} 1 & t & \frac{1}{2}t^2 \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

である。また、 U_k はシステムへの入力とシステムノイズの和であり、ここでは等加速度運動を仮定しているため、入力は 0、

システムノイズは平均 0、分散 Σ_u の白色ノイズとする。デッドレコニングによる観測と画像処理による観測は非同期に行われる。デッドレコニングから速度情報が得られた場合には、

$$\left. \begin{aligned} C &= (0 \quad 1 \quad 1^T) \\ Y_k &= (0 \quad \dot{x}(k) \quad \ddot{x}(k)) \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.4})$$

が適用され、全方位画像から位置情報が得られた場合には、

$$\left. \begin{aligned} C &= (1 \quad 0 \quad 0^T) \\ Y_k &= (x(k) \quad 0 \quad 0) \end{aligned} \right\} \quad (\text{A.5})$$

が適用される。

したがって、本システムにカルマンフィルタを適用すると以下ようになる。

- (1) 観測ノイズ Σ_w 、初期位置誤差 Σ_x を決める。
- (2) デッドレコニングの場合は式 (A.4)、全方位画像の場合は式 (A.5) を設定する。
- (3) $P = (\Sigma_{X_k}^{-1} + C^T \Sigma_w C)^{-1}$ を計算する。
- (4) $X_{k+1}^- = AX_k^-$ を計算する。
- (5) $X_{k+1} = X_{k+1}^- + PC^T \Sigma_w^{-1} (Y_{k+1} - CX_{k+1}^-)$ を計算する。
- (6) $\Sigma_{X_{k+1}} = APA^T + B\Sigma_U B^T$ を計算する。
- (7) (2) から (6) を繰り返す。



本村 暁 (Akira Motomura)

1979 年 12 月 26 日生。2002 年九州大学電気情報工学科卒業。2004 年九州大学大学院システム情報科学府修士課程修了 (知能システム学専攻)。同年、シャープ株式会社に入社、現在に至る。在学中は協調自律分散ロボットの研究に従事。

(日本ロボット学会正会員)



長谷川 勉 (Tsutomu Hasegawa)

1950 年 2 月 18 日生。1973 年東京工業大学電子物理工学科卒業。同年電子技術総合研究所勤務。1992 年より九州大学工学部情報工学科教授。現在同大学大学院システム情報科学研究院教授。知能ロボットの研究に従事。工学博士。計測自動制御学会、電気学会、日本機械学会などの会員。

(日本ロボット学会正会員)



松岡 毅 (Takeshi Matsuoka)

1971 年 6 月 10 日生。1996 年九州大学大学院工学研究科修士課程修了。1999 年九州大学大学院システム情報科学研究科博士後期課程修了。同年より福岡大学工学部電気工学科講師。2002 年より助教、現在に至る。知能ロボットの研究に従事。博士 (工学)。

(日本ロボット学会正会員)



倉爪 亮 (Ryo Kurazume)

1967 年 2 月 4 日生。1991 年東京工業大学機械物理工学専攻修士課程修了。同年 (株) 富士通研究所入社。1995 年東京工業大学機械宇宙学科助手。2000 年スタンフォード大学客員研究員。同年東京大学生産技術研究所博士研究員。2002 年より九州大学システム情報科学研究院助教授。現在に至る。群ロボット、歩行機械、レーザ計測の研究に従事。博士 (工学)。

(日本ロボット学会正会員)