

全方位ステレオとレーザレンジファインダの統合による 移動ロボットの地図生成

Map Generation of a Mobile Robot by Integrating Omnidirectional Stereo and Laser Range Finder

○ 根岸 善朗 三浦 純 白井 良明 (大阪大学)

○ Yoshiro Negishi, Jun Miura, Yoshiaki Shirai (Osaka Univ.)

This paper proposes a method of making a map by integrating omnidirectional stereo and laser range finder. The robot first generates a map for each sensor. To cope with the uncertainty in range data, such as false objects and measurement errors, we develop a probabilistic uncertainty model of the sensor and use it for temporal integration of data. By integrating the maps of the two sensors, the robot obtains a reliable environment map. Experimental results of map generation and autonomous navigation in unknown environments show the validity of the proposed method.

Keywords: Autonomous mobile robot, Omnidirectional stereo, Laser range finder, Sensor fusion, Probabilistic model of uncertainty.

1 はじめに

移動ロボットが一般のオフィスや家庭などの複雑環境下において自律移動を行なうためには、複雑な形状の障害物を高信頼で認識することが必要となる。移動ロボットの視覚としては、レーザレンジファインダ [1] やステレオ視 [2] がよく用いられる。

レーザレンジファインダは角度方向、距離方向共に高い解像度と測定精度を持っているが、その多くは特定の平面上をスキャンするものであるため、その平面上の障害物しか検知できない。一方、ステレオ視では3次元的な距離情報を得ることができるが、そのデータの精度があまり良くなく、計算量も多くなる。また、特徴のない環境では距離が得られないという欠点がある。そこで、本研究では全方位ステレオ [3] とレーザレンジファインダを相補的に統合してすることにより、複雑な環境において信頼性の高い地図を作る手法を提案する。

本研究では個別のセンサごとに地図を作成する。このとき、誤観測や計測誤差といったセンサ情報の不確かさによる影響を減らすため、不確かさの確率モデルを構築し、そのモデルを用いて時系列データを統合する。次に二種のセンサ情報から得られた地図を統合して、最終的な環境地図を生成する。なお、ここでの地図とは、ロボットの移動可能な領域 (空き領域) を示したものである。また、静的環境を対象としている。

2 センサによる距離データの取得

2.1 全方位ステレオ

図1(左)に本研究で使用している全方位ステレオシステムを示す。このようにカメラの光軸が同じ鉛直軸上にあるように配置した2つのカメラの画像をパノラマ変換することで鉛直方向にエピソード拘束を持つ2枚の画像が得られるので、これに対して通常のステレオ対応付けアルゴリズムが適用できる。図1(右)に全方位画像を、図2にそのパノラマ変換した画像およびステレオ対応付け結果を示す。

PentiumIII-850MHz 計算機で、約0.18秒ごとにパノラマ視差画像 (360×50ピクセル、視差範囲50) が得られる。

全方位ステレオにより、ロボット全周における3次元的な障害物の距離データが得られる。ここでは、空き領域の地図作成が目的であるので、視差画像から各方向における最近傍

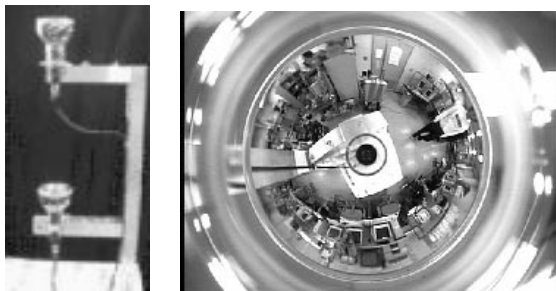


Fig. 1: Omnidirectional stereo system.

の障害物までの視差を取り出したものをステレオからの情報とする。

2.2 レーザレンジファインダ (LRF)

本研究で用いているレーザレンジファインダ (LRF) は、レーザ照射平面内の前方180度の範囲にある物体までの距離が測定できる。角度解像度1度で1回の観測に約0.18秒かかる。得られたデータの例を図3に示す。

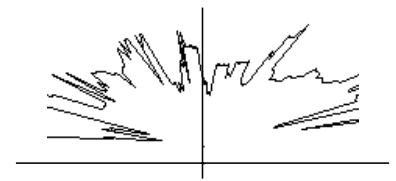


Fig. 3: Example range data of LRF.

3 確率モデルに基づく環境地図の統合

3.1 センサデータの解釈

センサデータから、ある点の状態を「障害物だという観測があった (occupied)」、「障害物でないという観測があった (free)」、「不明 (unknown)」の3種のいずれかに判断する。具体的には図4のように、観測値 R から、測距精度を考慮して R_{max} , R_{min} を決定し、その間に含まれる領域を occupied と解釈する。そして、 R_{min} よりも手前の領域を free, R_{max} よりも奥の領域を unknown と解釈する。また、ステレオで距離が得られなかった方向に関しては全て unknown として取り扱う。この解釈をもとにしてセンサごとの地図を作成する。この場合の地図とは、センサデータから求まる障害物の存在確率を各地点ごとに示したものであり、確率地図と呼ぶ。

3.2 不確かさの確率モデルに基づく時系列データの統合

一般にセンサデータには誤りが含まれているため、各回の観測において障害物が存在する位置に必ず観測が得られるとは限らない。逆に、ある地点に観測が得られたとしても、そこには実際には障害物が存在しないこともある。そこで、時系列データを統合して信頼性の高い地図を生成することを考える。

ここでは不確かさを確率を用いて表すことにする。ある地点 x に障害物が存在する事象を E 、障害物が観測される事象を O と名付ける。そして、毎回の観測データを統合して障害物が存在する確率 $P(E)$ を求めることにする。この確率の計算は地点ごとに独立に行なう。

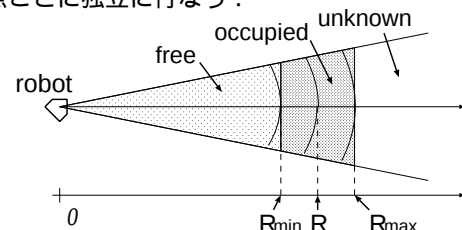


Fig. 4: Interpretation of range data.



Fig. 2: Omnidirectional stereo (upper: panorama image, lower: disparity image).

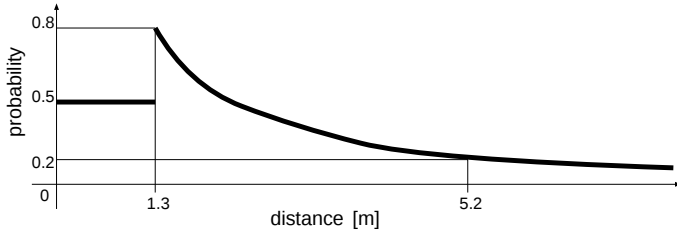


Fig. 5: Uncertainty model $P(O|E)$ of stereo.

ある観測が得られたときのデータの統合は以下の条件付き確率を求めることによって行なえる：

- 観測が occupied の場合： $P(E|O)$
- 観測が free の場合： $P(E|\bar{O})$

これらの確率は、ベイズの定理を用いて以下のように計算できる．

$$P(E|O) = \frac{P(O|E)P(E)}{P(O|E)P(E) + P(O|\bar{E})P(\bar{E})}$$

$$P(E|\bar{O}) = \frac{P(\bar{O}|E)P(E)}{P(\bar{O}|E)P(E) + P(\bar{O}|\bar{E})P(\bar{E})}$$

これらの式を用いて障害物の存在確率を更新する．不明と判断された点については確率地図は更新しない．また、初期確率は $P_0(E) = 0.5$ とする．ロボットが移動しながら得たデータを一つの地図に統合するには、ロボットの移動量を知る必要がある．ここでは、移動前後のレーザレンジファインダのデータを比較することにより、移動量を推定する．

以上の計算に必要な確率モデルは以下の2つの値である．

- 障害物が存在するときに、観測が occupied である確率 $P(O|E)$
- 障害物が存在しないときに、観測が occupied である確率 $P(O|\bar{E})$

ここでは、これらの値を経験的に決定する．

まずステレオについて考える．ある位置に物体が存在しても、物体表面のテクスチャや照明条件によって、正しいステレオ対応付けが得られるとは限らない．一般に遠い物体ほど画像中の大きさが小さくなるため、対応付けの信頼性が低下する．物体の画像中の大きさは物体までの距離に反比例するので、 $P(O|E)$ は物体までの距離に反比例するとする．上側の全方位カメラの下方限界視野範囲は約 1.3m であるため、 $P(O|E) = 0.8$ とする．また、ロボットから 1.3m 以内の点については、occupied の場合のみ更新し、その時は本当に障害物の一番手前を表しているのか分からないため、 $P(E|O) = 0.5$ とした．よって、確率モデルは図5のようになる．次に、 $P(O|\bar{E})$ を考える．これは誤対応で、偽の物体が観測される確率であるが、これは非常に起こりづらいと考えられるので、0.05 とした．

レーザレンジファインダの場合、観測精度は距離に依存しない．さらに、非常に高精度のセンサであるため、レーザレンジファインダによって観測可能な範囲に障害物が存在していた場合は、まず観測することができるであろうと考え、 $P(O|E)$ は全ての範囲で 0.9 とする．次に、 $P(O|\bar{E})$ についてであるが、鏡面反射により正しい距離が得られなかった場合がこれに相当する．これは、椅子やテーブルの脚などで時々起こるが、その可能性は低いと考え 0.05 とした．



Fig. 6: An example scene.



Fig. 7: Probabilistic grid map (left: stereo, center: LRF) and integration result (right).

3.3 2つのセンサデータの統合

確率地図の値から、しきい値を用いて「障害物」「不定」「空き」というラベルをつける．各センサによる地図のラベルを比較し、両方が「空き」とした場合、あるいは片方が「空き」もう片方が「不定」とした場合に、その点を空き領域とする．それ以外の場合は全て障害物領域とする．

図6のような環境の地図を作成した．図7に作成された確率地図とそれらを統合した空き領域地図を示す．確率地図は白いほど障害物の確率が高く、黒い領域は低い．空き領域地図は白い部分が安全領域で、黒い部分が危険領域となっている．ロボット正面のテーブルはレーザレンジファインダでは脚だけしか見えていないが、ステレオでははっきりと障害物領域だと認識されている．また、右後方のスペースは、ステレオでは特徴が少ないためぼやけた領域になっているが、レーザレンジファインダでは正しく認識している．

以上の手法で得られた空き領域地図を用いてロボットの自律移動を実現した．

4 おわりに

全方位ステレオとレーザレンジファインダの統合に基づく地図作成手法を提案した．データの不確かさに対処するため、まず各センサごとに時系列方向の観測を確率モデルで統合した障害物確率地図を作成し、次にその確率地図を基にして、空き領域地図を作成した．この手法により、センサ単体では環境認識が困難な環境であっても適切な地図を作成し、自律的に移動することができた．様々な環境での実験や、動的環境への対処が今後の課題である．

参考文献

- [1] M. Lindström and J.-O. Eklundh, “Detecting and Tracking Moving Objects from a Mobile Platform using a Laser Range Scanner”, IROS-2001, pp. 1364-1369, 2001.
- [2] 城殿, 三浦, 白井, “誘導による移動経験に基づく視覚移動ロボットの自律走行”, 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 8, pp. 1002-1009, 2001.
- [3] H. Koyasu, J. Miura, and Y. Shirai, “Realtime Omnidirectional Stereo for Obstacle Detection and Tracking in Dynamic Environments”, IROS-2001, pp. 31-36, 2001.