

# 移動ロボットを用いた適応的センシング手法の提案

藤本敬介<sup>†</sup> 紅山史子<sup>‡</sup> 守屋俊夫<sup>‡</sup> 中山泰一<sup>†</sup>

<sup>†</sup>電気通信大学 情報工学科

<sup>‡</sup>(株)日立製作所 基礎研究所

## 1 はじめに

レーザ距離センサの高精度化に伴い、大規模かつ高精度な現実環境の再構築に関する研究が盛んに行われるようになった。大規模な環境を取得する場合、大量のデータを処理する必要がある。そこで少ない視点数で効率よく環境を取得するための計画法が提案されている。しかし、効率の良い取得を行ったとしても、床や天井などの複数視点から共通して見ることの出来る領域について、データが重複してしまう。一方、複数視点から共通して見ることの出来る領域は一般的に単純な形状である事が多く、本来少ないデータで形状の再構築が出来ると考えられる。本研究では、対象形状の複雑さからデータ取得時にセンサ密度を適応的に変化させる、効率の良い取得計画法の提案を行う。

## 2 関連研究

現在まで効率よくモデルを作成するために多くの視点計画が提案されてきた。視点計画は、事前知識を持つ場合と持たない場合に分けられるが、ここでは後者の手法について述べる。Gonzalez[1]らは2次元地図上での効率よい経路計画を行った。Nuchter[2]らはロボットの移動量が少なく、新しく得られる情報量が多くなる経路を作成することでBirlinghoven城のメインホールのモデル化を行った。

## 3 適応的センシング手法

本手法では、視点位置を入力した場合どの方向に関してセンシングを行うべきかを決定し、有用な方向のデータのみを取得する。評価計算のために“View-tree”、“Data-tree”という2種類のOctreeを定義する。本節ではそれら構造、評価計算およびセンサ密度の調整手法について述べる。

### Adaptive sensing method for reconstruction of indoor environment using mobile robot

Keisuke Fujimoto<sup>†</sup>, Fumiko Beniyama<sup>†</sup>, Toshio Moriya and Yasuichi Nakayama<sup>‡</sup>

<sup>†</sup>The University of Electro-Communications <sup>‡</sup>Advanced Research Laboratory, Hitachi Ltd.

### 3.1 View-tree

View-treeは、定義された全領域をOctree構造で分割したものである(図1)。各ノードは、担当する領域の取得状況により“empty”、“occupied”、“unsearched”のいずれかの状態を保持する。“empty”ノードは、ノードが担当する領域を既に取得済みで、かつその領域が空であると判断された場合を表し、“occupied”は担当領域内に、環境内のオブジェクトが検出された場合を表し、また“unsearched”は未探索を表す。これら状態を図に示す。各“occupied”ノードはそれぞれData-treeを内部に持つ。

### 3.2 Data-tree

Data-treeは、各View-treeのノード内に保持され、センサから取得されたオブジェクトの表面の点群データの情報を持つ(図2)。“occupied”属性を持つView-treeのノード内に、新たにデータが入力されると、データの座標がそのノードが持つData-treeに渡される。Data-treeのノード内で点の数が一定数に達すると、ノード内の点を用いて最小2乗近似を行い曲面のフィッティングを行う。近似曲面からの誤差値が一定未満の場合は、再分割を行い子ノードにデータを振り分ける。

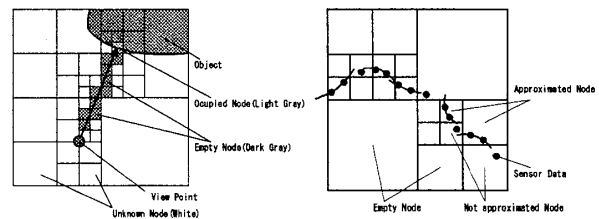


図 1: View-tree

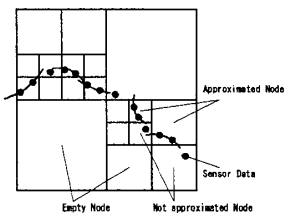


図 2: Data-tree

### 3.3 評価計算

本節では入力データが有効となるかどうかの推定評価計算手法について述べる。評価値は、ユーザがデータ取得を行う予定の視点位置・角度を入力した後に、その地点から得られるデータがどれ程有用であるかを予測して計算される。視点位置からのデータが有用であるとは、その地点から新しい情報が多く得られると予

測できる場合とする。評価式を以下のように定義する。

$$E(i) = \frac{1}{N_i} \sum_{n=0}^{N_i} (P_{i,n} \times W_{i,n}) \quad (1)$$

各方向への評価値はその方向のデータ  $i$  を一定距離毎に分割し、各地点での評価値の平均を用いる。  $N_i$  は各方向におけるデータ  $i$  の分割数、  $P$  は各地点でのオブジェクトの存在確率、  $W$  は各地点での重みとする。もしも  $E(i)$  が高ければ  $i$  方向のセンサデータは有用となるとする。

$P$  は、指定位置にオブジェクトが存在する確率を示す。もしも指定位置が既に取得済みの場合、この値は明らかである。ここで“View-tree”の担当ノードに問い合わせを行い、“empty”セルであるなら0、“occupied”セルならば1とする。一方、この領域が未探索である場合、存在確率をパラメータとして与える。

$W$  は、その領域から得られるデータがどれ程有用になるかを示す。もしもその領域のオブジェクトが平面である場合、少ないデータ量で形状を近似できる。一方複雑な形状に関しては多くのデータが必要となる。つまり、形状を現すのに必要なデータ量は形状に依存する。そこで  $W$  を点群を曲面で近似した場合の誤差量の総和によって定義する。ただし、周辺が未取得である場合は、確実に新しい情報が得られるため  $W = 1$  とする。

この評価値  $E$  を用いてセンサ密度の決定を行う。入力された視点から見る事の出来る範囲を  $30 \times 30$  に分割し、それぞれの方向に対して評価計算を行う。評価値の少ない方向へは密度を下げてデータの取得を行う。一定以下の方向に関してはデータの取得を行わない。

これらにより、各方向へのセンサ密度は決定されデータ取得が行われる。取得されたデータを用いて“View-tree”、“Data-tree”の更新を行う。

#### 4 実験

本手法を日常的に使用されているオフィス環境において適用した。図4は全てのデータを使った場合、図5は本手法を適用した場合の床に対する比較である。本手法により、低いセンサ密度による取得で、データ量が削減できていることが分かる。一方、図6、図7は複雑な部位での比較である。形状が複雑である場合、従来と同程度のセンサ密度で取得できていることが分かる。最終的にオフィス環境の取得データ量を1134917点から648560点にし、およそ43%のデータを削減する事が出来た。

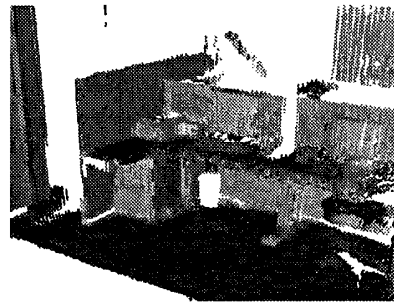


図3: 作成したモデル

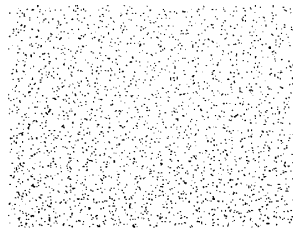


図4: 全データを用いた床における点群

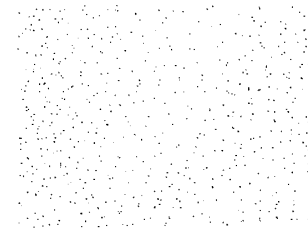
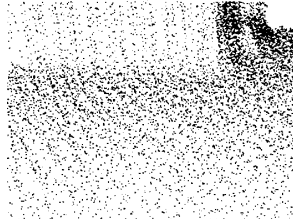


図5: 本手法による床における点群

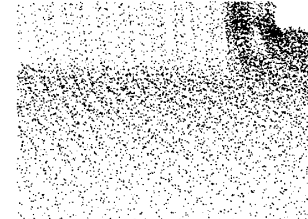


図6: 全データを用いたキャビネットにおける点群

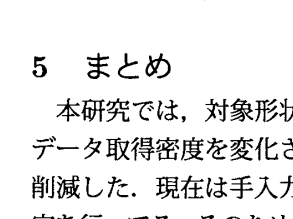
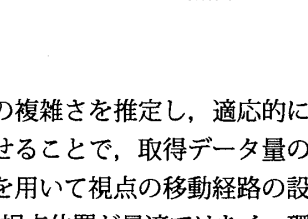


図7: 本手法によるキャビネットにおける点群



#### 5 まとめ

本研究では、対象形状の複雑さを推定し、適応的にデータ取得密度を変化させることで、取得データ量の削減した。現在は手入力を用いて視点の移動経路の設定を行っている。そのため、視点位置が最適ではなく、環境取り込みの労力が大きい。そこで、今後従来の視点計画と本手法を組み合わせる事で、より効率の良いデータ取得を行う。

#### 参考文献

- [1] Gonzalez-Banos, H., Mao, E., Latombe, J.C., Murali, T.M., and Efrat, A., Planning robot motion strategies for efficient model construction. In Int. Symposium of Robotics Research, pp.345-352, 1999.
- [2] Nuchter, A., Surmann, H., and Hertzberg, J. Planning Robot Motion for 3D Digitalization of Indoor Environments, in Proc. of the 11th Int. Conf. on Advanced Robotics, 2003.