ユークリッド変換に不変な特徴量を用いた 二次元大域スキャンマッチング方式

友 納 正 裕*

A 2-D Global Scan Matching Method using Euclidean Invariant Signature

Masahiro Tomono*

This paper presents a new scan matching method for mobile robot localization and mapping. The proposed method utilizes Euclidean invariant features in order to match an input scan with a reference scan using no initial alignment. This method is capable of global scan matching in environments having curved objects. Experimental results show that our method successfully performed map building and global scan matching in a large environment (corridor) and a complex-shape environment (room).

Key Words: Mobile Robots, Scan Matching, Global Localization, Map Building, SLAM

1. は じ め に

移動ロボットが安全かつ効率よく目的地まで走行するには、環境マップとその上での自己位置推定が不可欠である。環境マップを手で作成するのは多大な工数がかかるため、ロボット自身にマップを構築させることが行われる。ロボットに搭載したセンサを用いてマップを構築するには、ロボットの姿勢を知る必要がある。ところが、ロボットの姿勢を正確に知るにはマップが必要である。このように、マップ構築には自己位置推定が切り離せないため、両者を同時に行う SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) が盛んに研究されている [3] [10] [13] [15]。なお、本稿では、ロボットは水平面上を走行するとし、位置と方位をまとめて姿勢 (x, y, θ) と呼ぶ。

ロボットの自己位置推定は、大きく、姿勢追跡 (pose tracking) と大域自己位置推定 (global localization) に分けられる。姿勢追跡は、一時点前の姿勢から現在姿勢を逐次的に推定することを繰り返す方法である。多くの場合、オドメトリで推定したロボット姿勢を、外界センサの計測データとランドマークとの照合結果によって修正して、精度の高いロボット姿勢を得る。SLAM においては、それまでに作ったマップを用いて姿勢追跡を行い、そのロボット姿勢に基づいて計測データをマップに追加していくことを繰り返せば、マップを構築できる。この意味で、通常のマップ構築での自己位置推定は、姿勢追跡に相当する。一方、大域自己位置推定は、ロボットの初期姿勢を与えずに、マップ全域でロボットの姿勢を推定する。大域自己位置推

定ができると、何らかの原因で自己位置を見失った状態から自律的に復帰することが可能になるので、ナビゲーションのロバスト性を大幅に高めることができる。また、マップ構築においても、同じ場所に戻ったことを検知したり、別々に作ったマップを結合する際に、大域自己位置推定が必要になる。

このようなマップ構築や自己位置推定の有力な手法として、レーザレンジファインダ (LRF) のスキャンマッチングがある。本稿で考える LRF のスキャンは、LRF の中心から対象物までの距離を床面に平行な平面上で測定した二次元データであり、点列で与えられるとする。スキャンマッチングとは、入力スキャンと参照スキャンが合致するように両者の相対姿勢 (x, y, θ) を求める問題である。参照スキャンは、他のスキャンでもよいし、複数のスキャンを重ね合わせて構成したマップでもよい。

従来のスキャンマッチング方式の多くは、入力スキャンと参照スキャン間の相対姿勢のラフな推定値を与え、それを初期値としてマッチング誤差を最小化するような相対姿勢を局所的に探索する。マップ構築や姿勢追跡では、この初期値としてオドメトリ情報を用いることが多い。このようなスキャンマッチングを局所型と呼ぶことにする。局所型スキャンマッチングとオドメトリ情報を併用して、ロボットが走行中に取得したスキャンがうまく重なるように次々につなぎ合わせていけば、環境マップとロボット軌跡を同時に求めることができる。

一方、大域自己位置推定を行う場合は、初期値なしでマップ全域にマッチングできる方法が必要になる。このようなスキャンマッチングを大域型と呼ぶことにする。局所型スキャンマッチングでも、Monte Carlo Localization [4] などの複数仮説追跡機構を併用すれば大域自己位置推定は可能であるが、初期仮説を一様分布と仮定すると、広い環境では仮説数が膨大になる

原稿受付 2005 年 12 月 8 日

* 東洋大学機能ロボティクス学科

* Department of System Robotics, Toyo University

ため、多大な処理コストがかかるという問題がある。大域型スキャンマッチングができれば、あらかじめ少数の有力仮説に絞り込めるので、複数仮説追跡を効率的に行えるという利点がある。従来も大域型スキャンマッチング方式はいくつか提案されているが、対象とする形状が限定されていたり、少数の顕著な特徴を利用するため、特徴の誤検出や欠落に弱いという問題がある。

本稿では、これらの問題に対処する大域型の二次元スキャンマッチング方式を提案する。本方式は、大域候補抽出と詳細マッチングの2段階で処理を行う。大域候補抽出では、スキャン点とそこでの接線方向を合わせて特徴点として用い、各特徴点に対してユークリッド変換（並進と回転）に不変な特徴ベクトルを生成する。この特徴ベクトルによって各スキャン点が識別性の高い特徴点として働いて、大域的なマッチング候補を求めることができる。詳細マッチングでは、大域候補抽出で得られた複数の有力候補について、入力スキャンと参照スキャンのずれが最小となるように最適化を行う。

本稿の貢献は、ユークリッド不変な特徴ベクトルを用いた大域候補抽出手法と、複数の有力候補を保持しながら、各候補の誤差を最小化する詳細マッチング手法の提案にある。本方式の利点は、スキャン点をそのまま使うので特徴の誤検出のおそれなく、また、多数のスキャン点のマッチング結果を統計的に扱うので、データの欠落やノイズに強いことである。また、本方式はマッチングの探索範囲を狭めることにより、局所型に近い形態で利用することも可能であり、マップ構築と大域自己位置推定の両方に利用可能である。

2. 関連研究

2.1 二次元スキャンマッチング

これまで、多くの二次元スキャンマッチング方式が提案され、移動ロボットの自己位置推定やマップ構築に応用されている。スキャンマッチング方式で最も基本的なのは、ICP [1] [18] である。ICP はもともと三次元点列に対して提案されたが、二次元にも適用できる。ICP では、まず、二つのスキャン間で最も近い点同士を対応づけ、次に、対応づけた各点間の二乗誤差の和が最小となる相対姿勢を求める。この二つの処理を交互に繰り返して、両スキャンが合致する点の対応と相対姿勢を求めていく。このほか、相対姿勢の計算において回転の探索と並進の探索を別々に行う IDC [12] や、スキャン点列をガウス核関数を用いて濃淡画像に変換し、その輝度勾配からマッチング評価関数を構成する NDT [2] など、多くの方法が提案されている。これらの方法は、曲線を含む複雑な形状もマッチングできるという特長があるが、相対姿勢の初期値を必要とするため、大域的なマッチングはできない。

LineMatch [6] は、入力スキャンから抽出した直線分とマップの直線分とを対応づけて大域マッチングを行う。この方法では、マップはあらかじめ直線分で構成しておき、また、入力スキャンの直線分はロボットに比べて十分に長いものしか用いない。このため、直線分で構成される環境にしか適用できない。APR [17] は、スキャンからコーナ点やステップエッジ点などの顕著な特徴点を抽出し、それら特徴点をノードとした完全グラ

フのマッチングにより、特徴点のマッチングを行う。そして、各特徴点のマッチング結果を集計してスキャン間の大域マッチングを行う。この方法は、少数の顕著な特徴点を用いるため、特徴点が少ない環境に適用しにくく、また、ノイズやオクルージョンなどによる特徴点の誤検出や欠落に弱い。

2.2 不変特徴量に基づくマッチング

コンピュータビジョンの分野では、不変量に基づく画像マッチングが研究されている。本稿の提案方式は、Geometric hashing [9] から着想を得ている。Geometric hashing は、変換の種類に応じて n 個の特徴点から基底を作り、他の特徴点をその基底で座標変換することで不変量を生成して、インデックスとして利用する。スキャンマッチングの場合はユークリッド変換であるが、Geometric hashing では、 $n = 2$ 個の特徴点を用いてユークリッド変換に対する基底を構成していた。しかし、実際は1個の方向付き点があれば基底を構成できる。レーザスキャンでは点の順序が決まっているので、各スキャン点に対して方向を計算しやすい。本稿の提案方式では1個の特徴点对応を用いるので、より効率のよいマッチングが実現できる。また、Geometric Hashing では、エッジのコーナ（曲率の極大点）などの特徴点の抽出を前提としているが、本方式は特別な特徴抽出を必要としないので、ロバスト性が増すという利点がある。

SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [11] は、相似変換に不変な特徴点を用いて画像認識を行う仕組みである。SIFT は特徴点1個ずつマッチングを行うので、基本構造は本稿の提案方式と似ている。本方式と SIFT の違いは、特徴点の取り方と特徴ベクトルの構成である。SIFT は濃淡画像を対象とし、DOG (Difference of Gaussian) オペレータによる極値を特徴点として抽出する。そして、特徴点の近傍領域を 4×4 個のブロックに分け、各ブロック内に含まれる画素の方向ヒストグラムを特徴ベクトルとして用いる。だが、LRF スキャンのような疎な二次元点列で十分なヒストグラムを得るには、ブロックサイズを大きくする必要がある。そうすると類似した特徴ベクトルが多く生じて、識別力が低くなる。これに対して、本方式は、ハフ変換によって直線成分を圧縮することで、疎な二次元点列でも識別力の高い特徴ベクトルを得られやすくしている。

ユークリッド不変特徴量を用いた三次元スキャンマッチング法として、Spin 画像 [8] がある。この方法では、スキャン点を中心として、そこでの法線を軸とした円筒座標系におけるスキャン曲面上の点の分布を特徴ベクトルとする。しかし、これを二次元スキャンに適用しようとすると、点の分布が疎になりすぎるため、やはり識別力の高い特徴ベクトルを得るのは難しい。

3. 大域候補抽出

大域候補抽出では、個々のスキャン点に定義した特徴ベクトル（シグネチャ）を用いて、スキャン間の初期姿勢に依存せずに、スキャン点のマッチングを行う。そして、スキャン点間の相対姿勢をもとに、スキャン間の相対姿勢を求める。

3.1 シグネチャによる特徴表現

マッチング特徴として、スキャン点とそこでの接線方向を用いる。このように接線方向を付加した点を有向点 (directed point) と呼ぶ。ここでの接線は、スキャン点を連結した折れ線を曲線

Fig. 1 A directed point and its signatures

とみなした場合の接線である。接線方向は、スキャン内の近傍にある n 個のスキャン点から計算する。Fig. 1 (a) に、 $n = 3$ の場合を示す。いま注目しているスキャン点を P_2 とすると、 P_1 と P_2 、および、 P_2 と P_3 をそれぞれ結んだ線分の方角の平均を、 P_2 の接線方向とする。そして、 P_2 を原点とし、この接線を x 軸として、 P_2 のローカル座標系を定義する。

LRF ではスキャン点の順序が得られるため、用いるべき n 個のスキャン点は、その順序に沿って容易に得られる。ただし、スキャン点が近すぎると接線方向が不安定になるので、単純に隣接点を用いるのではなく、適当な間隔 δ だけ離れたスキャン点を用いる。現状では、 $\delta = 100$ [mm] 程度としている。

有向点 P_i を表すための特徴量として、その周囲 D 内にある他の有向点 P_j の分布パターンを用いる (Fig. 1 (b) 参照)。これを P_i のシグネチャと呼ぶ。シグネチャを構成する際、各 P_j を絶対座標系から P_i のローカル座標系に変換する。こうして変換した有向点からなるシグネチャは、 P_i の並進回転に対して不変になる。そこで、シグネチャが一致するかどうかを調べれば、入力スキャンと参照スキャンの相対姿勢を問わずに、両者を構成する有向点の照合ができる。範囲 D は、現状では、1 個のスキャン全域としている。

シグネチャ比較の効率化のために、シグネチャを圧縮する。有向点は直線の性質をもつので、これをハフ変換して、ハフ空間に点として投票する。すると、ハフ空間 (ρ, θ) 上に投票パターンが生成される。この投票パターン画像をそのまま使うとデータ量が多くなるので、投票パターンの中で投票数の多いハフ空間点を上位から N 個取り出す。この N 個の点をあらためてシグネチャと呼ぶ。具体的には、 P_i のシグネチャを $G_i = \{g_{ij} = (q_{ij}, w_{ij}) | 1 \leq j \leq N\}$ と定義する。 q_{ij} はハフ空間点 (ρ_{ij}, θ_{ij}) 、 w_{ij} はその点の投票数である。実装では、 N を与えるのではなく、 w_{ij} が極大となるか所定の閾値 th_1 を超えた点を採用している。スキャン形状に依存するが、 N の値は屋内では 2~20 程度になる。 th_1 は 2~5 程度に設定している。

以上の操作により、データ量が大幅に減るとともに、シグネチャを有向点のインデックスとして用いることが可能になる。ハフ変換の導入は、人工環境のように直線の多い形状に特に有利である。曲線は、有向点が離散的であることやハフ空間の離散化により、実質的に折れ線で近似した形でマッチングされる。この場合、6.2 節で述べるようにシグネチャは分散するが、その分布は比較的安定している。

3.2 インデックステーブル

スキャン間のマッチングは、次節で述べるように、二つのスキャンの各有向点がマッチングするかどうかで判定する。しか

Fig. 2 An index table of directed points

Fig. 3 Matching procedure

し、これを有向点の全組み合わせで調べると処理時間がかかる。そこで、インデックステーブルを用いて効率化を図る。

有向点のインデックステーブルは、以下のように構成する (Fig. 2 参照)。まず、ハフ空間を二次元のグリッドに区分し、インデックステーブルとする。そして、参照スキャンの各有向点をインデックステーブルに登録する。具体的には、有向点 P_i のシグネチャ G_i がハフ空間点 q_{ij} をもつとき、この点に対応するインデックステーブルのエントリに P_i 自身を登録する。マッチングの際には、入力スキャンの有向点 P_k のシグネチャを構成するハフ空間点 q_{kj} のエントリに登録された有向点だけを比較対象にする (Fig. 3 参照)。このため、 P_i 、 P_k の全組み合わせを調べる必要がなく、効率が良い。

3.3 有向点のマッチング

入力スキャンと参照スキャンのマッチングは、各有向点のマッチングに基づいて行う。有向点のマッチングは、シグネチャの一致度を計算して行う。手順を以下に示す。

(1) インデックスの参照

入力スキャンの有向点 P_k について、そのシグネチャを構成する各ハフ空間点 q_{km} のエントリに登録されている有向点をインデックステーブルから取り出す。そして、 q_{km} のエントリに有向点 P_i が含まれていれば、 P_i のカウンタを一つ増やす。これを P_k のシグネチャ内の全ハフ空間点に対して繰り返し、カウンタが所定の閾値 th_2 を超えた有向点を残す。残った有向点の集合を $\{P_i\}$ とする。現状では、 th_2 は 2~3 程度である。

(2) シグネチャの一致度計算

P_i と P_k のシグネチャの一致度を式 (1) に基づいて計算し、その値が所定の閾値以上なら、両者はマッチしたとみ

なす。現状では、一致度の閾値は、0.3~0.5 程度である。

$$C_{ik} = \frac{\sum_{n,m} f(g_{in}, g_{km})}{\sqrt{\sum_n w_{in}^2 \sum_m w_{km}^2}} \quad (1)$$

$$f(g_{in}, g_{km}) = \begin{cases} w_{in} w_{km} & \text{if } q_{in} = q_{km} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

3.4 姿勢クラスタリング

マッチした有向点ペアを用いて、姿勢クラスタリングによりスキャン間の相対姿勢を求める。姿勢クラスタリングは、一般には、データとモデルの間で対応づけた特徴ペアの集合から両者間の相対姿勢を求める技術であり、物体認識などで広く用いられる [5] [9] [11] [14]。いま、Fig. 4 に示すように、ロボットが姿勢 R_1 から R_2 に移動したとする。 R_1 で得たスキャンを参照スキャン、 R_2 で得たスキャンを入力スキャンとする。両スキャンが一致したと仮定して、その中の有向点 P を考える。姿勢 R_1 のローカル座標系での P の値を $P_1 = (x_1, y_1, \theta_1)$ 、姿勢 R_2 のローカル座標系での P の値を $P_2 = (x_2, y_2, \theta_2)$ とする。 θ_1 、 θ_2 は有向点の接線方向である。 P_1 、 P_2 は、それぞれ、参照スキャン、入力スキャン内の有向点の値に相当する。ロボットの移動量を $q = (x, y, \theta)$ とすると、次式が成り立つ。

$$\theta = \theta_1 - \theta_2 \quad (3)$$

$$x = x_1 - (x_2 \cos \theta - y_2 \sin \theta) \quad (4)$$

$$y = y_1 - (y_2 \sin \theta + x_2 \cos \theta) \quad (5)$$

もし、参照スキャンと入力スキャンが完全に一致するなら、入力スキャン内のすべての有向点について上式が成り立つはずである。したがって、対応の正しい各有向点ペアについて上式を解けば、理想的には、すべて同じ q が得られる。実際には、点の誤対応や誤差などが原因で、完全に同じ q が得られることはない。そこで、各有向点 P について上式を解いて得られた q についてクラスタリングを行って、解候補を求める。シグネチャを用いた有向点マッチングによって有向点ペアが絞り込まれているので、多くの場合、明確なクラスタが形成される。

姿勢クラスタリングにはいくつかの方法があるが、本研究の実装では、回転 θ を投票により求め、並進 x 、 y をクラスタリングで求める。まず、各 q の θ を角度ヒストグラムに投票して、投票値が所定の閾値を超え、かつ、極大となる角度を候補として採用する。実装では、角度ヒストグラムの刻みは 1 度に行っている。次に、この候補角度に合う q だけ取り出し、その x 、 y に関してボトムアップ・クラスタリングを行う。そして、要素数が多いクラスタの重心を、解候補として採用する。実装では、その要素数の閾値は最大クラスタの要素数の 0.2~0.4 倍程度としている。

Fig. 4 Relationship between scans and robot pose

回転成分を投票で求める理由は、角度範囲が 0~359 度に限定されるので、ヒストグラムを構成しやすいためである。一方、並進成分は、その範囲を規定するのが難しいため、ヒストグラムを必要としないクラスタリングを用いている。

4. 詳細マッチング

大域候補抽出の姿勢クラスタリングでは近似解しか得られないので、誤差を最小化するように微調整が必要である。また、大域候補抽出では一般に複数の候補が得られるが、マッチング結果を大域自己位置推定で利用するには、候補を一つに絞らず、有力な候補を複数個残すようにした方がよい。そこで、大域候補抽出で得られた各候補のうち有力なものを保持しつつ、それぞれの誤差が最小になるように詳細マッチングを行う。

4.1 誤差の最小化

大域候補抽出で得た姿勢候補に対して、入力スキャンと参照スキャンの間で対応点の位置の二乗誤差が最小になるように最適化を行う。基本的には、ICP と同様に、スキャン点の対応づけと最小二乗計算を交互に行う。ただし、最小二乗計算を遺伝的アルゴリズムを用いて計算する点が異なる。以下に手順を示す。

(1) スキャン点の対応づけ

入力スキャンの各スキャン点に最も近いスキャン点を参照スキャンから求める。このために、ICP ではスキャン点間の距離を用いるが、スキャン点は離散化されているため、二つのスキャン間でスキャン点の位置が完全に一致することは少なく、誤差が大きめに出る可能性がある。これに対処するために、隣接する参照スキャン点が張る線分と入力スキャン点との距離を用いる方法もあるが、計算コストがやや高い。そこで、本方式では参照スキャン点の接線と入力スキャン点との距離を用いる。すなわち、入力スキャン点の近傍にある参照スキャン点のうち、参照スキャン点の接線と入力スキャン点との距離が最も小さいものを対応点として採用する。参照スキャン点の接線は、有向点算出の際に得られているのでその取得に余分なコストはかからない。さらに、接線方向誤差を、点の対応づけにおけるフィルタとして用いる。すなわち、接線方向誤差が所定の閾値 (30 [deg] 程度) より大きい場合は、対応点とみなさない。

(2) 解候補の計算

現在の姿勢候補で得られたスキャン点対応に対して、次式によりスキャン間の二乗誤差を評価する。

$$D(\mathbf{q}) = \frac{1}{N} \sum_i^N d(P_i, \mathbf{q})^2 \quad (6)$$

N は入力スキャン点数である。 $d(P_i, \mathbf{q})$ は、スキャン間の相対姿勢が $\mathbf{q}$ のとき、入力スキャン点 P_i から対応する参照スキャン点の接線までの距離である。

ICP では、 $D(\mathbf{q})$ を最小にする $\mathbf{q}$ を陽に解くが、その場合、点の誤対応の扱いが難しい。誤対応点を含めて $D(\mathbf{q})$ を作って最小二乗解を求めると、誤対応による誤差が全体に分散してマッチングは微妙にずれる。これは、オクルージョンなどにより二つのスキャンの形状が異なる場合に顕著になる。そこで、初期段階では多少の誤対応を許容しつつ、次第に誤対応を取り除いて最終的にぴったり合致するよう、誤対応判定の閾値をうまく

制御する必要がある。しかし、これは一般に難しい。誤対応と判定された点は $D(\mathbf{q})$ から除かれるので、 $D(\mathbf{q})$ 自体が変化し、全体の挙動が複雑になり、極値に陥りやすくなるためと考えられる。

これに対処するため、本方式では、 $D(\mathbf{q})$ の最小化を遺伝的アルゴリズムによる探索で行う。まず、点の誤対応は次のように扱う。式 (6) で、 $d(P_i, \mathbf{q})$ が閾値 d_0 より大きくなると、その P_i を誤対応点とみなして $d(P_i, \mathbf{q}) = d_0$ と一定にする。こうすると、誤対応の有無による $D(\mathbf{q})$ の変化は小さくなり、安定した結果が得られやすい。 $D(\mathbf{q})$ の最小化は勾配法でも行えるが、極値に陥る可能性を減らすために、交叉なしの遺伝的アルゴリズムを用いる。この遺伝的アルゴリズムの実装は、パーティクルフィルタとよく似たものになる。そこで、遺伝的アルゴリズムで探索点として用いる各個体をパーティクルと呼ぶことにする。

計算には、 M 個のパーティクルを用いる。各パーティクルはスキャン間の相対姿勢と重みをもつ。相対姿勢の初期値には、大域候補抽出で得られた各候補を割り当てる。そして、各パーティクルごとに、その相対姿勢をランダムに微小量だけ変動させ、そのときの相対姿勢 $\mathbf{q}$ に対する二乗誤差 $D(\mathbf{q})$ を計算して、重み $\exp(-D(\mathbf{q})/\sigma_0)$ をパーティクルに与える。 σ_0 は重み分布の鋭さを決める定数である。そして、この重みに比例した確率で、パーティクルをリサンプリングする。このリサンプリングにより、大きな重みをもつパーティクルがより多くの子孫を残すことになる。これを繰り返すと、個数 M が一定なので、 $D(\mathbf{q})$ が大きいパーティクルは死滅し、小さいパーティクルは生き残る。これにより、二乗誤差が最小となる解候補を近似的に求める。

4.2 複数候補の対処

大域候補抽出で得られた各候補をそのまま前節の遺伝的アルゴリズムのパーティクルに割り当てると、最良スコアのものがある。これは、次の理由による。最適値に近い解候補を速く求めるには、パーティクルの重み $\exp(-D(\mathbf{q})/\sigma_0)$ の分布が急峻なことが望ましい。そうすれば、二乗誤差 $D(\mathbf{q})$ が小さいほど重みが急速に大きくなり、大量の子孫を残せるため、探索が効率的に進む。ところが、このようにすると、 $D(\mathbf{q})$ の最小値付近の重みが他の極小値付近の重みよりずっと大きくなり、最小値にパーティクルが集中して、他の極小値にパーティクルが残らなくなる。

複数の有力候補を残すためには、このような現象を防ぐ必要がある。そこで、パーティクルをクラスタに分類し、各クラスごとに遺伝的アルゴリズムを適用する。ここでのクラスタは、 $D(\mathbf{q})$ の極小点の近傍にあるパーティクル集合である。クラスタ自身も重みをもち、クラスタがもつパーティクル数は、そのクラスタの重みに比例して決める。これにより、有力なクラスタには多くのパーティクルが配分される。そして、クラスタ内のパーティクルの重み分布は急峻にし、クラスタの重み分布は緩やかに変化するようにする。これにより、各クラスタを維持しながら、クラスタ内での最適解は迅速に求めることができる。

この手順を以下に示す。(2)～(5) は所定回数だけ繰り返す。 $\mathbf{q}_j$ の初期値は、大域候補抽出で得られた各候補である。処理開始時のクラスタは、各候補を表すパーティクル 1 個からなるが、

クラスタの併合を繰り返して、大きなクラスタに収束していく。

(1) 初期化

大域候補抽出で得られた各候補をパーティクルに割り当てる。各パーティクル j の相対姿勢 $\mathbf{q}_j$ において、4.1 節で述べたスキャン点の対応づけを行い、 $D(\mathbf{q}_j)$ を計算する。初期クラスタは各パーティクル 1 個ずつで構成する。

(2) クラスタの重み計算

クラスタ i 内のパーティクルの $D(\mathbf{q}_j)$ の最小値を D_i とすると、クラスタ i の重み C_i を次式で設定する。

$$C_i = \alpha \cdot \exp(-D_i/\sigma_c)$$

σ_c はクラスタ間の重み分布を決める定数である。 α は、全クラスタの重みの和を 1 にするための正規化定数である。

(3) クラスタ内パーティクル数の計算

クラスタのパーティクル数 N_i を次のように決める。 round は四捨五入関数である。 M は全パーティクル数である。 N_i が 0 になったクラスタは除去する。

$$N_i = \text{round}(MC_i)$$

(4) クラスタごとの最適化

各クラスタ内で以下の処理を繰り返す。

(a) パーティクルの拡散

各パーティクルの $\mathbf{q}_j$ をランダムに微小量だけ変動させる。

(b) パーティクルの重み計算

$\mathbf{q}_j$ に対してスキャン点の対応づけを行い、 $D(\mathbf{q}_j)$ を計算して、重み w_j を次のように設定する。

$$w_j = \exp(-D(\mathbf{q}_j)/\sigma_0)$$

(c) リサンプリング

w_j に比例した確率で、パーティクルをリサンプリングする。

(5) クラスタの併合

中心の距離が近いクラスタは併合する。クラスタ中心は、クラスタ内の最良パーティクルとする。

この方法では、クラスタ間の重み分布 σ_c を大きく、クラスタ内の重み分布 σ_0 を小さく設定すれば、弱いクラスタの重みを急激に減少させずに、各クラスタ内では迅速に最適値に収束させることができる。

なお、極小値に陥るのを避けるためには、遺伝的アルゴリズムを用いなくても、候補点の近傍に複数の初期値を配置して、それぞれに対して勾配法で式 $D(\mathbf{q})$ を最小化する方法も考えられる。しかし、その場合、大域候補抽出で得られた全候補のそれぞれについて勾配法を実行するため、全候補数と初期値数の積に比例した計算量がかかる。一方、ここで述べた遺伝的アルゴリズム手法では、最初に全候補を 1 回評価した後は、評価値の良いものだけに絞り込まれるため、全体としては、パーティクル数 (固定値) に比例した計算量となる。以上のことから、大域候補抽出で得られた候補数が多い場合、本手法が有利になる。

5. マップ構築と大域自己位置推定

提案方式をマップ構築および大域自己位置推定に応用する方法を述べる。

5.1 マップ構築

LRF のスキャンを用いてマップ構築を行うには、ロボットが走行しながら収集したスキャンを、各計測地点でのロボット姿勢に従ってマップ座標系に配置していけばよい。一般に、ロボット姿勢は、オドメトリなどの内界センサによって取得できるが、オドメトリは累積誤差があるため、オドメトリだけから推定したロボット姿勢を用いて生成されたマップは歪む。一方、ロボットの速度に対して十分短い間隔でスキャンを計測すれば、時間的に隣接するスキャンは重なり合う部分が大きくなる。そこで、それまで生成したマップと入力スキャンの間でスキャンマッチングを行い、スキャンをマップに追加していけば、マップを構築することができる。このとき、オドメトリは必ずしも必要ない。

本稿で提案したスキャンマッチング方式をマップ全域に用いると、一般に解が複数得られるが、マップ構築では解を 1 個に絞る必要がある。そこで、マップ全域で大域マッチングを行うのではなく、局所領域に限定して行う。スキャンマッチングで得られるロボットの位置の移動量を Δd 、方向変化を $\Delta\theta$ とすると、マッチング範囲を次の領域に限定する。

$$(|\Delta d| \leq R) \wedge (|\Delta\theta| \leq \Theta) \quad (7)$$

範囲 R と Θ は、ロボットの走行速度とスキャンの測定時間間隔に応じて決めればよい。例えば、ロボットの走行速度が 200 [mm/s]、最大回転角速度が 30 [deg/s]、スキャン測定間隔が 1 [s] であれば、 $R = 200$ [mm]、 $\Theta = 30$ [deg] とすればよい。実際には、スリップなどに備えて十分なマージンを加えるのがよい。局所領域が小さければ、単純形状による退化が起こらない限り、マッチングはほとんど一意に決まると期待できる。したがって、その範囲内では、マッチングスコアが最良の解を正解と見なし、マップを構築する。この方法は、無駄な候補の生成を防ぐとともに、マップ全域でマッチングを行うよりも処理時間がはるかに小さくて済むという利点もある。なお、オドメトリを用いれば、局所領域をさらに小さく限定でき、精度と効率が向上する。

以下に、マップ構築の手順をまとめる。

(1) 初期化

時刻 $t = 0$ では、ロボット姿勢 r_0 をマップ座標の原点におく。そして、入力スキャンをそのままマップ m_0 にする。

(2) ロボット姿勢の計算

時刻 t で得た入力スキャン s_t とマップ m_{t-1} でスキャンマッチングを行い、その最良解を q_t とする。マップを参照スキャンとすれば、3.4 節の議論により、 q_t がそのままマップ座標系でのロボット姿勢 r_t となる。

(3) マップ構築

r_t に基づいて s_t を座標変換してマップ m_{t-1} に統合し、 m_t を得る。この際、その後のマッチングに用いるために、新スキャンに含まれる有向点をインデックステーブルに追加する。有向点のシグネチャはそのまま用いる。なお、データ量が増えすぎるのを防ぐため、近くに既存の有向点が存在する場合はマップに統合しない。

このアルゴリズムは確率を考慮していないので、生成されたマップでは、ロボット姿勢やスキャン位置の確定値しか得られない。スキャンマッチングで最小二乗推定を行っているの、誤

差をガウス分布と仮定すれば、ほぼ最尤値に近いマップが得られるが、その不確実性の度合い（誤差分散）は得られない。不確実性も求めるには、スキャンマッチングの結果に確率分布を導入し、SLAM の確率的定式化に基づいてロボット姿勢とマップの確率分布を求める必要がある。この詳細は、本稿の範囲を超えるので、別の機会に報告する。

5.2 大域自己位置推定

大域自己位置推定では、マップを所与として、ロボットの初期姿勢を与えずに、マップ全域で大域スキャンマッチングを行えばよい。3.4 節の議論により、大域スキャンマッチングの解がマップ座標系でのロボット姿勢の候補となる。

環境内に類似した領域があれば、大域スキャンマッチングでは、ロボット姿勢は複数得られる。本稿では詳細は割愛するが、これらの複数候補をもとに複数仮説追跡を行って整合のとれた候補に絞り込むことで、正しい自己位置を得ることができる [4] [7] [16]。このように大域スキャンマッチングと仮説追跡により、大域自己位置推定が実現できる。

大域自己位置推定は、ナビゲーションにもマップ構築にも有用である。ナビゲーションの最中に、大きな外乱によって自己位置を見失っても、大域自己位置推定ができれば、自律的に復帰することが可能になる。マップ構築においても、走行中に自己位置を見失うことは起こり得る。この場合、マップ構築を一時中断し、本方式を用いて大域自己位置推定を行ってロボット姿勢の候補が 1 個に絞られた時点で、マップ構築を再開すればよい。本方式は、マップ構築と大域自己位置推定の両方に使えるので、このように両者が連携する処理に適している。

大域自己位置推定は、マップ構築でのループ検出やマップ併合にも有用である。ループ検出では、ロボットが環境を一周して同じ地点に戻ったことを検出するが、ロボットの走行軌跡からループの様子が分かるので、大域マッチングの範囲を限定することができる。そのため、完全な大域マッチングよりも効率がよい。また、マップ併合では、別々に作成したマップをつなぎ合わせて大きなマップを作る際に、各マップの連結領域を求めるのに利用できる。

6. 実験

筑波大学知能ロボット研究室で開発された移動ロボット「山彦」に SICK 社の LRF である LMS200 を搭載して、筑波大学の実験室および廊下にて実験を行った。後述の Fig. 12 (a) にロボットを示す。LMS200 は、スキャン範囲を $-90 \sim 90$ [deg]、角度分解能を 0.5 [deg]、距離範囲を 8 [m] として使用した。

6.1 スキャンマッチングの基礎実験

提案方式の動作を確認するために、基礎実験を行った。Fig. 5

(a) Corridor (b) Curved objects (c) Room

Fig. 5 Experimental environments

に実験環境を示す。ノート PC からロボットを操縦して環境内を 100 [mm/s] で走行させ、LRF のスキャンを 2 秒おきに取得した。Fig. 5 (a) の廊下 (Corridor) では 87 個、Fig. 5 (b) の曲線環境 (Curved objects) では 75 個、Fig. 5 (c) の実験室 (Room) では 93 個のスキャンを収集した。Fig. 5 (b) は円筒形の物体を並べて人為的に曲線環境を作った。そこで収集した LRF データには、背後に直線の壁があるが、形状が曲線のみから構成されるように、2,750 [mm] より遠いスキャン点をプログラムによって削除することにより、直線成分となる壁を取り除いた。

これらのスキャンを用いて、マッチング範囲を限定せずに大域マッチングを行ってマップを構築した。マッチング候補が複数得られたときは、スコアが最良のものを選択した。この実験では、すべてのスキャンのマッチングに成功した。Fig. 6 に生成したマップを示す。

なお、Curved objects は、従来手法の LineMatch や APR ではマッチングできない例である。LineMatch は直線環境に適用が限定される。APR は、曲線の端点は視点によって変化するため特徴点として採用しないので、Curved objects では特徴点がほとんどとれない。

6.2 シグネチャの安定性

前節での実験結果を用いて、シグネチャの安定性を調べた。Fig. 7 に、Fig. 6 の有向点 P_1 、 P_2 、および、 P_3 のシグネチャを示す。Fig. 7 (a) は、Fig. 6 (a) の 87 個のスキャンの中からランダムに選んだスキャン内の一つの有向点 P_1 (正確には、 P_1 に最も近い有向点) のシグネチャである。Fig. 7 (b) は、Fig. 6 (a) のすべてのスキャンにおける P_1 のシグネチャを平均化したものである。同様に、Fig. 7 (c), (d) は、Fig. 6 (b) の P_2 について、スキャン 1 個とスキャン平均のシグネチャである。Fig. 7 (e), (f) は、Fig. 6 (c) の P_3 について、スキャン 1 個とスキャン平均のシグネチャである。この図から分かるように、ランダムに選

Fig. 6 Generated maps

Fig. 7 Examples of signatures

んだスキャンにおけるシグネチャと、全体の平均シグネチャはよく似ている。このことは、有向点のマッチングがシグネチャで可能であることを定性的に示している。

P_i ($i = 1$ to 3) のシグネチャに、 n ($n = 1$ to 4) 個以上の同じハフ点が含まれるスキャン対の比率を Table 1 に示す。例えば、 P_1 のシグネチャでは、3,160 個のスキャン対のうちの 57.2%が、2 個以上の同じハフ点を持っていることを表す。この 3,160 個のスキャン対は実際はすべて P_1 を含んでおり、理想的にはすべてのスキャン対で P_1 がマッチングできるはずである。したがって、この結果は、おおざっぱに言う、3.3 節での閾値 th_2 を 2 としたとき、 P_1 のマッチング率は 57.2%であることを意味する。 P_1 は無作為にとった点であるから、他の有向点についても同様と予想される。正しくマッチングした有向点のペアは、姿勢クラスタリングにおいて、同じ相対姿勢のビンに投票される。57.2%の正しい有向点ペアがあれば、姿勢クラスタリングにおいて、十分に大きなクラスタが生成されると期待される。実際は、もっと少ない有向点ペアでも十分大きなクラスタが生成されるが、実装においては、検出もれを防ぐために、閾値 th_2 は低めに 2~3 程度に設定している。

6.3 シグネチャの識別性

次に、シグネチャの識別性を調べた。前節と同じ対象において、あるスキャンの有向点のシグネチャと別のスキャンの全有向点のシグネチャとのマッチングスコアを式 (1) により計算した。Fig. 8 にその様子を示す。横軸は有向点番号、縦軸はマッチングスコアである。有向点は、Fig. 7 の $P_1 \sim P_4$ を用いた。Corridor 上の P_1 については、ほとんど同じシグネチャをもつ有向点が他にも多数存在する。これは、廊下の主要構成要素が 2 本の平行線であるためである。一方、 P_4 は廊下の突起部 (柱) 上の点であり、壁上の点とは異なるシグネチャをもつため、識別性

Table 1 Signature matching rate

	1	2	3	4	total pairs
P_1	76.2%	57.2%	40.3%	22.8%	3160
P_2	78.9%	53.1%	32.5%	20.0%	2701
P_3	64.7%	46.4%	33.9%	23.9%	3916

Fig. 8 Matching scores of an input directed point with all the reference directed points

が高くなっている。 P_2 は, Curved objects 上の点であり, シグネチャは Fig. 7 のように広がりをもつため, マッチングスコアの高い有向点が比較的多く得られる。 P_3 は Room 上の点であり, 環境形状が複雑なので識別性が高いことが分かる. なお, Curved objects のスキャンは, 背後の壁を人為的に取り除いているため有向点数は 140 点となり, Corridor や Room よりも有向点数が少ないことに注意されたい.

類似したシグネチャをもつ有向点の比率を Table 2 に示す. これは, $P_1 \sim P_4$ に対して, Fig. 8 の各点のマッチングスコアが閾値 th 以上となる有向点の個数比率を表している. この表から分かるように, 閾値を低めに設定しても, P_1 を除けば, シグネチャが類似した有向点を数%にまで絞り込むことができる. このようにして絞り込んだ有向点ペアを用いて姿勢クラスタリングを行えば, 明確なクラスタが得られやすくなり, 高い確率でマッチングが成功すると期待される.

6.4 マップ構築

(1) 廊下

筑波大学校舎の廊下でマップ構築の実験を行った. Fig. 9 に廊下の様子を示す. ロボットをリモコンで操縦して全長約 400 [m] の経路を走行させ, スキャンデータを収集した後, 提案方式によりオフラインでマップを構築した. ロボットの速度は 200~300 [mm/s], スキャンは 2 秒ごとに取得した. 大域マッチングによるマップの併合実験も行うために, スキャンデータは, 全経路を重複する四つの部分に分け, それぞれを別個に収集した. 経路の分割箇所は走行中に無作為に決めた. そのうちの二箇所はバッテリー交換を行うために中断したものであった. 中断した際は, 中断位置より約 10 [m] 戻った地点から走行を再開させて, 経路に重複する部分を作った.

収集したスキャンをオドメトリ情報だけに基づいて配置して生成したマップを Fig. 10 に示す. 山彦のオドメトリは精度がよいが, 長距離を走ると誤差が累積し, 長方形をなす長さ約 300 [m] のループでは, 最終的に約 20 [m] の誤差が生じ, 形が歪んでいる.

提案方式のスキャンマッチングだけで生成したマップを Fig. 11 に示す. オドメトリ情報は用いていない. 5.1 節で述べたマッチング範囲は, 式 (7) で $R = 1$ [m], $\Theta = 90$ [deg] とした. Fig. 11 に示すように, 本方式の誤差は小さい. 長さ 300 [m] のループ部分の誤差は 1 [m] 程度におさまっている. 全長 400 [m] の経路全体でも, 最終的な誤差は 1~2 [m] である.

Table 2 Distinguishability of directed point

	P_1	P_2	P_3	P_4
th = 0.2	36.0%	6.3%	6.6%	1.7%
th = 0.3	36.0%	2.1%	1.9%	1.7%

Fig. 9 Experimental environment (corridors)

オドメトリによるマップよりも歪みが小さい理由として, オドメトリ誤差はバイアスをもちやすいのに対し, スキャンマッチングの誤差は偏りなくばらつくことが考えられる. また, スキャンマッチングの方がオドメトリに比べて, 特に回転時の角度の誤差が小さいことも要因の一つと考えられる. なお, ループを構成する各スキャンの位置を微調整して, 最初と最後のスキャンが一致するようにループを閉じる処理は, マップ構築において重要な問題であるがここでは行っていない.

また, 四つに分けたスキャンデータをつなぎ合わせるため, マップ併合を 3 回行った. このとき, 次のスキャン集合に属する最初のスキャンを用いて, それまでに作成したマップ全域とマッチングさせた. スキャン集合の 2 番目のスキャンからはマッチング範囲を限定して, それまでと同じようにマップ構築を行った. 大域マッチングを 3 回行ったことになるが, いずれも複数候補の中からスコア最良のものを選ぶだけで正しいマッチングができた. 廊下は形状が単純なため多義性が大いだが, この例では, つなぎ目付近に置かれた物品によって形状に一意性があつたため, 大域マッチングに成功したと考えられる. なお, オドメトリ値に基づくマップ構築でも, つなぎ目の部分だけは大域スキャンマッチングを施している. マップのつなぎ目を Fig. 10, Fig. 11 の点線の円で示す.

マッチングからマップ生成までの処理時間は, Pentium4 3.0 GHz で, 1 スキャン当たり 100~300 [ms] である. ただし, マップ併合のようにマップ全体で大域マッチングを行う場合は, 処理時間はスキャン形状に大きく依存する. スキャン形状が複雑であれば, 1 [s] 以内で済む. だが, 平行線に近い単純な形状はマップ全体に多数存在するため, マッチングに 3~10 [s] 程度の時間がかかることがある. この高速化は今後の課題である.

スキャン数は全部で 838 個であるが, マッチングに失敗したのは 2~5 個である. これはパラメータの設定値に依存する. あ

Fig. 10 Corridor map generated from odometry readings

Fig. 11 Corridor map generated by scan matching

らゆる環境で適切なパラメータ値を設定するのは困難であるが、この程度の失敗率であれば、オドメトリを併用することで十分なロバスト性が得られると考えられる。後述のように、一般に、大域マッチングでは、単純形状のスキャンは多数の候補が生成され、スコア最良のものが正しいとは限らない。上記のように高いマッチング率が実現したのは、5.1 節で述べたようにマッチング範囲を狭めているからである。

(2) 実験室

形状が複雑な環境として、実験室のマップ構築の実験を行った。Fig. 12 (a) にロボットを、Fig. 12 (b) に実験室の様子を示す。ロボットの走行速度は 100 [mm/s] で、スキャンは 2 [s] 間隔で取得した。Fig. 13 に生成したマップを示す。Fig. 13 (a) は、オドメトリ情報だけを用いてスキャンを配置して構築したマップである。このマップは 1 周した時点で 300 [mm] 程度の誤差がある。Fig. 13 (b) は、オドメトリ情報を用いずに、提案方式のスキャンマッチングだけで生成したマップである。マッチング範囲は、式 (7) において、 $R = 1$ [m]、 $\Theta = 60$ [deg] とした。このマップは Fig. 13 (a) に比べると形状にぶれが少なく、誤差は 50 [mm] 以内である。スキャン数は 168 個であり、すべてのマッチングに成功した。

(3) 詳細マッチングの評価

4 章で述べた方式を評価するために、次の三つの場合を比較した。いずれもオドメトリ情報は用いていない。

● ケース 1 (大域マッチングのみ)

大域マッチングを行った後、その候補を式 (6) で評価してスコア最良の候補を採用した。式 (6) の最適化は行っていない。

(a) Robot (b) Room
Fig. 12 Experimental environment (room)

(a) Map from Odometry data (b) Map by scan matching

Fig. 13 Experimental results of room map building

● ケース 2 (提案方式)

大域マッチングと 4 章で述べた詳細マッチングを行った。遺伝的アルゴリズムにより式 (6) の最適化を行った。遺伝的アルゴリズムの繰り返し回数 = 5、パーティクル数 = 10 である。

● ケース 3 (大域マッチングと ICP の併用)

大域マッチングと ICP による詳細マッチングを行った。大域マッチングで得られた各候補に対して、最急降下法により式 (6) の最適化を行い、その中でスコア最良のものを採用した。

定量評価のために、全スキャンに対する式 (6) の合計値 (残差合計) を求めた。対象環境は、Fig. 13 および後出の Fig. 14, 15 で用いた 3 種類のスキャンデータである。スキャン数は、それぞれ、168 個、109 個、および、162 個である。Table 3 に示す実験結果から、ケース 2 が最も残差合計が小さいことが分かる。4.2 節で述べたように、詳細マッチングの目的は、大域マッチングで得られた複数の有力候補を保持しながら誤差を最小化することであるが、この実験から、そのマッチング精度は ICP と同等以上であることが分かる。

6.5 大域スキャンマッチング

大域スキャンマッチングの実験では、あらかじめ作成したマップに対して、別途収集したスキャンがどの程度正しくマッチングするかを調べた。オドメトリ情報は使わず、マッチング範囲も限定しない。また、マッチしたスキャンをマップに追加することはせず、すべて独立にマッチングを行った。

(1) 廊下

最初の実験は、Fig. 11 の廊下の右下の領域で実験した。マップは、Fig. 11 と同じデータを用いて作成した。これを Fig. 14 (a) に示す。このスキャンは、ロボットが同図の矢印の方向に向かって走行して収集したものである。次に、別途、ロボットを順方向と逆方向の 2 回走らせ、それぞれでスキャンを収集して、そのスキャンを用いて上記マップ上で大域スキャンマッチングを

Table 3 Total residuals of precise matching

	corridor1	room1	room2
case 1	2146	2942	2810
case 2	2042	2702	2543
case 3	2058	2797	2580

(c) Examples of scans used in global scan matching

Fig. 14 Experimental results of global scan matching (1)

Table 4 Matching rate in global scan matching (1)

	total	best	best five	fail
same direction	78	76 (97.4%)	78 (100%)	0
counter direction	110	61 (55.4%)	75 (68.1%)	35

行った。その結果を **Table 4** に示す。この表は、全スキャン数 (total)、スコア 1 位でマッチしたスキャン数 (best)、スコア 1~5 位に含まれたスキャン数 (best five)、マッチングに失敗したスキャン数 (fail) を示す。表から分かるように、順方向では極めてマッチング率は高い。スコア 1 位にならなかった 2 個は、二つの平行線から構成されるスキャン (Fig. 14 (c)E とほぼ同型) であった。この二つのスキャンについては、類似形状の領域が多数存在するため、他の領域とマッチングしたが、正しい位置にもマッチしたので候補には含まれた。

一方、逆方向のマッチング成功率は低い。これは、オクルージョンによって、逆方向で収集したスキャンの形状とマップ形状が異なるものとなるためである。この様子を Fig. 14 (b), (c) に示す。Fig. 14 (b) では、見やすさのため、マップをグレーで、マッチしたスキャンを黒で示している。Fig. 14 (c) は、Fig. 14 (a) の A~G 点において、収集したスキャンである。逆方向から測定したため、Fig. 14 (a) のマップとは形状が異なる。Fig. 14 (b) は、これらのスキャンを大域マッチングした結果である。スキャン A~G のうち、C と E は正しくマッチしなかったため、Fig. 14 (b) には載せていない。それ以外は正しくマッチした。スキャン形状が一致しなくても類似していれば、高い頻度でマッチングに成功している。

マッチングしなかったスキャンについて、次のような傾向があった。スキャン C では、マップ側には縦線に対応する部分がまったく存在しないため、不一致部分が多すぎてマッチングに失敗した。実際には、横線だけで対応する領域にランダムにマッチした。スキャン E は、ほとんど平行線から成るため、廊下の平行な領域に多数マッチングした。特に逆向きにマッチすることが多かった。

比較のため、APR を用いて同じ実験を行った。APR のプログラムは文献 [17] をもとに実装した。もとの APR には詳細マッチングに相当する部分はないが、提案方式と条件を同じにするために、まず APR で大域候補抽出を行い、その後提案方式の詳細マッチングを行った。なお、提案方式では、参照スキャンはそれまで作成したマップであるが、APR では、それまでに入力した個々のスキャンである。

APR の実験結果は、順方向では、スコア 1 位でマッチしたスキャン数が 44 個、スコア 5 位以上でマッチしたスキャン数が 45 個、失敗が 33 個であった。失敗したものの多くは、ほとんど二つの平行線から構成されるスキャンであった。完全な平行線でなく多少の起伏があるスキャンでも、APR で用いる特徴点は得られないため、マッチングはできなかった。一方、逆方向では、スコア 1 位でマッチしたスキャン数が 6 個、スコア 5 位以上でマッチしたスキャン数が 6 個、失敗が 104 個であった。逆方向でオクルージョンが多いと、使用可能な特徴点が激減するため、失敗率が高くなると考えられる。

(c) Examples of scans used in global scan matching
Fig. 15 Experimental results of global scan matching (2)

Table 5 Matching rate in global scan matching (2)

	total	best	best five	fail
same-day scans	100	96 (96%)	100 (100%)	0
another-day scans	85	50 (58.8%)	78 (91.7%)	7

(2) 実験室

実験室において大域スキャンマッチングの実験を行った。廊下の実験から、ロボットを片方向だけ走らせて収集したスキャンからマップを作ると、それと逆方向に走行した場合のマッチング率が悪いことが分かったので、この実験では、マップ作成の際にロボットを両方向に走らせてオクルージョンがなるべく少ないマップを作成した。Fig. 15 (a) に作成したマップを示す。なお、実験は、人間が数人椅子に座っている状態でいった。

マップ作成日と同じ日に別途収集したスキャンを用いて、このマップ上で大域スキャンマッチングを行った。その結果を **Table 5** 上段に示す。マップ作成日と同じ日なので、環境変化は少なく、マッチング率は非常によい。次に、マップ作成日の約 4ヶ月前に収集したスキャンを用いて大域スキャンマッチングを行った結果を **Table 5** 下段に示す。家具などの基本レイアウトは変わっていないが、ゴミ箱など動きやすい物体の位置が異なり、また、荷物や着席した人間の配置が異なる。このため、マッチング率は落ちている。

ここでも APR との比較を行った。Table 5 上段のデータを用いた場合、スコア 1 位でマッチしたスキャン数が 74 個、スコア 5 位以上でマッチしたスキャン数が 74 個、失敗が 26 個であった。一方、Table 5 下段のデータを用いた場合、スコア 1 位でマッチしたスキャン数が 42 個、スコア 5 位以上でマッチしたスキャン数が 57 個、失敗が 28 個であった。

この実験室では、スキャン形状が複雑なため、廊下よりも多くの特徴点が得られ、APR のマッチング率はよくなっている。

しかし、形状が複雑な分、スキャンにはノイズ状の点群も多く含まれ、不適切な特徴点が誤検出されやすくなる。実装した APR プログラムでは点群サイズなどに基づいてノイズ除去を行っているが、ノイズかどうかの判定は閾値に依存しており一般に難しい。スキャンによっては、基本形状は単純だがノイズを多く含むことがありうる。その場合、不適切な特徴点が相対的に多くなり、マッチングに失敗しやすくなる。これに対して、本方式は、多数のスキャン点をそのまま用いるため、ノイズによる影響は相対的に小さくなり、安定したマッチングが実現できる。

7. 考 察

実験により、本方式が高いマッチング率で精度のよいマップを構築でき、しかも、大域自己位置推定で利用可能なロボット姿勢候補を提供できることを確認した。本方式は、廊下のように比較的単純な形状の環境にも、実験室のように複雑な形状の環境にも適用できる。

本方式の問題点の一つは、詳細マッチングにおいて乱数を用いているため、試行ごとにマッチング結果（誤差）が多少変化することである。これに対処するには、パーティクルフィルタの繰り返し回数を増やす、勾配法など再現性のある方法を用いる、などが考えられる。また、スキャンマッチングに誤差分布を導入し、その誤差を評価できるようにする方法も有効である。これらの検討は今後の課題である。

もう一つの問題点は、あらゆるスキャンマッチング方式に共通であるが、マッチング性能がスキャン形状に影響されることである。正しくマッチするかどうかは、二つのスキャンの合致部分の大きさに依存する。良い形状のスキャンが得られる場合は、本方式ではほぼ 100% のマッチング率が得られる。しかし、実環境では種々の要因によって、理想的なスキャンが得られないことがある。以下に、考えられる問題を述べる。

(1) スキャン形状の歪み

ロボットの動きが急峻な場合、スキャンデータがぶれて、マッチングに悪影響を及ぼすことがある。一般に、多少の歪みがあってもマッチングは可能であるが、それによって位置誤差は増える。また、歪みが大きくなれば失敗率が増える。このような歪みは、頻度は少なくとも、実環境では必ず起きるので、マッチング失敗からの復帰機能は重要である。これは、一般には大域自己位置推定により対処できる。

マッチング失敗が一過性であれば、大域自己位置推定を行わなくても、復帰が可能である。上記実験でも、廊下での実験中に操縦ミスでロボットが 1 回転スピンをしてしまい、その際のスキャン 1 個がマッチングできなかったが、その後のスキャンでは現在のマッチング範囲内で正しくマッチングができ、復帰することができた。

(2) 単純なスキャン形状による退化や多義性

上記実験では廊下に突起があったため問題なかったが、例えば、凹凸のない長い廊下では、平行線だけからなるスキャンが得られ、どの部分にもマッチングできてしまう。これは、数学的に退化が起きているので、スキャンマッチングだけでは、本質的に解決できない。ロボットの自己位置推定だけが目的の場合は、複雑な形状の場所に着いた時点で大域自己位置推定を行

えばよい。マップ構築の場合は、その区間のマップも作る必要があるため、オドメトリなど他のセンサの併用が必要である。

(3) 疎なスキャン

本方式は有向点を用いるため、接線方向が安定してとれないような形状には向かない。例えば、細いパイプのような曲率の小さい曲線や細かいギザギザが多数を占めるような領域ではマッチング精度が非常に悪くなる。本実験には含まれていないが、ガラス窓に格子状の手すりが連続した渡り廊下を走行させた際は、スキャンは手すりの細いパイプだけで構成され、マッチングができなかった。どのくらい細かい形状まで対応できるかは、スキャン点の間隔や離散化サイズなどのパラメータに依存する。これはセンサの特性にも依存するが、適切なパラメータ値に関する詳細な分析は今後の課題である。

(4) 環境形状の変化

物体の位置が変化すると、スキャン形状は変わる。一般に、不変領域が大きくて変化部分が小さければ、マッチングにはほとんど影響しない。上記廊下実験でも、通行人やドアの開閉などにより、通行の前後でスキャン形状が変わることがあった。ドアは 3 箇所が開閉したが、そのうちの 1 回だけマッチングがずれて 200 [mm] 程度の誤差が生じた。それ以外は、ドアの開閉は影響しなかった。また、同時に最大 3 人、のべ 14 人の通行人とすれ違ったが、マッチングに影響はなかった。

ドアや通行人などの環境変化があってもマッチングができたのは、5.1 節で述べたようにマッチング範囲を限定していたことも寄与している。環境形状が単純で、しかも、マッチング範囲が広い場合は、わずかな環境変化でもマッチングに影響を与える可能性がある。環境変化や移動物体にきちんと対処するには、マップの更新機能や移動物体の追跡機能が必要である。

(5) オクルージョンの影響

大域スキャンマッチングでは、オクルージョンによるスキャン形状の変化によって、マッチング率が大きく影響される。実際、6.5 節 (1) の実験で、ロボットを逆向きに走らせた場合、入力スキャンとマップの形状が大きく食い違い、ミスマッチが増えた。このことから、マップ構築時に、マップ内のオクルージョンをできるだけ減らしておくのが望ましい。マップ構築時のスキャンマッチングでは、マッチング範囲を限定できるので、オクルージョンがあってもミスマッチを回避できる可能性が高い。

8. ま と め

本稿では、移動ロボット用の二次元スキャンマッチング方式を提案し、マップ構築や大域自己位置推定への応用を示した。本方式は、大域マッチングが可能で、しかも、単純な形状から曲線を含む複雑な形状まで多様な環境形状に適用できるという特長をもつ。今後の課題として、スキャンマッチングに誤差分布を導入し、マップ構築や大域自己位置推定を確率的に行うことがあげられる。

謝 辞 本研究は、独立行政法人科学技術振興機構の戦略的創造研究推進事業・個人型研究（さきがけ）により行われた。実施に当たっては、筑波大学油田信一教授、坪内孝司教授に、研究環境を提供していただいた。ここに感謝いたします。

参 考 文 献

- [1] P.J. Besl and N.D. McKay: "A Method of Registration of 3-D Shapes," IEEE Trans. on PAMI, vol.14, no.2, pp.239-256, 1992.
- [2] P. Biber and W. Straßer: "The Normal Distributions Transform: A New Approach to Laser Scan Matching," Proc. of IROS2003, pp.2743-2748, 2003.
- [3] J.A. Castellanos, J.M.M. Montiel, J. Neira and J.D. Tardos: "The SPmap: A Probabilistic Framework for Simultaneous Localization and Map Building," Trans. on Robotics and Automation, vol.15, no.5, pp.948-952, Oct. 1999.
- [4] D. Fox, W. Burgard, F. Dellaert and S. Thrun: "Monte Carlo Localization: Efficient Position Estimation for Mobile Robots," Proc. of AAAI'99, pp.343-349, 1999.
- [5] W.E.L. Grimson: Object Recognition by Computer: The Role of Geometric Constraints. MIT Press, 1990.
- [6] J.S. Gutmann, T. Weigel and B. Nebel: "Fast, Accurate, and Robust Self-Localization in Polygonal Environments," Proc. of IROS'99, pp.1412-1419, 1999.
- [7] P. Jensfelt and S. Kristensen: "Active Global Localization for a Mobile Robot Using Multiple Hypothesis Tracking," IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol.17, no.5, Oct. 2001.
- [8] A.E. Johnson and M. Hebert: "Efficient Multiple Model Recognition in Cluttered 3-D Scenes," Proc. of CVPR'98, pp.671-677, 1998.
- [9] Y. Lamdan and H.J. Wolfson: "Geometric Hashing: A General and Efficient Model-based Recognition Scheme," Proc. of ICCV'88, pp.238-249, 1988.
- [10] J.J. Leonard and H.F. Durrant-Whyte: "Simultaneous Map Building and Localization for an Autonomous Mobile Robot," Proc. of IROS'91, pp.1442-1447, 1991.
- [11] D.G. Lowe: "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features," Proc. of ICCV, pp.1150-1157, 1999.
- [12] F. Lu and E. Milios: "Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans," J. of Intelligent and Robotic Systems, vol.18, pp.249-275, 1997.
- [13] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller and B. Wegbreit: "Fast-SLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem," Proc of AAAI2002, pp.593-598, 2002.
- [14] C.F. Olson: "Time and Space Efficient Pose Clustering," Technical Report UCB//CSD-93-755, 1993.
- [15] S. Thrun: "Robotic Mapping: A Survey," CMU-CS-02-111, Feb. 2002.
- [16] 友納, 油田: "不正確さを許すマップにおける移動ロボットの自己位置推定", 日本ロボット学会誌, vol.20, no.4, pp.425-436, 2002.
- [17] J. Weber, K.W. Jorg and E.V. Puttkamer: "APR-Global Scan Matching Using Anchor Point Relationships," Proc. of IAS-6, pp.471-478, 2000.
- [18] Z. Zhang: "Iterative Point Matching for Registration of Free-Form Curves," INRIA Technical Report RR-1658, 1992.

友納正裕 (Masahiro Tomono)

1960年5月10日生。1985年東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。同年NEC入社。1999年退社。2002年筑波大学大学院博士課程修了。2002～2006年、科学技術振興機構さがけ研究者。2006年、東洋大学。現在に至る。ロボットの環境認識、行動制御、ソフトウェアアーキテクチャなどに興味を持つ。情報処理学会、IEEEの会員。(日本ロボット学会正会員)