福井大学 大学院工学研究科 知能システム工学専攻 進化ロボット研究室 日比野 文則(指導教員:前田 陽一郎 , 高橋 泰岳)

1. 緒言

近年,実環境において自律的に行動する自律移動ロボットに関する研究が盛んに行われている.例えばサッカーを題材にした RoboCup 中型ロボットリーグでは周囲 360 度の全周環境を取得するためにオムニミラーを用いた全方位カメラ[1]がよく用いられる.オムニミラーとは双曲面や円錐の凸状の鏡であり,この鏡を地面に向けて下からカメラで撮影することで自身を中心としたサッカーフィールドー面を見渡すことができる.

オムニミラーを用いた全方位視覚システムを用いた 研究は従来より多くあり,当研究室でもマルチ全方位 ビジョンシステム (MOVIS) [2,3] を提案している.ま たオプティカルフローの一種であるブロックマッチン グ法を用いたビジュアルホーミング [4] や, RoboCup 中型ロボットリーグにおけるサッカーフィールドの白 線抽出に基づく自己位置同定 [5] が行われている.しか し,前者は世界座標系における自己位置推定が難しく, 後者は予めサッカーフィールドの白線のモデルを用意 する必要があり,自己位置の推定結果が不安定になる 場合がある.また,オムニミラーを用いた全方位視覚 システムは、オムニミラーを地面に向け下からカメラ で撮影する構成の場合,自身より水平面上側の情報を 得ることはできない.RoboCup 中型ロボットリーグの 場合,水平方向には人間や他の移動ロボットなどの障 害物が存在し,視界が塞がれることで安定した自己位 置同定が困難になる場合がある.

一方, 天井方向の視覚情報は, オムニミラーを用いた 全方位視覚システムに比べ他の移動体によるオクルー ジョンが少なく, 安定的に取得しやすいという利点が ある.Jeong ら [6] は天井画像に基づいた SLAM(CV-SLAM)を提案し, 3D ランドマークマップの作成とロ ボットの自己位置同定を行っている.しかし天井が高い 場合, 全方位視覚システムによる自己位置同定手法に 比べ,自己位置の推定精度が落ちるという問題がある.

そこで本研究では,オムニミラーを用いた全方位カ メラと魚眼カメラを組み合わせ,水平・垂直にほぼ全 周の環境を取得可能にした全天周視覚システムにより 周囲の環境の変化に対してロバストな自己位置同定手 法を提案する.本報告では全天周視覚システムの構築 に向けてオムニミラーを用いた全方位カメラと魚眼カ メラそれぞれについて,従来から画像間のマッチング や物体認識に用いられている SIFT や SURF に代表さ れる画像特徴量を用いた自己位置同定手法を提案し, RoboCup 中型機リーグに出場しているロボットを用い た実験を行いその有効性を確認する.

2. 白線抽出に基づく自己位置同定

RoboCup 中型ロボットリーグではサッカーフィール ドの白線抽出による自己位置同定 [5] が一般的に行わ れている.下記にその白線抽出による自己位置同定手 法の処理を示す.天井画像のエッジ検出に基づく自己 位置同定手法も下記と同様の処理を行う.

- 白線のモデルのデータベースの作成 サッカーフィールドの白線のモデルのデータベー スを作成する.サッカーフィールドを格子状に分 割し,各格子上における白線のモデルをサッカー フィールドのサイズなどから計算することでデー タベースを構築する.サッカーフィールドの座標 系を図1に,作成した白線のモデルの例と座標系 を図4に示す.白線のモデルを計算する際はロボッ トの向きは常にフィールド座標系のy軸の正の方 向とする.また白線のモデルにはパノラマ展開を 行っている.
- 現在地の白線抽出した画像と白線のモデルのデー タベースとのマッチング
 現在地の画像を取得し,白線のモデルのデータベー スと同様にパノラマ展開を行い,白線抽出を行う、 全方位カメラによって取得した画像を図2に,白 線抽出した画像を図3に示す.図3中の赤色の点 が抽出した白線である.式(1)に示すように,現 在地の白線抽出画像において白線を y座標毎に x 軸方向に探索し,データベース上の白線のモデル 画像におけるx座標とマッチングを行って誤差を 計算する.誤差が最も小さいデータベース上の白 線のモデル画像のフィールド座標を自己位置と推 定する.

$$\boldsymbol{D}^{q} = \{ (x_{1}^{q}, y_{1}^{q}), (x_{2}^{q}, y_{2}^{q}), \cdots, (x_{Q}^{q}, y_{Q}^{q}) \}$$
$$\boldsymbol{D}_{(x,y,\theta)}^{m} = \{ (x_{1}^{m}, y_{1}^{m}), (x_{2}^{m}, y_{2}^{m}), \cdots, (x_{M}^{m}, y_{M}^{m}) \}$$

$$E_{(x,y,\theta)} = \sum_{i=1}^{Q} \begin{cases} e_{none} & if \ \forall y_i^q \neq y_j^m \\ \min_{j|_{y_i^q = y_j^m}} |x_i^q - x_j^m| w \ else \end{cases}$$
(1)

 D^{q} :パノラマ展開した現在地画像の白線の座標, D^{m} : パノラマ展開したデータベース画像の白線の座標,E: マッチングの誤差, (x, y, θ) :データベースのフィール ド座標,Q:パノラマ展開した現在地画像の白線の数, e_{none} :検出した白線の点がモデル上で存在しないとき のペナルティ,w:重み係数



図 1: フィールド座標系

図 2: 全方位画像







図 4: 白線のモデル

高所特徴量と歪み補正に基づく自己位置
 同定

下記にサッカーフィールドの局所特徴量と,その歪み補正を行った特徴点の照合を用いた自己位置同定手法の処理を示す.天井画像の局所特徴量に基づく自己 位置同定手法も下記と同様の処理を行う.

- テンプレート画像の取得 ミニチュアサッカーフィールド上で全方位カメラを 用いて格子状に画像を取得し、これをテンプレー トとする.
- 2. SURF の抽出と歪み補正

テンプレート画像と現在地画像から SURF を抽出 し,特徴点同士のマッチングを行う.SURF を抽 出する際は,サッカーフィールド内のみで抽出を 行うため,マスク画像を作成する.マスク画像は, サッカーフィールドの緑色領域を抽出し収縮・膨 張処理をそれぞれ複数回行うことで作成する.マ スク画像を用いることで,テンプレート画像と現 在地画像からサッカーフィールド内のみにおいて SURF を抽出する.SURF を抽出した例を図 5,6 に示す.テンプレート画像と現在地画像において, マッチングのとれた特徴点のみを赤丸で表示して いる.そしてマッチングのとれた SURF に対して 式(2)に示す近似関数により歪み補正を行い,カ メラ座標系からロボット座標系へマッピングする.

$$f(x) = ax^{5} + bx^{4} + cx^{3} + dx^{2} + ex + g \quad (2)$$

図 7 は全方位画像の中心からのピクセル数 x と, ロボット座標系中心からの実際の距離 f(x) との関 係を示している.式(2)のパラメータ a, b, c, d, e, g は,図 7 のデータから最小自乗法により求める.

3. 平行移動量と回転量の算出 マッチングがとれた特徴点のうち,特徴点同士の x, yの距離の平均と標準偏差から外れているもの を除き,誤対応除去を行う.そして式(3)に示すよ うに,ロボット座標系にマッピングした現在地画 像の各特徴点を $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ 方向に移動させてい き,ロボット座標系にマッピングしたテンプレート 画像の各特徴点との距離の2乗和誤差 E が最も小 さくなる $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ を探索し,その移動量をテ

ンプレートからの平行移動量と回転量とする.式 (3)における誤差 E が最小となるときの結果を図8 に示す.図8において白色の丸印はロボット座標 系の中心,赤色の丸印はロボット座標系にマッピ ングしたテンプレート画像の特徴点,黄色の丸印 は誤差 E が最小となる $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ だけ移動さ せた現在地画像の特徴点,水色の直線はマッチン グのとれた特徴点を表す.

$$template \mathbf{p}_{i} = \begin{pmatrix} template X \\ template Y \\ 1 \end{pmatrix}, current \mathbf{p}_{i} = \begin{pmatrix} current X \\ current Y \\ 1 \end{pmatrix}$$
$$\mathbf{T}(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta) = \begin{pmatrix} cos\Delta\theta & -sin\Delta\theta & \Delta x \\ sin\Delta\theta & cos\Delta\theta & \Delta y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$E(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$$

= $\sum_{i=0}^{M} \left\| {}^{template} \boldsymbol{p}_{i} - \boldsymbol{T}(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta) {}^{current} \boldsymbol{p}_{i} \right\|^{2} (3)$

 $E: 誤差, (\Delta x, \Delta y, \Delta \theta): ロボット座標系にマッピング$ した現在地画像の特徴点の移動量,<math>M: マッチングのとれた特徴点の数, $^{template}p_i: ロボット座標系にマッピ$ $ングしたテンプレート画像の特徴点の座標,<math>^{current}p_i:$ ロボット座標系にマッピングした現在地画像の特徴点 の座標,T:変換行列





図 5: テンプレート画像 の SURF

図 6: 現在地画像の SURF



4. 全方位カメラによる自己位置同定実験

4·1 自己位置同定の比較実験

サッカーフィールドの白線抽出に基づく自己位置同 定における白線のマッチングの誤差について,現在地 画像と同じ向きの白線のモデルを*x*,*y*方向に平行移動 させた時の現在地画像の白線とのマッチングにおける 誤差を図9に示す.またサッカーフィールドの局所特徴 量と歪み補正に基づく自己位置同定における局所特徴 量のマッチングの誤差について,現在地画像の局所特 徴量を*x*,*y*方向に平行移動させた時のテンプレート画 像の局所特徴量とのマッチングにおける誤差を図10に 示す.図中の赤い丸印は最も誤差が小さい地点を示す.



図 8: サッカーフィールドの局所特徴量と歪み補正に基 づく自己位置同定手法によるマッチング

白線抽出に基づく自己位置同定では図 9 のように白 線のマッチングの誤差が単峰性とならないが,局所特 徴量に基づく自己位置同定では図 10 のように局所特徴 量のマッチングの誤差が単峰性となる.この結果から 白線抽出に基づく自己位置同定では単峰性が保証され ないため全探索やこれを模擬する探索手法を必要とす るが,局所特徴量のマッチングによる自己位置同定で は誤差が単峰性を示すことが多いため,ギプスサンプ リングや勾配法など探索コストが小さい手法を用いる ことができる.全探索を行うと計算に時間がかかるた め本手法ではギブスサンプリングを用いて探索を行う.

4·2 サッカーフィールドの白線抽出に基づく自己位置
 同定実験

研究室内に設置してあるミニチュアサッカーフィー ルドにおいて x, y 方向に 1m 毎,計 35ヶ所にロボット を置き,推定誤差を検証した.サッカーフィールドを $0.1m \times 0.1m$ の格子状に分割し,各格子上における白線 のモデルをサッカーフィールドのサイズなどから計算 することでデータベースを構築する.各格子状におけ る白線のモデルの角度分解能は 0.05radとする.

サッカーフィールドの白線抽出に基づく自己位置同 定の実験結果について, x 方向の誤差を図 11 に示す. 図 11 から, サッカーフィールドの中央部分ではx 方 向の誤差が小さくなっており, x=-2000mm, 2000mm の列でx 方向の誤差が大きくなっていることがわかる.

4.3 サッカーフィールドの局所特徴量と歪み補正に基づく自己位置同定実験

研究室内に設置してあるミニチュアサッカーフィール ドにおいてテンプレートを1枚取得し,さらに現在地の 画像として回転させた画像,平行移動させた画像,回転 と平行移動させた画像を取得して実験を行った.式(3) における $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)$ の分解能は,xy方向は10mm, θ 方向は360度を125分割とした.

ロボットをテンプレート画像取得位置から x 軸方向 に 0 ~ 2000mm まで 100mm 毎に平行移動させて現在地 画像を取得し,平行移動量を計算した時の実験結果に ついて y 方向の誤差を図 12 に示す.図中の青いプラス 記号はマッチングがとれた特徴点から誤対応除去を行 わなかった時の誤差を表し赤いバツ印はマッチングが とれた特徴点から誤対応除去を行った時の誤差を表す.



図 9: サッカーフィールドの白線抽出に基づく自己位置 同定における,現在地画像と同じ向きの白線のモデ ルを x, y 方向に平行移動させた時の,現在地画像 の白線とのマッチングにおける誤差



図 10: サッカーフィールドの局所特徴量と歪み補正に基 づく自己位置同定における,現在地画像の局所特徴 量を x, y 方向に平行移動させた時の,テンプレー ト画像の局所特徴量とのマッチングにおける誤差

deal value



図 11: ミニチュアサッカーフィールドの白線抽出に基づ く自己位置同定における x 方向の誤差

図 12 において,現在地画像をテンプレート画像取得 位置から x=300mm 離れた地点において取得した時の y 方向の誤差が誤対応除去を行わなかった時に大きく なっていることがわかる.

4.4 全方位カメラによる自己位置同定実験の考察

サッカーフィールドの局所特徴量と歪み補正に基づく 自己位置同定実験では、テンプレート画像取得位置から 1000mm 程度離れてもテンプレート画像からの平行移 動量と回転量をほぼ正確に算出できた.しかし1000mm 以上離れるとマッチングのとれた特徴点の数が少なく なり、平行移動量と回転量の誤差が大きくなる傾向が あった.また白線抽出に基づく自己位置同定実験では データベースの間隔を100mm 毎としているが、局所 特徴量と歪み補正に基づく自己位置同定実験において テンプレート画像の間隔を1000mm 毎とした場合は、



図 12: サッカーフィールドの局所特徴量と歪み補正に基 づく自己位置同定における,ロボットをテンプレー ト画像取得位置から x 軸方向に平行移動させて現 在地画像を取得し,平行移動量を計算した時の y 方 向の誤差

白線抽出に基づく自己位置同定実験と比較して x y 方 向で 100 分の 1 の数のデータベースで済むようになる.

5. 魚眼カメラによる自己位置同定実験

5.1 天井画像のエッジ検出に基づく自己位置同定実験 ミニチュアサッカーフィールドにおいて画像データ ベースを 0.5m 毎に,合計 117 枚取得して実験を行っ た.ロボットをサッカーフィールド中央に置いたとき の結果を図 13 に示す.図中の色は各格子点でのテンプ レートとの誤差を表している.各グラフ中の 印が実 際の位置,×印が推定した自己位置である.エッジ間

5.2 天井画像の局所特徴量に基づく自己位置同定実験

己位置を同定できていることがわかる.

の距離から計算した誤差が中央部で小さく、うまく自

ミニチュアサッカーフィールドにおいてテンプレート 画像を 0.5m 毎に,合計 117 枚取得して実験を行った. ロボットをミニチュアサッカーフィールド中央に置い たときの結果を図 14 に示す.このグラフはテンプレー ト画像の面積と,検出したテンプレート画像の範囲の 面積の差の絶対値を表し,値が小さいほど良い.また 図中の 印がロボットを置いた位置,×印が推定位置 を表す.中央部が最も差が小さく,うまく現在地を特 定できていることがわかる.

5.3 魚眼カメラによる自己位置同定実験の考察

天井方向の視覚情報に基づく自己位置同定では,エッ ジ検出に基づく同定手法では推定精度が高いが誤差の 分布が多峰性であり,全方位視覚に基づく自己位置同 定と同様に全探索かそれに準じる探索手法を用いる必 要があることがわかった.局所特徴量のマッチングに 基づく自己位置同定手法では推定精度が若干落ちるが, 誤差の分布が単峰性に近く,こちらも勾配法など探索 コストが小さい手法を用いることができることを示唆 している.

6. 結言

本研究では,オムニミラーを用いた全方位カメラと 魚眼カメラを組み合わせ水平・垂直にほぼ全周の環境 を取得可能にした全天周視覚システムにより,周囲の



図 13: 天井画像のエッジ検出に基づく自己位置同定によるミニチュアサッカーフィールドの x=2m, y=3m における実験結果



図 14: 天井画像の局所特徴量に基づく自己位置同定に おける,ミニチュアサッカーフィールドの x=2m, v=3m における実験結果

環境の変化に対してロバストな自己位置同定手法を提 案し,本報告では全天周視覚システムの構築に向けて, オムニミラーを用いた全方位カメラと魚眼カメラそれ ぞれについて,画像中の特徴量を用いた自己位置同定 手法を検証した.実験結果から,全方位視覚システム と天井方向の視覚情報の両方において局所特徴量を用 いることでデータベース数と探索コストを削減できる ことがわかった.しかし,サッカーフィールドの白線 抽出による手法では予めモデルを計算できるが,局所 特徴量による手法では実際にテンプレート画像を取得 する必要があるため,自動的にテンプレートを取得す るなどの手法が必要となる.今後の課題として,全方 位視覚システムと天井方向の視覚情報を組み合わせた 自己位置同定手法の提案と検証が挙げられる.

参考文献

- 山澤一誠、ミラーを用いた全方位カメラの原理と特徴、情報処理 学会研究報告. CVIM, [コンピュータビジョンとイメージメディ ア] Vol 2001 No.4 pp 155 160 (2001)
- ア]、Vol. 2001、No. 4、pp. 155–160 (2001).
 [2] 井戸大介,前田陽一郎、MOVIS による物体認識および動的自己 位置同定手法、第 24 回日本ロボット学会学術講演会、CD-ROM, 1B22 (2006).
- [3] Y.Maeda and W.Shimizuhira, Multi-Layered Fuzzy Behavior Control for Autonomous Mobile Robot with Multiple Omnidirectional Vision System: MOVIS, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII), Vol. 11, No. 1, pp. 21–27 (2007).
 [4] A. Vardy and R. Moller, Biologically plausible visual hom-
- [4] A. Vardy and R. Moller, Biologically plausible visual homing methods based on optical flow techniques, *Connection Science*, Vol. 17, No. 1-2, pp. 47–89 (2005).
 [5] 石原悠、鈴木崇文,高橋正樹、自律移動ロボットにおける処理時
- [5] 石原悠、鈴木崇文,高橋正樹、自律移動ロボットにおける処理時間と推定精度を考慮したモンテカルロ位置推定法、第 31 回人工知能学会 AI チャレンジ研究会、SIG-Challenge-B001-4 (2010).
 [6] W. Jeong and K. M. Lee, CV-SLAM: A new ceiling vision-
- [6] W. Jeong and K. M. Lee, CV-SLAM: A new ceiling visionbased SLAM technique, in 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 3195– 3200 (2005).