

ランドマーク物体の同時可視性に基づく配置地図学習

Map Learning Based on Co-visibility of Landmark Objects

矢入健久*1 堀浩一*2
Takehisa Yairi Koichi Horii

*1 東京大学大学院工学系研究科 School of Engineering, Univ. of Tokyo
*2 東京大学先端科学技術研究センター RCAST, Univ. of Tokyo

This paper proposes a unique map learning method for mobile robots based on the *co-visibility* information of objects i.e., the information on whether two objects are visible at the same time or not from the current position. This method first estimates *empirical* distances among the objects using a simple heuristics – “a pair of objects observed at the same time more frequently is likely to be located more closely together”. Then it computes all the coordinates of the objects by multidimensional scaling (MDS) technique. In the latter part of this paper, it is shown that the proposed method is able to learn *qualitatively* very accurate maps though it uses only such primitive information.

1. はじめに

未知環境において自律的に地図を作成する能力は、知能移動ロボットにとって極めて重要な要素である。実際、これまでに様々な地図作成法が提案されているが、それらは伝統的に、環境物体の位置や形状を正確に表現することを目的としたメトリック地図作成法と、ロボットにとって重要な場所と移動手段との関係の表現の獲得を目的としたトポロジカル地図作成法の2つに分類されることが多い(例えば [Kortenkamp 98])。このうち、前者のメトリック地図作成法の大部分は、各種センサーによる定量的観測に基づいてロボットの自己位置および外部物体の相対距離・方向を計測し、物体の2次元ないしは3次元座標を数値的にできるだけ正確に推定することを目的としている。

本稿では、このような定量的観測に基づく伝統的なメトリック地図作成法とは異なり、「各観測地点において2物体が同時に見えたか否か」という極めて粗い定性的観測情報から、「同時に見える頻度の高い2物体は空間的に近接している可能性が高い」という経験則と、多次元尺度構成法(MDS)によって、物体の2次元配置地図を獲得する方法を紹介する。この地図作成法の注目すべき特徴として、ロボットの自己位置推定を全く必要としない点、非常に単純な観測情報しか用いないにも関わらず物体の定性的な相対位置関係をかなり正確に再現する点が挙げられる。

2. 同時可視性に基づく配置図学習

ここでは提案手法の概要(図1)を説明する。詳細については、[矢入 03]を参照されたい。

2.1 観測データの取得

ロボットは何らかの適切な移動戦略に基づき環境内をまんべんなく探索移動しながら観測データを収集する。すなわち、各観測地点において、まず全方位画像を取得し認識・同定された物体のリスト \mathcal{L}_o を得る。そして、このリストに基づき、物体個々の観測回数 (n_i) と、任意の物体ペアの同時観測回数 ($n_{i,j}$) を以下のように更新する。

$$\begin{aligned} n_i &\leftarrow n_i + 1 && (\text{for each object } i \text{ in } \mathcal{L}_o) \\ n_{i,j} &\leftarrow n_{i,j} + 1 && (\text{for each pair of } i, j \text{ in } \mathcal{L}_o) \end{aligned}$$

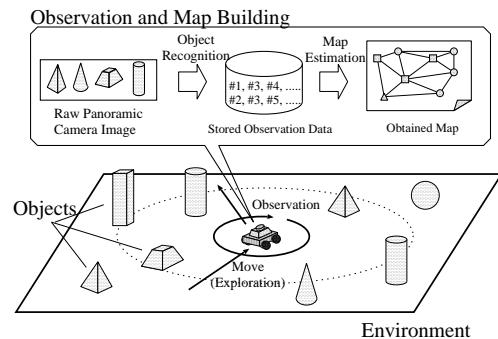


図1: 同時可視データに基づく配置図作成

2.2 同時可視頻度と経験的距離の計算

データが一定数集まったところで、 $\{n_i\}$ と $\{n_{i,j}\}$ から、全ての物体のペアについて同時可視頻度 $f_{i,j}$ を求める。

$$f_{i,j} = \frac{n_{i,j}}{n_i + n_j - n_{i,j}} \quad (1)$$

これは、Jaccard 係数として知られているものであるが、ここでは2つの物体 i と j の少なくともいずれかが可視であるときに、両者がともに可視である頻度確率を表している。

次に、前述の「同時に見える頻度の高い2物体は空間的に近接している可能性が高い」という経験則を適用する。すなわち、 $f_{i,j}$ の値域 ($[0, 1]$) に対して定義される非負の単調減少関数 ϕ を考え、これによって与えられる関数値を物体間の経験的自乗距離 $d_{i,j}^2$ として定義する ($d_{i,j}^2 = \phi(f_{i,j})$)

2.3 多次元尺度法による物体配置図の作成

多次元尺度構成法 (Multi-Dimensional Scaling: MDS) は、 N 個の個体間の非類似度 (距離) が与えられたときに、全体としてそれを最も良く保存するような各個体の低次元空間での座標値を求める手法である。

提案手法では、前節で定義した物体間の経験的自乗距離をデータ間非類似度とみなし、MDSを適用することによって各物体の2次元平面上における座標値を得る。

MDSには様々な定式化および解法が存在するが、本手法では現在のところ、SMACOF (Scaling by MAjorizing a COncave Function) 法を用いている。

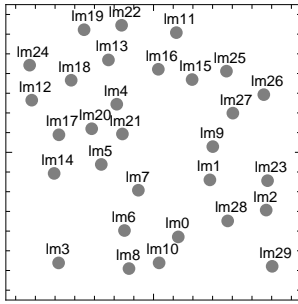


図 2: シミュレーションで用いた物体配置の例

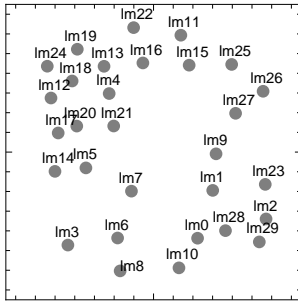


図 3: 500 ステップ後に作成された物体配置図

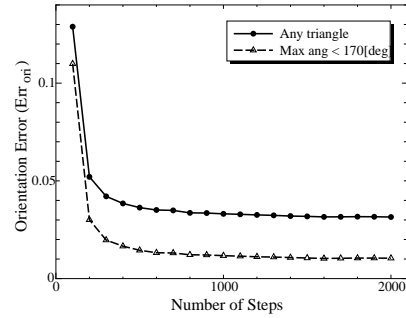


図 4: 三角形向きに基づく定性的配置誤差の平均値変化

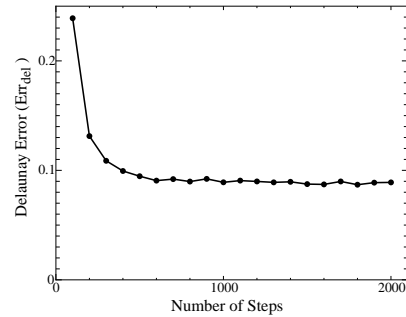


図 5: Delaunay グラフに基づく定性的配置誤差の平均値変化

3. シミュレーション

Cyberbotics 社の WEBOTS シミュレーター (ver. 2.0) を用いて以下に述べるシミュレーションを行った。

3.1 設定と仮定

環境領域としては、 $3.0[m] \times 3.0[m]$ の範囲の正方形領域を考え、この領域に 30 個のランダム物体が配置されているものとした。各物体は高さ 160[mm]、直径 48[mm] の円筒形の物体であり、lm0, lm1, ... という識別番号が割り振られているものとする。

ロボットは各地点において、現在の進行方向に対して $\pm 60[deg]$ の範囲内でランダムに次の進行方向を撰択し、障害物回避を行いつつその向きに 10[cm] だけ前進するものとする。そして各観測地点においてパノラマ画像を取得し、ランダム物体の認識を行う。本シミュレーションでは、オクルージョンを考慮した上で視野角が $6.0[deg]$ 以上ある物体が認識可能であると仮定した。

また、距離関数 ϕ は、 $\phi(x) = ae^{-b \cdot x}$ とした。ただし、2つのパラメータ $a, b (> 0)$ は、MDS でのストレス値を最小化することにより求めた。

3.2 評価法

学習された地図の定性的観点からの正確性を測る指標として、本研究では以下の 2 種類の評価基準 (定性的配置誤差) を用いた。

三角形向きに基づく誤差 (Err_{ori}) : 真の物体配置図と、学習された物体配置図において、任意の 3 物体が成す三角形の向き (時計回り or 反時計回り) が異なっている割合。

ドロネー分割に基づく誤差 (Err_{del}) : 真の物体配置図と、学習された物体配置図の Delaunay グラフにおいて相違している辺の数の割合。

3.3 結果例

図 2 は、このシミュレーションで用いた 5 つの物体配置パターンの 1 つを示したものである。一方、図 3 は、500 ステップの移動によって得られた観測データから学習された物体配置図である。この作成地図の定性的配置誤差 (Err_{ori}, Err_{del}) は、 $Err_{ori} = 0.0288$ 、 $Err_{del} = 0.0933$ であった。

図 2 を含む 5 つの配置パターンについて、それぞれ 10 試行ずつ各 2000 ステップの観測データを得て、100 ステップごとに配置図作成を行ったときの定性的配置誤差の平均結果を示したのが図 4 および図 5 である。なお、図 4 の点線は、全ての三角形を考慮するのではなく、最大角が 170 度以下の三角形だけを対象にして (三角形向きに基づく) 定性的誤差を計算した結果を示したものである。

4. おわりに

本稿では、各観測地点において「どの物体同士が同時に認識可能であったか」という同時可視性の情報のみを用いて物体の配置図を学習する手法を紹介した。発表では、物体認識に誤りが発生する場合など、より様々なケースにおける本手法の性質について述べる予定である。

参考文献

[Kortenkamp 98] D. Kortenkamp and R. Bonasso and R. Murphy: Artificial Intelligence and Mobile Robots : Case Studies of Successful Robot Systems, MIT Press, 1998.

[矢入 03] 矢入, 平間, 堀: , ランダムマークの同時観測頻度に基づく環境地図作成法, ロボット学会誌, Vol.21, No.2, pp.86-97, 2003.