

全方位画像上の床領域に基づく移動ロボットの 高速な障害物回避と自己位置推定

関 森 大 介[†] 白 井 智 也^{††}
升 谷 保 博^{††} 宮 崎 文 夫^{††}

本論文では、移動ロボットの障害物回避の方法と自己位置推定の方法について提案する。これらは移動ロボットに搭載された全方位視覚で得られる床領域に基づいている。本手法では、全方位視覚を3次元の環境認識ではなく、障害物やランドマークの検出を高速・広範囲に行うセンサとして用いる。障害物回避では、複数の小領域に分割された床領域に汎用ラベリング機能を利用して移動可能領域を導出する。自己位置推定では、床領域の境界点列の凸包を求めることにより床領域を復元する。さらに床領域の幾何特徴量と全方位画像の特性を考慮した線形化された最小二乗法によって、既知の床領域の形状にあてはめる。また、RoboCup 小型リーグのサッカーロボットに適用して提案する方法の有効性を検証する。

High-speed Obstacle Avoidance and Self-localization for Mobile Robot Based on Omni-directional Imaging of Floor Region

DAISUKE SEKIMORI,[†] TOMOYA USUI,^{††} YASUHIRO MASUTANI^{††}
and FUMIO MIYAZAKI^{††}

In this paper, we propose a method of obstacle avoidance and a method of self-localization for mobile robots. Both are based upon image of floor region taken with the omni-directional camera mounted on the robot. We suggest that the omni-directional vision is used not for recognizing three-dimensional environment but detecting obstacles and landmarks of wide area at high speed. In the obstacle avoidance, free space is detected by using general labeling function for the floor region divided into many small areas. In the self-localization, the floor region is compensated by computing the convex hull of its boundary points. The geometric features of detected floor region and the linearized least square method considering the properties of omni-directional imaging are employed to fit the known floor shape. We also verify the effectiveness of these methods through several experiments with a real robot according to the rule of the RoboCup Small Size League.

1. はじめに

自律移動ロボットが障害物回避や自己位置推定を行うためには、外界センサを通して得られる情報が不可欠である。その外界センサには、主に、(1) 実時間性、(2) 広範囲性、(3) 非干渉性、(4) 経済性の4項目の条件が必要とされる。

移動ロボットの外界センサとして広く使われているものに距離センサがある。距離センサは低価格で簡便であり、ソナーリングセンサ^{1),2)}のような実時間性と広範囲性に優れたものまで幅広い。しかし、距離セン

サは環境へ超音波、電波、光などを発信するため、複数を同時に使用した場合、相互干渉が発生して、正しくセンシングできないことが考えられる。

一方、視覚センサは、一昔前までは高価で大型であったが、回路の集積化により小型化と低価格化が進み、現在では一般的なロボットセンサとして普及しつつある。また、視覚センサは複数を同時に使用しても、距離センサのような相互干渉が発生しない利点もある。一般に、視覚センサ単独では、カメラの視野角の制限から広い視野を確保することが難しい。そこで、広い視野を獲得する方法として、回転体形状のミラーをカメラに向き合わせて配置することで、360度全方位の視野を一度に取り込む全方位視覚センサが提案されている^{3)~5)}。この全方位視覚センサは、広い範囲の視野を実時間で得ることができるが、解像度が低下する

[†] 明石工業高等専門学校
Akashi College of Technology
^{††} 大阪大学
Osaka University

ため、狭い範囲で解像度を必要とする処理よりも、広い範囲を粗く高速に観察するのに適していると考えられる。

全方位視覚センサを利用した移動ロボットのナビゲーションや障害物回避、自己位置推定などの研究としては、円錐面ミラーの全方位視覚センサを使用して、環境内の垂直エッジが画像中心から放射線状に現れる特徴を利用した方法^{6)~9)} などがある。しかし、これらは環境中の垂直なエッジが安定して抽出されることが前提となっており、垂直エッジが存在しない環境や移動体などによって垂直エッジが遮られる場合にはそのまま適用できない。

一方、床領域の全方位画像に基づいたナビゲーションや障害物回避の研究として、双曲面ミラーの全方位視覚を用いて得られる床領域を楕円近似し、その重心、慣性主軸およびポテンシャル法による環境からの反発力を利用した方法¹⁰⁾ がある。この方法であれば、ロボット周囲の移動可能領域の概況を短時間に把握できるので、高速なナビゲーションに適しているが、より高い精度の障害物回避や自己位置推定に用いることは難しい。

本論文では、全方位視覚から得られる広範囲な床領域に基づいた障害物回避と自己位置推定について提案する。本手法では、全方位視覚センサを、3次元の環境認識のためではなく、障害物やランドマークの検出を高速・広範囲に行うセンサとして用いる。そして、障害物が存在する環境においても、安定して障害物回避や自己位置推定が行えることも考慮する。

まず、障害物回避では、得られた床領域に対して、画素単位でなく複数のセルで分割してそのセル単位で検査を行うことで、移動可能領域を抽出する。続いて、これに基づいてロボットの移動速度からロボットの軌跡を予測し、障害物との衝突をあらかじめ回避する方法について提案する。一方、自己位置推定では、床面領域全体をランドマークとして、一部の床領域が障害物などで欠落していても、全方位画像上で床領域の境界点列の凸包を求めることにより、欠落部分を復元する。さらに、床領域の幾何特徴量と線形化された最小二乗法を用いて推定を行う。

以降、2章では、全方位画像上の床領域について説明する。続いて、3章では、全方位画像上の床領域に基づいた障害物回避方法、4章では、自己位置推定方法の詳細なアルゴリズムについて説明する。そして最後に、我々が開発したロボットを用いて行った検証結果について示す。

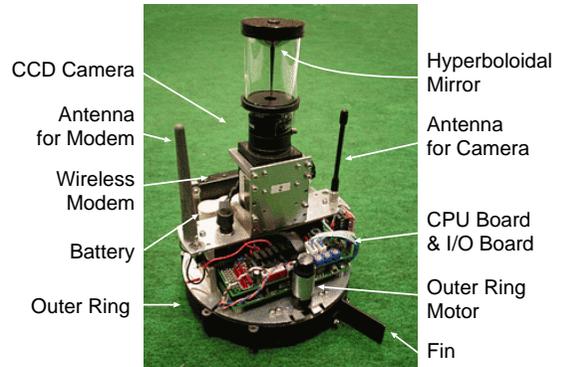
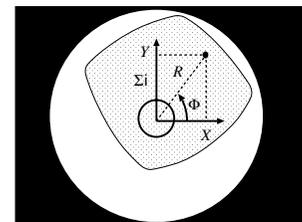


図 1 ロボットの概観

Fig. 1 Overall view of the robot.



omni-directional image plane

$$\begin{aligned} \phi &= \Phi \\ r &= f(R) \end{aligned}$$

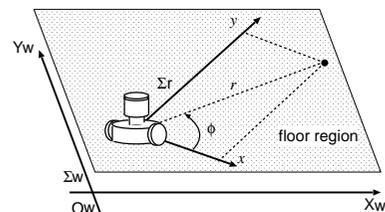


図 2 対象物の距離と方向

Fig. 2 Distance and direction of object.

2. 全方位画像上の床領域

ここで、移動ロボット上に、軸が垂直になるように搭載された全方位センサのモデルを考える。その一例として、我々が開発した RoboCup 小型リーグ用のロボット¹¹⁾ を図 1 に示す。

本論文では、図 2 のように、画像座標系の点からロボット座標系の床面上の点への変換を考える。画像座標系の点 (X, Y) を極座標の距離 R と方向 Φ で表す。

$$R = \sqrt{X^2 + Y^2} \quad (1)$$

$$\Phi = \tan^{-1} \frac{Y}{X} \quad (2)$$

このときロボット座標系 Σ_r における床面上点の方向 ϕ は全方位画像上の方向 Φ と一致する。

$$\phi = \Phi \quad (3)$$

また、画像上の距離 R [pixel] から床面上の実距離 r [mm] への変換には以下の式を適用する。

$$r = f(R) \quad (4)$$

ここで $f(R)$ は全方位センサの特性によって決定される関数である。また、ロボット座標系における床面上の座標 x, y は以下の式を用いて表すことができる。

$$x = r \cos \phi \quad (5)$$

$$y = r \sin \phi \quad (6)$$

多くの室内環境では、床領域と他の物体を色で識別することが可能であるため、本手法では、得られる全方位視覚画像に以下のような前提条件を設ける。

- (1) カラーの全方位画像を使用する。
- (2) 床領域は単色とし、ほかは別の色とする。
- (3) 床領域には床の色以外の部分がある程度存在する(汚れや線分)。

3. 全方位画像上の床領域に基づく障害物回避

3.1 移動可能領域の導出

前章で述べた前提条件を満足していれば、ロボット近傍の床色を観察することにより、ロボットの移動可能領域や障害物との位置関係を把握することができる。このような条件の下では、通常のカメラ画像ならば、画像の下端から上向きに床色以外に達するまで走査して、移動可能領域を決めるという古典的な方法を使うことができる。しかし、このような方法は局所的なノイズに弱く、全方位視覚画像に使うには走査処理がやや複雑になる。

そこで、本章では、全方位視覚から得られる床領域を複数のセルで分割し、セルごとに障害物の有無を判定することで、局所的なノイズに強く、ロボット全周囲の移動可能領域を適切な解像度で導出する方法を提案する。障害物を回避する目的であれば解像度を上げる必要はなく、高速な処理が可能となる。また、本手法で用いている画像メモリに対する処理(膨張・収縮, AND 演算, ラベリング)は、いずれも基本的かつ一般的なもので、画像処理装置でハードウェア化されていたり、十分に最適化されたライブラリで提供されていたりすることが多いため、ユーザプログラムによる画素単位の操作を必要とせず、容易に高速な処理が実現できる。以下では、極座標において等分割されたテンプレートを用いた移動可能領域導出のアルゴリズムについて説明する。

Step 1 (画像の2値化): 全方位画像(図3(a)参照)から、床色を抽出して2値画像を得る。次に、数回の膨張と収縮処理を施して床面上の床色以外の小領域やノイズの除去を行う(図3(b)参照)。

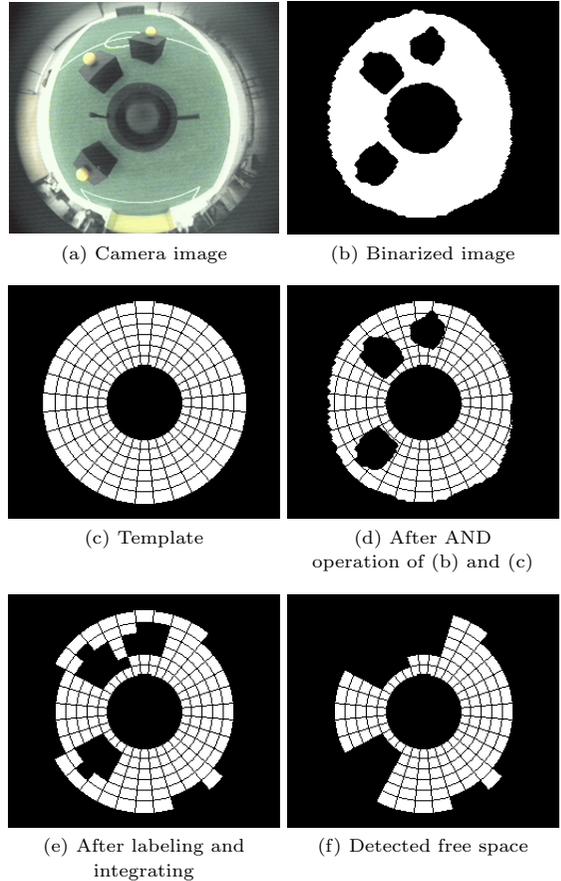


図3 移動可能領域の抽出方法の例
Fig. 3 Example of detecting free space method.

Step 2 (領域の分割): 半径方向に I 個、円周方向に J 個に等分割されたセルよりなるテンプレート(図3(c)参照)と上記2値画像のAND演算を行い、床領域を小領域に分割する(図3(d)参照)。ここで、テンプレートの各セルを S_{ij} と表し、その面積を A_{ij} とする ($i = 1, \dots, I; j = 1, \dots, J$)。

Step 3 (ラベリング処理と障害物の有無の判定): セル化画像に対してラベリングを行い、ラベル付けされた N 個の各領域の面積 a_k およびその重心位置 $p_k = (X_k, Y_k)^T$, ($k = 1, \dots, N$) を求める。そして、以下の式を用いてセルごとの床色の比率 r_{ij} を算出する。

$$r_{ij} = \sum_{p_k \in S_{ij}} \frac{a_k}{A_{ij}} \quad (7)$$

さらに、以下の条件を用いて、セルごとの障害物の有無を判定する(図3(e)参照)。

$$q_{ij} = \begin{cases} 0 & r_{ij} < r_{th} \\ 1 & r_{ij} \geq r_{th} \end{cases} \quad (8)$$

ここで、 $q_{ij}=0/1$ は障害物の有/無を表し、 r_{th} は障害物の有無を判定する閾値を示す。

Step 4 (移動可能領域の検出): 障害物より遠い部分(半径方向)を障害物なしの候補から外す(図3(f)参照). 以下の式により、ロボットの周囲の各方向の最も近い障害物までの距離が離散化された1次元データ a_j として得られる. なお、計算の便宜上、 $q_{(I+1)j} = 0$ としている.

$$a_j = \min_{n_j=0} (n-1) \quad n = 1, \dots, I+1 \quad (9)$$

以上の方法は、セルの分割数や分割間隔には依存しない. 半径方向に等間隔に分割しているのは、一例にすぎず、目的に応じて使い分ければよい. 半径方向に等間隔に分割した場合は、ロボットから遠いところほど粗い解像度で移動可能領域を調べることになり、そのようなテンプレートは、近くの障害物の回避を優先しなければならない一般的な状況には向いていると思われる. また、セルごとの障害物の有無を判定する閾値 r_{th} を非常に厳しく設定すれば、実際よりも必ず大きめの障害物領域を定めていることになり、安全な移動可能領域を求めることができる.

3.2 移動速度を考慮した障害物回避方法

ロボット全周囲の移動可能領域が得られれば、目的に応じて様々な障害物回避のアルゴリズムを用いることができる. 我々は、双曲面ミラーの全方位視覚センサを搭載した全方向移動ロボット¹¹⁾の開発を行い、得られた移動可能領域を利用した障害物回避方法として、目標方向のみが与えられた場合の障害物回避について提案した¹²⁾. 本節で提案する手法は、さらにロボットの移動速度も考慮したものである.

我々が開発したロボットは、全方向移動機構を有しているが、急な方向転換によるスリップや衝撃を避けるために、加速度ベクトルの大きさを制限している. 具体的には、指令を受けた時刻を0とし、そのときのロボットの速度を v_a 、指令速度を v_b 、加速度の上限値を α とすると、急加速を避ける新しい指令速度を $v_r(t)$ を以下の式で決定する.

$$v_r(t) = \begin{cases} v_a + \frac{\Delta v}{|\Delta v|} \alpha \cdot t & (t \leq t_a) \\ v_b & (t > t_a) \end{cases} \quad (10)$$

$$t_a = \frac{|\Delta v|}{\alpha}, \quad \Delta v = v_b - v_a$$

以上の加速度制限より、ロボットの移動速度が大きくなると、すぐには指令の移動方向には動かないため、

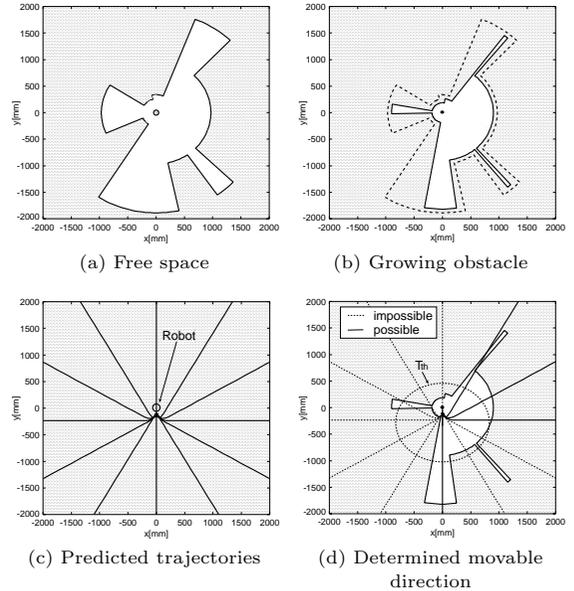


図4 移動方向の決定方法の例

Fig. 4 Example of determining movable direction method.

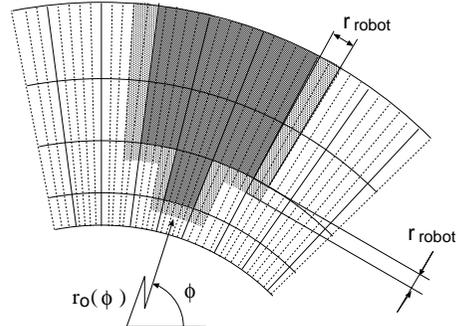


図5 障害物の膨張

Fig. 5 Growing obstacle.

指令の速度方向の障害物だけを調べるだけでは不十分である. そこで、本節では、導出された移動可能領域から障害物の位置を抽出し、さらに、現在の移動速度と各方向ごとに仮定した目標速度からロボットの起動予測を行うことで、未然に障害物との衝突を回避する方法について説明する.

Step 1 (障害物情報の抽出): 移動可能領域をロボット座標系(床面)に変換する(図4(a)参照). そして、各方向 ϕ に対する最近接障害物までの距離 $r_o(\phi)$ を求める(実際には、全方向を N 分割した数表として計算する). ただし、ロボットの大きさを考慮し、ロボットの半径分 (r_{robot}) だけ障害物を膨張させる(図4(b), 図5).

Step 2 (ロボットの現在速度の計測): 駆動輪の

回転数から現在の速度 v_a を算出する．

Step 3 (方向を仮定したロボットの軌道予測):

ロボットは加速度制限の方法で動くことを前提としているため、現在速度が目標速度に達するまでは、ロボットは等加速度運動、それ以降は等速度運動するものとして、軌道を予測する．まず、各方向ごとに目標速度 $v_{bj} (j = 1, \dots, J)$ を仮定する．

$$v_{bj} = v_c \left[\cos 2\pi \frac{j-1}{J}, \sin 2\pi \frac{j-1}{J} \right]^T \quad (11)$$

ここで、 v_c は、目標速度の大きさである．次に、式 (10) を考慮して、次式で微小時間ごとのロボットの軌道 $x_j(t)$ を予測する．

$$x_j(t) = \begin{cases} v_a(t + \delta t) + \frac{1}{2} \frac{\Delta v_j}{|\Delta v_j|} \alpha t^2 & t < \frac{|\Delta v_j|}{\alpha} \\ v_a \delta t + \frac{\Delta v_j |\Delta v_j|}{2\alpha} + v_{bj} t & t \geq \frac{|\Delta v_j|}{\alpha} \end{cases} \quad (12)$$

ここで、 $\Delta v_j (= v_{bj} - v_a)$ は仮定した目標速度と現在速度の差、 α は加速度の上限值、 δt はロボットがコマンドを受け取るまでの空走時間を表す．予測軌道の一例として、 $v_a = [400, 0]^T$ [mm/s]、 $v_c = 400$ [mm/s]、 $\alpha = 300$ [mm/s]²、 $\delta t = 0.03$ [s] における各方向 ($J = 16$) の軌道を図 4 (c) に示す．

Step 4 (移動可能時間の導出): 各方向ごとに、軌道を予測して障害物に衝突するまでの時間を求める．まず、方向 j を固定し、 $t = 0$ とする．次に、式 (12) を用いて Δt ごとの軌道 $x_j(t) = [x_j(t), y_j(t)]^T$ を求め、以下の式よりロボット中心の位置を算出する．

$$r_j(t) = \sqrt{x_j(t)^2 + y_j(t)^2} \quad (13)$$

$$\phi_j(t) = \tan^{-1} \frac{y_j(t)}{x_j(t)} \quad (14)$$

そして、移動可能時間 T_j (最初に障害物に衝突すると予測されるまでの時間) を導出する．

$$T_j = \min_{r_j(t) \geq r_o(\phi_j(t))} t \quad (15)$$

方向 j を $1 \sim J$ に変化させ、全方向の移動可能時間を求める．

Step 5 (移動方向の決定): 移動可能時間 $T_j (j = 1, \dots, J)$ の値をある閾値 T_{th} で移動可能/不可能の 2 値に判別し (図 4 (d)), 移動可能の中で目標方向 j_g に最も近い方向 j を選ぶ．

4. 全方位画像上の床領域に基づく自己位置推定

移動ロボットでは、外界の基準に基づく自己位置推定は重要である．特定の点をランドマークとするような方法では、ランドマークが見えない場合に推定がで

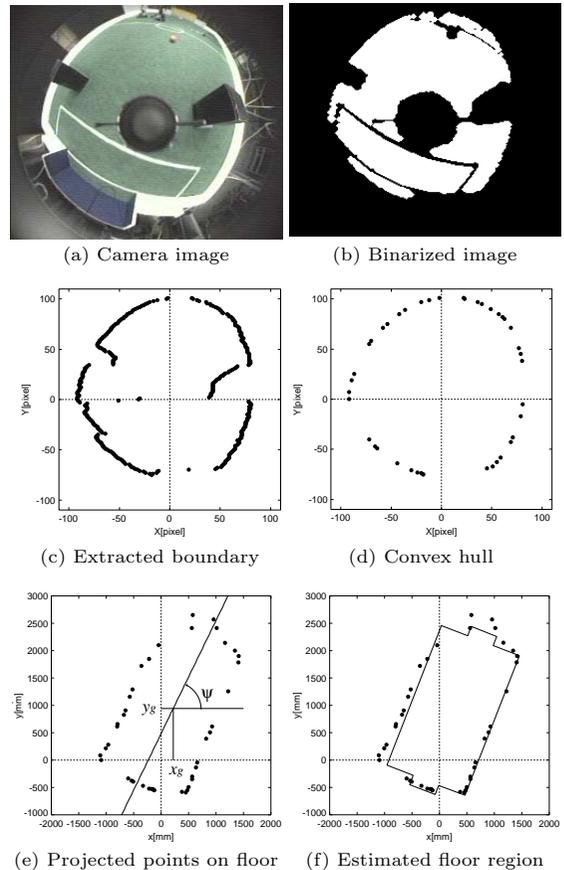


図 6 自己位置推定の方法の例

Fig. 6 Example of self-localization method.

きない．

そこで、全方位画像では既知の床面領域の全体の像が一度に取得できることを利用して、床面領域をランドマークとする自己位置推定法を提案する．障害物によって一部の床領域が欠落していても、全方位画像上で床領域の境界点列の凸包を求めることにより、欠落部分を復元できる．そして、全方位画像の特性を考慮して重み付けした最小二乗法を用いて、復元後の境界点列を既知の床領域の形状にあてはめる．問題は非線形であるが、点列に囲まれた閉領域の図形特徴量から良い近似値が得られることを利用して、線形化した方程式を解くことにより、推定値を求める．以下では、RoboCup フィールドを対象としているが、これに限らず、複数の線分で囲まれる床領域上での自己位置推定に広く適用できるものと考えられる．

Step 1 (床領域の抽出): 全方位画像 (図 6 (a)) から、床の色を抽出した 2 値画像を得る．数回の収縮と膨張を施しノイズを除去する (図 6 (b)).

Step 2 (床領域の境界の抽出): 各 Y 座標 Y_i に

対応する領域の X 座標の最小値 $X_{min,i}$ と最大値 $X_{max,i}$ を求める (図 6(c)).

Step 3 (凸包処理): 得られた点列 $\{(X_{min,1}, Y_1), \dots, (X_{min,N}, Y_N), (X_{max,1}, Y_1), \dots, (X_{max,N}, Y_N)\}$ から凸包列¹³⁾ $\{(X_1, Y_1), \dots, (X_M, Y_M)\}$ を求め, 床面領域境界を復元する (図 6(d)).

Step 4 (床面上への投影): 式 (1)~(6) より, 凸包点列を画像座標系から床面座標系に変換し, 点列 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_M, y_M)\}$ を得る.

Step 5 (床領域の座標変換): この点列が作る閉領域の重心位置 (x_g, y_g) , 2 次モーメントを最小にする主軸の傾き ψ を求める (図 6(e)). 点列 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_M, y_M)\}$ を以下の式で座標変換し, $\{(\tilde{x}_1, \tilde{y}_1), \dots, (\tilde{x}_M, \tilde{y}_M)\}$ を得る.

$$\tilde{x}_i = (x_i - x_g) \cos \psi + (y_i - y_g) \sin \psi \quad (16)$$

$$\tilde{y}_i = -(x_i - x_g) \sin \psi + (y_i - y_g) \cos \psi \quad (17)$$

Step 6 (モデルとの照合): 床領域の境界はいくつかの線分で構成されているとする. ここでは RoboCup のフィールドを想定し, 以下の 6 つの直線と考える (図 7).

$$x \cos \zeta + y \sin \zeta - (A_2 - a) = 0 \dots \textcircled{1}$$

$$x \cos \zeta + y \sin \zeta - (A_1 - a) = 0 \dots \textcircled{2}$$

$$-x \sin \zeta + y \cos \zeta - (B - b) = 0 \dots \textcircled{3}$$

$$-x \cos \zeta - y \sin \zeta - (A_2 + a) = 0 \dots \textcircled{4}$$

$$-x \cos \zeta - y \sin \zeta - (A_1 + a) = 0 \dots \textcircled{5}$$

$$x \sin \zeta - y \cos \zeta - (B + b) = 0 \dots \textcircled{6}$$

ここで $A_1 = 1370$ [mm], $A_2 = 1550$ [mm], $B = 762.5$ [mm] である. 各点 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ が, どの直線に属するかを位置関係から決定し, その点と対応する直線との距離 d_i を考える. たとえば, 点 $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ が直線 $\textcircled{1}$ に属する場合, 直線との距離 d_i は, 以下の式で表される.

$$d_i = |\tilde{x}_i \cos \zeta + \tilde{y}_i \sin \zeta - (A_2 - a)| \quad (18)$$

そして, 以下の評価関数 J を最小にするパラメータ a, b, ζ を求める.

$$J(a, b, \zeta) = \sum_{i=1}^M w_i d_i^2 \quad (19)$$

ここで, w_i は重みで, データの分散の推定値に反比例させる. データの誤差は, 画像上では一様であると仮定すると, $w_i = 1/\{\frac{df}{dR}(R_i)\}^2$ と与えられる. 最小化問題は非線形であるが, すでに図形特徴量から近似値を求め, 座標変換しているのだから $\zeta \approx 0$ と考えられる. そこで, $\sin \zeta = \zeta, \cos \zeta = 1$ とおき, $\partial J/\partial a = 0, \partial J/\partial b = 0, \partial J/\partial \zeta = 0$ を満たす a, b, ζ を求める. さらに, 新しい x'_g, y'_g, ψ' は, 以下の式で与え

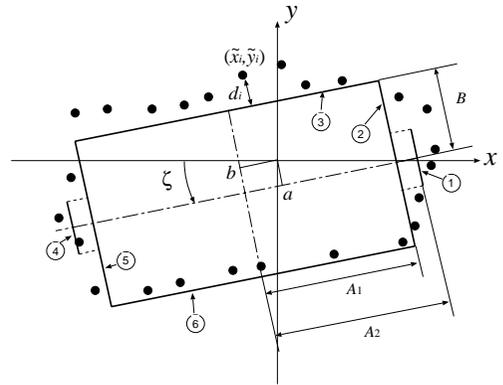


図 7 床領域の境界線 (RoboCup フィールド)

Fig. 7 Boundary lines of floor region (RoboCup field).

られる.

$$x'_g = x_g - a \cos \zeta + b \sin \zeta \quad (20)$$

$$y'_g = y_g - a \sin \zeta - b \cos \zeta \quad (21)$$

$$\psi' = \psi + \zeta \quad (22)$$

近似に起因する誤差を減少させるために必要に応じて, x'_g, y'_g, ψ' を x_g, y_g, ψ に置き換えて, Step 5 に戻る.

Step 7 (自己位置推定): フィールド座標系におけるロボットの位置姿勢 ${}^w x, {}^w y, {}^w \theta$ を以下の式で求める.

$${}^w \theta = \psi', \quad \pi - \psi' \quad (23)$$

$${}^w x = -x'_g \cos({}^w \theta) + y'_g \sin({}^w \theta) \quad (24)$$

$${}^w y = -x'_g \sin({}^w \theta) - y'_g \cos({}^w \theta) \quad (25)$$

${}^w \theta$ の 2 つの候補に対して, ゴールの見え方や時系列から判断してどちらかを選ぶ. 最終的に推定された床領域を図 6(f) に示す. 重み付けにより, 近い点を重視した推定が行われていることが分かる.

5. 検証実験

図 1 に示すように, ロボットに搭載した無線 CCD カメラ (RF システム, PRO-5) に双曲面ミラー (アコウル, small) を装着し, 床面からの高さ 165 [mm] のレンズ中心で得られる全方位視覚画像に提案する方法を適用した. 画像上の距離 R [pixel] から床面上の実距離 r [mm] への変換には図 8 のモデル¹⁴⁾ を用いると, 以下の変換式が成立する.

$$r = \frac{R}{A - B\sqrt{C + R^2}} \quad (26)$$

ここで, $A = \frac{f(b^2 + c^2)}{H(c^2 - b^2)}$, $B = \frac{2bc}{H(c^2 - b^2)}$, $C = f^2$ を表す. 以上の関係式には測定しにくいパラメータも含まれ

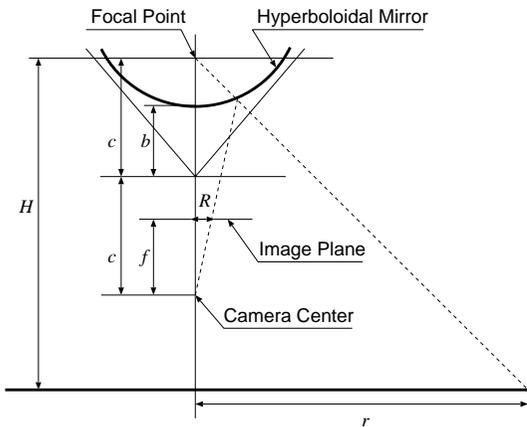


図 8 凸面鏡の幾何モデル

Fig. 8 Geometric model of spherical mirror.

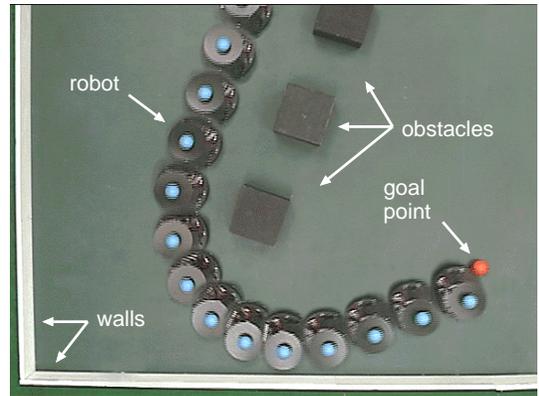
ているため、 R と r の実測値から最小二乗法を用いて、 $A = 10.12$ [pixel/mm], $B = 2.054 \times 10^{-2}$ [1/mm], $C = 2.298 \times 10^5$ [pixel²] と決定した。処理には日立製作所の IP5005 を用い、解像度は 256×220 [pixel²] とした。以上のようなシステム構成で、障害物回避と自己位置同定方法について検証実験を行った。以下に、その結果について報告する。

5.1 障害物回避

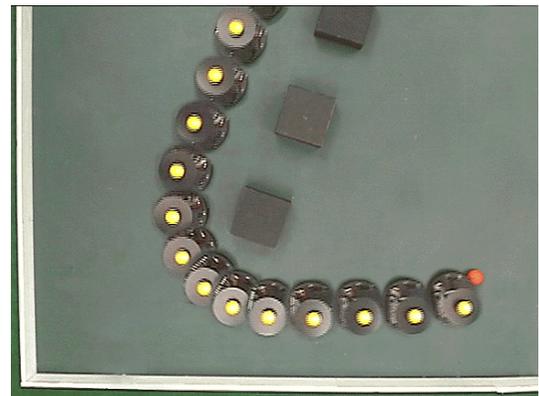
障害物回避の一例として、ロボットが複数の障害物を回避し、障害物の背後にあるゴールポイントを目指す移動実験を考える。テンプレートのセルの分割数を $I = 6, J = 32$, ロボットの最高速度を $v = 400$ [mm/s], 最大加速度を $\alpha = 300$ [mm/s²], 空走時間を $\delta t = 0.03$ [s], 障害物の有無を判定する閾値を $r_{th} = 0.8$, 移動の可否を判定する閾値を $T_{th} = 2.75$ [s] とし、この条件の下で、移動速度を考慮しない障害物回避法と移動速度を考慮した障害物回避法の 2 通りについて移動実験を行った。図 9 に 1/3 [s] ごとの両者の軌跡を示す。

結果より、両者とも障害物や壁に接触することなくゴールポイントまで達しているが、移動速度を考慮した場合の方が、早い時刻から方向転換を開始しているため、無理なく障害物を回避していることが観察できる。

また、移動速度を考慮した場合のロボット全体の処理の平均周期は約 40 [ms] となった。この実験に用いている IP5005 では、画像処理機能の多くがハードウェア化されており、また処理はすべて装置内の画像メモリで行われているので、本手法はこれらの特徴を有効に生かすことができる。



(a) Taking no account of robot's velocity



(b) Taking account of robot's velocity

図 9 障害物回避の実験例(上面より)
Fig. 9 Experimental results of obstacle avoidance (top view).

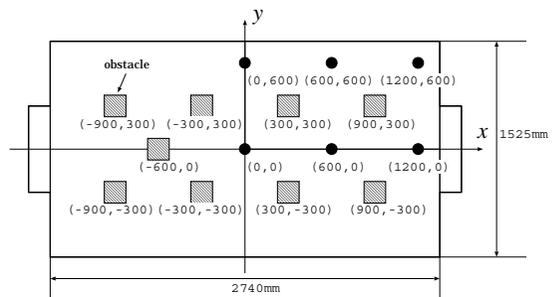


図 10 観測点と障害物
Fig. 10 Observing points and obstacles.

5.2 自己位置推定

RoboCup 小型リーグのフィールドにおいて、図 10 のような配置で一辺 130 [mm] の立方体の障害物を置き、6 力所でロボットを静止させそれぞれの地点で 10 回ずつ自己位置を推定させた。表 1 に誤差の RMS を示す。

結果より、いずれの場所における誤差も数 10 [mm]

表 1 推定誤差

Table 1 Error in estimation.

Robot position		Error(RMS)		
x[mm]	y[mm]	Δx [mm]	Δy [mm]	$\Delta \theta$ [deg]
0	0	84	19	1.6
600	0	41	16	2.6
1200	0	11	30	2.2
0	600	37	7	0.5
600	600	73	20	3.3
1200	600	21	10	5.2

以内であり, RoboCup で使うには十分な精度である. また, 全体的に y 軸方向に比べて x 軸方向の精度が若干悪い. これは, 本実験では x 軸方向が長手になっており, y 軸方向に比べて x 軸方向のフィールド端がロボットから遠いため, 画像の量子化等の影響でその位置の誤差が大きくなるのが原因である.

また, 自己位置推定処理を含めたロボット全体の処理の平均周期は約 45 [ms] 程度であった.

6. おわりに

本論文では, ロボットに搭載された全方位視覚から得られる床領域に基づいた高速な障害物回避方法と自己位置推定方法について提案した. 障害物回避では, 得られた床領域をセル単位で走査することで, ロボット周囲の移動可能領域を自由な解像度で抽出し, さらに, ロボットの移動速度からロボットの軌跡を予測し, 障害物との衝突を未然に回避する方法について提案した. 続いて, 自己位置推定では, 床領域の境界点列の凸包処理を利用することで, 障害物の多い環境でも安定して自己位置を推定する方法について提案した. 今後は, RoboCup の実戦で提案する手法の有効性を実証していく.

参 考 文 献

- 1) Yata, T., Ohya, A. and Yuta, S.: A Fast and Accurate Sonar-Ring Sensor for a Mobile Robot, *Proc. 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.630–636 (1999).
- 2) Masek, V., Kajitani, M., Ming, A. and Vlacik, L.: Rapid Obstacle Sensing Using Mobile Robot Sonar, *Mechatronics*, Vol.10, No.1–2, pp.191–213 (2000).
- 3) Yagi, Y., Kawato, S. and Tsuji, S.: Real-Time Omnidirectional Image Sensor (COPIS) for Vision-Guided Navigation, *IEEE Trans. Robotics and Automation*, Vol.10, No.1, pp.11–22 (1994).
- 4) Hong, J., Tan, X., Pinette, B., Weiss, R.

and Riseman, E.M.: Image-Based Homing, *Proc. 1991 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.620–625 (1991).

- 5) Yamazawa, K., Yagi, Y. and Yachida, M.: Omnidirectional Imaging with Hyperboloidal Projection, *Proc. 1993 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent, Robots and Systems*, No.2, pp.1029–1034 (1993).
- 6) 八木康史, 川戸慎二郎, 辻 三朗: 全方向視覚センサ COPIS を用いた移動物体との衝突回避, 電子情報通信学会誌, Vol.J74-D-II, No.7, pp.908–917 (1991).
- 7) 勝屋耕一, 八木康史, 谷内田正彦: 全方位視覚センサによる動環境での静止環境地図および自己位置の同時推定, 日本ロボット学会誌, Vol.17, No.3, pp.432–438 (1999).
- 8) 辻 安彦, 八木康史, 谷内田正彦: 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).
- 9) Clerentin, A., Delahoche, L. and Brassart, E.: Cooperation between Two Omnidirectional Perception Systems for Mobile Robot Localization, *Proc. 2000 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.1499–1504 (2000).
- 10) Yagi, Y., Nagai, H., Yamazawa, K. and Yachida, M.: Reactive Visual Navigation Based on Omnidirectional Sensing—Path Following and Collision Avoidance, *Proc. 1999 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.58–63 (1999).
- 11) 森 信人ほか: 全方向移動機構と全方位視覚を有する小型ロボットによるサッカー競技の実現—チーム OMNI の戦略, 人工知能学会第 6 回 SIG-Challenge 研究会講演論文集, pp.42–47 (2000).
- 12) 関森大介, 白井智也, 升谷保博, 宮崎文夫: 全方位視覚画像のラベリングに基づく移動ロボットの障害物回避, 第 18 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, Vol.3, pp.995–996 (2000).
- 13) ドバーグ, M. ほか (著), 浅野哲夫 (訳): コンピュータ・ジオメトリ—計算幾何学: アルゴリズムと応用, 近代科学社 (2000).
- 14) 山澤一誠, 八木康史, 谷内田正彦: 移動ロボットのナビゲーションのための全方位視覚センサ HyperOmni Vision の提案, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J79-D-II, No.5, pp.698–707 (1996).

(平成 13 年 3 月 5 日受付)

(平成 13 年 9 月 3 日採録)

(担当編集委員 加藤 章市)



関森 大介 (正会員)

1968年生。1991年九州工業大学工学部機械工学科卒業。1993年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻博士前期課程修了。同年トヨタ自動車株式会社入社。1996年徳山工業高等専門学校助手。1998年明石工業高等専門学校講師。現在に至る。自律分散型ロボットに関する研究に従事。日本機械学会，計測自動制御学会，日本ロボット学会各会員。



臼井 智也

1976年生。2000年大阪大学基礎工学部機械工学科卒業。同年，大阪大学大学院基礎工学研究科博士前期課程に進学。現在に至る。自律分散型ロボットに関する研究に従事。



升谷 保博

1963年生。1989年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻博士後期課程中退。同年大阪大学基礎工学部助手。1995年同講師。1997年大阪大学大学院基礎工学研究科講師。現在に至る。ロボットの知能化に関する研究に従事。博士(工学)。計測自動制御学会，日本ロボット学会，IEEE各会員。



宮崎 文夫

1952年生。1979年大阪大学大学院基礎工学研究科物理系専攻博士課程中途退学。同年大阪大学基礎工学部助手。1986年同助教授。1991年同教授となり，現在に至る。この間1987～1988年米国カリフォルニア大学客員準教授。1995～1997年宇宙科学研究所客員教授(併任)。ロボットの知能化に関する研究に従事。工学博士。日本ロボット学会，システム制御情報学会，IEEE各会員。