

## 全方位カメラを搭載した複数台の移動ロボットの 高速な自己位置同定

### Fast Self-Localization Method for Mobile Robots Using Multiple Omnidirectional Vision Sensors

○ 中村 恭之(奈良先端大) 大原 正満(奈良先端大) 小笠原 司(奈良先端大)  
石黒 浩(和歌山大)

Takayuki NAKAMURA,  
Masahichi OHHARA,  
Tsukasa OGASAWARA,  
Hiroshi ISHIGURO,

NAIST  
NAIST  
NAIST  
Wakayama Univ.

Nara Institute of Science and Technology (NAIST)  
8916-5 Takayama-cho, Ikoma, Nara, 630-0101

Dept. of Computer and Communication Science  
930 Sakae-dani, Wakayama, Wakayama, 640-8510

**Abstract:** In the multi-agent environment, it is important to identify position and orientation of multiple robots for accomplishing a given task in cooperative manner. This paper proposes a method for estimating position and orientation of multiple robots using multiple omnidirectional images based on geometrical constraints. Our method reconstruct not only relative configuration between robots but also absolute one using the knowledge of landmarks in the environment. Even if there are some obstacles in the environment, our method can estimate relative configuration between robots based on the results of self-localization of each robot.

**Keywords:** Omnidirectional Vision Sensor, Self Localization from Multiple Views, Geometrical Constraint

#### 1 はじめに

動的環境下において複数のロボットがタスクを協調して実行するためには、ロボット間の相対的または絶対的な位置姿勢情報を実時間で推定し、共有することが必要不可欠である。つまり、正確な自己位置推定アルゴリズムは、複数のロボットがタスクを協調的に実行するための基本技術であると考えられる。

移動ロボットの位置同定手法としては、大まかに、1) 内界センサに基づく方法、2) 外界センサに基づく方法に分類できる。内界センサによる方法では、車輪の接地点での滑りにより移動量の正確な計測が難しく、計測誤差が移動とともに蓄積されるという問題を有しているため、この手法を単独で用いることはほとんど無い。大抵の自己位置同定アルゴリズムでは、外界センサにより環境中から特徴量を取り出し、あらかじめ用意されている環境地図と比較照合することにより自己位置を同定する。例えば、ランドマークに基づく手法<sup>1)</sup>では、位置の既知なランドマークを検出して1台のロボットの位置姿勢を推定する。この手法では累積誤差が生じないため比較的高精度で位置を同定できるが、あらかじめ環境地図に相当するものを与えておく必要がある。

このように従来からの研究では、1台のロボットの位置同定手法について多くの研究例があるが、複数台のロボットに関する自己位置同定手法についてはあまり議論されて来なかった。複数台のロボットが環境内に存在する場合、冗長な情報が得られるために、ロボットの位置同定問題を単純化することが可能であると考えられる。このようなアプローチに基づく研究として、倉爪らによる協調ポジショニングシステムの研究<sup>2)</sup>がある。複数台のロボットからなるロボット群を1つのセンサシステムとみなし、各ロボットが他のロボットの位置同定におけるランドマークとしての役割を相互に演じることにより位置同定を行おうとするものである。この手法では、各ロボットに搭載するセンサが、

他のロボットのID番号と他のロボットまでの距離と方位を計測できることを前提にしている。より少ない情報量で同様な性能が得られるセンサシステムを構築できることができれば、センサシステム自体を単純化でき、その適用領域を広げることが可能になる。

本研究では、他のロボットやランドマークの方位だけが観測できる全方位カメラを使用して、複数台のロボットの位置姿勢を幾何学的な制約を用いて推定する手法を提案する。加藤らも同様な手法を提案している<sup>3)</sup>が、彼らの手法は、バッチ処理的で全ての三角形の組合せを検証し終るまで推定結果が得られず、全ての組合せを検証する分、処理時間が長くなってしまうという欠点を持つ。複数台のロボットを協調させて制御させるためには、互いの位置姿勢に関する情報をなるべく早く知る必要があるため、このような手法を複数台のロボットを協調制御する問題に適用することは難しい。

そこで本研究では、複数台のロボットの位置姿勢を高速に、なおかつ精度良く推定するために、各ロボットに精度は良くないが高速に自己位置を推定する機能を持たせ、また、新たな幾何学的な制約条件を導入して3角形の組合せの探索を高速化した。これにより、ここで提案する手法では、逐次的にロボット間の相対的な配置が推定でき、また複数台のロボットの位置姿勢の推定にかかる処理時間を短縮することができた。これにより、このセンサシステムを用いて複数台のロボットを制御することが可能になる。

以下では、まず本研究での前提条件について述べる。次に第3.1節で、提案手法の概要を述べ、第3.2節で、位置姿勢を推定するために利用する2つの幾何学的な制約条件と、それらの制約を用いてロボット間の相対的な配置を同定するための手法について述べ、第3.3節でランドマークの幾何学的な拘束を用いて複数台のロボットの環境内での位置姿勢を推定する手法について述べる。最後に第4章では、本手法を用いて全方位カメラが搭載された複数台の移動ロボットの位置姿勢を推定する

実験を行い、提案したアルゴリズムの妥当性について検証する。

## 2 前提

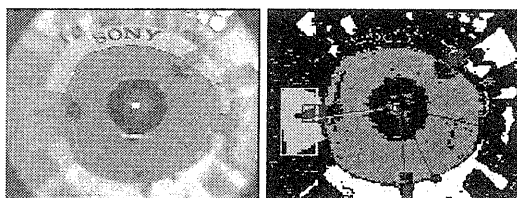
まず、本研究での前提について述べる。

### 2.1 移動ロボットと全方位ビジョンセンサ

本研究では、環境内に存在するロボットの総数  $n$  は既知であると仮定する。各ロボットは全方位ビジョンセンサ<sup>4)</sup>を搭載していると仮定している。ロボットは、この全方位ビジョンセンサにより  $360^\circ$  の視野を得ることができる。この全方位ビジョンセンサにより獲得された画像のことを全方位画像と呼ぶことにする。また、各ロボットには、他のロボットからの観測が容易になるように、視覚的な識別標が付けられているとする。実験環境では、色の付いた円錐形の識別標を各ロボットに装着した。Fig. 1(a) は、ある実環境中のロボットにおいて撮られた全方位画像を示している。

### 2.2 ランドマーク

一般にランドマークとはセンサによって容易に検出することのできる特徴点であるが、本研究では、センサ自身の位置を獲得するので、センサ自体もランドマークと呼ぶ事にする。環境内には数種類のランドマークがあり、それらは画像処理により容易に識別可能であるとする。先述したように、各ロボットには色の付いた円錐形の識別標が装着され、その他、環境中で位置が既知なランドマークにも色が付けられているとする。本研究では、色情報に基づく高速な領域分割処理<sup>5)</sup>により全方位画像からランドマークを抽出し、それらが観測される方位を計測している。その例を Fig. 1(b) に示す。



(a) (b)

Fig.1 An example of omnidirectional image and the processed one

### 2.3 1台のロボットの自己位置同定手法

各ロボットは環境中に存在する位置が既知なランドマークを観測することで自己位置同定する。1台のロボットが単独で行うこの自己位置同定は、精度の悪いもので良いが、ロボット間のトポロジカルな位置関係は再構成できる程度の精度を有しているものとする。ランドマークを基に自己位置同定する手法は数々存在する<sup>6)</sup>が、ここでは全方位ビジョンシステムを前提としているため、このセンサに特化した手法が利用できる。

ロボットの座標が2つのランドマークの座標値とそれらを観測した時の方位角度差によって定義される円上に拘束される性質を利用して自己位置同定する方法(以後、方法1と記す)や、全方位画像を床面上へ写像した画像を生成しその画像上のランドマーク間の距離やそれらを観測した時の方位角から自己位置同定する手法<sup>7)</sup>(以後、方法2と記す)等を利用する。

## 3 提案手法

### 3.1 概要

提案手法では、以下の手順を繰り返すことによって、複数の全方位ビジョンセンサを用いてそれらを搭載するロボットの位置姿勢を推定する。

まず、各ロボットにおいて求められた自己位置同定結果や他のロボットが観測される方位角を他のロボットから収集する。それらの情報に基づきロボット間の相対的な配置を再構成する。相対的な配置を再構成するときに、ロボット間の方位角度差やロボット間のトポロジカルな位置関係に関する幾何学約条件を利用する。これらの制約については後述する。

次に、複数のロボットのうち自己位置同定結果の精度が一番良いロボット(以後、基底ロボットと呼ぶ)の位置姿勢を基準に、再構成された相対的な配置をアフィン変換して、複数のロボットの位置姿勢を推定する。この場合のアフィン変換とは、もとの図形の拡大縮小と回転する変換である。回転変換のための回転角は基底ロボットの姿勢角をもとに決定し、拡大縮小率は各ロボットの自己位置同定結果をもとに決定される。

### 3.2 幾何学的制約条件を利用した複数台のロボットの相対的配置の推定

#### 3.2.1 3角形制約

本研究で使用している1つの重要な制約として「3台のロボット間に構成される3つの内角の総和は  $180^\circ$  になる。」という幾何学的な性質を利用する。各ロボットが3角形の各頂点に相当すると考えると、この制約はちょうど平面幾何学の「3角形の内角の総和は  $180^\circ$  になる。」という定理に相当する。本研究ではこの制約のことを「3角形制約」と呼ぶことにする。

#### 3.2.2 存在数制約

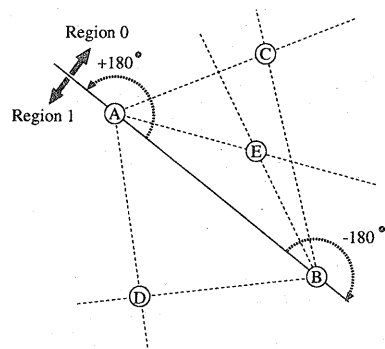


Fig.2 Enumeration constraint

本研究では、環境内に多数配置された全方位ビジョンセンサが互いの位置を観測することによってロボットの位置関係を獲得する。この観測によって、観測地点のロボットと他の1台のロボットを通る直線に対して、その他のロボットが存在する方向を知ることができる。また、ある1台のロボットの位置は、ある2台のロボットを通る直線(以後、基底直線と呼ぶ)に対する相対的な位置関係をもとに表現できる(Fig.2参照)。この基底直線は環境を2つの領域(Region0とRegion1)に分割する。この図の例では、環境内に5台のロボットA, B, C, D, Eが存在している。ロボットEの位置は、基底直線ABによって生成された領域Region0内に存在していると限定できる。このように、この基底直線

によってロボットの存在可能領域を限定できる。さらに、この基底直線は、分割された領域に相当する全方位画像内で観測される他のロボットの観測個数も限定することになる。つまり、あるロボットが全方位画像内で観測するロボットの台数は、実際にその領域にロボットが存在している台数と等しいかそれ以下であるという制約がある。本研究ではこの制約のことを「存在数制約」と呼ぶことにする。ただし、本研究では実際に各領域に存在しているロボットの台数を数えるために各ロボットの自己位置同定結果を利用しているが、マルチエージェントシステムを構成する各ロボットが自己位置同定能力を持っていることは、全システムのロバスト性を向上する意味で重要である。

例えば、Fig.2では、ロボットAまたはBが領域Region0に相当する全方位画像内(180°の視野に相当する部分)で観測するロボットの台数は2であり、実際にその領域に存在するロボットの台数も2なので、その制約が成立していることが分かる。仮に、ロボットAまたはBと他のロボットの間には障害物が存在して観測できないとしても、全方位画像内で観測できるロボットの台数が減少するだけで、この制約はこのような場合においても成立することが分かる。ただし、この制約が成立するのは、あるロボットから他のロボットを互いに観測し合った時に生成される2つの視線が正しく対応づけられている場合に限られる。またこの場合にこれら2つの視線が基底直線に一致する。逆に、2つの視線の対応が誤っている場合にはこの制約は成立しない。従って、この制約を用いるとロボット間に生成される視線の正しい対応を求めることができる。

視線の誤対応が原因で、Fig.3に示すように、実際には3角形の再構成が不可能な角度の組合せが存在する。

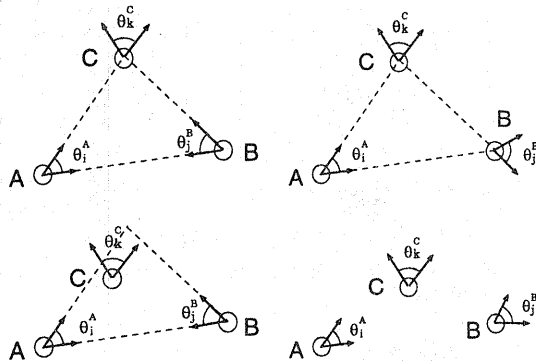


Fig.3 Impossible triangles

実環境においてセンサとして視覚センサを用いた場合、実際には互いのセンサを検出することは困難であることも多い。ロボットの間には障害物が存在している場合や、ロボットの間が距離が大きく観測画像の解像度の問題により他のロボットが画像処理により観測できない場合などである。これらの状況においてもこの制約は成立するので、この制約によって、実環境内でも比較的ロバストにロボット間の相対的な配置を推定することができると思われる。

### 3.2.3 複数台のロボットの相対的配置の推定

相対的配置を求めるアルゴリズムは以下の6ステップから成る。

1. ロボット*i*(但し、 $i = 1 \sim n$ で、 $n \geq 3$ )はロボットの総数を表す。)の全方位画像において、全方位画像の座標軸(X,Y軸のどちらかをロボットの正面方向と一致するように予め全方位ビジョンセンサをロボット上に装着しておき、ロボットの正面方向に相当する座標軸を基準にする。)を基準にして他のロボットが観測される角度 $d_{ik}^i$ (ただし、 $k = 1 \sim m, 2 \leq m \leq n - 1$ )を計測する。(Fig.4(a)(この図は $n = 5$ の場合)参照.)

2. ロボット*i*においてロボット間の角度 $\theta_j^i$ ( $\theta_j^i = |d_{ik}^i - d_{kj}^i|$ )を計算する。この時、Fig.4(b)に示す順序に従って、ロボット間の角度 $\theta_j^i$ に番号*j*を付ける。このとき*j*は、観測された2台のロボットの組合せ( $k, k'$ )のID番号に相当する。

3. 各ロボット*i*では、他のロボットからの全ての角度情報 $\theta_j^i$ ( $i = 1 \sim n$ )を収集し、その中から、任意の3台のロボット( $i^p, i^q, i^r$ )からの角度の和が $180 \pm \Delta E^\circ$ (3角形制約)を満たすような全ての組み合わせ( $\theta_{j_a}^p, \theta_{j_b}^q, \theta_{j_c}^r$ )を求める。(ここで、 $\Delta E$ は観測時における誤差を考慮するための誤差許容量を表す。)

4. ステップ3で求めた組み合わせの中には、角度情報のみを考慮しているためロボット間の視線が正しく対応づけられていない組合せを含んでいる。これらの誤った組合せを削除するため、以下の要領で正しい組合せの候補を抽出する。

- 3角形制約を満たす全ての組合せの中から、ある1つの組合せ( $\theta_i^A, \theta_j^B, \theta_k^C$ )を選択する。
- このとき、これらの3台のロボットの中から2台のロボット(これをA,Bとする)に注目し、2台のロボットA,Bに関する視線の対応関係を検証する。各ロボットの自己位置同定結果をもとに、2台のロボットA,Bにより構成される基底直線により分割された2つの領域に存在するロボットの台数を数え上げる。このロボットの台数を $N_R$ とする。
- この2台のロボットA,Bのそれぞれにおいて、全方位画像の基底直線により分割された領域に相当する部分で観測されたロボットの台数を数え上げる。このロボットの台数を $N_{OR}$ とする。そして、存在数制約 $N_{OR} \leq N_R$ を検証する。
- 同様に、他のロボットの組合せ(B,C)と(C,A)に関しても、存在数制約を検証する。これらの全ての組合せについて存在数制約を満たすとき、選択された組合せ( $\theta_i^A, \theta_j^B, \theta_k^C$ )が正しく3角形を構成する。この3角形を基底三角形と呼ぶことにする。それ以外の場合は、別の組合せについて同様に存在数制約を検証する。

5. ステップ4により絞り込まれた組合せで、Fig.5のように基底3角形ABCが再構成できたとする。つぎに、この3角形の3辺(辺AB, BC, CA)に注目して、それぞれの辺を含む他の3角形が存在するかどうかを検証するためにステップ4に戻る。

6. ステップ3で求められた全ての角度の組合せについて検証し終わるまで上記の操作を繰り返す。

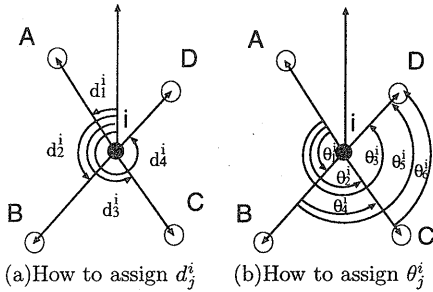


Fig.4 Observed azimuth angle

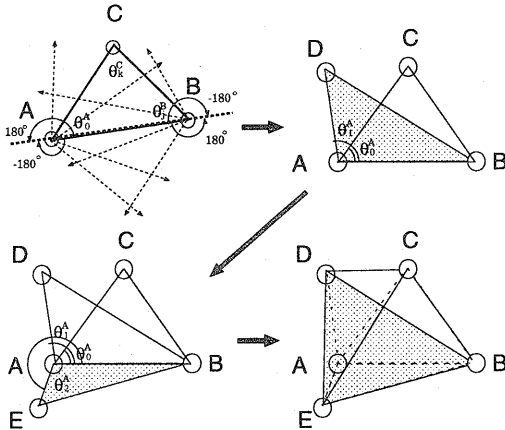


Fig.5 Iterative verification

### 3.3 複数台のロボットの位置姿勢の推定

ロボット間の角度情報のみに基づいた相対的配置の同定結果は、ロボット間の距離や環境内での位置姿勢情報を用いておらず、その同定結果からすぐに複数台のロボットの位置姿勢を推定できない。復元された相対的配置と絶対的配置は相似の関係にあり (Fig.6(a)), 絶対的配置を復元するためには、相対的配置の大きさと姿勢に関する自由度を拘束する必要がある。ここで絶対的配置とは、複数のロボットの位置姿勢に基づいて求められたロボット間の配置のことを指す。複数のロボットのうち単独の自己位置同定結果の精度が一番良いロボット (基底ロボット) の位置姿勢を基準に相対的配置をアフィン変換したものを複数のロボットの位置姿勢の推定結果とする。この場合のアフィン変換とは、もとの図形の拡大縮小と回転する変換である。回転変換のための回転角は基底ロボットの姿勢角をもとに決定する (Fig.6(a) 参照)。この段階では、大きさに関する自由度はまだ拘束されていない。

次に、環境中に存在する2つのランドマークの位置情報を基に各ロボットの存在可能領域を限定して、ロボット間の相対的配置の大きさに関する自由度を拘束し、先のアフィン変換の拡大縮小率を求める。例えば、Fig.6(b) に示すような環境 (サッカーロボットにおけるフィールド) において、各ロボットは2つのランドマーク (ゴール) の方位角度差  $\theta_i$  だけが観測できるという条件のもとで、ロボット  $i$  の位置  $(x_i, y_i)$  は2つのランドマークとロボットを通る次式で定義される円

上に拘束される。

$$\left(x_i + \frac{L}{2 \tan \theta_i}\right)^2 + y_i^2 = \left(\frac{L}{2 \sin \theta_i}\right)^2,$$

ここで、 $L$  は2つのランドマーク間の距離である。次に、基底ロボットから、各ロボットが観測された方位への半直線を考える。Fig.6(b) 内には、ロボット  $E$  からロボット  $A, B, C, D$  への4本の半直線が示されている。このとき、先述した円とこの半直線との交点が、ちょうど各ロボットの位置になる。そこでまず、基底ロボットからこれらの  $i$  番目の交点までの距離  $SL_i$  を求める。また、相対的配置において、あるロボット間の距離を1とした時の基底ロボットと各ロボット  $i$  までの距離  $SL_i^R$  を求める。そして、これらの距離の比  $\frac{\sum_{i=1}^n SL_i^R}{n}$  を計算することで、相対的な配置から絶対的な配置を決定するための拡大縮小率が求まる。このようにして求められた絶対的配置をもとに複数のロボットの位置姿勢を推定する。

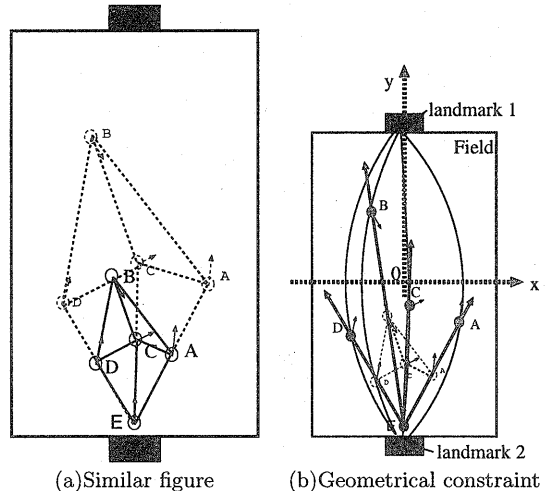


Fig.6 How to estimate absolute configuration between robots

## 4 実験結果

### 4.1 実験装置と環境

提案した手法の有効性を検証するために実際のロボットを用いた実験を行った。実験に用いたロボットを Fig.7(a) に示す。我々はこの図のようなコンパクトな視覚移動ロボットを製作した<sup>6)</sup>。このロボットの視覚システムは、PC カードタイプの画像取り込み装置 (IBM 製 Smart Capture Card II) と、能動ビジョンカメラ (SONY EVI D30) と全方位ビジョンセンサにより構成されている。全方位ビジョンセンサは、全方位ミラー<sup>4)</sup> とカラー CCD カメラ (SONY CCB-EX37) から構成されている。本研究の実験はこのロボットの視覚システムを利用して実験しているので、画像処理は全てノート PC (東芝 Libretto100) の CPU (MMX Pentium 166MHz) 上で実行している。実験環境は、

サッカーロボット用のフィールド内 (Fig.7(b) 参照。) である。このフィールド内には、位置が既知のランドマークとして黄色と青色のゴールが存在する。また各ロボットには紫色の円錐形の識別標が装着されている。

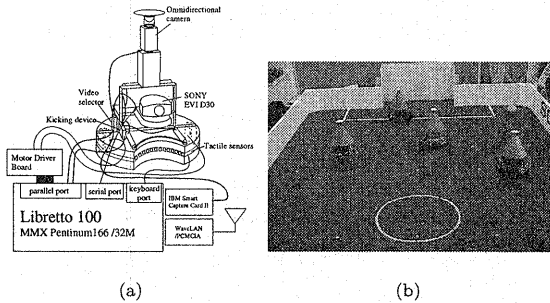


Fig.7 Our real soccer robot

#### 4.2 1台のロボットの自己位置同定結果

画像処理を一般のノートPCで行っているため、全方位画像の入力サイズを  $160 \times 120$  に設定して、画像の処理負荷を軽減している。実験環境となっているフィールドの大きさは  $8220 \times 4575\text{mm}$  で、ゴールの幅は  $1500\text{mm}$  である。

Fig.8 に、方法1による自己位置同定結果を示す。この図内 (a), (b), (c) には、それぞれ、入力された全方位画像、画像処理後の全方位画像、自己位置同定した結果が示されている。このとき、ランドマークとしては2つのゴールのゴールポストを利用した。Fig.8(c) で、白い長方形と黒矢印は、推定されたロボットの位置と姿勢をそれぞれ示している。この結果における位置や姿勢に関する推定誤差は  $(\Delta X, \Delta Y, \Delta \theta) = (284(\text{mm}), 292(\text{mm}), 15(^{\circ}))$  である。ここで、 $(\Delta X, \Delta Y)$  と  $\Delta \theta$  は、21の場所における位置や姿勢に関する推定値の平均誤差を表している。

Fig.9 に、方法2による自己位置同定結果を示す。この図内 (a), (b), (c) には、それぞれ、入力された全方位画像、全方位画像を床面へ写像した画像、自己位置同定した結果が示されている。このとき、ランドマークとしてはゴールのゴールポストを利用した。Fig.8(c) で、白い長方形と黒矢印は、推定されたロボットの位置と姿勢をそれぞれ示している。この結果における位置や姿勢に関する推定誤差は  $(\Delta X, \Delta Y, \Delta \theta) = (150(\text{mm}), 199(\text{mm}), 3(^{\circ}))$  である。

方法2による位置姿勢の平均推定誤差は方法1によるものと比べ若干小さいが、これらの結果はロボットが実際に存在する場所に依存して変化する。ロボットがランドマークから遠いときには、全方位画像の解像度の問題が原因で方法2による結果の方が方法1による結果に比べて誤差が大きくなる傾向があった。

#### 4.3 複数台のロボットの自己位置同定結果

実環境内で2種類の配置 (case1 と 2) について実験した結果を以下に示す。なお、画像処理はノートPC (東芝 Libretto100) の CPU (MMX Pentium 166MHz) 上で実行しており、ランドマークの方位を計測して単独のロボットのみ自己位置同定を行うのに  $70[\text{ms}]$  かかっている。また、各ロボットでは、無線 LAN を用いて互いに通信して、全ロボットからランドマークの観測方位情報を収集し、それらの方位情報をもとに全ロボットの位置、姿勢を推定するのに、現在のところ  $30[\text{ms}]$  かかっている。

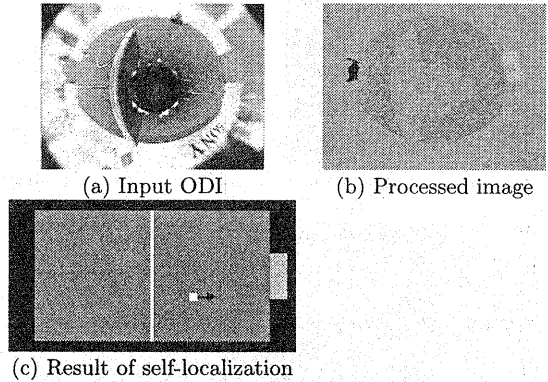


Fig.8 Experimental result by Method 1

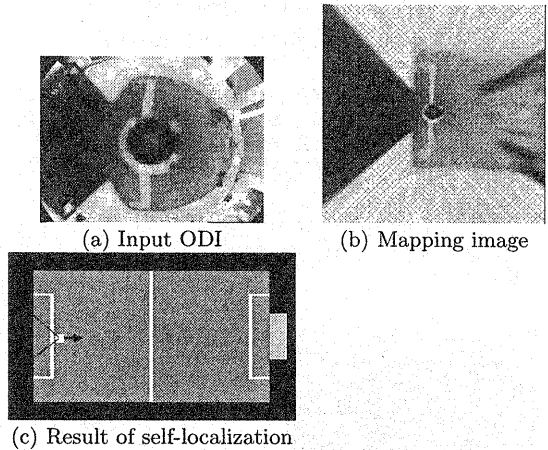


Fig.9 Experimental result by Method 2

Fig.10, Tab.1 に、case1 における自己位置同定結果を示す。Fig.10(a), (b), (c) は、それぞれ、フィールド内でのロボット間の実際の配置、本手法による同定結果、各ロボットにおける全方位画像とその処理画像を表している。Fig.10(b) 内では、点線で結ばれた配置がフィールド内のロボットの実際の配置、実線で結ばれた配置が推定されたロボット間の配置を表している。また同図内において、それぞれの配置の各頂点がロボットの位置を、各頂点から引かれた矢印がロボットの姿勢を表している。Tab.1 に、各ロボットにおける位置や姿勢に関する推定誤差を示す。

Table 1 Estimation error (case 1)

	Robot [A]	Robot [B]	Robot [C]	Robot [D]
$\Delta x$ / mm	74	151	342	348
$\Delta y$ / mm	139	281	338	49
$\Delta \theta$ / deg	2	26	8	6

同様に、Fig.11, Tab.2 に、case2 における自己位置同定結果を示す。Fig.11(a), (b), (c) は、それぞれ、フィールド内でのロボット間の実際の配置、本手法に

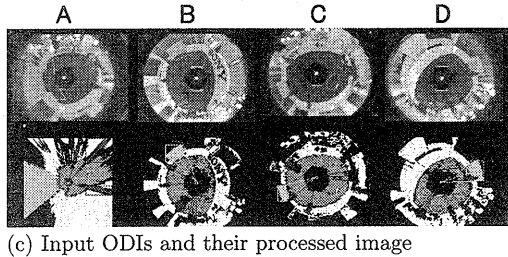
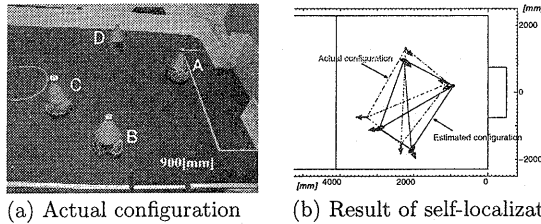


Fig.10 Experimental result (case 1)

よる同定結果, 各ロボットにおける全方位画像とその処理画像を表している. また同様にして, Fig.11(b)内では, 点線で結ばれた配置がフィールド内のロボットの実際の配置, 実線で結ばれた配置が推定されたロボット間の配置を表している. 同図内において, それぞれの配置の各頂点がロボットの位置を, 各頂点から引かれた矢印がロボットの姿勢を表している. Tab.2に, 各ロボットにおける位置や姿勢に関する推定誤差を示す.

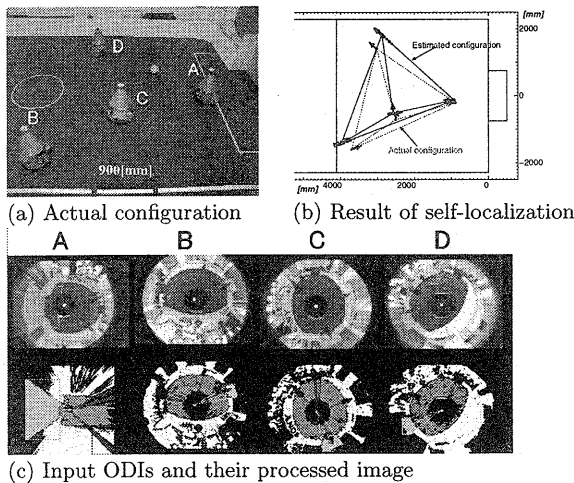


Fig.11 Experimental result (case 2)

これら2つの場合における全ロボットに関する位置や姿勢に関する推定誤差は  $(\Delta X, \Delta Y, \Delta \theta) = (225(mm), 168(mm), 10(^{\circ}))$  である. ここで,  $(\Delta X, \Delta Y)$  と  $\Delta \theta$  は, 位置や姿勢に関する推定値の平均誤差を表している.

Table 2 Estimation error (case 2)

	Robot [A]	Robot [B]	Robot [C]	Robot [D]
$\Delta x$ [mm]	79	171	198	427
$\Delta y$ [mm]	34	280	83	140
$\Delta \theta$ [deg]	1	14	17	3

## 5 おわりに

本研究では, 環境内に多数配置されたロボット上の全方位ビジョンセンサによって互いの位置を観測することによって, それらのロボットの位置姿勢を推定する手法を提案した. その有効性を検証するため, 実環境において本手法を適用する実験を行い, 比較的精度の良く, 高速な自己位置推定が可能であることを確認した. 本報告では掲載しなかったが, シミュレーション実験を通じて, ロボット間に障害物が存在する場合にも本手法により, 精度の良い高速な自己位置推定が可能であることを確認している. 本手法では, 各ロボットに精度は良くないが高速に自己位置を推定する機能を持たせ, また, 存在数制約と呼ばれる幾何学的な制約を導入して3角形の組合せの探索を高速化することで, 逐次的にロボット間の相対的な配置が推定でき, また複数台のロボットの位置姿勢の推定にかかる処理時間を短縮することができた. これにより, このセンサシステムを用いて複数台のロボットを制御することが可能になると考えられる.

今後は, 複数の障害物がロボット間に存在する環境で本手法によって自己位置推定を実施し, 本手法の性能の限界を確認する予定である. また, 環境内にロボット以外の識別可能な物体(障害物も含む)が存在する場合にも, 提案したアルゴリズムにより相対的配置を求めたその推定結果に, 各ロボットにおいて観測されたそれらの対象の方位を照合することで, それらの物体の位置関係を推定することができる. このような状況を想定した実験も行っていく予定である.

## 参考文献

- [1] J. Borenstein, B. Everett, and L. Feng. *Navigating Mobile Robots: Systems and Techniques*. A. K. Peters, Ltd., Wellesley, MA, 1996.
- [2] 倉爪, 広瀬, 岩崎, 長田, 指田. “協調ポジショニングシステムの研究 - 冗長位置情報の融合と機械モデル実験 -”. 日本ロボット学会誌, Vol. 14:8, pp. 145-152, 1996.
- [3] K. Kato, H. Ishiguro, and M. Barth. “Identifying and Localizing Robots in a Multi-Robot System Environment”. In *Proc. of IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems 1999 (IROS '99)*, pp. 966-971, 1999.
- [4] H. Ishiguro. “Development of low-cost compact omnidirectional vision sensors and their applications”. In *Proc. of Int. Conf. Information systems, analysis and synthesis 1998*, pp. 433-439, 1998.
- [5] James Bruce, Tucker Balch, and Manuela Veloso. “Fast and Inexpensive Color Image Segmentation for Interactive Robots”. In *Proc. of IEEE/RSJ/GI International Conference on Intelligent Robots and Systems 2000 (IROS '00)*, pp. 2061-2066, 2000.
- [6] T. Nakamura, K. Terada, and et al. “Development of a Cheap On-board Vision Mobile Robot for Robotic Soccer Research”. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems 1998*, pp. 431-436, 1998.
- [7] K. Yamazawa, Y. Yagi, and M. Yachida. “obstacle detection with omnidirectional image sensor hyperomni vision”. In *Proc. of Int. Conf. on Robotics and Automation 1995*, pp. 1062-1067, 1995.