

3次元環境地図と3次元距離センサを用いた移動ロボットの位置推定に関する研究

鄭, 龍振

<https://doi.org/10.15017/1866318>

出版情報：九州大学, 2017, 博士（工学）, 課程博士
バージョン：
権利関係：

3次元環境地図と3次元距離センサを用いた
移動ロボットの位置推定に関する研究

鄭 龍振

2017年

目次

第 1 章	序論	5
1.1	背景	5
1.1.1	ロボット自己位置推定	6
1.2	環境地図を用いた位置推定手法の関連研究	13
1.3	本研究の概要	15
1.4	論文構成	17
第 2 章	3次元計測システムによる環境地図生成	18
2.1	環境地図生成システムの構成	19
2.1.1	デバイス構成	21
2.2	環境地図生成の流れ	25
2.2.1	環境計測	25
2.2.2	計測データの統合	26
2.3	環境地図生成システムの改良	29
2.4	精度評価実験	32
2.4.1	屋内廊下環境	32
2.4.2	屋外環境	36
第 3 章	3次元環境地図と3次元距離センサを用いた位置推定	39
3.1	NDTとパーティクルフィルタを用いた位置推定	41
3.1.1	計測データの変換	41
3.1.2	地図データ	51
3.1.3	パーティクルフィルタを用いた尤度評価	53
3.2	他マッチング手法との比較	57
3.2.1	カルバック・ライブラー情報量	57
3.2.2	一般的なビームモデル	58
第 4 章	3次元距離センサを用いた位置推定実験	60
4.1	広域的な位置推定実験	61
4.2	局所的な位置追跡実験	65
4.3	階段環境における局所的な位置追跡実験	69
第 5 章	結論	71

謝辭	73
参考文献	74

目次

1.1	人とロボットが存在する環境	6
1.2	オドメトリ手法による位置推定	7
1.3	無限軌道ロボット	8
1.4	無限軌道ロボットの並進速度と回転角速度	9
1.5	画像上の特異点検出による Visual Odometry 手法 [8]	10
1.6	環境マーカ識別による広域的位置推定手法 [1]	11
1.7	画像マーカの一例 [12]	12
1.8	ロボットが用いる環境地図の一例	12
1.9	環境地図を用いた位置推定の流れ	16
2.1	3次元計測システム, CPS-V[34]	19
2.2	3次元地図生成システムロボット群の構成	20
2.3	親ロボットのデバイス構成	20
2.4	子ロボット計測による位置同定概念図	21
2.5	計測用コーナーキューブ	22
2.6	周辺環境計測の様子と得られるデータ	22
2.7	計測データの3次元座標変換	25
2.8	オクルージョン問題	26
2.9	座標変換によるデータ統合	27
2.10	CPS と環境計測の動作の流れ	28
2.11	自動整準台による高精度な姿勢補正	31
2.12	自動水準器付きトータルステーションの制御手順	31

2.13	屋内廊下環境の様子	33
2.14	計測データの様子と誤差評価箇所となるループ地点	34
2.15	ループ地点における計測位置誤差評価	35
2.16	屋外環境の様子	36
2.17	計測データの様子と誤差評価箇所となるループ地点	37
2.18	ループ地点における計測位置誤差評価	38
3.1	3次元距離センサ (Kinect) を搭載した移動ロボット [47]	42
3.2	3次元距離センサで得られた点群データ	42
3.3	NDT と ND ボクセルの概念図 [23]	43
3.4	格子状に区切る離散化による影響	44
3.5	ボクセルのオーバーラップ配置 [25]	44
3.6	ND ボクセル化の一例	45
3.7	抽出された7つの代表点	46
3.8	共分散変換行列の概念	48
3.9	2変数ガウス分布の様子 (左) と共分散の描画 (右)	49
3.10	3変数ガウス分布共分散と三つの主軸	49
3.11	Kinect 計測データのマルチボクセルサイズを用いた変換	50
3.12	実験に使用した環境地図	51
3.13	点群データと代表平面	52
3.14	ND ボクセルから得られた床面データ	52
3.15	尤度評価の流れ	53
3.16	距離と方位の評価法	54
3.17	距離評価値 $\alpha_{ik \rightarrow m}$	55
3.18	相対角度評価値 $\beta_{i \rightarrow m}$	56
3.19	計測位置から物体までの距離	58
3.20	スキャンマッチングの評価関数	59
4.1	実験を行った屋内廊下環境の様子	60
4.2	距離画像の取得位置	61

4.3	広域的位置推定誤差ヒストグラム	64
4.4	パーティクル収束様子と位置推定結果 (~12th)	66
4.5	パーティクル収束様子と位置推定結果 (~80th)	67
4.6	位置推定追跡結果	68
4.7	位置推定追跡結果軌道比較	68
4.8	実験環境の様子	69
4.9	階段環境における位置推定結果	70

表 目 次

1.1	様々な位置推定手法の特徴	13
2.1	トータルステーション (GPT-9005A, TOPCON)	21
2.2	レーザ距離計測センサ	23
2.3	回転台に取り付けられたモータ	23
2.4	姿勢センサ (MD900-TS, Applied Geosystems)	24
2.5	自動整準台の仕様 (AS-21, Rizumu)	24
2.6	従来システムのトータルステーション (AP-L1, TOPCON)	29
2.7	従来システムのレーザ距離計測センサ (LMS-200, SICK AG)	30
3.1	Microsoft Kinect の仕様	40
3.2	Swiss Ranger SR4000 の仕様	40
4.1	大局的位置推定の成功率	63

第1章

序論

1.1 背景

近年研究が盛んになっている展示施設などでの案内ロボットや人を手助けするサービスロボットにおいて、産業用ロボットとの最も重要な差異のひとつは、人間と同じ場所で共存していることである。しかし、人間が住む環境 (図 1.1a) でロボット自ら全てを判断し動くのは極めて難しい。反面、ロボットに適した工場などの環境 (図 1.1b) では人間が住みにくい。そこで図 1.1c に表すように環境側に予めセンサやタグを埋め込み、ロボットに情報を与えるインフラを構築することで、人とロボットの共存できる環境を作る研究が盛んに行われている [1]。

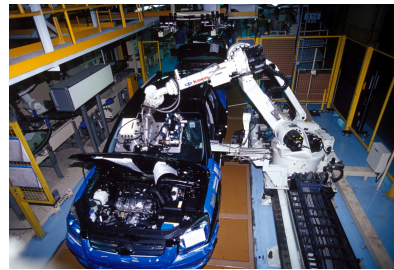
人と共存するサービスロボットは、目標位置まで移動する際、設置されたレールの上を動くのではなく、現在位置と目標位置を認識し、自ら移動ルートを計画し自律移動する必要がある。すなわち、サービスロボットにとって正確な自己位置推定機能は、正確な作業遂行のためには欠くことができない基本技術である。

これまでに次のような位置推定手法が提案されてきた [2][3]。

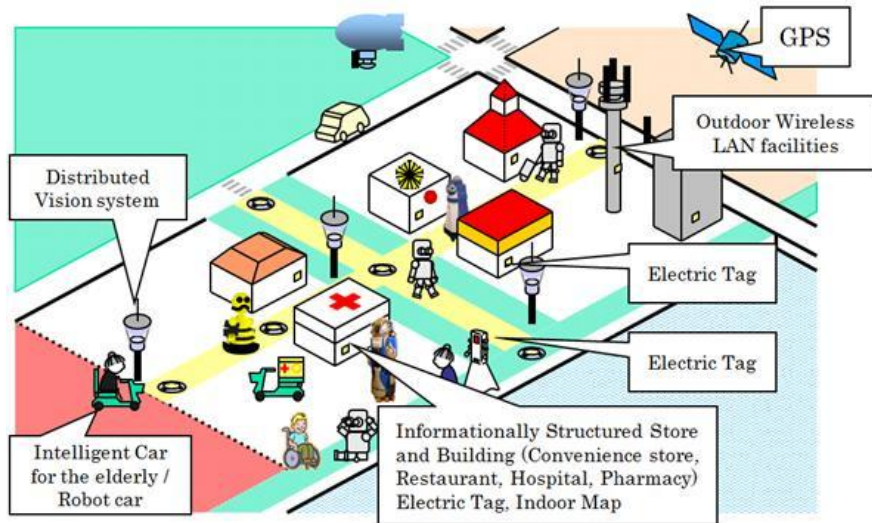
1. オドメトリや IMU など、ロボットに搭載した内界センサ情報を用いた手法
2. ランドマークの発見や環境地図マッチングなど、ロボットに搭載した外界センサ情報を用いた手法
3. 環境設置マーカや GPS(Global Positioning System) など、ロボット外に設置されたセンサなどによりロボットの位置を観測・推定する手法 [4][5]



(a) 人が生活する環境



(b) ロボットに最適した環境



(c) 人とロボットが共存する環境 [1]

図 1.1: 人とロボットが存在する環境

次節では、各手法の詳細について述べる。

1.1.1 ロボット自己位置推定

内界センサ情報を用いた位置推定手法

ロボットに搭載した内界センサ情報を用いた位置推定手法として、図 1.2 に表すように、ロボット自ら左右車輪の回転数を数え、車輪の円周から移動距離と方位を推定するオドメトリ手法がある。オドメトリ手法は複雑な計測データ分析が不要で、車輪の大きさや取り付け位置などを予め入力しておいたロボット機構パラメータから算出できる。そのため、環境の影響を受けにくい耐久性と汎用性の高い位置推定手法として多く使われている。さらに、内部センサのみで位置推定

が可能であるため、特に外部との通信が途絶える環境など幅広い場面において使われている。

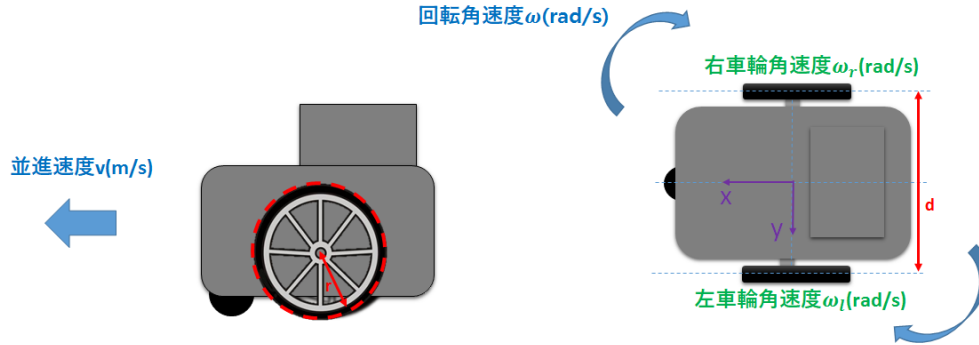


図 1.2: オドメトリ手法による位置推定

微小時間におけるモータの回転数 n を数えることにより、ロボットの並進速度と回転角速度を計算できる。

$$\text{並進速度 } v = r \cdot \frac{(\omega_r + \omega_l)}{2} \quad (1.1)$$

$$\text{回転角速度 } \omega = r \cdot \frac{(\omega_r - \omega_l)}{d} \quad (1.2)$$

ただし、 r は車輪の半径、 d は両車輪間の距離、 ω_r は右車輪角速度、 ω_l は左車輪角速度である。

次に、時間 t における、現在の推定位置、推定姿勢は並進速度と回転角速度の積分として求められる。

$$x(t) = \int_{t_0}^t v(t) \cos(\theta(t)) dt + x(t_0) \quad (1.3)$$

$$y(t) = \int_{t_0}^t v(t) \sin(\theta(t)) dt + y(t_0) \quad (1.4)$$

$$\theta(t) = \int_{t_0}^t \omega(t) dt + \theta(t_0) \quad (1.5)$$

ただし、 $(x(t_0), y(t_0), \theta(t_0))$ はロボットの初期位置である。

オドメトリ手法の問題点としては、誤差の累積が挙げられる。位置誤差は補正されず無限に累積されていくため、一般的に、オドメトリ手法単独ではなく他の位置推定手法を併用し位置誤差を補正する。オドメトリ誤差の主な原因は、2つがある。一つ目は、車輪の大きさや左右車輪の間隔など、ロボットの機構的パラメータを正確に表現できていないために生じるシステム誤差である。この問題に対しては、システム誤差は走行中に変化しないため、事前に機構的パラメータ

を補正することで誤差を削減できる。二つ目は、不安定な路面や障害物など走行環境の相互作用により、ロボットの車輪のスリップや空回りが発生し生じる非システム誤差である。この問題に対しては、ロボットの並進速度と回転角速度算出時、左右車輪角速度のずれを補正することで誤差を削減できる [6]。

一方、不安定な路面や障害物の多い環境においては、図 1.3 に表すような走行能力が優れたクローラー式無限軌道ロボットの研究が盛んに行われている。無限軌道ロボットは重心が低いため、安定した走行が可能である。しかし、地面と接する面積が広いためスリップ現象が多く発生する。オドメトリ位置推定精度を向上させるため、左右車輪のエンコーダ差分からスリップ速度を算出し、移動量を補正する方法が提案されている [7]。

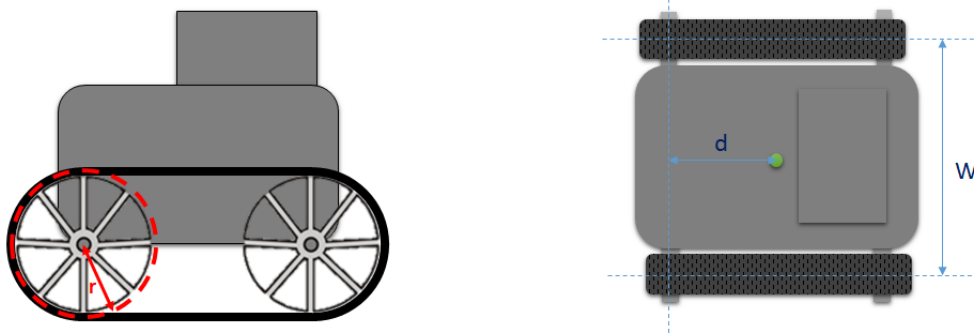


図 1.3: 無限軌道ロボット

図 1.4 は無限軌道ロボットが瞬間中心 (instantaneous center) を基準に移動する状態を表す。左右輪のスリップ速度 v_{sl}, v_{sr} は次のように求められる。

$$v_{sl} = v_x \cos \theta + v_y \sin \theta - \frac{W}{2} \omega_{Yaw} - r \omega_l \quad (1.6)$$

$$v_{sr} = v_x \cos \theta + v_y \sin \theta + \frac{W}{2} \omega_{Yaw} - r \omega_r \quad (1.7)$$

ただし、 r は車輪 (スプロケット) 径、 W は左右のクローラ間の距離、 $r \omega_l, r \omega_r$ は左右輪のエンコーダ情報からの算出される並進速度である。

ここで、 v_x, v_y, ω_{Yaw} はロボットの並進速度と回転角速度であり、次のように求められる。

$$\omega_{Yaw} = \frac{r(\omega_r - \omega_l) + (v_{sr} - v_{sl})}{W} \quad (1.8)$$

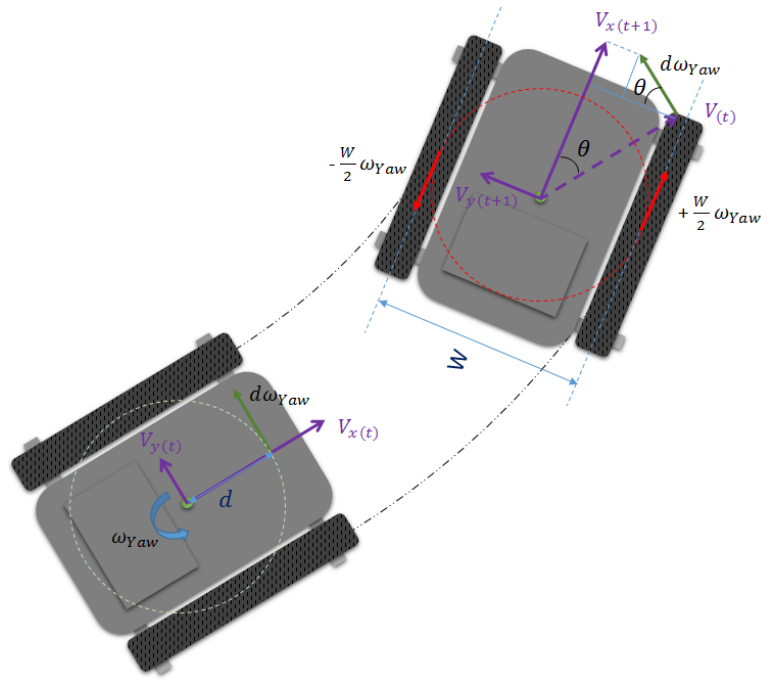


図 1.4: 無限軌道ロボットの並進速度と回転角速度

$$v_x = \left(\frac{r\omega_r + r\omega_l}{2} + \frac{v_{sr} + v_{sl}}{2} \right) \cos \theta + (d \cdot \omega_{Yaw}) \sin \theta \quad (1.9)$$

$$v_y = \left(\frac{r\omega_r + r\omega_l}{2} + \frac{v_{sr} + v_{sl}}{2} \right) \sin \theta - (d \cdot \omega_{Yaw}) \cos \theta \quad (1.10)$$

ロボットの初期位置 (x_0, y_0, θ_0) から、現在の推定位置、推定姿勢は並進速度と回転角速度の積分として求められる。

$$x = x_0 + \int_0^t v_x dt \quad (1.11)$$

$$y = y_0 + \int_0^t v_y dt \quad (1.12)$$

$$\theta = \theta_0 + \int_0^t \theta_{Yaw} dt \quad (1.13)$$

一方、地面と車輪の滑りの影響を受けないオドメトリ手法として、図 1.5 に表すように、ロボットに搭載されたカメラから得られる画像から特異点を検出し、移動前後の画像上の特異点の移動量からロボットの移動量を推測する Visual Odometry 手法も研究されている [8]. Visual Odometry

手法は、地面の影響による誤差は生じないが、特徴的なテクスチャの少ない平坦な環境では、特異点がうまく検出できないため、使用環境に制約がある。

オドメトリ手法は常に過去の位置からの移動量のみを推定するため、初期位置は事前に正確な位置を与える必要がある。また、移動中外部要因などによりロボットの位置が変化した場合、新しい位置を推定することはできない。この様に、以前の位置情報に依存する位置推定を局所的な位置推定 (Local Positioning) と言う。

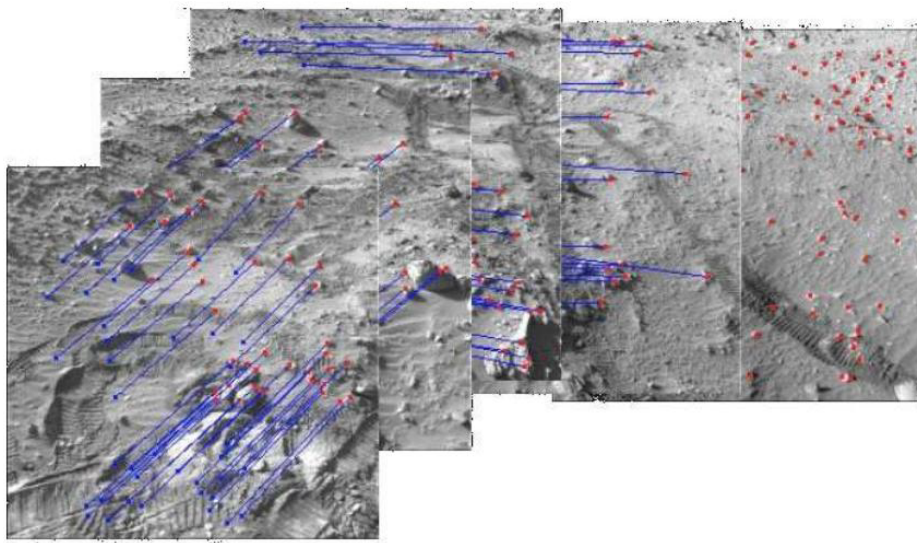


図 1.5: 画像上の特異点検出による Visual Odometry 手法 [8]

外部に設置されたセンサによる位置推定法

環境側に埋め込まれ設置されたセンサによる位置推定法として、環境側の複数の場所に予め位置が同定されたマーカを設置しておき、移動ロボットは任意の位置において近くのマーカを認識することにより、環境内でのロボット自身の位置を推定する方法がある。例えば、図 1.6 に表すように、RFID センサを用いる自己位置推定手法は、マーカそれぞれの位置情報を格納しているデータベースサーバから、認識したマーカの位置情報を受信し、三角測量により現在の位置を算出する。代表的なシステムとして Cricket[9], Bat[10], RADAR[11] などがある。また、別の方法として、GPS による位置推定手法がある。これは、宇宙空間に設置された人工衛星からロボットが GPS 信号を受信することにより、三つ以上の人工衛星との距離から自己位置を計算する手法

である。

環境設置マーカによる広域的 position 推定手法はロボット移動による誤差累積が発生しないため、信頼度の高い位置推定を行うことが可能である。また、移動中ロボットが外部要因などにより位置が変化した場合や、初期位置が指定されていない場合においても、近くのマーカを認識し環境全体からのロボット自身の位置を推定することが可能である。この様に、以前の位置情報に依存しない位置推定を広域的 position 推定 (Global Positioning) と言う。



図 1.6: 環境マーカ識別による広域的 position 推定手法 [1]

しかし、環境設置マーカによる広域的 position 推定手法は環境側に予めマーカを設置する必要があり、広域環境で使用するためには費用が膨大になる問題点がある。また、周辺環境などにより、環境設置マーカの認識率が悪化し position 推定精度が低下する問題点がある。

これに対し、図 1.7 に表すように、画像マーカを用いた広域的 position 推定に関する研究が行われている [12]。低コストで RF 電波受信装置が不要であるが、カメラの画像認識性能に依存するため、暗い環境や照明近くの光の反射による画像認識精度の低下により、 position 推定精度が低下する問題点がある。

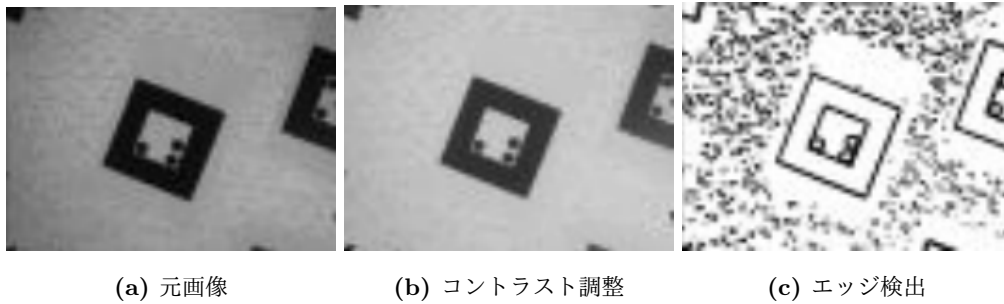


図 1.7: 画像マーカの一例 [12]

外界センサ情報を用いた位置推定手法

ロボットに搭載した外界センサ情報を用いた位置推定手法として、環境地図を用いた位置推定手法がある。これは、図 1.8 に表すように、予め環境全体を計測し環境地図を生成しておくことにより、サービスロボットは計測された周辺環境形状データと環境地図データの形状の類似度から位置あわせを行うことで、自己位置を推定する手法である。

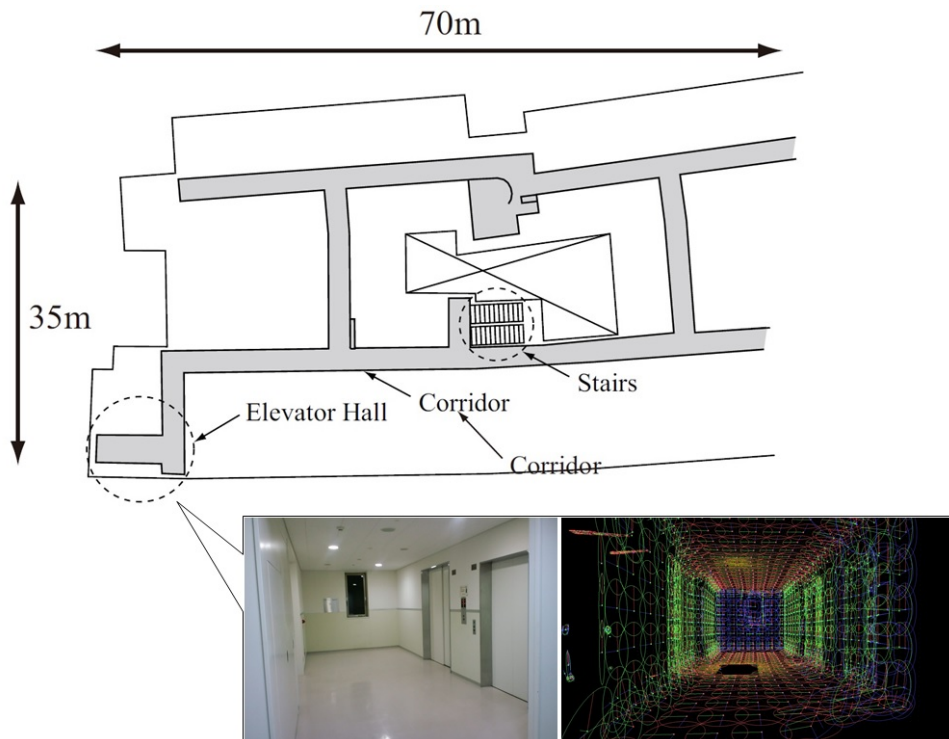


図 1.8: ロボットが用いる環境地図の一例

環境側にセンサを設置する必要はなく、未知の広域環境においても、初回のみ高精度な環境計測により、環境地図を生成しておけば、さまざまなサービスロボットにおいて流用できるため、構築費用が低く高精度な位置推定が実現できる。環境地図を用いた位置推定手法が他手法に比べ優位性を持つ項目を、表 1.1 にまとめる。

センサ分類	手法	使用範囲	精度	広域位置推定	費用
内界センサ情報	オドメトリ	屋内・屋外	$\sim\infty$ (誤差累積)	不可	安い
外部に設置された センサ情報	環境設置マーカ	屋内・屋外	1m 以内	可能	高い
	GPS	屋外	数 m 以内	可能	安い
外界センサ情報	地図マッチング	屋内・屋外	1m 以内	可能	安い

表 1.1: 様々な位置推定手法の特徴

しかし、広域環境地図は膨大なデータからなり、そのような地図を使った高精度な位置あわせには多くの計算時間を要す。したがって、サービスロボットの自律走行のためには、高精度位置合わせの実時間処理など様々な工夫が必要となる。

1.2 環境地図を用いた位置推定手法の関連研究

レーザスキャナや超音波センサを用いたロボットの 2 次元 (位置 2 自由度, 姿勢 1 自由度) 局所的な位置推定手法では、ロボットがレーザ光や超音波を地面と平行に投光することで、ロボットの周囲環境の距離データを取得し、このデータと、あらかじめ計測され、ロボットが保持している平面地図データを比較する手法が一般的である。この場合の位置推定手法として、最尤推定法や ICP (Iterative Closest Point) 法を用いた 2 次元スキャンマッチングや、パーティクルフィルタを用いた位置推定手法などが提案されている [13][14]。Konolige ら [15] は、ある方向に沿った計測距離と、その方向で計測点に最も近い地図データとの距離を比較し、その差の総和が最も小さくなる位置を計測位置として最尤推定する基本的な手法を提案した。しかし、2 次元位置推定手法は、高低を含む複雑な環境においては、計測ロボットの姿勢を正しく表現するのが困難であり、位置推定精度が低下する問題点がある。また、センサの取り付け位置やセンサの種類によって、計測された 2 次元断面形状が異なるため、位置推定に用いるサービスロボットは、環境地図作成時と同一ロボットとセンサを使用する制約を受ける。

一方、近年、3次元レーザスキャナの普及により、高精度な3次元環境地図がロボット用途としても利用可能になりつつある [16][17][19][20][34][35][36]。また、Kinect (Microsoft) や Xtion (ASUSTek), SR4000 (Swiss Ranger) など RGB-D カメラと呼ばれる低価格の距離センサが相次いで発売され、リアルタイムで3次元距離データが手軽に得られるようになり、3次元データを用いた3次元 (位置3自由度, 姿勢3自由度) 局所的な位置推定法も提案されている。Nüchter ら [16][17] は、ロボットが計測した連続的な点群データに逐次的に ICP 法を適用した 6D-SLAM を開発している。Wülfing ら [18] は、ロボットに搭載した RGB-D カメラから得られる距離データと、3次元環境モデルから合成して得られる仮想的な距離データを比較して、ICP 法により高速に位置推定を行う手法を提案した。また、事前にレーザスキャナにより得られた3次元環境地図を用い、その断面と2D レーザレンジファインダによる計測値とを比較して、3次元位置推定を行う手法も提案されている [19][20]。しかし、点群データを直接比較する ICP 法は、演算量が多く、特に、数千万点からなる広域環境地図などには適用が困難である。

別の方法として、点群データではなく、3次元ボクセル同士を直接比較して3次元局所的な位置推定を行う手法も提案されている。Olson ら [21] は、ステレオカメラから得られる距離データから占有ボクセル地図を作成し、既存の高さ地図と比較して、最尤推定法により最も形状の一致する位置を求める手法を提案した。Ryde ら [22] も多重解像度占有ボクセル地図を用いた同様の手法を提案している。一方、Biber らにより提案された NDT (Normal Distributions Transformation) [23] は、一般的な ICP 法で最も計算コストの高い最近傍点探索を行わずに、2つの距離データを詳細に位置あわせする手法である。ICP 法に比べて精度は同程度か若干劣るものの、高速かつより離れた初期位置からでも収束する特徴がある [24]。Takeuchi ら [25][27] は、ボクセルの中に含まれる点群を正規分布として表現した、ND (Normal Distributions) ボクセルの大きさを、収束に従って変化させることで、広範囲な収束性能と高精度を両立する手法を提案している。また Magnusson らは坑道内を走行するロボットに対する、3次元 NDT を用いた3次元位置推定手法を提案している [26]。Kaminade ら [28] は、高解像度2次元 NDT を用いた地図表現に対する、広範囲な収束計算手法を提案している。Magnusson ら [29] は、ND ボクセルを固有値をもとに線や面に分類し、得られたヒストグラムを比較することでループ検出を行う手法を提案した。

なお、広域的な位置推定には、Grid を用いた手法 [30] や Particle filter を用いた手法 [13][31] などが提案されているが、その多くは2次元地図を対象としたものである。一方、Kummerle ら [32] は、2.5次元地図である Multi-level Surface Map を用いた3次元広域的な位置推定を提案しているが、

センサ情報から直接推定される自由度数は、位置 2 自由度、姿勢 1 自由度である。3 次元点群を用いて移動ロボットの位置姿勢 6 自由度を推定する方法としては、Nüchter らの 6D-SMAM[17] が有名であるが、これは局所的な位置追跡のために逐次的に ICP を用いる手法であり、後述のように計算時間の問題から広域的な位置推定への適用は困難である。

本研究においては、上記の関連研究の問題点を解決するため、3 次元空間において、ロボットの姿勢や計測センサの制約がなく、実用時間内に広域的な位置推定、および、局所的な位置推定を行える高精度な 3 次元位置推定手法を提案する。

1.3 本研究の概要

本研究は、人とロボットの共生環境におけるロボットの位置推定および自律移動に関するものである。ロボットの位置推定問題は以下の 2 つに大別できる [31]。

- (a) 初期位置を指定しない広域的な位置推定
- (b) 初期位置を指定した局所的な位置推定および追跡

その中でも、外界センサを用いた手法のうち、特にロボットに搭載した 3 次元距離センサからの大量の観測情報と大規模な 3 次元環境地図 [34] の照合により、広域環境において上記 (a)(b) の位置推定問題を効率的に扱う手法を提案する。

従来、このような 3 次元情報を用いた位置推定は、環境地図と観測データに含まれる点群を用いた ICP (Iterative Closest Point) 法 [16][17] や、観測データ内の点群や点群を一定大きさの立方体で表現したボクセルと環境地図内の面やボクセルの分布を比較する手法 [21][37] などが提案されている。しかしこれらの手法は一般に計算量が多く、特に初期位置を指定しない広域的な位置推定においては、大規模な地図に直接適用するには問題がある。この問題に対し、本手法では、まず点群データで表された 3 次元環境地図に NDT を適用し、点の分布を 3 次元正規分布で表現した ND ボクセルを生成する。次に各ボクセルにおいて、計算された 3 次元正規分布から最小固有値方向を法線とする代表平面 (Eigen Planes) を抽出し、これらを地図データとして登録する。また位置推定時には、3 次元距離センサにより得られる点群から同様に ND ボクセルを生成し、各ボクセルで代表的な 7 点および代表平面を抽出して、これを計測データとする。その後、点・平面間距離や平面法線方向の比較により地図データと計測データの一致度を計算し、パーティクルフィルタにより移動ロボットの自己位置を推定する。システム全体の流れを図 1.9 に表す。

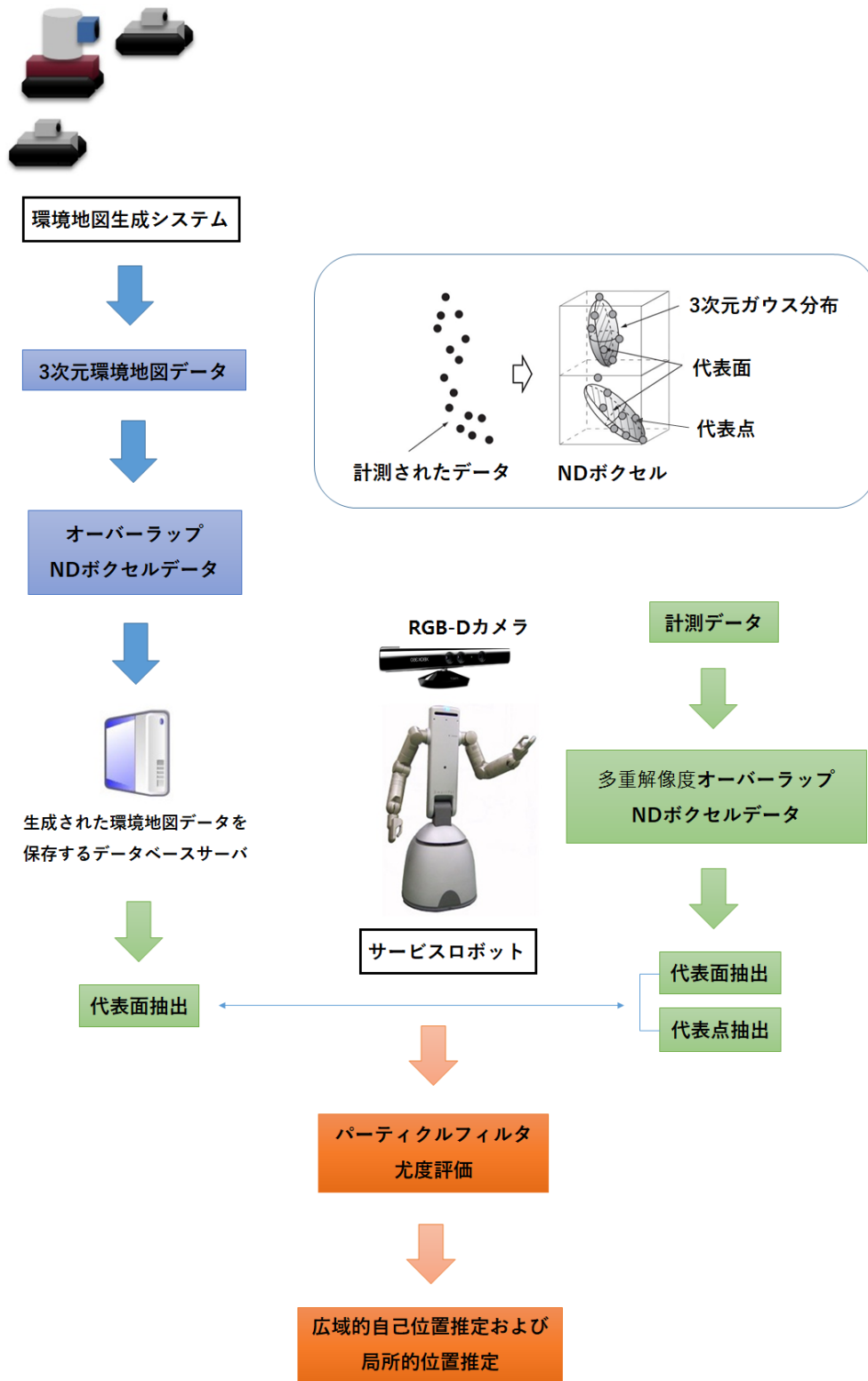


図 1.9: 環境地図を用いた位置推定の流れ

NDT[23] は、ICP 法に代わる複数距離データの高速な位置あわせ手法として提案されたものであるが、本手法は、NDT のもう一つの特徴である局所特徴の効率的な記述能力に着目し、NDT による局所特徴を用いた大規模 3 次元データ間の高速な位置あわせを実現する。広域かつ詳細な 3 次元空間データの利用や大量のデータが取得できるセンサの開発により、大規模データの高速処理はロボット分野でも喫緊の課題である。本論文は特にレーザ計測された数千万点もの大規模な 3 次元環境地図と、一度に 30 万点の距離データが得られる 3 次元距離センサを用い、NDT の性質を巧みに利用することで、実用的な処理時間で実行可能なロボットの新たな 3 次元位置推定手法を提案する。なお、通常、NDT では、参照点群（位置あわせ先の点群、本研究では環境地図）と対象点群（位置合わせされる点群、本研究では 3 次元距離センサから得られた点群）に対し、まず参照点群に NDT を適用し、得られた正規分布に対象点群のすべての点を投影して尤度を求め、その総和が最小となる相対位置をニュートン法などで決定する [23][28]。これに対し、提案手法は環境が多く平面で構成されているとの仮定のもと、通常、多くの平面から構成される人工環境により適した手法として、1) 対象点群にも NDT を適用して少数の代表点で表現する、2) 参照、対象点群の NDT から代表平面を計算し、点・平面間距離や平面同士の法線の差を尤度として用いる、などの改良を加えたものである。なお、提案手法により大まかに位置あわせされた距離データは、既に ND ボクセルの計算は終了していることから、提案手法で得られた位置を初期位置として通常の NDT と同様に詳細な位置あわせを行うことも可能である。

1.4 論文構成

第2章では、まず本研究で新たに構築した 3 次元地図生成システムについて述べ、システム構成や地図作成手順を説明する。第3章では、得られた広域 3 次元地図を用いて自己位置を推定する提案手法の詳細を示す。第4章では、 $70 \times 35 \times 3$ [m] の屋内環境に対し、群ロボットシステムによって構築された詳細な環境地図と 3 次元距離センサ（Kinect, Microsoft）を用いて、提案手法の評価を行なった結果を示す。最後に第5章で本論文をまとめる。

第2章

3次元計測システムによる環境地図生成

大規模対象物を計測するために長距離測定可能な高性能レーザスキャナを用いて、一度に広範囲の3次元形状を計測するシステムは既に実用化されている。また、現存する大規模な歴史的建築物をデジタル計測し、その見えや形状をデジタルデータとして永久保存するデジタルアーカイブの研究も現在各地で行われている。しかしこのような遠距離レーザスキャナは非常に高価であり、また場所や方向を変えて複数回の計測を行った場合には、計測後に複数の距離データを一つの全体形状に統合する後処理が必要である。これには専門の知識が要求され、専門外の作業員には統合が難しいという問題がある [19][38][39]。

これに対し、これまでにロボットが計測対象物の周囲を移動しながら3次元形状をレーザ計測するシステムが開発されている [34]。図 2.1 に開発された群ロボットシステムを表す。本システムは、レーザ計測装置、デジタルカメラを搭載した3台の移動ロボットが、計測対象物周囲の複数の計測位置に移動し、群ロボットによる協調的自己位置同定手法 (Cooperative Positioning System, CPS) [34] を用いて位置を同定しつつ、レーザ計測を行うものである。これにより、GPS や慣性ユニット (IMU) などを用いる従来手法とは桁違いの高精度の位置同定が可能になっている。また、その実応用としてこれまでに、太宰府天満宮 (福岡市) を始めとした広域文化遺産の3次元デジタルモデルの作成と保存に成功した [40]。

本章では、更なる地図生成精度の向上を目的に、本研究で新たに開発した3次元地図作成システムを紹介し、システム構成から地図作成手順について述べる。

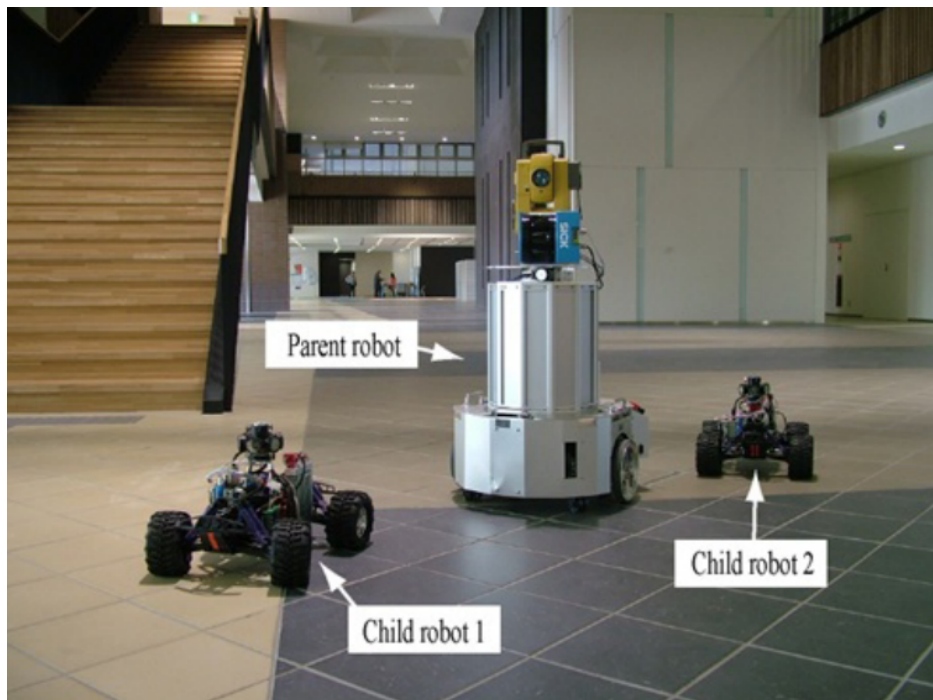


図 2.1: 3次元計測システム, CPS-V[34]

2.1 環境地図生成システムの構成

本研究で新たに構築した3次元地図生成システムは、図 2.2 に表すように1台の親ロボットと2台の子ロボットで構成される。本システムは、測量用トータルステーション、測量用コーナミラー、レーザ計測装置、デジタルカメラを搭載した複数台の親子ロボットを用い、親子ロボットが三辺測量法 (Trilateration) によりそれぞれの位置を確定しつつ、搭載したカメラやレーザ計測装置により多くの視点からデジタルデータを取得するものである。本システムの最大の特徴は、ロボットの位置同定に、群ロボットによる協調的ポジショニング法 (Cooperative Positioning System, CPS) [41] を採用することで、GPS や慣性ユニット (IMU) などの従来手法とは桁違いの高精度でレーザ計測位置を同定できることである。この機能により、従来必須であったレーザ計測結果の統合処理など後処理にかかる手間をほぼ完全にゼロにすることに成功し、デジタルデータの高精度化と計測作業の迅速化、省力化を実現した。

親ロボットは図 2.3 のようにトータルステーション、レーザ距離センサ、回転台、姿勢センサ、自動水準器、移動ユニットで構成される。制御システムは、遠隔地に置かれたコントローラで使

うソフトウェアと、デバイス制御のためロボットに直接搭載されるソフトウェアで構成されている。お互いソケット通信によってデータのやり取りを行う。

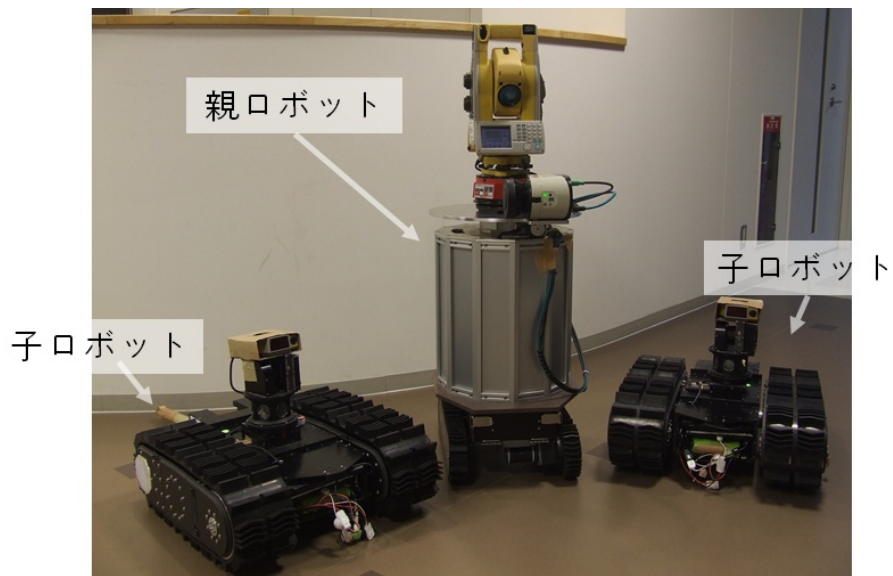


図 2.2: 3次元地図生成システムロボット群の構成

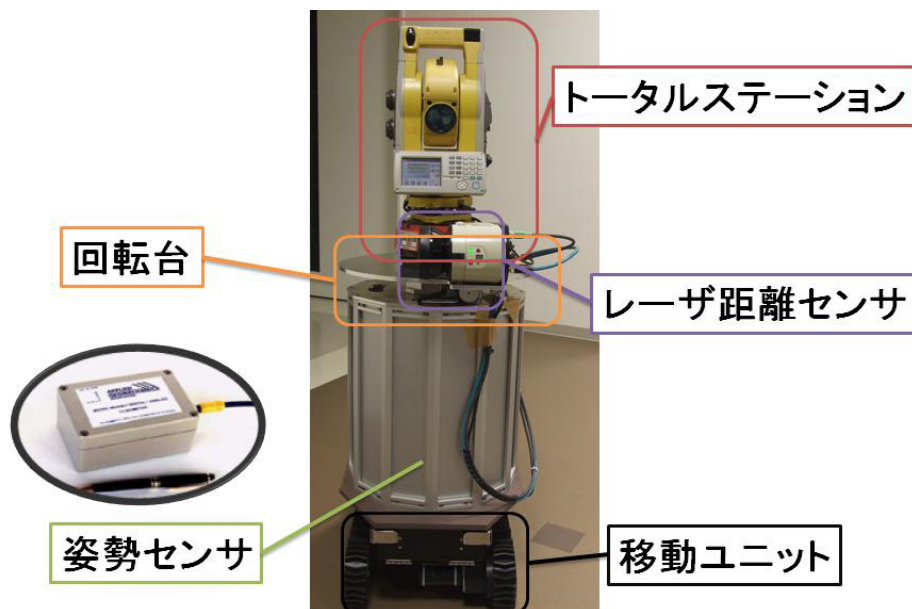


図 2.3: 親ロボットのデバイス構成

2.1.1 デバイス構成

トータルステーションおよびコーナーキューブ

親ロボットには、高精度レーザ距離測定器であるトータルステーション (表 2.1, GPT-9005A, TOPCON Ltd) が搭載されている。トータルステーションにより、半自動的に子ロボットに搭載したコーナキューブ (図 2.5) までの距離, 方位角, 仰角を正確に計測することで, 子ロボットの位置を同定することが可能である。また, 位置が同定された 2 台の子ロボットに搭載したコーナキューブまでの距離, 方位角, 仰角をそれぞれ正確に計測することで, 親ロボット自身の位置と向きを同定することが可能である。



GPT-9005A(TOPCON Ltd)	
Range	1.3 ~ 3, 000[m]
Resolution(distance)	0.2[mm]
Resolution(angle)	0.5"
Accuracy(distance)	$\pm(2[\text{mm}]+2[\text{ppm}]\times\text{Distance})$
Accuracy(angle)	$\pm 1''$
Max range(angle)	$\pm 6'$

表 2.1: トータルステーション (GPT-9005A, TOPCON)

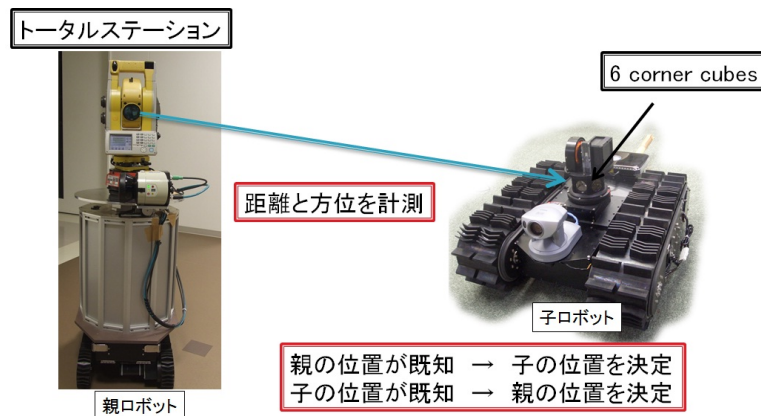


図 2.4: 子ロボット計測による位置同定概念図

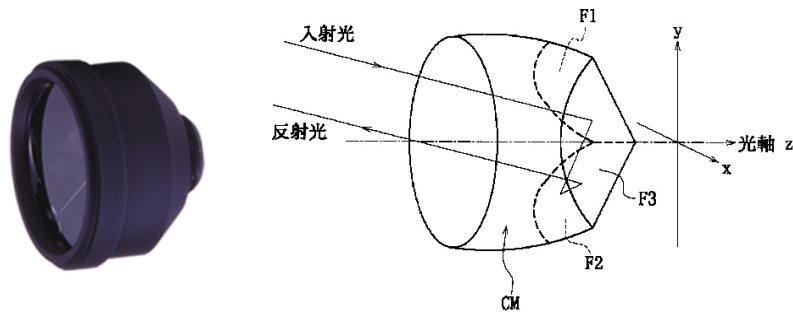


図 2.5: 計測用コーナーキューブ

レーザ距離計測センサおよび回転台

レーザ計測装置は、スリット状にレーザを投射し、反射光の到達時間から縦方向の2次元の断面形状が得られる。環境地図生成には、レーザ投射面が縦方向になるように設置した2次元レーザレンジファインダ(表 2.2, LMS 151, SICK)を用い、これを親ロボットに搭載した回転ステージ(表 2.3, ARS-136-HP, 中央精機)上で360°回転させながらレーザ計測することで、周囲の3次元距離情報を得る。計測の様子と得られるデータ例を図 2.6 に表す。

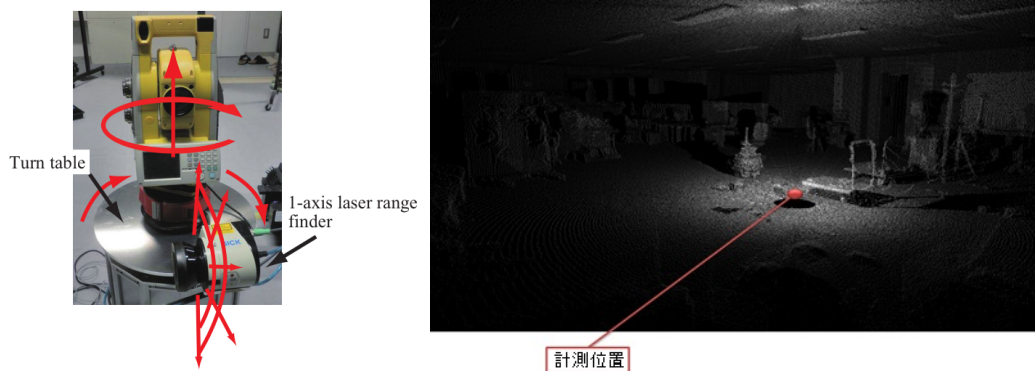
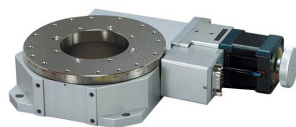


図 2.6: 周辺環境計測の様子と得られるデータ



LMS-151 (SICK AG)	
View angle	270°
Max. range	50[m]
Distance resolution	1[mm]
Angular resolution	0.25°
Systematic error	±30[mm]
Statistical error	±12[mm]

表 2.2: レーザ距離計測センサ



ARS-136-HP (中央精機)	
移動量	360°
ステージ面	φ 50[mm]
分解能	0.004°
位置決め精度	0.025°
心振れ	0.01[mm]
面振れ	0.015[mm]
質量	3[kg]
最高速度	20°/s

表 2.3: 回転台に取り付けられたモータ

姿勢センサ

親ロボットに搭載した計測装置は、親ロボットの走行面の凸凹や傾斜により、計測値に大きな影響を受ける。そこで、姿勢センサ(表 2.4, MD900-TS, Applied Geosystems)により計測された roll 角, pitch 角を用いて、トータルステーションの方位角, 仰角とレーザレンジファインダの回転軸の傾斜を補正する。



MD900-TS (Applied Geosystems)	
Range	$\pm 25^\circ$
Resolution	0.004°
Repeatability	0.01°

表 2.4: 姿勢センサ (MD900-TS, Applied Geosystems)

自動水準台

トータルステーションを水平状態に保つために、改良システムでは新しく自動水準台(表 2.5, AS-21, Rizumu)を取り付けた。親ロボットに搭載した PC から、自動的に水準台を水平に制御するために、DIO リレー出力ボード (RLY-P4/2/0B-UBT[USB2.0], Y2 Corporation) を用いる。自動水準台を用いた精度向上に関しては第 2.3 章で詳しく説明する。



AS-21 (Rizumu)	
Leveling accuracy	$\pm 10''$
Max range	$\pm 4^\circ$

表 2.5: 自動整準台の仕様 (AS-21, Rizumu)

2.2 環境地図生成の流れ

2.2.1 環境計測

レーザ距離センサから計測された周辺距離データは、図 2.7 に表すように、次式を用いて 3次元地図上の点データ (P_{ix}, P_{iy}, P_{iz}) に変換される。

$$\begin{pmatrix} P_{ix} \\ P_{iy} \\ P_{iz} \end{pmatrix} = \mathbf{R} \cdot \begin{pmatrix} r_i \cos(\psi_i) + c \\ 0 \\ r_i \sin(\psi_i) + h \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_z(\text{yaw}) \cdot \mathbf{R}_y(\text{pitch}) \cdot \mathbf{R}_x(\text{roll}) \cdot \mathbf{R}_z(\phi_i) \quad (2.2)$$

ただし、 ϕ_i はデータ計測時の回転角度、 ψ_i はデータ中の一つの計測値の仰角、 r_i はその測定距離、 c は回転軸からレーザ距離センサまでのオフセット距離 (本システムでは +230mm)、 h は同定された親ロボットの位置 (トータルステーションの計測部の位置) からレーザ距離センサまでの回転軸方向の高さ (本システムでは -228mm) であり、 (x_0, y_0, z_0) は協調ポジショニング法で得られた親ロボットの現在位置の座標である。式 (2.2) でわかるように、ロボットの姿勢センサから得られた姿勢 (pitch , roll) と向き (yaw) も用いて補正を行なっている。

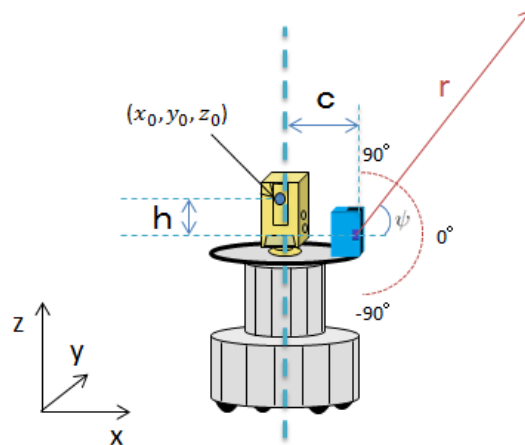


図 2.7: 計測データの 3次元座標変換

2.2.2 計測データの統合

一般に大規模環境に対して3次元レーザ計測を行う場合、図2.8で表すように一箇所での計測では、死角によるオクルージョンやセンサの最大計測範囲により全体の形状を計測することはできない。

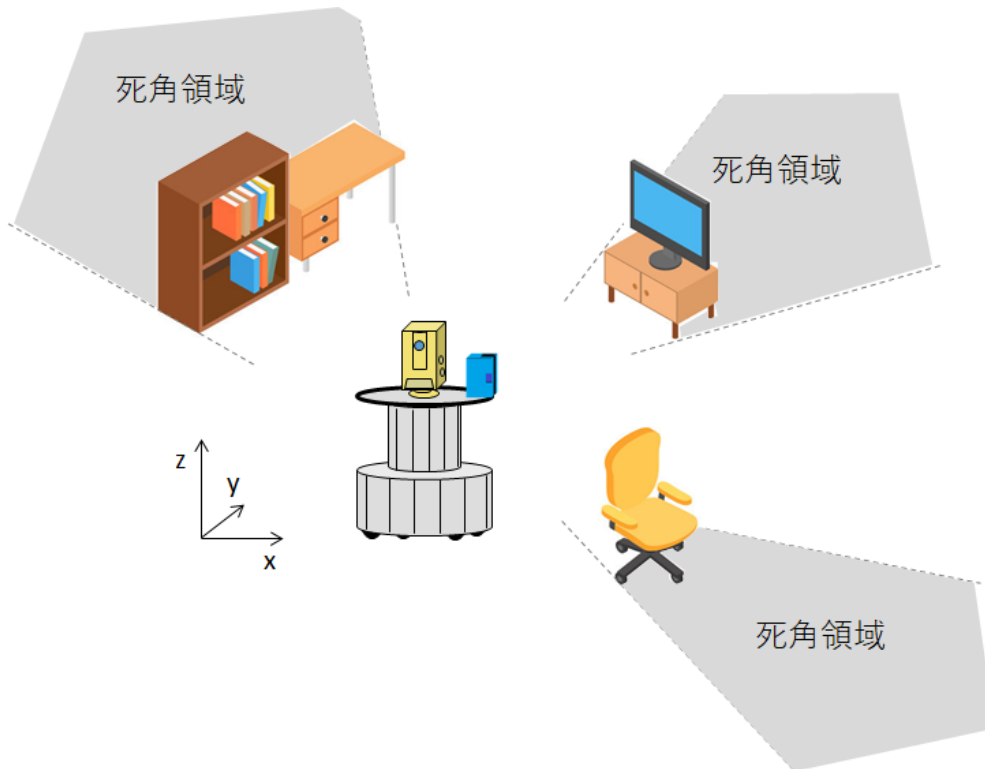


図 2.8: オクルージョン問題

そこで、レーザ計測装置を多地点に設置して多くの距離画像を取得する必要がある。しかし、それぞれの計測データは計測地点を原点とする局所座標系で記述されているため、それぞれの計測データをICP(Iterative Closest Point)法などの後処理により統一座標系に変換して、1つの3次元モデルを生成する必要がある。しかし、計測経路が元の計測点に戻るループ経路でないと、位置あわせ誤差が累積され、正確に補正できない問題や、似たような特徴が多く存在する場合、統一座標系に変換時の位置関係が適切に収束しないという問題がある。またこの後処理には専門的知識と多くの人手が必要である。

一方、もしレーザ計測装置の設置位置や姿勢が正確に既知であれば、複雑な後処理を必要とせ

ず、簡単な座標変換により局所座標系を統一座標系に変換できる。そこでこれまでに構築したシステムでは、移動ロボットによる計測位置を協調的自己位置同定手法 (CPS)[34] で正確に同定することで、直接的な座標変換を実現している。計測の前に親ロボットの位置は CPS により正確に同定されているので、それぞれの計測データは図 2.9 で表すように単純に座標変換することにより統合できる。CPS による自己位置同定と、レーザ計測装置による環境計測を交互に繰り返すことで、統合された大規模環境全体の幾何構造モデルを生成することができる。

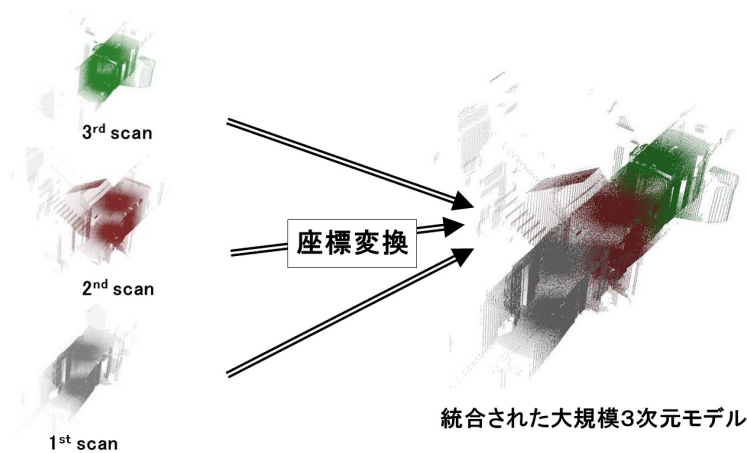


図 2.9: 座標変換によるデータ統合

図 2.2 のロボット群を使って、協調ポジショニングシステム (CPS) と環境計測を組み合わせたシステム全体の流れを説明する。動作の流れは次の通りである。以下の過程をロボットの動作として図 2.10 にまとめて表した。

1. 親ロボットの初期位置を原点として指定する。
2. 位置が既知である親ロボットから、各子ロボットの位置を同定する。
3. 親ロボットに搭載したレーザ距離計測装置を用いて環境計測を行う。
4. 子ロボットが移動した場合、親ロボットから計測し改めて子ロボットの位置を同定する。
5. 親ロボットが移動した場合、位置が既知である子ロボットをそれぞれ計測し自己位置を同定する。
6. 環境全体を計測できるまで、3 から 6 までの処理を繰り返す。

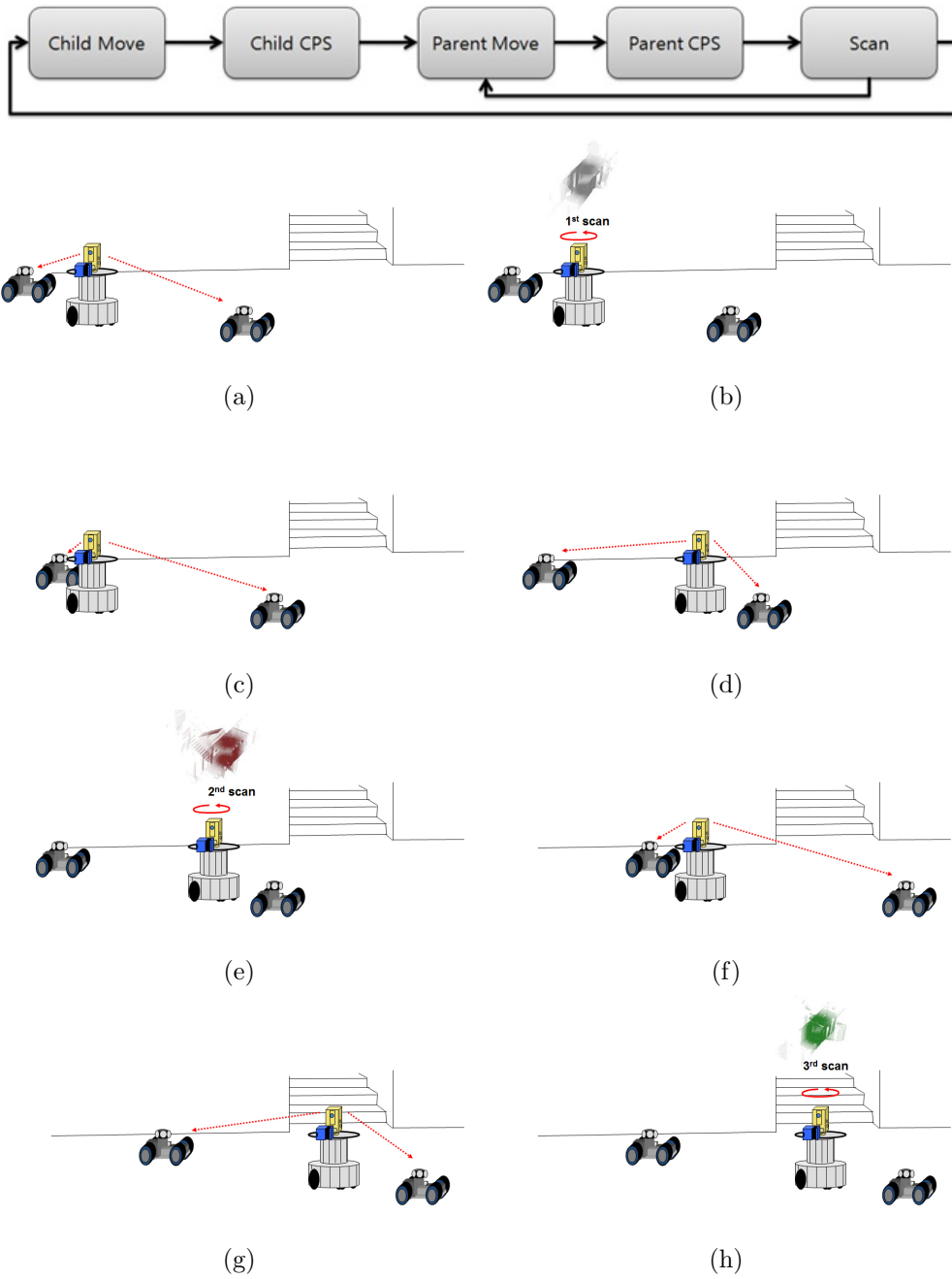


図 2.10: CPS と環境計測の動作の流れ

2.3 環境地図生成システムの改良

本研究で開発した3次元計測システムは、従来のシステム [34] (図 2.1) に比べて、各種センサの変更や自動水準器の導入などにより計測精度を向上させたものである。以下に変更点と特徴をまとめて示す。

従来の3次元計測システム (図 2.1) では、実証実験の結果、高低差 10m を含む 323.9m 移動後の位置精度は 0.97m (移動距離の 0.30%) [42] であり、オドメトリ (車輪走行距離) 法や IMU 慣性航行など他の手法と比較して高い位置同定精度が実現可能であることが証明されていた。

しかし、CPS の精度は上述のように移動距離の 0.30% 程度であり、例えば全長 100m の移動地点付近では、300mm 程度の誤差が生じる可能性がある。そこで、より一層の位置同定精度、およびレーザ計測精度の向上を図るため、以下の機器を変更した。

1. 測量用トータルステーションを AP-L1 (TOPCON, 表 2.6) から GPT-9005A (TOPCON) に変更
2. レーザ計測装置を LMS200 (SICK, 表 2.7) から LMS151 (SICK) に変更
3. コーナミラーを A5 型 (TOPCON, プリズム定数 18mm) から A3 型 (TOPCON, プリズム定数 0mm) に変更
4. 自動水準器 (AS-21) 導入による高精度な姿勢補正

また、最も誤差が生じやすいと考えられる姿勢計測誤差の低減を試みた。



AP-L1(TOPCON Ltd)	
Range	4 ~ 400[m]
Resolution(distance)	0.2[mm]
Resolution(angle)	5"
Accuracy(distance)	$\pm(3[\text{mm}]+2[\text{ppm}]\times\text{Distance})$
Accuracy(angle)	$\pm 5''$

表 2.6: 従来システムのトータルステーション (AP-L1, TOPCON)



LMS-200 (SICK AG)	
View angle	180°
Max. range	8[m] / 80[m]
Distance resolution	1[mm] / 10[mm]
Angular resolution	0.5°
Systematic error	±15[mm]
Statistical error	±5[mm]

表 2.7: 従来システムのレーザ距離計測センサ (LMS-200, SICK AG)

測量用トータルステーションが水平に設置されていない場合、仰角・方位角、距離などの計測値は誤差を含む。通常のトータルステーションを用いた測量では、まず横気泡管等を用いて三脚の水平調整を行い、その後トータルステーションに内蔵された精密チルトセンサにより正確に傾斜角度を補正する。しかし、従来の環境地図生成システム [34] では、測量用トータルステーション (AP-L1) の計測値は、ロボットに搭載した 2 軸傾斜計センサ (Applied Geomechanics, Inc., MD-900-TS, 表 2.4) により補正されていた。これはトータルステーション内蔵の精密チルトセンサは計測可能範囲が狭く、トータルステーションをロボットに搭載した場合、ロボットの姿勢がこの範囲から逸脱することが多いためである。しかし外付けの 2 軸傾斜計センサはトータルステーションから離れたロボット本体に固定されており、また 2 軸傾斜計センサ自体の精度も精密チルトセンサよりも低いため、2 軸傾斜計センサの角度補正值は不正確である可能性が高い。そこで、図 2.11 に表すように、自動整準台 (リズム, AS-21, 表 2.5) により、機械的にトータルステーション (GPT-9005A) の水平調整を行い、その後、トータルステーション内蔵のチルトセンサ (表 2.1) により、精密に傾斜角度を補正することとした。図 2.12 に改良前後のトータルステーションによる計測の手順の比較を示す。

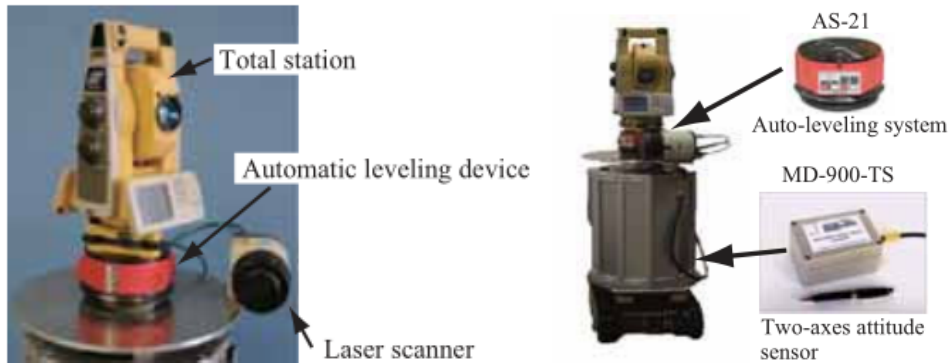


図 2.11: 自動整準台による高精度な姿勢補正

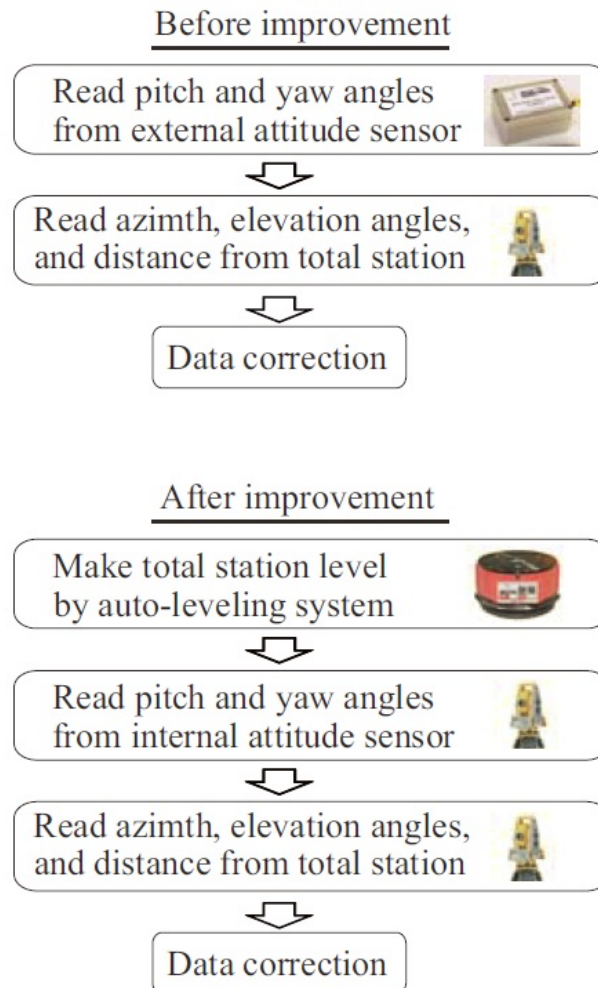


図 2.12: 自動水準器付きトータルステーションの制御手順

トータルステーションの傾斜角度の補正誤差は、特に仰角測定値に大きく影響し、コーナミラーまでの距離が長い場合、垂直方向に大きな誤差を生じる原因となる。例えば仰角測定値に $10'$ の誤差が含まれている場合、距離測定値を l とすると、測定点座標値には単純計算で垂直方向に $l \tan 10' \simeq 3l \times 10^{-3}$ 、すなわち距離測定値の 0.3% の誤差が含まれることになる。2軸傾斜計センサ (MD-900-TS) はロボット下部のクローラ部に固定されており、2軸傾斜計センサとトータルステーションの間にはロボット胴体部やアクチュエータが置かれていることから、2軸傾斜計センサの $10'$ 程度の取り付け誤差は十分に予想できる。実際にも文献 [43] で示すように、従来システムでは垂直方向に大きな誤差が生じていた。一方、改良システムでは、後述する実験でも明らかかなように、垂直方向の誤差が非常に小さく抑えられており、自動整準台を用いた傾斜角度の精密補正がシステムの精度向上に大きく寄与したと考えられる。

2.4 精度評価実験

2.4.1 屋内廊下環境

改良したシステムの計測精度を確認するため、屋内廊下環境において、3次元モデルの計測実験を行った。実験環境を図 2.13 に示す。実験では、ループのある廊下環境を親子ロボットが 210m 移動し、途中の 33 か所から環境をレーザ計測し、約 4034 万点のデータを得た。親ロボットの移動回数は 38 回、2 台の子ロボットの移動回数は 7 回および 8 回であった。実験の結果、得られた 3次元モデルを図 2.14 に、ループ状の廊下を一周した前後の計測で、同一のドア部の座標値を比較した結果を図 2.15 に示す。このドア部の誤差は 98mm (x 方向 93mm, y 方向 25mm, z 方向 19mm) であり、これは比較したデータ取得位置間の移動距離 (180.9m) の 0.054% であった。

本実験の結果、改良後の計測精度は従来の移動距離の 0.3% [42] から大きく改善されたことが確認された。

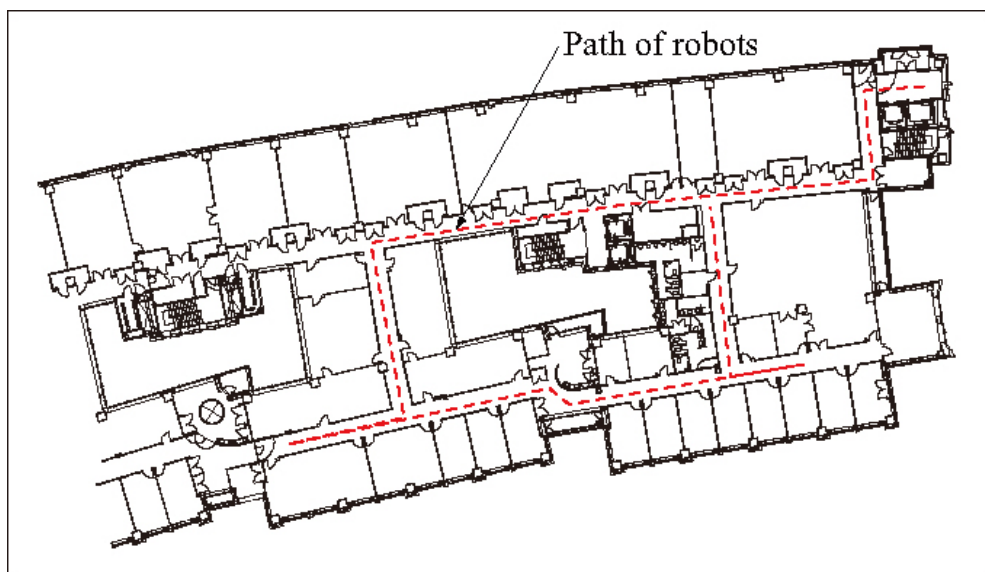


図 2.13: 屋内廊下環境の様子

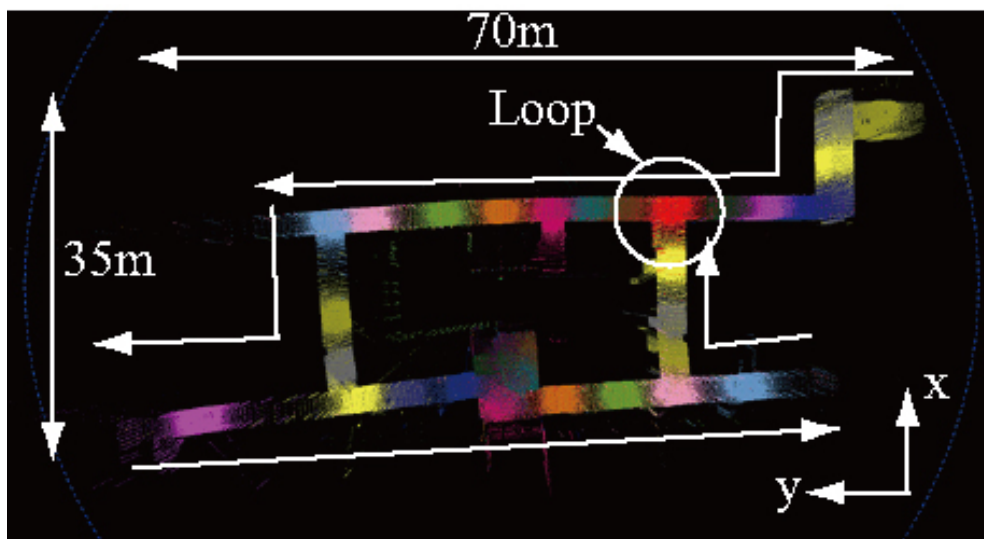


図 2.14: 計測データの様子と誤差評価箇所となるループ地点

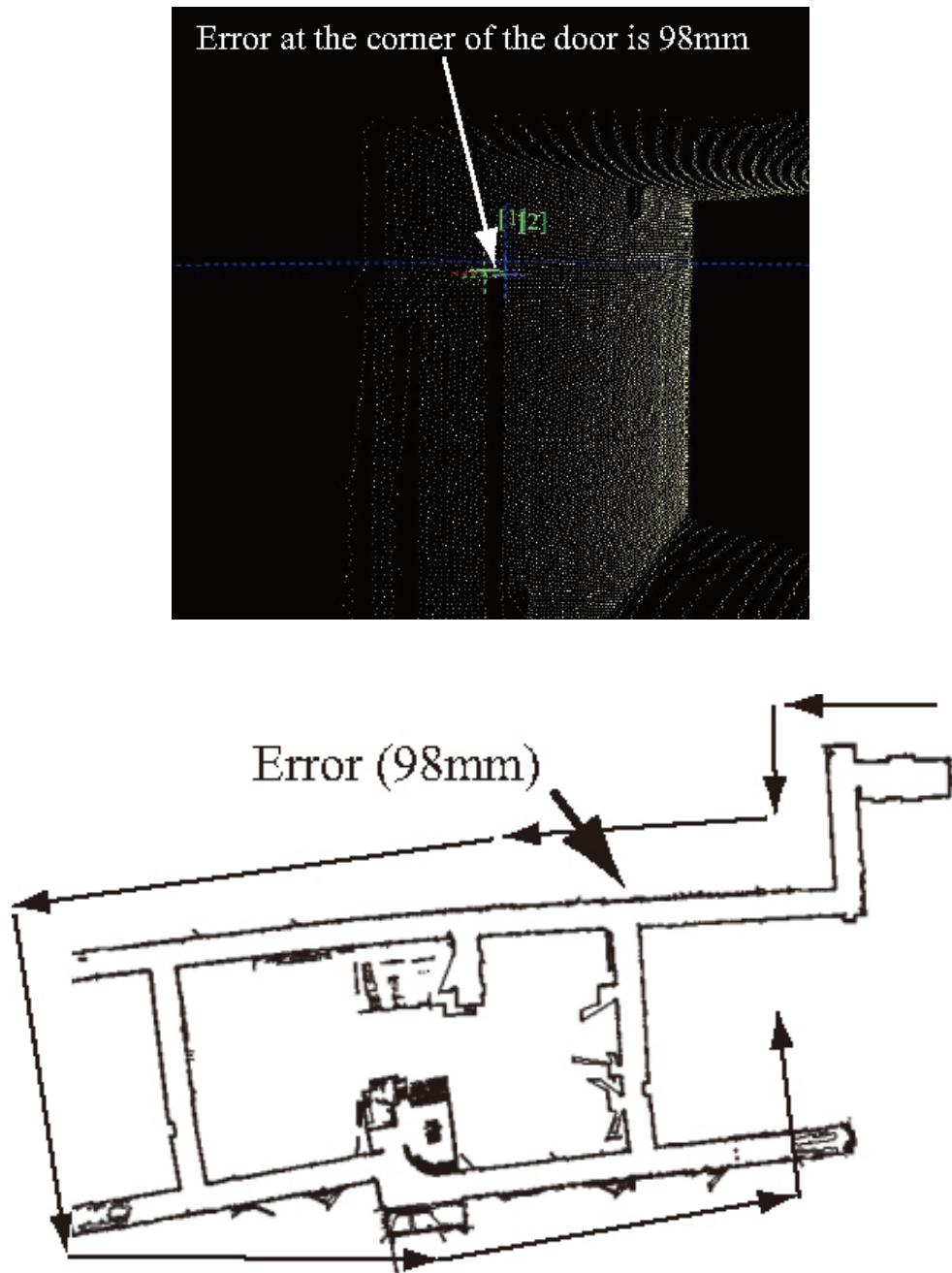


図 2.15: ループ地点における計測位置誤差評価

2.4.2 屋外環境

同様に屋外環境において3次元計測実験を行った。実験環境を図 2.16 に示す。実験では、親子ロボットが建物周囲を 343m、高低差 5m を移動し、20 地点からレーザ計測を行った。親ロボットの移動回数は 19 回、2 台の子ロボットの移動回数は 2 回および 3 回であった。得られた 3次元モデルと親ロボットの移動軌跡を図 2.17 に示す。建物を一周する前後で計測された同一モデル上の 3次元点の計測位置誤差は 116mm (x 方向-47mm, y 方向 72mm, z 方向-78mm) であり、移動距離の 0.034% であった。これは、屋内廊下環境に比べ子ロボットの移動回数が少なく、位置同定誤差の累積が小さくなったためである。



図 2.16: 屋外環境の様子

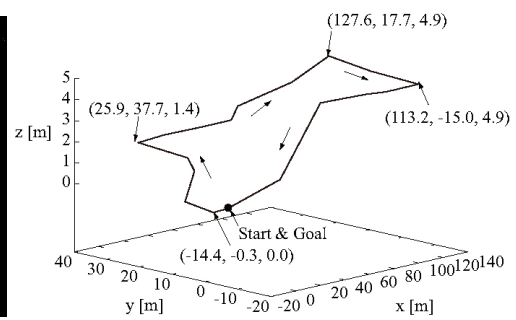
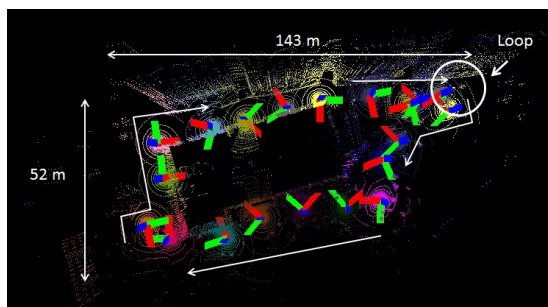
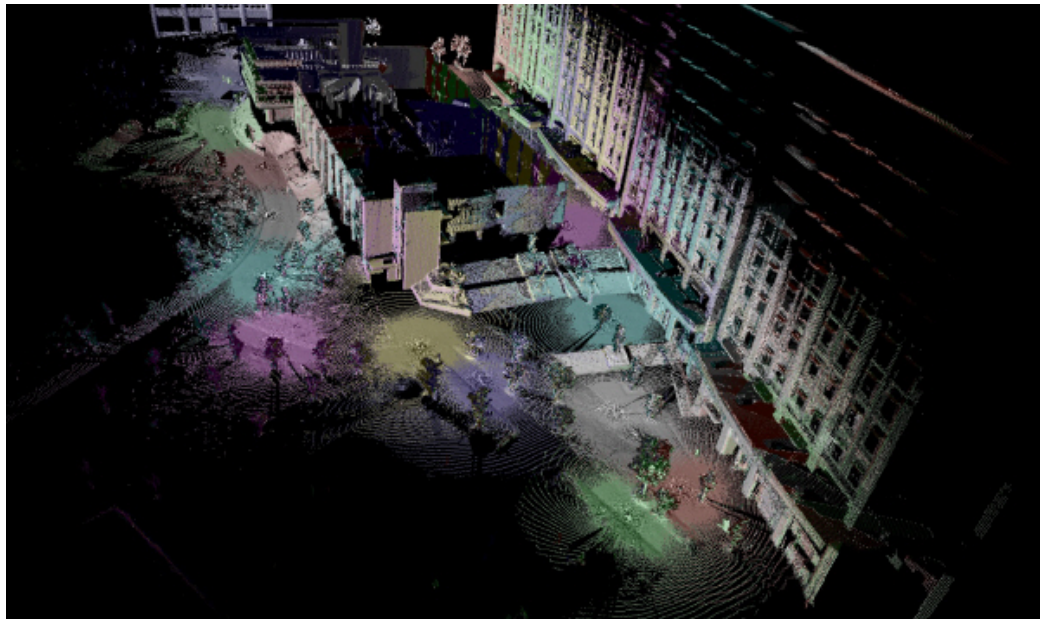


図 2.17: 計測データの様子と誤差評価箇所となるループ地点

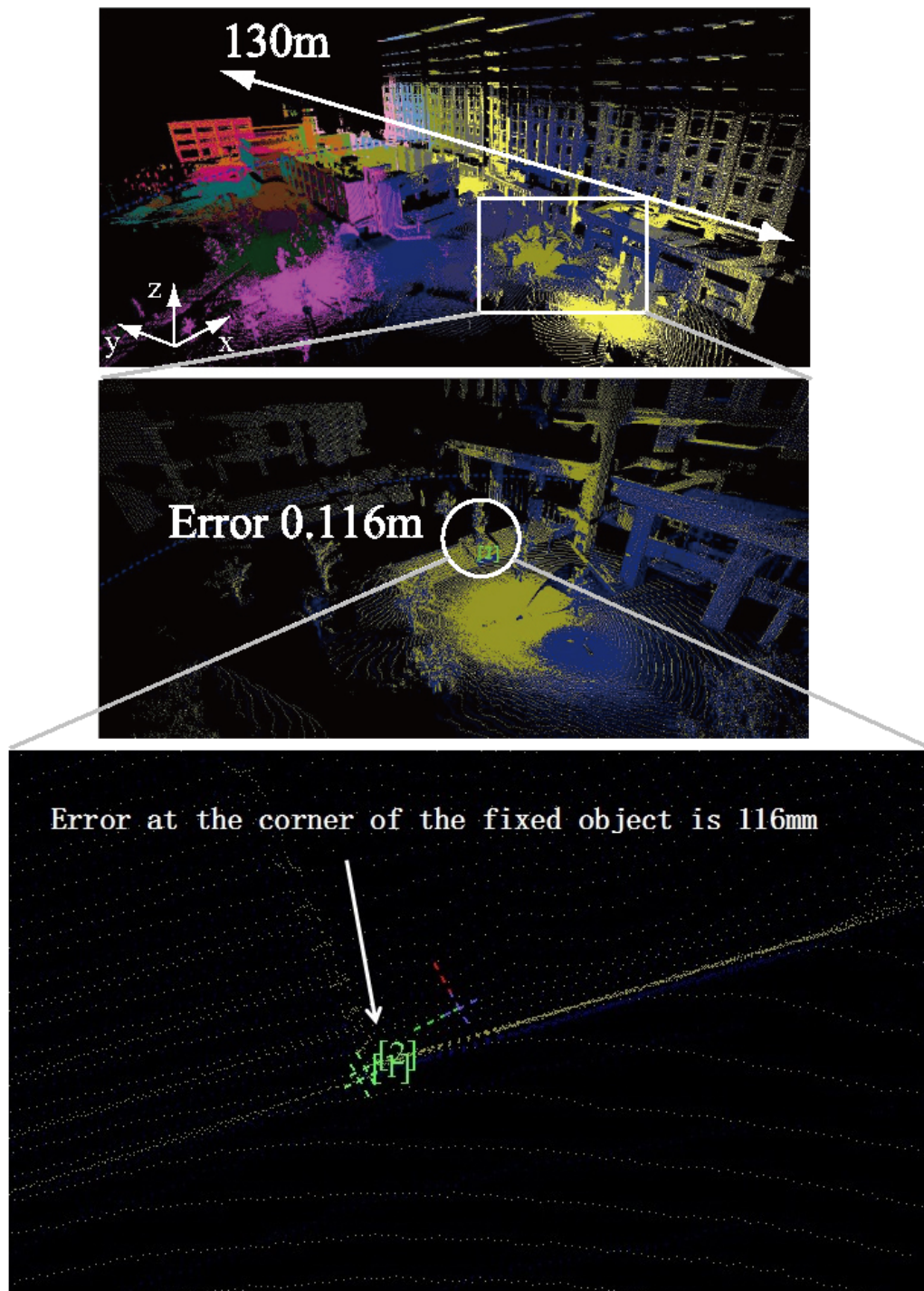


図 2.18: ループ地点における計測位置誤差評価

第3章

3次元環境地図と3次元距離センサを用いた位置推定

2次元地図と、2次元レーザレンジファインダや超音波センサなどの2次元距離センサを用いた移動ロボットの広域的位置推定に関する研究は盛んに行われている。文献 [44] では、高速に移動するロボット (4m/s) のための TOF 式距離計測センサの計測値のマッチング手法として、計測された周辺形状に線形フィルタをかけることで信頼性の高い特徴を高速に抽出し、この特徴点同士と比較で差分移動量を計算する HAYAI (high-speed and yet accurate indoor/outdoor tracking) アルゴリズムを提案している。また、拡張カルマンフィルタを用いてオドメトリ情報を統合することで、位置推定精度が向上することを示している。

従来、外界センサを用いた移動ロボットの2次元 (位置2自由度, 姿勢1自由度) の位置推定法では、レーザスキャナや超音波センサなどの距離センサをロボットに搭載し、計測された距離データとあらかじめ与えられた2次元地図との比較から位置を推定する手法が一般的であった [45]。特に、最尤推定法や ICP (Iterative Closest Point) 法を用いた2次元スキャンマッチング、パーティクルフィルタを用いた位置推定手法は数多く提案されている [13][14][15]。

しかし、屋外環境のような高低のある複雑な環境ではロボットの姿勢が不安定なため、計測対象の高さが常に一定とは限らない。この問題に対応するため、これまでに3次元地図と2次元センサの計測データのマッチングに関する研究も行なわれている。文献 [32] では、3次元地図から変換した立体的な2次元地図である MLS (Multi-Level Surface) 地図を用いて、確率的サンプリング位置推定手法の一つである MCL (Monte Carlo Localization) の精度を向上させる改良手法を提案している。ロボットのセンサの仰角を動的に変化させることで、傾斜が存在する実環境でもロバストな位置推定が可能であることを示している。

近年, 3次元レーザスキャナの普及により, 高精度な3次元環境地図がロボット用途としても利用可能になりつつある. 一方, Kinect (Microsoft) [表 3.1] や SR4000 (Swiss Ranger) [表 3.2] など RGB-D カメラと呼ばれる低価格の距離センサが相次いで発売され, リアルタイムで3次元距離データが手軽に得られるようになった.



Horizontal field of view	57°
Vertical field of view	43°
Image size	640 * 480
Scanning frequency	30[Hz]
Depth sensor range	1.2[m] - 3.5[m]

表 3.1: Microsoft Kinect の仕様



Illumination wavelength	850[nm]
Maximum frame rate	50[fps]
Pixel array size	QCIF - 176 (h) * 144 (v)
Field of view	43.6°(h) * 34.6°(v)
Pixel pitch	40[μm]

表 3.2: Swiss Ranger SR4000 の仕様

そこで本章では, 外界センサを用いた移動ロボットの位置推定問題 [2][3] に対し, 高精度な3次元環境地図と3次元距離センサを搭載したロボットによる, 広域環境での3次元 (位置3自由度, 姿勢3自由度) の位置推定手法を提案する. この手法は事前にレーザ計測により得られた大規模な3次元環境地図 [46] を用いる.

1.3 節でも述べたように, 従来, このような3次元情報を用いた位置推定は, 環境地図と観測データに含まれる点群を用いた ICP 法 [16][17] や, 観測データ内の点群やボクセルと環境地図内の面やボクセルの分布を比較する手法 [21][37] などが提案されている. しかしこれらの手法は一般に計算量が多く, 特に初期位置を指定しない広域的な位置推定においては, 大規模な地図に直接適用するには問題がある. この問題に対し, 本手法では, まず点群データで表された3次元環境

地図に Biber らにより提案された NDT (Normal Distributions Transformation) [23] を適用し, 点の分布を3次元正規分布で表現した ND ボクセル (Normal Distributions Voxels) を生成する. 次に各ボクセルにおいて, 計算された3次元正規分布から最小固有値方向を法線とする代表平面 (Eigen Planes) を抽出し, これらを地図データとして登録する. また位置推定時には, 3次元距離センサから得られる点群から同様に ND ボクセルを生成し, 各ボクセルで形状を大まかに表すための代表的な7点および代表平面を抽出して, これを計測データとする. その後, 点-平面間距離や平面法線方向の比較により地図データと計測データの一致度を計算し, パーティクルフィルタにより移動ロボットの自己位置を推定する. 広域かつ詳細な3次元空間データの利用や大量のデータが取得できるセンサの開発により, 大規模データの高速処理はロボット分野でも喫緊の課題である. 本手法は特にレーザ計測された数千万点もの大規模な3次元環境地図と, 一度に30万点の距離データが得られる3次元距離センサを用い, 局所特徴を効率的に格納できる ND ボクセルの特性を利用することで, 3次元位置推定手法が高速に実行可能である.

3.1 NDT とパーティクルフィルタを用いた位置推定

提案する3次元環境地図と3次元距離センサを用いた移動ロボットの3次元位置推定手法の詳細を示す.

3.1.1 計測データの変換

本章では, 図 3.1 に示す3次元距離センサ (Kinect, Microsoft) を搭載した移動ロボットに対する位置推定手法を示す. 3次元距離センサから一回の計測で30万点の3次元点群データが得られる. この計測例を, 図 3.2 に表す. この点群データに対して, まず ND ボクセルを計算する. その後, 得られた3次元正規分布に対して, 各軸方向に半径 $\sqrt{-2\log_e r}$ の球面上の点を楕円上に射影したシグマ点を合計6つ抽出し, 正規分布の中心点 (重心) と合わせて7つの点を計測データの代表点とする. ただしここでは $r = 0.5$ とした. また地図データと同様に代表平面も求めておく. なお計測データに対しても, 地図データと同様にボクセルをオーバーラップ化して, 離散化の影響を低減する.



図 3.1: 3次元距離センサ (Kinect) を搭載した移動ロボット [47]

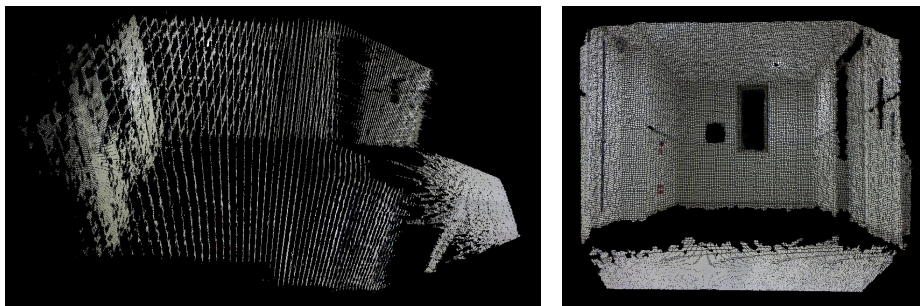


図 3.2: 3次元距離センサで得られた点群データ

オーバーラップ ND ボクセルデータへの変換

NDT は、点群データを正方格子状に分割し、各格子内に含まれる点列データを正規分布に変換する手法である [23][25]。NDT の概念を図 3.3 に表す。この一つの正規分布と平均値を与えた一つの 3次元格子要素を ND ボクセルと呼ぶ。NDT は次のように行う。まず点 $\mathbf{X}_i = (x_i, y_i, z_i)$ が得られたとき、どの ND ボクセル領域に入っているかを座標値を量子化することにより求める。次に ND ボクセル k に入っている N_k 個の点を $\mathbf{X}_{ki} (i = 0 \dots N_k - 1)$ とするとき、ND ボクセル k の平均点 $\boldsymbol{\mu}_k$ 及び共分散 $\boldsymbol{\Sigma}_k$ を以下のように計算する。

$$\boldsymbol{\mu}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=0}^{N_k-1} \mathbf{X}_{ki} \quad (3.1)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i=0}^{N_k-1} (\mathbf{X}_{ki} - \boldsymbol{\mu}_k)(\mathbf{X}_{ki} - \boldsymbol{\mu}_k)^t \quad (3.2)$$

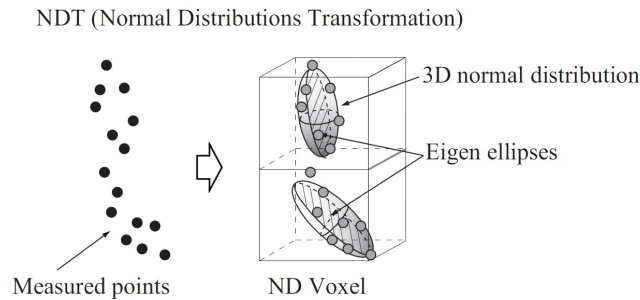


図 3.3: NDT と ND ボクセルの概念図 [23]

しかし、図 3.4 に表すように、格子状に区切る離散化による影響により、たまたま境界付近に存在する点群形状が微小な位置違いの隣ボクセルでは確認できないことがありうる。この問題を解決するために、少なくとも対象ボクセルとその全ての周辺ボクセル (計 27 個) とマッチング評価を行う必要がある。ここで、 (I_x, I_y, I_z) は対象ボクセルの計測データ全体におけるボクセル位置インデックスを表し、周辺ボクセルとは、対象ボクセル (I_x, I_y, I_z) の周囲にある 26 通りのボクセル $(I_x + i, I_y + j, I_z + k \mid -1 \leq i, j, k \leq 1, \text{ただし}, i = j = k = 0 \text{ の場合は除く})$ のことである。

しかし、全ての周辺ボクセルとマッチング評価を行うと、計算量が多くなるという問題点がある。

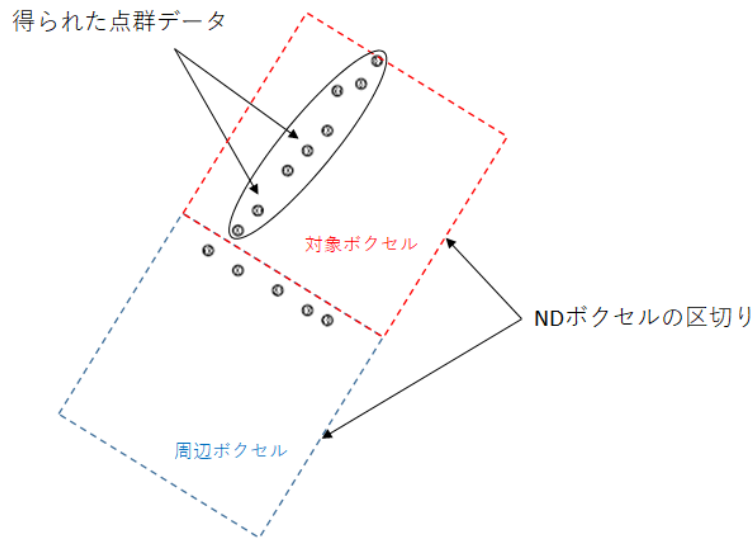


図 3.4: 格子状に区切る離散化による影響

Peter らの2次元の NDT においては、この問題に対し図 3.5 に表すように各格子の要素を隣接する要素と半分重複するように配置し、一つの点を4つの要素に投票することで、必ずどれかの要素においては投票した点が中央付近に来るようにしている [23]。本提案手法では、この手法をさらに拡張し、3次元上にそれぞれのボクセルが半分ずつ重なるように配置している [25]。これにより、処理に用いるボクセルは、対象ボクセルと7つの周辺ボクセル ($I_x + i, I_y + j, I_z + k \mid 0 \leq i, j, k \leq 1$ ただし $i = j = k = 0$ の場合は除く) の8個になり計算量を大幅に減らすことができる。

変換されたオーバーラップ ND ボクセル地図の一例を図 3.6 に表す。それぞれのボクセルの分散が複雑に絡み合っていることがわかる。

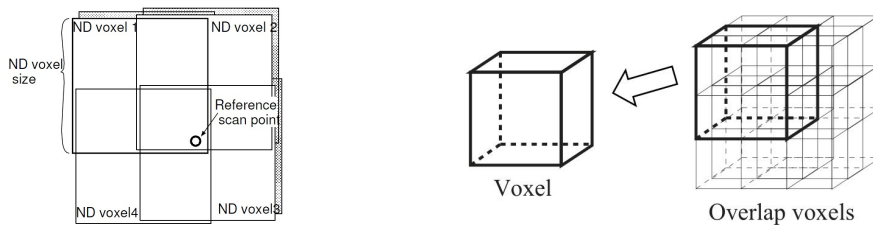


図 3.5: ボクセルのオーバーラップ配置 [25]

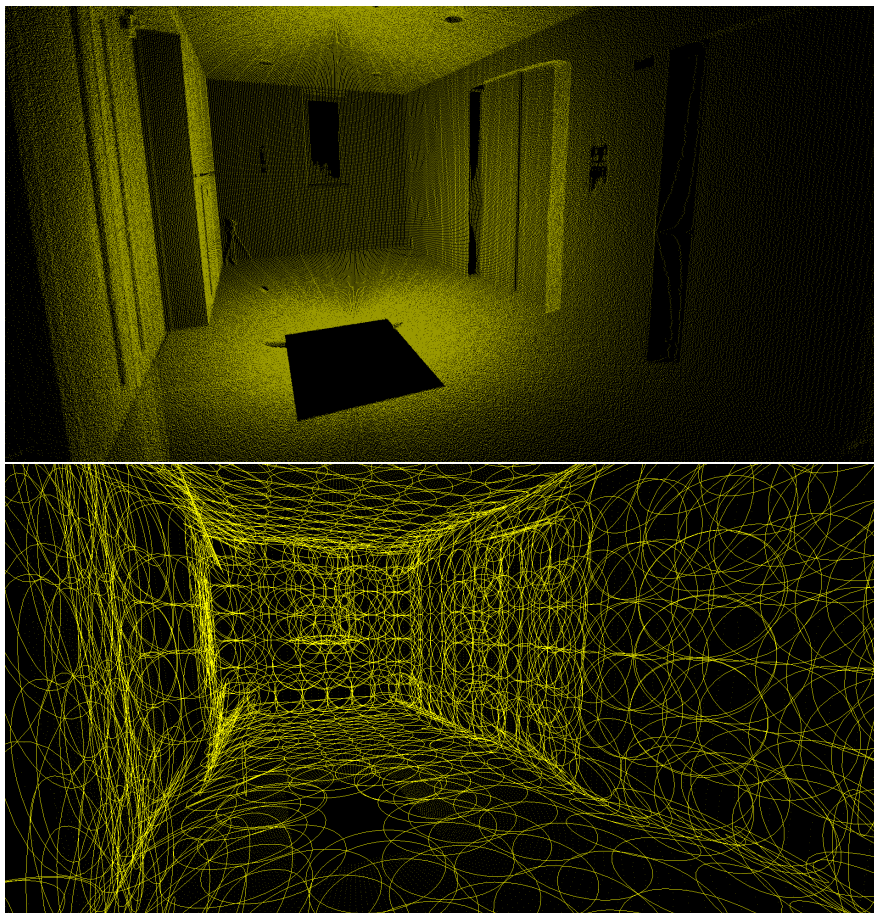
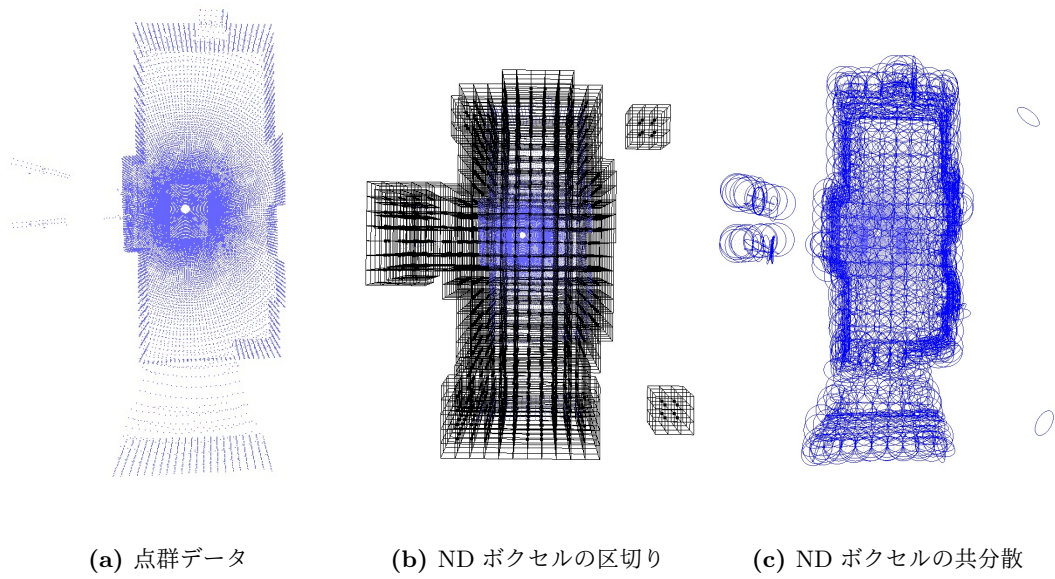


図 3.6: ND ボクセル化の一例

代表点 (Sigma Point) 抽出

ガウス分布を非線形計算に用いるためによく使われる手法として、シグマ点抽出がある。これは、ガウス分布の形状を複数の代表的な点で表現する方法である。本研究では、図 3.7 に表すように、分布の確率が基準点の半分になる位置からシグマ点を得る。一つの軸で二つの点を得られ、三変数ガウス分布は三つの軸を持つため六つのシグマ点が取れる。さらに平均点も加え全部で七つの点を求め、これを代表点とする。図 3.7 に得られた代表点の一例を表す。

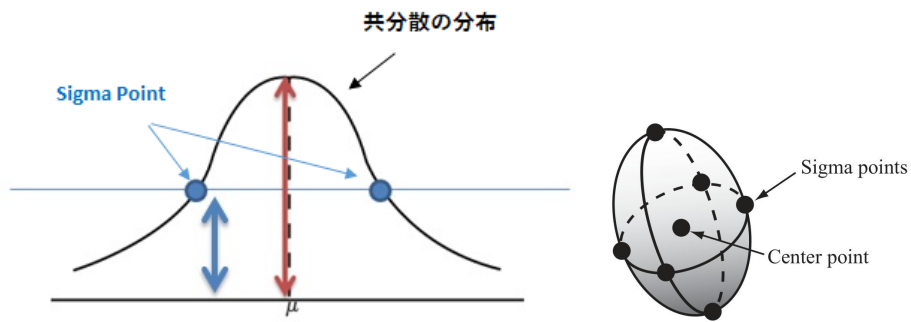


図 3.7: 抽出された7つの代表点

シグマ点の位置を求める方法を説明する。三変数ガウス分布は次の式のように表現される：

$$\det(2\pi\Sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{X}_s - \boldsymbol{\mu})^T \Sigma^{-1}(\mathbf{X}_s - \boldsymbol{\mu})\right) = k \quad (3.3)$$

シグマ点の選択基準として、確率が平均の r 倍になる ($0 < r \leq 1$) 割合は次のように表現できる：

$$\mathbf{x} = \mathbf{X}_s - \boldsymbol{\mu} \quad (3.4)$$

$$\exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}^T \Sigma^{-1}\mathbf{x}\right) = r \quad (3.5)$$

$$\mathbf{x}^T \Sigma^{-1}\mathbf{x} = -2\log_e r \quad (3.6)$$

半径 $\sqrt{-2\log_e r}$ の球の表面上の一つの点 \mathbf{p} を定義すると次の式のように表せる。

$$\mathbf{x}^T \Sigma^{-1}\mathbf{x} = \mathbf{p}^T \mathbf{p} \quad (3.7)$$

ここで共分散行列 Σ は固有値分解 (eigenvalue decomposition) を用いて固有ベクトル行列 \mathbf{V} と固有値行列 \mathbf{D} に分解できる。

$$\mathbf{x}^T (\mathbf{V}\mathbf{D}\mathbf{V}^T)^{-1}\mathbf{x} = \mathbf{p}^T \mathbf{p} \quad (3.8)$$

ここで \mathbf{V} と \mathbf{D} は次のように定義される.

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} \begin{bmatrix} \vdots \\ \mathbf{x}_1 \\ \vdots \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} \vdots \\ \mathbf{x}_2 \\ \vdots \end{bmatrix} & \cdots \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 & \cdots \\ 0 & \lambda_2 & 0 & \cdots \\ 0 & 0 & \ddots & \\ \vdots & \vdots & & \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

ただし, 固有ベクトルは大きさが1に正規化されている. 固有値は $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots$ である. \mathbf{V} は正規直交 (orthonormal) なので次のように分解できる.

$$\mathbf{x}^T \mathbf{V} \mathbf{D}^{-1} \mathbf{V}^T \mathbf{x} = \mathbf{p}^T \mathbf{p} \quad (3.11)$$

$$\mathbf{x}^T \mathbf{V} \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{V}^T \mathbf{V} \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{V}^T \mathbf{x} = \mathbf{p}^T \mathbf{p} \quad (3.12)$$

$$\mathbf{x}^T \mathbf{V} \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{V}^T = \mathbf{p}^T \quad (3.13)$$

$$\mathbf{V} \mathbf{D}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{V}^T \mathbf{x} = \mathbf{p} \quad (3.14)$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{V} \mathbf{D}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}^T \mathbf{p} \quad (3.15)$$

ここで $\mathbf{D}^{\frac{1}{2}}$ は次のように定義される.

$$\mathbf{D}^{\frac{1}{2}} = \begin{bmatrix} \sqrt{\lambda_1} & 0 & 0 & \cdots \\ 0 & \sqrt{\lambda_2} & 0 & \cdots \\ 0 & 0 & \ddots & \\ \vdots & \vdots & & \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

$\mathbf{V} \mathbf{D}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}^T$ を変換行列 \mathbf{A} と見なすと次のような式で表現できる.

$$\mathbf{x} = \mathbf{A} \mathbf{p} \quad (3.17)$$

この変換行列 \mathbf{A} を用いると, 半径 $\sqrt{-2 \log_e r}$ の球の表面上の一点 \mathbf{p} を, 図 3.8 に表すように割合 r の共分散表面上の一点 \mathbf{x} に変換できる.

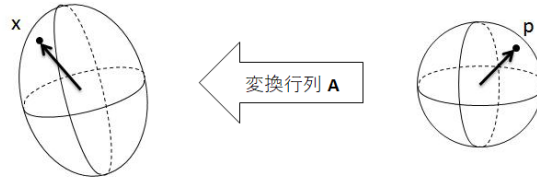


図 3.8: 共分散変換行列の概念

これを用いて $(\sqrt{-2\log_e r}, 0, 0)$, $(-\sqrt{-2\log_e r}, 0, 0)$, $(0, \sqrt{-2\log_e r}, 0)$, $(0, -\sqrt{-2\log_e r}, 0)$, $(0, 0, \sqrt{-2\log_e r})$, $(0, 0, -\sqrt{-2\log_e r})$ の六つの点 p を変換した点と平均点を合わせ、七つのシグマ点の座標を得ることができる。

代表面 (Sigma Plane) 抽出

ND ボクセルで表現された参照地図データに対して、形状特徴としてそれぞれのボクセルに属する点データを最もよく近似した一つの平面を求めることにする。図 3.3 に表した ND ボクセル化を行うことによって、それぞれのボクセルに属する点データの平均と共分散を求めることができた。これを用いて点データの分布を 3 変数ガウス分布で近似させることができる。

図 3.9 に 2 変数ガウス分布の確率分布を表す。平均から近いほど確率が高くなる。この分布の中で、確率がある一定の領域を取り出すと図 3.9 の右の図で表すように楕円線になる。同じく 3 変数ガウス分布で確率がある一定の領域を取り出すと、図 3.10 に表すように楕円球の表面になる。楕円球は三つの主軸とそれぞれの主軸の長さをパラメータとして表現できる。各主軸軸とその長さは、共分散行列を固有値分解 (eigenvalue decomposition) して得られる三つの固有ベクトルと固有値から求められる。図 3.10 に、式 (3.9) と式 (3.10) で求めた固有ベクトル x_1 , x_2 , x_3 と固有値 λ_1 , λ_2 , λ_3 を表す。この図から、一番小さい固有値に対応する固有ベクトルを法線とする平面の面積が一番大きいことがわかる。これによりそれぞれの ND ボクセルを一つの平面として表現できる。

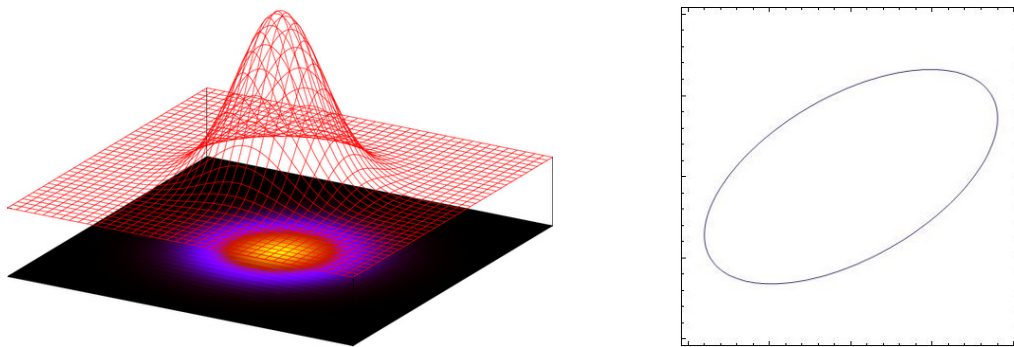


図 3.9: 2変数ガウス分布の様子（左）と共分散の描画（右）

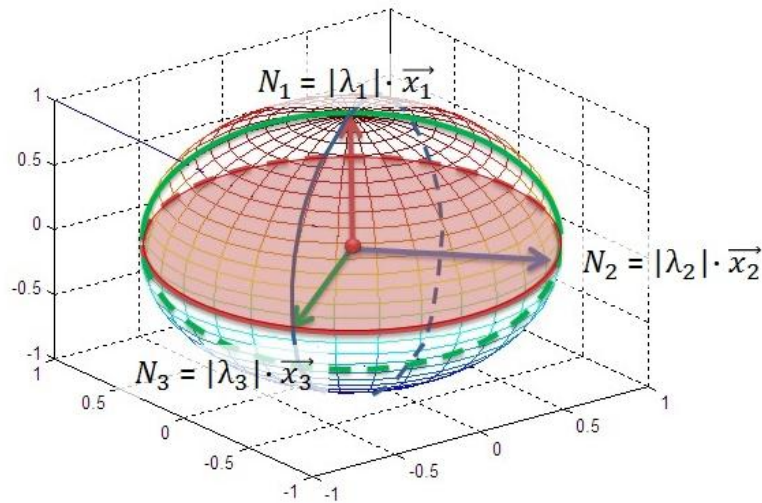


図 3.10: 3変数ガウス分布共分散と三つの主軸

ND ボクセルの多重解像度化

計測データは、オーバーラップ化された ND ボクセル、代表平面、および7つの代表点により表現される。このとき、ボクセルの大きさが小さいほど複雑な形状を細かく表現できるが、ボクセルの総数が増加すると位置推定の計算量も増加する。一方、大きなボクセルを用いると、ボクセル総数が減少し高速な計算が可能になるが、位置同定精度は低下する。そこで図 3.11 に表すように、異なる大きさのボクセルを用いて ND ボクセル化を行い、位置推定の状況に応じて解像度を変更する。

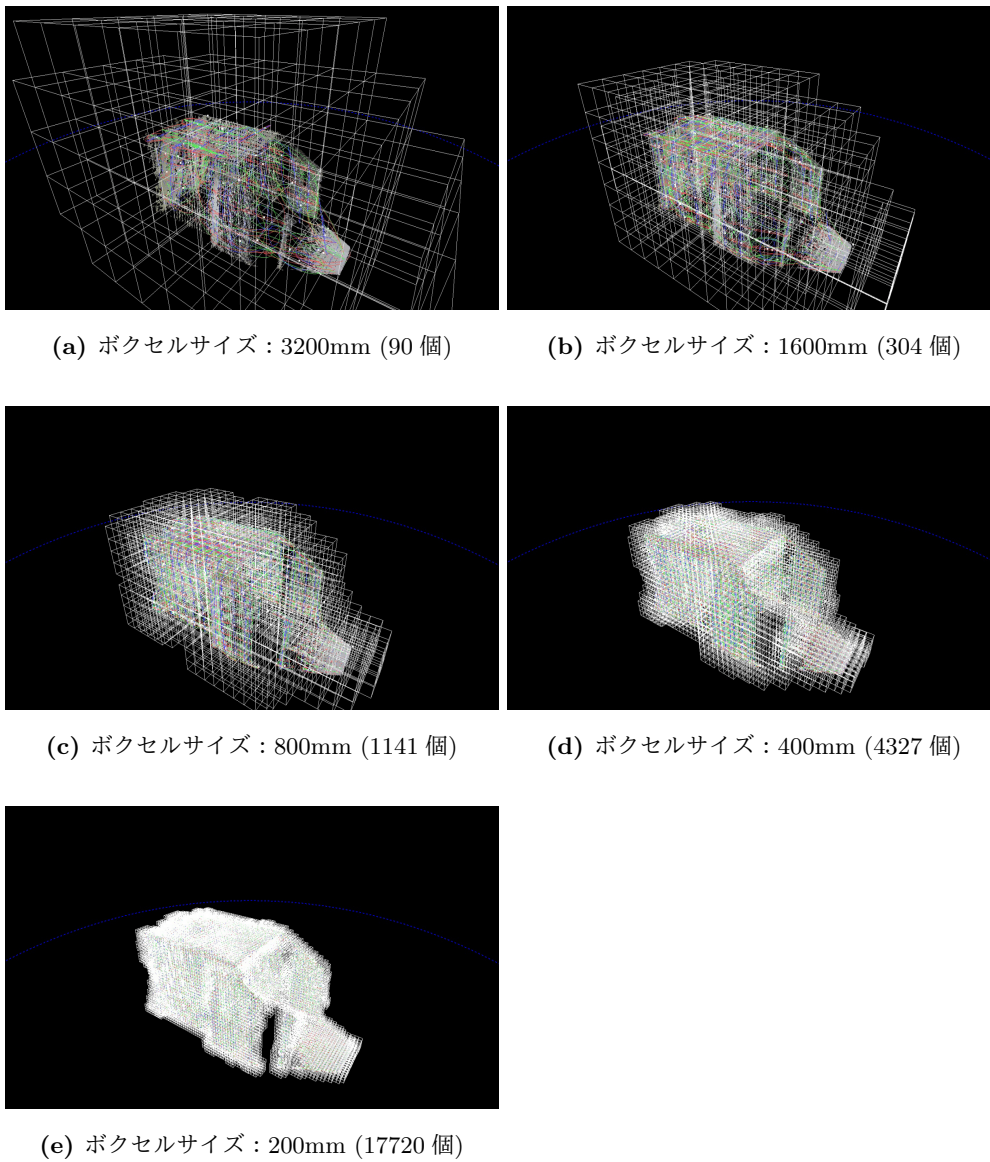


図 3.11: Kinect 計測データのマルチボクセルサイズを用いた変換

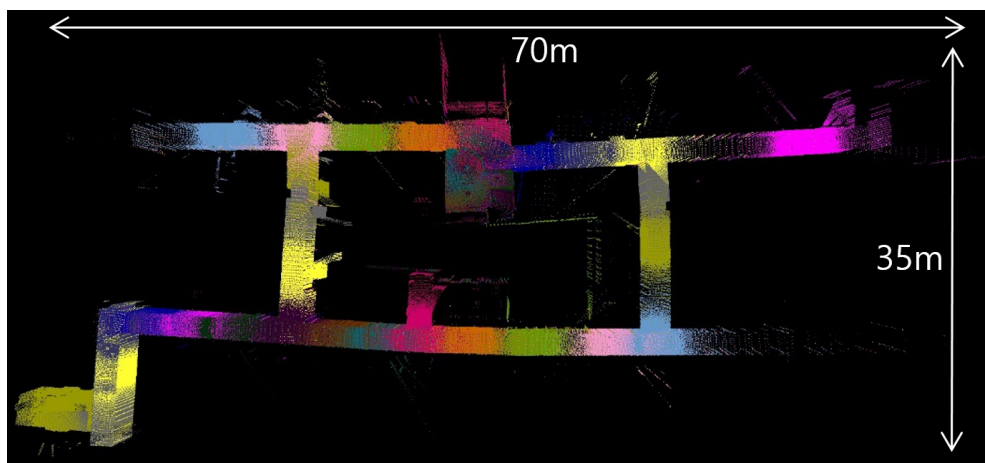
3.1.2 地図データ

地図データには、前章で示した群ロボットシステムによってあらかじめ構築された大規模な3次元環境地図を用いる。ただし、この環境地図は大量の点群データから構成されており、位置推定時の計算量削減のために、事前に図3.3に表すNDボクセル化を行い、分散値が最も小さい方向を法線方向とする代表平面（Eigen Planes）を抽出しておく。今回実験に使用した環境地図（ $70 \times 35 \times 3$ [m]，図3.12）はおよそ4千万点の点データからなり、一辺800mmのNDボクセルを用いた場合、およそ5万ボクセルとなった。得られたNDボクセルおよび代表平面を図3.13に示す。また図3.14に表すように、法線を基に床面を抽出し、2次元平面地図に変換することで、ロボットの移動可能領域を事前に抽出しておく。これは、後述するパーティクルフィルタの処理において、パーティクルの初期分布を決定するのに利用される。



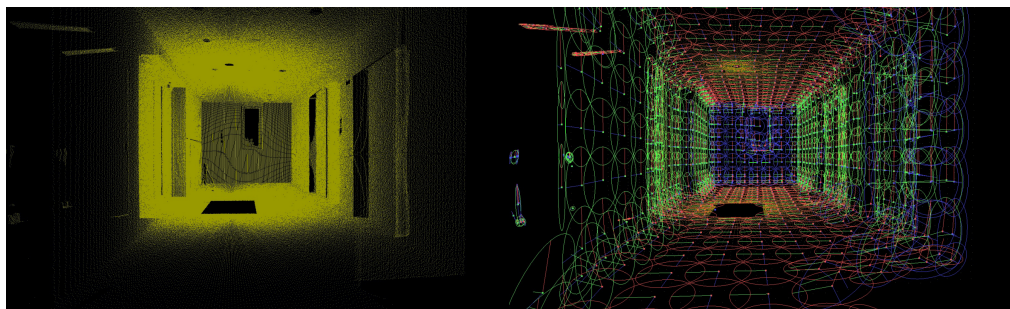
(a) 実際環境

(b) 地図点群データ



(c) 環境地図全体

図 3.12: 実験に使用した環境地図



(a) 点群データ

(b) ND ボクセルの代表平面

図 3.13: 点群データと代表平面



図 3.14: ND ボクセルから得られた床面データ

3.1.3 パーティクルフィルタを用いた尤度評価

提案手法では、位置推定に逐次ベイズフィルタの一種であるパーティクルフィルタ [48] を用いる。パーティクルフィルタの計算手順を以下に示す。

パーティクルフィルタの流れは次の通りである。

1. initialization : パーティクルを位置・姿勢空間全体にランダムにばら撒く。4に進む。
2. Resampling : 以前時刻のパーティクルのうち一つをその重みを確率としてランダムに選択。指定された最大パーティクル数分繰り返し選択。(重複選択可能)
3. Predict : 選択された各々のパーティクルに対してシステムの動作モデルを適用し現時刻のシステムの状態(位置・姿勢)を予測する。
4. Measurement : 現在のセンサ測定情報と、各々のパーティクルの状態から評価関数によって尤度を計算し、これをそのパーティクルの新たな重みとする。
5. 2に戻る。

尤度評価

ND ボクセルで表された地図データと計測データを用い、パーティクルフィルタにより3次元位置推定を行うため、図 3.15 に示す手順に従い尤度計算を行う。ただし、各パーティクルはそれぞれ候補となるロボットの位置 (x, y, z) 、姿勢 $(pitch, roll, yaw)$ を保持する。

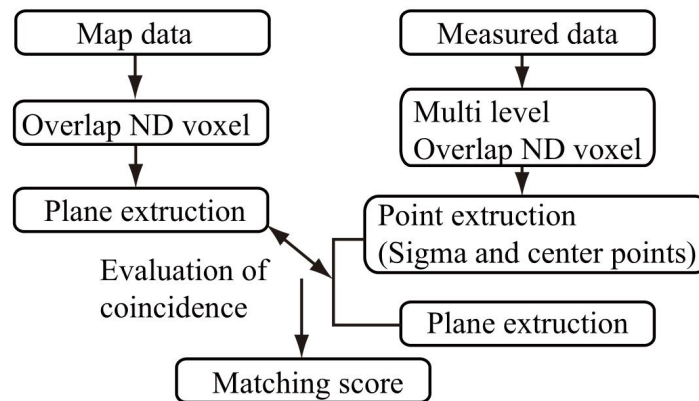


図 3.15: 尤度評価の流れ

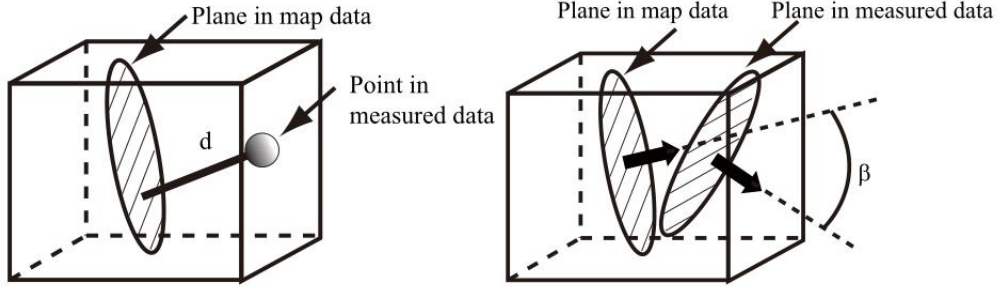


図 3.16: 距離と方位の評価法

まず, 図 3.16 に示すように, 計測データ中の各ボクセルを位置姿勢候補で座標変換し, 地図データである各ボクセルの代表平面と, 計測データである代表点の距離および代表平面の法線の角度差を計算する. ここで, $\mathbf{S}_{ik} = (S_{ikx}, S_{iky}, S_{ikz})^T$ は計測データのボクセル i における代表点, $k (1 \leq k \leq 7)$ は一つのボクセル i から取れた七つのシグマ点のインデックスとする. また, $\mathbf{N}_i = (N_{ix}, N_{iy}, N_{iz})^T$ を代表平面の法線ベクトルとすると, 位置姿勢変換後の代表点 $\widetilde{\mathbf{S}}_{ik} = (\widetilde{S}_{ikx}, \widetilde{S}_{iky}, \widetilde{S}_{ikz})^T$, 代表平面の法線ベクトル $\widetilde{\mathbf{N}}_i = (\widetilde{N}_{ix}, \widetilde{N}_{iy}, \widetilde{N}_{iz})^T$ はそれぞれ次のように求まる.

一つのパーティクルが表す位置 (t_x, t_y, t_z) ・姿勢 $(roll, pitch, yaw)$ 候補での尤度評価のために, 次式によりすべてのシグマ点と法線ベクトルを位置・姿勢変換する.

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_z(yaw) \cdot \mathbf{R}_y(pitch) \cdot \mathbf{R}_x(roll) \quad (3.18)$$

$$\begin{pmatrix} \widetilde{S}_{ikx} \\ \widetilde{S}_{iky} \\ \widetilde{S}_{ikz} \end{pmatrix} = \mathbf{R} \cdot \begin{pmatrix} S_{ikx} \\ S_{iky} \\ S_{ikz} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} \quad (3.19)$$

$$\widetilde{\mathbf{N}}_i = \mathbf{R} \cdot \mathbf{N}_i \quad (3.20)$$

次に, オーバーラップ ND ボクセル化された地図データのうち, 位置・姿勢変換後の代表点が含まれる 8 個のボクセル $V_m (m = 1 \sim 8)$ に対し, 計測データの代表点と地図データの代表平面の距離 $d_{ik \rightarrow m}$ を求める:

$$d_{ik \rightarrow m} = |N_{mx}(\widetilde{S}_{ikx} - \mu_{mx}) + N_{my}(\widetilde{S}_{iky} - \mu_{my}) + N_{mz}(\widetilde{S}_{ikz} - \mu_{mz})| \quad (3.21)$$

ただし、 N_m は地図データ中のボクセル m における代表平面の法線ベクトル、 μ_m は同じく地図データ中のボクセル m の点群の平均位置である。次に、正規分布にあてはめて代表点 \tilde{S}_{ik} の距離評価値 $\alpha_{ik \rightarrow m}$ を求める：

$$\alpha_{ik \rightarrow m} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_d} e^{-d_{ik \rightarrow m}^2 / \sigma_d^2} \quad (3.22)$$

ここで σ_d は $d_{ik \rightarrow m}$ の分散値を表すパラメータである。 σ_d 別の距離評価値の様子を図 3.17 に表す。距離 $d_{ik \rightarrow m}$ が遠くなるほど評価値が低くなるのがわかる。

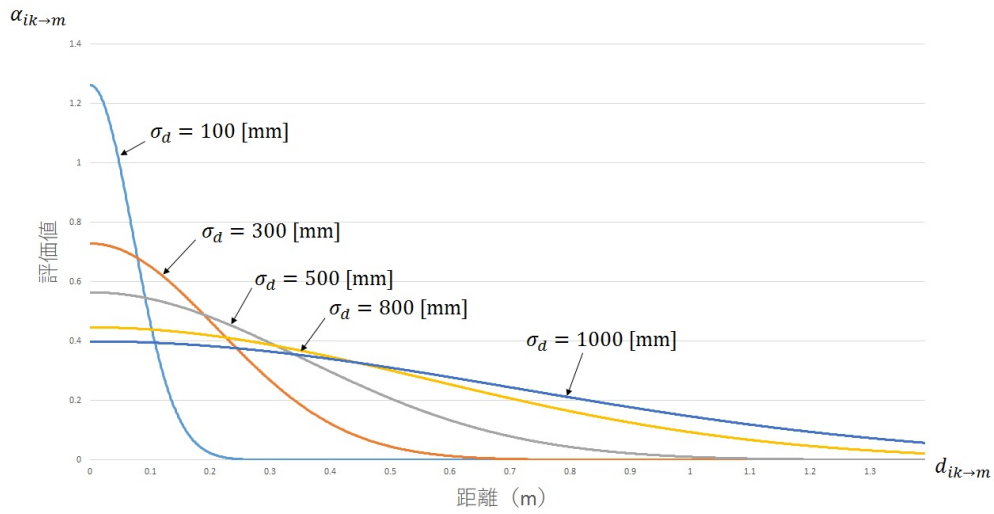


図 3.17: 距離評価値 $\alpha_{ik \rightarrow m}$

と求まる。また地図データのボクセル m と計測データのボクセル i の代表平面の相対角度の差を評価値 $\beta_{i \rightarrow m}$ ($0 \leq \beta_{i \rightarrow m} \leq 1$) とする。相対角度評価値 $\beta_{i \rightarrow m}$ の様子を図 3.18 に表す。相対角度が垂直に近いほど評価値が低くなる。

$$\beta_{i \rightarrow m} = |N_{mx}\tilde{N}_{ix} + N_{my}\tilde{N}_{iy} + N_{mz}\tilde{N}_{iz}| \quad (3.23)$$

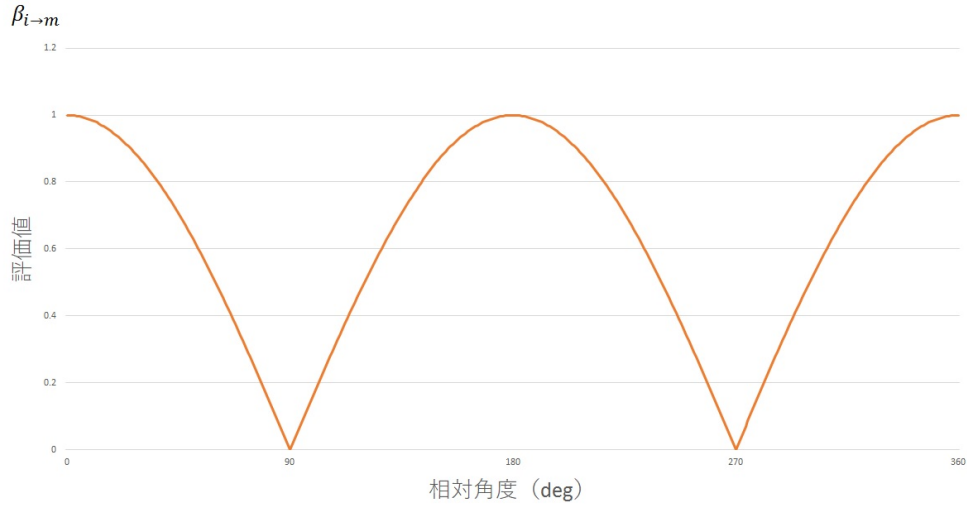


図 3.18: 相対角度評価値 $\beta_{i \rightarrow m}$

これより、代表点 S_{ik} の評価値 γ_{ik} を、オーバーラップ化されたボクセルにおける距離評価値と相対角度評価値の積の最大値として求める。

$$\gamma_{ik} = \max_{1 \leq m \leq 8} \alpha_{ik \rightarrow m} \beta_{i \rightarrow m} \quad (3.24)$$

最終的に、7個の代表点に対して評価値の和を計算して、計測データのボクセル i の評価値 δ_i とする。

$$\delta_i = \sum_{k=1}^7 \gamma_{ik} \quad (3.25)$$

最後に、計測データの ND ボクセル N 個全ての評価値の和を求めて、一つのパーティクルの尤度 λ とする。

$$\lambda = \sum_{i=1}^N \delta_i \quad (3.26)$$

3.2 他マッチング手法との比較

3.2.1 カルバック・ライブラー情報量

3.1.1項で表したように、3次元距離センサにより計測されたデータと3次元環境地図は、それぞれオーバーラップNDボクセルデータへの変換を行うことにより、ガウス状の確率分布としてその形状を表現できることがわかった。ここで計測データと環境地図のNDボクセル間の尤度算出において、カルバック・ライブラー情報量 (Kullback-Leibler divergence : KLD) を用いることができる。カルバック・ライブラー情報量とは、二つの確率分布の差異を計算する関数であり、ある真の分布 P と、それをサンプリングなどにより近似させた分布 Q としたとき、 Q と P の情報エントロピー差を表す情報量である [49]。計測されたデータのガウス分布を P 、推定位置での環境地図のガウス分布を Q とし、カルバック・ライブラー情報量からそれぞれのNDボクセルの尤度を算出できる。

$N(\mu_i, \Sigma_i)$ を計測データのNDボクセル V_i におけるガウス分布とする。式 (3.19) と同様、一つのパーティクルが表す位置・姿勢候補での尤度評価のために、次式により中心点を座標移動する。

$$\tilde{\mu}_i = \mathbf{R}\mu_i + t \quad (3.27)$$

環境地図上の $\tilde{\mu}_i$ を含む8つのオーバーラップされたNDボクセル $V_m (m = 1 \sim 8)$ それぞれのガウス分布を $N(\mu_m, \Sigma_m)$ とする。カルバック・ライブラー情報量は次のように表せる。

$$D_{KL}(N(\mu_i, \Sigma_i) || N(\mu_m, \Sigma_m)) = \frac{1}{2} \left(\log \left(\frac{\det \Sigma_m}{\det \Sigma_i} \right) + \text{Tr}(\Sigma_m^{-1} \Sigma_i) + (\mu_m - \tilde{\mu}_i)^T \Sigma_m^{-1} (\mu_m - \tilde{\mu}_i) - 3 \right) \quad (3.28)$$

計測データNDボクセルの評価値 δ_i は次のように求まる。

$$\delta_i = \min_{1 \leq m \leq 8} D_{KL}(N(\mu_i, \Sigma_i) || N(\mu_m, \Sigma_m)) \quad (3.29)$$

最後に、計測データNDボクセル N 個全ての評価値の和を求めて、一つのパーティクルの尤度 λ とする。

$$\lambda = \sum_{i=1}^N \delta_i \quad (3.30)$$

3.2.2 一般的なビームモデル

ボクセル化された地図データと距離センサからの計測データを比較し、ロボットの位置姿勢を推定する方法として、一般には最尤推定法に基づくスキャンマッチングが広く用いられる [21][22]. 図 3.19 に表すように、ロボットの位置 t からある方向の計測点までの距離を r , その計測方向で地図上の最も近い物体までの距離を \tilde{r} としたとき, センサの観測モデルを確率 $p_t(r|\tilde{r})$ で与える. ただし通常, この $p_t(r|\tilde{r})$ として, 図 3.20 のように \tilde{r} より近い部分は偽陽性として小さな確率, 遠い部分は誤検出として 0 に近い確率, また \tilde{r} の近傍ではガウス状の確率分布を与える. また, 観測の独立性を仮定すると, ロボットの位置はベイズ定理より最尤推定法により求まる.

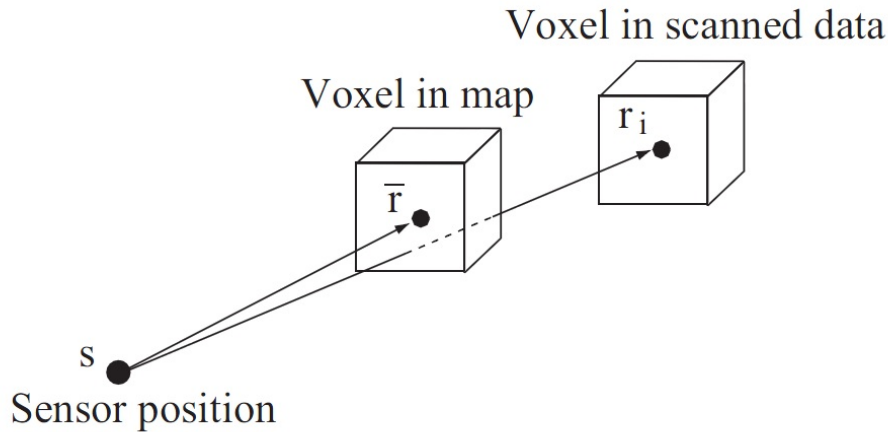


図 3.19: 計測位置から物体までの距離

$$\arg \max_t p(t|r) = \arg \max_t \prod_i p_t(r_i|\tilde{r}_i) \quad (3.31)$$

ただし, r_i は i 番目の観測された距離値である. ボクセルデータで表された 3次元データに対しても本手法は適用できる. すなわち, 計測位置を t , 計測データ中の代表点 (例えばボクセル中心) を r_i とする. また地図データ中で t と r_i を結ぶ直線と交差するボクセルが存在する場合, そのうち最も計測位置に近いボクセルの代表点を \tilde{r} とすることで, 式 (3.31) により計測位置 t が求められる. また, パーティクルフィルタで最尤推定値を求める場合には, それぞれのパーティクルの尤度 λ として次式を用いる.

$$\lambda = \prod_i p_t(r_i|\tilde{r}_i) \quad (3.32)$$

なお、次章の3次元位置推定実験では、図 3.20 を簡略化した次式を用いた。

$$p_t(r_i|\tilde{r}_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(r_i-\tilde{r}_i)^2/\sigma^2} \quad (3.33)$$

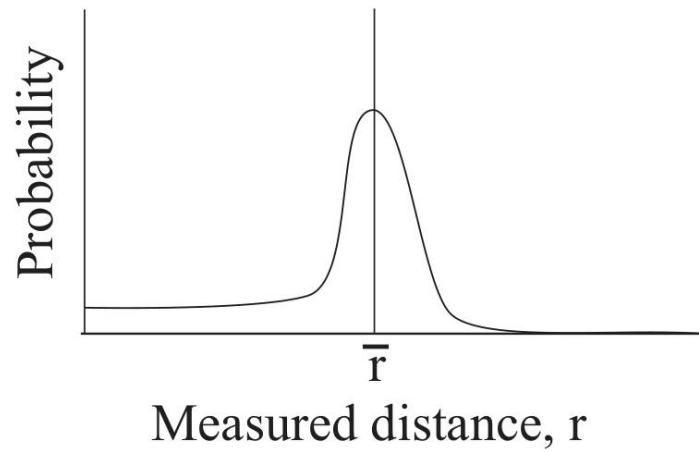


図 3.20: スキャンマッチングの評価関数

第4章

3次元距離センサを用いた位置推定実験

本章では，図 4.1 に表した $70 \times 35 \times 3$ [m] の屋内廊下環境において，群ロボットシステムによって構築された詳細な環境地図 [35] と 3次元距離センサ（Kinect, Microsoft）を用いて，提案した位置推定手法の性能評価を行なった結果を示す。

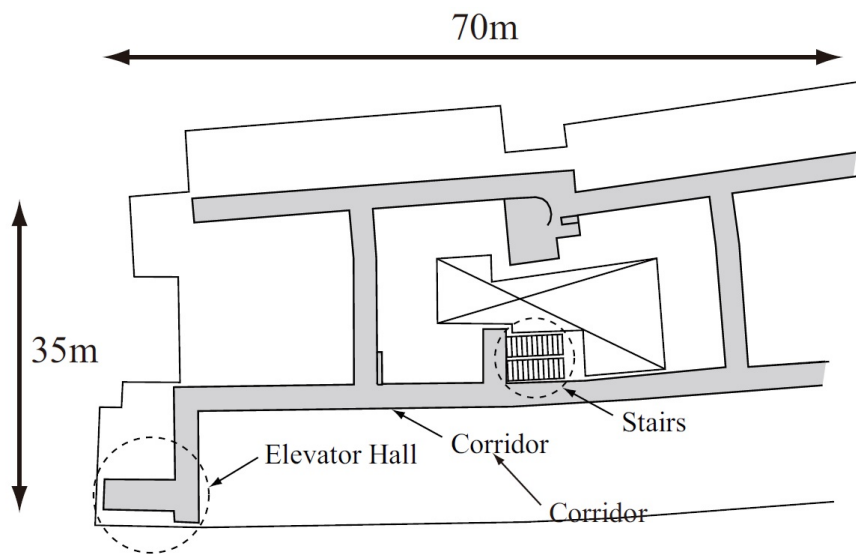


図 4.1: 実験を行った屋内廊下環境の様子

4.1 広域的位置推定実験

広域的な位置推定実験では、3次元距離センサから得られた距離データ1枚を与え、初期位置を指定せず、図4.1に表す屋内廊下で計測位置を推定した。具体的には、図3.1に示すロボットを、図4.2の点線で示す経路に従い移動させ、経路上の80点からロボットが静止した状態で3次元距離センサにより距離データを取得した。3次元距離センサからの一回の計測では、307,200点の距離データが得られる。図4.2にロボットに搭載した3次元距離センサで計測した距離画像およびそれぞれの撮影位置を示す。

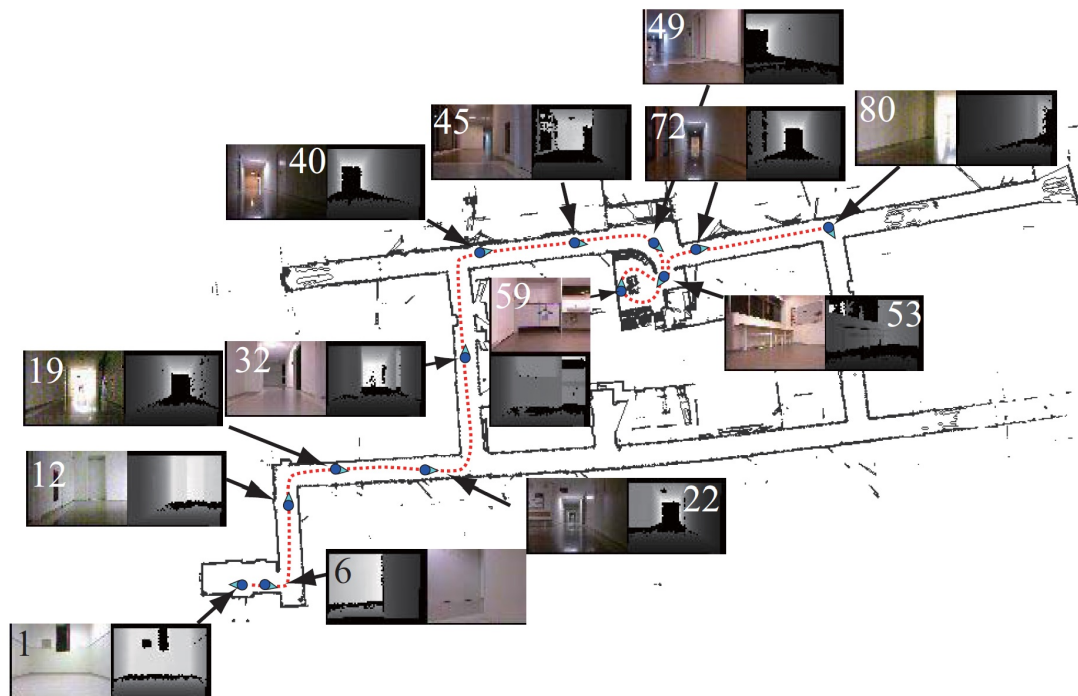


図 4.2: 距離画像の取得位置

実験では、パーティクルフィルタの尤度計算には次の3種類を用い、広域的な位置推定性能を比較した。

1. 提案手法（3.1節）に基づく最尤推定法を用いた場合
2. カルバック・ライブラー手法（3.2.1項）に基づく最尤推定法を用いた場合
3. ビームモデル（3.2.2項）に基づく最尤推定法を用いた場合

なお、ロボットは傾斜センサを搭載し、姿勢 (roll, pitch) は既知であると仮定し、各パーティクルは位置 (x,y,z) と方向 (yaw) の4つの情報を有するとした。まず、ロボットを図4.2の点線で示す経路に従い移動させ、経路上の80点からロボットが静止した状態で3次元距離センサにより距離データを取得した。図4.2にロボットに搭載した3次元距離センサで計測した距離画像およびそれぞれの撮影位置を示す。このように、廊下は多くの地点で非常に類似したカラー画像、距離画像が得られる。類似したセンサ入力のために環境認識が困難になり、知覚的見せかけ (Perceptual aliasing) の生じやすい広域的な位置推定が難しい環境である。次に、得られた距離データを一辺1600[mm]のオーバーラップNDボクセルに変換し、パーティクルフィルタによりそれぞれの計測位置を独立に推定した。

初回のパーティクルフィルタの計算のみ、ランダムにサンプリングされた1000個所の位置において、周囲360度に対し5度刻みの72通りに方向を変えた合計72,000個のパーティクルを使用した。その後はKLDサンプリング法[31]により、収束状況に応じて1000個から5000個の範囲で適応的に変更ながらパーティクルを4回更新し、最終的に最も尤度の高いパーティクルの位置情報を推定値とした。

σ, σ_d をそれぞれ500[mm]としたときの経路上の80か所におけるxyz方向の位置誤差、および方位 (yaw) 誤差の頻度分布を図4.3に示す。これより、誤差が小さい地点では、位置誤差500[mm]、方位誤差10度以下に誤差が集中しており、以降の実験では推定位置が実際の計測位置からxyz方向に500[mm]、かつ方向が10度以内のときに成功とすることとした。

次に、各位置推定手法の推定精度を比較するために、様々な σ, σ_d に対し、80か所の計測データそれぞれに対して広域的な位置推定実験を行った。なお、80か所における計80回の施行に対し、最も尤度の高いパーティクルの位置が上記の成功判定条件から成功と判定された回数の割合を成功率とする。カルバック・ライブラー手法およびビームモデルに基づく最尤推定法の成功率および成功した場合の平均誤差を表4.1に示す。このように、提案手法により大局的な位置推定の成功率が大幅に向上することがわかる。これは、ビームモデルに基づく最尤推定法ではボクセル間の距離のみを評価しているのに対し、提案手法ではボクセル内の点の分布 (法線方向や分散値) を用いているためであると考えられる。また、カルバック・ライブラー手法に基づく最尤推定法ではNDボクセル間のガウス分布の差異のみを評価しているのに対し、提案手法ではNDTのもう一つの特徴である局所特徴を効率よく表現、格納できる性質に着目し、NDTを局所特徴を用いた2つの形状間の距離データ間の大まかな位置あわせに用いているためであると考えられる。ただ

し、成功率は最高でも 28.8%に留まっているが、ビームモデルに基づく最尤推定法との比較や知覚的見せかけの置きやすい廊下環境であること、走行などにより時系列計測データが得られれば、成功率は向上することから、妥当な結果と考える。

なお、ビームモデルに基づく最尤推定法に対しては、ボクセルの大きさを例えば 1600[mm] から 400[mm] および 100[mm] に変更しても、計算時間がそれぞれ 20 分超および 8 時間超となる一方で、推定精度には大きな変化はなかった。また比較のために、得られた距離データを一辺 100[mm] のオーバーラップ ND ボクセルに変換し、地図データ（一辺 800[mm] のボクセル）中に計測データのボクセルが存在するかを調べ、存在したボクセル数に比例して尤度を与えた場合、成功率は 8.8%であった。

また計算時間（Intel(R) Xeon(R) CPU 2.67GHz Quadcore 4GB メモリ）は、提案手法ではパーティクル 4 回の更新で 75.4 秒であり、1 パーティクル当たりの 1 回の尤度計算の処理時間はビームモデルに基づく最尤推定法で平均 0.39[ms]、提案手法で平均 1.15[ms] であった。提案手法の計算時間が大きいのは、提案手法ではオーバーラップ化された NDT を用いており、1 つのパーティクルの尤度計算に 8 個のボクセルを評価するためと考えられる。なお、ND ボクセルのオーバーラップ化をしない場合、成功率は $\sigma_d = 500$ [mm] の場合で 28.8%から 17.5%に低下した。

	σ, σ_d [mm]				
	100	300	500	800	1000
提案手法の成功率 [%]	23.8	27.5	28.8	18.8	23.8
カルバック・ライブラー手法の成功率 [%]	16.3				
ビームモデルの成功率 [%]	2.5	1.3	1.3	2.5	1.3

表 4.1: 大局的位置推定の成功率

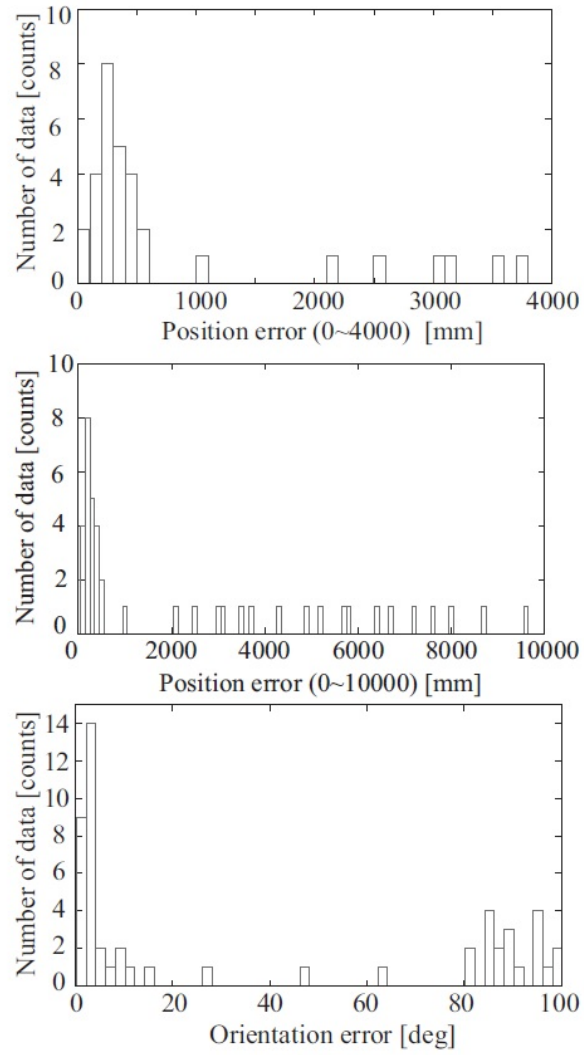


図 4.3: 広域的な位置推定誤差ヒストグラム

4.2 局所的な位置追跡実験

次に、前節の実験により得られた大局的位置を初期位置とし、その後、オドメトリの情報と計測された距離データを用いて、移動しながら位置を連続的に推定する実験を行った。実験では、初期位置は図 4.2 の 1 番の位置とし、前節の実験と同様に一辺 1600[mm] のオーバーラップ ND ボクセルにより広域的な位置推定を行った後、一辺 800[mm] の ND ボクセルを用いて移動しながらパーティクルフィルタを更新した。パーティクルの収束様子を図 4.4, 図 4.5 に表す。また、提案手法とビームモデルに基づく最尤推定法、およびオドメトリにより推定されたロボットの移動軌跡を図 4.6 および追跡誤差を図 4.7 に示す。このように、特に移動開始直後では、提案手法はビームモデルに基づく最尤推定法に比べて安定に位置が推定できている。これは単純なボクセルの有無では局所特徴が表現できないため、異なる位置でも尤度に差が表れにくい、提案手法は ND ボクセルを利用していることから、局所特徴に差が生じるためと考えられる。また z 方向（高さ）の推定値を比較すると、今回の実験では床面は平らであることから、提案手法がより正確な推定を行っていることがわかる。

最後に、パーティクルフィルタの更新に必要な処理時間（Intel(R) Xeon(R) CPU 2.67GHz Quad core 4GB メモリ）を示す。初期位置に対する広域的な位置推定では、初回のみ 72,000 個のパーティクルを用い、4 回のパーティクルフィルタの更新を行った場合で 77.2[s] が必要であった。一方、移動中の位置推定では、ND ボクセルサイズが 800[mm] の場合で平均 7.2[s]（平均パーティクル数 1379.3 個）、1600[mm] の場合で平均 2.5[s]（平均パーティクル数 1385.2 個）であった。なお一例として、3次元距離センサ（Kinect, Microsoft）から得られる距離データ（307,200 点）2 枚に対して、Point Cloud Library[50] で提供されている ICP 法を適用してレジストレーションを行った場合、最近傍点探索等の一連の更新手順 1 回につき平均で 118.5[s] 必要であった。すなわち、上記の実験のように 72,000 個のパーティクルを利用した場合には、全パーティクルの更新 1 回につき単純計算で 2370 時間と、非現実的な計算時間が必要となる。

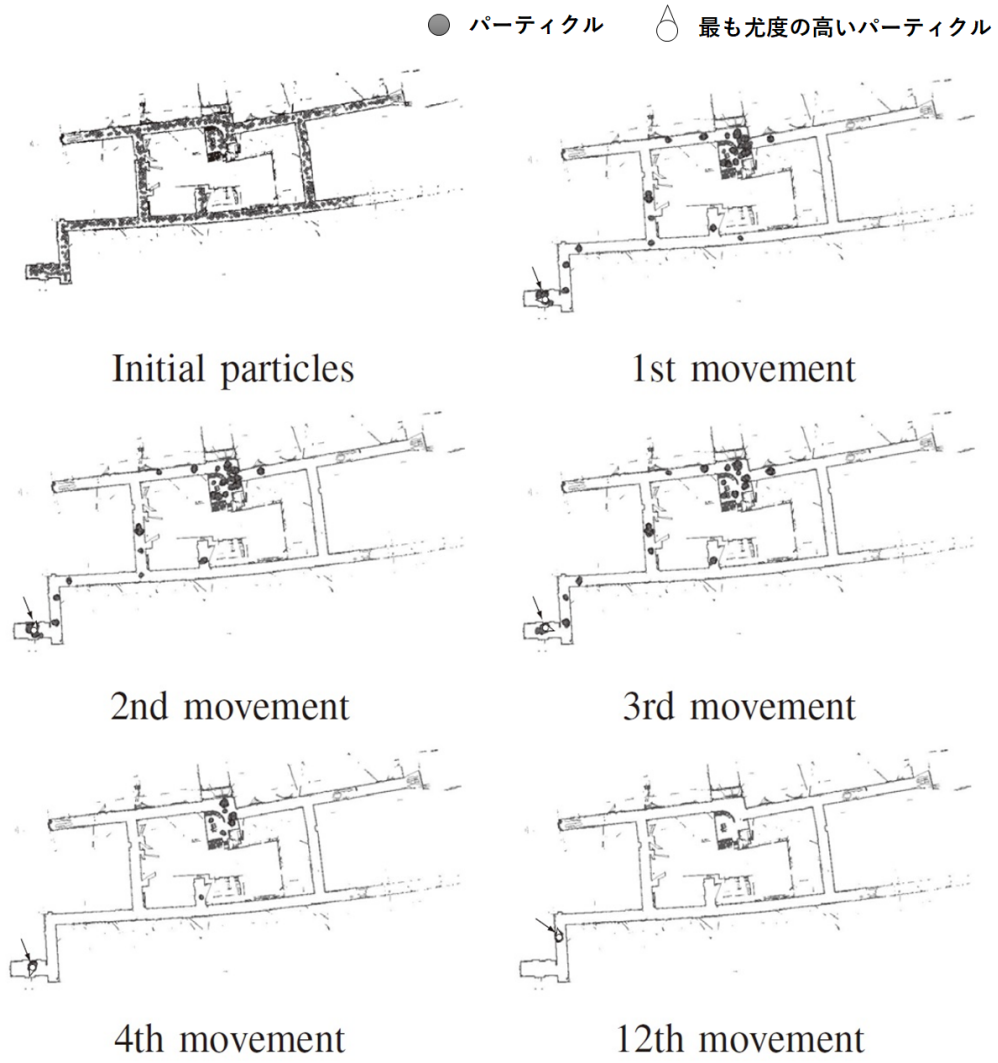


図 4.4: パーティクル収束様子と位置推定結果 (~12th)

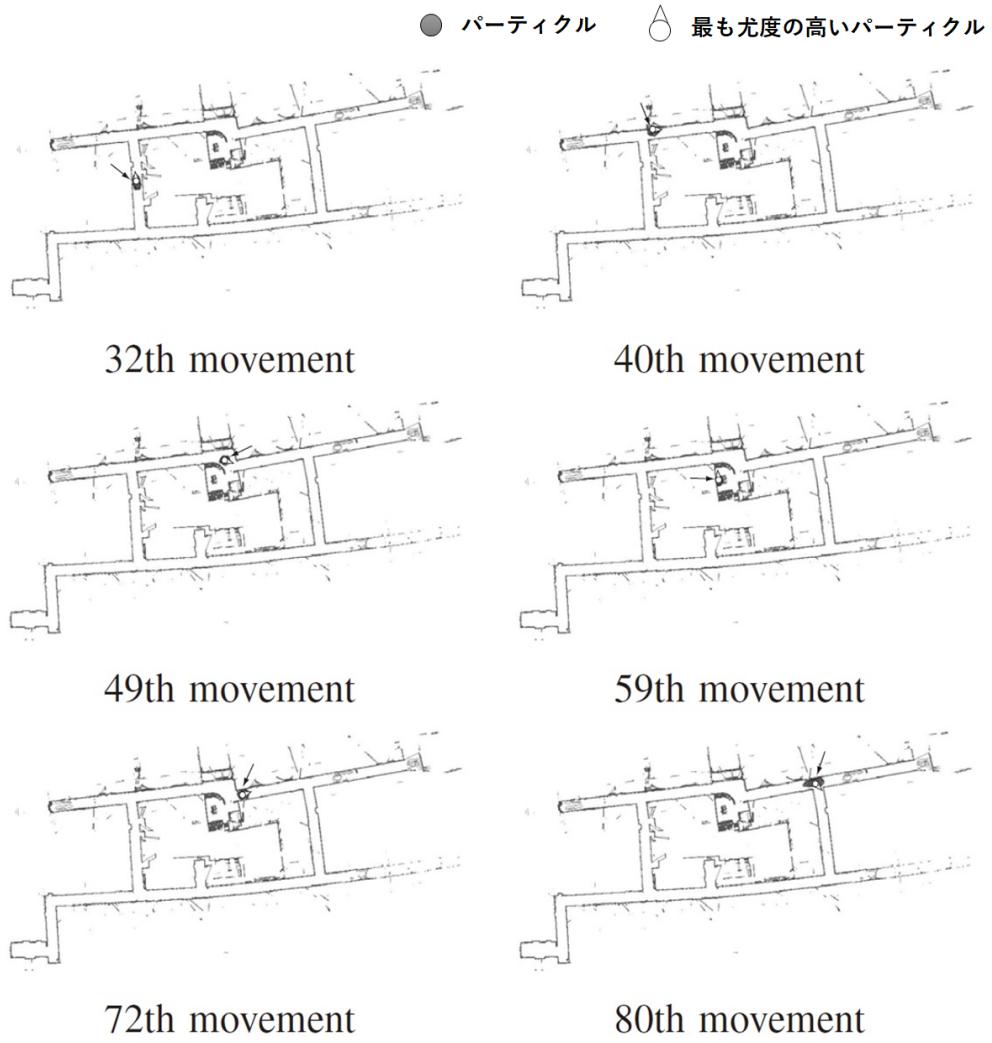


図 4.5: パーティクル収束様子と位置推定結果 (~80th)

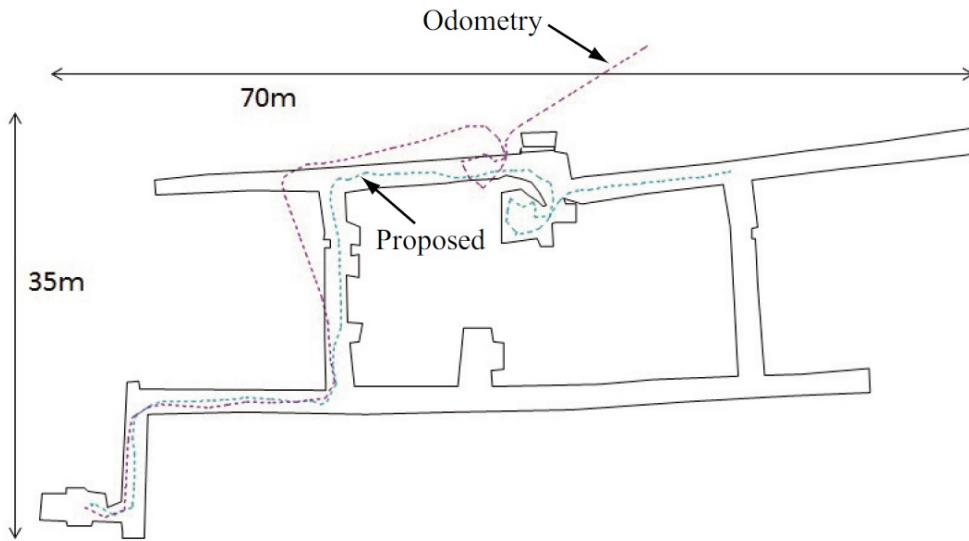


図 4.6: 位置推定追跡結果

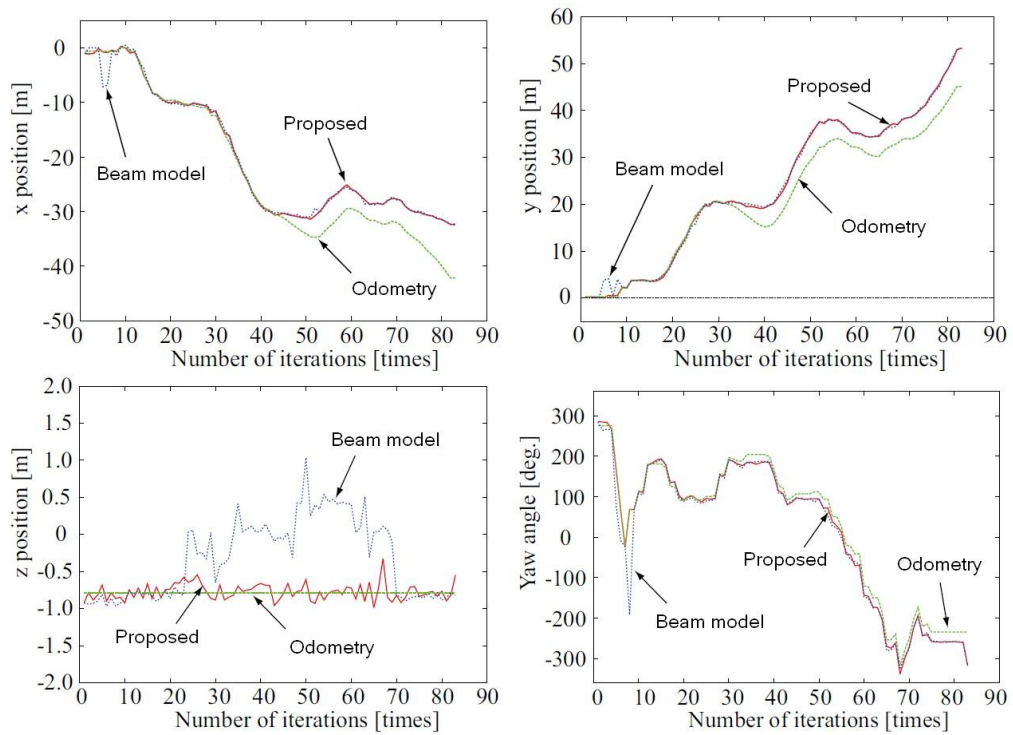


図 4.7: 位置推定追跡結果軌道比較

4.3 階段環境における局所的な位置追跡実験

最後に、図 4.1 に示す階段環境（図中の丸印）において 3次元距離センサによる 3次元位置追跡実験を行った。実験では、3次元距離センサ（Kinect, Microsoft）を光軸が地面と平行になるように手に持ち、下階から上階へ移動しながら、距離画像を連続的に 35 枚撮影した。その後、得られた距離画像と、あらかじめ計測ロボット [35] により構築された 3次元環境地図を元に、提案手法によりカメラの位置を追跡した。実験環境と 3次元環境地図を図 4.8 に示す。3次元環境地図は 994 万点の点群からなり、これを予め一辺 800[mm] の ND ボクセル 10292 個に変換した。

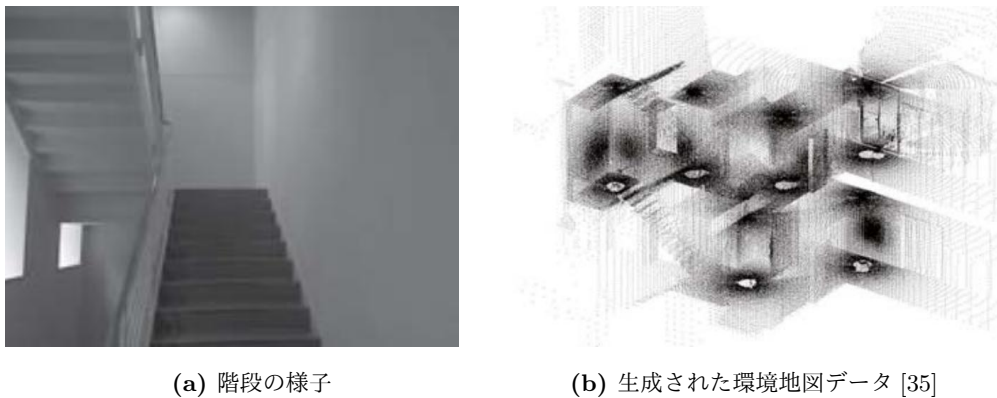
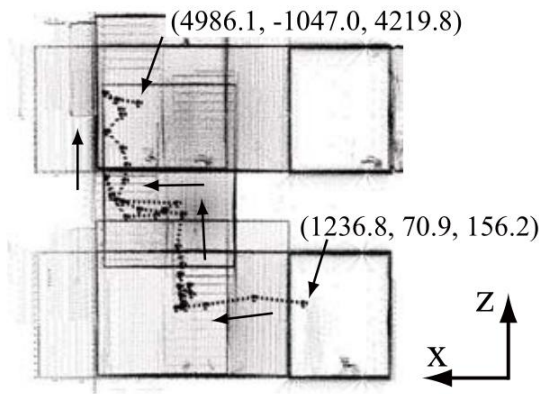
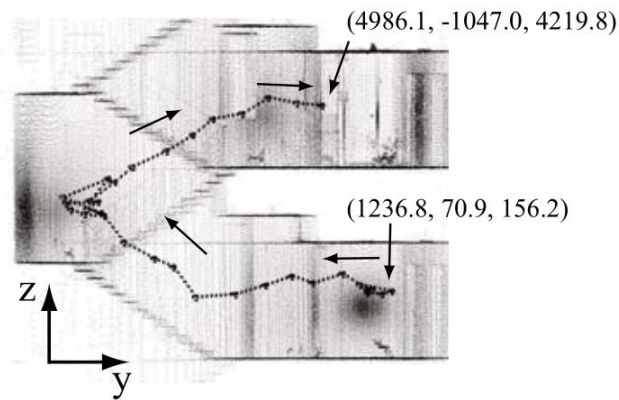


図 4.8: 実験環境の様子

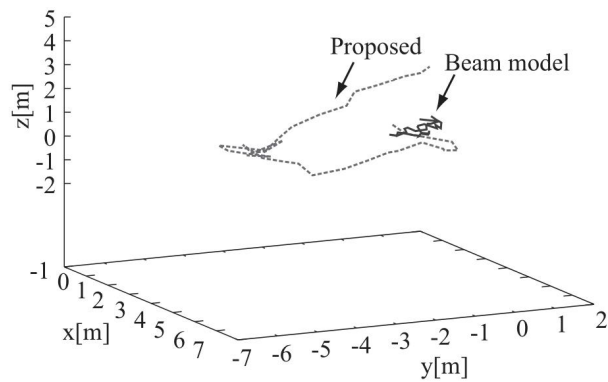
また、3次元距離センサから得られる計測データは、一辺 1600[mm] および 800[mm] のオーバーラップ化された ND ボクセルであり、初期位置の推定時のみ一辺 1600[mm] の ND ボクセルを用い、その後の追跡では一辺 800[mm] の ND ボクセルを用いた。なお、初期位置は局所的な位置追跡実験（4.2 章）と同様に 72000 個のパーティクルからなるパーティクルフィルタにより推定した。ただし、3次元距離センサを手を持って移動したことから、その後の追跡ではパーティクルの更新にオドメトリ情報は用いていない。

図 4.9 に提案手法により推定された経路をビームモデルに基づく手法の結果とともに示す。これらより、2次元地図では追跡不可能な階段環境においても、提案手法により 3次元距離センサの 3次元位置が推定できていることが確認できる。また、ビームモデルに基づく手法では、本実験

では位置追跡に失敗しているが、これはオドメトリ情報が利用できず、3次元モデルとの照合による位置推定の性能の差が局所的な位置追跡実験(4.2章)の廊下環境よりも強く表れたためと考えられる。



(a) 位置推定追跡結果



(b) 位置推定精度比較

図 4.9: 階段環境における位置推定結果

第5章

結論

本論文の貢献は以下の3つである。

- 搭載センサの変更や自動整準器の導入などにより，移動距離に対する計測点群の位置誤差を従来システムの0.3%から0.03%~0.05%へ大幅に低減した，新たな3次元環境地図生成システムを開発した。
- 事前にレーザ計測により得られた大規模な3次元環境地図と，一度に大量の距離データが得られる3次元距離センサを用いた，移動ロボットのための3次元位置推定手法を提案した。
- 4千万点の点群地図と3次元距離センサから得られた30万点の点群を用い，屋内環境における位置推定実験を行った結果，実際の位置と方位から500[mm]，10度以内に推定された割合は，提案手法で18.8%~28.8%，カルバック・ライブラー情報量を用いた手法で16.3%，ビームモデルを用いた手法で1.3%~2.5%であった。また，位置推定に必要な計算時間は，初期位置を指定しない広域的推定で75.4秒，初期位置を指定した局所的推定で7.2秒であり，ICP法で必要な数千時間と比較して大幅な高速化が実現できた。これより，特に壁や天井，柱など，多くが平面で構成される大規模環境において，従来手法に対する提案手法の優位性を確認した。

本手法は，NDボクセルの性質を巧みに利用し，点群で表された環境地図や計測データのNDボクセル化，代表平面・代表点の抽出，および，パーティクルフィルタにより大規模データに対し

でも高速な広域的な位置推定および、局所的な位置推定・追跡を実現するものである。手法の説明、および実験では 3 次元距離センサ (Kinect, Microsoft) を用いたが、提案手法の適用範囲は、特に 3 次元距離センサの種類に限定されるものではなく、レーザレンジファインダなど距離センサ全般に適用可能である。

しかし、例えば乱雑な室内環境など、細かな形状変化が多くみられる環境では、ボクセル表現を基本とした提案手法は位置推定性能が劣化することが予想される。今後は、提案手法の適用可能な環境についてより詳細に検討するとともに、ND ボクセルと代表点情報を用いた、より高精度な位置推定手法を実装、開発する予定である。

謝辞

本論文は著者が九州大学大学院 システム情報科学府 情報知能工学専攻 博士後期課程において行った研究をまとめたものです。本論文を締めくくるにあたって、著者の研究を公私に渡り支えて下さった皆様へ心から感謝いたします。

九州大学大学院 システム情報科学研究所 情報知能工学部門 倉爪亮 教授には、指導教員として本研究の実施の機会を与えて戴き、その遂行にあたって終始、ご指導を戴きました。ここに深く深謝の意を表明するとともに、厚く御礼申し上げます。

九州大学大学院 工学研究院 機械工学部門 山本元司 教授、ならびに、九州大学大学院 システム情報科学研究所 情報知能工学部門 諸岡健一 准教授には副査としてご助言を戴くとともに、本論文の細部にわたりご指導を戴きました。ここに深謝の意を表します。また、研究などでお世話になりました同じ研究室の博士課程、修士課程、そして学部生の皆様に感謝いたします。

最後に、博士後期課程において常に著者を支えてくれた妻に感謝の意を表します。

2017年7月

鄭 龍振

参考文献

- [1] 長谷川 勉
“環境プラットフォーム「ロボットタウン」”
日本ロボット学会誌 Vol.26 No.5, pp.411-414, 2008
 - [2] G. N. DeSouza and A. C. Kak
“Vision for mobile robot navigation: A survey”
IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence, Vol.24, No.2, pp.237-267,
2002
 - [3] Sebastian Thrun
“Robotic mapping: A survey”
CMU-CS-02-111, 2002
 - [4] 羽田 芳朗, 高瀬 國克
“屋内大域位置同定システム (igps) を用いた複数台移動ロボットのナビゲーションの研究”
第6回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp.354-359, 2001
 - [5] 倉爪 亮, 村上 剛司, 木室 義彦, 家永 貴史, 馬場 伸一, 殷中翔
“ロボットタウンの共通プラットフォーム技術のメカニズム”
日本ロボット学会誌, Vol.26, No.5, pp.27-31, 2008
 - [6] Dar, Tehmoor M and Longoria, Raul G
“Slip estimation for small-scale robotic tracked vehicles”
American Control Conference (ACC), IEEE, pp.6816-6821, 2010
 - [7] Ham Hyeong-Ha, Hong Sung-Ho, Song Jae-Bok, Baek Joo-Hyun, Ryu Jae-Kwan
“Localization of a Tracked Robot Based on Fuzzy Fusion of Wheel Odometry and Visual
-

- Odometry in Indoor and Outdoor Environments”
Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers A 36(6), pp.629-635, 2012
- [8] Mark Maimone, Yang Cheng, and Larry Matthies
“Two Years of Visual Odometry on the Mars Exploration Rovers”
Journal of Field Robotics Vol.24, No.3, pp.169-186, 2007
- [9] Priyantha, B. Nissanka, A. Chakraborty, and H. Balakrishnan
“The Cricket Location-support System”
Proceedings of the 6th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, ACM, pp.32-43, 2000
- [10] W. Andy, A. Jones, and A. Hopper
“A New Location Technique for the Active Office”
IEEE Personal Communications, Vol.4, pp.42-47, 1997
- [11] B. Paramvir and V.N. Padmanabhan
“RADAR: An in-building RF-based User Location and Tracking System”
Proceeding of Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Vol.2, pp.775-784, 2000
- [12] 羽原 寿和, 町田 貴史, 清川 清, 竹村 治雄
“ウェアラブルPCのための画像マーカを用いた広域屋内位置検出機構”
電子情報通信学会 技術研究報告, ITS2003-76, p.77-82, 2004
- [13] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard and S. Thrun
“Monte carlo localization for mobile robots”
Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol.2,
pp.1322-1328, 1999
- [14] S. Thrun, W. Burgard and D. Fox
“Probabilistic Robotics”
MIT Press, 2005
-

-
- [15] K. Konolige and K. Chou
“Markov localization using correlation”
Proceedings of the International Joint Conference on AI (IJCAI), 1999
- [16] Nüchter, Andress and Surmann, Hartmut and Lingemann, Kai and Hertzberg, Joachim and Thrun, Sebastian
“6D SLAM with an application in autonomous mine mapping”
In Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.1998-2003, 2004
- [17] Andreas Nüchter, Kai Lingemann, Joachim Hertzberg, and Hartmut Surmann
“6D SLAM - 3D mapping outdoor environments”
J. Field Robot, Vol.24, No.8-9, pp.699-722, August 2007
- [18] Jan Wülfing, Joachim Hertzberg, Kai Lingemann, Andreas Nüchter, Thomas Wiemann and Stefan Stiene
“Towards real time robot 6d localization in a polygonal indoor map based on 3d tof camera data”
In Proceedings of the 5th IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles (IAV'10), 2010
- [19] Satoshi Kagami, Ryo Hanai, Naotaka Hatao, and Masayuki Inaba
“Outdoor 3d map generation based on planar feature for autonomous vehicle navigation in urban environment”
In Proceedings of the 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.1526-1531, 2010
- [20] Taro Suzuki, Mitsunori Kitamura, Yoshiharu Amano, and Takumi Hashizume
“6-dof localization for a mobile robot using outdoor 3d voxel maps”
In Proceedings of the IEEE/RSJ International conference on Intelligent Robots and Systems, pp.5737-5743, 2010
- [21] Clark F, Olson and Larry H, Matthies
-

-
- “Maximum likelihood rover localization by matching range maps” Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.272-277, 1998
- [22] Julian Ryde and Huosheng Hu
“3d mapping with multi-resolution occupied voxel lists”
Autonomous Robots, Vol.28, No.2, pp.169-185, 2010
- [23] Peter Biber and Wolfgang Straber
“The Normal Distributions Transform : A New Approach to Laser ScanMatching”
Proceedings of the 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.2743-2748, 2003
- [24] Martin Magnusson, Andreas Nüchter, Christopher Lörken, Achim J. Lilienthal, and Joachim Hertzberg
“Evaluation of 3D registration reliability and speed - A comparison of ICP and NDT”
Robotics and Automation, 2009. ICRA'09. IEEE International Conference on. IEEE, 2009
- [25] 竹内 栄二郎, 坪内 孝司
“移動ロボットによる環境地図生成のための3次元化NDTを用いた高速3次元スキャンマッチング”
第11回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp.252-257, 2006
- [26] Martin Magnusson, Achim Lilienthal, and Tom Duckett
“Scan registration for autonomous mining vehicles using 3d-ndt”
Journal of Field Robotics, Vol.24, No.10, pp.803-827, 2007
- [27] Eijiro Takeuchi and Takashi Tsubouchi
“A 3-d scan matching using improved 3-d normal distributions transform for mobile robotic mapping”
In Proceedings of the IEEE/RSJ International conference on Intelligent Robots and Systems, pp.3068-3073, 2006
- [28] T. Kaminade, T. Takubo, Y. Mae, and T. Arai
“The generation of environmental map based on a ndt grid mapping - proposal of conver-
-

gence calculation corresponding to high resolution grid -”

In Robotics and Automation, ICRA 2008. IEEE International Conference on, pp.1874-1879, May 2008

- [29] Martin Magnusson, Henrik Andreasson, Andreas Nüchter, and Achim J. Lilienthal
“Automatic appearance-based loop detection from 3D laser data using the normal distributions transform”
Journal of Field Robotics, Vol.26, No.11-12, pp.892-914, November 2009
- [30] Wolfram Burgard, Dieter Fox, Daniel Hennig, and Timo Schmidt
“Estimating the absolute position of a mobile robot using position probability grids”
In Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence, Menlo Park, pp.896-901. AAAI Press/MIT Press, 1996
- [31] Dieter Fox
“Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling”
International Journal of Robotics Research IJRR, 2003.
- [32] Rainer Kummerle, Patrick Pfaff, Rudolph Triebel, Wolfram Burgard
“Active Monte Carlo localization in outdoor terrains using multilevel surface maps”
Journal of Field Robotics, Vol.25, pp.346-359, 2008
- [33] Jean-Arcady Meyer and David Filliat
“Map-based navigation in mobile robots:: Ii. a review of map-learning and path-planning strategies”
Cognitive Systems Research, Vol.4, No.4, pp.283-317, 2003
- [34] 倉爪 亮, 戸畑 享大, 村上 剛司, 長谷川 勉
“CPS-SLAM の研究 - 大規模建造物の高精度 3次元幾何形状レーザ計測システム”
日本ロボット学会誌, Vol.25, No.8, pp.1234-1242, November 2007
- [35] 鄭 龍振, 岩下 友美, 倉爪 亮
CPS-SLAM の研究 - 計測精度の向上とトンネル出来形計測システムの構築
日本ロボット学会誌, Vol.30, No.2, pp.180-187, 2012
-

-
- [36] Yukihiro Tobata, Ryo Kurazume, Yusuke Noda, Kai Lingemann, Yumi Iwashita, and Tsutomu Hasegawa
“Laser-based geometrical modeling of largescale architectural structures using co-operative multiple robots
Autonomous Robot, Vol.32, No.1, pp.46-62, 2011
- [37] D. Hähnel and W. Burgard
“Probabilistic matching for 3d scan registration”
Proc. of the VDI-Conference Robotik, 2002
- [38] P.J. Besl and N.D. McKay
“A method for registration of 3D shapes”
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. Vol.14, No.2, pp.239-256, 1992
- [39] Y. Chen and G. Medioni
“Object modelling by registration of multiple range images”
Image and Vision Computing, Vol.10, No.3, pp.145-155, 1992
- [40] 野田 裕介, 倉爪 亮, 岩下 友美, 長谷川 勉
“レーザ・カメラ搭載群ロボットによる太宰府天満宮の幾何光学計測”
画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2009), IS3-34, 2009 年 7 月
- [41] 広瀬 茂男, 倉爪 亮, 長田 茂美
“群ロボットによる協調ポジショニング法”
日本ロボット学会誌, Vol.13, No.6, pp.838-845, 1995
- [42] 倉爪 亮, 広瀬 茂男
“協調ポジショニングシステムの研究-第 8 報 : cps-iii による長距離移動測定実験”
第 16 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, pp.169.170, 1998
- [43] Ryo Kurazume, Yusuke Noda, Yukihiro Tobata, Kai Lingemann, Yumi Iwashita, Tsutomu Hasegawa
“Laser-based Geometric Modeling using Cooperative Multiple Mobile Robots”
-

-
- IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.3200-3205, May 12-17, 2009
- [44] Kai Lingemann, Andreas Nüchter, Joachim Hertzberg, Hartmut Surmann
“High-speed laser localization for mobile robots”
Robotics and Autonomous Systems, Vol.51, No.4, pp.275-296, 2005
- [45] Jean-Arcady Meyer, David Filliat
“Map-based navigation in Mobile robots - II. a review of map-learning and path-planning strategies”
Cognitive Systems Research, Vol.4, No.4, pp.283-317, 2003
- [46] Yongjin Jeong, Yoonseok Pyo, Yumi Iwashita, Tsutomu Hasegawa, and Ryo Kurazume
“High-precision three-dimensional laser measurement system by cooperative multiple mobile robots”
IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII), December 16-18, 2012
- [47] 鄭 龍振, 石橋 正教, 倉爪 亮, 岩下 友美, 長谷川 勉
“4 台の kinect を搭載した全方向計測ロボットによる環境計測”
第 29 回日本ロボット学会学術講演会講演予稿集, 103-4, 2011
- [48] 一般社団法人
“ロボットテクノロジー”
オーム社, 2011
- [49] Joyce, James M
“Kullback-leibler divergence”
International Encyclopedia of Statistical Science. Springer Berlin Heidelberg, pp.720-722, 2011
- [50] “Point cloud library”
<http://pointclouds.org/>
-