

ゴールの幾何学的形状を利用した単一画像からの自己位置推定の一方法

A Method of Estimating Self-position with an Image by Using Geometric Shape of Goal

箭子 紗登美* 大森 康朝** 古山 恒夫***

Satomi Yako Yasukoto Oomori Tsuneo Furuyama

* 楽天株式会社 (Rakuten Ltd.)

** 東海大学教育支援センター (Tokai Univ.,)

*** 東海大学理学部 (Tokai Univ.,)

Abstract

This paper describes a new method for estimating self-position of AIBO robot with only one image by using the information of the geometrical shape of goal. Although the relative position between landmarks and a robot are usually determined by using a multiple camera system equipped on the robot, it is sometimes able to determine the self-position even from only one image if the effective information of the landmarks are known. Soccer goals has some specific features such that both goal posts are parallel, and each goal post and goal bar are orthogonal. By using these geometric information, self-position of AIBO robot were tried to estimate with images taken from a camera equipped on the robot at 66 different points in the field. Analysis results show that estimation errors at 33 points (53.0%) were within 20cm, and relative errors at 52 points (78.8%), that are the ratio of estimation error and the distances between each point and the center of goal, are within 20% and those at 16 (24.2%) are within 1%.

1 はじめに

ロボカップサッカーにおいて、ロボットが目的に適った行動をするためには、まず、自分自身の位置情報（以後、自己位置と呼ぶ）を把握しなければならない。自己位置を推定する基本的な方法には、初期位置とその後の平面上での移動量から推定する方法と、ロボットに装備されたカメラで撮影した画像情報を観測情報として利用する方法がある。しかし、前者には時間と共に誤差が蓄積して

いくという問題が、後者には十分な観測情報が得られなかったり、観測情報から一意に自己位置を求めることができるとは限らないという問題がある。

これらの不確定な要因に対処する方法として、過去の情報とベイズ推定に基づく確率的な手法が用いられている。その代表的なものとして、カルマンフィルタとモンテカルロ法のふたつがあり、ロボカップサッカーにおける自己位置推定にも広く利用されている。特にモンテカルロ法は、カルマンフィルタにおけるような、誤差分布の正規性を仮定する必要がなく、また、自己位置の確率分布を、パーティクルと呼ばれる状態に分布する要素を用いて比較的容易に近似計算できるため、ロボットの自己位置推定の主流となっている [1]–[8]。

ところで、ロボカップサッカーでは、ランドマークの色や形状がロボットにも認識しやすいものとなっているため、状況によっては画像による観測情報だけから一意に自己位置を求めることができると考えられる。もし、これができるれば、過去の情報を蓄積することなく、各時刻で撮影される画像ごとに自己位置を求めることができる。

自己位置を求めるということは、撮影位置と撮影対象物の相対的な位置関係を明らかにすることであり、画像から撮影対象物の三次元情報を復元するとみなすことができる。三次元復元は2台以上のカメラによるステレオ画像から行うのが一般的である [9][10] が、ロボットに搭載されているカメラは、ロボカップサッカーの4足リーグで使われる AIBO ロボットをはじめとして、多くの場合ひとつしかない。

単一画像からでも、複数のランドマークが撮影されていてそれぞれの三次元空間内での座標が既知であれば、ランドマークまでの距離測定により自己位置を推定できる。例えば、ゴールポストやサイドポールまでの距離は、画像に写ったゴールポストやサイドポールの太さから推定できるので、少なくとも2本のゴールポストが画像内に撮影されていれば、自己位置を推定できる。しかし、筆

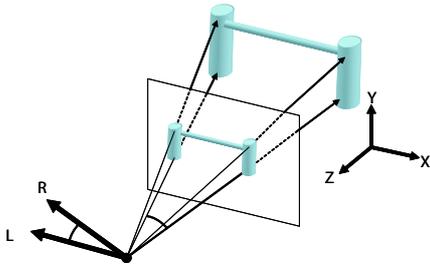


図 1: 三次元空間と撮影画像の関係 (ゴールポスト)

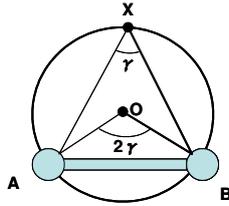


図 2: ゴールポストの平行性を利用した撮影地点の推定位置情報

者らの実験では、ボールの太さだけから距離を推定するとかかなり精密に計算してみても、推定誤差がときに 30cm にも達するため、この方法では精度の高い自己位置推定は難しいと考えられる。

これらの方法に対して、ボールの太さ以外の幾何学的情報も利用することにより、1 枚の画像からでも従来より高い精度で位置情報が取得できる可能性がある。本論文では、ゴールの幾何学的情報、すなわちゴールポストの平行性およびゴールポストとゴールバーの直交性に着目して自己位置の推定を試みた結果を報告する。ゴールポストとゴールバーは敵味方のロボットの存在に邪魔されることなく、フィールド内のどの位置からでも見えるので、この方法だけで自己位置を常に把握することができる可能性がある。

2 自己位置の推定方法

2.1 ゴールポストの平行性を利用した推定方法

左右のゴールポストが平行であることから次の手順で撮影地点の位置座標が満たすべき条件を求めることができる。ただし、以下では、画像上の左右のポストの中心軸の直線ベクトル (同次座標で表したものを) をそれぞれ R, L とする。 R は、三次元空間上では撮影地点と右側のゴールポストの中心軸を通る平面に垂直なベクトルと等しい (図 1)。 L も同様である。また、 R と L のなす角を γ とする。

[手順 1] 撮影した画像から、左右のゴールポストの中心軸上の点をそれぞれ 2 点ずつ選択する。

選択した点の座標を $(x_i, y_i) \{i = 1, 2, 3, 4\}$ とする。ただし、 $i = 1, 2$ は右側のゴールポスト上の点を、 $i = 3, 4$ は左側のゴールポスト上の点を表すインデックスとする。この二次元座標に、第 3 要素としてカメラの焦点距離 f を加えて同次座標系 (x_i, y_i, f) に変換する。

[手順 2] 手順 1 で取得した 4 点の座標から、 R, L の推定値 \hat{R}, \hat{L} を次の式で求める。

$$\hat{R} = (x_1, y_1, f) \times (x_2, y_2, f) \quad (1)$$

$$\hat{L} = (x_3, y_3, f) \times (x_4, y_4, f) \quad (2)$$

ただし、記号 “ \times ” は 2 つのベクトルの外積を表す。

[手順 3] γ の推定値 $\hat{\gamma}$ を求める。

$\cos \hat{\gamma}$ は次の式で計算できる。

$$\cos \hat{\gamma} = \frac{\hat{R} \cdot \hat{L}}{\|\hat{R}\| \|\hat{L}\|} \quad (3)$$

ただし、記号 “ \cdot ” は 2 つのベクトルの内積を、記号 “ $\|\cdot\|$ ” はベクトルのノルムを表す。

[手順 4] 撮影地点の位置座標が満たすべき条件を求める。

条件を求めるために円周角の性質を用いる。点 A, B を通り、 $\angle AOB = 2\gamma$ となる二等辺三角形の頂点 O を中心とする円上の任意の点を X とすると、 $\angle AXB = \gamma$ となることが知られている (図 2)。ここで、左右のゴールポストの位置をそれぞれ A, B と考えれば、円周角の定理より、位置情報 γ を円周角に持ち、左右のゴールポストを通過する円周上に、画像の撮影地点が存在していることになる。

2.2 ゴールポストとバーの直交性を利用した推定方法

ゴールポストとゴールバーが直交することから、次の手順で次の手順で撮影地点の位置座標が満たすべき条件を求めることができる。ただし、本論文で述べる推定方法は 2 つの直線のなす角度が必ずしも 90 度である必要はない。

以下では、画像上のゴールバーの中心軸の直線ベクトル (同次座標で表したものを) を B とする。 B は、三次元空間上では撮影地点とのゴールバーの中心軸を通る平面に垂直なベクトルと等しい。また、 R と B のなす角を ϕ_R 、 L と B のなす角を ϕ_L とする (図 3)。

[手順 1] 撮影した画像から、左右のゴールポストとゴールバーの中心軸上の点をそれぞれ 2 点ずつ選択する。

選択した点の座標を $(x_i, y_i) \{1 \leq i \leq 6\}$ とし、第三要素として焦点距離 f を加えることで同次座標系に変換する。ただし、 $i = 1, 2$ は右側のゴールポスト上の点を、 $i = 3, 4$ は左側のゴールポスト上の点を、 $i = 5, 6$ はゴールバー上の点を表すインデックスとする。

[手順 2] 手順 1 において取得した 6 点の座標から、 R, L, B の推定値 $\hat{R}, \hat{L}, \hat{B}$ を求める。

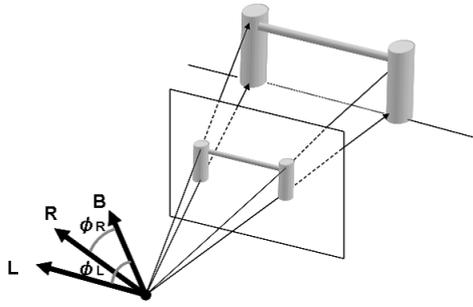


図 3: 三次元空間と撮影画像の関係 (ゴールポストとゴールバー)

\hat{R} と \hat{L} は式 (1) と式 (2) から, \hat{B} は,

$$\hat{B} = (x_5, y_5, f) \times (x_6, y_6, f) \quad (4)$$

から求めることができる.

[手順 3] ϕ_R の推定値 $\hat{\phi}_R$ と ϕ_L の推定値 $\hat{\phi}_L$ を求める.
 $\cos \hat{\phi}_R$ と $\cos \hat{\phi}_L$ は次の式で計算できる.

$$\cos \hat{\phi}_R = \frac{\hat{R} \cdot \hat{B}}{\|\hat{R}\| \|\hat{B}\|} \quad (5)$$

$$\cos \hat{\phi}_L = \frac{\hat{L} \cdot \hat{B}}{\|\hat{L}\| \|\hat{B}\|} \quad (6)$$

[手順 4] 撮影地点の座標が満たすべき条件を求める.

ϕ_R, ϕ_L の条件を満たすそれぞれの曲線は, ϕ_R は右のゴールポストを, ϕ_L は左のゴールポストを通過し, サイドラインへと曲線を描くものとなる. この 2 本の曲線の交点が撮影地点である (図 7 参照).

3 実験方法

3.1 画像の収集方法

ロボットの行動範囲であるエンドラインとサイドラインに囲まれた領域内を, X 軸方向, Z 軸方向ともに 50cm 間隔の地点 (図 4) から "自然体" の AIBO によりゴールを撮影する. "自然体" の AIBO では, フィールドからのカメラの高さは 18.5cm である.

3.2 画像からの位置情報 γ, ϕ_R, ϕ_L の推定方法

(1) ゴール領域の抽出

画像のカラー情報は RGB で取得しているが, 撮影した画像に対して HSI 変換を行った後「シアン」と定められているゴールの色相 (H) に着目してゴールの領域を抽出する. ただし, 照明の変化や陰となる部分への対応を考慮して, 色相だけでなく明度 (I) にも閾値を設ける. 今回は, 色相値の閾値範囲を ($120 \leq H \leq 140$), 明度の閾値範囲を ($I \leq 120$) としてゴール領域の候補を抽出した.

撮影した画像におけるゴール領域候補の抽出結果の例を図 5 に示す. 図 5 のように, ゴール領域候補が画像上に

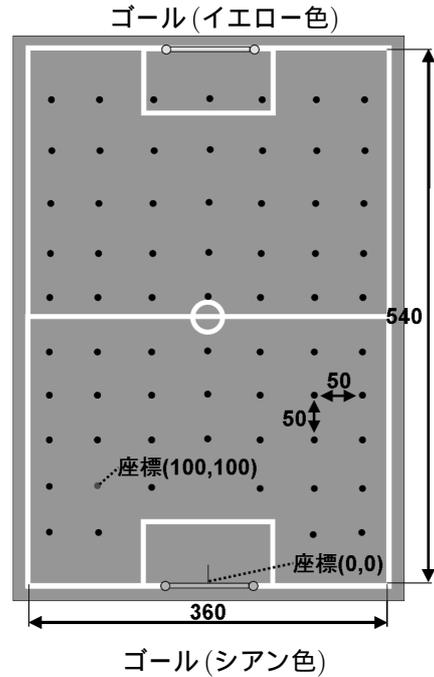


図 4: フィールドの大きさと撮影地点

広く存在する場合, そのうちの最大の連結領域をゴール領域とする. 図 5 から抽出したゴール領域を図 6 に示す.



図 5: ゴール領域候補の抽出 図 6: ゴール領域の抽出

(2) 領域の平滑化と虫食い部分の補填

抽出したゴール領域に含まれるノイズを除去する為に, 平滑化フィルタの 1 つであるバイラテラルフィルタを適用する. 画像にノイズが多く含まれていると, フィルタリングの適用だけではノイズの除去が不十分となり, ゴール領域に凸凹が生じたり, 虫食い穴ができることがある. これが, 自己位置の推定結果の誤差原因の一つとなるので, 必要に応じて虫食い部分の補填を行う.

(3) ゴールポストとバーの中心軸の検出

各対象物 (左右のゴールポストとゴールバー) の中心軸は, ゴール領域を抽出した画像から, ゴールポストについては x 軸に対する, ゴールバーについては y 軸に対する回帰分析を用いて検出する.

(4) 位置情報 γ, ϕ_R, ϕ_L の推定

得られた中心軸から, 2.1 で述べた推定方法で位置情報 γ の推定値 $\hat{\gamma}$ を, 2.2 で述べた推定方法で ϕ_R と ϕ_L の推定値 $\hat{\phi}_R$ と $\hat{\phi}_L$ を求める.

3.3 自己位置座標の決定方法

理論上は、すべての位置情報 (γ, ϕ_R, ϕ_L) から得られる拘束条件に基づいて、自己位置 O の (X, Z) 座標が一意に決定できるはずである。しかし、計算した位置情報には様々な誤差が含まれているため、すべての拘束条件を満たす点が唯一の点となることはほとんどない。また、 ϕ_R, ϕ_L を満たす条件は直線ではなく曲線であり、しかもこの曲線を簡潔な方程式で表すことが難しいため、2つの拘束条件を満たす点を求めることすら簡単ではない。

一方、直線ベクトル R, L, B の理論値、従って γ, ϕ_R, ϕ_L の理論値は、ゴールポストとゴールバーそれぞれの中心軸の三次元空間内での位置がわかっているので、計算で求めることができる。例えば R は、三次元空間内で、撮影地点を基点とし、右側のゴールポストの中心軸 ($(X, Z) = (-45, 0)$) 上の適当な2点を終点とする、2本のベクトルの外積により求めることができる。 L や B も同様である。

フィールド上の座標 (X, Z) から計算される位置情報の理論値 γ, ϕ_R, ϕ_L のいずれもが、推定された位置情報 $\hat{\gamma}, \hat{\phi}_R, \hat{\phi}_L$ の値と近い場合、その地点を自己位置の候補とする。自己位置の候補集合から最も確からしい自己位置を推定する。

以下に、自己位置推定までの手順を述べる。

(1) 各位置での位置情報の計算

X, Z の各方向ともに 1cm 間隔の各地点での理論的な位置情報を求める。得られた R, L, B から式 (5) および式 (6) と同様の計算で ϕ_R と ϕ_L を求める。

(2) 候補点の絞り込み

O における画像からの推定値 $\hat{\gamma}, \hat{\phi}_R, \hat{\phi}_L$ と、フィールド上の各座標 (X, Z) $\{-180 \leq X \leq 180, 0 \leq Z \leq 540\}$ における理論値 γ, ϕ_R, ϕ_L の差の絶対値をそれぞれ $\Delta_\gamma, \Delta_{\phi_R}, \Delta_{\phi_L}$ とする。

$$\Delta_\gamma = |\hat{\gamma} - \gamma| \quad (7)$$

$$\Delta_{\phi_R} = |\hat{\phi}_R - \phi_R| \quad (8)$$

$$\Delta_{\phi_L} = |\hat{\phi}_L - \phi_L| \quad (9)$$

フィールド上の各座標 (X, Z) における $\Delta_\gamma, \Delta_{\phi_R}, \Delta_{\phi_L}$ が、設定した閾値より小さい場合、その座標を自己位置の候補とする。

$\Delta_\gamma, \Delta_{\phi_R}, \Delta_{\phi_L}$ それぞれから、自己位置候補である領域を3つ求めることができる。3つの領域が重なった共通領域が自己位置の候補領域である (図7)。

(3) 自己位置の推定

共通領域の重心の座標を自己位置の座標と推定する。なお、閾値は推定される自己位置候補である共通領域の重心の位置座標と、実際に撮影した位置座標との誤差が最小となるような値を用いた。

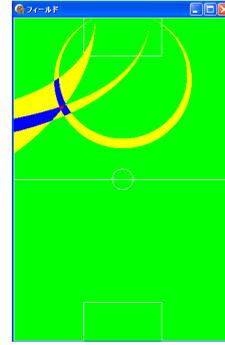
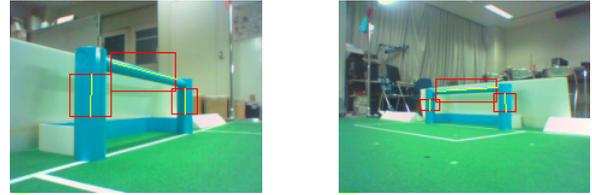


図7: 自己位置と推定される領域



(1) (-100, 50) からの画像 (2) (150, 150) からの画像

図8: 撮影されたゴールと中心軸の検出結果の例

4 実験結果

撮影画像から対象物の中心軸を検出した結果の例を図8に示す。画像から推定した自己位置座標を表1に示す。表中の“-”は、自己位置情報の計算が行えなかったことを示している。表1に示すように、撮影画像66枚中64枚の画像から自己位置推定ができた。

推定した自己位置と撮影地点との座標の推定誤差を表2に、推定した自己位置と撮影地点との距離 (誤差距離と呼ぶ) を表3に示す。図9は、誤差距離の大きさのパレート図であり、表3と対応している。図9からわかるように、全画像の53.0%が誤差20cm以内であった。

誤差距離のゴール中央までの距離に対する相対誤差を表4に示す。図10は、誤差距離の大きさのパレート図であり、表4と対応している。図10より、ゴール中央までの距離に対する相対誤差が10%以下であるのは57.6%、20%以下であるのは78.8%であることがわかる。図10

表3: 誤差距離の大きさ (cm)

		X座標(cm)						
		-150	-100	-50	0	50	100	150
Z座標 (cm)	50	10.8	9.6				47.7	78.1
	100	69.5	2.4	3.2		-	27.1	72.5
	150	28.9	0.1	1.1	0.2	1.1	24.3	20.5
	200	40.7	10.7	3.8	1.2	22.4	75.2	95.7
	250	58.2	1.6	1.3	1.3	6.1	95.3	0.3
	300	14.9	0.5	10.8	31.4	65.8	81.5	52.2
	350	15.6	18.7	5.0	1.5	33.6	122.4	0.7
	400	12.5	15.5	1.0	1.2	74.6	-	146.7
	450	94.5	15.6	15.6	1.5	1.4	9.5	37.2
	500	23.9	59.3	59.3	55.1	49.2	114.2	60.8

表 1: 画像から推定した自己位置の座標 (cm)

		X座標(cm)						
		-150	-100	-50	0	50	100	150
Z座標 (cm)	50	(-159.3, 55.5)	(-104.5, 58.5)				(102.1, 97.5)	(177.1, 123.2)
	100	(-159.5, 168.9)	(-99.5, 102.4)	(-53.2, 99.8)		(-)	(87.9, 124.3)	(142.2, 172.1)
	150	(-144.7, 78.4)	(-100.1, 149.9)	(-50.4, 151.1)	(0, 150.2)	(49, 150.5)	(82.2, 166.5)	(130.8, 143.0)
	200	(-154.3, 159.5)	(-103.5, 189.9)	(-46.2, 199.4)	(1, 199.4)	(28.1, 204.6)	(30.0, 227.6)	(81.8, 267.1)
	250	(-162.9, 193.3)	(-98.8, 249.0)	(-49.7, 248.8)	(0.45, 248.8)	(44.2, 248.0)	(6.2, 267.2)	(149.9, 250.3)
	300	(-143.0, 286.8)	(-100.4, 300.3)	(-39.2, 299.1)	(-27.8, 285.4)	(-15.8, 300.5)	(20.4, 317.3)	(107.5, 330.3)
	350	(-149.2, 334.5)	(-92.8, 332.7)	(-50.1, 345.0)	(-1.3, 350.7)	(71.1, 323.9)	(-16.7, 313.0)	(149.3, 350.1)
	400	(-147.6, 87.8)	(-99.3, 384.5)	(-50.9, 400.4)	(-1.1, 399.7)	(-19.9, 373.9)	(-)	(8.2, 437.5)
	450	(-63.2, 487.3)	(-97.2, 437.5)	(-57.7, 436.5)	(-1.2, 449.2)	(51.3, 449.6)	(100.2, 440.5)	(144.7, 413.2)
	500	(-146.4, 476.4)	(-104.0, 453.2)	(-59.8, 441.6)	(-7.1, 445.3)	(50.2, 450.8)	(-0.1, 445.1)	(108.8, 455.3)

表 2: 自己位置の推定誤差 (cm)

		X座標(cm)						
		-150	-100	-50	0	50	100	150
Z座標 (cm)	50	(-9.4, 5.5)	(-4.5, 8.5)				(2.2, 47.6)	(27.2, 73.3)
	100	(-9.5, 68.9)	(0.6, 2.4)	(-3.2, -0.2)		(-)	(-12.1, 24.3)	(-7.8, 72.1)
	150	(5.4, -71.7)	(-0.1, -0.1)	(-0.4, 1.1)	(0, 0.2)	(-1, 0.5)	(-17.9, 16.5)	(-19.3, -7.1)
	200	(-4.4, -31.6)	(-3.5, -10.2)	(3.8, -0.6)	(1, -0.6)	(-22, 4.7)	(-70.0, 27.6)	(-68.3, 67.1)
	250	(-13, -56.8)	(1.3, -1)	(0.3, -1.3)	(0.5, -1.3)	(-5.8, -2.1)	(-93.8, 17.3)	(-0.2, 0.3)
	300	(7.1, -13.2)	(-0.4, 0.3)	(10.8, -1)	(-27.9, -14.7)	(-65.9, 0.5)	(-79.6, 17.3)	(-42.5, 30.3)
	350	(0.8, -15.6)	(7.3, -17.3)	(-0.1, -5.1)	(-1.4, 0.7)	(21.2, -26.2)	(-116.7, -37)	(-0.8, 0.2)
	400	(2.5, -31.2)	(0.8, -15.5)	(-0.9, 0.5)	(-1.2, -0.3)	(-70, -26.2)	(-)	(-141.8, 37.6)
	450	(86.9, 37.3)	(2.9, -12.5)	(-7.8, -13.6)	(-1.3, -0.9)	(1.4, -0.4)	(0.3, -9.6)	(-5.4, -36.8)
	500	(3.7, -23.6)	(-4.0, -46.9)	(-9.8, -58.5)	(-7.1, -54.7)	(0.2, -49.2)	(-100.1, -55)	(-41.3, -44.8)

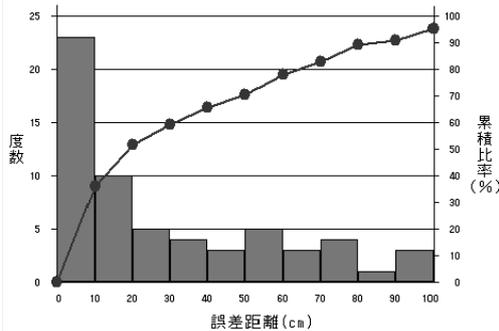


図 9: 誤差距離の大きさのパレート図

には示されていないが、16 枚 (24.2 %) の画像からの推定結果が相対誤差 1 % 以下であった。

5 考察

ゴール中央までの距離に対する相対誤差が 20 % 以上のものを外れ値とみなして、その原因を分析した。図 11 は、外れ値と認識された地点の、ゴール領域の抽出結果 (a) と、対象物 (ゴールポストとゴールバー) の中心軸の検出結果 (b) の例である。

2 枚の中心軸の検出結果 (b) を見ると、中心軸は歪んでいたりと、実際の対象物とは異なる傾きをしているのがわかる。これはゴール領域の抽出結果 (a) からわかるように、ゴール領域の抽出の時点で対象物の一部分が欠けているのが原因と思われる。対象物が欠けた状態でゴール領域を抽出した原因としては、次のことが考えられる。ゴール

表 4: ゴール中央までの距離に対する相対誤差 (%)

		X座標(cm)						
		-150	-100	-50	0	50	100	150
Z座標 (cm)	50	6.9	8.6				42.6	49.4
	100	38.6	1.7	2.9		-	19.2	40.2
	150	13.6	0.0	0.7	0.1	0.7	13.5	9.7
	200	16.3	4.8	1.9	0.6	10.9	33.6	38.3
	250	20.0	0.6	0.5	0.5	2.4	35.4	0.1
	300	4.5	0.2	3.6	10.5	21.7	25.8	15.6
	350	4.1	5.2	1.4	0.4	9.5	33.6	0.2
	400	2.9	3.8	0.2	0.3	18.5	-	34.3
	450	19.9	3.4	3.5	0.3	0.3	2.1	7.8
	500	4.6	11.6	11.8	11.0	9.8	22.4	11.7

の上には照明器具が設置してあるため、対象物の上部に強い光があたり反射する。すると、反射した部分が画像情報として白と認識してしまう。その範囲が広範囲にわたってしまう場合、平滑化や虫食いの補填だけでは画像の修正ができず、その結果ゴールと認識されなかったと思われる。外れ値として認識されたすべての地点で、ゴール領域の抽出に問題があった。

自己位置の推定ができなかった 2 枚の画像も同様の原因であり、外れ値の場合よりも光の影響を大きく受けていることがわかった。

6 まとめと今後の課題

AIBO ロボットが撮影した 1 枚の画像から、撮影地点であるロボットの自己位置の推定を行った。自己位置の推定は一種の三次元復元であり、一般にはステレオ画像でない参照している対象物からの距離と方向を特定することはできない。しかし、撮影された画像の中に、大きさや

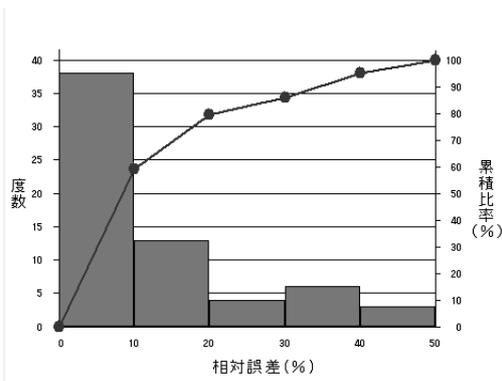


図 10: ゴール中央までの距離に対する相対誤差のパレート図

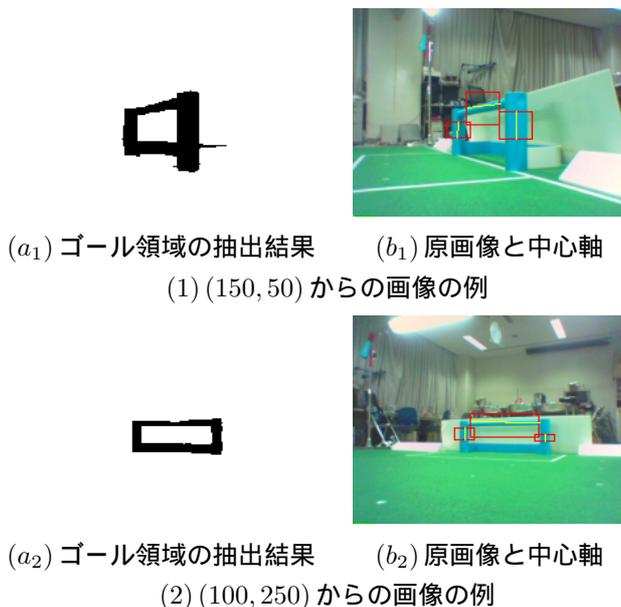


図 11: 外れ値と認識した画像・ゴール領域・中心軸の例

形状などの既知情報があれば、それを利用することにより自己位置の推定ができることがある。今回は、サッカーゴールの持つ幾何学的な特徴、すなわち 2 本のゴールポストの平行性とゴールポストとゴールバーの直交性を利用して、自己位置を推定を行った。

撮影画像 66 枚中 64 枚の画像から自己位置の推定ができた。推定誤差を分析した結果、ゴール中央までの距離に対する相対誤差が 20% 以下であるのは全画像中 52 枚 (78.8%) であった。特に、16 枚 (24.2%) の画像で相対誤差が 1% 以下であった。また、33 枚 (53.0%) の画像で誤差の大きさが 20cm 以内であった。

しかし、撮影画像 66 枚中 2 枚の画像は、照明の反射や影の影響により、ゴール領域が正確に抽出できなかった。同様に、ゴール領域は抽出できたが、相対誤差が 20% 以上となった画像 12 枚にはすべて、ゴールに照明の強い反射光がみられた。照明からの光が反射した部分は画

像情報として白と認識してしまう。その範囲が広範囲にわたる場合、平滑化や虫食いの補填だけでは画像の修正ができない。正確なゴール領域の抽出ができない。

今後の課題として次のものがある。

- ・反射光の影響除去などによるゴール領域抽出精度の向上
- ・閾値決定の自動化
- ・ゴール以外の対象物情報の取得

参考文献

- [1] Dellaert, F., Fox, D., Burgard, W., and Thrun, S.: Monte Carlo localization for mobile robots, *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. and Auto. (ICRA '99)*, Vol. 2, pp. 1322-1328 (1999).
- [2] Fox, D., Burgard, W., Dellaert, F., and Thrun, S.: Monte Carlo localization: efficient position estimation for mobile robots, *Proc. AAAI-99* (1999).
- [3] Thrun, S., Fox, D., Burgard, W., and Dellaert, F.: Robust Monte Carlo localization for mobile robots, *Artificial Intelligence*, Vol. 128, No. 1-2, pp. 99-141 (2001).
- [4] Ueda, R., Fukase, T., Kobayashi, Y., Arai, T., Yuasa, H., and Ota, J.: Uniform Monte Carlo localization - fast and robust self-localization method for mobile robots, *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. and Auto. (ICRA '02)*, Vol. 2, pp. 1353-1358 (2002).
- [5] Kwok, C., Fox, D., and Meila, M.: Adaptive real-time particle filters for robot localization, *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. and Auto. (ICRA '03)*, Vol. 2, pp. 2836-2841 (2003).
- [6] 三島 拓朗, 井上 淳, 小林 隼人, 石野 明, 篠原 歩: モンテカルロ位置同定法による四足ロボットの自己位置同定とロボットサッカーへの応用, 情処学会火の国情報シンポジウム 2005, B-7-2 (2005).
- [7] Stone, P., Dresner, K., Fiedelman, P., Kohl, N., Kuhlmann, G., Sridharan, M., and Stronger, D.: The UT Austin Villa 2005 RoboCup four-legged team, *Technical Report UT-AI-TR-05-325* (2005).
- [8] Heinemann, P., Haase, J., and Zell, A.: A novel approach to efficient monte-carlo localization in robocup, *G. Lakemeyer et al. (Eds.): RoboCup 2006, LNAI 4434, Springer-Verlag*, pp. 322-329 (2007).
- [9] 山下淳, 藤田和俊, 金子透, 浅間一: 複数観測戦略を有する自律移動ロボットの行動計画, 第 9 回ロボティクスシンポジウム, 3B3, 2004.
- [10] 系正義: 複数センサによる目標追尾法に関する研究, Ph. D thesis, 早稲田大学, 2003.