

固有空間法の位置推定能力を考慮した 効率的な観測戦略による位置推定

○前田 佐嘉志*, 白井 良明†

本論文では、ビューベースアプローチによるロボットの自己位置推定法を提案する。予め記憶しておいた学習画像と推定時の入力画像との照合による位置推定を行う方法において、学習画像を予め解析して正確な位置推定が行える領域(位置推定可能領域)を求めておくことによって従来手法の不安定性を解決する。また、予め位置推定可能領域の配置を解析しておくことによって少ない移動回数で位置を決定することができる移動戦略を求める方法を確立した。更に、少ない獲得回数で学習を終えるための学習戦略を求める方法を確立した。実験により提案手法の能力を確認した。

Localization by Effective Observation Strategy using Estimation Ability of Eigenspace Method

Sakashi Maeda, Yoshiaki Shirai

We extend the parametric eigenspace method to robot localization. Because of the image changes violently by rotation or movement of the robot, we cannot use parametric eigenspace method directory. We solve this problem by analyzing eigenspace. By searching the area where image change is smooth, we can localize robot position precisely by liner interpolation. Moreover, this area can be used to measure localization ability for current learning. So, at the leaning phase, the robot can judge where is the appropriate position for next observation and memory. Additionally, using this area, the movement strategy of the robot for efficient observation can be computed beforehand.

1 まえがき

多様な環境で柔軟な自律移動を行える知能ロボットを実現するための重要な機能の一つとして自己位置推定がある。自己位置推定に用いることができるセンサとして超音波センサやレーザーレンジファインダがあるが、いずれも距離情報しか得られないため識別能力に限界がある。

そのため、多様な情報の得られるセンサとして、視覚センサが注目されるようになった。視覚を用いる位置推定においては、ランドマークを用いる手法が多数提案されている [1] [2]。このうち人工のランドマークを用いる場合は環境内にあらかじめ設置しておかなければならない。また、ランドマークとしてエッジなどの一般的な画像特徴を登録する場合は特徴の切り出しは一般に困難であり認識の成功率が低い。

一方、画像全体をそのまま記憶・比較するビューベースアプローチ [3] には特徴抽出を必要としないという利点があり、多数の手法が提案されている。画像の符号化方法で分類すると、画像を縮小してそのまま記憶するもの [4] [5] [6]、自己組織化マップを用いるもの [7]

などがある。本研究では、固有空間法 [8] [9] を応用することを提案する。

また、画像の記憶・比較方法で分類すると、進行方向の時系列画像を記憶し DP マッチングによって比較するもの [12]、画像の変化量が一定になるような間隔の時系列画像を記憶するもの [4] [5] [6] がある。これらはどちらも廊下等の、ロボットの位置が1つの未知数で特定できる場合にしか利用できない。本研究では、ロボットの位置と向きという3つの未知数を特定できる手法を提案する。

我々の従来の提案手法 [10] [11] では、任意の地点の任意の方向で観測した画像は、近辺の学習地点で獲得してある画像のいずれかに類似すると仮定し、その仮定の元で、観測した画像に類似した画像が対応付けられている学習地点を推定位置としていた。この手法には、その仮定が成り立たない領域においては誤推定が生じるという問題があった。この問題を解決するためには誤推定が生じないかどうかを推定時に判断するための類似度のしきい値を高くすればよい。これによって誤推定を防ぐことができるが、上の仮定が成り立たない領域においては位置が推定できなくなるという問題が残る。この問題を解決するためには仮定が成り立たない領域に学習地点を追加すればよい。しかし、どこでその仮

*福岡大学
Fukuoka Univ.
†大阪大学
Osaka Univ.

定が成り立つか事前に判断できなければ、全ての地点において細かい位置間隔で学習することが必要になり、記憶・計算コストが大きくなるため実現が困難である。これは、ビューベースアプローチによる自己位置推定の従来研究の多くにも共通する問題である。

そこで、本論文では、上の仮定が成り立つかどうかを判断できる手法を提案する。まず、学習時に、学習地点から選んだ隣接する3地点の様々な組み合わせの中から、同じ方向に似た画像が観測される組み合わせを求めておく(2.3節)。この地点の組を位置推定可能組とする。位置推定可能組の周辺領域においては先に述べた仮定が成り立つ。この領域を位置推定可能領域とする(2.4節)。この領域に入ったときのみ位置推定することによって、よい精度で位置推定を行うことができる。

次に、本論文では、効率的な処理を行うために、移動戦略と学習戦略を提案する。まず、様々な移動に対して位置推定可能領域に入る確率を調べ、最も確率が高くなるような移動戦略を求めておく(3.4節)。ここで、ある回数移動したときまでに位置推定可能領域に入る確率がある値より大きくなるという要求仕様を定めておく。上で求めた確率が要求仕様を満たさないときには、学習地点の追加によって位置推定可能領域を増やす。

追加した学習地点を含む新たな位置推定可能領域が得られた場合に位置推定可能領域に入る確率が最も大きくなる追加地点を選ぶという学習戦略によって、どこに学習地点を追加するかを決定する(4.2節)。最後に、精度良くかつ効率の良い位置推定が実現できることを実験的に確かめる(5節)。

2 位置推定可能領域を用いた位置推定

2.1 固有空間法を用いた画像比較

ロボットは学習時に、 N_w 個の位置(これを「学習地点」とする)で、それぞれ N_θ 個の方向について画像を撮影する。ここで、 i 番目の位置を $\mathbf{w}_i = (x_i, y_i)^T$ 、 j 番目の方向を θ_j とし、この両方をまとめてロボットの位置方向 $\mathbf{s}_{ij} = (x_i, y_i, \theta_j)^T$ とする。次に、画素を一定の順序に並べ画像ベクトル \mathbf{x} とし、撮影した \mathbf{x} 全体の固有空間を主成分分析によって求める[9]。更に、各位置方向 \mathbf{s}_{ij} とそれに対応付けられた画像の固有空間上への投影点 $\mathbf{x}'(\mathbf{s}_{ij})$ を記憶する。

固有値の大きい順に選んだ K 個の固有ベクトルを横に並べた行列を P とする。画像 \mathbf{x} の固有空間への投影

点 \mathbf{x}' は次の式で求められる[9]。

$$\mathbf{x}' = P^T \mathbf{x}. \quad (1)$$

画素値のダイナミックレンジを B 、画像の画素数を N とし、記号 $\|\cdot\|$ をユークリッドノルムを表す記号としてベクトル \mathbf{v} に対して $\|\mathbf{v}\| = \sqrt{\mathbf{v}^T \mathbf{v}}$ と定義し、画像間の差異を次の式で定義する。

$$f_d(\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2) = \frac{1}{B\sqrt{N}} \|\mathbf{x}'_1 - \mathbf{x}'_2\|. \quad (2)$$

推定時に入力された画像 \mathbf{x} と、ある \mathbf{s}_{ij} における観測画像との差異 $d(\mathbf{x}, \mathbf{s}_{ij})$ は式(2)を用いて次の式によって求める。

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{s}_{ij}) = f_d(\mathbf{x}'(\mathbf{s}_{ij}), P^T \mathbf{x}). \quad (3)$$

2.2 補間による位置の算出

隣接する3つの学習地点 $\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \mathbf{w}_3$ から同じ目標を観測した画像が似ているとき、その3点の周辺でも似た画像が観測される可能性は高い。その領域では画像が滑らかに変化していると仮定し、次のようにして位置を求める。

$\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \mathbf{w}_3$ において同じ目標を観測している時のロボットの位置方向を $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \mathbf{s}_3$ とする。 $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \mathbf{s}_3$ における観測画像 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3$ を式(1)を用いて固有空間へ投影し、その投影点をそれぞれ $\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2, \mathbf{x}'_3$ とする。位置推定を行う地点における観測画像の固有空間への投影点を \mathbf{x}' とする。 $\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2, \mathbf{x}'_3$ の線形和で表される点のうち \mathbf{x}' にもっとも近い点として、 $\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2, \mathbf{x}'_3$ で作られる平面への \mathbf{x}' の投影点 \mathbf{x}'_p を求める。線形和の係数を k_1, k_2, k_3 とすると \mathbf{x}'_p は次式で表される。

$$\mathbf{x}'_p = k_1 \mathbf{x}'_1 + k_2 \mathbf{x}'_2 + k_3 \mathbf{x}'_3 \quad (4)$$

この係数を重みとした $\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \mathbf{s}_3$ の線形和で実世界の位置方向 \mathbf{s} が表せると仮定し、 \mathbf{s} を次式で求める。

$$\mathbf{s} = k_1 \mathbf{s}_1 + k_2 \mathbf{s}_2 + k_3 \mathbf{s}_3. \quad (5)$$

これによって、単純に一番近い学習点の位置を推定位置とするよりも、よい精度で位置推定を行うことができる。

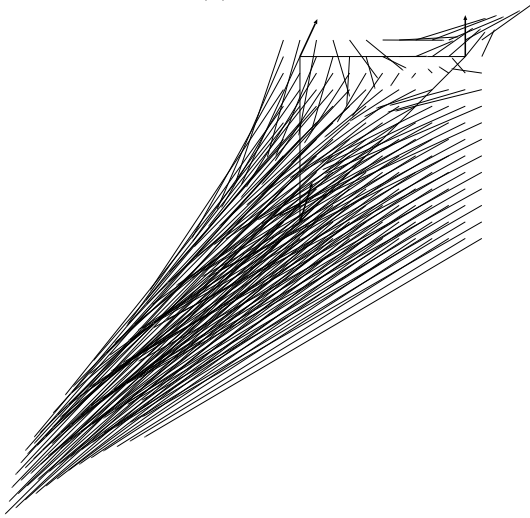
2.3 位置推定可能組

隣接する3地点で同じ目標を見たときの画像の差が大きい場合に上の方法で位置推定を行った結果を図1に

示す。図1(a)は、3つの学習地点それぞれで観測された画像である。図1(b)は、作業環境を上から見た図の上に、根本を正しい位置、先端を推定された位置とする矢印を描いたものである。各学習地点から出ている太い矢印は学習時の観測方向を表している。この例の場合、学習点の間隔に比べて目標までの距離が近く、スケール変化が激しいため画像が似ていない。このような場合に位置推定誤差が大きくなることわかる。



(a) 獲得画像



(b) 位置推定誤差

図1: 隣接地点で画像が似ていない場合の位置推定結果

これに対し、隣接する3地点で同じ目標を見たときの画像の差が小さい例を図2に示す。この例の場合、目標までの距離が十分に遠く、観測画像が互いに似ている。図2(b)によってこのような場合に位置推定誤差が小さくなることわかる。

以上から、3つの地点における観測について、次の条件の両方が成り立つとき、それらの地点の周辺では高精度の位置推定が可能であるといえる。

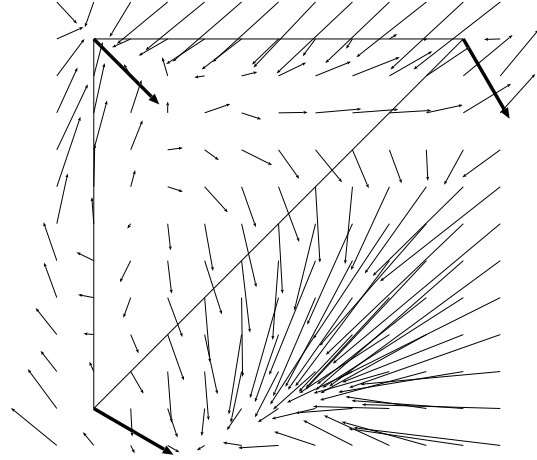
(A) 同じ目標を向いて観測している。

(B) 観測画像が互いに似ている。

そこで、(A)、(B)の条件を満たす3点の組を可能な限り多く見つけ、作業環境で位置推定可能な領域が占める面積を最大限にしておくことを考えたい。以下、(A)、



(a) 獲得画像



(b) 位置推定誤差

図2: 隣接地点で画像が似ている場合の位置推定結果

(B)の条件を満たす3つの位置方向を合わせて「位置推定可能組」と呼び、 $((w_1, \theta_1), (w_2, \theta_2), (w_3, \theta_3))$ と表す。

位置推定可能組は次の条件が成り立つときに見つかる可能性が高い。

(C) 3地点が比較的近い位置にある。

(D) 3地点から同じような方向を観測している。

このことを利用して探索範囲を限定しながら、次のアルゴリズムで位置推定可能組を求める。

1. 全ての学習地点の中から3点を選ぶ全ての組合せのうち、(C)を考慮して相互間の距離があるしきい値以下である組についてのみ、それぞれ(1a)の処理を行う。以下、使用する組を (w_1, w_2, w_3) とする。

(a) w_1 で観測した全ての方向に対して、それぞれ1方向ずつ以下の処理(1a)i), (1a)ii), (1a)iii)を行う。以下、使用する方向を θ_1 とする。

- i. w_1 から θ_1 方向に伸ばした直線と、 w_2 から θ_2 方向に伸ばした直線の交点を w_{12} とする。 w_1 から w_{12} までの距離を l_1 、 w_2 から w_{12} までの距離を l_2 とする。 w_1, w_2

から θ_1, θ_2 の方向を見たときの画像の固有空間への投影点をそれぞれ $\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2$ とする. しきい値 k_α, θ_α を設定しておき, $k_\alpha < l_1/l_2 < \frac{1}{k_\alpha}, |\theta_1 - \theta_2| < \theta_\alpha$ を満たす範囲で θ_2 を変化させながら \mathbf{x}'_1 と \mathbf{x}'_2 の距離を最小にする θ_2 を見つける. この時の θ_2 を $\hat{\theta}_2$ とする.

- ii. (1(a)i) と同様にして $\mathbf{w}_{13}, \hat{\theta}_3$ を求める.
- iii. しきい値 D_α を設定しておき, (1(a)i), (1(a)ii) で求めた $\mathbf{w}_{12}, \mathbf{w}_{13}$ との距離が D_α 以下であれば, 位置推定可能組 $((\mathbf{w}, \theta), (\mathbf{w}_2, \hat{\theta}_2), (\mathbf{w}_3, \hat{\theta}_3))$ とする.

実験では, $k_\alpha = 0.8, \theta_\alpha = 30[\text{deg}], D_\alpha = 50[\text{mm}]$ とした.

(1(a)i)において, l_1/l_2 の条件は, \mathbf{w}_1 と \mathbf{w}_2 の距離に比べて目標までの距離が十分に遠く, スケール変化による画像の差異が小さいことを要求する. 同様に $|\theta_1 - \theta_2|$ の条件は, 方向変化による画像の差異が小さいことを要求し, 同時に (D) を考慮している. 更に, \mathbf{x}'_1 と \mathbf{x}'_2 の距離を最小化することにより (B) を満足する.

(1(a)ii)において, 距離の条件が成り立つときは \mathbf{x}'_2 と \mathbf{x}'_3 も同じ目標の観測結果であると言え, かつ \mathbf{w}_2 と \mathbf{w}_3 も観測対象から十分に遠いと言える. すなわち (A) を満たしていると言える.

以上のアルゴリズムで求めた位置推定可能組の中には, 処理 (1a)により, 同じ $(\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \mathbf{w}_3)$ の組合せでも観測している目標が異なるものが複数存在し得ることに注意されたい.

1つの位置推定可能組に注目すると, それを構成する位置方向のいずれかに近い位置方向において観測画像が得られれば, その位置推定可能組と式 (5) を用いて精度の良い推定が可能である. そこで, 次節では, 精度良い位置推定が可能かどうかを判断するための位置推定可能組と観測画像の比較方法について論じる.

2.4 位置推定可能領域

位置推定時には現在のロボットの位置方向は分かっているないのであるから, 適切な位置推定可能組を対応付けて位置推定が行えるかどうかの判断は観測画像を用いて行わなければならない. そこで, 位置推定が行えるかどうかの判断方法を以下の2つの手順で導出する.

まず, 1つの位置推定可能組を構成する位置方向の学習画像と現在の観測画像との固有空間における距離を式 (3) で求め, その最小値を d とする. この d が, 位

置推定誤差が十分に小さくなる程に小さければその位置推定可能組は, その観測画像からの位置推定に利用可能なものの候補である. そこで, 位置推定誤差を d の関数で表すことを考える. 三角形の面積を A とし, d を三角形の大きさで正規化した次式で位置推定誤差 D_{err} をモデル化する.

$$D_{err} = c_a \frac{d}{\sqrt{A}} \quad (6)$$

ここで定数 c_a は, 複数の地点で観測することによって得られた d と D_{err} から実験的に求める. しきい値 D_{thd} に対して, $D_{err} < D_{thd}$ となるような固有空間上の領域を高精度な位置推定が可能領域と考え, 「位置推定可能領域」と呼ぶことにする.

次に, D_{thd} を実験的に求める方法を述べる. 一枚の観測画像に対して上記の条件を満たす位置推定可能組は複数あり得る. この候補の中に適切な位置推定可能組が含まれていれば, 第3章で述べる手法を持ちいて候補を絞り込むことは可能である. そこで, D_{thd} を決める基準として, 次の2つが必要となる.

- 候補の中に適切な位置推定可能組が含まれる可能性が十分に高いという条件のもとで
- 処理効率の観点から可能な限り誤った候補を排除する

このような D_{thd} を予備実験によって求める. しかし, 予備実験にかかる画像の獲得と計算のコストは非常に大きい. そのため, 一つの環境の予備実験で求めた D_{thd} を他の環境でも用いることを考える. このことの妥当性を確かめるために, 観測画像が入った位置推定可能領域のうちに観測地点を示す位置推定可能領域が含まれる場合を成功, それ以外を失敗として, ある環境で求めた D_{thd} を他の環境に適用した場合に成功する割合を調べた. 結果を表1に示す. 表中 A がしきい値の決定に用いた環境である. 背景テクスチャは A, B, C で共通とし, D では照明光の変化や物体の移動などの変動があった場合のテクスチャを用いた. 部屋形状は A, D で共通とし, B は部屋形状が複雑に変化するものとし, C は細かい凹凸があるものとした.

この結果, $D_{thd} = 200$ とすることによって, どの環境でも成功する割合が 100% となった. なお, D_{thd} を小さくすると位置推定が可能だと判断される観測画像の割合が少なくなるため, 成功する割合が十分に高い範囲でできるだけ大きな D_{thd} を求める必要がある. $D_{thd} = 300$ とした場合には A の場合に成功する割合が

表 1: 位置推定可能領域に入ると判断する誤差のしきい値の特性

実験番号	背景テクスチャ	部屋形状	成功する割合 (%)	
			$D_{thd} = 200$	$D_{thd} = 300$
A	通常	正方形	100	90
B	通常	複雑に変化	100	100
C	通常	細かい凹凸が多数あり	100	98
D	変動後	正方形	100	94

90%と低かったが $D_{thd} = 200$ とした場合には十分であった。従って、以下の実験では $D_{thd} = 200$ とした。

2.5 位置推定状態と位置推定方法

位置推定では、同じ地点であっても、ある方向で観測した画像は位置推定可能領域に入らなくても、別の方向で観測した画像が位置推定可能領域に入ることがある。そこで、一つの地点ごとに全ての方向の観測を行うこととする。また、この全方向観測においては、方向の変更前と変更後の相対差をロボットの内界センサによってある誤差範囲内で計測できるものとする。このとき、一地点の観測で得られる位置推定可能組の組合せは、以下のような状態に場合分けすることができる。

1. 位置推定可能組が一つも得られなかった場合
2. 位置推定可能組が一つだけ得られた場合
3. 位置推定可能組が複数得られた場合

(a) 位置推定可能組を構成する”位置”の組合せが全て等しい場合

- i. 観測開始時の初期方向と各観測方向との相対差を、その観測で得られた位置推定可能組を構成する方向から差し引いて方向を正規化した結果、正規化後の位置推定可能組が想定した誤差範囲内で全て同一視できる場合

- ii. 方向の正規化後も複数の候補が残る場合

(b) 位置の異なる位置推定可能組が存在する場合

(1) は位置推定に必要な情報がまったく得られない状態である。また、(2) および (3-a-i) は位置方向を一意に推定できる状態である。残りの (3(a)ii) と (3b) は、位置方向を一意に推定することができない状態である。

ところで、(3(a)ii) と (3b) の状態も、2.4 節で述べた D_{thd} の決め方により、複数の候補の中には、必ず正しい候補が含まれていると考えて良い。そこで、ロボットが位置を変更しながら複数の観測を行えば、次のようにして位置推定を行うことができる。

ロボットは、各地点で全方向を観測して入る位置推定可能組を全て求め、記憶しつつ、移動を繰り返す。移動して新たな観測を行った際は、得られた位置推定可能組の位置方向を移動量を用いて初期の観測位置方向に正規化し、過去に得られた位置推定可能組も含めて同一視できるものを同一視しておく。そして、次のようにして一意に位置推定が可能かどうかを判断する。各位置推定可能組に 2.4 節の d が小さいものほど高い票数を持たせておき、想定した誤差範囲内で同一視できるものに自分自身を含めて相互に投票させる。現在の観測結果が (2) および (3-a-i) の状態であれば、一意に推定できる。(3(a)ii) および (3b) であっても、最高得票数を得た位置推定可能組と、それとは同一視できない位置推定可能組との得票数の差が十分に大きければ一意に推定できると考えて良い。最後に、一意に推定できる場合は、最も高い票数を得たものを最も信頼できる位置推定可能組とみなし、式 (5) で位置算出を行う。一意に決定できない場合は、移動と観測を続ける。作業空間が有限で、同じ経路を繰り返すことがなければ、必ず一意に推定できる。

以上の方法において、一度も位置推定可能組に入っていない状態を位置推定可能状態 X とする。また、位置推定可能組に入ったことがあるにも関わらず候補を一意に絞れない状態を位置推定可能状態 Y 、一意に絞れる状態を位置推定可能状態 Z とする。

3 効率的な移動戦略

3.1 移動戦略の概要

2.5 節の手法で移動しながら位置推定を行う時に、なるべく少ない観測数で位置を決定することを考える。このためには、様々な次の移動に対して位置が一意に決定できるようになる確率をシミュレーションによって求め、もっとも確率の高い移動を選択する。

しかし、学習時には学習地点以外では観測画像が得

られていないため、任意の位置で入る位置推定可能組がわからず、位置推定状態も得られない。そのため、次のようにして位置推定状態を確率的に推定する。まず、任意の観測位置に対して近くに位置推定可能組のある時に、その位置推定可能組に入る確率を、観測画像を用いずに実世界の距離に基づいて求める。もし入れば、それは位置推定のための正しい位置推定可能組である。次に、位置推定可能組ごとに、それが正しい位置推定可能組として求まる時に 2.5 節の (3-a-ii) と (3-b) の状態を引き起こすであろう位置推定可能組の組を、学習点をロボットの現在位置、学習画像を観測画像と仮定して求めておく。以上により、任意の位置で観測した時に得られる位置推定可能組の組合せを 2.5 節の分類に対応付けて推定しておくことができ、その位置に移動した時の各位置推定状態になる確率を求めることができる。これを利用して、確率的に最も信頼できる移動を決定することができる。

3.2 位置推定可能領域に入る確率

固有空間で位置推定可能領域に入る確率は、無作為に選んだ複数の初期状態からの観測と移動によって求める。

l 番目の位置推定可能領域に入るという事象を $R^{(l)}$ とする。あるロボットの状態 s のときに $R^{(l)}$ が起こる確率 $P(R^{(l)}|s)$ を求めるために次の実験を行った。

1. 標本として、環境内に偏りのないように等間隔で複数の s を設定し、全ての s に対して以下を繰り返す。
2. s で観測を行い、全ての位置推定可能領域について、実世界における位置推定可能領域から観測地点までの距離 $D(s)$ を求める。 $D(s)$ は実世界における学習地点三点それぞれから観測地点までの距離の最小値で定義する。(式 (6) における d の定義に対応してこのような定義とした。)

この実験によって図 3 のような結果が得られた。これは、表 1 の A のような環境で得られた位置推定可能領域のうちの一つの周辺で行った例である。

この結果から $P(R^{(l)}|s)$ は式 (7) のような近似が可能

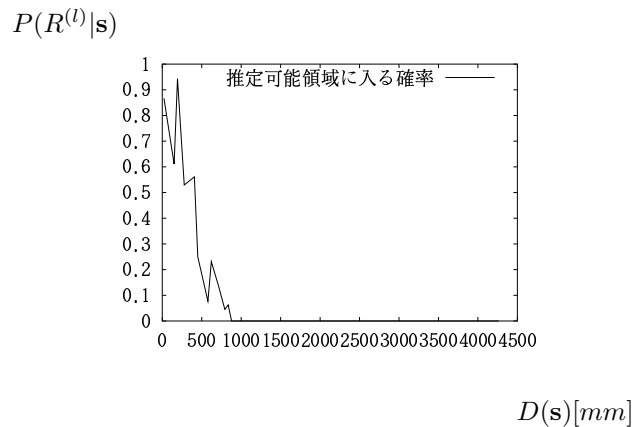


図 3: 位置推定可能領域に入る確率

であると言える。

$$P(R^{(l)}|s) = \begin{cases} 0 & (c_0 + c_1 D(s) < 0) \\ c_0 + c_1 D(s) & (0 \leq c_0 + c_1 D(s) \leq 1) \\ 1 & (c_0 + c_1 D(s) > 1) \end{cases} \quad (7)$$

式 (7) における係数 c_0 , c_1 は、各位置推定可能領域毎に式 (7) と図 3 のずれが小さくなるように求め、得られたすべての位置推定可能領域における結果の平均を求める。

3.3 候補複数組の決定

2.5 節で述べた (3-a-ii) と (3-b) の状態を引き起こすであろう位置推定可能組の組を「候補複数組」とし、次のようにして求める。位置推定可能組の集合を $\{U_t | t = 1, \dots, T\}$, U_t を構成する位置方向の集合を $\{s_{ti} = (\mathbf{w}_{ti}, \theta_{ti}) | i = 1, 2, 3\}$ とする。

1. $\{U_t\}$ から任意の 2 つの組 U_{t_1} , U_{t_2} を選択する組合せについて、以下の処理を順に行う。
 - (a) U_{t_1} , U_{t_2} からそれぞれ一つずつの要素を選ぶ組合せの中で、固有空間上での距離が最も近いものを選び $\mathbf{w}_{t_1 i_1}$, $\mathbf{w}_{t_2 i_2}$ とし、以下の処理を行う。
 - i. $\mathbf{w}_{t_1 i_1}$ を推定時のロボットの位置とみなし、全方向の観測 (学習) 画像に対し、入る位置推定可能組を求める。2.5 節の要領で方向の正規化を行い、同一視できる位置推定可能組は一つにまとめる。少なくとも U_{t_1} は得られている。

- ii. (i) と同様の処理を $w_{t_2 i_2}$ について行う。
- iii. (i) と (ii) で得られた位置推定可能組の集合が同じであれば、 $w_{t_1 i_1}$ と $w_{t_2 i_2}$ の付近では互いに位置が特定できないのであるから、 U_{t_1} と U_{t_2} を同じ候補複数組の要素とする。既にいずれかがある候補複数組の要素になっていた場合は、もう片方をその候補複数組の要素に追加する。いずれも候補複数組の要素になっていなかった場合は、新たな候補複数組を作成し、その要素とする。

3.4 候補複数組を用いた位置推定

候補複数組を用いて、位置推定の方法を詳しく述べる。まず、ロボットは、初期位置 s_0 において 0 回目の全方向観測を行い、次のようにして位置推定状態 W_0 を得る。観測によって、

- 一つも位置推定可能組が得られなければ $W_0 = X$ である。
- m 番目の候補複数組のみの要素が得られた場合は、 $W_0 = Y^{(m)}$, ($m = 1, 2, \dots, M$) とする。
- 2.5 節の (2) および (3-a-i) の状態であれば $W_0 = Z$ である。また、複数の候補複数組の要素が得られた場合も、それらに共通の要素に候補が絞られるので $W_0 = Z$ として位置推定を行い終了する。

次に、 $n = 1, 2, \dots$ においては、 $n-1$ 回目の観測位置を s_{n-1} 、観測による位置推定状態を W_{n-1} とし、 n 回目の観測に移るための移動量を \mathbf{a}_n とする。前進前の方向変換量 α 、前進量 l 、前進後の方向変換量 β とすると、 $\mathbf{a}_n = (\alpha, l, \beta)$ であり、 $\mathbf{s}_{n-1} = (x_{n-1}, y_{n-1}, \theta_{n-1})$ 、 $\mathbf{s}_n = (x_n, y_n, \theta_n)$ 、としたときに、 $x_n = x_{n-1} + l \cos(\theta_{n-1} + \alpha)$ 、 $y_n = y_{n-1} + l \sin(\theta_{n-1} + \alpha)$ 、 $\theta_n = \theta_{n-1} + \alpha + \beta$ となる。この $\mathbf{s}_{n-1}, \mathbf{a}_n$ から \mathbf{s}_n を求める演算を記号 \oplus を用いて $\mathbf{s}_n = \mathbf{s}_{n-1} \oplus \mathbf{a}_n$ と表記する。

n 回目の観測結果において、

- $W_{n-1} = X$ の場合、
 - 位置推定可能組を一つも得られなければ $W_n = X$ である。
 - m 番目の候補複数組のみの要素が得られる場合は、 $W_n = Y^{(m)}$, ($m = 1, 2, \dots, M$) とする。

- 2.5 節の (2) および (3-a-i) の状態であれば $W_n = Z$ である。また、複数の候補複数組の要素が得られた場合も、それらに共通の要素に候補が絞られるので $W_n = Z$ として式 (5) で位置算出を行い終了する。

- $W_{n-1} = Y^{(m)}$ の場合、

- 位置推定可能組を一つも得られなければ $W_n = Y^{(m)}$ のままとする。
- 候補が一つに絞れず、かつ m 番目の候補複数組のみの要素が得られた場合は、 $W_n = Y^{(m)}$, ($m = 1, 2, \dots, M$) とする。
- 2.5 節の (2) および (3-a-i) の状態であれば $W_n = Z$ である。また、 m 番目以外の候補複数組が得られた場合も、 m 番目の候補複数組との共通の要素に候補が絞られるので $W_n = Z$ として式 (5) で位置算出を行い終了する。

複数観測における状態遷移を図 4 に示す。状態は X から Z へ単調に遷移するので、必ず位置算出を行って位置推定が完了する。

3.5 位置推定状態の確率と移動戦略

少ない観測回数で位置推定を終了するためには、様々な移動に対して観測が終了する確率を求め、この確率が最大となる移動を選択することが有効である。

この確率を求めるにあたって、様々な初期位置方向の設定による複数試行から求められると仮定し、モンテカルロ法を用いる。また、移動前は画像が得られないため、移動後を想定した位置の情報から 3.2 節の $P(R^{(l)}|\mathbf{s})$ を用いて位置推定可能組に入る確率を求める。これらにより、 n 回目の観測結果が位置推定状態 W_n となる確率 $P(W_n|W_{n-1}, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n)$ を次のようにして近似的に求める。

まず、観測開始前に、無作為に I 個の初期位置方向 $\mathbf{s}_0^{(i)}$ ($i = 1, \dots, I$) を選ぶ。 $W_{n-1} = X$ の場合は、 n 回目の位置方向は $\mathbf{s}_n^{(i)} = \mathbf{s}_0^{(i)} \oplus \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n$ である。初期状態でどの位置方向である確率も等しいとすると、任意の i について $P(\mathbf{s}_n^{(i)}|\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n) = 1/I$ となる。

次に、 $P(W_n|W_{n-1}, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n)$ は次のように展開できる。

$$\begin{aligned}
& P(W_n|W_{n-1}, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n) \\
& \simeq \sum_{i=1}^I P(W_n|\mathbf{s}_0^{(i)}, W_{n-1}, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n) \\
& P(\mathbf{s}_0^{(i)}|\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n). \tag{8}
\end{aligned}$$

以下、 $P(V|W_{n-1}, \mathbf{s}_0^{(i)}, \mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n)$ は $Q(V)$ と省略表記する。 $Q(W_n)$ は W_{n-1} によって場合分けし、次のように求めることができる。ここで、観測画像が m 番目の候補複数領域に含まれる位置推定可能領域のいずれか一つ以上に入る事象を $R_Y^{(m)}$ ($m = 1, \dots, M$)、候補複数領域に含まれない位置推定可能領域のうち k 番目の位置推定可能領域に入る事象を $R_Z^{(k)}$ ($k = 1, \dots, K$)、位置推定可能領域の総数を L とする。

1. $W_{n-1} = X$ のとき

$$\begin{aligned}
Q(W_n) = & \begin{cases} \prod_{l=1}^L (1 - P(R^{(l)}|\mathbf{s}_n^{(i)})) & (W_n = X) \\ P(R_Y^{(m)}|\mathbf{s}_n^{(i)}) \cdot \prod_{k=1}^K (1 - P(R_Z^{(k)}|\mathbf{s}_n^{(i)})) & (W_n = Y^{(m)}) \\ 1 - Q(X) - \sum_{m=1}^M Q(Y^{(m)}) & (W_n = Z). \end{cases} \\
& (M = \{1, \dots, m-1, m+1, \dots, M\}) \tag{9}
\end{aligned}$$

2. $W_{n-1} = Y^{(m)}$ のとき

次の状態は $Y^{(m)}$ または Z のみで、 X になることはない。

$$\begin{aligned}
Q(W_n) = & \begin{cases} 0 & (W_n = X) \\ 0 & (W_n = Y^{(m')}, m' \neq m) \\ \prod_{k=1}^K (1 - P(R_Z^{(k)}|\mathbf{s}_n^{(i)})) & (W_n = Y^{(m')}, m' = m) \\ 1 - Q(X) - \sum_{m=1}^M Q(Y^{(m)}) & (W_n = Z). \end{cases} \tag{10}
\end{aligned}$$

3. $W_{n-1} = Z$ のとき

位置が一意に決定できるので、その後状態が変わることはない。

$$\begin{aligned}
Q(W_n) = & \begin{cases} 0 & (W_n = X) \\ 0 & (W_n = Y^{(m)}) \\ 1 & (W_n = Z). \end{cases} \tag{11}
\end{aligned}$$

以上の確率に基づき、 \mathbf{a}_n を様々に設定して $Q(Z)$ を計算し、 $Q(Z)$ を最大にする \mathbf{a}_n を選択する。

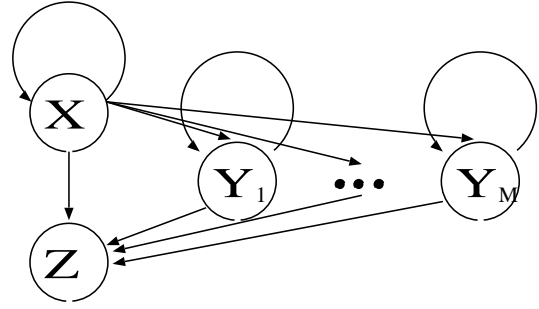


図 4: 位置が一意に決定できるかどうかの状態遷移

4 効率的な学習戦略

4.1 節では、学習地点の追加による位置推定能力の向上について述べる。4.2 節では、追加する場所を適切に選択することによって 4.1 節で述べる方法を効率化する方法について述べる。

4.1 学習時における位置推定状態の確率

学習時に、3.5 節の式を利用して、 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n$ という移動を行った時に位置が決定できる確率 $P(Z|\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n)$ を推定しておくことができる。これを用いて、観測回数に対する位置推定が完了する確率を推定し、ロボットの位置推定能力を見積もることができる。もし、位置推定能力が要求仕様を満たさない場合は、確率 $P(Z|\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n)$ を低下させる要因となっている作業領域に、学習点を追加することで改善が可能となる。

学習時の確率 $P(Z|\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n)$ の計算方法は、前章と同様に式 (8) から式 (11) を用いる。

以上の手続を、無作為に選んだ初期位置に適応してモンテカルロ法を用いれば、学習時にも確率 $P(Z|\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n)$ を近似的に求めておくことができる。

4.2 位置が決定される確率を効率的に高めるための学習戦略

少ない学習地点の追加によって位置を決定できる確率を高くするために次のようにして学習地点を追加する場所を決定する。

1. 環境内を学習間隔より小さい一定間隔の格子で区切る。格子点上で位置推定可能領域に入っていないものを学習地点の追加の候補地点とする。各候補地点でその点とその近隣の点とを組とする位置

推定可能領域が得られたと仮定したときの位置推定可能領域の面積の増加量を求める。位置推定可能領域の面積の増加量を最大にする地点が一つであれば、その地点で観測画像を獲得することによって、1回目の観測で位置が決定できる確率 $P(Z_0)$ を高くする。

- 面積の増加量を最大にする地点が複数ある場合には、次のようにして1回目の移動で位置推定可能領域に入る確率 $P(Z_1|a_1)$ を高くする。まず、移動戦略によって一回目の移動量を求める。次に、その移動量を半径とし、候補地点を中心とする円を考える。更に、この円周上の地点が位置推定可能領域に入っている確率が最も小さい点で観測画像を獲得する。これによって、 $P(Z_1|a_1)$ を小さくしていた場所に学習地点が追加されるので、 $P(Z_1|a_1)$ は大きくなる。
- 追加された学習地点と位置推定可能領域になりうる範囲の学習地点において位置推定可能領域を求め直す。ある設定した n において $P(Z|a_1, \dots, a_n)$ がある設定した値以上になっていれば、学習地点追加を終了する。そうでなければ、上記を繰り返す。

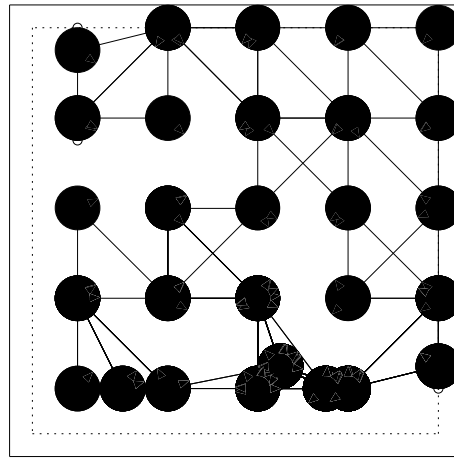


図 5: 位置推定可能領域の例

算し、5回の観測 (=4回の移動) を行った時点で、位置推定可能領域に入る確率が90%を越えた時点で学習を終了するように設定した。初期状態では、一定の均等間隔 (2000mm 間隔) に学習地点を配置した。

最も近い学習地点の位置を推定位置とした場合と提案手法を用いた場合の位置推定誤差を比較して表2に示す。

この結果によって、位置変化に対する画像変化が連続的なところを見つけ出して利用することによって、従来よりも精度良い位置推定が行えていると言える。

5 実験と結果

5.1 実験方法

上記提案手法を確かめるために、実験を行った。実験のために、任意の位置の任意の方向を見たときの画像が得られるようなシミュレーションシステムを作成した。できる限り実環境に近い画像が得られるシミュレーションシステムにするために、壁面には実際の室内環境で得られた画像をテクスチャとして張り付けた。このシステムが出力する画像の例を図1(a), 図2(a)に示す。このシステムによって与えられた環境内で観測を行い位置推定可能領域を求めた例を図5に示す。この図においては位置推定可能領域を塗りつぶした黒い円で表す。また、位置推定可能領域を求める時に組とした、似た方向に似た画像が見える3つの学習地点を実線で結ぶ。

5.2 位置推定誤差の比較

ここでは、位置推定誤差の比較を行う。

この実験では、学習地点を初期状態から1個ずつ追加するように設定し、一個追加する度に移動戦略を計

表 2: 位置・方向推定誤差

計算法	一番近い学習地点の位置	提案手法
位置推定誤差 (± 標準偏差)[mm]	993(±534)	525(±443)
方向推定誤差 [deg]	6.5(±3.6)	3.5(±2.9)
設定値	平均学習間隔 =1643(±565), 学習点数=28	

5.3 移動戦略を用いた観測行動の効果の検証

移動戦略を用いるときと用いないときそれぞれの位置推定可能領域に入る確率を図6に示す。

この図から、観測回数と同じときには、ランダムに行動するより戦略に基づいて行動するほうが位置推定

可能領域に入る確率が高くなるのがわかる。

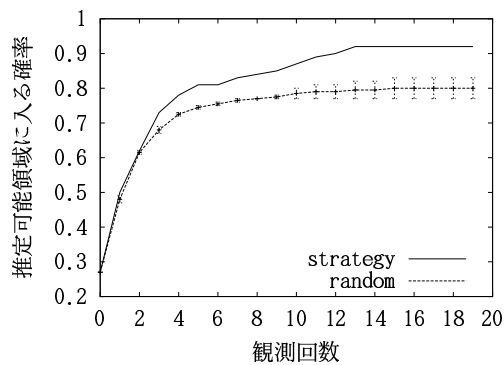


図 6: 移動戦略の効果

ランダムに行動した場合の標準偏差をグラフに重ねて表示する。

5.4 戦略を用いた学習の効果の検証

この節では、学習地点の追加方法として、未学習領域からランダムに選んで追加していった場合と提案手法による学習戦略を用いた場合との比較を行う。

学習地点の追加位置を乱数で決定した場合、5回の学習地点追加により学習が終了した。戦略を用いた場合、3回の学習地点追加で学習が終了した。

この結果から戦略を用いることによって少ない学習地点の追加数で位置推定可能領域に入る確率を同じにできることがわかる。

6 結論

隣接する学習地点間での画像の類似性を調べて位置推定が有効な状況を見つけ出し、精度よく位置推定を行える手法を提案した。

また、推定能力の評価を行うことが可能になった。

さらに、移動を重ねながら位置推定を行うための行動の戦略を立てる手法を提案した。

上記を実験的に示した。

参考文献

[1] T.Kanbara, J.Miura and Y.Shirai, "Selection of efficient landmarks for an autonomous vehicle," Proc. IROS'93, vol., no., pp.1332-1338, 1993.

- [2] 加賀美聡, 稲葉雅幸, 井上博允, "実世界ランドマークを利用したワールドマップ生成とその効率的利用," 第12回日本ロボット学会学術講演会予稿集, vol., no., pp.405-406, 11 1994.
- [3] 岩佐 英彦, 栗飯原 述宏, 横矢 直和, 竹村 治雄, "全方位画像を用いた記憶に基づく位置推定," 電子情報通信学会論文誌, vol.J84-D-II, no.2, pp.310-320, 2 2001.
- [4] 松本吉央, 稲葉雅幸, 井上博允, "視野画像列を利用した経路表現に基づくナビゲーション," 日本ロボット学会誌, vol.15, no.2, pp.74-80, 1997.
- [5] 松本吉央, 稲葉雅幸, 井上博允, "全方位ビューシーケンスを用いた経路表現と地図表現," 日本ロボット学会誌, vol.20, no.4, pp.395-403, 5 2002.
- [6] 松本吉央, 稲葉雅幸, 井上博允, "ビューベースアプローチに基づく ZrobotJ ナビゲーション," 日本ロボット学会誌, vol.20, no.5, pp.506-514, 7 2002.
- [7] 間所 洋和, 佐藤 和人, 石井 雅樹, "視野画像列を用いた世界像の獲得と自己位置の推定," 電子情報通信学会論文誌, vol.J83-D-II, no.12, pp.2587-2596, 12 2000.
- [8] 村瀬洋, Shree K.Nayar, "2次元照合による3次元物体の認識とその学習-パラメトリック固有空間表現-, " 電子情報通信学会技術研究報告, vol.93, no.431, pp.31-38, 1993.
- [9] H.Murase and S.K.Nayar, "Visual learning and recognition of 3-D objects from appearance," International Journal of Computer Vision, vol.14, no., pp.5-24, 1995.
- [10] Sakashi Maeda, Yoshinori Kuno, Yoshiaki Shirai, "Active Navigation Vision Based on Eigenspace Analysis," Proc. IROS'97, vol., no., pp.1018-1023, 9 1997.
- [11] 前田佐嘉志, 久野義徳, 白井良明, "固有空間解析に基づく ZrobotJ の位置認識," 電子情報通信学会論文誌, vol.J80-D-II, no.6, pp.1502-1511, 1997.
- [12] 小島浩, 伊藤慶明, 岡隆一, "Reference Interval-free 連続 DP を利用した ZrobotJ の時系列画像による位置同定システム," 電子情報通信学会論文誌, vol.J80-D-II, no.3, pp.724-733, 1997.