非静的環境における不完全地図を用いたロボットによる
自己位置推定法*田中 完爾^{*1}, 岡田 伸廣^{*1}
長谷川 勉^{*2}, 近藤 英二^{*1}Mobile Robot Localization with an Incomplete Map
in Non-Stationary EnvironmentsKanji TANAKA^{*3}, Nobuhiro OKADA,
Tsutomu HASEGAWA and Eiji KONDO^{*3} Graduate School of Engineering, Kyushu University,
6-10-1 Hakozaki, Higashi-ku, Fukuoka-shi, Fukuoka, 812-8581 Japan

One of the fundamental problems of the mobile robots is self-localization, i.e. to estimate the self-position by comparing sensor data and a map. In non-stationary environments, a robot should avoid to use changed objects as landmarks in the localization. In this paper, we propose a self-localization method that is robust against changes in environments. The method identifies changes from noisy and ambiguous sensor data. Since an object with a random shape may be added at a random position, it generates and utilizes multiple hypotheses about the changes. A number of simulation experiments have been performed in various environments, to demonstrate the effectiveness of the method.

Key Words: Mobile Robot, Self-localization, Change Detection

1. はじめに

ロボットが様々なタスクを実行する上で、環境内における自己位置を知ることは重要である。環境内の物体配置を記した地図とセンサデータを照合することによって、自己位置を推定する問題について、様々な研究が行われてきた⁽²⁾⁻⁽⁵⁾⁽⁷⁾⁽⁹⁾。Thrun らによると、自己位置推定問題には難しさの異なるいくつかのカテゴリが存在する⁽⁹⁾。環境が静的であり、自己位置が予めある程度分かっている場合には、比較的簡単なモデルを当てはめることができ、カルマンフィルタなどの方法を用いて自己位置が求まる⁽³⁾。これに対し、自己位置が完全に未知である場合や、環境が非静的である場合には、いくつかの未解決な課題がある。

自己位置が完全に未知である場合、地図中の全ての局所領域をセンサデータと照合しなければならない。類似した場所の存在により、しばしば自己位置を一意に決定することが出来ず、複数の仮説を生成しなければならない。誤った仮説を棄却するためには、移動を繰り返しながら多数の地点でセンサデータを取得する必要がある。自己位置の曖昧さを扱うために、確率的な推定方法に注目が集まっている⁽¹⁰⁾。

物体配置変化のある非静的な環境では、地図が誤ったものになる可能性がある。このため、地図とセンサデータを単純に照合することは、必ずしも正しい自己位置を得ることにつながらない。このような環境では、物体配置についても複数の仮説を生成すべきであると考えられる。ただし、物体配置に関する仮説は無数に存在し、その数を制約するため、何らかのヒューリスティクスを導入する必要がある。

本論文は、非静的環境における自己位置推定を対象とする。ただし、センサデータとして、一地点で取得した2次元の全方位距離データを用いる。また、移動物体は存在しないものと仮定する。

非静的環境では、複数の物体が相互の位置関係を保ったまま動くことは稀である、という性質を利用することが有効である⁽⁶⁾。すなわち、センサデータと地図を見比べて、位置関係が合致する物体群が見つかったならば、それらの物体の配置は変化していない可能性が高い。この考えは、投票法⁽⁷⁾により実現できる。すなわち、各センサデータについて、それが地図と合致する自己位置に投票し、得票数の多かった自己位置ほど正しいとみなす。以下、この方法を SM(Simple Matching) 法と呼ぶ。

SM 法は、多数決に基づいているため、物体配置変化の割合が小さい場合には有効であるが、大きい場合に

* 原稿受付 2003年4月15日。

^{*1} 正員, 九州大学大学院工学研究院(〒812-8581 福岡市東区箱崎6-10-1)。^{*2} 九州大学大学院システム情報科学研究院。

E-mail: kanji@mech.kyushu-u.ac.jp

Fig. 1 (a) Map. (b) Modified environment. There are 4 removed objects, and 6 added objects in the environment.

は対処できないと予想される。そこで、物体配置変化を見分けるための工夫が必要となる。一つのアプローチとして、本研究では、観測された物体の位置と形状をもとに、その物体が地図に記されたものと同一であるかどうかを判断することにした⁽⁸⁾。このようなアプローチはコンピュータビジョンの物体認識において用いられるが、さらに本問題では、自己位置や物体観測における曖昧さのために、多数の仮説を立てる必要がある。本論文では、こうした多数の仮説に基づいた物体配置変化の検出を行うことにより、非静的環境において自己位置を推定する方法を提案する。また、物体の密度と出現頻度の条件を変化させながら、各条件について1000通り程度の環境を計算機内に構築し、シミュレーションにより提案法とSM法を比較した。この結果をもとに、物体配置変化に対する本方法の有効性と限界を検証する。

2. 問題設定

2.1 物体配置の変化 物体配置の変化は、2種類に分類することができる。1つは、地図に記されていない物体の出現であり、これを物体出現と呼ぶ。もう1つは、地図に記されていた物体の消失であり、物体消失と呼ぶ。ただし、環境内における物体の移動は、ある地点における物体消失と、別の地点における物体出現の組み合わせであるとして扱う。図1に物体配置変化の例を示す。

2.2 センサデータ センサデータとして、2次元の全方位距離データが与えられているものとする。このようなデータは、全方位ビジョンセンサ⁽¹⁾などにより得ることができ、移動ロボットのナビゲーションなどによく利用される。各データは、各方位にある最も近い物体までの距離を測定したものであり、ランダムなセンサノイズ $\Delta d \in [\Delta d_a - \Delta d_b, \Delta d_a + \Delta d_b]$ が乗るもの

Fig. 2 Purpose of the localization. (a) Definition of the robot position. (b) Refining the robot position to more localized region.

とする。ただし、 $\Delta d_a, \Delta d_b$ は、ある一定値である。

2.3 地図 床面上の2次元領域をセルに分割し、各セルが障害物により占有されているかどうかの状態を記録した地図を利用する。各セルは、一辺10cmの正方形領域を指す。占有状態は、以下のいずれかの値をとる。UNKNOWN: 占有状態が未知である、OCCUPIED: 占有されている、FREE: 占有されていない。

2.4 自己位置推定の目的 自己位置推定の目的は、センサデータと地図を用いて、自己位置 (x_r, y_r, θ_r) をできるだけ狭い範囲に限定することである。ただし、 (x_r, y_r) と θ_r は、各々、ロボットの位置と姿勢を表し、図2に示すように、自己位置のとりうる範囲は、3次元領域 D により表される。

自己位置推定は、以下に示す3つのステージにより実行される。

1. 空間的に連続したデータ点をクラスタリングすることにより、物体を抽出する。
2. 抽出された物体を地図と比較することにより、明らかに変化である物体を検出する。
3. 残りの物体の“変化らしさ”を評価し、変化らしさの低い物体を地図と照合することによって、自己位置を推定する。

3. センサデータ処理

3.1 物体の抽出 センサデータから物体を抽出する方法としては、様々なものが考えられるが、本研究では、環境内にある物体が凸形状であることを仮定し、以下の簡単な方法を用いた。まず、全方位距離データを

Fig. 3 Extracting objects by searching object boundaries in the sensor data. As a result, 5 objects are extracted. 'X', 'Y', 'Z' indicate different types of boundaries.

反時計周りに走査しながら、物体の境界に属するデータを見つけ、データを物体毎にクラスタリングする。2点以上のデータ点を含むクラスタを、物体に対応するとみなし、センサ物体と呼ぶ。センサ物体の集合を S と表す。図3で、クラスタ'Z'は、ただ1つのデータ点しか含まないため、センサ物体とはみなされない。

物体の境界には2種類ある。一つは、孤立した物体の境界であり、あるデータと次のデータとの差が、閾値 T_1 よりも大きいならば、そのデータは境界に属するとみなす(図3中のタイプ'X'の境界)。もう一つは、隙間なく隣接した2つの物体からなる境界であり、あるデータが、両隣りのデータよりも $T_2 (< T_1)$ 以上大きいならば、そのデータは境界に属するとみなす(図3中のタイプ'Y'の境界)。

3.2 明らかな変化の検出 もし、どのような自己位置 $p(\in D)$ を仮定しても、あるセンサ物体が地図中の物体と合致しえないならば、そのセンサ物体は明らかに物体出現である。このような物体は、自己位置の推定に用いるべきではないので、検出し、 S から除外しておく。

あるセンサ物体と地図中のある物体が合致するかどうかの判定では、そのセンサ物体に含まれるデータと地図を比較する。すなわち、各データの許容範囲 $[d + \Delta d_a - \Delta d_b, d + \Delta d_a + \Delta d_b]$ の中に、少なくとも1つの OCCUPIED セルがあるならば、そのセンサ物体は地図と合致するものとみなす。

3.3 変化らしさの推定 変化である可能性が低いセンサ物体ほど、自己位置推定に適している。本節で

Fig. 4 Estimating parameters of sensor objects, as well as their likelihood of change. A short line segment represents a sensor data point. (a) Sensor object not occluded. (b) Sensor object partially occluded.

は、自己位置やセンサデータの不確かさを考慮しながら、あるセンサ物体 $s(\in S)$ の“変化らしさ”を評価する方法について述べる。もし変化らしさが、ある閾値 T_3 よりも小さければ、そのセンサ物体を自己位置推定に用いることができるものとみなす。

いま、物体が出現する位置と形状が、一様な分布に従うと仮定する。出現物体がとりうる全ての位置および形状のうち、センサ物体 s と合致するものの数を、それぞれ $U_p(s), U_s(s)$ と表す。このとき

$$U(s) = U_p(s) U_s(s) \quad (1)$$

は、観測されたそのセンサ物体が出現物体である事後確率に比例する。この $U(s)$ を変化らしさと呼ぶ。

自己位置と距離データの不確かさにより、センサ物体の位置には曖昧さがある。 $U_p(s)$ は、この曖昧さの大きさとなる。通常、自己位置の不確かさに比べて、距離データの不確かさは無視できるほど小さい。そこで、 $U_p(s)$ を自己位置の不確かさにより近似する。すなわち、自己位置のとりうる範囲 D の体積を $U_p(s)$ とする。

同様に、センサ物体の形状をパラメータにより表したとき、パラメータの曖昧さが $U_s(s)$ となる。ただし、複雑なパラメータ表現を用いると、 $U_s(s)$ を求める処理が複雑になり、ロボットのアプリケーションには適さない。ここでは、物体の幅 a および奥行き b という、2

つのパラメータのみによる簡単な表現を用いることにした。

出現しうる物体の候補からなる集合

$$O = \{(a, b)\} \quad (2)$$

を導入し、センサ物体 s と形状が合致する要素 $(a, b) \in O$ の数を、 $U_s(s)$ とする。センサ物体 s を幅 w と奥行き d により表し、 w, d の許容範囲を、 $[w_{lower}, w_{upper}]$, $[d_{lower}, d_{upper}]$ と表す。そして、センサ物体 s と物体 (a, b) の形状が一致するかどうかを、

$$(a \in [w_{lower}, w_{upper}]) \wedge (b \in [d_{lower}, d_{upper}]) \quad (3)$$

により判定する。ただし、センサ物体の見込角を θ としたとき、

$$w \simeq \{(r_{min} + r_{max})/2\}\theta \quad (4)$$

が近似的に成り立つものとし、 θ の許容範囲 $[\theta_{lower}, \theta_{upper}]$ を求めることによって、 $[w_{upper}, w_{lower}]$ を得る。図 4 に、各パラメータを図示する。

物体 s の背面は、その物体自身によって隠されているので、 d_{upper} は、常に無限大である。 d_{lower} は $(r_{max} - r_{min})$ となる。

センサ物体 s 中のデータ点を

$$\{p_i, p_{i+1}, \dots, p_j\} \quad (5)$$

と表すとき、 p_i と p_j の間の見込角が、 θ_{lower} となる。 θ_{upper} は、以下の手順により求める。

1. もし p_i か p_j のいずれかが測定範囲外であれば、 $\theta_{upper} = \infty$ として終了する。
2. p_i と p_j の間の見込角を θ_{upper} とする。
3. もし距離が r_{max} よりも小さいデータ点 $\{p_i, \dots, p_{i-1}\}$ があれば、それらが物体 s を部分的に隠していると判断する。そこで、 p_i と p_j の間の見込角を θ_{upper} に加える。
4. 同様に、もし距離が r_{max} よりも小さいデータ点 $\{p_{j+1}, \dots, p_j\}$ があれば、 p_i と p_j の間の見込角を θ_{upper} に加える。

4. 自己位置推定

4.1 投票法による推定 自己位置の不確かさ $U_p(s)$ は、しばしば非常に大きく、3 節の方法によっても変化を識別することができないことがある。このような場合、物体相互の位置関係を利用することは有効である⁽⁶⁾。すなわち、あるセンサ物体群 $H(\subset S)$ の位置関係と、地図中のある物体群の位置関係とが合致すれば、それらの物体群の配置は変化していない可能性が高い。

この考えに基づき、投票法により自己位置を絞りこむ方法を示す。ここでは、センサ物体群 S の任意の部分集合 $H(\subset S)$ を生成し、

- H 中の物体の配置が変化していない

という仮説が、全ての H について同等に確からしいとみなして投票を行う。すなわち、各 H について、 H 中の全センサ物体が地図と合致するような自己位置の範囲を求め、その範囲内の各位置に一票ずつ投票する。その結果、得票数が多い位置ほど、正しい自己位置である可能性が高いとみなす。

4.2 検証

この投票には、本来、物体配置変化に属さないセンサ物体だけを用いるべきである。そこで、最新の推定結果 D_H をもとに、 S 中の各センサ物体が物体配置変化に属するかどうかを検証し、属するとみなされたならば S から除外する。

ここでは、 S 中のあるセンサ物体 s を残りの $S - \{s\}$ を用いて検証するという方法をとる。すなわち、 $S - \{s\}$ の全ての部分集合 $H'(\subset S - \{s\})$ を生成し、各センサ物体群 H' が変化していないという仮定の下で、 s を検証する。まず、 H' 中の全ての物体が地図と合致するような自己位置の範囲 $D_{H'}$ を求め、 D の代わりに $D_{H'}$ を用いて不確かさ $U(s)$ を求め、 $U(s) < T_3$ であるかどうかを判定する。全てのセンサ物体についての判定が完了した後で、一度も判定条件を満たさなかったセンサ物体 s を信頼度が低いものとみなして S から除外する。

ここで、全ての $D_{H'}$ を算出しようとすれば膨大な計算時間がかかるが、各センサ物体 s が地図と合致する自己位置範囲 D_s が既に求まっていることを利用すると、各 $D_{H'}$ は、いくつかの D_s の積集合として求められる。すなわち、予め D_s の参照テーブルを作成しておくことによって、計算量の増加は殆どない。

もし、除外すべきセンサ物体が、1 つでも見つかったならば、誤った前提をもとに、自己位置を推定していたことになる。そこで、更新された S を用いて、4.1 節の推定処理を、始めからやり直す。なお、推定処理において、最も計算量を要するのは投票の部分であるが、再推定では前回の投票結果を利用できるので、再投票を行う必要はない。

以上の検証の結果、 S 中からセンサ物体が 1 つもなくなり、投票が行えなくなることがある。その場合、センサデータの不確かさが大きすぎたものと考え、ロボット位置の推定 D は更新しない。

5. シミュレーション

環境やロボットを計算機内に構築し、数多くの環境と物体配置変化に対して、自己位置推定のシミュレー

Fig. 5 Some examples of initial map and environment in the experiment. A is the number of sensor data points, while B/A represents the rate of changes.

ションを行った。図5に、実験で用いた地図と環境の例を示す。

5.1 設定 パラメータは、 $T_1 = 50[\text{cm}]$, $T_2 = 25[\text{cm}]$, $T_3 = 4.5 \times 10^5[\text{cm}^2 \cdot \text{deg}]$ と与えた。ロボット位置 (x_r, y_r) の初期推定を半径 $1[\text{m}]$ の円とし、 θ_r の初期推定を範囲 $[-10, 10][\text{deg}]$ とした。ロボット上には、全方位距離センサが搭載されており、距離 $3[\text{m}]$ 以内の最も近い物体までの距離を、100方向について取得する。本研究室で使用している距離センサの特性をもとに、 $\Delta d_a = 0[\text{cm}]$, $\Delta d_b = 5[\text{cm}]$ と与えた。 $O = \{(a, b) | a, b \in [10, 300]\}$ とした。地図の解像度は $9[\text{cm}] \times 9[\text{cm}]$ とし、環境のサイズは $9.6[\text{m}] \times 7.2[\text{m}]$ とした。投票用の3次元配列の解像度は、 $9[\text{cm}] \times 9[\text{cm}] \times 9[\text{deg}]$ とした。

シミュレーションでは、1000通り以上の多様な地図と環境の組を、以下の手順により自動生成した。(1) ランダムな個数の物体を、ランダムな場所に置くことによって、地図を生成する。ただし、その際、物体同士が重なり合わないようにする。物体は四角形であるとし、その頂点はランダムな位置に選んだ。物体の縦横の幅が、 $3[\text{m}]$ 以内に収まるようにした。(2) 物体を地図中に加えたり、既に地図中にある物体を動かしたりして、環境を生成した。物体を動かす際、いくつかの物体を動かすかをランダムに決め、その個数 n だけ、物体をランダムな位置に動かした。ただし、その際、物体同士が重なり合わないようにした。

提案法との比較のために、Simple Matching (SM) 法と呼ぶ方法の結果も示す。SM法は、提案法と同様に、投票により自己位置を推定するが、その投票の条件が異なる。提案法では、信頼度の高いと評価された各セン

サ物体が地図と合致する自己位置へ、一票ずつ投票していた。これに対し、SM法では、各データ点が地図と合致する自己位置へ投票する。

各環境における自己位置推定の難しさを計るための指標として、以下の2つを用いる。

A : いずれかの物体から返ってきたセンサデータの数

B : 出現した物体から返ってきたセンサデータの数

A が大きい程、センサデータ間の相互の関係を利用して、ロボット位置を正確に推定しやすくなる。 B が大きい程、誤認識の可能性が高くなる。この指標にしたがい、全ての環境を難しさにより分類した。まず、変化の割合を表す B/A をもとに、 B/A が $0.0 - 0.3$, $0.3 - 0.6$, $0.6 - 0.75$ の3つのグループに分類した。この各グループを、さらに、 A が $30 - 60$ と $60 - 100$ の場合の2つのグループに分けて、計6つのグループを得た。各グループには、地図と環境の組が500ずつ含まれている。

自己位置推定の達成度を計る一つの方法として、自己位置の推定値と真値のユークリッド距離を調べることが挙げられる。しかし、この評価法は、観測後に推定自己位置の事後確率分布が単峰性(e.g. ガウス分布)となり、その分布のピーク近傍に自己位置の期待値があることを前提としている。一方、近年 Thrun⁽⁹⁾らが指摘しているように、単一地点において観測後の事後分布は、単峰性とならないことが多い。

これに代わる評価尺度として、不確かさを

- 真の自己位置以上の得票数を得た位置候補の数と定義し、これを用いて自己位置推定の達成度を表す。この尺度により、自己位置分布の形状によらず、達成度を計ることができる。

Fig. 6 Results of experiments. 'PR' and 'SM' indicate the results of proposed method and simple matching method, respectively. Each figure shows the results for A is in 30-60 and 60-100. (a) B/A : 0-30%. (b) B/A : 30-60%. (c) B/A : 60-75%.

5.2 結果と考察

図6に、実験結果を示す。図中で、「uncertainty」は、不確かさの評価値を表す。縦軸の値「rate of experiments」は、各「uncertainty」値に対応する実験結果の割合 [%] である。ただし、4.2節で述べたように、提案法は、センサデータの不確かさが大きすぎると判断したときロボット位置の推定 D を更新しない。そのような結果は、このグラフには反映しなかった。

これらの結果より、以下のことが分かる。(1) 両方法とも、 $B/A < 0.3$ の場合は、比較的正確な結果を得ることができる。(2) 提案法だけが、 $B/A < 0.6$ の場合に、殆ど正確な結果を得ることができる。(3) $B/A > 0.6$ であるとき、両方法ともロボット位置を正確に推定できていない。SM法に比べて提案法が良い結果を示した理由は、投票条件の違いにある。SM法では全てのセンサデータの信頼度が等しいものと仮定して投票を行って

いるため、センサノイズや物体配置変化による不確かさに影響されやすい。これに対し、提案法は、物体配置変化に属さない可能性が高いセンサデータのみを用いて投票を行っているため、外乱による影響を受けにくかったと考えられる。

本手法では、環境内の物体を凸物体と仮定している。したがって、凹物体や、より複雑な形状をもつ物体の割合が多い環境では、提案法がうまく機能しない可能性がある。主に、以下のような問題が挙げられる。(1) 凹物体を幅と奥行により近似してしまうことにより、大きなモデル化誤差が生じ、不確かさ $U(s)$ を正確に評価することができない。(2) 1つの凹物体を、2つ以上のセンサ物体として認識してしまう。4.1節の処理では、各センサ物体につき一票の投票権があるため、凹物体が不当に多くの投票権を得てしまうことになる。これらの問題に対処するため、センサ物体の抽出法、パラメータ表現法について、さらなる検討が必要である。

6. むすび

本論文では、非静的環境における自己位置推定法を提案した。提案法は、自己位置と物体配置変化について複数の仮説を生成し、それらが同等に確からしいとみなした上で、投票方式によって自己位置を決定する。物体配置変化の位置や形状についての制約を極力設けていないため、様々な環境に適用することができる。シミュレーションにより、多様な環境と変化の下で提案法の有効性が示された。

文 献

- (1) R. Bunschoten and B. Kröse: "Robust scene reconstruction from an omnidirectional vision system", *Tech. Rep. IAS-UVA-02-02, Univ. of Amsterdam*, 2002.
- (2) J. Castellanos, J. Martínez, J. Neira and J. Tardós: "Simultaneous Map Building and Localization for Mobile Robots: A Multisensor Fusion Approach", *Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Automation*, pp.1244-1249, 1998.
- (3) G. Dissanayake, H. Durrant-Whyte and T. Bailey: "A Computationally Efficient Solution to the Simultaneous Localization and Map Building (SLAM) Problem", *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Robotics and Automation*, pp. 1009-1014, 2000.
- (4) J. Gutmann, W. Burgard, D. Fox and K. Konolige: "An Experimental Comparison of Localization

- Methods", *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, pp.736-743, 1998.
- (5) A. Howard, M. J. Mataric and G. Sukhatme: "Relaxation on a Mesh: a Formalism for Generalized Localization", *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, 2001.
- (6) G. Magin, A. Ruß, D. Burschka and G. Färber: "A Dynamic 3D Environmental Model with Real-Time Access Functions for Use in Autonomous Mobile Robots", *J. Robotics and Autonomous Systems*, vol.14, pp.119-131, 1995.
- (7) M. Restelli, D. G. Sorrenti, F. M. Marchese: "A robot localization method based on Evidence Accumulation and Multi-Resolution", *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems*, pp. 415-420, 2002.
- (8) K. Tanaka, T. Hasegawa, H. Zha, E. Kondo and N. Okada: "Mobile Robot Localization with an Incomplete Map in Non-Stationary Environments", *IEEE Proc. Robotics and Automation (ICRA)*, 2003.
- (9) S. Thrun, D. Fox, W. Burgard and F. Dellaert: "Robust Monte Carlo Localization for Mobile Robots", *Artificial Intelligence Journal*, 2001.
- (10) S. Thrun: "Robotic Mapping: A Survey", CMU-CS-02-111, 2002.
-