

# NDT-I MCL:輝度付き多次元正規分布地図を用いた位置推定手法

伊藤誠悟<sup>1</sup> 鋤柄和俊<sup>1</sup> 小山渚<sup>1</sup> 大桑政幸<sup>1</sup>

概要：屋外の大規模な環境における位置推定では、軽量な地図の生成および位置推定の際に高い精度が得られる形式の地図生成が重要な課題の一つである。本稿では、輝度付き多次元正規分布地図を用いた大規模環境向け位置推定手法 NDT-I MCL (Normal Distributions Transform and Intensity based Monte Carlo Localization) を提案する。提案手法では、輝度情報付き多次元正規分布の集合を環境地図として用いる。多次元正規分布の集合を地図として用いることにより、解像度が低い軽量な地図を用いた場合でも高い位置推定精度を維持することが可能となる。加えて、輝度付き多次元正規分布として拡張することにより屋内外環境で構造的変化が少ない場所においても正確に位置推定することが可能となる。評価実験により従来手法である占有格子地図を用いた位置推定手法および多次元正規分布のみを用いた位置推定手法より、位置推定精度、大域位置推定における仮説収束時間の観点から性能が向上することを確認した。

## 1. はじめに

近年、センサ技術の進歩により屋内外環境の3次元距離計測データが容易に得られるようになってきた。屋内環境では Microsoft Kinect センサや Google Project Tango による携帯端末を用いて3次元距離計測データを取得でき、屋外環境では小型3次元レーザーレンジファインダ [1] を用いて3次元距離計測データを取得できる。

現在、これら3次元距離計測センサを用いた移動体の位置推定に関する研究が活発に進められている。距離計測センサを用いた位置推定手法として、広く使われている方法の一つとして占有格子地図とモンテカルロ法を用いた位置推定手法 [2][3][4] がある。占有格子地図 (図 1) とは、地図を等間隔の格子状に分割し、距離計測センサの計測結果に応じて障害物の有無や計測・未計測地点等の情報を確率変数により表現する地図である。位置推定の際には、占有格子地図と、ある時点での距離計測センサのデータを用いて推定対象の位置の尤度を計算する。

占有格子地図を用いた位置推定では、格子の大きさによる位置推定精度の変化が課題の一つである。例えば、図 1(b) に示すように地図の格子の大きさ (解像度) を 0.05m にした場合は高い位置推定精度が期待できるが、解像度を図 1(d) のように 0.5m にした場合は数 cm 程度の高い推定精度を得ることは難しい。占有格子地図の解像度が低い場

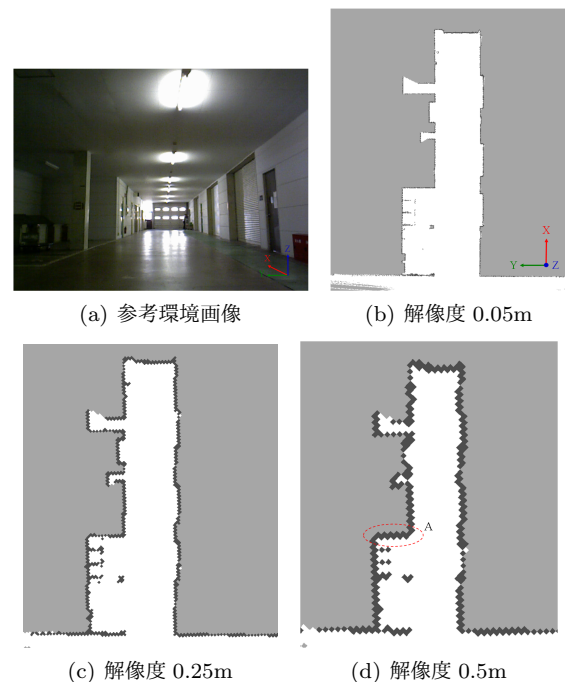


図 1 各解像度での占有格子地図例。  
Fig. 1 Occupancy grid maps in each resolution

合に高い精度を得ることが難しい原因について図 2 の概念図を用いて説明する。図 2 は図 1(d) に示した解像度 0.5m の地図の A の場所を拡大した図である。占有格子地図では、格子の中心 (図 2 中の青丸) を障害物の位置として扱う。地図の解像度が大きい場合は、ある格子の範囲内のすべて距離計測センサのデータ (図 2 中の赤丸) が格子の中

<sup>1</sup> 株式会社 豊田中央研究所 システム・エレクトロニクス 1 部  
41-1, Yokomichi, Nagakute, Aichi 480-1192, Japan



図 2 離散化による誤差の概念図

Fig. 2 Conceptual diagram of discretization error

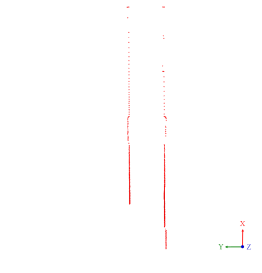
心の位置にて計測されたデータとして扱われる。これが位置推定時の推定精度に影響する。一方で、占有格子地図の解像度を高くすると地図の容量が大きくなり解像度を下げれば地図の容量が小さくなる。占有格子地図を用いた位置推定では推定精度と格子の解像度がトレードオフの関係にある。ある建物内のような限られた環境での位置推定の場合には地図の容量は比較的問題とならはないが、屋外の大規模環境においては位置推定のための地図の容量が問題となる。このため、地図の容量が小さく、正確に位置推定ができる手法が必要となる。

距離計測センサを用いた位置推定におけるもう一つの課題として、構造的特徴が少ない場所での正確な位置推定がある。例えば、図 3(a) に示す屋内廊下環境では、図 3(b) に示す距離計測センサデータが得られる。このような場所では、図 3(b) 中の Y 軸方向に対しては壁が存在するため正確な位置推定が可能であるが、X 軸方向に関しては特徴が少ないため正確な位置推定が難しい。同様に、図 4(a) に示すような少し開けた屋外環境では、図 4(b) 中の Y 軸方向には建物が距離計測データとして観測できるため正確な位置推定が可能であるが、図中の X 軸方向に関しては特徴が少ないため難しい。よりロバストな位置推定のためには図 3、図 4 に示した環境において正確に位置推定できる手法が必要である。

上記一つ目の課題に対し、本論文では多次元正規分布 (NDT) を用いる。NDT とは Normal Distributions Transform の略で多次元正規分布の集合により環境を表現する。NDT により高い解像度の地図を用いた場合でも正確な位置推定が可能となる。多次元正規分布 (NDT) は Biber らによって提案 [5] された。当初は高速な 2 次元スキャンマッチのためのデータ表現方法として用いられた。その後、Magnusson らにより 3 次元のスキャンマッチ手法として拡張 [6] された。初期の NDT 地図 [5][6] は NDT の有無のみの情報を地図に保持し、占有格子地図で広く使われているような確率的な占有率での表現方法はなされていなかった。近年、Saarinen らにより占有格子地図の確率的な考えを NDT 地図に適用した Normal Distributions Transforms



(a) 参考環境画像



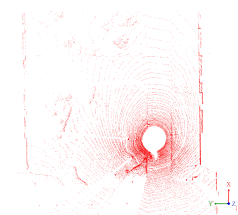
(b) 2次元距離計測センサデータ

図 3 屋内廊下環境例

Fig. 3 An example of corridors in an indoor environment.



(a) 参考環境画像



(b) 3次元距離計測センサデータ

図 4 屋外中庭環境例

Fig. 4 An example of garden in an outdoor environment.

Occupancy Maps (NDT OM) が提案 [7] された。本論文では NDT OM を拡張した地図を位置推定時に用いる。

上記二つ目の課題に対し、本論文では輝度付き多次元正規分布地図 (NDT-I) を用いた大規模環境向け位置推定手法 NDT-I MCL (Normal Distributions Transform and Intensity based Monte Carlo Localization) を提案する。提案手法では NDT に輝度 (Intensity) を追加した NDT-I を地図生成および位置推定で用いる。構造的変化の少ない平坦な場所においても輝度情報を利用することにより、アスファルト路面や芝生といった場所を区別することが可能となる。加えて、路面上に描かれている白線や標識等を区別することが可能となる。輝度情報から区別したこれらの特徴を位置推定時に利用することにより、構造的特徴が少ない場所でも正確な位置推定が可能となる。

以下、2 節では NDT および提案手法である NDT-I MCL を紹介し、3 節でオープンデータを用いた提案手法の評価結果について報告する。最後に 4 節でまとめる。

## 2. NDT-I MCL

提案手法説明の事前準備として、2.1 節で NDT、2.2 節で MCL について簡単に紹介する。その後、2.3 節で提案手法である NDT-I MCL について説明する。

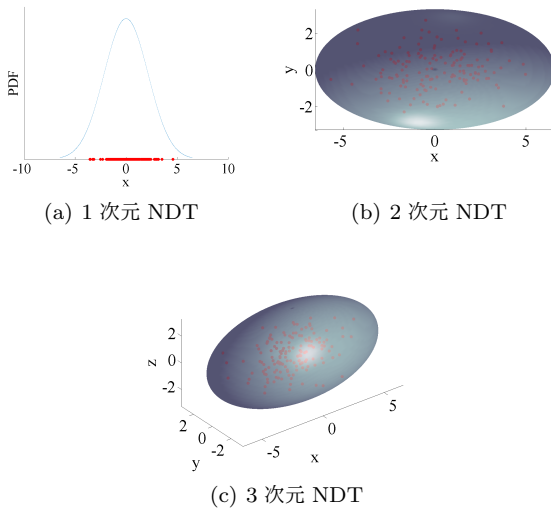


図 5 距離計測センサデータ (赤) および NDT (青).

Fig. 5 Range data (red) and Normal Distributions transform (blue)

## 2.1 Normal Distributions Transform

NDT を地図表現に利用する手法は Biber らによって提案 [5] され, 高速な 2 次元スキャンマッチのためのデータ表現方法として用いられた. NDT では環境を多次元正規分布の集合として表現する. 例えば, 距離計測センサからデータが得られた場合, 一定の範囲毎の計測データに対して, 位置の平均  $\vec{\mu}$  と分散  $\Sigma$  を計算する.

$$\vec{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \vec{p}_k, \quad (1)$$

$$\Sigma = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (\vec{p}_k - \vec{\mu})(\vec{p}_k - \vec{\mu})^T, \quad (2)$$

$\vec{p}$  は距離計測データが表す位置,  $n$  は距離計測データ個数である. ある一定範囲内における距離計測データの位置の平均と分散である (1)(2) を一つの NDT とする. 図 5 に 1 次元, 2 次元, 3 次元の場合における 1 つの NDT 例を示す. 図 5 において赤い点が距離計測センサからのデータ例, 青い箇所が各次元における NDT である.

図 6 にある屋内実環境における 2 次元 NDT 地図の例を示す. 地図において楕円の中心位置が NDT の平均, 楕円の大きさが NDT の分散を表す. 図 6 は約 20m × 15m の大きさの環境であり, この環境で生成した NDT (解像度 0.4m の場合) は 193 個であった. 占有格子地図の地図を用いた位置推定手法では, 地図の解像度を 0.4m とした場合, 数 cm の位置推定精度を得るのは難しいが, NDT 地図の場合は解像度 0.4m の地図でも高い位置推定精度が得られる場合がある. 地図の解像度と位置推定精度の関係については, 3 節のオープンデータを用いた評価実験において従来手法の結果と共に示す.

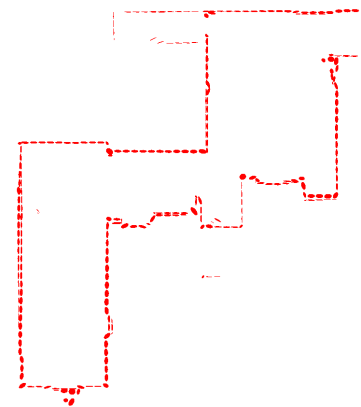


図 6 ある屋内実環境における 2 次元 NDT 地図例 (解像度 0.4m).  
Fig. 6 An example of NDT map (0.4m resolution).

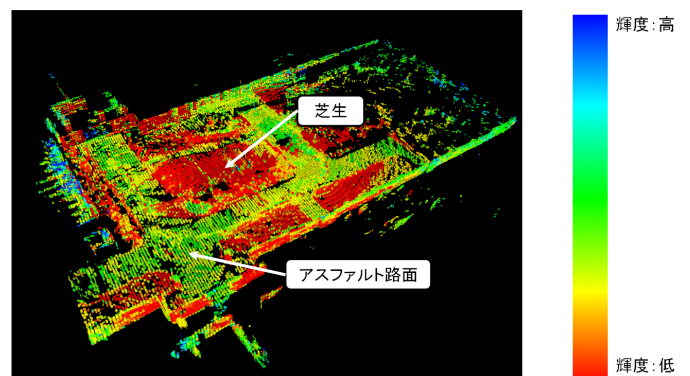


図 7 NDT-I による 3 次元環境表現  
Fig. 7 3D terrain expressed by NDT-I

本論文では NDT に輝度を追加した, NDT-I を位置推定のための地図として提案する. NDT-I では式 (1)(2) 計算時に距離計測データの輝度の平均と分散を同時に計算する. 図 3, 図 4 で示したような構造的変化が少ない場所では, 距離計測データのみで, 高い位置推定精度を得ることは困難であった. 構造的変化が少ない場所においても対象の材質が違う場所では輝度に変化する. NDT-I 地図を用いた位置推定では距離計測センサのデータに加えて輝度のデータの違いを考慮して位置推定を行う. 距離計測センサのデータのみでは正確な位置推定が困難な例として, 図 4 に示した環境で NDT-I 地図を生成した例が図 7 である. 図 7 は, 縦約 100.0m × 横約 100.0m × 高さ約 4.0m の 3 次元環境を, 解像度 0.4m の NDT-I 23595 個で表現している. 図 7 では, NDT-I の平均・分散を楕円の位置と大きさとで表し, 輝度の強弱を楕円の色で表している. 図 7 の例では, 輝度の違い (図 7 中では色の違い) によりアスファルト路面と芝生面の境界が明確に区別できている. これら情報が位置推定のために有用となる. NDT-I 地図を用いることにより, 図 7 のような構造的変化が少ない環境においてより精度の高い位置推定が期待できる. 大域位置推定時における NDT-I 地図の効果については 3 節で評価する.

## 2.2 Monte Carlo Localization

提案手法の位置推定は MCL アルゴリズム [3] を基本としている。MCL アルゴリズムでは、推定対象の位置姿勢の事後確率を式 (3) により再帰的に推定する。

$$p(x_t | z_{1:t}, u_{0:t-1}) \propto p(z_t | x_t) \int_{x'} p(x_t | x', u_{t-1}) p(x' | z_{1:t-1}, u_{0:t-2}) dx', \quad (3)$$

式 (3) において、左辺  $p(x_t | z_{1:t}, u_{0:t-1})$  は移動体の全制御入力  $u_{0:t-1}$ 、および全観測  $z_{1:t}$  を入力とした場合の移動体位置姿勢  $x_t$  の事後確率分布である。右辺において、 $p(x_t | x', u_{t-1})$  は移動体のモーションモデルであり、1 ステップの移動体の位置姿勢  $x'$  に対して、制御入力  $u_{t-1}$  を実行した場合の、時刻  $t$  における移動体の位置姿勢  $x_t$  の確率である。 $p(z_t | x_t)$  は観測モデルであり、位置姿勢  $x_t$  における観測  $z_t$  の尤度を表す。 $p(x' | z_{1:t-1}, u_{0:t-2})$  は1 ステップ前の移動体位置姿勢  $x_{t-1}$  の事後確率分布である。

MCL ではパーティクルと呼ばれる複数の仮説を用いて移動体の位置姿勢  $x$  の事後確率分布を近似する。手順は主に以下の3ステップで構成される。

- (1) 動作更新：モーションモデル  $p(x_t | x', u_{t-1})$  に従い全パーティクルの位置姿勢を更新する。
- (2) 重み計算：観測モデル  $p(z_t | x_t)$  に従い全パーティクルの重みを計算する。
- (3) リサンプリング：重みの大小に従って新しいパーティクルを再生成する。
- (4) (ステップ (1) に戻る)

提案手法において動作更新およびリサンプリングについては通常の MCL アルゴリズムと同様である。提案手法の NDT-I MCL アルゴリズムではステップ (2) の重み計算部分が特に特徴的であるので次節で重み計算ステップを中心に説明する。

## 2.3 NDT-I MCL

NDT-I MCL アルゴリズムは 2.2 節で述べた MCL アルゴリズムを基本としている。本節では、NDT-I MCL アルゴリズムにおいて、特に特徴的な部分である NDT-I に関する重み計算のステップについて図 8 に示す概念図を用いて説明する。図 8 の橙色円群は、ある時刻  $t$  においてパーティクルフィルタにおける動作更新が終了した状態での推定位置および推定姿勢を表している。このすべての橙色円群に対して重みの計算を行う。

重み計算はすべてのパーティクルに対して同じ処理が行われるため、ここでは図 8 中のパーティクル X に注目する。時刻  $t$  において、センサから距離計測データと輝度データ

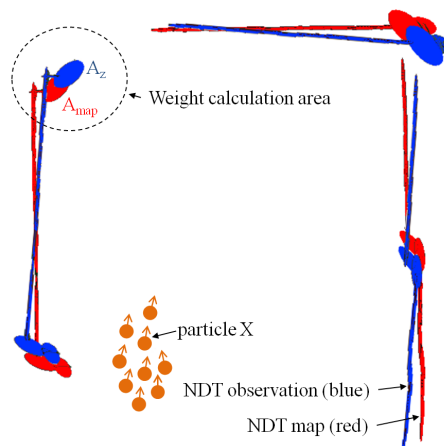


図 8 重み計算概念図。  
Fig. 8 Concept of weight calculation.

が得られた場合、それらの観測データに対して式 (1)(2) を用いて NDT-I を計算する。次に、観測データから生成した NDT-I の位置ををパーティクル X が保持している推定位置姿勢を用いて地図の座標系へ変換する (図 8 中の青楕円群) 最後に、式 (4) を用いて、観測データから生成した NDT-I と地図中の NDT-I (図 8 中の赤楕円群) 間の重みを計算する。式 (4) は L2 距離 [8][9] と呼ばれる尺度を用いている。L2 距離では多次元正規分布や Gaussian Mixute Model (GMM) 間の類似度を計算する。式 (4) は L2 距離に対して正規化した輝度情報の項  $\phi$  を追加し、NDT-I 用の L2 距離となるよう拡張した。

$$\sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \phi d_1 \exp\left(-\frac{d_2}{2} \mu_{ij}^T (R_k \Sigma_i R_k^T + \Sigma_j)^{-1} \mu_{ij}\right)^{-1}, \quad (4)$$

式 (4) において、 $n$  は観測データから生成した NDT-I の数、 $m$  は地図中の全 NDT-I の数、 $R_k$  は回転行列、 $\mu_{ij}$  は観測データから生成した NDT-I と地図中の NDT-I の位置の差分、 $\Sigma_i$  はその共分散行列、 $d_1, d_2$  はスケーリングパラメータである。各 NDT-I 間の L2 距離での重みに対して、正規化した輝度の差分  $\phi$  を掛けたものを観測データ中の一つの NDT-I の重みとする。最終的に観測データから生成した全 NDT-I から計算した重みの和をパーティクル X の重みとする。

式 (4) の定式化では、 $m$  個の地図上のすべての NDT-I に対して観測の各 NDT-I の重み計算を実施している。しかし、実際には一定距離以上離れた NDT-I 同士の L2 距離はほぼ 0 になるため、実装上は図 8 左上の点円で示したように、重み計算対象としている観測データ中の NDT-I に対して一定距離以内に存在する地図上の NDT-I に関してのみ重み計算を行っている。

### 3. 評価実験

提案手法について、(1) 地図解像度と位置推定精度、(2) 大域位置推定における収束時間、の2つの観点から評価実験を実施した。

評価実験には、Orebro University がオープンデータとして公開している Robot Operating System (ROS)\*<sup>1</sup> のログデータ [10] を用いた。この、ROS ログデータには、移動体に搭載されたレーザーレンジファインダの観測データ、移動体オドメトリデータ、外部デバイスによる移動体の位置のデータが格納されている。本評価では外部デバイスによる位置のデータを、移動体の位置の真値として扱う。図9に実験環境全体図と真値の軌跡を示す。図9は約15m × 20mの屋内環境である。

#### 3.1 地図解像度と位置推定精度

第一の実験として、地図解像度と位置推定精度の関係について評価した。実験では、地図解像度を0.10mから0.40mまで0.5m刻みで変更した場合のAbsolute Trajectory Error (ATE) [11] による精度を評価した。ATEは図9で示した全軌跡に対して計算する。比較対象の従来手法として、占有格子地図とパーティクルフィルタを用いた位置推定手法を実装した ROS amcl\*<sup>2</sup> を用いた。ROS amclはオープンソースとして公開されている。第一の実験では、大域位置推定は行わず初期パーティクルは真値の周辺1.0mにランダムに配置した。

図10に評価結果を示す。図10において、青実線が提案手法 NDT-I MCL 評価結果、赤実線が従来技術である ROS amcl 評価結果を表す。地図解像度が0.15m~0.4mの範囲において提案手法である NDT-I MCL は地図解像度が下がっても位置推定精度の低下はほとんど見られず ROS amcl よりよい結果が得られた。一方、占有格子地図を用いた ROS amcl では地図解像度を下げた場合に位置推定精度が低下した。地図解像度が0.1mの場合においてのみ提案手法の精度が大きく低下している。これは、観測データから NDT-I を計算する段階に原因があった。現在は、一定の範囲内にある閾値の個数以上の観測データが得られた際に NDT-I を計算する。十分な観測データが得られなかった範囲は、NDT-I が計算されず位置推定時に利用されない。解像度が高い場合は移動体から少し距離が離れると NDT-I を計算するための十分な観測データ量が得ることができず、位置推定時に観測データが破棄されていた。提案手法では図10に示すように解像度が低い場合でも位置推定精度の低下が少ないため適切な解像度を選択することによりこの問題は回避できる。

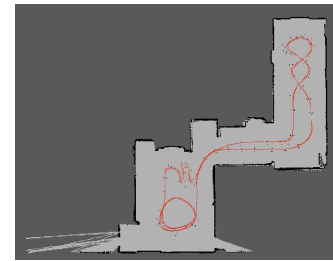


図9 評価実験環境および移動体軌跡 (赤矢印)

Fig. 9 Experimental environment and ground truth (red arrows).

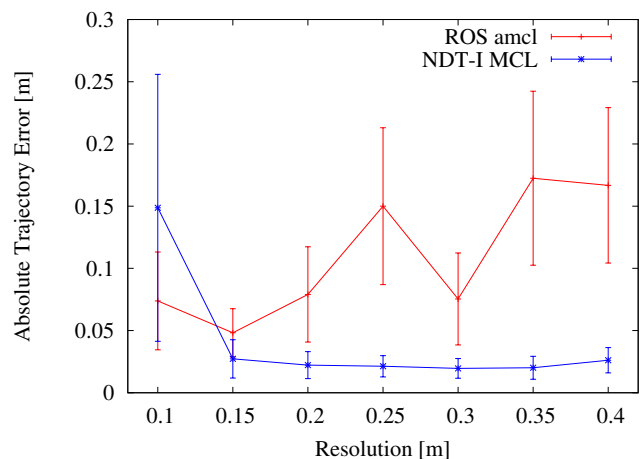


図10 地図解像度と位置推定精度の関係

Fig. 10 Localization accuracy according to resolution.

提案手法は解像度を下げた場合でも、位置推定精度への影響が少ない結果となった。このように、提案手法では解像度が低くファイルサイズの小さな地図でもある程度の推定精度が得られるため、屋外の大規模環境での地図生成および位置推定で特に有用である。

#### 3.2 大域位置推定における収束時間

第二の実験として、大域位置推定における、パーティクルの収束時間について評価した。実験では、図9で示したログデータを用いて大域位置推定を実施し、パーティクルが真値付近に収束するまでの時間を調べた。本実験では、全仮説の推定位置の平均値が真値から距離1.0m以内になった時刻を収束時刻と定義し、同一の初期条件で大域位置推定を100回実施した。比較対象の従来手法として Saarinen らが提案している多次元正規分布を用いた位置推定手法 [12] と比較した。Saarinen らの手法は我々の提案手法と異なり輝度情報は考慮していない。

図11に収束時間の結果を示す。従来手法では、初期パーティクルの状況等により収束までの時間に大きなばらつきが出ている。一方、提案手法ではほぼすべての実験において従来手法よりすばやく仮説が真値付近へ収束している。

原因の一つとして、建物の形状特徴に加えて提案手法で

\*<sup>1</sup> Robot Operating System - <http://wiki.ros.org/>

\*<sup>2</sup> ROS amcl - <http://wiki.ros.org/amcl>

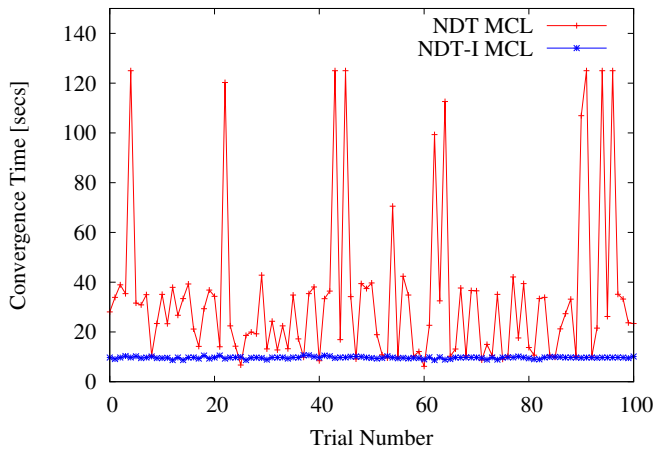


図 11 収束時間

Fig. 11 Convergence Time

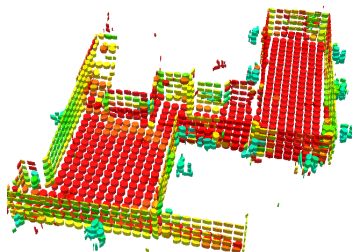


図 12 評価実験環境における 3 次元 NDT-I 地図

Fig. 12 3D NDT-I map in the experimental environment.

は輝度情報を考慮していることがある。例えば、図 12 は評価実験環境における提案手法による 3 次元 NDT-I 地図であり、楕円の色は輝度の違いを表す。図より、構造的特徴に加えて壁面、床面、ドア付近 (図中水色部) の NDT-I の輝度情報が明確に違うことが分かる。これらの情報が大域位置推定時に利用され、すばやく収束可能になった原因の一つであると考えられる。

収束時間の速さは特にユーザー等のナビゲーション時に重要である。大域位置推定が素早く実施できなければナビゲーションを開始する前に、環境内を移動することが必要となる。

#### 4. まとめ

本論文では、輝度付き多次元正規分布地図を用いた位置推定手法 NDT-I MCL を提案し、地図解像度と推定精度、大域位置推定における収束時間の観点から評価を実施した。評価より、提案手法は既存手法より上記観点において優れた性能結果となった。以下に本論文の要点および今後の課題をまとめる。

- 低解像度の地図を用いた場合でも、NDT-I 地図による位置推定手法は占有格子地図を用いた位置推定手法より高い位置推定精度が得られる。この特性は、屋外の大規模な環境における位置推定システムにおいて特に

有用である。

- NDT-I MCL による位置推定では距離データに加え、輝度データの分布も考慮し位置推定を行っている。これにより、大域位置推定においてパーティクルの迅速な収束が可能となる。

本論文ではオープンデータを用いて提案手法の基本性能を評価した。今後の課題としては、画像や他のセンサを用いた位置推定と組み合わせ、どのような環境においてもよりロバストな位置推定システムの検討を進める。

#### 参考文献

- [1] Katsumi, K., Norihiro, A., Toshihiro, M., Yoshitaka, H., Akihisa, O. and Shinichi, Y.: Development of Small Size 3D LIDAR, *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (2014).
- [2] Dellaert, F., Fox, D., Burgard, W. and Thrun, S.: Monte Carlo Localization for Mobile Robots, *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (1999).
- [3] セバスチャンスラン, ウルフラムバーガード, ディータフォックス (著), 上田隆一 (訳): 確率ロボティクス, Robot books, 毎日コミュニケーションズ (2007).
- [4] 江口純司, 尾崎功一: DGPS 測位点の精度評価に基づく占有格子地図の作成手法の構築, *日本機械学会論文集 (C 編)*, Vol. 78, No. 794, pp. 129–138 (2012).
- [5] Biber, P. and Strasser, W.: The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching, *Proc. of the International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 2743–2748 (2003).
- [6] Magnusson, M., Lilienthal, A. and Duckett, T.: Scan Registration for Autonomous Mining Vehicles Using 3D-NDT, *Journal of Field Robotics*, Vol. 24, No. 10, pp. 803–827 (2007).
- [7] Saarinen, J., Anderasson, H., Stoyanov, T., Ala-Luhtala, J. and Lilienthal, A. J.: Normal Distributions Transform Occupancy Maps: Application to Large-Scale Online 3D Mapping, *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 2225–2230 (2013).
- [8] Jian, B. and Vemuri, B. C.: Robust Point Set Registration Using Gaussian Mixture Models, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 33, No. 8, pp. 1633–1645 (2010).
- [9] Stoyanov, T., Magnusson, M., Andersson, H. and Lilienthal, A.: Fast and accurate scan registration through minimization of the distance between compact 3d ndt representations, *The International Journal of Robotics Research*, Vol. 3, No. 12, pp. 1377–1393 (2012).
- [10] Stoyanov, T.: ROS log data, Orebro University (online), available from (<http://aass.oru.se/Research/mro/data/>) (accessed 2014-09-01).
- [11] Sturm, J., Engelhard, N., Endres, F., Burgard, W. and Cremers, D.: A Benchmark for the Evaluation of RGB-D SLAM Systems, *Proc. of the International Conference on Intelligent Robot Systems (IROS)* (2012).
- [12] Saarinen, J., Andreasson, H., Stoyanov, T. and Lilienthal, A. J.: Normal Distributions Transform Monte-Carlo Localization (NDT-MCL), *Proc. of the International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (2013).