

局所選択型物体モデリングに基づく三次元環境データの自動構造化に関する研究

山川 康平¹ 岩切 浩亮¹ 鹿嶋 雅之¹ 福元 伸也¹ 佐藤 公則¹ 渡邊 睦¹

概要：物体モデリングの局所選択を利用した新しい位置合わせ手法と環境データの自動構造化を提案する。環境データ内の物体に対して、作成したモデルを利用し形状情報や色情報から物体認識を行う。認識後に環境データ内のオブジェクトデータと作成したモデルを置き換え構造化する。構造化することで環境地図上データの欠損を対処できる。また、局所選択を利用した位置合わせの改良によりモデリングの精度向上を行った。ロボットを利用し取得した3次元データに対して局所選択を行い位置合わせすることで全点を利用した位置合わせ手法より高精度なモデリングを実現した。局所選択型物体モデリングと環境データの自動構造化実験を行い、有効性を確認した。

キーワード：ロボット, 3次元形状, 形状モデリング

Research on automatic structure construction of 3D environment data based on important object model parts selection

KOHEI YAMAKAWA¹ KOSUKE IWAKIRI¹ MASAYUKI KASHIMA¹ SINYA FUKUMOTO¹
KIMINORI SATO¹ MUTSUMI WATANABE¹

Abstract: Object recognition of surrounding environment is important issue for navigating autonomous mobile robots. Therefore, researches of “automatic environment constitution” and “intelligent space construction” have been actively done in recent years. The purpose of this research is automatic structure construction of 3D environment data acquired by multiple mobile robots. “local selection model construction method” is nearly proposed to create high accuracy object model. Target data used for modeling is divided into several local parts to compare the registration results. Modeling accuracy is improved by selecting the local part with best registration result. Experimental result has shown the effectiveness of the proposed method.

Keywords: robot, 3d shape, object modeling

1. 緒言

近年、自律移動ロボットの社会進出が大変目覚しくなっている。自律移動ロボットが社会で活動していく上で周囲の状況を把握することが重要である。それにともない、ロボット自身が周囲の状況を把握するための環境地図など環境に関する情報の取得や表現とそのアクセスを考える環境構造化の研究、ロボットにとって空間はどうあるべきかという空間知能化の問題の研究が盛んに行われている [1] [2].

本研究では環境地図内の物体を対象物としモデリングを行い、作成したモデルを用いて環境地図内のデータを自動構造化することを目的としている。本研究における環境データの構造化とは、距離データとして取得される環境地図に対して3次元モデルと照合することで机や椅子といった枠組みを与えることを表している。構造化することでロボットが利用する際に環境データ内の物体情報をより正確に取得できるようにする。また、環境データに欠落がある場合においても物体情報から欠落の補完を行うことができる。環境データ内の物体に対して作成したモデルを利用し

¹ 鹿児島大学大学院理工学研究科

形状情報や色情報から物体認識を行い、認識後に環境データ内のオブジェクトデータ部分に作成したモデルデータの情報を付加することにより構造化する。また、局所選択を利用することによって改良した位置合わせ手法を用いて高精度な物体モデリングを行う。今回、ロボットによるモデリングと位置合わせ手法の改良、環境データの自動構造化を提案する。

2. 従来手法

2.1 環境データ

ロボットが周囲の状況把握のための研究として環境地図作成などの研究が行われている [3]。環境地図の作成時のデータ取得手法としてセンサを人が設置してのデータ取得やロボットによるデータ取得 [4] などがある。しかし、いずれの場合においても観測点や観測される物体の構造などによって死角が発生しデータ取得のできない箇所がある。そのため、作成した環境データにおいてもデータの欠落が出る。環境データの構造化では必要な時に必要な情報を取得できるようにするため環境地図の情報だけでなくそこに他の機器で取得した情報などを付属させる。環境データの構造化の研究として GIS (Geographic Information System) を用いてその位置・範囲と属性情報を対しロボット用に整備された環境構造化の提案 [5] などがある。本研究では、環境データ内の物体に対してあらかじめ作成した物体モデルを用いて構造化を行うことで 3 次元情報でしかない環境データに対し物体ごとの枠組みを与え、モデルの情報から環境データの欠落に対処した。

2.2 位置合わせ手法

モデル作成時の位置合わせ手法として ICP アルゴリズム [6][7] が利用されている。しかし、通常の ICP ではデータ間の全点群で最近傍点を計算し対応付けを行うことで位置合わせを実行するため初期値の設定やデータの欠落によって局所解に陥ってしまい間違った位置合わせが行われる問題点がある。また、kinect や Xtion といった RGB-D カメラは赤外線を利用し三角測量の手法を用いて距離データを取得しているため、照射した赤外線が観測しにくい対象物の淵や測定した角度・距離によってデータの欠落やノイズがある。そのため、ICP による位置合わせの際にデータの誤差や欠落が影響する。そこで、今回提案する局所選択型 ICP によって位置合わせの精度向上を行った。

3. 提案手法

我々の研究グループでもロボットの自律移動を目的とした物体認識や状況把握のための環境地図作成・環境構造化に関して研究を行っている [8]。環境地図作成では RGB-D カメラ、LRF (Laser Range Finder)、オドメトリを用いて自己位置推定の精度を向上させた。作成した環境地図の例を

図 1 に示す。しかし、移動の際の死角や一台のロボットでデータ取得を行ったことにより作成した環境地図にデータの欠落が見られる。そのため、ロボットが使用する際に完全な情報を取得できないという問題がある。そこで、環境データの構造化を利用する。環境データ内の物体に対し、あらかじめ作成した物体モデルを用いて構造化することで環境データ内の欠落をモデルデータから補完する。また、元の環境データでは環境の情報を 3 次元距離情報として取得できるが物体ごとの情報を取得することができない。環境データの構造化を行うことで、ロボットが利用する際に椅子や机などの物体ごとの情報取得が可能となる。

環境データ内に存在する物体のモデリングを行い、作成したモデルを用いることで環境データ内の自動構造化を行う。モデリングにおいてはロボットによるモデリングシステムと改良した位置合わせ手法を利用することで高精度なモデリングを目指している。流れを図 2 に示す。

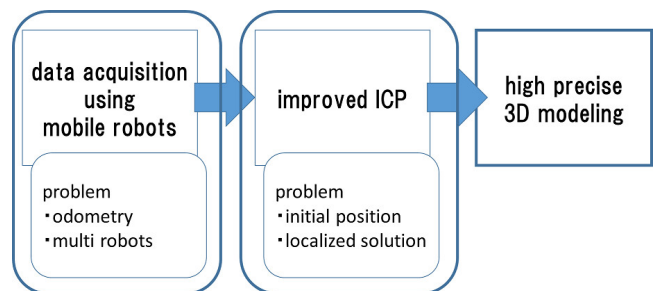


図 2 Block diagram

3.1 物体モデリング

モデル作成時のデータ取得方法としてターンテーブルを使つてのデータ取得やカメラを人が移動させて行うデータ取得、ロボットを利用して行うデータ取得などがあげられる。本研究ではこの中から対象物を移動させずに自動でのデータ取得が可能なロボットによるデータ取得を行う。1 台のロボットによるデータ取得では死角があるので、高さの異なる 2 台のロボット利用して観測を行うことでお互いに存在する死角を補い合わせた。ロボットでデータ取得を行う場合、オドメトリによるロボットの自己位置推定から観測位置を決定する。しかし、オドメトリにはモーターエンコーダーの誤差や床のすべり等で自己位置推定に誤差が出る。カメラを利用して自己位置推定を行う手法があるが、外部に特徴が少ない場合誤差がより大きくでる。そこで位置合わせ手法として一般的に利用されている ICP アルゴリズムを利用してこの誤差の修正を行った [9]。オドメトリと ICP を利用したモデル作成によりモデリングを行うことができたが、通常の ICP を利用した場合では局所解に陥ってしまい、ずれが残っている部分が見られたた

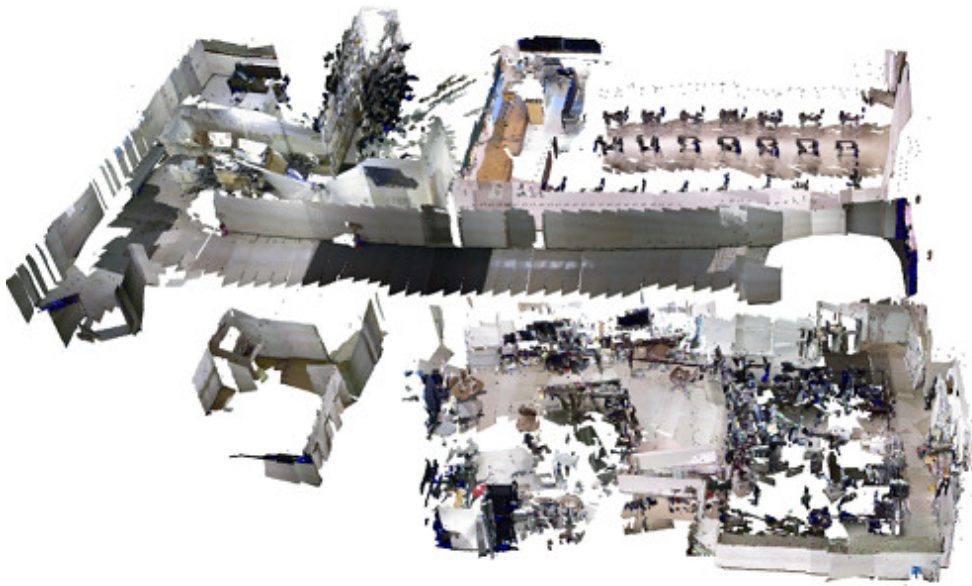


図 1 Example of 3D environment data

め、位置合わせ手法の改良を行った。モデリング手法の流れを図 3 に示す。ロボットを利用しデータ取得を行い、オドメトリにより初期位置を設定する。初期位置を設定したデータに対し ICP を用いて位置合わせを行いデータを統合し物体モデルを作成する。

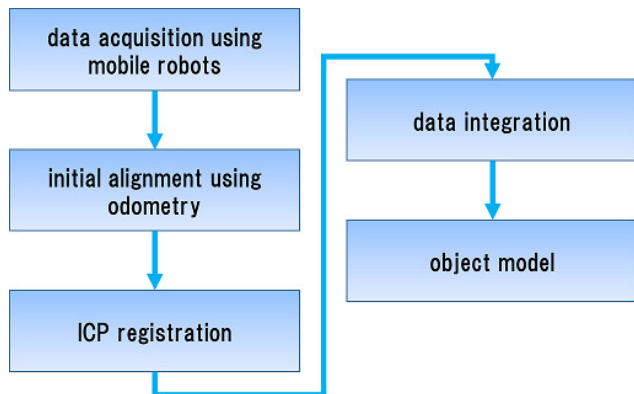


図 3 Flow chart of modeling

3.1.1 ロボットの利用

データ取得はロボットを利用して行う。ロボットを用いることにより対象物の移動やカメラの設置などを行わずに自動でデータ取得を行うことができる。また、ロボットの自己位置情報を利用することでデータ取得時点での世界座標上のカメラの位置・角度情報を取得することができる。ロボットの自己位置情報としては車輪の回転角から速度を計算し、現在の移動距離と向きを算出するオドメトリを利用した。ロボットの右車輪の速度を V_R 、左車輪の速度を V_L とするとロボット自身の速度 V ・回転角度 ω は式 (1) となる。式 (1) からロボットの位置情報は式 (2) となる。

d はロボット中心から車輪までの距離、 θ は世界座標上でのロボットの向きとなっている。

$$\begin{cases} V = \frac{V_R + V_L}{2} \\ \omega = \frac{d(V_R - V_L)}{2} \end{cases} \quad (1)$$

$$\begin{cases} x_{i+1} = x_i + V_i \cos \theta_i \Delta t \\ y_{i+1} = y_i + V_i \sin \theta_i \Delta t \\ \theta_{i+1} = \theta_i + \omega_i \Delta t \end{cases} \quad (2)$$

ロボットを用いて対象物のデータ取得を行う際、一台での観測では観測できない死角になる領域が出てくる。そこでカメラの位置を変えたロボットを複数台利用して観測を行うことでお互いの死角になる領域を補い合う。複数台のロボットを利用することで一台のロボットが同じ箇所を、高さを変えてデータの取得を行わないためオドメトリの誤差蓄積が減少する。

3.1.2 位置合わせ・データ統合

取得したデータはカメラを中心としたカメラ座標系となっているため、データ取得時点でのロボットの自己位置情報からカメラの位置と向きを取得し利用することでカメラ座標系から世界座標系へと変換を行う。座標変換を行うとき、オドメトリの誤差が変換後のデータにもずれとして出る。このずれを ICP アルゴリズムを用いることで修正した。ICP アルゴリズムは複数の点群間で対応点を取り、その誤差が最小になるように繰り返し計算を行う手法である。点群 M と点群 S を対象とした場合点群 S の

中の各点 $S_i(1 \leq i \leq n_1)$ に対して点群 M の中で最も近い点 $M_j(1 \leq j \leq n_2)$ を対応点とする．式 (3) から各対応点間の距離の 2 乗和 E が最小となる変換パラメータ (R, t) を求め、点群 S を変換する． R は回転行列、 t は並進ベクトルとなっている．これを繰り返して、2 つの点群を収束させる．

$$E(R, t) = \sum_{j=1}^{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} |M_j - (Rd_i + t)|^2 \quad (3)$$

ICP アルゴリズムは対応点の取り方によって局所解に収束する場合が出てくるが、今回は初期値としてオドメトリ情報を与えることで局所解に陥りにくくなっている．2 台のロボットそれぞれが取得したデータを位置合わせした後、上部視点と下部視点のデータを統合する．

3.2 局所選択型 ICP

オドメトリと ICP のみを利用したモデリング手法を用いてモデル作成を行ったが、部分的にずれがみられた．これは、ICP アルゴリズムによる位置合わせを行う場合にみられる．ICP アルゴリズムでは 2 つのデータそれぞれに対応付けされた点同士の誤差が最小になるような平行移動・回転を行える変換行列が推定される．そのため、部分的にデータ間の観測差が大きい場所が存在している場合、観測差による誤差も最小になるよう変換され、本来の位置合わせには不必要な平行移動や回転が推定されてしまい位置合わせ結果にずれが生じる．

そこで、観測差の少ない箇所を選択し位置合わせを行うことで不必要な平行移動や回転の推定をなくすことを考えた．今回は、ロボットのオドメトリによる誤差が x - y 平面の平行移動と z 軸回転にしか現れないことに着目した．対象物を層状に分割して位置合わせを行うことで余分な変換を制限し、層ごとの位置合わせ結果を評価し選別することで位置合わせ精度の向上を行った、全体の流れを図 4 に示す．局所分割を行い、分割した部分ごとに ICP を用いて位置合わせを行う．各位置合わせ結果を評価し精度の良い部分のみで最終的な変換行列を推定する．

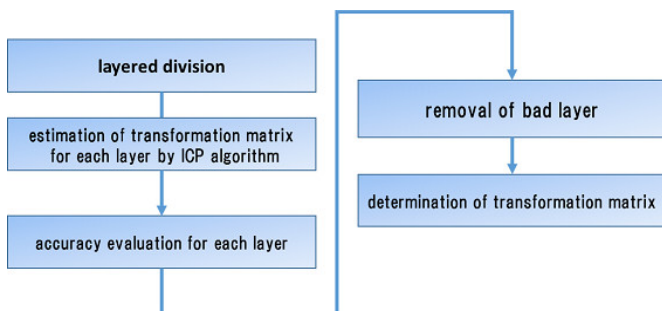


図 4 Flow chart of layered division ICP

3.2.1 局所分割

取得した 3 次元のデータを z 軸方向に分割する．ロボットは平面上の移動しか行わないため移動誤差は x - y 平面の平行移動と z 軸の回転にのみ現れる．対象とするデータを層状に対象物を分割した場合でも誤差の修正に影響は現れない．また、層状に分割していることにより不必要な回転や平行移動を制限する．層状に分割する例を図 5 に示す． z 軸の基準点を中心に分割していくことで複数のデータ間でも層の位置に変化がないようにした．また、層ごとに分割した際に各層に含まれる点数が極端に少ない場合は層の厚さを変更する．

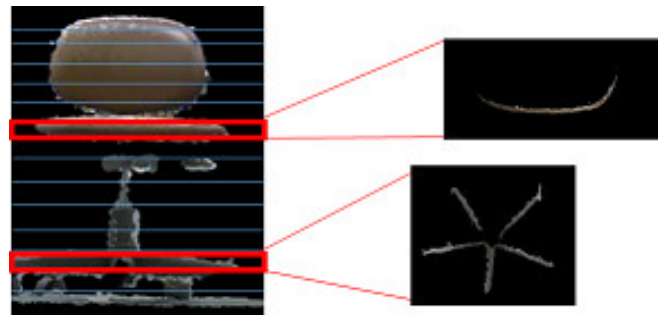


図 5 Example of layered division

3.2.2 精度評価

各層ごとに ICP を用いて位置合わせを行い変換行列を推定する．推定した層ごとの変換行列を順に各層に適応していき変換行列の精度評価を行う．精度評価として最小二乗法を使用する．最小二乗法は与えられた数値から近似曲線を推定する手法で、物体モデル点群の近似曲線を計算し位置合わせ時の誤差を計算する．求めた変換行列を適応した場合の誤差から全ての層に適応した場合の誤差率を利用する．誤差率が一定以下になったものを選択することで精度の良い変換行列のみを絞り込むことができる．結果の絞り込みの例を図 6 に示す．

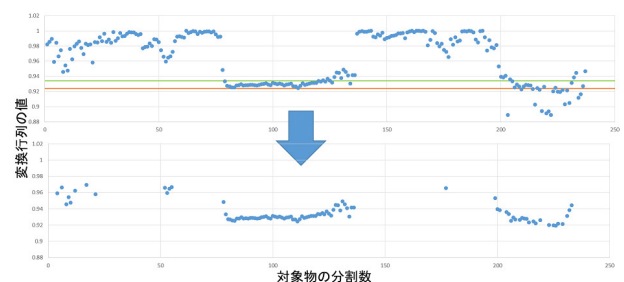


図 6 Example of narrowing-down

3.2.3 変換行列の決定

精度評価を行い、絞り込んだ各層領域の中にある高精度の変換行列から最終的な位置合わせを行う変換行列を推定する。高精度の変換行列を各成分ごとに分離し多数決を取るにより多く利用されている成分を決定していき変換行列を決定する。利用する変換行列は x 軸回転, y 軸回転, z 軸回転, x 平行移動, y 平行移動, z 平行移動, 拡大縮小率を統合して算出されている。この変換行列からそれぞれの値を計算し各成分ごとに平均を計算する。計算した値を用いて再度変換行列を推定することで変換行列の決定を行う。

3.3 環境データの自動構造化

環境データにはデータ取得時の死角などによってデータの欠落が生じる。この欠落が大きくなると環境データを利用する際に不完全な情報となるため問題となる。そこで、環境データの構造化を行う。3次元点群情報のみで構成されているデータに対し物体モデルを用いて物体ごとの領域を識別する。環境データ上の物体に欠落がみられる部分を欠落のないデータと置き換えることで不完全な情報から完全な情報へと補う。あらかじめ作成した物体モデルを用いることで環境データ上の不完全な情報の補完を行った。全体の流れを図7に示す。環境データに対しセグメンテーションを行い物体ごとに分ける。比較する物体モデルを対象となる環境データに合わせ部分選択を行う。切り分けたデータを物体モデルを用いて認識し置き換えることでデータを構造化する。

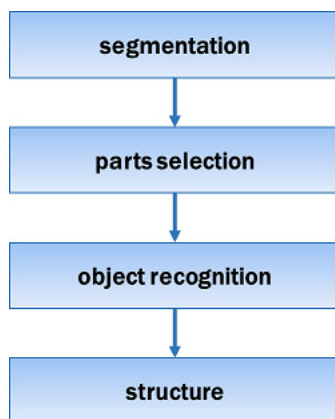


図7 Flow chart of automatic structure construction

3.3.1 データのセグメンテーション

環境データを物体ごとの領域に分割するためデータのセグメンテーションを行う。環境データのセグメンテーション方法として領域拡張法[10]を利用した。領域拡張法はデータ内に分散して配置した seed を初期点とし近接領域が閾値未満なら同じクラスとして拡張する手法となっている。一般的な領域拡張法の例を図8に示す。本研究では3

次元点群を利用するため、点群内のランダムな点を seed として設定し隣接する点との法線とその角度や距離などを計算し閾値未満のものを同クラスとして拡張を行っていき複数の領域に分割する。領域拡張法を利用することで環境データ内に存在する物体ごとに切り分ける。領域拡張法を利用して行ったセグメンテーションの例を図9に示す。

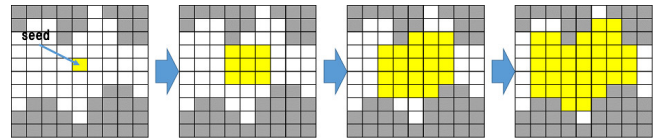


図8 Region growing

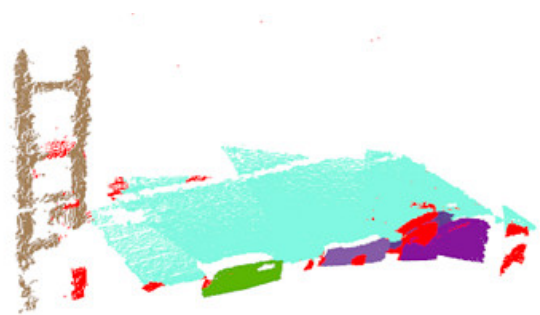


図9 Segmentation

3.3.2 物体モデル部分選択

比較範囲を絞るために物体モデルの部分選択を行う。セグメンテーションで切り分けたデータの存在領域と同じ領域になるように物体モデルから部分ごとの切り出しを行う。部分選択前の物体モデルを利用した場合、セグメンテーションで切り分けたデータとの比較時に差が生じる。部分選択を行うことで、対象物の大きさに左右されずに同じ領域を選択することができる。

3.3.3 物体認識

セグメンテーションを行い切り分けたデータごとに部分選択を行ったモデルと類似度を計算し物体認識を行う。類似度の計算方法として形状情報と色情報を利用する。FPFH 特徴量[11]を利用しデータ間の対応点を計算する。FPFH 特徴量は注目点を中心として半径 r 内の k 近傍点と注目点を相互接続し法線のばらつきをヒストグラムとして記述する手法となっている。FPFH 特徴の模式図を図10に示す。この特徴量を利用し対応点を計算した後、対応した点同士が一致するように位置合わせを行う。移動後の対応する点間の距離を形状の類似度、色情報を色の類似度とする。色と形状の類似度が一番高いものを同じ物体として同定する。

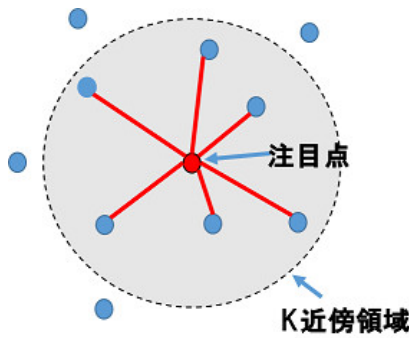


図 10 FPFH descriptors

3.3.4 データの構造化

物体認識を行った後、同定できた環境データ内の物体と作成した物体モデルの置き換えを行う。物体認識時に計算した対応点を用いて物体モデルを環境データ内の物体の位置・姿勢と同じになるように変換する。対象となった環境データ内の物体を削除し位置・姿勢を変換した物体モデルを統合することでデータの構造化を行う。

4. 実験

4.1 モデル作成実験

モデル作成の実験を行った。モデルの作成方法をオドメトリのみの場合、オドメトリ+ICP の場合、提案手法の場合で行いモデルの寸法計測を行い比較した。今回は高い位置にセンサを取り付けたロボット、低い位置にセンサを取り付けたロボットの 2 台を利用しデータ取得を行った。センサとしては RGB-D カメラを使用した。使用した 2 台のロボットの外観を図 11 に示す。対象物として研究室にある物体の中から形状が複雑な椅子を対象とした。対象とした椅子の画像を図 12 に示す。計測した各作成モデルの寸法を表 1 に示す。また、2 種類目の灰色の椅子と机を提案手法を用いて作成した。

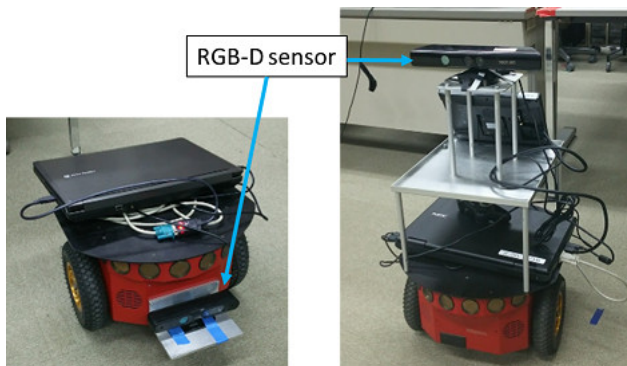


図 11 Robot appearance

4.1.1 オドメトリのみ

オドメトリのみでのモデル作成結果を図 13 に示す。オ

ドメトリのみでデータの位置合わせを行った場合、2 台のロボットどちらも各視点のデータがばらついており、作成したモデルも横に広がっていることがわかる。寸法においては高さが実際の値より小さくなったが、幅は実測値より大きい値になった。

4.1.2 オドメトリ+ICP

オドメトリ+ICP でのモデル作成結果を図 14 に示す。オドメトリと ICP により作成したモデルの場合、椅子の形にまとまっていることがわかる。しかし、脚の部分の分裂や背もたれのずれなどが見られる。寸法においてはオドメトリのみで作成したモデルに計測結果が小さい値になっている。

4.1.3 局所選択型 ICP

局所選択型 ICP でのモデル作成結果を図 15 に示す。局所選択により作成したモデルの場合、椅子の形にまとまっており、椅子の足の部分なども誤差が少ないことがわかる。しかし、背もたれの部分において誤差が出てしまっている。寸法においてもオドメトリのみやオドメトリ+ICP で作成したモデルに比べ座面幅以外のすべての計測結果が小さい値になっていることがわかる。



図 12 Target (chair)



図 13 Odometry



図 14 Odometry+ICP



図 15 SelectICP

表 1 Dimensions[mm]

	Measured	Odometory	Odometory +ICP	SelectICP
Height	850	772	810	823
Wide	560	1003	577	564
Depth	560	962	669	589
Leg	560	962	577	564
Seet height	485	454	470	500
seet wide	470	698	475	493
Backrest	390	608	423	413

4.1.4 椅子 (灰色)

提案手法を用いて作成した椅子 (灰色) モデルの結果を図 16 に示す。椅子の形にまともっており、脚の部分の誤差も少ないことが分かる。しかし、背もたれ部分に少し誤差が出ている。

4.1.5 机

提案手法を用いて作成した机モデルの結果を図 17 に示す。机の形にまともっており、誤差が少ないことが分かる。しかし、机の脚の部分がデータとして取得できていない。



図 16 chair(gray)

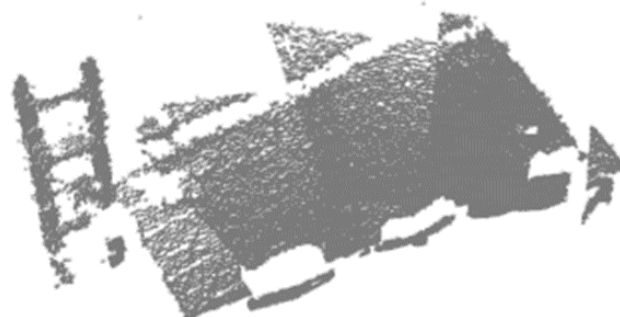


図 18 Target environment data

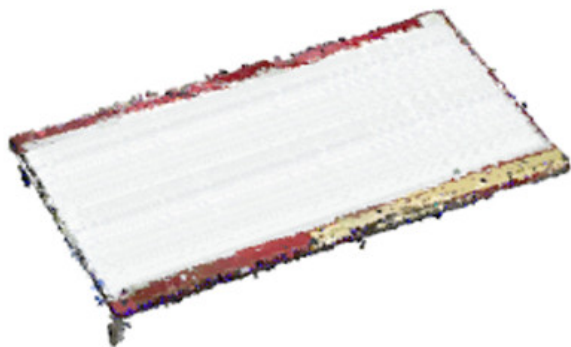


図 17 desk

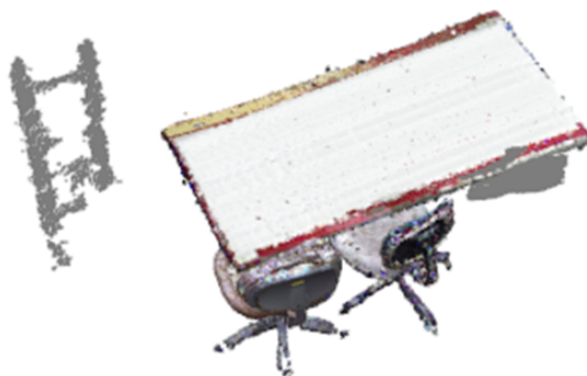


図 19 Structure construction

4.2 環境データの自動構造化実験

環境データの自動構造化の実験を行った。複数の物体で構成されたデータに欠落のある環境データを対象とし、物体モデルを利用して環境データの構造化を行う。対象の環境データとして図 1 の環境データの中から机周辺のデータを選択した。環境データは机、背もたれ部分以外が欠落した椅子 3 種類、棚で構成されている。利用する環境データを図 18 に示す。置き換える物体モデルとしてモデル作成実験で作成した図 15 の椅子の物体モデル、図 16 の灰色の椅子の物体モデル、図 17 の机の物体モデルを利用した。環境データの自動構造化の結果を図 19 に示す。

提案手法を用いて複数ある物体の中から同じ物体の部分を選択し置き換えることでデータを構造化できていることがわかる。椅子 2 種類と机が正しい位置に推定されており配置されている。対象としたモデルでない部分の環境データは図 18 の 3 次元データのまま表示されており、構造化した部分は椅子や机といった枠組みが与えられている。

5. 考察

5.1 モデル作成実験

表 1 の計測結果から局所選択型 ICP を用いたモデル作成の結果が、オドメトリのみやオドメトリ+ICP でモデル作成結果より精度が高いことが確認した。オドメトリのみで作成した図 13 モデルに見られた横方向への大きなばらつきやオドメトリ+ICP で作成した図 14 モデルに見られた足部分の大きなずれも位置合わせ精度の向上によって改善した。しかし、座面幅の計測結果のみオドメトリ+ICP よりも誤差が大きくなっている。これは精度評価や変換行列を求めた際の誤差が原因だと考えられる。図 16 の椅子(灰色)モデルにおいても精度評価や変換行列の誤差の影響で椅子背もたれ部分に誤差が出ている。現在の最小二乗法を利用した精度評価法や変換行列推定法の修正による改善が考えられる。また、図 17 の机モデルでは机の脚部分のデータが取得できていない。これは、今回使用している 3 次元データ取得方法では鏡面体となっている部分のデータ取得が行えないことが原因だと考えられる。

5.2 環境データの自動構造化実験

環境データの置換手法を用いての物体モデルとの自動構造化の成功が確認された。環境データ内に椅子は 3 種類存在し、どれも背もたれ部分のみしか存在していなかったが、その中から色情報・形状情報を用いて同じ種類の 2 つの椅子と机を同じ姿勢、同じ方向で認識し構造化している。2 種類の椅子も種類を間違えることなく配置でき、机も正しい位置・高さで配置されている。このことから、提案した環境データの自動構造化手法の有効性が確認できた。元の環境データではどこの部分がどの物体であるかの情報はなかったが構造化したことにより机の部分や椅子の部分といった枠組みが与えられ、環境データを利用する際に物体の情報をより正確に取得できるようになった。

6. 結言

局所選択型物体モデリング手法と環境データの自動置換手法を提案した。ロボットによるデータ取得の様子を図 20 に示す。局所選択型物体モデリングでは通常の ICP を利用した場合よりもモデル位置合わせの精度向上を確認した。また、作成したモデルを用いて環境データの置き換えを行うことで欠落のある環境データの補完が行われた。3 次元のデータとして保存されている環境データに机や椅子といった物体の枠組みを設定し環境データの構造化を行った。今後は局所選択型モデリングの精度評価法や変換行列推定法を改善し、モデルの精度向上を行っていく。

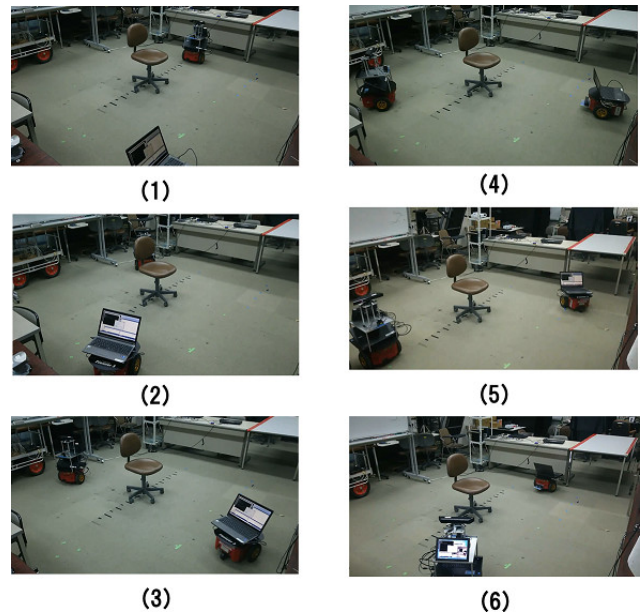


図 20 Scene of data acquisition by robots

参考文献

- [1] Wandu Susanto, Marcus Rohrbach, Bernt Schiele, “3D Object Detection with Multiple Kinects”, Computer Vision ECCV 2012. Volume 7584, pp. 93-102, 2012.
- [2] Endres F, Hess J, Engelhard N, Sturm J, “An evaluation of the RGB-D SLAM system”, Robotics and Automation (ICRA), 2012 IEEE International Conference on, pp 1691 - 1696, 2012.
- [3] Andrew J. Davison, Ian D. Reid, Nicholas D. Molton, Olivier Stasse, “MonoSLAM: Real-time single camera SLAM”, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 29, pp. 1052-1067, 2007.
- [4] 横屋剛, 長谷川勉, 倉爪亮, “LRF を搭載した群ロボットによる未知環境三次元地図の自動作成”, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2009, ”1A1-E13(1)”-”1A1-E13(4)”, 2009.
- [5] 木室 義彦, 荒屋 亮, 有田 大作, 家永 貴史, 村上 剛司, 楊智梅, “ロボット地理空間情報システム R-GIS”, 日本ロボット学会誌, vol. 27, No. 8, pp. 868-876, 2009.
- [6] P. J. Besl, N. D. McKay, “A method for registration of 3-D shapes”, IEEE Trans on PAMI, vol. 14, pp. 239-256, 1992.
- [7] Chen Yang, Gerard Medioni, “Object modeling by registration of multiple range images”, Image Vis. Comput. 10(3), pp. 145-155, 1992.
- [8] 岩切浩亮, 山川康平, 池田亮, 鹿嶋雅之, 佐藤公則, 渡邊睦, “自律移動ロボットの為の空間情報データベース～RGB-D カメラを用いた 6 次元環境地図～”, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2015 in Kyoto, 2A2-L01, 2015.
- [9] 山川康平, 岩切浩亮, 鹿嶋雅之, 佐藤公則, 渡邊睦, “複数ロボットの協調観測による物体モデリングに関する研究”, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2015 in Kyoto, 2A1-R09, 2015.
- [10] Rabbani, T., Heuvel, F. v., Vosselman, “Segmentation of Point Clouds using Smoothness Constraint”, ISPRS Commission V Symposium Image Engineering and Vision Metrology, pp. 248-253, 2006.
- [11] R. B. Rusu, N. Blodow, M. Beetz, “Fast point feature histograms (FPFH) for 3-D registration”, in Proc. Int. Conf. Robotics and Automation (ICRA), 2009.