移動ロボットによる屋内3次元環境モデル生成と場所認識への応用

3D Indoor Environment Modeling by a Mobile Robot

and Its Application to Location Recognition

○池田 俊 三浦 純(大阪大学)

Suguru Ikeda and Jun Miura(Osaka University)

This paper deals with generation of 3D environment models. The model is expected to be used for location recognition by robots and users. For such a use, very precise models are not necessary. We thus develop a method of generating 3D environment models relatively simply and fast. We use an omnidirectional stereo as a primary sensor and additionally use a laser range finder. The model is composed of layered contours of free spaces, with textures extracted from images. Results of modeling and application of the model to robot localization are presented.

Keywords: Mobile robot, 3D environment model, Location Recognition

1 はじめに

屋内環境の3次元モデリングはロボティクスやコンピュータビジョンの分野において、よく行われている研究の一つである。過去の研究の多くは大容量のデータと幾何学的な推定を用いて正確な3次元環境モデルを作成していた。Thrunら[1]は拡張EMアルゴリズムを用いて、画像データや密な距離データをもとに、多平面のモデルを作成した。その方法は比較的大きな平面で構成されている廊下などの環境に適用された。StamosやAllenら[2]は連続した3次元データと2次元の画像から写真のようにリアルな3次元モデルの取得方法を提案した。Fleckら[3]はレーザレンジファインダ(以下LRFと略す)とパノラマカメラが搭載された移動ロボットを用いて3次元モデルの取得方法を提案した。Nevadoら[4]は密なデータから平面の法線を求め、3次元モデルの取得方法を提案した。これらの多くの研究は、仮想現実モデルや遠隔操作等に適用するため、できる限り精密なモデルを作成することに焦点を置いている。

本論文では、ロボットや人が簡単に場所を認識できるようにするために、全方位ステレオシステムとLRFを利用した3次元環境モデルの作成方法を提案する。

2次元の地図情報を用いて自己位置を決定する研究[5]はよく行われているが、3次元の幾何の情報と見えの情報は、効率的に場所を認識することが可能であると考えられる。場所を認識するためには、精密なモデルは必ずしも必要ではなく、比較的簡単なモデルの幾何の情報と見えの情報で十分であると考えられる。そこで本論文では、場所を認識できるぐらいの情報を持ち、近似されたモデルのモデリング手法を提案する。

我々の従来の研究[6]では、多くの複雑な物体が存在する屋内環境を、床に垂直な平面で近似されたモデルを作成していた。本論文では、ある程度の幾何情報を持ち、なおかつ簡単に作成するために、高さで3次元空間を分割し、それぞれの高さにおいて、近似された平面の集合を屋内環境の輪郭として作成することで、モデルを作成する。さらに各層の輪郭に対して、見えの情報を含めるためにテクスチャを作成し張り付ける。

2 3次元障害物地図作成

本節では、全方位ステレオシステムによる距離情報の取得方法および得られた時系列距離データから3次元障害物地図を作成する方法について簡単に説明するが、詳しくは[6]を参照されたい。

全方位ステレオ画像から円筒座標系に投影してパノラマ画像に変換し、上下の画像より、SADを対応の評価値としたステレオ対応付けアルゴリズムを適用し、視差画像を求める。その後、幾何関係よりロボットから物体までの3次元距離データを取得する。

ここで得られた距離データを量子化し、3次元voxel空間において得られた時系列距離データを確率モデルを適用して統合する。ここではステレオの量子化による誤差の不確かさを考慮し、3次元障害物地図を作成する。統合の際

Fig. 1: Experimental environment

必要となる各フレームにおける移動ロボットの自己位置については、子安ら[7]の方法を適用する。

時系列データが統合された後、各voxelにおいて、最終的に得られた確率が0.8以上を障害物とし、3次元障害物地図を作成する。実験データは図1の赤矢印のようにしたがって、室内から廊下に出て一周して室内に入る200フレームのステレオとLRFのデータを用いる。また、図2に3次元障害物地図の結果を示す。ここで、図2で示した3次元障害物地図を作成するのにかかる処理時間は約880[sec]であり、障害物を構成しているvoxelの数は82041個である。

Fig. 2: 3D obstacle map

3 3次元環境モデル作成

3次元環境をモデル化する上で、3次元空間を高さで4分割し、各層の物体データを近似した平面の集合を1つの層のモデルの輪郭とし、その輪郭の集合で3次元環境モデルを表す。屋内環境には様々な高さの物体、壁などが存在するので、我々は全方位ステレオから得られたデータから3つ、LRFから得られたデータから1つ、合計4つの高さの層から平面の集合を検出する。

まず始めにそれぞれの層から床に垂直な平面を探索する。その平面はロボットの経路の両側に存在する障害物を近似するものであり、また、動的輪郭法[9]の初期状態として用いられる。動的輪郭法とは、制御点の集合として表される閉曲線に対して、あらかじめ定義されたエネルギー関数の和 E を最小化するように変形し、エネルギー関数の極小状態において対象物の輪郭に一致させる輪郭抽出法である。それぞれの層のすべての輪郭は、輪郭の滑らかさ、物体データとの適合性、そして層間同士の一貫性を考慮に入れた上で、エネルギーを最小化するように同時に補正される。

3.1 三次元空間の分割

全方位ステレオでは視野の関係で、60[cm]から160[cm]まで範囲の高さの物体しか観測されない。この高さに含まれる典型的な物体はテーブル、椅子、PCなどのテーブルの上に置いてある物体、そして棚である。我々は以下のよう

Fig. 3: Search for the next line segment.

- layer 1: 60 [cm]~85 [cm] はテーブルや椅子のための層
- layer 2: 85 [cm]~120 [cm] はテーブルの上に置かれた物体のための層
- layer 3: 120 [cm]~160 [cm] は棚やその他の背の高い物体のための層

60 [cm] より低い物体に対してはLRFによって得られたデータを使用し、その層を layer 0 とする。1~3 の層に関して、我々は前節の3次元障害物地図を3層に分割し、それぞれの層の2次元グリッド地図に障害物 voxel を投影した。2次元地図のそれぞれのセルは2次元座標に一致する位置の障害物 voxel の数を保持している。また、従来研究 [8] で提案された2次元空き領域地図を作成し、平面探索に不要な物体データ (2次元空き領域上にあるごみ領域とみなせるもの) を取り除いた。

3.2 初期平面の探索

ロボットが移動すると、ロボットの左側と右側で障害物のデータが更新されていくので、両側で別々に平面を探索していく。床に垂直な平面は、2次元平面上では線分となるので、各層において障害物にフィッティングする線分を探索する。その線分発見のための詳細なステップは、以下の通りである。

3.2.1 初期探索点の選択

ロボットの最初の位置において、ロボットの両側で別々に探索し、初期点を決定する。その初期点は近傍領域内のセル値の合計が最大になる点とする。

3.2.2 線分の繰り返し探索

図3のように、現在の点から線分の終点を探索する。探索方向 θ については、一つ前に求められた線分に対して-70度から70度までの範囲を探索する。探索する線分の長さ R については、50cmから300cmの範囲を探索する。線分の長さの制限は、短い線分だけの集合にならないためと同時に、障害物データによりマッチングした線分を探索するためにある。

それぞれの探索において、障害物と判断された点を探索していく。そして、現在の始点とその点を結ぶ線分上にある画素値の平均を計算し、それがしきい値 (現在は2.2) 以上であればその点を次の線分の終点の候補点とする。障害物データに大きなギャップがあったり、長さの制限に到るまで直線上を探索する。その候補点の中で、空き領域に近い方向から30個の候補を取り、セル値が最大になる点を選択する。その選択された点が次の探索の始点となる。

ギャップが大きいかどうかの判断のしきい値は現在は60 [cm] と設定している。この値はロボットの幅と同じサイズであり、言い換えれば、ロボットが通ることのできない空き領域は最終のモデルでは表さないことを意味する。

もし上の探索でまったく候補点が見つけれなかったときは、上で述べた探索初期点と同じ方法で始点を検出し、探索を繰り返す。図4(a)(c)(e)(g)はそれぞれの層3,2,1,0での初期平面の探索結果を示している。

3.3 動的輪郭モデルを用いた輪郭の補正

上述した方法で探索された各層の平面を、滑らかさを保ちつつ障害物のデータにフィットするように補正する。また、1つの3次元幾何マップを表現するために、層と層の関係も考慮する。この目的のために、我々は動的輪郭モデル [9] を適用する。

3.3.1 制御点の生成

折れ線モデルを用いて、床に垂直な平面の連りの2次元形状を表す。初期の線分として先程探索された平面の端点を動的輪郭モデルの制御点として用いる。さらに、長い線分に関しては、制御点を追加する、最終的に制御点間のすべての間隔が1.0 [m] 以下になるようにする。

3.3.2 エネルギー関数

それぞれの制御点で以下のエネルギー関数を用いる

$$E = \alpha E_{\text{internal}} + \beta E_{\text{external}} + \gamma E_{\text{between}}, \quad (1)$$

ここで E_* は下で定義された関数であり、また α, β, γ はそれぞれの関数の重みである。

E_{internal} は輪郭の滑らかさを評価するためのものであり、それは以下の二つの関数の合計として定義される

$$E_{\text{internal}}^1 = \|v_c - v_p\| + \|v_c - v_n\|, \quad (2)$$

$$E_{\text{internal}}^2 = \| (v_n - v_c) - (v_c - v_p) \|, \quad (3)$$

ここで v_c は現在の対象とされている制御点の位置、 v_p と v_n はそれぞれ前の点、次の点を示している。また、 $\|\cdot\|$ はユークリッドノルムを示している。 E_{external} は障害物データにどれだけフィットしたかを評価するためのもので以下のように定義される。

$$E_{\text{external}} = -G * I_{\text{obs}}, \quad (4)$$

ここで I_{obs} は一つの層での二次元障害物地図の画素値であり (1ピクセルは5 [cm] × 5 [cm] に対応している)、 G は $\sigma = 6.0$ [pixel] のガウシアンオペレータ、 $*$ は畳み込みを示している。

E_{between} は層間の整合性を評価するためのものである。それは画像内での隣接する層の輪郭までの距離 D で定義され、その定義は以下に示される。

$$E_{\text{between}} = \begin{cases} -\frac{100}{D+1} & (0 \leq D < 100) \\ 0 & (100 \leq D) \end{cases} \quad (5)$$

すべての層のすべての制御点のエネルギー E の合計は最小化すべき目的関数とする。最小化のステップは以下に示す。

// Sequential minimization

```
while (true) do {
  for i = 3 to 0 do { // Minimize energy in each layer
    for each control point do {
      Move to one of 8-neighbors
      which minimizes the energy of the point; }
    if no point has moved in this round then break;
  }
}
```

現在、我々は以下の重みを用いている。(1): $\alpha = 1, \beta = 4, \gamma = 100$ 。図4(b)(d)(f)(h)は平面探索の最終結果を示している。動的輪郭モデルを適用すると、多くの位置が補正されている中で、青の楕円で描かれているものは明らかに補正の効果が見てとれる。

Fig. 4: Initial and final detected plane segments drawn by red lines. Black points represent obstacle cells in each layer; the gray region indicates the free space; the green line indicates the trace of robot movement.

Fig. 5: Overview of the environment model

3.4 テクスチャの抽出およびマッピング

上述した方法で各層それぞれの輪郭が得られた。この輪郭に見える情報を追加するため、全方位画像からテクスチャを得る。各層の輪郭は折れ線モデルとなっているので、それぞれの平面に最適なテクスチャを抽出し、その平面に貼付ける。最適なテクスチャの取得方法は [6] を参照されたい。

4 3次元環境モデル作成結果

実際にロボットを図1のように移動させ、得られたデータを用いて提案手法により3次元環境モデルを作成した。初期輪郭平面の集合を作成するまでの処理時間、動的輪郭

Fig. 6: 3D environment model (left) and actual environment (right).

追跡にかかる処理時間、そして、テクスチャを取得しマッピングするまでの処理時間はそれぞれ、2.6[sec], 17.1[sec], 約 30.0[sec] である図5は得られた3次元環境モデルの全景である。また図6は2つの位置からの3次元環境モデルと同じ位置からのデジタルカメラによる実際の環境の例である。図5から、全体のモデルは実際の複雑な環境を比較的良く表していることがわかる。また図6からは、人がモデルを見てもその場所がどこであるかを認識することができる。

5 3次元環境モデルを利用した場所認識

この研究の目的は以下の2つの特性を持った3次元環境モデル作成方法を提案することである。

- 単純でかつ作成コストが少なくすむ
- ロボットや人のための場所を認識するツールとして、モデルが十分なデータを保持する

この節ではモデルを利用した場所の認識問題について取り組み、作成したモデルが2番目の特性を満たしているかどうかを示す。自己位置を決定するために、ロボットは全方位ステレオから連続したデータ（現在は10フレーム分）を用いて、局所的な3次元障害物地図を作成する。局所的な3次元障害物地図の作成に関しては2節と同様にする。

以下に自己位置決定の方法を示す。まず自己位置の候補点の決定する。モデルを作成したときに使ったデータから、ロボットがデータを取得した位置を候補点(200個)とする。次にモデルの幾何情報を用いて、候補点を以下の手順で絞る。それぞれの候補点の位置で、全体のモデルから3[m]以内の平面を抽出し、0~360度の範囲で候補点から平面までの距離を求め、方向-距離の分布を作成する。同様に先程求めた局所的な3次元障害物地図からも方向-距離の分布を作成する。そして、その2つの分布を用いて、距離の差の絶対値の和を用いて比較する。後者の分布をずらしながら比較し、最も差が小さくなった方向をその候補点の差の代表値として保持する。すべての候補点から、差異が小さいものを選択するように絞る。ここで、連続した候補点を選ばないように選択された候補の前後3つの候補点は選択しない。また、候補点は差が最も小さい差の1.8倍の値以内のものを選ぶようにする。

次にもっとも良い場所を決定するためにテクスチャの情報を使用する。幾何情報を用いて残った候補で、抽出した平面のテクスチャを現在の画像から抽出してテクスチャを作成する。そしてそれらを3次元モデルのテクスチャと比較する。比較は低解像度(32×32 pixels)のテクスチャで実行し、比較の基準としてSADを用いる。最終的にテクスチャの差異が最も小さい位置を候補の中から決定する。

図7は場所の認識結果の一例について示している。緑色で示されたものが幾何情報で選択された候補点、青色で示されたものが現在のロボットの位置、そして、見えの情報により決定された位置が赤色で示されている。また、モデルから抽出したテクスチャと今回使用したデータから得られたテクスチャの違いについても示している。

認識するために使用したデータは120個存在し、まず幾何情報より現在の位置から1m範囲内に候補点があるものが77個であった。候補点が1m範囲内に含まれない理由として、局所的な3次元障害物地図のデータが極端に少ないことが考えられる。対応策としてLRFの情報も使うことで改善できるのではないかと考えている。テクスチャの比較については、幾何形状の誤差や証明条件の変化のため、SADによる比較に明確な差異が出ないことがあり、その場合間違った候補が選ばれてしまう可能性が高い。よりロバストな認識方法を考える必要がある。

処理時間は以下の通りである。1つの距離分布を作成するのに0.03[sec]、200の候補点からしきい値以上の候補点を選択するのに0.23[sec]、そして、テクスチャを用いて1つの候補に絞るまでに0.23[sec]である。

6 おわりに

本論文では全方位ステレオとLRFを搭載した移動ロボットを用いて、3次元屋内環境モデルの作成方法を提案した。モデルは比較的簡単に作成することができ、かつロボットやユーザーにとって場所を認識するための十分な幾何または見えの情報を持っている。モデルは以下の3ステップによって作成される。まず始めに全方位ステレオとLRFの距離データから、3次元障害物地図を作成する。次に3次元空間を4層に分け、2次元輪郭を探索して動的輪郭追跡を適用し、輪郭を補正する。そして最後に、全方位画像か

Fig. 7: Localization Result

ら輪郭中の各平面に適したテクスチャを抽出し、貼付ける。得られた最終的なモデルは複雑な環境を比較的良好に表している。本論文ではまたロボットが場所を認識する問題に対するモデルの適用についても述べた。自己位置決定については、幾何と見えについて3次元環境モデルと局所的な3次元障害物地図を比較して、ロボットの現在いる位置を決定する。実験から作成したモデルはロボットの自己位置決定にとって十分な情報があることを示している。

今後の課題として、モデリングの処理時間の削減が挙げられる。現在、ロボットはすでに移動した後のデータを利用して、3次元環境モデルを作成している。移動しながらモデルを作成できるように考えているので、データ量と処理時間の関係を調べ、認識に必要な十分な量のデータを保持しつつ、どれだけ処理時間を削減できるかを調べている。また別の課題として、ユーザーが場所を認識するためにモデルを利用することが挙げられる。特にロボットとユーザー間の場所情報のコミュニケーションのためのインターフェイスとしてモデルを利用することを考えている。

参考文献

- [1] S. Thrun et al.: A Real-Time Expectation Maximization Algorithm for Acquiring Multi-Planar Maps of Indoor Environments with Mobile Robots, *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 20, No. 3, pp. 433-442, 2003.
- [2] I. Stamos and P.K. Allen: Geometry and Texture Recovery of Scenes of Large Scale, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 88, pp. 94-118, 2002.
- [3] S. Fleck et al.: Omnidirectional 3D Modeling on a Mobile Robot using Graph Cuts, In *Proceedings of the 2005 IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1760-1766, 2005.
- [4] M.M. Nevado, J.G. Garcia-Bermejo, and E.Z. Casanova: Obtaining 3D models of indoor environments with a mobile robot by estimating local surface directions. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 48, pp. 131-143, 2004.
- [5] S. Thrun: Robotic Mapping: A Survey, Technical Report CMU-CS-02-111, Carnegie Mellon University, 2002.
- [6] 池田, 三浦, 白井: 全方位ステレオを備えた移動ロボットによる三次元室内環境モデリング. ロボティクス・メカトロニクス講演会'05 1 A 1-S-039.
- [7] 子安 大士, 三浦 純, 白井 良明: 不確かさを考慮した複数のスキャンマッチング結果の統合による移動ロボットの移動量推定. 日本ロボット学会誌, Vol. 23, No. 2, pp. 263-271, 2005.
- [8] 根岸, 三浦, 白井: 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. 日本ロボット学会誌, Vol. 21, No. 6, pp. 690-696, 2003.
- [9] A. Blake and M. Isard. *Active Contours*. Springer-Verlag, 1998.