

環境の形状情報を用いた
移動ロボットの自己位置認識に関する研究

阪東 茂

システム情報工学研究科
筑波大学

2014年3月

概要

著者は、2次元レーザースキャナより得られる環境の形状情報を用いて自律移動ロボットの自己位置認識を行うための手法を開発した。本研究は、2次元平面上を移動する自律移動ロボットの自己位置認識に関して、2つの課題、すなわち(1)位置誤差の累積を抑えて逐次的に自己位置を推定すること、並びに(2)対象の環境において大域的な自己位置を実時間で正しく推定することについての取り組みである。本論文では、まず第1章で総論を述べ、ついで、この(1)および(2)に関する主題についての取り組みを、それぞれ第2章と第3章に詳述した。第4章では本研究の総括を述べた。

まず、第1の主題に関する概要、すなわち、第2章に詳述した内容は次のとおりである。ロボットが時々刻々にセンサより得られる位置姿勢の変化量を逐次積算して自己位置の推定を行う。本提案手法ではこれについて、位置誤差の累積を抑えることを目的とする手法を提案した。提案手法を実際のロボットに実装し屋内と屋外で自己位置推定実験を行い、提案手法の有効性を示した。この手法の技術的な課題は、位置誤差に特に大きな影響を与えるロボットの正面方向の指す向きの推定について累積誤差を発生させずに行うことである。著者はこの問題を、a. 建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境の中で継続的に観測できる「環境の特徴的方位」を用いて、ロボットの向きの推定に累積誤差の無い手法を提案することで、解決した。この提案手法は実験の結果、逐次的な自己位置推定における累積誤差を大幅に低減できることが確認できた。

次いで、第2の主題に関する概要、すなわち、第3章に詳述した内容は次のとおりである。第2章で提案し実施をした手法によって間歇的に得られるロボットの自己位置の情報と環境の形状情報を組み合わせたものを地図情報とした。これとは異なる時刻に対象環境の中でロボットが取得した環境の形状情報を基に、地図情報を参照してロボットの大域的な自己位置の推定を行う。本提案手法ではこれについて、実時間で正しく求めることを目的とした手法を提案した。提案手法を実際のロボットに実装し屋内と屋外で自己位置推定実験を行い、提案手法の有効性を示した。この手法の技術的な課題は、広大な範囲を記録した地図情報と現在位置周辺の環境の形状情報との間の照合における計算コストを削減し、かつ、実時間で地図上の移動ロボットの自己位置を正しく推定することである。著者はこの問題を、b. 環境の形状情報を空間周波数情報に変換し、地図情報と現在位置周辺の環境の形状情報を周波数空間上で比較して大域的な自己位置を推定する手法を提案することで、解決した。この提案手法は実験の結果、広範囲を記録した地図情報の中から実時間で自己位置を正しく求めることができることが確認できた。

本研究の成果は、上述の(1)、(2)の2つの移動ロボットの自己位置認識のための手法を

提案し実現したことである．また，著者が移動ロボットの自己位置認識手法を構築するにあたり開発した技術的な成果は上述の 2 点 a, b. である．本論文では，これらの要素技術の開発とそれにより実現された自律移動ロボットの自己位置認識のための手法について述べる．

背景と研究目的

本研究では，建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境を対象に，外界センサによって取得した環境の形状情報を用いて 2 次元平面上を移動する自律移動ロボットの自己位置の認識を行うための手法を開発した．環境の形状情報として，2 次元レーザースキャナによって地表より一定の高さの水平面上を測定して得られる，センサ原点からのレーザ照射方向と物体に対するレーザ反射点までの測距値で表現された点群列の情報を対象とした．自己位置の認識を行う環境として，人や自転車等の通行のために平坦な路面が整備され，建物の壁面や什器などの主な地物も平坦な面で構成された，建物内やその周辺などの人間によって整備された環境を対象とした．このような人間によって整備された環境は，商業施設，大学，工場，整備された町，公園などが該当する．本研究では，このような人間によって整備された環境を想定して移動ロボットの自己位置を認識するための手法の開発を目的とする．また，構築した手法を実際の移動ロボットに実装し，筑波大学構内の建物内およびその周辺の環境で提案手法の有効性を評価した．

本研究では，対象とする人間によって整備された環境で自己位置の認識を実現するために，環境の形状情報による自己位置の推定手法を用いる．これには独立して異なる 2 つの方法がよく知られている．一つは，ロボットがある程度の時間間隔で外界センサによって取得した環境の形状情報や，内界センサより得られる位置姿勢の変化量を用いて，間歇的に自分の位置姿勢の変化量を測定し，初期の位置姿勢からその変化量を逐次積算していくことで自己位置の推定を行う方法である．これを，本研究では，逐次的な自己位置推定と呼ぶ．もう一つは，ロボットが行動する環境の形状情報をあらかじめ収集した地図を持ち，ロボットはその地図に記録された環境の形状情報と現在時刻において外界センサを用いて取得した周囲の形状情報を照合することで地図上の自分の大域的な位置を推定する方法である．これを，本研究では，大域的な自己位置推定と呼ぶ．著者は，逐次的な自己位置推定と大域的な自己位置推定のそれぞれについて，独立の手法を提案し，対象とする環境において自己位置の認識を行う手法の構築を行った．

（逐次的な自己位置推定）

逐次的な自己位置推定手法を用いてロボットの位置を把握する場合，間歇的にセンサより取得した情報を用いて精度よく時々刻々の位置姿勢の変化を推定する必要がある．しかし，これには，

問題 a. 推定結果に累積誤差があり，推定した自己位置と現実世界における自己位置の間の誤差が非常に大きくなること

が障害になり，ロボットの自己位置を正しく把握することが難しかった．特にロボットの向きに関する推定誤差の累積は，推定結果の誤差を大きくする要因として知られている．著者は，これについて建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境の中で継続的に観測できる「環境の特徴的方位」に着目し，これを用いることでこの問題を解決し，ロボットによる推定誤差の累積を抑えた逐次的な自己位置推定のための手法の開発を目指した．

これについて，著者は，建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境において，主な物体の表面が平面的な形状をなし，規則的な方位を向いて配置されていることが多いことに着目した．例えば，建物内において部屋や廊下の壁面の方向や，机や家具の平面部分が環境全体を通して一意の方位あるいは互いに直角に交わるように配置されていることが多い．本研究では，この様な建物が固有に有する廊下や部屋などの壁が向く方位を「環境の特徴的方位」と呼ぶことにした．これは環境中で継続的に観測できる方位に関する特徴であり，環境の特徴的方位を利用することで逐次的な自己位置推定におけるロボットの向きに関する推定誤差の累積を解消し，最終的な自己位置の推定結果の誤差を大幅に低減することができる．よって，環境の特徴的方位を用いることで，問題 a. が解決できると考えた．

（大域的な自己位置推定）

大域的な自己位置推定手法を用いてロボットの位置を把握する場合，対象とする環境の形状情報をあらかじめ網羅的に測量して構築した地図情報と現在位置で取得した環境の形状情報を照合して現在の位置を特定する必要がある．しかし，これには，

問題 b. 広大な環境の地図情報を全探索する際の計算コストが大きいこと

が障害になり，広大な環境において，ロボットの大域的な自己位置を実時間で正しく把握することが難しかった．著者は，これについて環境の形状情報を空間周波数情報へ変換し，探索の効率化を行うことでこの問題を解決し，ロボットによる対象の環境における大域的な自己位置を実時間で正しく推定するための手法の開発を目指した．

空間周波数領域への変換を用いた手法は，画像，音響，情報処理等の分野で適用されており，複数の変動する成分が混在するデータの解析に用いられる．環境の形状情報を空間周波数情報へ変換し，その振幅スペクトルを求めることで，形状情報を取得した地点の間における並進位置の変化に影響を受けず，並進移動量に関する地図上の探索を粗い間隔で行うことができ，探索の回数を削減することができる．また，空間周波数領域で2つの形状情報のクロススペクトルを計算し，その結果を逆変換して実空間へ戻すことで詳細な位置姿勢の推定も同じ枠組みでできる．さらに，地図情報として記録された環境の形状情報を，あらかじめ空間周波数情報へ変換して，ロボットに記憶しておくことで大域的な自己位置推定の要求に対して短時間で位置を求めることができる．よって，環境の形状情報の空間周波数解析手法を用いることで，問題 b. が解決できると考えた．

以下，それぞれの主題について，概要をもう少し詳しく記す．

環境の特徴的方位を用いた逐次的な自己位置推定

第2章では、ロボットが時々刻々にセンサより得られる位置姿勢の変化量を逐次積算して自己位置推定を行う際、その位置誤差の累積を抑えることを目的とする手法を提案する。この手法の技術的な課題は、逐次的に自己位置の推定を行う際、特に影響が大きい環境中におけるロボットの向きに関して累積誤差を抑えて推定することである。環境の特徴的方位は、対象とする環境において、環境全体を通して互いに直角もしくは平行な2つの方位に存在することが多く、著者は、この環境中で継続的に観測できる方位に関する特徴を利用することで、逐次的な自己位置推定におけるロボットの向きに関する推定誤差の累積を解消する手法を提案し、最終的な自己位置推定の累積誤差の低減を実現した。

提案手法の技術的な成果は、環境の特徴的方位を2次元レーザースキャナより得られる形状情報から推定する手法を開発し、オドメトリによって推定した走行軌跡を環境の特徴的方位で修正することで自己位置を推定する方法や、環境の形状情報を特徴的方位に関する投影情報へ変換して、その相関を用いたスキャンマッチングによって自己位置を推定する方法を開発し、提案手法を実際の移動ロボットに実装し屋内と屋外で自己位置推定実験を行い、逐次的な自己位置推定における累積誤差を大幅に低減できることを確認した点である。また、提案手法による逐次的な自己位置推定の手順は、以下のように構成した。

1. 環境中の走行とセンサによる周囲の環境の測定
移動ロボットによる環境中の走行と、一定間隔での2次元レーザースキャナによる環境の形状情報の取得
2. 環境の特徴的方位の検出
2次元レーザースキャナによって得られる周囲の形状情報から環境の特徴的方位を検出
3. 位置姿勢の変化量の推定と現在位置姿勢の計算
「オドメトリの修正に基づく自己位置推定」または「スキャンマッチングを用いた自己位置推定」による自己位置の計算

環境の特徴的方位の検出手法

従来の逐次的な自己位置推定では、間歇的に求めたロボットの位置姿勢の変化量に少なからず誤差があり、特に環境中におけるロボットの向きの推定における誤差の累積が位置推定の精度に大きな影響を与えていた。著者は、ロボットの向きの累積誤差の解消に有用な環境の特徴的方位を、ロボットに搭載した2次元レーザースキャナより得られる周囲の形状情報から推定する手法を提案した。具体的には、環境中の主な地物が有する直線的な形状の向く方位を「環境の特徴的方位」と呼ぶこととし、地表から一定の高さにある水平面上を測距するように配置した2次元レーザースキャナから得られる環境の2次元形状情報より、環境の特徴的な方位を求めた。環境の特徴的方位の計算は、2次元レーザースキャナによって得られた点群情報をセンサの正面方向を中心に $-90 \sim 90[\text{deg}]$ の範囲を $0.1[\text{deg}]$ 間隔で投影して投影

情報を作り，この投影情報の中で最大の頻度値が発生する方位を環境の特徴的方位と判断する手法を開発した．一方，その方法では，実験室のように物体が煩雑に配置されている環境において，必ずしも特徴的方位が正確には求まらないことがある．そこで，投影情報を空間周波数情報へ変換して評価し，さらに安定して環境の特徴的方位の推定することを実現した．

オドメトリの修正に基づく自己位置推定

オドメトリとは，車輪型移動ロボットにおける車輪やステアリングの回転角度の計算から，それぞれの移動量を求め，その累積計算からロボットの位置を推定する手法の総称である．本研究で用いる独立２輪操舵型移動ロボットは，オドメトリの情報をを用いて逐次的に自己位置の推定を行う．しかし，オドメトリを用いた自己位置推定には累積誤差があるため，長距離の走行では自己位置の推定誤差が非常に大きくなることが知られている．著者は，特にロボットの向きに関する推定について，環境の特徴的方位を用いることでその推定誤差の累積を解消した．本提案手法では，環境の特徴的方位に対するロボットの向きを追跡してロボットの環境中における絶対方位を計算し，オドメトリにより求めたロボットの向きを補正して自己位置を計算した．本研究の対象とする建物内では常にロボットの向きを環境の特徴的方位で補正して自己位置を計算した．また，建物の周辺では，環境の形状情報から環境の特徴的方位が得られない区間があるため，環境の形状情報から信頼のできる環境の特徴的方位の観測情報だけを選び出す必要がある．著者は，オドメトリを基準に環境の特徴的方位の信頼性を判断する手法を開発し，信頼のできる環境の特徴的方位の観測情報だけを用いてロボットの向きを補正して自己位置を計算した．

スキャンマッチングを用いた自己位置推定

スキャンマッチングとは，２つの位置で２次元レーザースキャナより取得した形状情報を共通の形状を基に重ね合わせ，それらを取得した間のロボットの位置姿勢の変化を推定する方法である．オドメトリの情報が取得できない，もしくは移動量の推定精度が不十分な移動体では，２次元レーザースキャナより得られる形状情報のスキャンマッチングを利用して自己位置の推定を行う．オドメトリと同様に，スキャンマッチングを用いた自己位置の推定にも累積誤差があるため，長距離の走行では自己位置の推定誤差が非常に大きくなることが知られている．また，スキャンマッチングを行う際，位置姿勢の変化についてオドメトリ等を用いてマッチングの初期状態をおくことができないため，ある程度の範囲を網羅的に探索する必要があり，計算量が大きくなる．著者は，特にロボットの向きの逐次的な推定について，環境の特徴的方位を用いることでその推定の誤差の累積を解消し，環境の形状情報を特徴的方位に関する投影情報に変換してマッチングを行うことで計算量の削減をした．本提案手法では，環境の特徴的方位とそれに垂直な２つの方位について環境の形状情報を１次元の投影情報へ変換して，それらの相関が最大となる位置姿勢の変化量を求めてロボットの自己位置を逐次的に計算した．

実験による有効性の検証

提案するオドメトリあるいは環境の形状情報の2次元レーザースキャナによる取得とスキャンマッチングによって、逐次的に自己位置の推定を行う手法を実機に実装し、対象とする環境で自己位置の推定実験を行った。実機としては、著者らの研究室で開発された車輪型の移動ロボットを用いた。

実験の際は、自己位置推定の対象環境を屋内と屋外に分け、屋内では環境の特徴的方位を用いたロボットの向きの推定精度を調査し、屋外では長距離の走行における位置の推定誤差の累積の低減が可能なかを調査した。その結果、全体において提案する手法を用いて方位の累積誤差の解消が可能であることが分かった。屋内の実験では、全体の約86[%]の角度誤差を1[deg]以内で推定可能であり、最大誤差が4[deg]程度であることが分かった。屋外の実験では、約2[km]の走行経路を走行し、最終的な位置の累積誤差を2[m]程度であることが分かった。よって、対象環境において、環境の形状情報から特徴的な方位を検出して逐次的な自己位置推定に利用することで、移動ロボットによる自己位置推定の累積誤差を抑えることが可能であることが示された。

空間周波数解析を用いた大域的な自己位置推定

第3章では、前章の手法によって間歇的に得られるロボットの自己位置の情報と環境の形状情報を組み合わせたものを地図情報とし、これとは異なる時刻に対象環境の中でロボットが取得した環境の形状情報から、地図情報におけるロボットの大域的な自己位置の推定を行う際に、実時間で位置を正しく求めることを目的とした手法を提案した。この手法の技術的な課題は、地図情報におけるロボットの大域的な自己位置の推定を行う際に、広大な範囲を記録した地図情報と現在位置周辺の環境の形状情報との間の照合における計算コストを削減し、かつ、実時間で地図上の移動ロボットの自己位置を正しく推定することである。提案手法の技術的な成果は、環境の形状情報を空間周波数情報に変換し、地図情報と現在位置周辺の環境の形状情報を効率的に比較して大域的な自己位置を推定する手法を開発し、提案手法を実際の移動ロボットに実装し屋内と屋外で自己位置推定実験を行い、広範囲を記録した地図情報の中から実時間で自己位置を正しく求めることができることを確認した点である。提案手法による大域的な自己位置推定の手順は、以下のように構成した。

1. 地図情報のための環境の測定

移動ロボットによる環境中の走行と、2次元レーザースキャナによる環境の形状情報の収集。

2. 地図情報の構築

環境の形状情報の空間周波数情報への変換と地図情報の作成。

3. 大域的な自己位置の計算

地図情報と現在位置で取得した周囲の形状情報を照合して地図上における自己位置の計算。

形状情報の空間周波数情報への変換

従来の環境の形状情報を用いた大域的な自己位置の推定では、対象とする環境が広大となる場合、地図情報と現在位置周辺の環境の形状情報との間の照合に多大な計算量を要した。著者は、ロボットに搭載した2次元レーザースキャナより得られる環境の形状情報を空間周波数領域へ変換し、地図情報に対する照合の計算量の削減を目的とした手法を提案した。具体的には、地表から一定の高さにある水平面上を測距するように配置した2次元レーザースキャナから得られる環境の2次元形状情報を空間周波数情報へ変換する。空間周波数情報への変換は、2次元レーザースキャナによって得られた点群情報をセンサの原点を中心にしてレーザ反射点の有無の2値で表現された画像情報に変換し、この画像情報に2次元フーリエ変換を行うことで実現した。形状情報の全体の形状の特徴については、位相情報を無視した振幅スペクトルによって表現し、形状情報のスキャンマッチングには、位相情報を含む表現を用いることとした。

振幅スペクトルは、形状情報の測定した地点の間にある程度の並進位置の変化がある場合でも空間周波数の分布は影響を受けず並進移動量に関する地図上の探索を粗い間隔で行うことができ、探索の回数を削減することができる。また、空間周波数領域で2つの形状情報のクロススペクトルを計算し、その結果を逆変換して実空間へ戻すことで詳細な位置姿勢の推定も同じ枠組みでできる。地図情報として記録された環境の形状情報を、あらかじめ空間周波数情報へ変換してロボットに記憶させておくことで、大域的な自己位置推定の要求に対して短時間で位置を求めることができる。

大域的な自己位置の探索

本提案手法は、大きく分けて事前準備の処理と大域的自己位置推定の処理から構成される。事前準備の処理では、2次元レーザースキャナを搭載したロボットが、前章の手法を用いて間歇的に自己位置を推定しながら対象の環境を網羅的に走行して、一定の間隔で環境の形状情報の取得し、環境の形状情報とその取得位置の情報を組み合わせて記憶する。そして、オフラインで各々の形状情報にフーリエ変換を行って空間周波数表現へ変換し、ここから粗い間隔で探索を行うための振幅ベクトルを求め、これらを合わせたものを地図情報として構築することとした。大域的自己位置推定の処理では、2次元レーザースキャナより得られた取得位置が不明な1つの形状情報と地図情報として記録された形状情報を空間周波数領域で1つずつ比較し、地図情報の中から形状が一致もしくは最も類似する形状情報を探し、地図情報で記録された形状情報と現在時刻の形状情報との相対的な位置姿勢の関係を求めることで、ロボットの環境中における大域的な自己位置を計算する。

実験による有効性の検証

提案する環境の形状情報を空間周波数情報へ変換して対象の環境における大域的な自己位置を行う手法を実機に実装し、対象とする環境で自己位置の推定実験を行った。実機として

は、著者らの研究室で開発された車輪型の移動ロボットを用いた。

実験の際は、屋内の約 1 [km] と屋外の約 2 [km] の走行経路上で取得した約 7000 個の 2 次元レーザースキャナによって取得した環境の形状情報を地図情報とし、これとは別の時刻に対象環境の中で取得した形状情報について地図情報と照合を行い、その自己位置推定結果と真値との差によって評価した。その結果、約 76[%] の測定位置について、事前の位置に関する情報を必要とせずに大域的な自己位置の推定が可能であることを確認した。自己位置推定に要した時間は、約 1 [s] 程度であり、自己位置の推定精度は、並進については約 0.1[m]、方位については約 1[deg] だった。自己位置推定が失敗した例では、屋外の地物の極端に少ない場所や、屋内の平坦な壁が長く続く区間があった。これらの形状の特徴に乏しい区間に対しては、あらかじめ自己位置認識が困難な場所として判定することで、誤った自己位置推定を抑えられることを確認した。よって、対象環境において、環境の形状情報を空間周波数情報に変換して対象の環境における大域的な自己位置推定に利用することで、移動ロボットによる自己位置推定を実時間で正しく推定することが可能であることが示された。

結論

本研究では、建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境を対象に、外界センサによって取得した環境の形状情報を用いて自律移動ロボットの自己位置の認識を行うための手法を開発した。本研究は、自律移動ロボットの自己位置認識に関して、逐次的に自己位置を推定することと、対象の環境において大域的な自己位置を推定すること、2つの独立した課題についての取り組みである。逐次的な自己位置推定手法を用いてロボットの位置を把握する場合、a. 推定結果に累積誤差があり、推定した自己位置と現実世界における自己位置の間の誤差が非常に大きくなることが障害になり、また、大域的な自己位置推定手法を用いてロボットの位置を把握する場合、b. 広大な環境の地図情報を全探索する際の計算コストが大きいたことが障害になり、広大な環境において、ロボットの大域的な自己位置を正しく把握することが難しかった。本研究は、上記の問題をそれぞれ解決したものであり、成果としては独立した次の二つである。

- 環境の特徴的方位を用いて、ロボットが逐次的に自己位置を推定する際の方位に関する累積誤差を解消する手法を提案し、実環境中で自己位置の推定実験を行い、その有効性と限界を示したことである。この結果、環境の形状情報から特徴的な方位を検出して逐次的な自己位置推定に利用することで、移動ロボットによる自己位置推定の累積誤差を抑えることが可能であることを示した。
- 環境の形状情報を空間周波数情報に変換し、地図情報と現在位置周辺の環境の形状情報の比較を効率化する手法を提案し、実環境中で自己位置の推定実験を行い、その有効性と限界を示したことである。この結果、環境の形状情報を空間周波数情報に変換して対象の環境における大域的な自己位置推定に利用することで、移動ロボットによる自己位置推定を実時間で正しく推定することが可能であることを示した。

これらの研究成果を生み出す過程で開発した技術成果としては，i. 環境の形状情報から特徴的な方位を検出して逐次的に自己位置の推定を行う方法の開発と，ii. 環境の形状情報を空間周波数情報に変換して対象環境における大域的な自己位置の推定を行う手法の開発がある．これらの技術的な成果は，広大な屋内外環境を移動するロボットの研究において欠くことのできない技術である．

目次

第1章	はじめに	1
1.1	背景と目的	1
1.2	環境の特徴的方位を用いた逐次的な自己位置推定へのアプローチ	4
1.3	空間周波数解析を用いた大域的な自己位置推定へのアプローチ	5
1.4	本研究の意義	7
1.5	本論文で対象とする環境と移動ロボット	9
1.6	従来研究	11
1.7	本論文の構成	14
第2章	環境の特徴的方位を用いた逐次的な自己位置推定	15
2.1	問題設定と環境の特徴的方位	15
2.2	逐次的な自己位置推定手法の概要	18
2.3	2次元レーザースキャナによる環境の形状情報の測定	19
2.4	環境の特徴的方位の検出手法	20
2.4.1	スキャンデータの間引き	21
2.4.2	1次元投影情報の作成とその特徴	21
2.4.3	投影情報の最大値を用いた特徴的方位の検出	23
2.4.4	投影情報の最大値を用いた特徴的方位の検出の問題点と失敗例	24
2.4.5	振幅スペクトルを用いた特徴的方位の検出	26
2.4.6	モーメントの次数の決定	27
2.4.7	実験による有効性の検証	29
2.5	オドメトリの修正に基づく自己位置推定手法	35
2.5.1	オドメトリ	35
2.5.2	走行軌跡の修正と自己位置の計算	36
2.5.3	実験による有効性の検証	38
2.6	スキャンマッチングを用いた自己位置推定手法	42
2.6.1	スキャンマッチング	42
2.6.2	走行軌跡の推定と自己位置の計算	43
2.6.3	実験による有効性の検証	46
2.7	推定自己位置に基づく環境全体の地図生成	53
2.8	成果	55

第3章	空間周波数解析を用いた大域的な自己位置推定	56
3.1	問題設定	56
3.2	大域的な自己位置推定手法の概要	58
3.3	形状情報の空間周波数解析	59
3.3.1	周波数変換の基本式	59
3.3.2	空間周波数領域への変換	62
3.4	大域的な自己位置の探索	63
3.4.1	地図情報の生成	64
3.4.2	スペクトルの相互相関を用いた地図情報の探索	65
3.4.3	クロススペクトルを用いた詳細位置の計算	66
3.4.4	実空間の処理との計算量についての比較	67
3.4.5	実験による有効性の検証	68
3.5	スペクトルの再変換による高速化	74
3.5.1	スペクトルの変換	74
3.5.2	実験による有効性の検証	75
3.6	成果	79
第4章	結論	80
	謝辞	82
	参考文献	83

目 次

1.1	筑波大学キャンパスと実験範囲	8
1.2	筑波大学構内におけるロボットの走行環境の例	9
1.3	本研究で使用した移動ロボットの外観とセンサの搭載位置	10
2.1	2次元平面上を移動するロボットの逐次的な自己位置推定	16
2.2	逐次的な自己位置推定の累積誤差例	17
2.3	2次元レーザースキャナにおけるレーザ反射点位置の表現	20
2.4	スキャンデータの間引き処理の適用前(左)と適用後(右)	22
2.5	筑波大学第3エリアL棟廊下におけるスキャンデータの取得の様子	23
2.6	スキャンデータの1次元投影情報作成例 (a) スキャンデータ (b) 環境の特徴的方位に平行な方位で作成した投影情報 (c) 環境の特徴的方位と平行でない方位で作成した投影情報	23
2.7	投影方向 θ に関する1次元投影情報計算結果	24
2.8	投影方向 θ に関する投影情報の最大投票数 $h_{max}(\theta)$ 計算結果 ($\theta = 0$ [deg] にて最大値)	24
2.9	筑波大学第3エリア 3L302-1 実験室内外観	25
2.10	煩雑な環境における投影情報の最大投票数 $h_{max}(\theta)$ に基づく特徴的方位検出結果	25
2.11	煩雑な環境における投影方向 θ に関する投影情報の最大投票数 $h_{max}(\theta)$ 計算結果 ($\theta = 67$ [deg] にて最大値)	26
2.12	投影方向 θ に関する1次元投影情報の振幅スペクトル計算結果	28
2.13	投影方向 θ に関する各評価値計算法の結果 (投影情報の最大投票数と振幅スペクトルの n 次モーメント ($n=0,1,2$))	28
2.14	煩雑な環境における振幅スペクトルの2次モーメントに基づく環境の特徴的方位検出結果	28
2.15	筑波大学工学系棟内の廊下環境におけるロボットの走行軌跡	32
2.16	廊下環境におけるロボットの向きの推定結果	32
2.17	ロボットの向きの推定に関する提案手法とオドメトリとの差分値	32
2.18	ロボットの向きの推定に関する投影情報の最大投票数を用いた手法と補正されたオドメトリとの差分値	32
2.19	ロボットの向きの推定に関する投影情報の振幅スペクトルを用いた手法と補正されたオドメトリとの差分値	33
2.20	筑波大学第3エリア 3L302-1 実験室内におけるロボットの走行軌跡	33

2.21	3L302-1 実験室内におけるロボットの向きの推定結果	33
2.22	3L302-1 実験室内におけるロボットの向きの推定に関する提案手法と補正されたオドメトリとの差分値	34
2.23	3L302-1 実験室内において環境の特徴的方位検出が失敗した例	34
2.24	環境の特徴的方位検出が失敗した例における投影方向 θ に関する評価値の計算結果	34
2.25	オドメトリの走行軌跡の表現	36
2.26	筑波大学第3エリアの航空写真と実験経路	40
2.27	屋内環境における自己位置推定結果	40
2.28	屋外環境における自己位置推定結果	41
2.29	2次元レーザースキャナのスキャンデータを用いたスキャンマッチングの概要	42
2.30	評価に使用したスキャンデータとその取得位置	48
2.31	筑波大学工学系棟廊下の見取り図とロボットの走行軌跡	50
2.32	スキャンマッチングを用いた自己位置推定結果	50
2.33	スキャンマッチングを用いたロボットの向きに関する推定誤差	51
2.34	ICP スキャンマッチングを用いた逐次的な回転量推定における誤差	51
2.35	提案手法を用いた逐次的な回転量推定における誤差	51
2.36	ICP スキャンマッチングを用いた逐次的な並進移動量推定における誤差	52
2.37	提案手法を用いた逐次的な並進移動量推定における誤差	52
2.38	筑波大学工学系棟3階廊下における地図生成結果	54
2.39	筑波大学第3エリア屋外における地図生成結果	54
3.1	2次元平面上を移動するロボットの大域的な自己位置推定	57
3.2	画像の振幅スペクトルへの変換例	61
3.3	スキャンデータの空間周波数変換の流れ	62
3.4	屋内環境におけるスキャンデータと振幅スペクトル	63
3.5	スキャンデータの振幅スペクトルと取得位置姿勢変化の関係	63
3.6	2つのスキャンデータの相互相関計算	66
3.7	スキャンデータにおける視野の制限に関するパラメータ	69
3.8	対象環境の外観と探索対象のスキャンデータ取得位置 (A – C).	69
3.9	2種類の量子化間隔 Δd に関する A 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果	71
3.10	2種類の量子化間隔 Δd に関する B 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果	72
3.11	2種類の量子化間隔 Δd に関する C 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果	72
3.12	2種類の視野範囲 ϕ_{range} に関する A 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果	73

3.13 2 種類の視野範囲 ϕ_{range} に関する B 地点で取得したスキャンデータと地図情報 との相互相関値計算結果	73
3.14 2 種類の視野範囲 ϕ_{range} に関する C 地点で取得したスキャンデータと地図情報 との相互相関値計算結果	73
3.15 スペクトルの再変換の流れ	74
3.16 対象環境の地図と探索対象のスキャンデータ例	77
3.17 各探索対象のスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果	78

表 目 次

2.1	スキャンデータの重複率	48
2.2	ICP スキャンマッチングを用いたマッチング結果	49
2.3	提案手法を用いたマッチング結果	49
3.1	自己位置の認識結果 (高速化適用前)	78
3.2	自己位置の認識結果 (高速化適用後)	78

第1章 はじめに

著者は、2次元レーザースキャナより得られる環境の形状情報を用いて2次元平面上を移動する自律移動ロボットの自己位置認識を行うための手法の開発を行った。本研究は、自律移動ロボットの自己位置認識に関して、逐次的に自己位置を推定することと、対象の環境において大域的な自己位置を推定すること、2つの課題についての取り組みである。逐次的に自己位置を推定することについては、ロボットが時々刻々センサより得られる位置姿勢の変化量を積算して自己位置を推定する際、その位置誤差の累積を抑えることを目的とする手法を提案した。対象の環境において大域的な自己位置を推定することについては、ロボットが広大な環境を対象に地図情報と現在位置でセンサによって取得した周囲の形状情報を照合して自己位置を推定する際、実時間で位置を正しく求めることを目的とした手法を提案した。また、これらの提案手法を実際のロボットに実装し、対象環境で自己位置推定実験を行い、提案手法の有効性を示した。

本章では、本研究で想定する環境の形状情報を用いた自己位置認識手法の概要の説明と、そのための開発すべき要素技術への分割と、各要素技術における課題を指摘する。著者はそれらの問題を環境の形状情報を利用した要素技術の開発を行うことで解決し、対象環境における自己位置認識のための推定手法を構築する。

1.1 背景と目的

著者は、我々人間にとって実現することが困難な仕事や、煩雑な仕事を人に代わり自律的に行う移動ロボットの構築を目指している。具体例としては、工場などの危険な区域を人に代わり巡回監視をするロボット、道に迷った人を目的地まで案内するロボット、体の不自由な人を乗せて目的の場所まで自動的に移動するロボットなどが挙げられる。これらの仕事を自律的に行うロボットを構築するためには、ロボットが人間により指定された目的の場所に確実に到達する能力を有する必要がある。すなわち、ロボットが環境中における自分の位置を正確に把握する能力と、目的の場所まで正確に移動する能力、その移動の過程で遭遇する様々な障害物を回避する能力を有する必要がある。これらの研究課題は、移動ロボットの分野では重要な研究事項であり、盛んに研究されている。本研究ではこれらの能力のうち移動ロボットの自己位置の認識を行うための手法の開発を行った。

本研究では、移動ロボットが自己位置を認識する環境として、人や台車、自転車等の通行のために平坦な路面が整備され、建物の壁面や什器などの主な地物も平坦な面で構成された、建物内やその周辺などの人間によって整備された環境を対象とした。このような人間によ

て整備された環境は、商業施設、公共施設、大学、工場、整備された町、公園などの数多くの場所が該当する。本研究では、このような人間によって整備された環境を想定して移動ロボットの自己位置を認識するための手法の開発を目的とする。また、構築した手法を実際の移動ロボットに実装し、筑波大学構内の建物内およびその周辺の環境で提案手法の有効性を評価した。筑波大学構内は、南北約 3.5[km]、東西約 1.2[km] と非常に広大な敷地内に、屋外は網の目のように張り巡らされた歩道、屋内は連絡通路によって接続された多数の建物内の廊下や部屋を有する。本論文では今後このような広い環境のことを指して広大と呼ぶ。評価実験で使用するロボットは、想定する環境を容易に移動できる車輪型の移動機構を有するロボットとした。

移動ロボットの自己位置の認識を実現する手法として、独立した 2 つの方法がよく知られている。一つは、ロボットがある程度の時間間隔でセンサによって間歇的に自分の現在のサンプル時刻とそのひとつ前のサンプル時刻の間の位置姿勢の変化量を測定し、その変化量を初期の位置姿勢から逐次積算していくことで自己位置の推定を逐次行う手法である。これを、本論文では逐次的な自己位置推定と呼ぶ。もう一つは、ロボットが行動する環境の地図をあらかじめ持ち、現在時刻で得られたセンサの情報と地図を隔々まで大域的に探索して照らし合わせ、地図上の自己位置を推定する手法である。これを、本論文では大域的な自己位置推定と呼ぶ。近年盛んに開発が進む自律移動ロボットの多くは、これら 2 つのいずれか、またはその両方の手法を用いることで自己位置を認識する能力を高め、巡回警備、施設案内などの仕事を人に代わり自律的に行うことができるようになってきた [1-5]。著者は対象とする環境において、逐次的な自己位置推定と大域的な自己位置推定のそれぞれの方法について従来とは異なる手法を提案し、自己位置認識を行う手法の構築を目指した。

逐次的な自己位置推定

逐次的な自己位置推定手法では、ロボットがある程度の時間間隔でセンサによって間歇的に自分の位置姿勢の変化量を測定し、初期の位置姿勢から時々刻々の自分の位置姿勢の変化量を逐次積算していくことで自己位置の推定を実現する。同手法では、センサより取得した情報を用いて精度よく時々刻々の位置姿勢の変化を推定する必要がある。従来の研究では、位置姿勢の変化量を直接的に取得できる車輪の回転数や慣性センサ等の内界センサの情報や、マッチングを用いて位置姿勢の変化量を間歇的に取得できるカメラやレーザースキャナ等の外界センサの情報がよく用られた [6-21]。これは、間歇的に得られる自己位置の情報と外界センサによって得られる環境の情報を同時に取得し、ロボットにとって未知の環境の地図を作成する SLAM (Simultaneous Localization and Mapping [22, 23]) にも適用される技術である。

一方、広大な環境で、このような時々刻々の自分の位置姿勢の変化量を積算していくことで自己位置の推定を実現させようとする、次の問題が障害となり、ロボット位置を正しく把握することが難しかった。

問題 a. 推定結果に累積誤差があり、推定した自己位置と現実世界における自己位置の間の誤差が非常に大きくなること

人間が位置を指示する際は、地上に固定された座標系で表現された位置姿勢の情報を用いることが多いが、推定した位置に大きな誤差が生じてしまうと指示の通りに移動を行うことが困難となる。特に、実世界の位置と自己位置推定によって求めた位置との間の誤差を大きくする姿勢に関する累積誤差を低減する必要がある。

以上の問題を踏まえ、本研究では逐次的な自己位置推定に関して、ロボットが時々刻々センサより得られる位置姿勢の変化量を積算して自己位置を推定する際、その位置誤差の累積を抑えることを目的とした。著者は、これについて建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境の中で継続的に観測できる環境の特徴的方位に着目し、これを用いることでこの問題を解決し、ロボットによる位置誤差の累積を抑えた逐次的な自己位置の推定のための手法の開発を目指した。

大域的な自己位置推定

大域的な自己位置推定手法では、対象とする環境をあらかじめセンサで網羅的に測量して構築した地図情報と現在位置で取得したセンサの情報を照合して現在の自己位置の推定を実現する。同手法では、地図情報から現在位置で取得したセンサの情報と取得位置が近いものを正しくかつ実時間で探し出して地図上における位置を推定する必要がある。従来の研究では、ロボットの周辺の環境の情報を取得するために、カメラやレーザースキャナ等の外界センサがよく用られた [24–30]。これは、ロボットにとって既知の環境において自分の位置を見失った場合や意図せず別の場所に移動された場合に、地図上における自分の位置を求める問題であり、Global Localization と呼ばれ、いわゆる「ロボット誘拐問題」を解く技術でもある。

一方、広大な環境で、このような地図情報と現在位置で取得したセンサの情報を照合して現在の自己位置の推定を実現させようとすると、次の問題が障害となり、ロボット位置を実時間で正しく把握することが難しかった。

問題 b. 広大な環境の地図情報を全探索する際の計算コストが大きいこと

ロボットが環境中における自分の位置姿勢に関する情報を有していない時に大域的な自己位置を推定することが多いが、広大な環境中を詳細かつ網羅的に探索し、実時間で大域的な位置姿勢を求めることは困難である。ある程度の粗さを持った間隔で広大な環境中におけるロボットの位置姿勢の候補を用意した上で、地図情報と現在位置で取得したセンサの情報との照合を高速で行う必要がある。

以上の問題を踏まえ、本研究では大域的な自己位置推定に関して、ロボットが広大な環境を対象に地図情報と現在位置でセンサによって取得した周囲の形状情報を照合して自己位置を推定する際、実時間で位置を正しく求めることを目的とした。著者は、これについて環境の形状情報を空間周波数情報へ変換し、探索の効率化を行うことでこの問題を解決し、ロボットによる対象の環境における大域的な自己位置を実時間で正しく推定するための手法の開発を目指した。

1.2 環境の特徴的方位を用いた逐次的な自己位置推定へのアプローチ

本研究で想定する逐次的な自己位置推定の手法は下記の通りである．ロボットは，ある程度の時間間隔でセンサによって間歇的に自分の位置姿勢の変化量を測定する．現在時刻における自己位置の推定は，初期位置から移動を開始した時刻から現在までの位置姿勢の変化量を積算し，初期の位置姿勢から見た現在の位置姿勢を計算することで実現する．

想定する逐次的な自己位置推定の手法は以下の2つの部分に分けられ，1.1節で指摘した従来手法の問題点は次に上げる項目のうち位置姿勢の変化量の推定の部分を工夫することで問題を軽減できると考える．

1. 環境中の走行とセンサによる周囲の環境の測定

環境中を走行する際は，ロボットを出発地点におき，人手によりその位置・姿勢を与える．ロボットは，車輪回転量を基に走行中の並進速度と回転角速度を推定し，目標の経路に追従するよう走行制御を行うことで環境中の走行を実現する．ただし，本研究では自己位置推定手法の開発を目的とするため，目標の経路への追従制御の部分は人間による操縦で行うこととした．本研究で使用する自律移動ロボットは，車輪回転量を基に走行中のロボットの速度や位置を推定し目標の軌道への走行制御を行う機能をすでに有している．著者は，本研究室で開発された YP-Spur と呼ばれる走行制御ソフトウェアを利用することでこの機能を実現する [31]．ロボットに搭載されたセンサによる測定は，ロボットが走行を開始した時刻から一定の時間間隔毎に行うこととした．

2. 位置姿勢の変化量の推定と現在位置姿勢の計算

ロボットは，時々刻々の位置姿勢の変化量をセンサより取得し，その情報を基に現在の位置姿勢を推定する．現在の位置姿勢の推定は，この位置姿勢の変化量を積算することで実現する．しかし，毎回の推定値には少なからず誤差がある．位置姿勢の変化量が，前回の測定時点からの差分値で得られる場合，これを積算して得られる現在位置姿勢には累積誤差が発生し，走行距離が長くなるに連れて実世界の地上に固定された座標系で定義された位置姿勢と推定した位置姿勢の間の差が増大する．本研究では，外界センサを利用して，特に現実世界の位置と自己位置推定によって求めた位置との間の誤差を大きくするロボットの姿勢に関する変位量の推定を，前回の測定時点からの差分ではない環境中の絶対的な方位からの差分値として得られる手法を開発することで，現在の姿勢推定における推定誤差の累積を解消し，最終的に得られる現在の自己位置に関する推定誤差の大幅な低減を実現する．従来の研究では，レーザースキャナ，カメラを外界センサとして利用することが多かった [6–21]．しかし，これらのセンサのデータは，前回の測定時点からの位置姿勢の差分を求めるものだった．また，GPS や地磁気センサを外界センサを併用する例 [17–21] もあるが，建物内やその周辺を同じ枠組みで解決する手法はあまり見られない．1.1節で指摘した問題点 a. を解決するためには，外界センサよりロボットの姿勢推定に適した手法を開発する必要がある．

著者は，環境の形状情報における特徴的方位を用いたロボットの姿勢に関する累積誤差の軽減を行う手法を開発することで，従来の自己位置認識の問題 a. の影響を軽減し，対象環境で

の逐次的な自己位置推定手法を確立する。

本提案手法では、建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境において、主な壁面や設備の直線的な形状部分が向く方位を「環境の特徴的方位」と呼ぶこととした。これは環境中で継続的に観測できる方位に関する特徴であり、環境の特徴的方位を使用した場合、間歇的に自己位置を推定する際の方位に関する累積誤差を解消することができる。また、間歇的に自己位置を推定する場合、特に方位に関する累積誤差は、実世界の位置と自己位置推定によって求めた位置との間の誤差を大きくする要因であり、これを解消することで、最終的な自己位置の推定結果の誤差を大幅に低減することができる。よって、環境の特徴的方位を用いることで、問題 a. が解決できると考えた。

著者は、環境の中で継続的に観測できる環境の特徴的方位を、2次元レーザースキャナより得られる形状情報から推定する手法を開発し、オドメトリによって推定した走行軌跡を環境の特徴的方位で修正することで自己位置を推定する方法や、環境の形状情報を特徴的方位に関する投影情報へ変換して、その相関を用いたスキャンマッチングによって自己位置を推定する方法を開発し、提案手法を実際の移動ロボットに実装し屋内と屋外で自己位置推定実験を行い、逐次的な自己位置推定における累積誤差を大幅に低減できることを確認した。この詳細については、第2章にて論じる。

1.3 空間周波数解析を用いた大域的な自己位置推定へのアプローチ

本研究で想定する大域的な自己位置推定の手法は下記の通りである。ロボットが、対象とする環境の情報をあらかじめ網羅的に測定して地図情報を構築する。現在時刻における自己位置の推定は、地図情報と現在位置でセンサによって取得した周囲の環境の情報を照合し、地図情報から現在位置で取得したセンサの情報と取得位置に近いものを探し出し、地図上における詳細な位置姿勢を計算することで実現する。

想定する逐次的な自己位置推定の手法は以下の3つの部分に分けられ、1.1節で指摘した従来手法の問題点は次に上げる項目のうち地図情報の構築と大域的な自己位置の計算を工夫することで問題を軽減できると考える。

1. 地図情報のための環境の測定

ロボットが自己位置の確認に必要な地表面から一定の高さの水平面上における環境の二次元形状情報をあらかじめ収集する。この情報はロボットの自己位置確認の元となるため、正確に形状情報を収集する必要がある。測量器具を用いた手法では、広大な環境中の形状を正確に測量するには多大な労力を要する。著者は、この形状情報の収集を、本研究で提案する逐次的な自己位置推定によって求めた累積誤差の少ない自己位置推定結果を、走行経路上で2次元レーザースキャナによって取得した環境の形状情報に付加して記録していくことで、環境の正確な形状情報の収集を実現した。

2. 地図情報の構築

ロボットが現在時刻において取得した形状情報と比較して自己位置を確認するための情

報が記録された地図情報を作成する．ここでは，ロボットが環境中をあらかじめ走行して収集した，点群列の情報で表現された環境の形状情報を基にする．しかし，点群列の形式の環境の形状情報は広大な環境において膨大な情報量となり，環境の全範囲を対象とした大域的な自己位置推定における自己位置の探索処理を実時間で行うことが困難となる．本研究では，地図情報の構築の際，環境の形状情報の記録形式を工夫することで，現在の自己位置の探索に関する計算量の削減を実現する．従来の研究では，地図情報の構築に関して，線分の組み合わせで記録する形式や [24, 25]，画像形式で記録する形式が多かった [26–28]．線分の組み合わせで記録する形式は，広大な環境の地図情報を自動で生成することが難しいという問題があり，画像形式で記録する形式は，探索時の計算量が膨大となる問題があった．1.1 節で指摘した問題点 b. を解決するためには，地図情報と現在位置で取得した形状情報を効率的に比較することができる構造をもった地図情報の構築手法を開発する必要がある．

3. 大域的な自己位置の計算

現在時刻における大域的な自己位置の計算は，地図情報と現在位置でセンサによって取得した周囲の環境の情報を照合し，地図情報から現在位置で取得したセンサの情報と取得位置に近い位置を探し出し，地図上における詳細な位置姿勢を計算する．ここでは，ロボットが環境中における自分の位置姿勢に関する情報を有していない状況を想定する．この場合，広大な環境中を詳細かつ網羅的に探索し，実時間で大域的な位置姿勢を求めることは困難である．本研究では，地図情報に対するロボットの位置姿勢の候補の照合の際，環境の形状情報の比較方法を工夫することで，現在の自己位置の探索に関する計算量の削減を実現する．従来の研究では，自己位置の候補について，グリッドで表現する方法 [27, 28] や，粒子状で表現する方法が多かった [24–26]．いずれの方法も，広大な環境では，環境全体を網羅的に探索する必要があり計算量が膨大となる．1.1 節で指摘した問題点 b. を解決するためには，地図情報に対するロボットの位置姿勢の候補の照合と詳細な位置姿勢の推定を効率的に行う手法を開発する必要がある．

著者は，環境の形状情報を空間周波数情報に変換して地図情報と現在位置周辺の形状情報との間の照合の計算量を削減する手法を開発することで，従来の大域的な自己位置推定の問題 b. の影響を軽減し，対象環境での大域的な自己位置推定手法を確立する．

本提案手法で利用した空間周波数領域への変換は，画像，音響，情報処理等の分野で適用されており，複数の変動する成分が混在するデータの解析に用いられる．環境の形状情報を空間周波数領域へ変換することで，形状情報の測定地点の間にある程度の並進位置の変化がある場合でも空間周波数の分布は影響を受けず，並進移動量に関する地図上の探索を粗い間隔で行うことができ，探索の回数を削減することができる．また，空間周波数領域で 2 つの形状情報のクロススペクトルを計算し，その結果を逆変換して実空間へ戻すことで詳細な位置姿勢の推定も同じ枠組みでできる．さらに，地図情報として記録された環境の形状情報を，あらかじめ空間周波数情報へ変換して，ロボットに記憶させておくことで大域的な自己位置推定の要求に対して短時間で位置を求めることができる．よって，環境の形状情報の空間周波数解析手法を用いることで，問題 b. が解決できると考えた．

著者は、環境の形状情報を空間周波数情報に変換し、地図情報と現在位置周辺の環境の形状情報を効率的に比較して大域的な自己位置を推定する手法を開発し、提案手法を実際の移動ロボットに実装し屋内と屋外で自己位置推定実験を行い、広範囲を記録した地図情報の中から実時間で自己位置を正しく求めることができることを確認した。この詳細については、第3章にて論じる。

1.4 本研究の意義

自律的に移動してアプリケーションを提供するロボットは、多くの場合、位置情報に基づいた動作があらかじめ計画される。例えば、所定の位置での一旦停止、配送物の積み込みや受け渡し、ドアの施錠確認といった行動が考えられる。つまり、これらのロボットは現在時刻における自己位置の情報とあらかじめ位置情報に基づいて定義された動作に従って所望の機能を達成するように設計されることが多く、自己位置の認識は必要不可欠な問題である。このようなロボットを実現するためには、著者は次に示す4つの段階を踏むと考えられる。

1. 対象の環境に関する情報を収集する方法の確立
2. 位置情報と関連付けした動作計画を設定する方法の確立
3. 収集した対象の環境に関する情報を活用した自己位置認識手法の確立
4. 自己位置の情報を基にあらかじめ計画された行動の中から最適なものを選択して目的を達成する枠組の構築

第1および第2の段階は、事前準備としてロボットがアプリケーションを提供する前に行う処理であり、第3および第4の段階は、実際にロボットがアプリケーションを提供する際に行う処理である。本研究は、特に多くのロボットにとって共通する2つの処理、すなわち自己位置認識に関係した第1および第3の段階の処理について有効な手段を提案するものである。前者は自己位置の参照元となる情報の収集が目的であり、後者は与えられた対象環境の情報をを用いてロボットの位置を求めることが目的である。

自己位置の参照元となる情報を収集するには、地上に固定された座標系において、ロボットの位置を正しく測定することと共に、その周囲の環境についての情報を外界センサによって取得し、これらを組にして記録することが望ましい。この場合には、ロボットが未知の環境を走行しながら、その位置と周囲の環境の形状を取得してゆく方法が典型的な例となる。本研究における逐次的な自己位置推定は、まさにこの目的に沿って用いることができる。

一方、与えられた対象環境の情報をを用いてロボットの位置を求めるためには、通常、ロボットが存在しうるすべて領域に関する環境の情報をあらかじめ与えて、これと現在時刻における周囲の環境の形状とを照合することが多い。これには、2つの場合が考えられ、ひとつは、事前に初期位置に関する情報をロボットに与えた上で処理を行う場合であり、もう一つは、事前に初期位置に関する情報をロボットに正しく与えることができない場合である。前者の場合は、初期位置に関する情報を基に、随時、既知の環境に関する情報と照合を行い現在位置

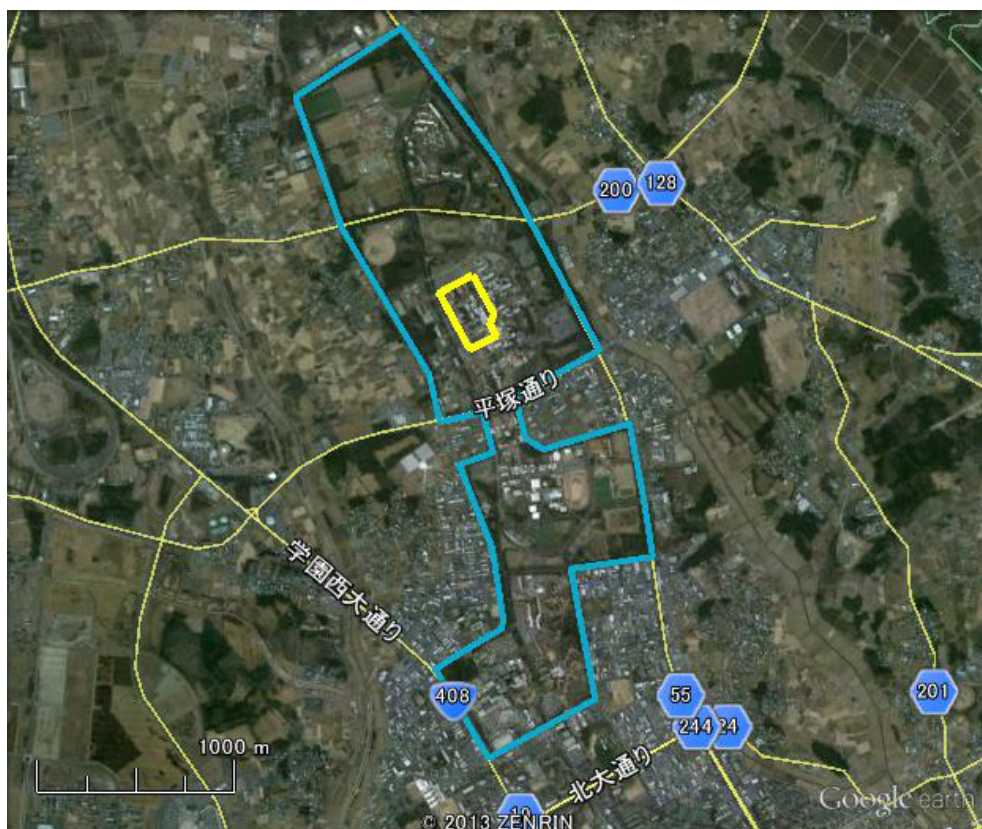


図 1.1: 筑波大学キャンパスと実験範囲

を正しく追跡する問題に帰着される．これは前節の逐次的な自己位置推定と共通する枠組みで照合ができ，技術的にはこの逐次的な自己位置推定に共通する問題となる．後者の場合は，初期位置に関する情報を事前に正しく与えることができないため，あらかじめ与えられた対象環境の情報と現在時刻の周囲の状況を照らし合わせ，一意に位置を求めると問題となる．この手法は，現在時刻における周囲の環境と合致する形状を既知の環境全体の形状情報の中から実時間でくまなく（大域的に）探索する必要がある．このような手法には，前節で述べた大域的な自己位置推定がまさに必要となる．

本研究は，位置情報に基づいた動作によってアプリケーションを提供する自律移動ロボットの根幹に関する問題，すなわち，自己位置認識についてそれぞれ有用な手法を提案するものであり，本研究分野にとって自律移動ロボットの普及に大きく寄与する研究であり意義のあるものとする．



図 1.2: 筑波大学構内におけるロボットの走行環境の例

1.5 本論文で対象とする環境と移動ロボット

本研究では、自律移動ロボットが自己位置の認識を行う環境として、図 1.1 の青枠で囲んだ範囲で示した筑波大学構内の歩道環境を想定する。想定する大学構内の環境は人や自転車が移動しやすいように路面がタイルやアスファルト、リノリウムで舗装されており、車輪型移動体の走行を妨げる段差や階段などの障害は存在しない。走行経路上の道幅は最小 1.8[m]、平均して約 2.6[m] から 4.0[m] であり、所々に広場が存在する。一方、想定する筑波大学構内は南北約 3.5[km]、東西約 1.2[km] と非常に広大であり、実際の研究開発の段階では図 1.1 の黄枠で囲んだ範囲で示す著者の所属する研究室がある建物周辺の南北約 0.3[km]、東西約 0.25[km] の建物周辺とその建物内部を実験環境に設定した。

図 1.2 に設定した大学構内の環境の一部の写真を示す。図 1.2 の (a) が建物付近の環境、(b) が建物付近の比較的開けた環境、(c) が建物内の廊下環境、(d) が建物内の実験室内環境を表す。著者が設定したこれらの実験環境内には舗装された路面に加え、建物の壁面や什器などの主な地物も平坦な面で構成されており、著者らが想定する人間によって整備された環境の特徴を全て有していると考えられる。

この環境で自己位置認識を行う移動体は、著者が所属する研究室で開発された独立二輪駆動型の移動ロボット「山彦 YM2000」や「山彦 Meros」を用いる（図 1.3）。ロボットの位置を計測するセンサとして、車輪の回転数の計測によるオドメトリと 2 次元レーザースキャナの 2 つのセンサが搭載されている。本研究で使用する自律移動ロボットは、オドメトリを用

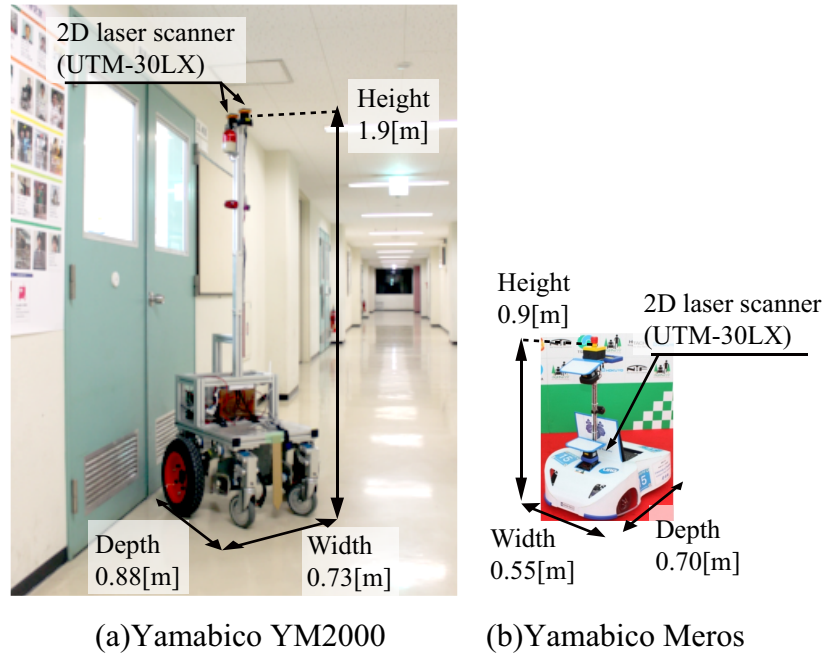


図 1.3: 本研究で使用した移動ロボットの外観とセンサの搭載位置

いて走行中の自己位置 $P(t) = (x, y, \theta)$ を推定する機能と，指定された並進速度と回転角速度 (v, ω) で走行する能力を有している．

環境の立体的な形状を計測するには，レーザースキャナ，ステレオカメラ，距離画像センサなどの手段がある．これらのセンサは，2次元または3次元の点群情報として環境の形状情報を取得する．しかし，建物内やその周辺などの環境中では，環境の2次元的な空間の断面形状のみでほぼ必要な情報を表すことができる．本研究では，地表面からある程度の高さにある水平面を測距するように2次元レーザースキャナをロボットへ搭載し，環境の形状情報を取得することとした．

本研究では図 1.3 に示す自律移動ロボットに提案する自己位置認識のための手法を実装し，図 1.2 に示す筑波大学構内の環境で実機を用いた自己位置認識実験を行い提案手法の有効性を確認した．

1.6 従来研究

逐次的な自己位置推定に関する従来研究

本研究で用いる環境の形状情報を用いた逐次的な自己位置推定手法では、センサより取得したロボットの時々刻々の位置姿勢の変化量を積算して現在位置を計算する。ロボットの位置姿勢の変化量を取得する代表的な方法としては、車輪回転数より求めるオドメトリ、加速度や角速度が得られる慣性センサがあるが、このような内界センサによって得られる移動量には推定誤差があるため、その誤差を吸収する外界センサを用いた位置修正の枠組みが必要となる。提案手法では、屋内外の環境を対象に、ロボットの周囲の環境の形状情報を外界センサより取得し、それ単体もしくは内界センサの情報と組み合わせることで自己位置の推定の誤差を抑える方法をとった。

大野らは文献 [18] で、GPS(Global Positioning System) を用いてロボットの絶対的な位置情報を取得し、自己位置推定の累積誤差を抑える手法を提案している。この手法では、ある程度の間隔毎に RTK-GPS で得られた位置情報とオドメトリの情報を融合して位置誤差を抑え、本研究の対象環境の一部である屋外において非常に有用であることを示している。一方で、本研究は屋外に加えて屋内の環境についても統一的に適用可能な手法の開発を目的としており、大野らの取り組みに比べ対象とする環境の適用範囲が広い特徴がある。

文献 [6,7] では、特定の形状をランドマークとし、時々刻々観測されランドマークの位置関係から周囲の状況の更新と記録をし、現在時刻で観測されたランドマークと過去に記録されたランドマークの対応を基に自己位置の修正を行う手法が提案されている。これは、対象とするランドマークが環境中に十分な頻度で観測できれば安定的に自己位置を追跡することが可能である。課題としては、広大な環境においてはランドマークを十分な頻度で観測し、かつ正しい対応をとることが困難な場合があることが挙げられる。一方、Losada らは文献 [7] で、屋内環境において直線的な形状が継続的に十分な頻度で観測できるランドマークであることに着目し、これが自己位置の認識に有効であることを示している。本研究は、Losada らと同様に環境中に存在する直線的な形状が移動ロボットの自己位置推定に有用であるという点において、同じ流れを汲むものである。本研究では、屋内外を移動ロボットの走行する環境としているが、例えば屋内であれば、壁や家具などを構成する平面がある向きに対して平行あるいは直交して存在することが多い。本研究は、Losada らの直線的な形状の出現頻度の高さに関する気づきに加え、これらの多くの直線的な形状の向きがある方位に対して平行もしくは直角に配置することが極めて有効であることを示した。著者は、このように環境中の主な直線的な形状が伸びてゆく方向を「環境の特徴的方位」と名付け、ここから絶対的な方位に関する情報が得られることに着目し、広大な屋内外を通してこれが有効な特徴であることを示した。

文献 [32–38] では、外界センサによって取得した形状情報を逐次比較することでロボットの位置姿勢の変化量を推定するスキャンマッチング手法が提案されている。この中でも、一般に繰り返し計算を用いて対応関係の解を収束させ、高速処理と高い精度を得る手法が用いられる [34,36]。特に、Pfister らは文献 [34] で、直線的な形状を考慮した重み付けを行い、マッ

ングの精度を向上を実現している．また，文献 [32, 37, 38] では，パラメータ空間に形状情報を投影し，直線的な形状の向きに関する相関を取ることで大きな位置の変化やマッチングの初期状態に関する情報が曖昧な場合でも，マッチングを安定の安定性の向上に有用であることを示している．本研究も，これらの従来研究と同様にスキャンマッチングにおいて直線的な形状に基づいたマッチングの精度を向上を目的としており，特に，文献 [32, 37, 38] のパラメータ空間への変換手法を参考にした．これらの手法により，毎回のマッチングの精度を高めることが可能となったが，位置姿勢の変化量を積算し現在の位置姿勢を計算するため，長距離の走行では累積誤差により誤差の増大に関する問題が残る．本研究では，環境の特徴的方位をセンサより得られる情報から抽出し，これによりロボットの姿勢を求めることにより，回転量に関する累積誤差を解消し，最終的な自己位置推定結果についても，従来手法に比べ大きな改善ができることを示した．

自己位置推定とは異なるアプリケーションとして，Dolgov らは文献 [39] で，自動車が走行する道路環境と駐車場において道の形状や自動車の配置より，主な車両等の主な地物の向く方位や求め，その方位がロボットのナビゲーションに有用であることを示している．本研究も，主な地物の向く方位に着目した Dolgov らの手法と同じ発想によるものである．一方で，このような主な地物の向く方位に着目して自己位置認識に応用した例は見られない．

既存の研究では，逐次的な自己位置推定に環境中の直線的な形状を利用する手法や，ナビゲーションに主な地物の向く特徴的な方位を利用する手法が個別に提案されているものの，両者の特徴を取り入れた自己位置認識に関する研究は行われていない．本研究は，ロボットの自己位置認識に対してこれらの特徴の組み合わせた手法の有用性を示すものである．

大域的な自己位置推定に関する従来研究

本研究で用いる環境の形状情報を用いた大域的な自己位置推定手法では，地図情報とスキャンデータの形状の重ね合わせを行うスキャンマッチング手法を用いる．このスキャンマッチングの代表的な手法には ICP [40] がある．ICP は，2 つのスキャンデータの間で対応点を探索し，その対応点間の距離の総和が最小となるよう，最適化計算を繰り返す手法である．この派生系はいくつか存在する [33, 34, 36] が，いずれも 2 つのスキャンデータの間の相対位置姿勢の初期値が必要となるため，このような局所的なスキャンマッチング単体では大域的な自己位置推定はできない．このため，位置姿勢の初期値を持たせずとも，現在の位置姿勢の候補を網羅的に探索することが出来なければならない．

Kololige らは文献 [27] で，ロボットが行動する範囲のすべての位置姿勢の状態を一定の間隔で量子化し，スキャンデータが時々刻々得られる度に，各位置姿勢についてあらかじめ用意した地図情報とそのスキャンデータとの間の相互相関に基づく尤度を再計算し，環境全体から現在の位置を絞り込む Grid Localization を提案している．Grid Localization は，位置の特定に十分な周囲の情報を瞬間的に得られない状況において大域的な自己位置推定を行う有用な手段として知られている．一方で，量子化された位置姿勢のすべてについてスキャンデータが入力される度に尤度の再計算を行う必要があり，広大な環境を対象とした場合，その計算量が膨大となる問題を抱えている．これに対し，Olson らは文献 [28] で，並列計算機の利

用や、位置姿勢の量子化を階層的に行うことで高速化を行った。また、Dellaertらは文献[24]で、Grid Localizationのように環境を格子に区切ること無く、多数の位置姿勢の候補を粒子で表現し、ロボットが移動してスキャンデータを入力する度に、尤度の低い位置姿勢の粒子が淘汰される仕組みを取り入れることで、各位置姿勢に関する尤度の再計算の計算量を抑え、かつ、高精度な位置の推定を実現する Monte Carlo Localization を提案している。いずれの取り組みも、尤度の再計算を効率的に行うための有用な手法が提案されている一方で、どの取り組みにおいても初期状態では位置姿勢の尤度の計算を網羅的に行う必要があり、広大な環境を対象とする場合にこの計算量が非常に大きくなることが知られている。本研究は、この網羅的な位置姿勢に関する尤度の計算について注目し、この計算量の削減と1回の全探索のみで正しく大域的な自己位置推定を行うことを目的とした取り組みである。

前述の手法は、実空間の形状情報を用いたマッチングだが、友納らは、文献[30]にて、スキャンデータを取得した際の位置姿勢に影響を受けない特徴量を求め、探索の計算量を抑える手法を提案している。この手法では、この特徴量によっておおまかな自己位置推定を行い、詳細な位置姿勢の推定については、実空間におおける形状の比較を用いた局所的なスキャンマッチングで求めている。本研究は、対象環境について実空間における形状情報を変換し、その変換した後の情報を利用して大域的な自己位置推定を実現しており、友納らと同じ流れを汲むものである。一方で、友納らは詳細な位置推定では実空間におけるマッチングを行うのに対し、本研究では、大まかな自己位置推定と詳細な位置姿勢の推定を同じ特徴量への変換を利用して実現することで、処理の効率化を実現した。

この取り組みに有効なものとして、著者は、画像処理の分野においてその画像を空間周波数で表された情報に変換して処理を行う手法に着目した。画像処理の分野では、前述の広範囲な探索と類似した問題として、参照画像の中から入力画像と特徴が一致する範囲とその位置関係を求める、テンプレートマッチングに関する研究が盛んに行われている。このテンプレートマッチングの一つのアプローチとして、画像の空間周波数解析に基づく手法がとられている[41–47]。本研究では、ロボットが存在する領域の各点において取得された多数の環境の形状情報から現在時刻における周囲の環境の形状とよく一致するものを探す問題について扱う。画像の分野では、兼松らが文献[45]で、壁面のコンクリートの汚れを評価するため、コンクリートの表面の画像を空間周波数領域へ変換し、そのパワースペクトルの分布から、汚れや劣化の度合いを分類して評価する手法を提案している。これは、多数の画像の中から、現在のサンプルによく一致するものを探し出す、という点で本研究の着想の元となった。一方、Srinivasarらは文献[46]で、画像を空間周波数領域へ変換し、並進や回転、拡大縮小に関する探索を分離して画像の重ね合わせを行う手法を提案している。これは、実空間の領域から空間周波数の領域へ画像を変換し、2つの画像の全領域に対する詳細な重ね合わせや、画像の大域的な特徴による比較を行なうものであり、実空間で直接的にこれらの処理を行うよりも、計算量が削減され、高速に処理を行えることが示されている。本研究では、移動ロボットに水平に設置したいレーザースキャナから得られる周囲の環境の形状情報を画像と見なし、Srinivasarらの手法を適用することで、高速な探索処理を実現することができる。なお、移動ロボットの分野でも、空間周波数情報への変換を利用した手法がいくつか提案されて

いる [47–49]. Pfingsthorn らが文献 [47] で、このアプローチを水中移動ロボットのカメラの画像の重ね合わせに応用し、詳細な自己位置推定と地図構築を行う手法を提案しており、Bulow らは文献 [48] で、3 次元形状情報を空間周波数領域へ変換して重ね合わせを行う手法を提案している。本研究は、環境の形状情報を空間周波数領域へ変換し、ロボットの自己位置の推定を行う点で文献 [47] や文献 [48] に類似する。しかし、これらは逐次的なマッチングを対象としており、本研究は文献 [45] のような空間周波数領域における分類を環境形状情報の分類に応用し、広大な範囲を対象とした大域的自己位置推定の問題を解決するという点で、既存の手法とは異なる。

本研究は、移動ロボットの大域的な自己位置推定問題における網羅的な位置姿勢に関する尤度の計算について、画像処理の分野で広く用いられる空間周波数解析を用いた高速化手法を取り入れ、この計算量の削減と 1 回の全探索のみで正しく大域的な自己位置推定を行うことを目的とした本研究分野における新たな取り組みである。

1.7 本論文の構成

本論文は全 4 章からなる。第 1 章では、本研究の背景と目的、アプローチについて述べた。第 2 章においては逐次的な自己位置推定について述べる。2.1 節では、逐次的な自己位置推定に関する問題設定について述べ、2.2 節では、逐次的な自己位置推定の概要について述べる。2.3 節から 2.8 節では、本研究で提案する逐次的な自己位置推定の具体的な処理内容と実験による評価について述べる。第 3 章においては大域的な自己位置推定について述べる。3.1 節では、大域的な自己位置推定に関する問題設定について述べ、3.2 節では、大域的な自己位置推定の概要について述べる。3.3 節から 3.6 節では、本研究で提案する大域的な自己位置推定の具体的な処理内容と実験による評価について述べる。第 4 章はまとめであり、本研究を総括する。

第2章 環境の特徴的方位を用いた逐次的な自己位置推定

本章では，ロボットがある程度の時間間隔でセンサによって間歇的に自分の位置姿勢の変化量を測定し，初期の位置姿勢から時々刻々の自分の位置姿勢の変化量を逐次積算していくことで自己位置の推定を行う際，その累積誤差の低減を目的とする手法について述べる．提案手法では，自己位置の推定について，特に推定誤差の増大の要因となるロボットの向きに関する推定の累積誤差を解消して，逐次的な自己位置推定の累積誤差の低減を実現する．具体的には，建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境の中で継続的に観測できる「環境の特徴的方位」に着目し，実際の屋内外の環境において水平面上を測定するようにロボットに搭載した2次元レーザースキャナより得られる環境の形状情報から環境の特徴的方位を検出する手法を提案し，これがロボットの向きの正確な認識と逐次的な自己位置推定における累積誤差の低減に有用であることを示す．

観測された環境の特徴的方位をベースにした移動ロボットの自己方位推定手法については，オドメトリによって推定した走行軌跡を環境の特徴的方位で修正することで自己位置を推定する方法や，環境の形状情報を特徴的方位に関する投影情報へ変換して，その相関を用いたスキャンマッチングによって自己位置を推定する方法を開発し，逐次的な自己位置推定における累積誤差の低減を実現した．

2.1 問題設定と環境の特徴的方位

移動ロボットの逐次的な自己位置の推定では，位置姿勢が既知の時刻からセンサによってられる時々刻々の位置姿勢の変化量を測定し，その変化量を現在時刻まで逐次積算することで現在の位置姿勢を計算する．時々刻々の位置姿勢の変化量は毎回の測定の間での位置姿勢の差分で表現され，図2.1に示すように，2次元平面上を移動するロボットの場合，現在時刻 t における自己位置 $P(t) = (x(t), y(t), \theta(t))^T$ は，その時刻より τ だけ前の時刻からの位置姿勢の変化量 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)^T$ より次式で計算できる．

$$P(t) = P(t - \tau) + \begin{pmatrix} \Delta x \\ \Delta y \\ \Delta \theta \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

本研究で対象とするような車輪型移動ロボットが時々刻々の位置姿勢の変化量を測定する手段としては，次の2つの方法のうち一方もしくは両方を用いることが多い．ひとつは，車輪

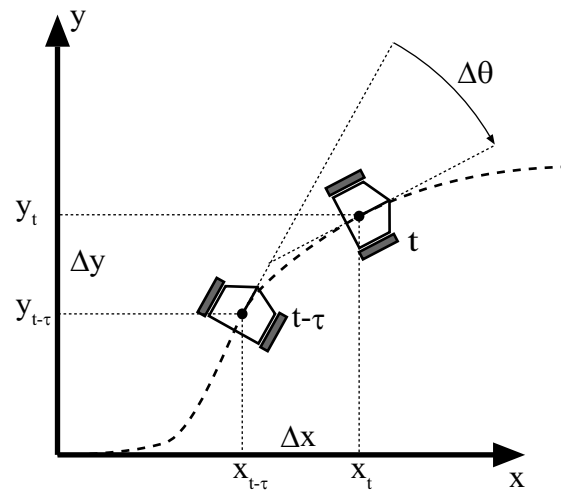


図 2.1: 2次元平面上を移動するロボットの逐次的な自己位置推定

の回転角速度の累積計算によるオドメトリを用いるものである．もうひとつは，レーザースキャナ等による形状情報の測定とその重ね合わせ（スキャンマッチング）を用いるものである．前者は，オドメトリや慣性センサなど，ロボットに搭載された内界センサより位置姿勢の変化量を直接的に求めることができ，多くの移動ロボットで用いられている．後者は，ロボットに搭載された外界センサより位置姿勢の変化量を間接的に求めることができ，前者の補正やその代替手段としても用いられる．しかし，いずれの手法も毎回の推定値には少なからず誤差があり，これを積算して得られる現在位置姿勢には累積誤差が発生し，走行距離が長くなるにつれて実世界の位置姿勢と推定した位置姿勢の間の差が増大することが多い．特に，ロボットの向きに関する誤差の累積は，自己位置の推定結果に大きく影響する．図 2.2 に示すように，実世界の地上に固定された座標系に基づいて人間がロボットに走行させた軌跡と，前述のオドメトリを用いて求めた軌跡，スキャンマッチングを用いて求めた軌跡の例を比べると，走行開始位置から徐々に誤差が累積していき，実際の環境ではほぼ直線的に移動した走行軌跡が大きな円弧を描くような軌道に歪む．

本章で取り組む問題は，次の独立した2つである．ひとつは，オドメトリによって得られる毎回の位置姿勢の変化量において回転量に関する推定結果を補正してロボットの向きの累積誤差を解消することである．もうひとつは，スキャンマッチングにおける毎回の形状情報の重ね合わせにおいて回転量に関する推定を分離して精度の高い方法をとることでロボットの向きの累積誤差を解消することである．これらの問題を解決する上で共通して解決すべきことは，ロボットの進行方向に関する推定誤差の低減である．

さて，我々人間は，通常，環境の特徴に基づいて効率的に環境を認識・理解している．多くの人工的な環境は，主な物体の表面が平面的な形状をなし，規則的な方位を向いて配置されている．とくに，建物内やその周辺の環境では，環境は2次元で表されるが，その中で，部屋や廊下の壁面の方向や，机や家具の直線的な形状部分が一意の向きに対して平行もしくは

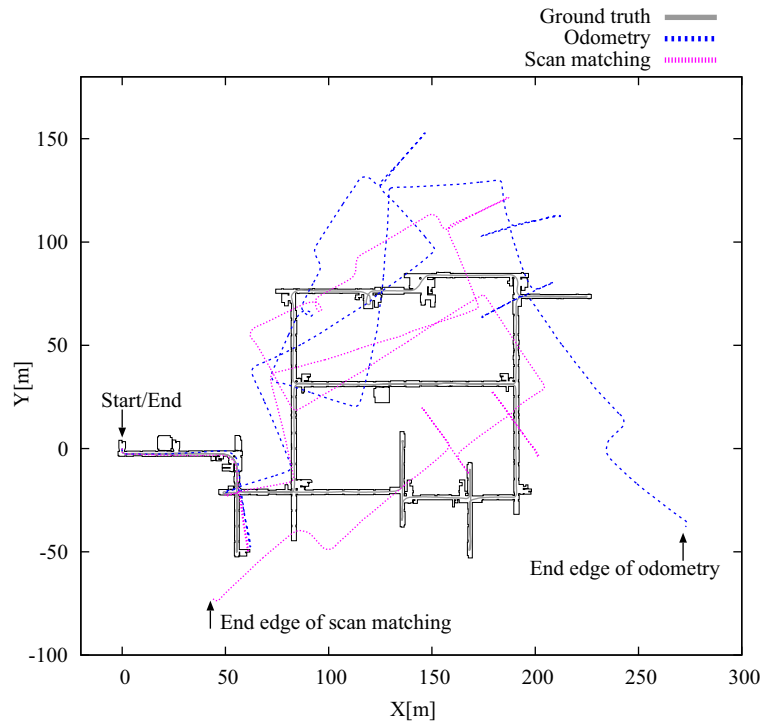


図 2.2: 逐次的な自己位置推定の累積誤差例

直角に配置されていることが多い．したがって，環境中で継続的に観測できるこの種の特徴量は，ロボットにとって，環境の認識・理解を行う上で有用であり，また，人間と同様な方法で得られた環境の情報は，環境情報に関する人間とのコミュニケーションにも有効に働くと考えられる．著者は，このような環境の中で継続的に観測できる方位に関する特徴をロボットの周囲の環境における形状情報から抽出することで，各時刻におけるロボットの向きに関する推定を前回からの差分ではなく，ある環境における絶対的な方位に対する角度として計算でき，ロボットの向きに関する累積誤差の解消ができると考えた [50–52]．本研究では，このような建物が固有に有する廊下や部屋などの壁が向く方位を「環境の特徴的方位」と呼ぶこととした．具体的にロボットの向きに関する推定は，環境の全域を通して存在する特徴的方位が初期位置における特徴的方位と同じ，又は，それに直交した向きであると仮定し，初期位置における環境の特徴的方位を基準方位 ($0[deg]$) として，ロボットの正面方向と環境の特徴的方位との相対角度より求めることとした．

環境の立体的な形状を計測するには，レーザースキャナ（レーザ走査型距離センサ），ステレオカメラ，距離画像センサなどの手段がある．これらのセンサは，2次元または3次元の点群情報として環境の形状情報を取得する．しかし，屋内や人工的な環境中では，環境の2次元的な空間の断面形状のみでほぼ必要な情報を表すことができる．本研究では，水平面を測距するように配置した2次元レーザースキャナから得られる環境の2次元形状情報より，環境の特徴的な方位を求める手法を検討することとした．また，本研究では提案手法を適用す

る上で、下記的前提条件を設定した。

1. 対象環境は、人間によって整備された環境であり、主な地物が平坦な面で構成される。
2. 環境の特徴的方位が複数存在する場合は、それぞれの角度関係は既知とする。
(本研究で対象とする環境では、環境の特徴的方位は互いに平行もしくは直角な2つの方位に存在するとした。)
3. 環境の形状は、地表から一定の高さにある水平面上の断面形状を対象とする。
4. ロボットは、その周囲の形状情報をロボットの代表点から半径約 30 [m] の範囲について、2次元レーザスキャナで環境の形状情報を点群列の情報として取得する。
5. 2つの地点の間における位置姿勢の変化量の測定範囲は、並進については2 [m] 程度、回転量については約 45 [deg] 程度とする。

2.2 逐次的な自己位置推定手法の概要

本章では環境の特徴的方位を用いて、1.2 節で述べた逐次的な自己位置推定を実現するために必要な手法を構築する。また構築した手法を実際の移動ロボットに搭載し、実機による自己位置推定実験を行い提案する手法の有効性を評価する。

本研究で想定する逐次的な自己位置推定の手法は下記の通りである。ロボットは、ある程度の時間間隔でセンサによって間歇的に自分の位置姿勢の変化量を測定する。現在時刻における自己位置の推定は、初期位置から移動を開始した時刻から現在までの位置姿勢の変化量を逐次積算し、初期の位置姿勢から見た現在の位置姿勢を計算することで実現する。

このシステムを 1.2 節で述べた二つの構成要素に分解すると以下のようになり、本研究では環境の特徴的方位を用いた位置姿勢の変化量の推定手法の開発を行い自己位置推定システムを構築した。

1. 環境中の走行とセンサによる周囲の環境の測定

環境中を走行する際は、ロボットを出発地点におき、その初期位置における位置姿勢 $P(0) = (x_0, y_0, \theta_0)$ を人の手により与える。ロボットは、車輪回転量を基に走行中の並進速度と回転角速度を推定し、目標の経路に追従するよう走行制御を行うことで環境中の走行を実現する。ただし、本研究では自己位置推定手法の開発を目的とするため、目標の経路への追従制御の部分は人間による操縦で行うこととした。ロボットに搭載されたセンサによる周囲の測定は、ロボットが走行を開始した時刻から一定の時間間隔毎に行うこととした。また、環境の形状情報を取得するためのセンサには、地表面から一定の高さの水平面上を測距するように設置した2次元レーザスキャナを用いた(2.3 節参照)。

2. 環境の特徴的方位を用いた位置姿勢の変化量の推定と現在位置姿勢の計算

ロボットは、時々刻々の位置姿勢の変化量をセンサより取得し、その情報を用いて現在

の位置姿勢を推定する．一般に現在の位置姿勢の推定は，この位置姿勢の変化量を初期状態から積算することで実現する．しかし，毎回の推定値には少なからず誤差がある．位置姿勢の変化量が前回の測定時点からの差分値で得られる場合，これを積算して得られる現在位置姿勢には累積誤差が発生し，走行距離が長くなるに連れて実世界の位置姿勢と推定した位置姿勢の間の差が増大する．本研究では，特に位置誤差を大きくするロボットの向きに関する変化量の推定を，環境の特徴的方位を用いて，前回の測定時点からの差分ではなく，環境中の絶対的な方位との角度として得られる手法（2.4 節参照）を開発した．これにより，現在の姿勢推定における推定誤差の累積を解消し，最終的に得られる現在の自己位置に関する推定誤差の大幅な低減を実現した．ここでは，2つの時々刻々の位置姿勢の変化量を求める方法について検討を行った．ひとつは，オドメトリによって推定した走行軌跡を環境の特徴的方位で修正することで逐次的に自己位置を推定する方法である（2.5 節参照）．もうひとつは，環境の形状情報を特徴的方位に関する投影情報へ変換して，その相関を用いたスキャンマッチングによって逐次的に自己位置を推定する方法である（2.6 節参照）．

本章では，2.3 節で本研究で使用する 2 次元レーザースキャナについて説明する．次に，2.4 節で環境の特徴的方位の検出について述べ，2.5 節でオドメトリの修正に基づく自己位置推定について述べ，2.6 節でスキャンマッチングを用いた自己位置推定について述べる．そして，2.7 節で本提案手法の副次的な成果物である環境地図の生成について述べ，最後に，2.8 節で提案する逐次的な自己位置推定の成果について述べる．

2.3 2 次元レーザースキャナによる環境の形状情報の測定

本研究では，北陽電機（株）社製の 2 次元レーザースキャナの UTM-30LX を使用した [53]．このセンサは，1 次元のレーザー距離計を回転走査し，センサ原点からのレーザー照射方向と物体に対するレーザー反射点までの測距値で表現された点群列の情報を出力する．これは，測距平面内にある物体の表面をサンプリングした点の位置情報の集合となる．

2 次元レーザースキャナにより得られるレーザー反射点群（以降，スキャンデータと呼ぶ）を

$$\{S_i = (\varphi_i, \rho(\varphi_i)) \mid i = 1, \dots, N\} \quad (2.2)$$

と表す． i は，1 回の走査中の測距順を表し， i 番目におけるレーザー光の照射方向 φ_i は，センサの正面方向を 0 [deg] として

$$\begin{aligned} \varphi_i &= -\varphi_o + \Delta \cdot i \\ \Delta &= \frac{2\varphi_o}{N-1} \end{aligned} \quad (2.3)$$

である（図 2.3）．ここで Δ はセンサの測距角度間隔であり， $-\varphi_o$ から φ_o がセンサの測距範囲， N が 1 回の走査中の測距回数である．実験に用いた 2 次元レーザースキャナは，視野角 $2\varphi_o$ は

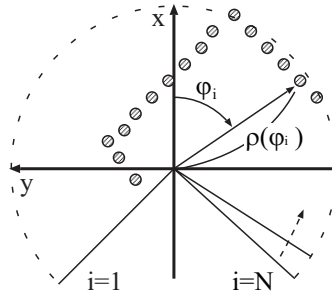


図 2.3: 2次元レーザースキャナにおけるレーザ反射点位置の表現

270 [deg]，測距点数 N は約 1080 であり，測距間隔 Δ は 0.25 [deg]，測定距離範囲は 0.1 [m] から 30 [m]，距離測定精度は 0.1 [m] から 10 [m] では ± 0.03 [m]，10 [m] から 30 [m] では ± 0.05 [m] である．センサの正面方向を x 軸とする 2 次元直交座標系 $\{x, y\}$ を考えると，測定された各々のレーザ反射点のこの座標系上の位置は

$$\begin{cases} x_i = \rho(\varphi_i) \cdot \cos \varphi_i \\ y_i = \rho(\varphi_i) \cdot \sin \varphi_i \end{cases} \quad (2.4)$$

で計算される．

2.4 環境の特徴的方位の検出手法

著者が提案する環境の特徴的方位の検出手法の処理の構造は，Algorithm 1 の擬似コードで示すとおりである．入力は，2 次元レーザースキャナによって得られた 1 つのスキャンデータであり，出力は，センサ座標系上における，ロボットの正面方向に対する環境の特徴的方位の角度である．提案手法は，下記の 3 つの処理に大別される．

1. 2 次元レーザースキャナによって得られた点群列で表現された形状情報をユークリッド空間上で隣接する測定点間の距離がなるべく一定となるように間引く
(*ThinOut()*)
2. 環境の形状情報を各方位へ投影して各方位毎の 1 次元の投影情報を作成
(*GetProjectionData()*)
3. 1 次元投影情報の分布を解析して特徴的な分布であるかを評価
(*EvaluateDirection()*)

本節では，まず，2.4.1 節でスキャンデータの間引き処理 (*ThinOut()*) について述べ，2.4.2 節でスキャンデータの 1 次元投影情報の作成処理 (*GetProjectionData()*) について述べる．次いで，形状情報の 1 次元投影情報の分布を解析して特徴的な分布であるかを評価する処理 (*EvaluateDirection()*) について，2.4.3 節で環境の形状情報の 1 次元投影情報のうちで最大の

頻度値が発生する方位を環境の特徴的方位と判断する手法について述べる．一方，その方法では実験室のように物体が煩雑に配置されている環境においては必ずしも人間が判断するのと同じ特徴的方位が精確には求まらないことがある．そこで，ひとまわり安定な手法として，2.4.5 節で投影情報を周波数空間で評価して環境の特徴的方位を検出する手法について述べる．最後に，2.5.3 節で提案手法を用いて行った対象環境における環境の特徴的方位の検出実験の結果を述べ，また，屋内環境の部屋や廊下の壁面に対して机や家具がある程度斜めに配置されていても，センサによって観測可能な範囲がある程度広ければ，特徴的方位を向く壁面が観測でき，特徴的方位を得ることが可能であるかを検討した．以下，これらの詳細について述べる．

Algorithm 1 特徴的方位計算アルゴリズム

Ensure: $\theta_D = \text{GetDominatDirection}(\text{Scan})$

$\text{Scan}' = \text{ThinOut}(\text{Scan})$

$\theta_D \leftarrow 0, M_{\max} \leftarrow 0$

$\theta = -90^\circ$

while $\theta < 90^\circ$ **do**

$P_\theta \leftarrow \text{GetProjectionData}(\text{Scan}', \theta)$

$M \leftarrow \text{EvaluateDirection}(P_\theta)$

if $M > M_{\max}$ **then**

$M_{\max} \leftarrow M$

$\theta_D \leftarrow \theta$

end if

$\theta \leftarrow \theta + 0.1^\circ$

end while

return θ_D

2.4.1 スキャンデータの間引き

2次元レーザースキャナの測定原理により，レーザー反射点の分布がセンサに近いところで密になり，遠く離れると疎になる．一方，測定点の密度が不均一となると，1次元の投影情報を作成した際，投票数に偏りが生じる．このため，まず，投影を行う前に，図 2.4 に示すように，スキャンデータをレーザーの照射方向の順に，隣接する点同士の距離が一定以上になり，反射点の分布がある程度均一となるように間引きを行う．実験では，間引きの間隔をセンサの仕様より 0.08 [m] とした．

2.4.2 1次元投影情報の作成とその特徴

スキャンデータの1次元投影情報の計算は，原理的には投影軸の向き毎に，その軸を適当な間隔のビンに区切り，各ビンに入るスキャンデータの点の数を数える．2次元レーザースキャナより得られるスキャンデータの投影方向 θ におけるスキャンデータ中の投影位置は，2次

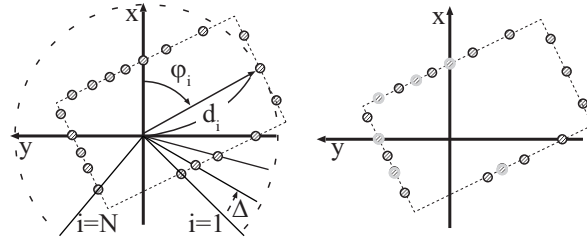


図 2.4: スキャンデータの間引き処理の適用前 (左) と適用後 (右)

元レーザースキャナの極座標表現された点群列の情報から次式より求められる.

$$\rho_{\theta}(i) = \rho(\phi_i) \cdot \sin(\phi_i + \theta) \quad (2.5)$$

投影方向 θ における投影情報は下の式で表される.

$$\begin{aligned} h_{\theta}(\kappa) : \{ \kappa = 0, \dots, len - 1 \} \\ = \sum_{i=1}^N f(\rho_{\theta}(i), \kappa) \end{aligned} \quad (2.6)$$

$$\begin{aligned} f(\rho, \kappa) = \\ \begin{cases} 1 & \text{if } (\kappa \Delta \rho - d_{max} < \rho \leq (\kappa + 1) \Delta \rho - d_{max}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.7)$$

評価実験のために実装した, 2次元レーザースキャナが得る 1 スキャンデータ毎に各方向の投影情報を作成するプログラムにおいては, 投影方向の角度 θ の間隔を 0.1 [deg], 投影方向の範囲を $\{-90 \leq \theta < 90\}$ [deg], 投影を行う測定点のセンサ原点からの最大距離 d_{max} を 10 [m], 投影軸の量子化間隔 $\Delta \rho$ を 0.04 [m] とした.

図 2.5 に示すような屋内環境において, レーザー走査面が水平となるように配置された 2 次元レーザースキャナより得られるスキャンデータは, 図 2.6(a) に示すように, その平面内にある物体の表面をサンプリングした点の位置情報の集合となる. このスキャンデータを, 2 次元平面内の各方位に対して一次的に投影すると, 図 2.6(b) に示すように, 環境の特徴的な方向への投影情報は, 環境中に存在する壁面の方位において, 壁面上の反射点がすべて一点に投影され, 投影情報はインパルス状の関数を含む. 一方, 図 2.6(c) に示すように, 特徴的な方位からずれた方向への投影情報は, 急峻なピークを持たず平坦でなめらかな形状となることが分かる. さらに, 図 2.7 に, 図 2.5 のスキャンデータに対して投影を詳細に行って作成した投影情報を描画した結果を示す. この測定例は, センサの正面方向 (0 [deg] の向き) を廊下の特徴的な方位である長手方向に対して, ほぼ一致させた状態で測定したものである. 図 2.7 より, θ が 0 [deg] の場合, 投影方向と特徴的な方位が平行になったため, 投影情報の形状が急峻となっているが, θ が 0 [deg] 以外の場合, 投影方向と特徴的な方位がずれており, 投影情報の形状が緩慢であることが分かる. したがって, この投影情報の急峻さから環境の特徴的な方位の認識が行えると考えられる. この処理は, クラスタリングなどを行わず, 単にスキャンデータの統計的な性質より特徴的な方位を求めるものである.



図 2.5: 筑波大学第3エリアL棟廊下におけるスキャンデータの取得の様子

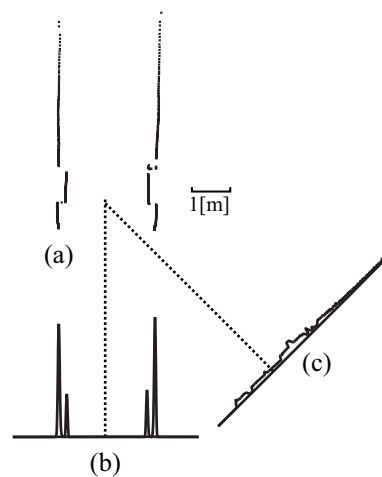


図 2.6: スキャンデータの1次元投影情報作成例 (a) スキャンデータ (b) 環境の特徴的方位に平行な方位で作成した投影情報 (c) 環境の特徴的方位と平行でない方位で作成した投影情報

2.4.3 投影情報の最大値を用いた特徴的方位の検出

前節で述べた通り，環境の特徴的方位はスキャンデータの各方位に対する1次元投影情報の形状の急峻さを評価することにより推定ができる．その投影情報の形状を判断する簡単な指標として，投影情報の最大値を用いる手法が考えられる．図2.7にもあるように，その投影情報を与える方位が環境中の壁面の方位と一致したとき，投影情報の中の最大値が鋭いピーク値をもつ．従って，その値を用いることにより，環境中の特徴的方位を検出するのがこの方法である．

投影情報の最大値を用いる本手法は，Hough変換を用いた画像中の直線検出[54]と同一の原理に基づく．本手法における計算方法で画像上のHough変換を用いた直線検出と異なる点は，パラメータ空間で投影情報を求めるためのピンの設定法と計算順序である．画像データに対するHough変換を用いた直線検出では，通常，2次元の画像上に記録されている各画素について，その点を角度と距離のパラメータ空間上で表し，そのパラメータ空間内の集積点

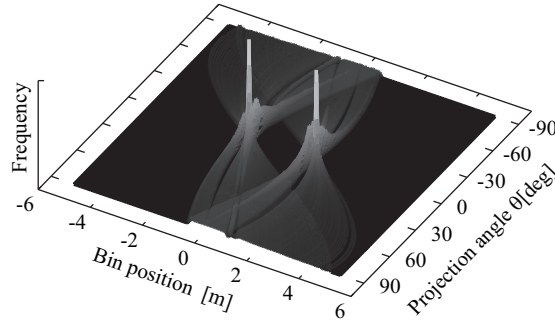


図 2.7: 投影方向 θ に関する 1 次元投影情報計算結果

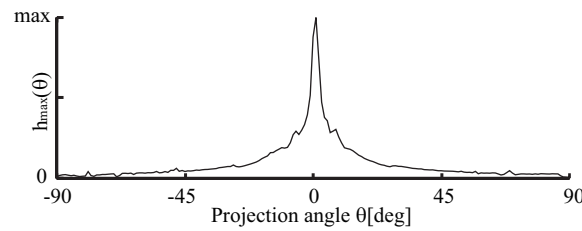


図 2.8: 投影方向 θ に関する投影情報の最大投票数 $h_{max}(\theta)$ 計算結果 ($\theta = 0$ [deg] にて最大値)

を検出することで、尤度の高い直線のパラメータを導出する。一方、本手法では、極座標で表される 2 次元点群データに対し直接回転を施し、その後に量子化を行っているため、角度の計算における誤差が軽減され、高精度で角度を検出ができる。また、各角度に対しては投影情報の最大値 $h_{max}(\theta)$ だけを記録すればよく計算に必要なメモリが少なく済む。

図 2.8 は、図 2.7 の例に対して各方位角 θ において作成した投影情報の最大値 $h_{max}(\theta)$ を記録したものである。このグラフでは、 $h_{max}(\theta)$ は投影の方位 θ が約 0 [deg] の付近で最大となっているが、これは、実際の環境の特徴的方位に一致しており、本手法により環境の特徴的方位が得られていることを示している。

2.4.4 投影情報の最大値を用いた特徴的方位の検出の問題点と失敗例

2 次元レーザースキャナのスキャンデータを用いて環境を認識する場合、2 次元レーザースキャナの測定誤差や計算誤差、量子化誤差などを考える必要がある。とくに、スキャンデータの 1 次元投影情報を求める際に問題となるのは、その量子化である。この量子化の主要なパラメータには、投影情報を作成する際の、ビンのサイズ、投影角度の分解能、スキャンデータの点数、スキャンデータの密度等がある。若干複雑な環境では、これらのパラメータと測定誤差の影響によっては、単に計算上で 1 次元投影情報に最大値を与える方位が建物や部屋の特徴的な方位とならない場合が存在する。

例として、若干複雑な形状をもつ筑波大学工学系棟 3L302-1 実験室内（図 2.9）での測定例を示す。図 2.10 は、この環境で得たスキャンデータであり、建物の元来の特徴的方位は、こ



図 2.9: 筑波大学第3エリア 3L302-1 実験室内外観

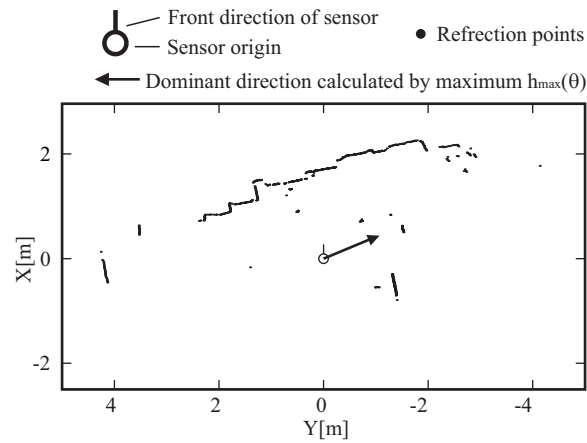


図 2.10: 煩雑な環境における投影情報の最大投票数 $h_{max}(\theta)$ に基づく特徴的方位検出結果

のスカンデータ中の短い直線が階段状に存在する部分各直線が向く主な方位であり、 x 軸方向を 0 [deg] として約 80 [deg] である。図 2.11 は、この例における投影方向 θ に対する 1 次元投影情報の最大値 $h_{max}(\theta)$ を示す。最大値 $h_{max}(\theta)$ のグラフには、複数のピークが現れているが、とくに、その中で最大の値を与える方位は、約 67 [deg] である。図 2.10 中に、この最大の値を与えるこの方位を向く直線を矢印で示すが、これは建物の元来の特徴的方位とは若干異なっている。これは、階段状のスカンデータの分布の平均的な方向に投票が集中し、投影情報の最大の値を用いた方位推定では、この平均的な方位を環境の特徴的な方位と誤って推定したためである。このことから、この手法が、ある程度複雑な形状をもつ室内では、人間により判断されるのと同じ特徴的方位を求めるのに十分ではないことを示している。

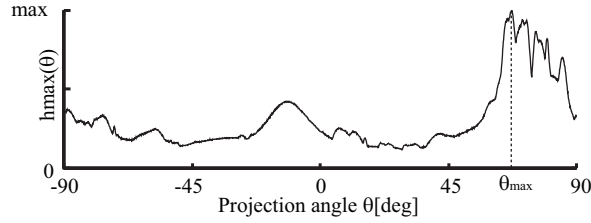


図 2.11: 煩雑な環境における投影方向 θ に関する投影情報の最大投票数 $h_{\max}(\theta)$ 計算結果 ($\theta = 67$ [deg] にて最大値)

2.4.5 振幅スペクトルを用いた特徴的方位の検出

前節の問題では，投影情報が鋭いピークを持たないものの，階段状の形状の平均的な方位が，各方向の投影情報の中で最大値を示し，環境の特徴的方位の推定に誤りが発生した．さて，建物の元来の特徴的方位は，主な直線的な形状が向く方位であり，その方位における，投影情報の形状はインパルス状の関数を含んでいる．本研究では，投影情報の形状を評価方法として，投影情報の周波数空間における特徴を用いる方法を考案した．データの特徴を知るために周波数空間で評価を行う手法には，音声の解析や画像のテクスチャ解析等でも広く利用されている．

2次元レーザースキャナから得られた2次元形状情報を2次元の画像として見た場合，その画像を空間周波数情報へ変換し，位相情報を無視した各空間周波数成分の強さのみを表した，2次元振幅スペクトルを生成することで，スキャンデータの全体の特徴を把握することができる．そして，その2次元振幅スペクトルを，極座標変換し，直流成分を中心に方位と周波数成分の強さについて考えると，各方向のデータは2次元の原画像の方位毎の特徴を示している．とくに，2次元データの形状が特徴的な方向では，その投影情報にインパルス状の関数を含んでおり，振幅スペクトルの分布が高周波数成分に広がる．それに対し，特徴的方位からずれた方位では，投影情報は平滑化され，その振幅スペクトルの分布は低周波数成分にシフトする．つまり，2次元振幅スペクトルの分布が高周波数成分に広がる方位が，原画像上の特徴的な方位を示していると考えられる．

一方，画像の2次元振幅スペクトルを極座標表現したものの角度 θ に対するデータは，原画像のその方向 θ に対する投影情報の1次元の振幅スペクトルに一致する．従って，まず，スキャンデータの各方位に対する1次元投影情報を作成し，その振幅スペクトルの分布を評価すればスキャンデータの特徴的方位の検出を行することができる．

前述の通り，特徴的な方位では，スキャンデータの1次元投影情報の振幅スペクトルの分布が高周波数成分に広がる．従って，本手法では，高周波成分になるほど重みが大きくなる，振幅スペクトルの周波数成分に対する n 次モーメント

$$E_n(\theta) = \int_0^{\infty} \omega^n \Phi_{\theta}(\omega) d\omega \quad (2.8)$$

を各方位 θ の特徴度の指標として評価することとする．そのための，具体的な計算法を以下に示す．

1. 投影方向 θ に対する，スキャンデータの投影情報 h_θ を求める．
2. 投影情報 h_θ にフーリエ変換を適用し，空間周波数情報へ変換した $H_\theta(\omega)$ を

$$H_\theta(\omega) = \sum_{\kappa=0}^{len-1} h_\theta(\kappa) e^{-2\pi i(\frac{\omega\kappa}{len})} \quad (2.9)$$

より求める．ここで， len は 1 次元配列で表現された投影情報の要素数である．

3. 回転角度 θ に対し，振幅スペクトル $\Phi_\theta(\omega)$ を

$$\Phi_\theta(\omega) = |H_\theta(\omega)| \quad (2.10)$$

より求める．

4. 振幅スペクトル $\Phi_\theta(\omega)$ の周波数 ω についての n 次モーメント式 (2.8) を求め，求めた $E(\theta)$ を最大とする，

$$\theta_o = \arg \max_{\theta} E_n(\theta) \quad (2.11)$$

をセンサの正面方向に対する特徴的方位との角度とする．

2.4.6 モーメントの次数の決定

ここで，式 (2.8) における適切なモーメントの次数を定めるため，具体的なスキャンデータに対して $n = 0, 1, 2$ とし $E_n(\theta)$ を求めた．ここで使用した 2 次元レーザースキャナのスキャンデータは，2.4.4 節において，特徴的方位推定に失敗したものを使用した．

図 2.12 は，図 2.10 で示したスキャンデータの各投影情報に対し，振幅スペクトルを求めたものである．この図では， θ が 80 [deg] で周波数スペクトルに大きな高周波成分を含んでおり，この方位が環境の特徴的方位であることが分かる．図 2.13 に，投影方向 θ に対する振幅スペクトルの分布の評価値 $E_n(\theta)$ の値を $n = 0, 1, 2$ に対して示す．図 2.13 において，振幅スペクトルの 0 次モーメントを用いた評価値 $E_0(\theta)$ は，10 [deg] 程度の間隔を開けて 2 つの大きなピークを持っており特徴的方位を一意に判断できない．これに対し，1 次モーメントや 2 次モーメントを用いた評価値の $E_1(\theta)$ や $E_2(\theta)$ では約 80 [deg] に 1 つだけピークを持っており，図 2.14 で矢印に示す $E_1(\theta)$ より求めた特徴的方位からも，これが正しい特徴的方位となっている．これは，1 次や 2 次モーメント以降では，高い周波数になるに連れて重みが掛かるため，1 次元投影情報の最大値に大きなピークが複数立ち，2.4.3 章の手法は誤った方位を特徴的な方位とする場合も，正しい方位が特徴的方位として計算できると考えられる．そこで，本手法においては，振幅スペクトルの周波数に関する 2 次モーメントを用いて方位の評価を行い，特徴的方位を求めることとした．

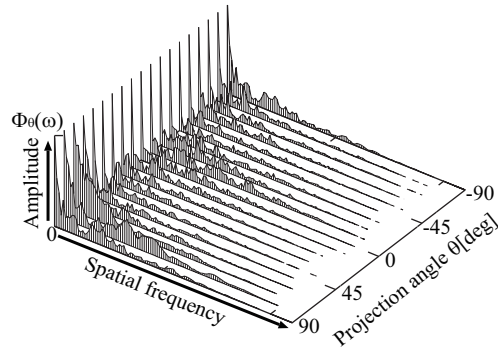


図 2.12: 投影方向 θ に関する 1 次元投影情報の振幅スペクトル計算結果

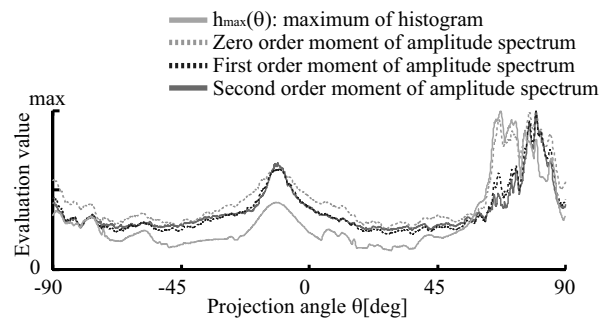


図 2.13: 投影方向 θ に関する各評価値計算法の結果 (投影情報の最大投票数と振幅スペクトルの n 次モーメント ($n=0,1,2$))

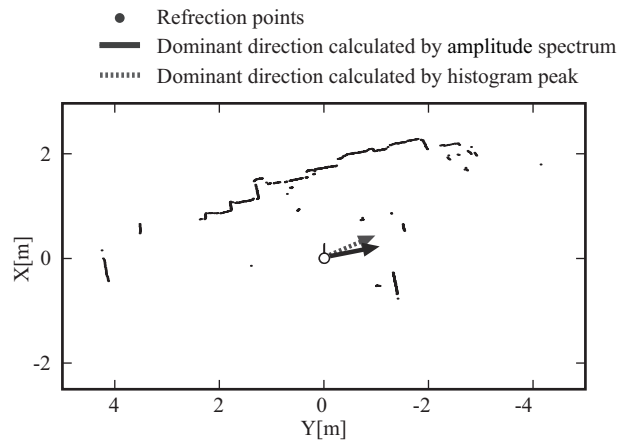


図 2.14: 煩雑な環境にける振幅スペクトルの 2 次モーメントに基づく環境の特徴的方位検出結果

2.4.7 実験による有効性の検証

ここでは、2次元レーザースキャナより取得したスキャンデータの中から環境の特徴的方位を抽出してロボットの向きの追跡を行い、その方位の推定誤差について評価を行った。本章で述べた環境の特徴的方位の計算法を評価し、また、建物内の環境認識に特徴的方位を用いることの有効性を確かめるための実験を行った。環境は筑波大学工学系棟の廊下と一つの実験室とし、環境内でロボットを走行させて、2次元レーザースキャナが得たスキャンデータの列を記録した。このデータ列に対し、本章で示した2つの方法でスキャンデータから得た特徴的方位によるロボットの環境に対する方位の測定による自己方位の認識を実行させ、その実験結果に対して、ロボットのオドメトリにより測定されたロボットの方位を基に評価を行った。これには、移動ロボットとしては、著者らの研究室が有する山彦 Meros を使用した。実験においては、人間がロボットを無線コントローラで操縦し動作させ、ロボットは、前回の測定を行った位置・姿勢から 0.3[m] 以上、もしくは 5 [deg] 以上変化する毎に、自律的に環境データを取得するようプログラムした。また、初期位置における環境の特徴的方位を基準方位 (0[deg]) とし、ロボットの向きをロボットの正面方向と環境の特徴的方位との相対角度により求めた。なお、ロボットは比較的ゆっくりと動くものとし、スキャンデータを取得する間に 45 [deg] 以上向きが変化することはないと仮定して、ロボットに対する環境の特徴的方位が前回の測定に比べて 45 [deg] 程度変化した場合は、特徴的方位が前回の方位に対し垂直な方向に変化したと判断してロボットの方位を 90 [deg] ずらす処理を行った。

[廊下環境における実験]

対象とした環境は、図 2.5 の写真に示される廊下である。その建物配置を図 2.15 に示す。この環境は、ほぼ全域が直角・平行に配置された壁で囲まれており、各時刻のロボットから見た特徴的方位は、比較的容易に求められると期待される。この実験では、測定開始地点を工学系棟 L 棟北端とし、ロボットを図 2.15 のように、1220 [m] を走行させた。この実験は、特徴的方位を用いることにより、長距離の走行でも大きな誤差なくロボットの方位推定が可能であることを確認することを目的とした。

この走行中、ロボットは 1742 箇所の地点において、環境の特徴的方位を 2.4.3 節と 2.4.5 節で示した方法によって計算し、これに基づいて自己の向きの推定を行った。その結果を図 2.16 に示す。また、図 2.17 は、1742 回の方位推定について、オドメトリによって推定した方位と 2.4.3 節や 2.4.5 節の方法によって求めた方位との差をグラフにしたものである。図 2.16 と図 2.17 から、提案した 2 つの手法を用いた方位推定とオドメトリの差は走行するにつれて徐々に大きくなっている。これは、オドメトリによる方位推定における累積誤差の影響と考えられる。そこで、累積誤差の値を走行距離に比例した系統的な誤差とみなし、手動で経路上の 25 箇所の直線的に走行した区間を用いてオドメトリの角度の累積誤差を補正した。この補正したオドメトリによって求めたロボットの方位と 2.4.3 節や 2.4.5 節の方法によって求めた方位との差をグラフにしたものを図 2.18、図 2.19 に示す。図 2.18、図 2.19 は、提案手法における誤差と累積誤差以外のオドメトリによる推定方位の誤差が加算されたものであるが、オドメトリはキャリブレーションされており、また、これらの誤差は独立と考えられるので、こ

の値を提案手法の誤差の評価に用いて差し支えないと考えられる。

図 2.18 より、累積誤差の除去処理を施したオドメトリによる推定方位と、スキャンデータの投影データの最大値を用いた手法（2.3 節）で求めた推定方位の差は、全体の標準偏差が 0.7 [deg]、最大値は 9.2 [deg] であり、1742 点中 1440 点で、1 [deg] 以下であった。一方、図 2.19 より、振幅スペクトルを用いる手法（2.5 節）で求めた推定方位の差は、全体の標準偏差が 0.6 [deg]、最大値は 3.6 [deg] であり、1742 点中 1498 点で、1 [deg] 以下であった。

実験コースの最後の位置で投影データの最大値による方位推定に 9.2 [deg] の誤差が生じた。これは、建物に対して、細切れであっても多くの直線的な形状が特徴的な方位を向いているにもかかわらず、建物に対して斜めに存在する防火扉がセンサの視野の大部分を占めており、ヒストグラムの最大値を用いる手法では、最も大きな直線的な形状を特徴的な方位として検出たと考えられる。一方、振幅スペクトルを用いる手法は、その多くの直線的な形状が向く方位において、投影データがインパルス状となり、環境の特徴的な方位を正しく検出できたと考えられる。

この結果より、実験を行った環境では、

1. 2.3 節で示した投影データの最大値を用いる推定法であってもほぼ精確に環境の特徴的方位を求めることが可能
2. しかし、2.5 節で示した振幅スペクトルを用いる方法の方が若干誤差が少ない

ことが結論づけられた。この実験結果より、廊下のように環境がほぼ直角・平行な壁面で構成され、その直線が十分に観測できる環境では、特徴的方位の推定によって、十分精確にロボットの方位推定が可能であり、本提案手法は極めて有効であることが確認された。

[実験室内における実験]

対象とした環境は、筑波大学工学系棟内の 3L302-1 実験室内（図 2.9）であり、多くの机や椅子、キャビネット等があり、ある程度複雑な形状をもつ。この部屋の什器は、ほぼ壁に平行に置かれているが、厳密には直角・平行とはなっていない。図 2.20 は、この部屋に机を設置した際の配置図であるが、実際の机や棚の配置は、この配置図とは若干異なる。このように、厳密に直角・平行を意識していない配置においても、実際は壁面が直接観測されたり、あるいは、机などの什器の表面が概ね壁に平行であることにより、室内の各位置で測定される特徴的方位はどこでもほぼ同じ方位（又はその直角方向）となっていることが期待される。

その期待が正しいか否か、あるいは、室内で測定されたスキャンデータに基づいて決められた特徴的方位が、どの程度壁面の向き（又はその直角方向）に一致しているかを評価することがこの実験の目的である。

実験では、実験室入り口付近を測定開始地点とし、ロボットを図 2.20 のように周回させ、約 36 [m] を走行させた。ロボットの車輪径とトレッド等のパラメータは十分に調整しており、また、この室内では、路面にほとんど凹凸が無く、車輪のスリップがほとんど無いため、36[m] 程度の走行では急な加減速をしない限りオドメトリによる方位推定の累積誤差は影響がない程度に抑えられている。従って、オドメトリによって推定した方位は十分に正しいと考え、こ

れと2つの方位推定手法の比較を行った。

この実験環境において、オドメトリと第2章で提案した手法によって方位を推定した結果を図2.21に示す。図2.21より、この環境においても、2.4.3節や2.4.5節の方位推定手法によって求めた特徴的方位が、十分に調整されたオドメトリによって求められた実際の方位と同程度の精度を持っていることが分かる。

図2.22は、この実験における132回の方位推定について、オドメトリによって推定した方位と、2.4.3節や2.4.5節によって求めた方位との差をグラフにしたものである。図2.22より、提案する2つの手法を用いた方位推定は、オドメトリに比べて平均的に約2 [deg]程度のオフセットがあった。これは、センサの正面方向とロボット正面方向の取り付け誤差や、初期位置におけるロボットの設置誤差が影響と考えられた。そこで、この平均値を除いた方位差について検討した。

2.4.5節で提案した投影データの振幅スペクトルを用いた方位推定では、132点のうち128点において、オドメトリによって推定した方位に比した差は5 [deg]以下であり、差の標準偏差は2.3 [deg]であった。この差には、オドメトリの誤差、実際の什器等の配置が壁に直角・平行でないことによる誤差が含まれるが、この室内であってもほとんどの点で、振幅スペクトルを用いた手法により推定される特徴的方位が約2.3 [deg]程度の精度で建物の壁面の方位に一致していると結論された。なお、2.3節で示した投影データの最大値を用いる方位推定では、132点のうち26点でオドメトリとの差が5 [deg]を超え、その標準偏差は5.3 [deg]であった。また、スキャンデータの各投影方向における振幅スペクトルを用いた2.4.5節の方位推定手法の方が、オドメトリと比較して大きく異なった方位を推定したことは無かった。

以上の実験結果より、このような環境においても、2次元レーザースキャナで測定されるスキャンデータから求めた環境の特徴的方位により、ロボットの向きをある程度精度に推定することができる。また、2.5節で提案した振幅スペクトルを用いる特徴的方位の推定法の方が精度がよいことが結論された。

なお、この方位推定においては、2.5節に示した振幅スペクトルを用いた手法により推定した環境の特徴的方位がオドメトリで求められた方位の推定値と大きく異なっていた例も存在する。そのスキャンデータの例を図2.23に示す。この例では、スキャンデータは、遠くの壁面からの反射等をほとんど含まず、什器等による反射によるいくつかの直線を含んでいる。図2.24に、この図2.23のスキャンデータの各投影方向における評価値を示す。各投影方向の振幅スペクトルを用いた評価値では、最大値の方位付近で2つのピークを得ており、その1つはオドメトリで得られる方位と一致していたが、評価値の最大値を与えた方位は、それとは10 [deg]程度異なる方位であった。この結果は、室内の什器がその程度傾いて配置されていたことが理由と考えられる。しかし、全体では、このような状況が生じる頻度は小さく、実験結果は、環境の特徴的方位は場所によらないという仮定に基づく方位推定が十分に実用的であることを示していると考えられる。

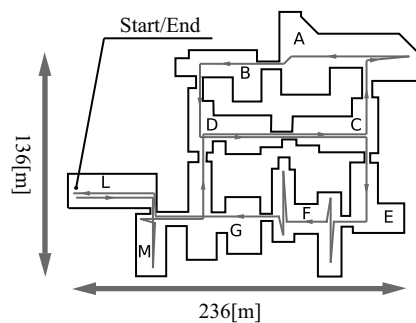


図 2.15: 筑波大学工学系棟内の廊下環境におけるロボットの走行軌跡

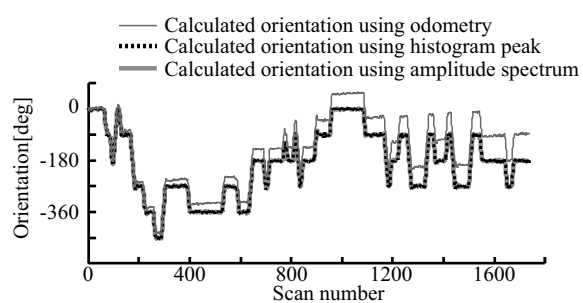


図 2.16: 廊下環境におけるロボットの向きの推定結果

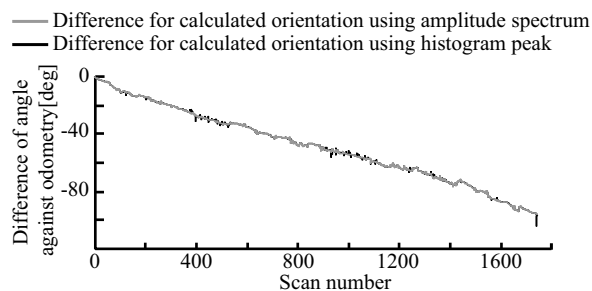


図 2.17: ロボットの向きの推定に関する提案手法とオドメトリとの差分値

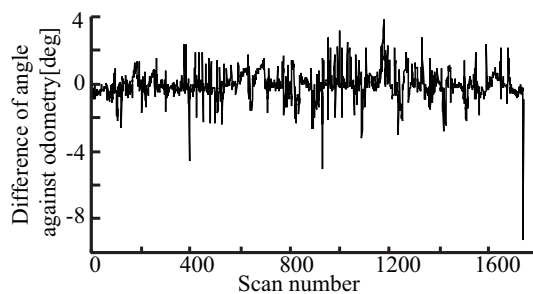


図 2.18: ロボットの向きの推定に関する投影情報の最大投票数を用いた手法と補正されたオドメトリとの差分値

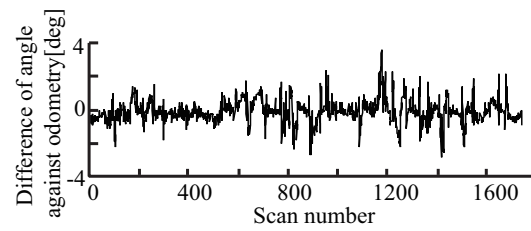


図 2.19: ロボットの向きに関する投影情報の振幅スペクトルを用いた手法と補正されたオドメトリとの差分値

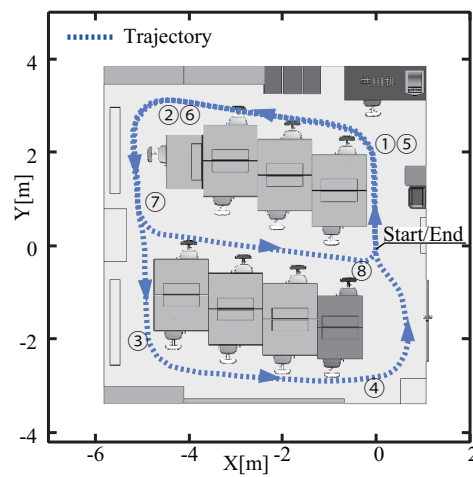


図 2.20: 筑波大学第3エリア 3L302-1 実験室内におけるロボットの走行軌跡

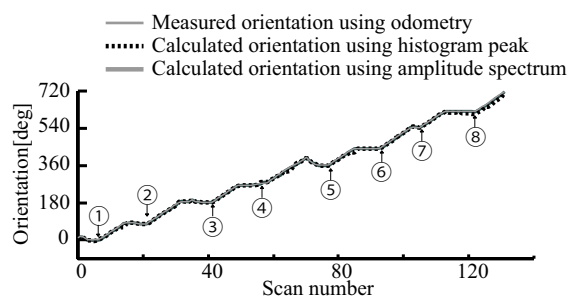


図 2.21: 3L302-1 実験室内におけるロボットの向きの推定結果

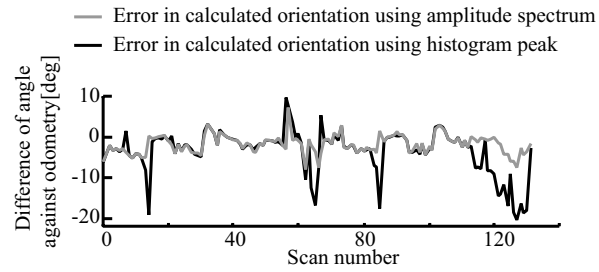


図 2.22: 3L302-1 実験室内におけるロボットの向きに関する提案手法と補正されたオドメトリとの差分値

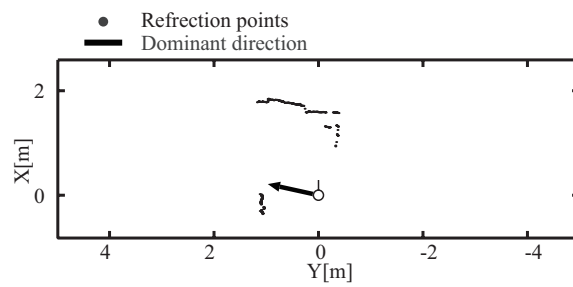


図 2.23: 3L302-1 実験室内において環境の特徴的方位検出が失敗した例

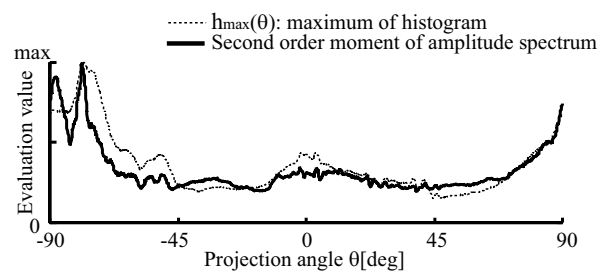


図 2.24: 環境の特徴的方位検出が失敗した例における投影方向 θ に関する評価値の計算結果

2.5 オドメトリの修正に基づく自己位置推定手法

本節では、著者が提案するオドメトリにより推定されたロボットの位置姿勢を環境の特徴的方位を用いて修正する手法について説明する．ロボットが舗装された路面上を走行し、路面と車輪の間のスリップがあまりない場合、短い走行距離では、オドメトリの累積誤差は小さく信頼できる値である．よって、著者はある程度の間隔でオドメトリにおけるロボットの向きの推定結果を修正し、この修正量を過去に渡って補完することで、位置誤差の累積を抑えることができると考えた．

2.5.1 節で、本研究で対象とする移動ロボットより得られるオドメトリの説明とそれによって得られる逐次的な自己位置推定方法について述べる．2.5.2 節で、環境の特徴的方位を用いて走行軌跡と自己位置を修正する方法について述べる．最後に、2.5.3 節で提案手法を用いて行った対象環境における自己位置推定実験の結果について述べる．

2.5.1 オドメトリ

オドメトリとは、車輪型移動ロボットにおける車輪やステアリングの回転角度の計算から、それぞれの移動量を求め、その累積計算からロボットの位置を推定する手法の総称である．一般に、本研究で対象とするような2次元平面上を移動する独立二輪操舵型のロボットの場合、地上に固定された座標系におけるオドメトリを用いた現在時刻 t の自己位置 $P(t) = (x(t), y(t), \theta(t))^T$ は、初期の位置姿勢 $P(0) = (x_0, y_0, \theta_0)^T$ とロボットの並進速度 $v(t)$ 、回転角速度 $\omega(t)$ を用いて次式で計算できる．

$$P(t) = \begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \\ \theta(t) \end{pmatrix} = P(0) + \begin{pmatrix} \int_0^t v(\tau) \cos(\theta(\tau)) d\tau \\ \int_0^t v(\tau) \sin(\theta(\tau)) d\tau \\ \int_0^t \omega(\tau) d\tau \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

本研究で使用した移動ロボットでは、左右の動輪それぞれを駆動するモータにエンコーダが取り付けられており、エンコーダの出力するパルス数を一定のサンプリング時間で測定し、車輪の速度を計算する．つまり、式 2.12 に示すように連続値として並進速度や回転角速度を得るのではなく、一定のサンプリング時間 Δt で $v(t)$ 、 $\omega(t)$ を推定し、次式のように自己位置を計算する．

$$P(t) = P(t - \Delta t) + \Delta t \begin{pmatrix} v(t - \Delta t) \cos(\theta(t - \Delta t)) \\ v(t - \Delta t) \sin(\theta(t - \Delta t)) \\ \omega(t - \Delta t) \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

次式に示す通り、並進速度は車輪の平均回転速度から求められ、回転角速度は車輪の回転速度の比率から求められる．

$$\begin{aligned} v(t) &= \frac{r_R \omega_R + r_L \omega_L}{2} \\ \omega(t) &= \frac{\omega_R - \omega_L}{T} \end{aligned} \quad (2.14)$$

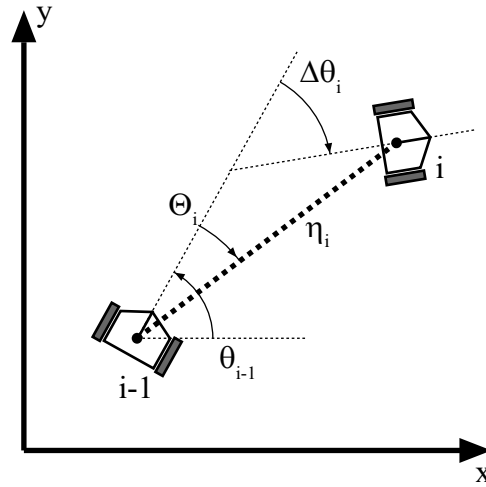


図 2.25: オドメトリの走行軌跡の表現

こうして得られた $v(t), \omega(t)$ は，左右の車輪半径 (r_R, r_L) や車輪間隔 (T) の測定誤差，組み立て時の歪みなどのロボットの内部についての要因と，路面と車輪の間の摩擦の変化などの外部についての要因によって，推定した速度と実際の対地速度との間に誤差が生まれる．これを積算して求めたロボットの位置姿勢は，走行距離が長くなるに連れて誤差が蓄積し，実際の位置姿勢に対する推定値との誤差が増大する．式 2.12 に示すように，位置誤差の増大には，並進速度と回転角速度の両者の推定誤差が関係するが，とくに，ロボットの回転角速度を用いたロボットの向きの変化量は，最終的に得られるロボットの位置に二乗的な影響を与える．一方で，ロボットの並進移動量は，比較的容易にその誤差を少なく抑えることができる．つまり，位置誤差の累積を低減するには，このロボットの向きに関する誤差の累積を解消することが非常に有用であると考えられる．

2.5.2 走行軌跡の修正と自己位置の計算

2.5.1 節の通り，オドメトリを用いて逐次的な自己位置の推定を行う場合，走行距離についてある程度校正された移動ロボットであれば，ロボットの向きの累積誤差を解消するだけで，自己位置推定の累積誤差を大幅に低減できる．

提案手法では，図 2.25 に示すように，オドメトリによってロボットの位置姿勢に一定以上の変化が発生する毎にその位置姿勢の変化量を記録し，初期位置から現在時刻まで時系列順に記録したものを，オドメトリを用いたロボットの走行軌跡と呼ぶこととした．並進量については，移動量を測定した地点間の距離 η を記録し，回転量については，前回の測定におけるロボットの正面方向に対する今回の測定位置の方位 Θ と，計測点間におけるロボットの向きの差分 $\Delta\theta$ の 2 つを記録することとした．この走行軌跡の情報を用いて，注目する計測回 i におけるロボットの位置姿勢 $P(i) = (x_i, y_i, \theta_i)^T$ は，そのひとつ前の計測位置 $i-1$ の情報と並

進量と回転量の情報から，式 (2.15) で計算できる．

$$P(i) = P(i-1) + \begin{pmatrix} \sin(\theta_{i-1}) & -\cos(\theta_{i-1}) & 0 \\ \cos(\theta_{i-1}) & \sin(\theta_{i-1}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \eta_i \cos(\Theta_i) \\ \eta_i \sin(\Theta_i) \\ \Delta\theta_i \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

提案手法では，次の順で走行軌跡の修正と自己位置の計算を行う．

1. スキャンデータから環境の特徴的方位の抽出

2.4.5 節で示した手法を用いてロボットの正面方向に対する環境の特徴的方位の角度を求める．ここで，投影情報の評価値に閾値を設け，閾値を超える場合には，その情報を採用し以下の処理を適用して走行軌跡の修正を行う．

2. 環境の特徴的方位を用いたロボットの向き の推定

初期位置における環境の特徴的方位を基準方位 ($0[\text{deg}]$) とし，ロボットの向きをロボットの正面方向と環境の特徴的方位との相対角度により求める．なお，ロボットは比較的ゆっくりと動くものとし，スキャンデータを取得する間に $45[\text{deg}]$ 以上向きが変化することはないと仮定して，ロボットに対する環境の特徴的方位が前回の計測に比べて $45[\text{deg}]$ 程度変化した場合は，特徴的方位が前回の方位に対し垂直な方向に変化したと判断してロボットの方位を $90[\text{deg}]$ ずらす処理を行った．

3. ロボットの向きに関する累積誤差 θ_{err} の計算

前述の相対的な回転量を積算して求めた現在のロボットの向き θ と，環境の特徴的方位を追跡することによって求めたロボットの向き θ_D との差分から計算する．

$$\theta_{err} = \theta_D - \theta \quad (2.16)$$

4. ロボットの向きの修正量 $\Delta\theta_{err}$ の計算

現在対象としている測定点から過去にさかのぼり，環境の特徴的方位を用いた補正が行われていない測定点を走行軌跡の情報から求め，その範囲と補正の対象となる走行軌跡の測定点の個数 M を求める．そして，次式に示す通り，対象となる範囲の走行軌跡の測定点の個数で分割した θ_{err} を各位置姿勢の変化量の修正量とした．

$$\Delta\theta_{err} = \frac{\theta_{err}}{M} \quad (2.17)$$

5. 自己位置の再計算

前述のロボットの向きの変化についての修正量 $\Delta\theta_{err}$ を，対象となる範囲の走行軌跡の情報に適用する．具体的な位置姿勢の再計算は，式 (2.18) を用いて計算した．

$$P(i) = P(i-1) + \begin{pmatrix} \sin(\theta_{i-1}) & -\cos(\theta_{i-1}) & 0 \\ \cos(\theta_{i-1}) & \sin(\theta_{i-1}) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \eta_i \cos(\Theta_i + \Delta\theta_{err}) \\ \eta_i \sin(\Theta_i + \Delta\theta_{err}) \\ \Delta\theta_i + \Delta\theta_{err} \end{pmatrix} \quad (2.18)$$

以上の処理を行い、ロボットの向きの推定誤差が累積した範囲の走行軌跡について、累積誤差を補正するような修正量を分配し、修正の対象となる走行軌跡を再計算することで、ロボットの向きだけでなく位置の累積誤差も修正される。

2.5.3 実験による有効性の検証

ここでは、環境の特徴的方位を用いたオドメトリの走行軌跡修正の基づく自己位置推定の有効性の検証実験について述べる。この実験では、特徴的方位を用いることにより、長距離の走行でも推定位置の累積誤差を抑えてロボットの自己位置推定が可能であることを確認することを目的とした。ただし、広大な環境において、実世界におけるロボットの位置姿勢に関する真値を得ることは困難である。そこで、ある程度の長い経路長をもつ周回経路をロボットに走行させ、実世界でメジャーやそれに準ずる方法で測定した周回経路の始点と終点の位置関係と、自己位置推定によって求めた始点と終点の位置関係を比較することにより、自己位置推定における累積誤差を評価することとした。具体的に、実世界における周回経路の始点と終点の位置関係は、それぞれの地点で取得したスキャンデータの形状情報をビューア上で描画し、人間がビューア上で一方のスキャンデータの形状に並進移動と回転移動をさせてもう一方のスキャンデータに重ね合わせ、最終的に最も形状の重なり合いがとれた際の並進移動量として求めることとした。このビューアを用いた周回経路の始点と終点の間の位置関係の測定は、センサを中心に約 30 [m] の範囲にあるスキャンデータを使用し、手動での位置合わせは、並進移動は 0.01 [m] 刻み、回転移動は 0.1 [deg] 刻みで位置合わせを行った。従って、周回経路の始点と終点の間の位置関係の測定は、およそこの刻み幅の精度によって評価を行った。

実験では、図 2.26 に示すように、移動ロボットが、筑波大学工学系棟内 3 階の廊下内の総走行距離約 1.13 [km] の経路を走行して計測した 2816 回分のスキャンデータ、筑波大学第 3 エリア屋外周辺の総走行距離約 2.11 [km] の経路を走行して計測した 5054 回分のスキャンデータ、2 種類のスキャンデータの列を用いた。このデータ列に対し、

1. 環境中に不変な特徴的方位があるという仮定の下で、前節で示した方法でスキャンデータから得た特徴的方位によるロボットの環境に対する方位の計測による自己方位の認識
2. その方位情報を元にした走行軌跡の修正と自己位置推定

を実行させた。

移動ロボットとしては、著者らの研究室が有する山彦 YM2000 を使用した。このロボットには、環境形状測定用センサとして、北陽電機 (株) 製 2 次元レーザースキャナ UTM-30LX を、スキャン平面が床面と平行で高さは約 1.9[m] となるよう搭載した。実験においては、人間がロボットを無線コントローラで操縦し動作させ、ロボットは、前回計測位置と姿勢から 0.4 [m] 以上、もしくは 10 [deg] 以上変化する毎に、自律的に環境データを取得するようプログラムした。また、このロボットのオドメトリは、走行距離を約 0.1 [%] 程度の誤差となるように事前に校正した。

[屋内環境における自己位置推定実験]

対象とした屋内環境は、ほぼ全域が直角・平行に配置された壁で囲まれており、各時刻のロボットから見た特徴的方位は、比較的容易に求められると期待される。この実験では、計測開始地点を工学系棟北端とし、総走行距離約 1.13 [km] の経路をを走行させた。この走行中、ロボットは 2816 箇所のすべての地点において、環境の特徴的方位を 2.4.5 節で示した方法によって計算し、これに基づいてロボットの向きの推定と走行軌跡の修正を行った。図 2.27 に、オドメトリを用いた走行軌跡と提案手法を用いて計算した走行軌跡の計算結果を示す。図 2.26 と図 2.27 を比較することにより、提案手法によりロボットの向きに関する累積誤差とそれに起因する推定位置の累積誤差が軽減されていることが分かる。また、推定位置の累積誤差は、860 [m] の周回経路で図 2.27 の x 軸方向に約 0.10 [m]、y 軸方向に約 0.07 [m] であり、1130 [m] の周回経路で x 軸方向に約 0.20 [m]、y 軸方向に約 0.21 [m] だった。この実験結果より、廊下のように環境がほぼ直角・平行な壁面で構成され、その直線が十分に観測できる環境では、特徴的方位の推定によって位置誤差の累積を抑えたロボットの位置の推定が可能であり、本提案手法は極めて有効であることが確認された。

[屋外環境における自己位置推定実験]

対象とした屋外環境は、建物周辺の通路では直角・平行に配置された壁で囲まれており、各時刻のロボットから見た特徴的方位は、比較的容易に求められると期待される。一方で、周辺が開けた区間や、周囲を街路樹に囲まれた区間も存在し、ある程度の場所では特徴的方位が観測できない区間が存在する。ここでは、2.4.5 節で示した特徴的方位の検出において、評価値に設定した閾値によって検出結果の取舍選択を行い、一定の閾値を超えた検出結果のみを採用して、走行軌跡の修正を行った。この実験では、筑波大学第 3 エリア L 棟玄関前を計測開始地点とし、総走行距離約 2.16 [km] の経路をを走行させた。この走行中、ロボットは 5054 箇所のうち 45 [%] (2296 箇所) の地点において、環境の特徴的方位を 2.4.5 節で示した方法によって計算し、これに基づいて自己の向きの推定と走行軌跡の修正を行った。図 2.28 に、オドメトリを用いた走行軌跡と提案手法を用いて計算した走行軌跡の計算結果を示す。図 2.26 と図 2.28 を比較することにより、提案手法によりロボットの向きに関する累積誤差とそれに起因する推定位置の累積誤差が軽減されていることが分かる。また、推定位置の累積誤差は、440 [m] の周回経路で図 2.28 の x 軸方向に約 0.11 [m]、y 軸方向に約 0.24 [m] であり、2116 [m] の周回経路で x 軸方向に約 0.26 [m]、y 軸方向に約 0.48 [m] だった。この結果より、この実験結果より、建物周辺の屋外環境のように、ある程度の頻度で直角・平行な壁面で構成された特徴を観測できる環境では、特徴的方位の推定によって位置誤差の累積を抑えたロボットの位置の推定が可能であり、本提案手法は極めて有効であることが確認された。

本章で示した実験例より、多くの建物内の広範囲な環境や、建物周辺の環境においても、建物の特徴的方位が利用でき、環境の特徴的方位推定を用いたオドメトリの走行軌跡の修正によって、実用的に位置誤差の累積を抑えたロボットの位置の推定が可能であることが示されたと考えられる。

- Trajectory in outdoor environment
- Trajectory in indoor environment

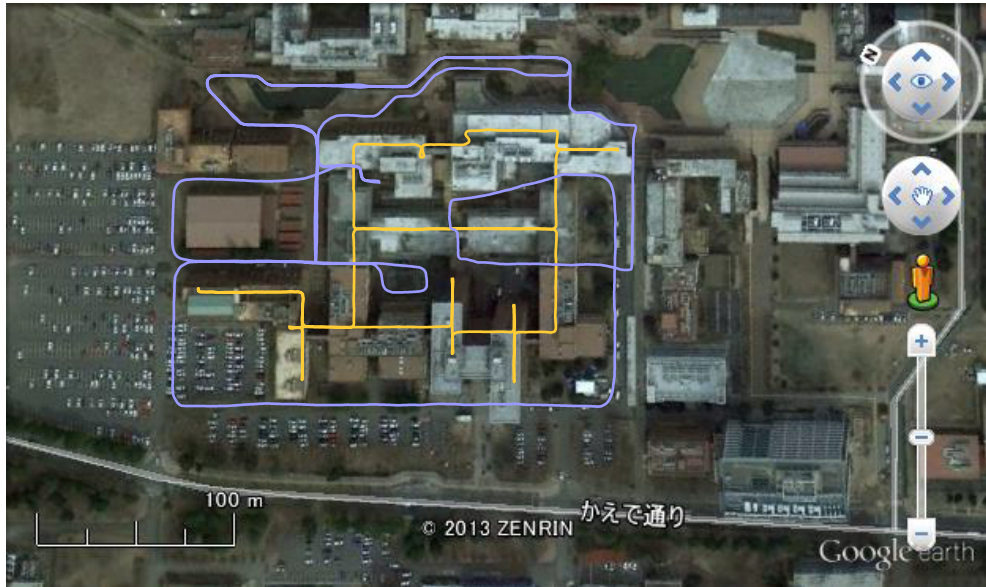


図 2.26: 筑波大学第3エリアの航空写真と実験経路

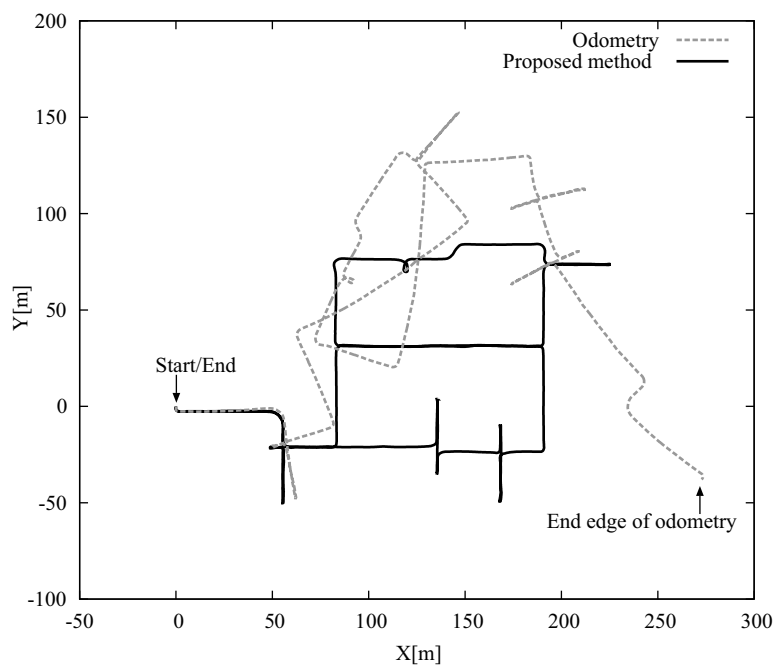


図 2.27: 屋内環境における自己位置推定結果

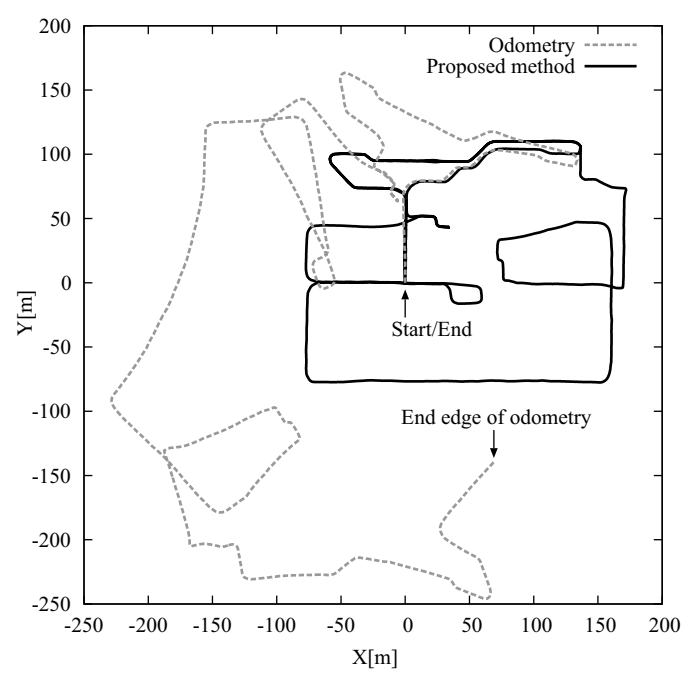


図 2.28: 屋外環境における自己位置推定結果

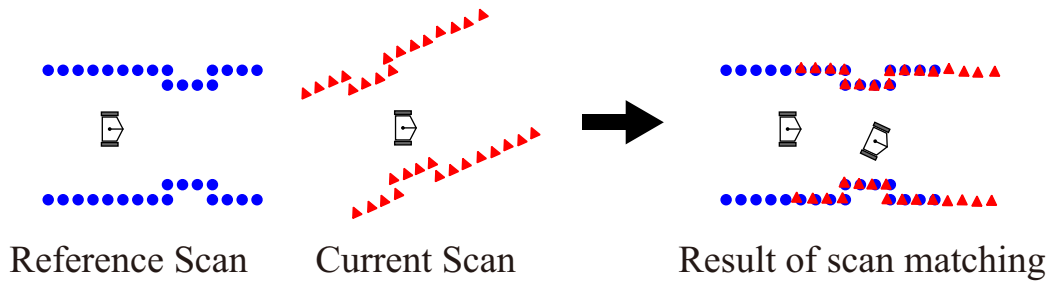


図 2.29: 2次元レーザースキャナのスキャンデータを用いたスキャンマッチングの概要

2.6 スキャンマッチングを用いた自己位置推定手法

本節では、著者が提案する環境の特徴的方位を利用したスキャンマッチングによる自己位置推定手法について説明する．移動ロボットがオドメトリによって十分な精度で位置姿勢の変化量を取得できない場合、環境の形状情報を取得し、その情報を逐次比較することで、時々刻々の位置姿勢の変化量を求める．本研究で対象とするような2次元レーザースキャナのように、広い視野と十分な測定精度によって形状情報の取得できる場合、その形状情報を逐次比較することで、オドメトリを用いずに逐次的な自己位置の推定ができる．よって、著者はスキャンマッチングにおいて特に向きに関するマッチングの精度を高めることで、オドメトリを必要とせずに位置誤差の累積の少ない自己位置推定ができると考えた．

2.6.1 節で、本研究で対象とするスキャンマッチングについて述べる．2.6.2 節で、環境の特徴的方位を利用したスキャンマッチングによる走行軌跡の推定と自己位置の計算法について述べる．最後に、2.6.3 節で提案手法を用いて行った対象環境における自己位置推定実験の結果を述べる．

2.6.1 スキャンマッチング

本提案手法で対象とするスキャンマッチングとは、図 2.29 に示すように、2次元レーザースキャナによって取得した2つのスキャンデータを重ね合わせ、その重ね合わせに必要な移動量(回転・並進)を求めることである．ここで、重ね合わせに用いるそれぞれのスキャンデータのうち、前回のスキャンデータもしくは事前に測定して記憶されているデータを参照スキャン(Reference Scan)と呼び、新規に得たデータを現時スキャン(Current Scan)と呼ぶ．スキャンマッチングを用いた逐次的な自己位置の推定では、式(2.1)で示したように、2つのスキャンデータの重ね合わせに必要な移動量 $(\Delta x, \Delta y, \Delta \theta)^T$ を時々刻々のロボットの位置姿勢の変化と捉え、これを積算していくことで現在の位置姿勢を計算する．

スキャンマッチングには、いくつかの方法が提案されている．点群列で表現されたスキャンデータを対象とした ICP(Iterative Closest Point) アルゴリズム [40] は、2つのスキャンデータの間で、仮に求められた移動量(回転および並進)に対して最も位置の近いスキャン点同士を対応点とし、その対応点の間の距離の和を最小とするように現時スキャンデータのデータセッ

トの移動量を修正する．これを繰り返すことにより移動量を求める手法である．この方法は，各々のスキャンデータがある程度密で，かつ，移動量について初期推定値がある程度正しい時は少ない計算量で精度よく収束する特徴を有する．しかし，移動量に関して真値と初期推定値に大きな誤差がある時は繰り返し計算が局所解に収束してしまい，正しい解を求めることができない問題がある．

一方で，スキャンデータを Hough 変換 [54] 等によりパラメータ空間へ変換し，そのパラメータ空間内でマッチングを行う手法 [32, 37, 38](Hough Scan Matching) も提案されている．これらは，2つのスキャンデータの間の移動量を適当な間隔で量子化し，可能な範囲のすべての移動量について相互相関を計算してマッチングの誤差を評価する．したがって，一般に移動量について初期推定値を必要とせず比較的大きな移動量へも対応ができるという特徴がある．しかし，この手法の問題は量子化の間隔によって精度が固定されてしまう上に処理時間を要するという問題がある．

2.6.2 走行軌跡の推定と自己位置の計算

本手法では，参照スキャンにおいて特徴的方位を向いてセンサ原点を通る軸を x' 軸とし，それに垂直な方向を y' 軸とする．処理の流れは，Algorithm2 に示すように，まず，参照スキャンから， x' 軸と y' 軸の方向で投影データを作成し，次いで，現時スキャンと参照スキャンの間の特徴的方位のずれ $\theta_{offset} = \{0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ\}$ の各々の場合について， $(-\lambda_{max}, \lambda_{max})$ の範囲の投影データの相互相関によるマッチングを行う．そして， x' 軸方向において最大の相関値 $Corr_{x'}$ と y' 軸において最大の相関値 $Corr_{y'}$ を求め，この2つの値の積の最大値より，2つのスキャンデータの間の特徴的方位のずれ θ_{offset} を求める．これと同時に，相互相関値の最大値を与える $(\Delta x', \Delta y')$ を，特徴的方位とその直交方向における並進量として求める．この際，2つのスキャンデータのマッチングが成功したか否かは，特徴的方位とその垂直方向の各々において計算した投影データの正規化相互相関 (Zero-mean Normalized Cross-Correlation) の積をとり，その値が一定の閾値を超えるかによって判定が可能である．

上記で求まるのは，特徴的方位とその直交方向に関する並進量である．したがって，2つのスキャンデータの間の地上に固定された座標系における相対的な移動量 T は，特徴的方位とそれに垂直な方位において最大の相互相関を与える並進量 $(\Delta x', \Delta y')$ と，各々のスキャンデータにおける特徴的方位 $(\theta_D^{cur}, \theta_D^{ref})$ ，それらの方位のずれ θ_{offset} から次の式のように求まる．

$$\begin{aligned} T &= (\Delta x, \Delta y, \Delta \theta) \\ \Delta x &= \Delta x' \cos(\theta_D^{ref}) - \Delta y' \sin(\theta_D^{ref}) \\ \Delta y &= \Delta x' \sin(\theta_D^{ref}) + \Delta y' \cos(\theta_D^{ref}) \\ \Delta \theta &= (\theta_D^{cur} + \theta_{offset}) - \theta_D^{ref} \end{aligned} \quad (2.19)$$

参照スキャンにおける特徴的方位を θ^r とし，その方位と同じ方向となる現時スキャンにおける特徴的方位を $\theta^{cl} = \theta^c + \theta_{offset}$ とする．この方位において参照スキャンと現時スキャンより作成した投影データは， $P_{\theta^r}^{ref}(\kappa)$ と $P_{\theta^{cl}}^{cur}(\lambda, \kappa)$ となる．

現時スキャンについては、改めて、 λ をパラメータとして $-\lambda_{max} < \lambda < \lambda_{max}$ に対して λ を $\Delta\lambda$ 毎に変化させ、スキャンデータを特徴的方位について λ だけ移動させた後に投影データを計算する。投影方向 θ_D における各々の λ に対する投影データは次式より表される。

$$\begin{aligned} P_{\theta_D}^{cur}(\lambda, \kappa) &: \{\kappa = 0, \dots, len - 1\} \\ &= \sum_{i=1}^N f(\rho_{\theta_D}(i) + \lambda, \kappa) \end{aligned} \quad (2.20)$$

最終的に現時スキャンと参照スキャンの間の投影情報の相互相関の具体的な算出は、下記のように行う。

$$Corr(\lambda) = \sum_{k=0}^{len-1} (P_{\theta^r}^{ref}(\kappa) P_{\theta^l}^{cur}(\lambda, \kappa)) \quad (2.21)$$

この計算は、1次元の投影データの走査で行い、かつ、並列に相関値の計算が可能であるため、少ない計算コストで、大きい移動量に対応することが可能である。また、 $Corr(\lambda)$ の最大値を与える λ が、この方位における2つのスキャンデータの移動量として求まる。

現在の位置姿勢の計算は、初期位置における位置姿勢を人の手で入力した上で、初期の位置から提案手法を用いて求めた位置姿勢の変化量を積算することで計算する。各回の計算では、オドメトリの情報を一切用いず、逐次的に取得できる環境の2次元形状情報の繋ぎ合わせのみで、自己位置の推定を実現した。

Algorithm 2 移動量計算アルゴリズム

Ensure: $T = \text{GetRelativePosition}(\text{Scan}^r, \theta^r, \text{Scan}^c, \theta^c)$
 $E_{\max} \Leftarrow 0, \Delta x' \Leftarrow 0, \Delta y' \Leftarrow 0$
 $P_{x'}^r \Leftarrow \text{GetProjectionData}(\text{Scan}^r, \theta^r)$
 $P_{y'}^r \Leftarrow \text{GetProjectionData}(\text{Scan}^r, \theta^r + 90^\circ)$
 $\theta_{offset} \Leftarrow 0^\circ$
while $\theta_{offset} \leq 270^\circ$ **do**
 $\theta^{c'} \Leftarrow \theta^c + \theta_{offset}$
 $\text{Corr}_{x\max} \Leftarrow 0, \text{Corr}_{y\max} \Leftarrow 0, \Delta x'_{imp} \Leftarrow 0, \Delta y'_{imp} \Leftarrow 0$
 $\lambda \Leftarrow -\lambda_{\max}$
 while $\lambda \leq \lambda_{\max}$ **do**
 $P_{x'}^c \Leftarrow \text{GetProjectionDataWith}\lambda(\text{Scan}^c, \theta^{c'}, \lambda)$
 $\text{Corr}_x \Leftarrow \text{GetCorrelation}(P_{x'}^r, P_{x'}^c)$
 if $\text{Corr}_x > \text{Corr}_{x\max}$ **then**
 $\text{Corr}_{x\max} \Leftarrow \text{Corr}_x$
 $\Delta x'_{imp} \Leftarrow \lambda$
 end if
 $P_{y'}^c \Leftarrow \text{GetProjectionDataWith}\lambda(\text{Scan}^c, \theta^{c'} + 90^\circ, \lambda)$
 $\text{Corr}_y \Leftarrow \text{GetCorrelation}(P_{y'}^r, P_{y'}^c)$
 if $\text{Corr}_y > \text{Corr}_{y\max}$ **then**
 $\text{Corr}_{y\max} \Leftarrow \text{Corr}_y$
 $\Delta y'_{imp} \Leftarrow \lambda$
 end if
 $\lambda \Leftarrow \lambda + \Delta\lambda$
 end while
 $E \Leftarrow \text{Corr}_{x\max} \cdot \text{Corr}_{y\max}$
 if $E > E_{\max}$ **then**
 $E_{\max} \Leftarrow E$
 $\Delta x' \Leftarrow \Delta x'_{imp}$
 $\Delta y' \Leftarrow \Delta y'_{imp}$
 $\Delta\theta \Leftarrow (\theta^c + \theta_{offset}) - \theta^r$
 end if
 $\theta_{offset} \Leftarrow \theta_{offset} + 90^\circ$
end while
if $E_{\max} < E_{\text{threshold}}$ **then**
 return false
else
 $\Delta x \Leftarrow \Delta x' \cos(\theta^r) - \Delta y' \sin(\theta^r)$
 $\Delta y \Leftarrow \Delta x' \sin(\theta^r) + \Delta y' \cos(\theta^r)$
 $T \Leftarrow \{\Delta x, \Delta y, \Delta\theta\}$
 return T
end if

2.6.3 実験による有効性の検証

提案手法の処理時間や位置推定誤差の評価を行うために2種類の実験を行った。1つ目は、2つのスキャンデータのマッチング実験であり、2つ目は、逐次的なマッチングによる自己位置推定の実験である。比較対象としては、MRPT(Mobile Robot Programming Toolkit) [55] のICP スキャンマッチングをデフォルトのパラメータで使用した。センサは、北陽電機(株)の2次元レーザースキャナ UTM-30LX を使用し、スキャンデータは、筑波大学工学系棟内の廊下の床面から約0.3[m]の水平面上の形状を取得するように設置して得たものを利用した。また、位置推定の精度を評価するため、センサを移動ロボット山彦 Meros に搭載し、オドメトリの測定を行った。

[スキャンデータのマッチングに関する実験]

屋内で取得したスキャンデータを用いて、マッチングの成否と1回のマッチングの計算時間と、マッチングの誤差について評価を行った。本実験は、図2.30に示すように、屋内環境で約0.4[m]もしくは10[deg]以上の間隔を開けて15ヶ所で取得したスキャンデータ列を使用し、そのスキャンデータすべての組合せについて計105通りのマッチングを行った。また、実世界におけるこれらのスキャンデータの取得位置の測定は、2.5.3節と同様にスキャンデータの形状に基づいて人間がビューア上で位置関係を測定する手法をとり、並進移動は0.01[m]、回転移動は0.1[deg]程度の精度をもつ。本実験では、ここで求めた各々のスキャンデータの取得位置を真値として提案手法を評価した。表2.1に、スキャンデータの位置関係の真値に基づいて各々のスキャンデータの組み合わせにおけるスキャン対象領域の重なり度合いを計算した結果を示す。ここから、このスキャンデータ列では隣接する測定位置同士や往路と復路が交差する箇所、スキャン領域の重複が50[%]を越すが、それ以外では多くても30[%]台に滞っていることが分かる。

ICPによるマッチング計算は、2つのスキャンデータの互いのセンサの原点と正面方向が一致する状態を、初期状態としてマッチングを行った。また、提案手法は、この初期状態から $\lambda_{max} = 2.5$ [m]の範囲について、 $\Delta\lambda = 0.005$ [m]の刻みで相互相関の計算を行った。

マッチングによって求めた移動量が真値と大幅に異なったとき(移動量0.22[m]以上、もしくは、30[deg]以上)に、失敗と評価することとし、結果を整理したものを表2.2、表2.3に示す。表2.2、表2.3に示すように、実験の結果、提案手法は、ICPに比べて多くの組み合わせにおいて、マッチングに成功した。また、両方の手法とも、2つのスキャンデータの重なり合う度合いが大きいときとマッチングが成功しているが、2つのスキャンデータの重なり合う度合いが比較的高い箇所でも、ICPで失敗した組み合わせもある。これは、2つのスキャンデータを取得したセンサの向きが大きく異なり、真値とICPにおける初期値に大きな隔たりがあるためと考えられる。また、提案手法においては、特徴的方位とその垂直方向の各々において投影データのZNCCの積について、0.25を閾値としてマッチングの成否の判定をすることにより、確実に成否の判定が可能なが示されている。

スキャンマッチングが成功した場合について、ICPの誤差平均は、0.07[m]、0.51[deg]、標準偏差は0.03[m]、0.32[deg]だった。一方、提案手法の誤差平均は、0.04[m]、0.33[deg]、標

標準偏差は 0.02 [m], 0.25 [deg] であり, ここで用いたパラメータを用いる限り提案手法の方がひとまわり正確であった. また, 計算時間は, ICP による処理の時間が平均 0.011 [s], 標準偏差 0.0030 [s], 提案手法の処理時間が, 平均 0.017 [s], 標準偏差 0.0025 [s] であり, 用いたパラメータに対してはほぼ同じ処理時間であった.

この実験により, 提案手法は, オドメトリなどの初期情報を必要とせず, ある程度大きな移動量に対して, 少ない計算時間と十分な精度を有していることが確認された. 表 2.1 と表 2.3 を見ると, 提案手法は具体的には 45 [%] 以上のスキャン領域の重複があればマッチングが成功しており, この場合の計算時間と精度は ICP より優れている. すなわち, 対象とする環境において, 本提案手法が有効であることが確かめられた.

[逐次的な自己推定に関する実験]

屋内環境において, 2 次元レーザースキャナを移動ロボットに搭載し, 提案手法を用いた逐次的なスキャンマッチングによる自己位置推定を行った. ここでは, 筑波大学工学系棟 3 階の廊下環境において, 図 2.31 に示した全長約 1219 [m] の経路を走行させ, この走行中, ロボットは 1742 箇所の地点において, 環境の特徴的方位を 2.4.3 節で示した方法しによって計算し, 2.6.2 節で示したスキャンマッチングを用いて逐次的な自己位置の推定を行った. また, 比較対象に前述の ICP スキャンマッチングを用いた逐次的な自己位置推定を行った. ここでの 2 種類のスキャンマッチング手法は, いずれもオドメトリ等のマッチングの初期状態に関する情報を用いずに行うこととした.

図 2.33 は, 1742 回の方位推定について, 2.5.3 節と同様に補正したオドメトリによって推定したロボットの向きを真値とし, 真値に対する提案手法や ICP スキャンマッチングによって求めたロボットの向きとの差をグラフにしたものである. 図 2.33 より, ICP スキャンマッチングではロボットの回転量の推定誤差が累積し, ロボットの向きの推定誤差が増大する一方, 提案手法では, この誤差の累積が発生していないことが分かる. また, 図 2.34 と図 2.35 に示した, ICP スキャンマッチングと提案手法で計算した各スキャンマッチングにおける回転量の推定誤差から, 提案手法は ICP スキャンマッチングに比べ, 回転量に関する推定誤差が平均的に小さいことがわかる. 同様に, 図 2.36 と図 2.37 に示した, それぞれの手法で計算した各スキャンマッチングにおける並進移動量の推定誤差から, 提案手法がほとんどの箇所で安定して並進移動量の推定ができていることが分かる. 最終的に計算した, ICP スキャンマッチングと提案手法の 2 つの手法で逐次的に求めた自己位置推定の結果を図 2.32 に示す. ICP スキャンマッチングでは, 毎回の回転量の推定に若干の誤差が含まれ, 長距離の走行ではそれが蓄積することで, 位置誤差が非常に大きくなった. 一方, 提案手法における推定位置の累積誤差は, 2.5.3 節と同様に周回経路の始点と終点の間での累積誤差を測定した結果, 398 [m] の周回経路で図 2.32 の x 軸方向に約 0.48 [m], y 軸方向に約 0.2 [m] であり, 1219 [m] の周回経路で x 軸方向に約 0.91 [m], y 軸方向に約 0.15 [m] だった. 提案手法では, 方位に誤差が累積せず, 大きな破綻も起きていないことを示している. 以上より, 提案手法は屋内の広範囲における逐次的な自己位置推定において, 従来の手法に比べ, 推定位置の累積誤差を抑えて自己位置の推定が可能であると考えられる. すなわち, 対象とする環境において, 本提

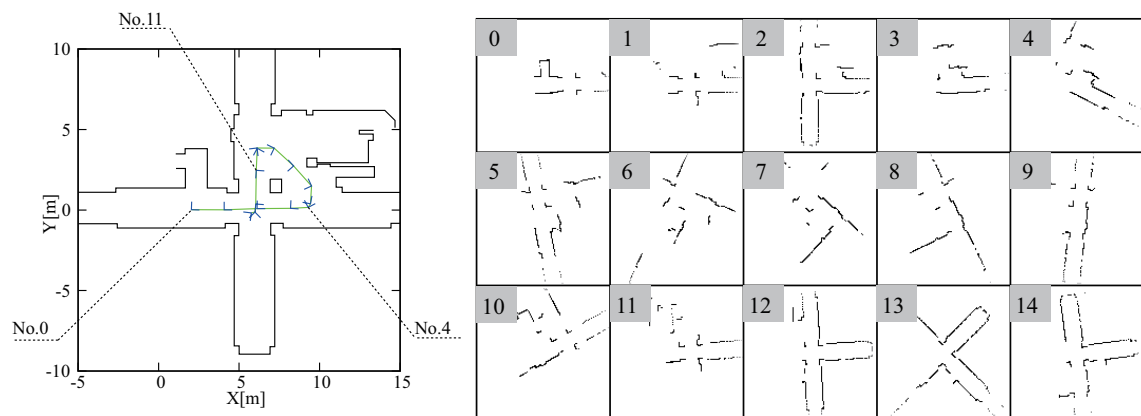


図 2.30: 評価に使用したスキャンデータとその取得位置

表 2.1: スキャンデータの重複率

		# Number of scan														
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
# Number of scan	0	-														
	1	42	-													
	2	11	20	-												
	3	12	25	35	-											
	4	11	20	37	64	-										
	5	16	20	35	47	61	-									
	6	14	14	31	31	41	46	-								
	7	5	19	22	24	25	31	40	-							
	8	5	21	31	17	26	26	40	60	-						
	9	6	17	37	16	27	31	33	41	53	-					
	10	7	18	36	18	26	32	28	35	41	55	-				
	11	14	31	29	11	7	15	27	34	40	32	39	-			
	12	24	26	49	24	22	33	27	7	16	18	23	27	-		
	13	20	20	45	11	15	21	26	15	27	27	28	28	63	-	
	14	20	14	40	7	11	21	25	17	29	26	21	24	50	59	-

means that the ratio is more than 40%

means that the ratio is more than 40%

案手法が有効であることが確かめられた。

表 2.2: ICP スキャンマッチングを用いたマッチング結果

		# Number of scan														
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
# Number of scan	0	-														
	1	S	-													
	2	F	F	-												
	3	F	F	S	-											
	4	F	F	S	S	-										
	5	F	F	F	F	S	-									
	6	F	F	F	F	F	S	-								
	7	F	F	F	F	F	F	F	-							
	8	F	F	F	F	F	F	F	S	-						
	9	F	F	F	F	F	F	F	F	S	-					
	10	F	F	F	F	F	F	F	F	F	S	-				
	11	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	S	-			
	12	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	-		
	13	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	S	-	
	14	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	-

S: success, F: failure

表 2.3: 提案手法を用いたマッチング結果

		# Number of scan														
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
# Number of scan	0	-														
	1	S	-													
	2	F	S	-												
	3	F	F	S	-											
	4	F	F	S	S	-										
	5	F	F	F	S	S	-									
	6	F	F	F	S	S	S	-								
	7	F	F	F	F	S	S	S	-							
	8	F	F	F	F	F	F	S	S	-						
	9	F	F	F	F	F	F	S	S	S	-					
	10	F	F	F	F	F	F	S	S	S	S	-				
	11	F	F	S	S	F	F	S	S	S	S	S	-			
	12	F	S	S	S	F	F	F	F	F	F	F	S	-		
	13	F	S	S	F	F	F	F	F	F	F	F	S	S	-	
	14	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	S	S	-

S: success, F: failure

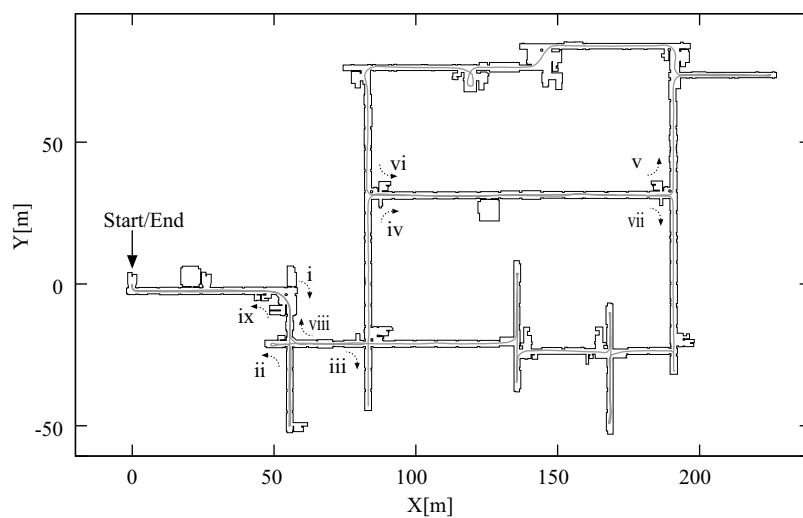


図 2.31: 筑波大学工学系棟廊下の見取り図とロボットの走行軌跡

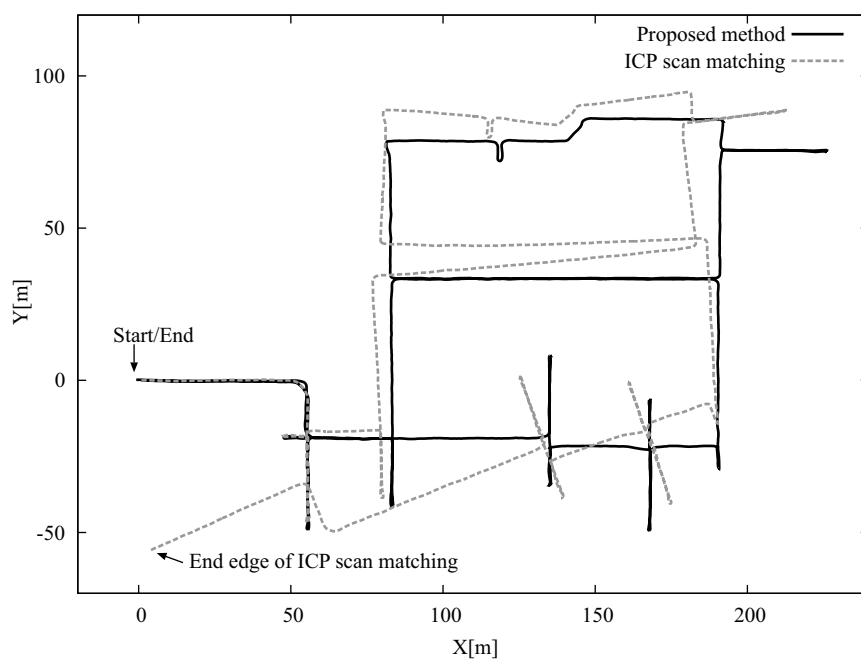


図 2.32: スキャンマッチングを用いた自己位置推定結果

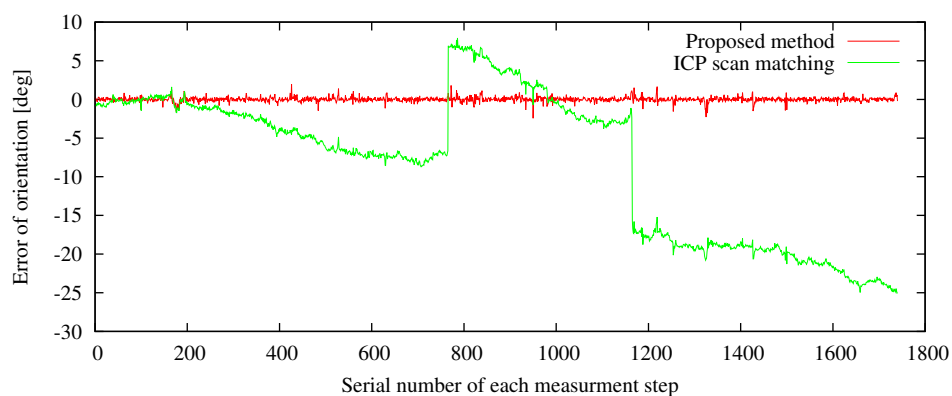


図 2.33: スキャンマッチングを用いたロボットの向きに関する推定誤差

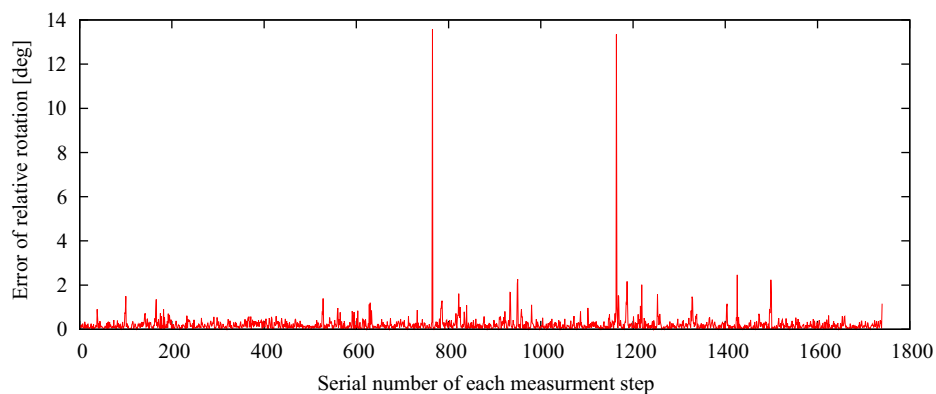


図 2.34: ICP スキャンマッチングを用いた逐次的な回転量推定における誤差

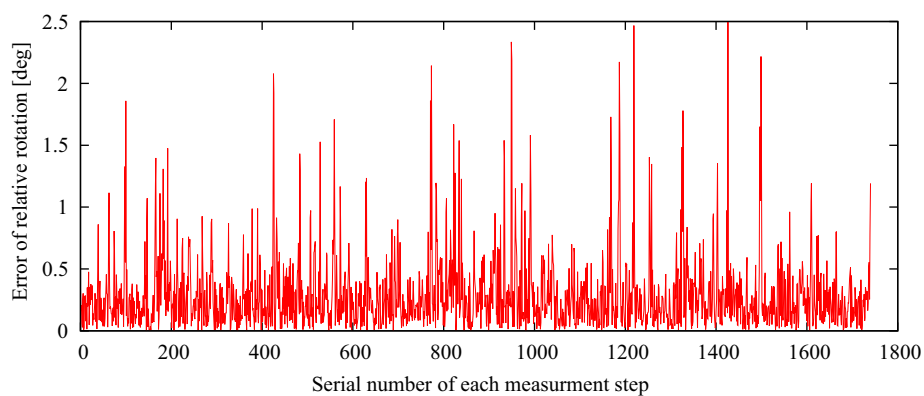


図 2.35: 提案手法を用いた逐次的な回転量推定における誤差

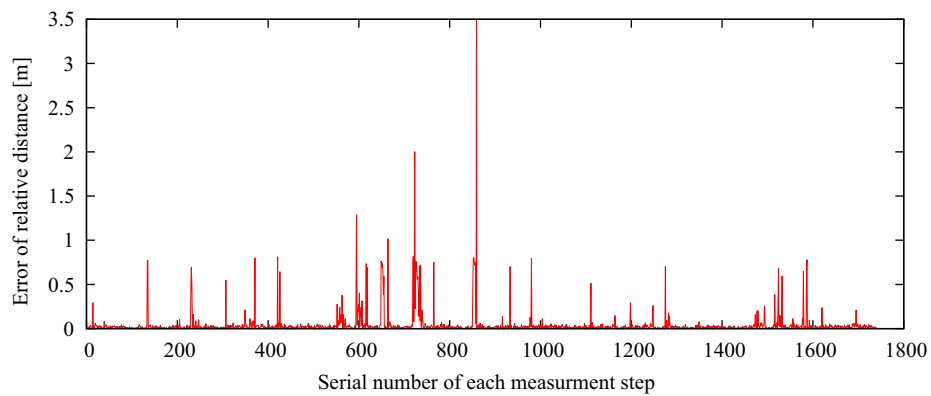


図 2.36: ICP スキャンマッチングを用いた逐次的な並進移動量推定における誤差

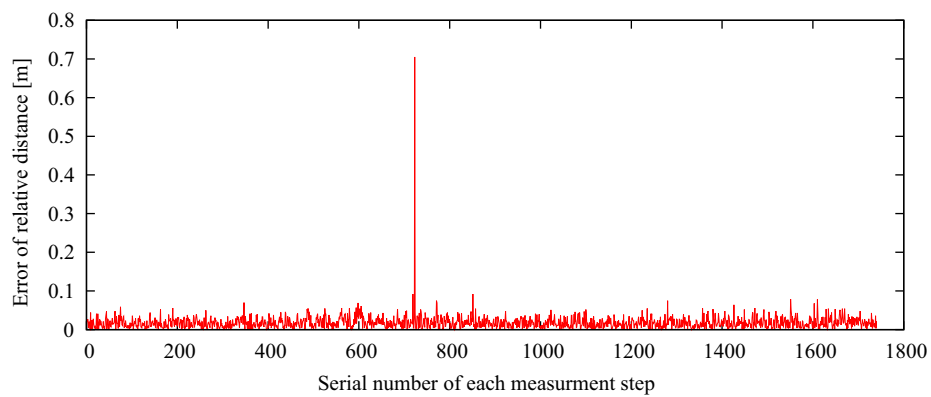


図 2.37: 提案手法を用いた逐次的な並進移動量推定における誤差

2.7 推定自己位置に基づく環境全体の地図生成

2.5 節で示した提案の副次的な成果として、自己位置の推定と 2 次元レーザースキャナのスキャンデータを蓄積することで、環境全体の地図を生成する手法について説明する。

環境全体の地図生成では、まず、移動ロボットの位置姿勢にある程度の変化量が発生する度に、2 次元レーザースキャナによって周囲の環境の形状情報を取得し、それと同時にその取得位置を逐次的な自己位置推定手法で推定して記録する。環境の形状の表現は、点群情報で表現されたスキャンデータを、各計測時の位置姿勢に基づいて移動し、地上に固定された座標系に蓄積していくことで実現する。2 次元レーザースキャナで取得されるスキャンデータに記録されたレーザの反射点群 $Scan(i) = (x_i, y_i)^T$ は、式 2.4 に示したように、センサの原点からの位置関係で記録される。これを、式 2.22 に示すように、各スキャンデータが計測された際のロボットの地上に固定された座標系における位置姿勢 $P(j) = (x_j, y_j, \theta_j)^T$ で変換することで、レーザの反射点の位置 $Scan'(i) = (x_i, y_i)^T$ を計算する。

$$Scan' = \begin{pmatrix} \cos(\theta_j) & -\sin(\theta_j) \\ \sin(\theta_j) & \cos(\theta_j) \end{pmatrix} Scan + \begin{pmatrix} x_j \\ y_j \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

以上を用いて、対象の環境で取得したオドメトリと 2 次元レーザースキャナによって取得した水平面上の環境の 2 次元形状情報に基づき、2.5 節で示した提案手法で逐次的に自己位置を推定し、スキャンデータをその計測位置を用いて地上に固定された座標系に蓄積した。

実験は、筑波大学の工学系棟の屋内とその建物周辺の屋外の 2 種類の環境で行った。実験の設定や、使用したセンサの情報は 2.5.3 節と同様の条件とした。提案手法で計算した自己位置に基づき、スキャンデータを蓄積した結果、図 2.38 や図 2.39 に示す通り、方位に誤差が累積せず、大きな破綻も起きていないことを示している。すなわち、対象とする環境における広範囲の地図生成についても、本提案手法が有用であると考えられる。

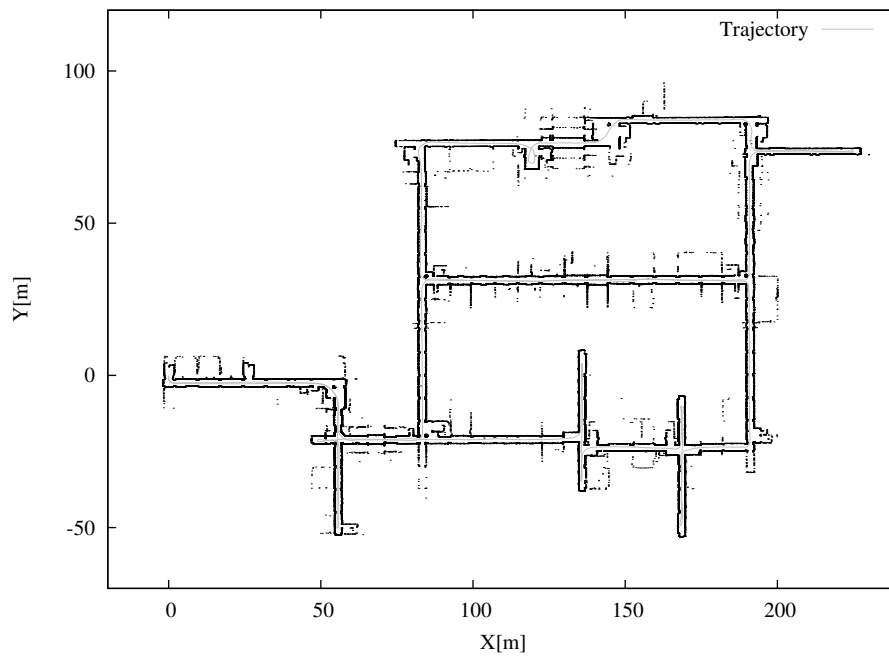


図 2.38: 筑波大学工学系棟 3 階廊下における地図生成結果

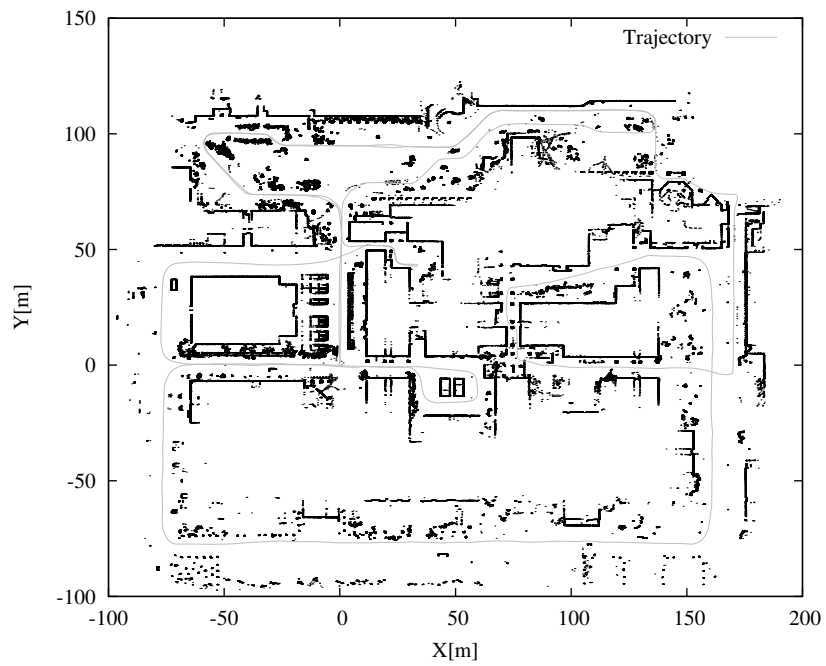


図 2.39: 筑波大学第 3 エリア屋外における地図生成結果

2.8 成果

本章では、ロボットがある程度の時間間隔でセンサによって逐次的に自分の位置姿勢の変化量を測定し、初期の位置姿勢から時々刻々の自分の位置姿勢の変化量を積算していくことで逐次的に自己位置の推定を行う際、その累積誤差の低減を目的とする手法を提案した。まず、建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境の中で継続的に観測できる「環境の特徴的方位」に着目し、実際の屋内外の環境において水平面上を計測するようにロボットに搭載した2次元レーザースキャナより得られる環境の形状情報から環境の特徴的方位を検出する手法を提案した。

観測された環境の特徴的方位をベースにした移動ロボットの自己方位推定手法については、オドメトリによって推定した走行軌跡を環境の特徴的方位で修正することで逐次的に自己位置を推定する方法や、環境の形状情報を特徴的方位に関する投影情報へ変換して、その相関を用いたスキャンマッチングによって逐次的に自己位置を推定する方法を開発した。そして、これらの逐次的に自己位置の推定を行う手法を実機に実装し、対象とする環境で自己位置の推定実験を行った。実験の際は、自己位置推定の対象環境を屋内と屋外に分け、屋内では環境の特徴的方位を用いたロボットの向きの推定精度を調査し、屋外では長距離の走行における位置の推定誤差の累積の低減が可能なかを調査した。

実験の結果、全体において提案する手法を用いて方位の累積誤差の解消が可能であることが分かった。屋内の実験では、全体の約86[%]の角度誤差を1[deg]以内で推定可能であり、最大誤差が4[deg]程度であることが分かった。屋外の実験では、約2[km]の走行経路を走行し、最終的な位置の累積誤差を1[m]程度であることが分かった。よって、提案手法を用いることで、対象の環境で位置誤差の累積を抑えた自己位置推定が実現できたと考えられる。

第3章 空間周波数解析を用いた大域的な自己位置推定

本章では、移動ロボットがあらかじめ広大な範囲を記録した地図情報と現在位置でセンサによって取得した環境の形状情報を照合して大域的な自己位置を推定する際、その照合を効率的に行い、実時間で自己位置を正しく推定することを目的とした手法について述べる。

提案手法では、2次元レーザースキャナによって得られる環境の形状情報を空間周波数情報へ変換し、地図情報と現在の形状情報の照合や位置姿勢の推定を効率的に行い、大域的な自己位置推定を実時間で正しく行うことを実現した。

3.1 問題設定

移動ロボットの大域的な自己位置の推定では、図 3.1 に示すように、ロボットがあらかじめ対象となる環境の地図情報を持っており、その地図情報と現在時刻でセンサにより得られる周囲の環境の情報を照らし合わせることで現在の位置を計算する。ロボットの位置姿勢は、ある地点を原点として地上に固定された座標系の上で表現され、2次元平面上を移動するロボットの場合、現在時刻における自己位置は $P(t) = (x_t, y_t, \theta_t)^t$ の3つの変数で表される。

本研究で対象とするような環境の形状情報を用いて大域的な自己位置を推定する手段としては、対象となる環境全体の形状情報を密に計測した地図情報をあらかじめ用意し、自己位置推定を行う際は、現在時刻におけるロボットの周辺の形状情報に該当する位置姿勢を地図情報の中から探し出すことで地図上における位置姿勢の推定を実現する。本研究では、特に、ロボットが自己位置について事前の情報を持っていない状態から、現在位置を特定することに取り組んだ。大域的な自己位置において、自己位置に関する事前の情報がない場合、現在位置の探索を対象となる環境を網羅的に探索する必要がある。対象となる環境が広大となると、探索の計算量が非常に大きくなることが知られている。本章で取り組む問題は、広大な環境において全探索を行う際の位置姿勢の候補を削減し、探索の計算量を抑えて実時間で正しく位置姿勢を推定することである。

さて、本研究で扱う問題は、ある絵の一部分を切り取った画像に対して、全体の画像のどの部分に該当するか探索するパターンマッチングの問題と類似しており、その有効な手法に、空間周波数解析を用いた手法がある。画像を空間周波数領域へ変換することで、ある程度の並進位置の変化がある場合でも空間周波数の分布は影響を受けず、並進量に関する探索を粗い間隔で行うことができ、探索の回数を削減することができる。また、空間周波数領域で2つの画像のクロススペクトルを計算し、その結果を逆変換して実空間へ戻すことで詳細な位

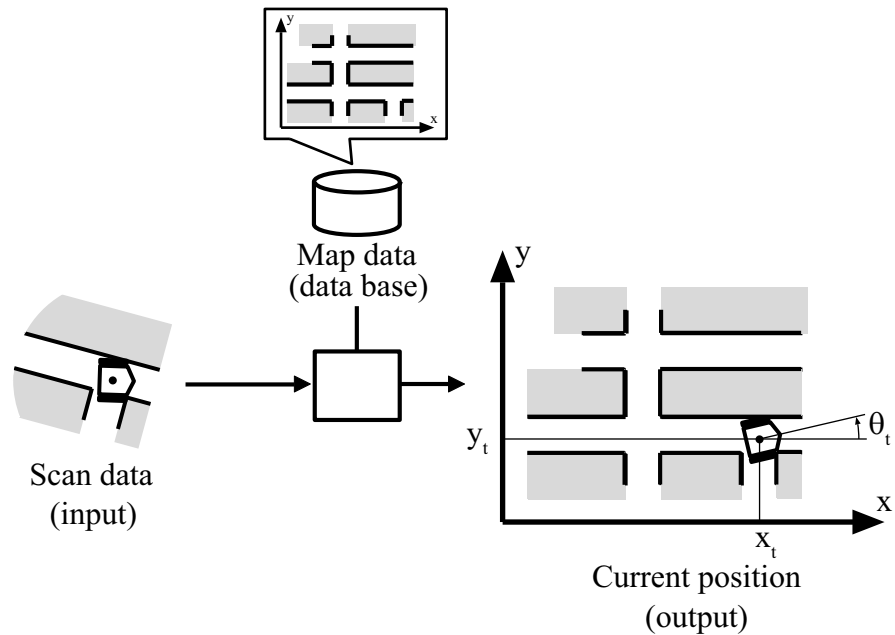


図 3.1: 2次元平面上を移動するロボットの大域的な自己位置推定

置姿勢の推定も同じ枠組みでできる．さらに，あらかじめ空間周波数情報へ変換しておくことで，探索の要求に対して短時間で位置を求めることができる．よって，これを本章で対象とする問題へ適用することができれば，広大な環境における位置姿勢の探索に関する計算量の問題が解決できると考えた [56,57]．

環境の立体的な形状を計測するには，レーザースキャナ，ステレオカメラ，距離画像センサなどの手段がある．前章で指摘した通り，屋内や人工的な環境中では，環境の2次元的な空間の断面形状のみでほぼ必要な情報を表すことができる．本提案手法でも，水平面を測距するように配置した2次元レーザースキャナから得られる環境の2次元形状情報より，環境の特徴的な方位を求める手法を検討することとした．また，本研究では提案手法を適用する上で，下記的前提条件を設定した．

1. 対象環境は，人間によって整備された環境であり，主な地物が平坦な面で構成される．
2. 環境の形状は，地表から一定の高さにある水平面上の断面形状を対象とする．
3. ロボットには，対象環境に関する情報をあらかじめ記憶させる．
4. ロボットは，その周囲の形状情報をロボットの代表点から半径約 30m の範囲について，2次元レーザースキャナで環境の形状情報を点群列の情報として取得する．
5. 大域的な位置姿勢の探索においてロボットの存在しうる範囲は，対象環境において線分で表現されたロボットが走行可能な経路の中心線から約 2[m] の幅を持った領域の中と

する．

6. 大域的な位置姿勢の推定では，ロボットの位置姿勢に関する事前情報は，対象環境中で探索を行うこと以外の情報は与えない．

3.2 大域的な自己位置推定手法の概要

本章では環境の形状情報の空間周波数解析を用いて，1.3 節で述べた大域的な自己位置推定を実現するために必要な手法を構築する．また構築した手法を実際の移動ロボットに搭載し，実機による自己位置推定実験を行い提案する手法の有効性を評価する．

本研究で想定する大域的な自己位置推定の手法は下記の通りである．ロボットが，対象とする環境の情報をあらかじめ網羅的に測定して構築した地図情報を構築する．現在時刻における自己位置の推定は，地図情報と現在位置でセンサによって取得した周囲の環境の情報を照合し，地図情報から現在位置で取得したセンサの情報と取得位置に近いものを探し出し，地図上における詳細な位置姿勢を計算することで実現する．

想定する移動ロボットによる大域的な自己位置推定を実現するためのシステムは1.3 節で述べた三つの構成要素に分解すると以下のようになり，本研究では環境の形状情報を空間周波数情報へ変換して地図情報の構築と大域的な自己位置の計算を行う手法の開発を行い，自己位置推定システムを構築した．

1. 地図情報のための環境の測定

事前準備として，ロボットが自己位置の確認に必要な地表面から一定の高さの水平面上における環境の二次元形状情報をあらかじめ収集する．この情報はロボットの自己位置確認の元となるため，対象環境の全域に渡る正確な形状情報を収集する必要がある．測量器等を用いた手法では，広大な環境中の形状を正確に測量するに多大な労力を要する．提案手法では，環境を網羅的に走行するように計画した経路上でロボットに搭載した2次元レーザースキャナによって取得した環境の形状情報に対して，2章で提案した逐次的な自己位置推定手法で推定した各スキャンデータ取得時の位置姿勢の情報を付加して記録していくことで，対象環境の全域に渡る正確な形状情報の収集を実現した．

2. 地図情報の構築

事前準備として，ロボットが現在位置で取得した形状情報と比較して自己位置を確認するための情報が記録された地図情報を作成する．ここでは，ロボットが環境中をあらかじめ走行して収集した，点群列の情報で表現された環境の形状情報を基にする．しかし，単純に点群列の情報を蓄積して表現された環境全体の形状情報は広大な環境において膨大な情報量となり，環境全域に渡る自己位置の探索処理を実時間で行うことは困難である．提案手法では，地図情報を構築する際，環境全体の形状を一つの点群情報の集合で表現せず，走行経路上をある程度の間隔で取得したスキャンデータとその測定位置情報を組み合わせたものをリスト状で保持することとした．さらに，形状の比較や移動量の

計算が高速に行える空間周波数情報へスキャンデータを変換し（3.3 節参照），現在の自己位置の探索に関する計算量の削減に有用な地図情報の構築を実現した．

3. 大域的な自己位置の計算

現在時刻における大域的な自己位置の計算は，地図情報と現在位置でセンサによって取得した周囲の環境の情報を照合し，地図情報から現在位置で取得したセンサの情報と取得位置が近い位置を探し出し，地図上における詳細な位置姿勢を計算する．この大域的な自己位置推定では，ロボットは環境中における自分の位置姿勢に関する事前の情報を有していない状況を想定する．提案手法では，地図情報に対するロボットの位置姿勢の候補の照合の際，環境の形状情報の比較や詳細な位置関係の計算を周波数空間で行う手法を開発した（3.4 節参照）．これにより，現在の自己位置の探索に関する計算量の削減を実現した．

本章では，3.3 節で形状情報の空間周波数解析について述べる．次に，3.4 節で大域的な自己位置の探索手法について述べ，3.5 節でスペクトルの再変換による高速化について述べる．3.6 節で提案する大域的な自己位置推定の成果について述べる．

3.3 形状情報の空間周波数解析

本節では，著者が提案する 2 次元レーザースキャナより得られる環境の形状情報をフーリエ変換によって空間周波数情報へ変換し，周波数空間の上でその特徴を評価する方法について説明する．本提案手法で利用する空間周波数領域への変換は，画像，音響，情報処理等の分野で適用されており，複数の変動する成分が混在するデータの解析に用いられる．本手法では，とくに画像のマッチングで主に用いられる，空間周波数解析によるマッチング手法 [41–44] やテクスチャの判定手法 [45] から着想を得ている．

まず，3.3.1 節で，本研究で使用する周波数変換の基本式について述べ，次いで，3.5.1 節で，2 次元レーザースキャナより得られる形状情報の空間周波数情報への変換方法について述べる．

3.3.1 周波数変換の基本式

空間周波数とは，空間的な構造の単位長あたりに含まれる構造の繰り返しの多さを示す．空間周波数解析とは，複数の変動する成分が混在するデータを，空間周波数で表現された情報へ変換し，その周波数空間の上で，対象とするデータの特徴の抽出，比較等を行う処理の総称である．音声処理の分野では，マイク等で取得した時々刻々の変化量を対象とし，この時間的な変化の周期を単に「周波数」と呼ぶことが多い．画像処理の分野では，カメラから 2 次元配列の形式で各画素値の濃淡値等を取得し，2 つの走査軸の方向で単位画素数に対す周期的な濃淡値の変化を対象とする．提案手法では，画像情報における空間周波数解析でよく用いられる，画像の振幅スペクトルによるテクスチャの解析と，空間周波数領域におけるクロススペクトルを用いた 2 つの画像の畳み込みの計算法を活用した．

フーリエ変換とは、ある無限長の信号は複数の正弦波を組み合わせによって表現が可能であるという考えのもと、原信号を複数の周波数成分に分離し、各周波数の寄与する量と位相の情報へ変換するものである。音声のような時間に対して変動する量 $f(t)$ について、フーリエ変換を適用して得られる周波数で表現された $F(\omega)$ は式 (3.1) で計算される [58]。

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)e^{-j\omega t} dt \quad (3.1)$$

また、逆フーリエ変換は、式 (3.2) で計算される。

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{j\omega t} d\omega \quad (3.2)$$

1 次元のフーリエ変換を画像情報のような 2 次元の変動をもつ関数 $f(x, y)$ に拡張すると、2 次元のフーリエ変換は式 (3.3) で計算される。

$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y)e^{-j2\pi(ux+vy)} \quad (3.3)$$

ただし、2 次元画像は有限長で離散的な情報であるため、画像 $I(x, y)$ に対しては式 (3.4) に示す離散フーリエ変換の計算式を適用する。

$$\hat{I}(u, v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x, y)e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad (3.4)$$

ここで、 M は画像の x 軸方向の画素数に当たり、 N は画像の y 軸方向の画素数に当たる。 x や y は画像上の画素の座標を表しており、 u は x 軸成分の空間周波数、 v は y 軸成分の空間周波数を表す。 $\hat{I}(u, v)$ は、 $\hat{I}(u, v) = a + jb$ のように複素数で表現された変数である。また、この逆変換は、式 (3.5) で計算される。

$$I(x, y) = \frac{1}{NM} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \hat{I}(x, y)e^{-j2\pi(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N})} \quad (3.5)$$

式 (3.4) のフーリエ変換と式 (3.5) の逆変換は、実空間と周波数空間の間で可逆な変換であり、対象とするデータ数を N としたとき、これを直接計算するのに必要な計算量は $O(N^2)$ となる。しかし、対象とするデータ数 N が 2 の累乗であるとき、フーリエ変換の計算量を $O(N \log N)$ とする高速フーリエ変換 (Fast Fourier Transform) が提案されており、実空間で処理を行う場合に比べて、周波数空間における処理を介すことで、計算量を削減できる場合がある。

画像のテクスチャ解析では、図 3.2 に示すように、位相情報を無視して各空間周波数の寄与する量を表す振幅スペクトル $|\hat{I}(u, v)|$ を用いる。画像の振幅スペクトルは画像全体のテクスチャの特徴と対応しており、特徴的なテクスチャであるほど、その振幅スペクトルも特徴的なものとなる。また、振幅スペクトルの分布は画像中におけるテクスチャが出現する位置に依存しないため、対象となるテクスチャパターンを実空間上で空間的に走査せず、振幅スペクトル同士の単純な積和を用いてテクスチャの比較ができる。

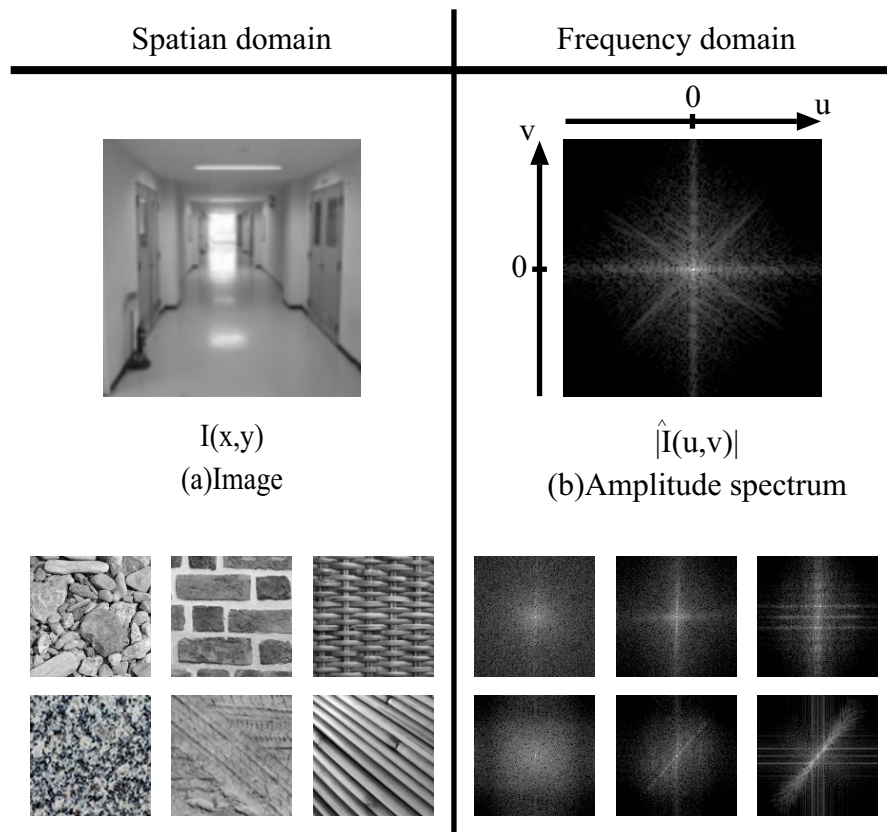


図 3.2: 画像の振幅スペクトルへの変換例

2つの画像間の畳み込みの計算の適用例のひとつに、ある大きな画像 I_a とその一部分を切り取った画像 I_b に対して、互いの位置関係を求める問題がある。この問題では、 I_a に対して I_b の位置を微小に変化させ、その都度畳み込みを行って2つの画像間の相互相関を計算し、相関が際となる位置関係を求める。実空間でこの計算量は $O(N^2)$ となるが、周波数空間の上では、畳み込み処理を周波数情報の積で計算でき、FFT を活用することでその計算量を $O(N \log N)$ に抑えることができる。

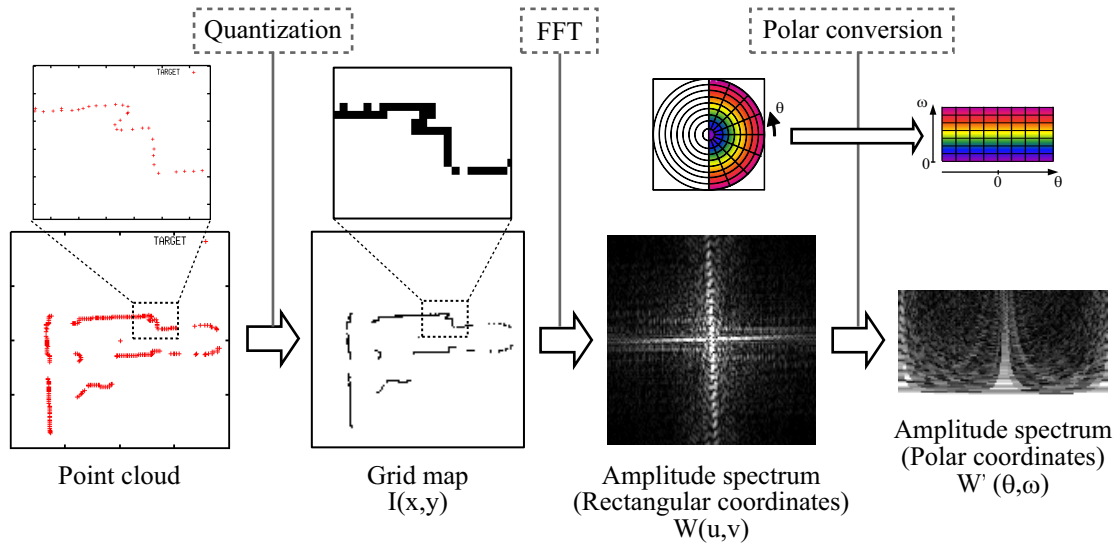


図 3.3: スキャンデータの空間周波数変換の流れ

3.3.2 空間周波数領域への変換

図 3.3 に示すように、2 次元レーザースキャナで取得したスキャンデータの空間周波数領域への変換は以下の流れで行う。

1. センサ原点を中心に、 $2d_{range}$ 四方の空間を、各辺 N 個で区切り、その格子の中の計測点の有無によって 2 次元の画像情報へ量子化し、 $I(x,y)$ を作成する。
2. 量子化後のスキャンデータ I に対して 2 次元フーリエ変換を適用し、複素表現された空間周波数領域における $\hat{I}(u,v)$ を求める。
3. \hat{I} の振幅スペクトル $W(u,v) = |\hat{I}(u,v)|$ と、これを方位分解能 $\Delta\phi$ で極座標に変換した $W'(\theta,\omega)$ を計算する。

ここで、高速な周波数変換として知られる、FFT (Fast Fourier Transform) を適用するため、 I の各軸方向の要素数 N は、2 の累乗の数の要素数を設定する。

図 3.4 に示すように、2 次元レーザースキャナより取得したスキャンデータの振幅スペクトルは、環境中に存在する直線的な形状に影響を受け、その直線の向きと垂直な方向にはっきりとしたスペクトルの広がりがある。また、各々のスキャンデータは、周辺の形状に従って固有のスペクトルの分布によって表現されていることがわかる。さらに、図 3.5 に示すように、ほぼ同一の形状を記録したスキャンデータであれば、その取得位置にある程度の並進移動が加わった場合も同様のスペクトルの分布となり、向きの変化がある場合はスペクトルの分布が回転するだけで、そのスペクトルの分布の特徴には変化がないことがわかる。

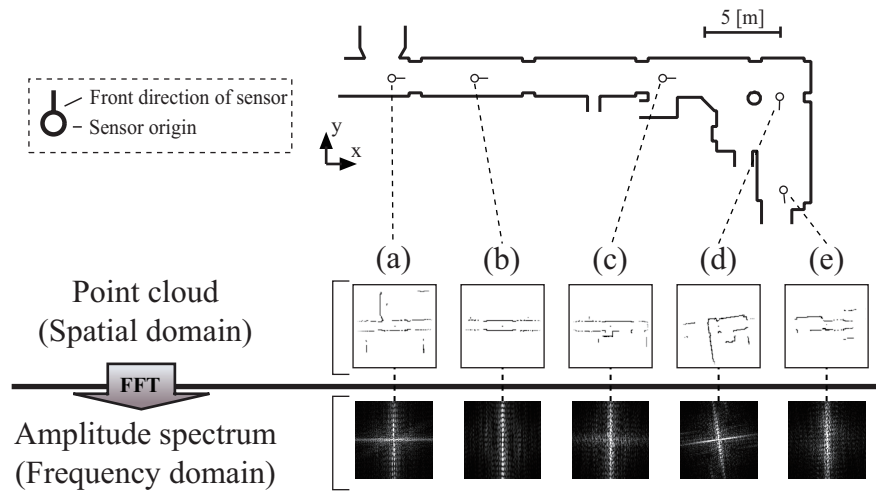


図 3.4: 屋内環境におけるスキャンデータと振幅スペクトル

	(a)			(b)		
Camera view						
Motion	↑+2.5[m]	-	↻45[deg]	↑+2.5[m]	-	↻45[deg]
Point cloud (Spatial domain)						
Amplitude spectrum (Frequency domain)						

図 3.5: スキャンデータの振幅スペクトルと取得位置姿勢変化の関係

3.4 大域的な自己位置の探索

本節では、著者が提案する2次元レーザースキャナより得られる環境の形状情報を空間周波数情報へ変換して構築した地図情報を用いて、ロボットの大域的な自己位置を計算する方法について説明する。

スキャンデータを空間周波数情報へ変換する利点は、スキャンデータの測定地点間にある程度の並進位置の変化がある場合でも振幅スペクトルの分布は影響を受けないため、並進移動量に関する地図上の探索を粗い間隔で行うことができ、探索の回数を削減することができる点である。また、空間周波数領域で2つのスキャンデータのクロススペクトルを計算し、その結果を逆変換して実空間へ戻すことで、2つのスキャンデータの全探索による相互相関が取得でき、詳細な位置姿勢の推定も同じ枠組みでできる。さらに、空間周波数領域において、スキャンデータの大域的な特徴を抽出して分類することで、探索の範囲を狭め、処理の高速化が期待できる。

本手法は大きく分けて、事前準備としての地図生成処理と大域的自己位置推定の処理から構成される。地図生成の処理では、事前に移動ロボットが行動する2次元平面上の全領域で2次元レーザースキャナによって取得したスキャンデータを地図情報とする。そして、大域的自己位置推定の処理では、取得位置が不明なスキャンデータの1スキャンと地図情報の1スキャンを1つずつ比較し、地図情報の中から形状が一致するスキャンデータを探し、そのスキャンデータとの相対位置関係を求めることで、移動ロボットによる大域的な自己位置推定を実現する（以降、取得位置が不明で地図と比較する対象のスキャンデータを、対象スキャンと呼ぶ。）地図生成の処理は、以下の2つのStepに分かれる。

- **Step 1** スキャンデータの収集と記録
スキャンデータを収集し、スキャンデータの測定位置情報と共に地図情報として保存する。
- **Step 2** 空間周波数領域への変換
それぞれのスキャンデータを点群情報から画像情報への変換（量子化）と、その画像情報を空間周波数情報へ変換し、スキャンデータの振幅スペクトルを計算する。

また、大域的自己位置推定の処理は、以下の3つのStepに分かれる。

- **Step 1** 空間周波数領域への変換
対象スキャンを取得し、点群情報から画像情報への変換（量子化）と、その画像情報を空間周波数情報へ変換し、スキャンデータの振幅スペクトルを計算する。
- **Step 2** 振幅スペクトルによる形状の比較
地図情報と対象スキャンの振幅スペクトルの相関値を計算し、地図情報と形状を比較し、形状が一致する地図情報のスキャンデータを探す。
- **Step 3** 位置姿勢の計算
形状が一致する地図情報のスキャンデータとの相対的な位置姿勢の計算し、大域的な自己位置推定を行う。

まず、3.4.1節で大域的自己位置推定に用いる地図情報の生成について述べ、次いで、3.4.2節で2次元レーザースキャナより得られる形状情報に基づく地図情報の探索方法について述べ、3.4.3節でクロススペクトルを用いた詳細な自己位置の計算方法について述べる。最後に、3.4.5節で提案手法を用いて行った対象環境における自己位置推定実験の結果を述べる。

3.4.1 地図情報の生成

地図情報は、2次元レーザースキャナで取得したスキャンデータとその測定位置の情報を組み合わせたリストを基に構築する。環境の形状情報は、移動ロボットの山彦 YM200 を使用し（図 1.3）、北陽電機（株）社製の2次元レーザースキャナ UTM-30LX を2台使用、2つのセンサの正面方向を180 [deg] ずらすことでロボットの周囲360 [deg] の水平面上の形状を測定し

た．また，この測定平面は人などの移動物体によるセンサ視野の遮蔽を避けるため，センサを地表から約 1.9 [m] の高さに設置した．スキャンデータの収集では，移動ロボットの車輪回転量から計算した移動量で，前回測定位置から 0.4 [m]，もしくは，姿勢（向き）が 10 [deg] 以上変化した時，次のスキャンデータを取得し，地図情報に保存することとした．

大域的な自己位置推定に用いる地図情報は，前述の構成を用いて対象とする環境を網羅的に測定し，そこで取得した点群情報で表現されたスキャンデータに対し，画像情報への変換，2DFFT による振幅スペクトルの計算をオフラインで行う．このような計算時間を要する変換処理をあらかじめ行い，その変換後の情報をロボットに保存しておくことで，実際にロボットが自己位置推定を行う際に，少ない計算量で自己位置の推定を行うことができる．

3.4.2 スペクトルの相互相関を用いた地図情報の探索

地図情報の探索では，現在取得したスキャンデータ（対象スキャン）の 1 スキャンと，地図情報の 1 スキャンを 1 つずつ比較する．対象スキャンと形状が一致する地図情報の中のスキャンデータは，極座標に変換した振幅スペクトル同士の相互相関値を評価値 E とし，その最大値を与えるスキャンデータとして求められる．

スキャンデータの極座標に変換した振幅スペクトル $W'(\theta, \omega)$ の分布は，スキャンデータの測定位置の並進変位量に依存せず，そのスキャンデータを取得した際のセンサが向く方位に依存する．そのため，2 つのスキャンデータの比較は，一方のスキャンデータの振幅スペクトルを方位 θ について走査し，各方位について相互相関を求めた後，その最大値をとる必要があり，スキャンデータの形状の類似度を示す評価値 E は，次式で求める．

$$E = \max\{f(\theta'), -90^\circ \leq \theta' < 90^\circ\}$$

$$f(\theta') = \frac{\sum_{\theta} \sum_{\omega} (W'_{tgt}(\theta, \omega) W'_{src}(\theta + \theta', \omega))}{\sqrt{\sum_{\theta} \sum_{\omega} (W'_{tgt}(\theta, \omega))^2 \sum_{\theta} \sum_{\omega} (W'_{src}(\theta + \theta', \omega))^2}} \quad (3.6)$$

ここで， W'_{tgt} と W'_{src} は，地図情報のある 1 つスキャンと対象スキャンについての極座標に変換した振幅スペクトルである．評価値 E は，2 つのスキャンデータの形状の類似度が高くなると増加し，形状が完全に一致した場合に最大値の 1 となる．この評価値 E の最大値を与える θ が 2 つのスキャンデータの方位に関する特徴を一致させるための回転量に相当する．ただし，極座標表現された振幅スペクトルは，方位に関して 180 [deg] 毎に同じパターンの繰り返しとなるため，最終的に 2 つのスキャンデータのマッチングを行う際には，回転量について 2 通りの検証，すなわち，評価値 E の最大値を与える θ と， $\theta + 180[\text{deg}]$ について，マッチングを行う必要がある．

以上より，地図情報として記録されたスキャンデータの中から，現在時刻で取得したスキャンデータと形状が一致するスキャンデータを探索し，そのスキャンデータを取得した位置の付近に現在位置があると判断する．

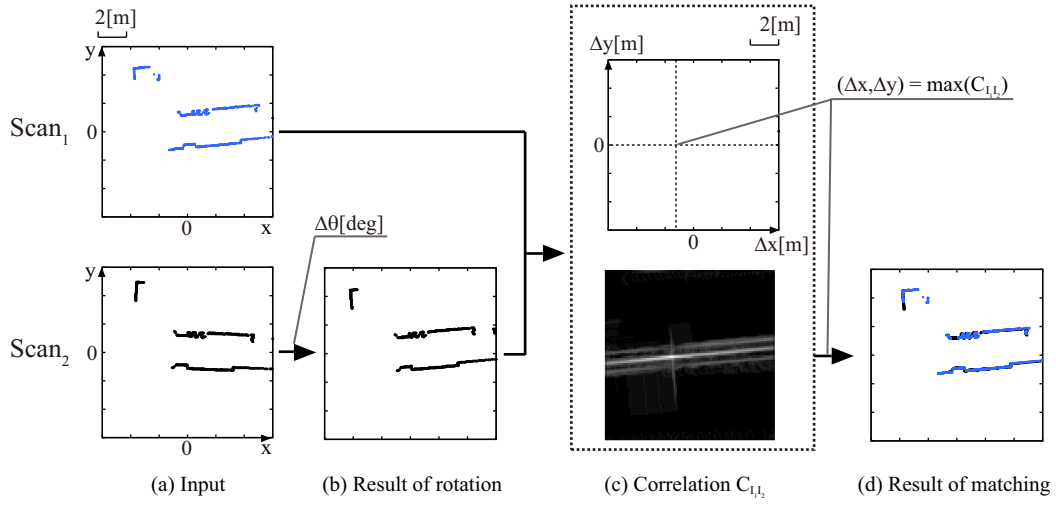


図 3.6: 2つのスキャンデータの相互相関計算

3.4.3 クロススペクトルを用いた詳細位置の計算

詳細位置の計算は、3.4.2節で求めた対象スキャンに対応する地図情報のスキャンデータに対してスキャンマッチングを行うことで実現する。3.4.2節の手法によって2つのスキャンデータの間の回転量が既知となっているため、ここでは、並進量の詳細な計算について説明する。

2つのスキャンデータの間における並進移動量の推定では、スキャンデータを画像情報として扱い、2つの画像の間の並進移動量 $(\Delta x, \Delta y)$ について相互相関 $C_{I_1 I_2}$ を計算し、その中で最も相関の高い移動量を求めることで実現する。この計算では、移動量を推定する際の初期値がないため、可能性がある範囲の移動量について総当たりで計算する必要がある。この処理を実空間で行う場合、その計算量は $O(N^2)$ となるが、これを、周波数空間上で2つの画像のスペクトルの積(クロススペクトル) $P_{I_1 I_2}$ を計算し、その逆フーリエ変換によって総当たりの相互相関 $C_{I_1 I_2}$ を $O(N \log N)$ で求められる性質を用い、実空間よりも高速な処理を実現した。ただし、3.4.2節で指摘した通り、極座標変換された振幅スペクトルの特性上、方位 θ に関しては、 $180 [\text{deg}]$ の反転の可能性がある。このため、実装上は、 θ と、 $\theta + 180 [\text{deg}]$ の2通りについて、上記の処理を行い、より高い相互相関値を与える並進移動量を選択することとした。

例として、 Scan_1 と Scan_2 の2つのスキャンデータ(図3.6(a))について、以上の処理を適用した。図3.6(b)に示すように、 Scan_2 を Scan_1 について向き合せた状態を前節の処理から求め、これについて、2つのスキャンデータについての各並進移動量に関する相関値と最大の相関値を与える移動量の計算を行った。図3.6(c)は、2つのスキャンデータのクロススペクトルを計算し、その逆フーリエ変換から求めた並進移動量に関する相互相関 $C_{I_1 I_2}$ である。図3.6(d)に示すように、 $C_{I_1 I_2}$ の最大値を与える移動量 $(\Delta x, \Delta y)$ をもちいて Scan_2 を移動することにより、2つのスキャンデータの間の位置姿勢の関係を計算できることを確認した。

3.4.4 実空間の処理との計算量についての比較

ここでは、既存の実空間における大域的自己位置推定と提案手法について、計算量の比較について述べる．実空間における大域的自己位置推定の手法は、Konolige らが提案している Grid Localization [27] における環境全体の探索処理を比較対象として用いる．提案手法や Grid Localization [27] は、まず環境の形状情報を画像情報に変換する必要がある、そのパラメータとしては、1 画素の幅を実世界の距離と対応させるための量子化間隔 d_Δ [m/pix] と、ロボットの向きに関する量子化間隔 θ_Δ [deg/step] がある．距離に関する量子化間隔 d_Δ は、スキャンデータの有効距離 d_{range} [m] を N で分割した距離として求められ、向きに関する量子化間隔 θ_Δ は、360 [deg] を M で分割した角度として求められる．また、対象とするスキャンデータは、中心をセンサの原点と一致させた一辺が d_{range} [m] の正方形の領域を設定し、その範囲に含まれるレーザー反射点を用いることとする．

Grid Localization [27] を用いた大域的自己位置推定は、対象とする環境においてロボットが存在しうる領域全体を格子状に区切り、その格子の交点で表現された位置を中心に、その環境の形状情報が記録された地図情報から一辺が d_{range} [m] の正方形の領域を抜きだし、現在時刻で取得したスキャンデータと類似度を計算する．具体的なこの類似度の計算は、正方で横幅の画素数が N の画像情報（総画素数 N^2 ）で表現された現在時刻で取得したスキャンデータ I_{src} と、地図情報から抜き出した形状情報 I_{map} について、相互相関係数を計算するものである．1 つの格子の位置に関して、地図情報と現在時刻で取得したスキャンデータとの間の類似度を求める処理では、すべての角度ステップ M について相互相関係数の計算を行うため、その計算量は I_{src} および I_{map} に属する画素同士の値の積和处理を 1 単位とすると、

$$MN^2 \quad (3.7)$$

となる．そして、最終的な地図情報の全探索に関する計算量は、格子の数を P_{xy} とすると、

$$MN^2 P_{xy} \quad (3.8)$$

となる．全体の計算量に大きな影響を与えるのは、主に P_{xy} であり、探索の対象となる環境の面積と比例するため対象の範囲を広げると計算量が二乗的に増大する．

一方で、提案手法において地図情報に記録された 1 つのスキャンデータと現在時刻で取得したスキャンデータとの間の類似度を求める処理では、図 3.3 に示すように、方位に関する特徴が 180 [deg] で折り返し、一辺が実空間の画素数に比べて半分に省略された極座標表現の振幅スペクトルを用いるため、その計算量は 2 つの画素値の積和处理を 1 単位とすると、

$$\frac{M^2 N}{8} (= \frac{M}{2} \frac{M}{2} \frac{N}{2}) \quad (3.9)$$

となる．そして、最終的な地図情報の全探索に関する計算量は、地図に記録されたスキャンデータの数を P_{list} とすると、

$$\frac{M^2 N}{8} P_{list} \quad (3.10)$$

となる．提案手法では，この類似度の計算の他に最終的な詳細な位置姿勢を求めるために，現在時刻で取得したスキャンデータとそれに対応する地図情報の間でクロススペクトルを計算し，その逆フーリエ変換を計算する必要がある．しかし，この計算量は全体と比べると無視できるほど十分に小さいものとなる．

提案手法と Grid Localization [27] との計算量に関する大きな違いは，対象とする範囲が広大となる場合に，提案手法の地図情報として記録されたスキャンデータ数 P_{list} が，Grid Localization の P_{xy} に比べて小さく抑えられる点である．これは，提案手法の P_{list} が，対象とする環境を走行経路上で線的な範囲を粗く探索するのに対し，Grid Localization の場合は，面的に多くの箇所について探索を行う必要があるためである．

具体的な例として，約 $1743 [m^2]$ のある程度広い走行可能な領域をもつ筑波大学工学系棟内の廊下環境を対象とした場合について述べる．各パラメータについては，Konolige らの文献 [27] を参考に，本研究で対象とするセンサの仕様を含めて検討を行い決定した．まず，自己位置推定に使用するスキャンデータの範囲 d_{range} は，センサの性能から約 $20 [m]$ と仮に決め，距離に関する量子化間隔は，ある程度の細かさで求めるため 1 画素の幅 d_{Δ} を $0.16 [m]$ とすることとした．また， d_{range} の分割数 N は，提案手法が FFT を適用する都合上 2 の累乗とすることがあり，ここでは $N = 128$ とした．最終的に使用するスキャンデータの範囲は， $d_{range} = Nd_{range} = 20.48 [m]$ とすることとした．また，方位に関する量子化間隔は，先と同様の理由で分割数を 2 の累乗とし， $360 [deg]$ を $M = 256$ で分割した $\theta_{\Delta} = 1.40625 [deg]$ とすることとした．

Grid Localization [27] を適用する上で，走行可能な領域について d_{Δ} に基づいて格子で区切り，その交点を数え上げた結果，交点数 P_{xy} は $68,094$ 点となった．ここから，この対象環境における Grid Localization の計算量を 2 つの画素値の積和处理を 1 単位として求めると， $285,606,936,576$ となる．一方，提案手法では，環境を網羅的に走行するように設定した経路上を 2 回走行させ， $0.4 [m]$ または $10 [deg]$ 程度の間隔でスキャンデータを取得して地図情報として記録した結果，地図情報として記録されたスキャンデータの数 P_{list} は 6152 個となった．ここから，この対象環境における提案手法の計算量を 2 つの画素値の積和处理を 1 単位として求めると， $3,225,419,776$ となり，Grid Localization にくらべて $1 / 100$ 程度に計算量が削減できていることが分かる．

3.4.5 実験による有効性の検証

本手法では，使用するスキャンデータの量子化間隔や，センサの視野範囲，遮蔽物等による隠蔽の影響を受ける（図 3.7 参照）．本実験では，屋内環境で取得した地図情報を対象に，これらが形状の比較へ与える影響を調査し，各スキャンデータを一意に判別可能なパラメータと，本手法の有効性について検討する．

実験環境は，筑波大学工学系棟内の廊下を使用し，移動ロボットには，移動ロボット YM2000 を使用した（図 1.3）．地図情報は，図 3.8 に示すように，筑波大学工学系棟内 3 階の廊下内の約 $1.2 [km]$ の経路を，移動ロボットが 2 回走行し，環境を測定した 6152 回分のスキャンデータを使用した．また，大域的な自己位置推定に用いる地図情報は，あらかじめ，点群情報から

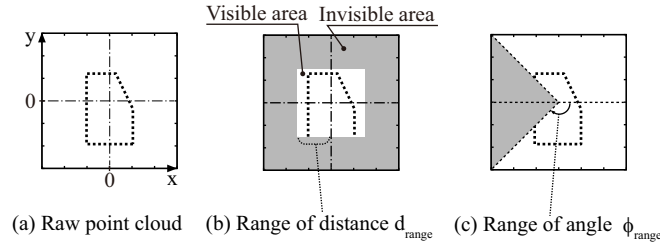


図 3.7: スキャンデータにおける視野の制限に関するパラメータ

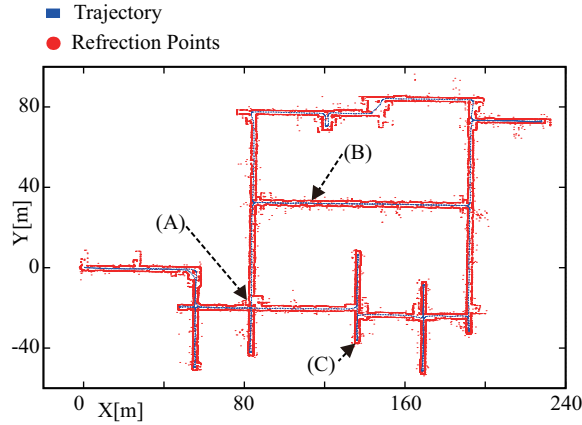


図 3.8: 対象環境の外観と探索対象のスキャンデータ取得位置 (A – C).

画像情報への変換と、2DFFT による振幅スペクトルの計算を行った．これらの処理は，ノートパソコン（CPU: Core2 Duo 2.50 [GHz], RAM: 3 [GB]）で計算を行った．

自己位置推定の実験では，図 3.8 の (A)(B)(C) に示す，3 地点で地図情報との比較による大域的な位置の特定を行う．この際，使用するスキャンデータは地図生成とは別に，環境中で取得したものである．地図情報において，A 地点に該当するスキャンデータは，スタート地点を 0 番目としたとき， $\{489, 2811, 3577, 5877\}$ の 4ヶ所，B 地点に該当するスキャンデータは， $\{698, 1722, 3783, 4794\}$ の 4ヶ所，C 地点に該当するスキャンデータは， $\{2480, 5551\}$ の 2ヶ所である．

[量子化間隔についての検討]

地図情報から対象スキャンの位置を一意に判別するには，ある程度の分解能 Δd でスキャンデータが記録される必要がある．ここでは，センサの視野角と測定可能距離の仕様から， $d_{range} = 10 [m]$, $2\phi_{range} = 360 [deg]$, $\Delta\phi = 1 [deg]$ と固定した上で，分解能 $\Delta d = \{1.28, 0.16\} [m]$ の 2 種類について，対象スキャンと地図情報の間の相関値 $Corr(W_{target}, W_{map})$ を計算し，対象スキャンの位置を一意に判別可能かを検証した．

ここで， $\Delta d = 2d_{range}/N$ の関係から， $\Delta d = 1.28 [m]$ の時は $N = 16$ ， $\Delta d = 0.16 [m]$ の時は $N = 128$ となる．

実験の結果，1つの形状の比較時間は， $\Delta d = 1.28 [m]$ で平均 $0.001 [s]$ ， $\Delta d = 0.16 [m]$ で平均 $0.0045 [s]$ で完了した．このことから，計算負荷が少ないことが分かる．また，図 3.9，図 3.10，図 3.11 に，図 3.8 の A 地点，B 地点，C 地点で取得した対象スキャンに対する，地図情報の相関値を示す．ここで，黒塗りの三角で指し示した番号が，対象スキャンの取得位置に該当する地図情報である．図 3.9，図 3.10，図 3.11 に示すように，A 地点，B 地点，C 地点は，いずれかの解像度においても，相関値が最大となる地図情報から正しく判別が可能である．つまり，地図情報の経路上において，約 $0.4 [m]$ 間隔で，大域的な自己位置の特定が可能である．

相関値についての全体の傾向は，量子化間隔 Δd の詳細化に伴い，真値以外の相関値が低下しており，詳細な形状情報の記録により，形状の違いが明確となり，対象スキャンと形状の類似したスキャンデータ以外では，相関値が全体に低くなると考えられる．

A 地点は，図 3.9 より，いずれの解像度においても，真値のスキャンデータの番号で相関値が最大となり，正しい取得位置の一意な判別が可能である．B 地点は，図 3.10 より，地図情報に形状の似たものが多いため，A 地点に比べ，全体的に相関値が高い．正しい取得位置の判定は，いずれの解像度でも可能だが， $\Delta d = 0.16 [m]$ の方が，最大値とその他の値の差が明瞭である．C 地点については，図 3.11 より， $\Delta d = 1.28 [m]$ の場合は，真値のスキャンデータの番号で相関値が最大となる．一方， $\Delta d = 0.16 [m]$ の場合は，真値のスキャンデータの番号で他より相関値が高いが，真値とは異なる形状の似たスキャンデータで相関値が最大となり，1つのスキャンデータだけでは，正しい取得位置を判定できない．これは，スキャンデータの測定範囲が狭く，かつ，形状の特徴が乏しいためと考えられる．対策としては，一定の範囲内のスキャンデータをいくつ繋ぎ合わせ，特徴を補うことが必要と考えられる．

以上より，同じ範囲の形状情報を対照とした場合， $\Delta d = 1.28 [m]$ の方が計算量が少なく済むことが分かる．一方で，最終的に得られる位置姿勢の分解能については，対象環境において $\Delta d = 1.28 [m]$ は，十分な分解能とはいえない．計算量の削減と分解能の両立という点では， $\Delta d = 0.16 [m]$ の方が，妥当な性能といえる．よって，対象とする環境においては， $\Delta d = 0.16 [m]$ を基準として用いることとする．

[遮蔽についての検討]

同じ地点で取得したスキャンデータであっても，移動体などの遮蔽物により，観測される環境の形状情報が大きく変化し，重複する形状の割合が減少するため，それらのスキャンデータを形状の相関値において同一として扱うことができない場合がある．実験では， $d_{range} = 10 [m]$ ， $2\phi_{range} = 360 [deg]$ ， $\Delta\phi = 1 [deg]$ ， $\Delta d = 0.16$ と固定した上で，対象のスキャンデータを取得する場合に，センサの視野角に $2\phi_{range} = \{270, 180\} [deg]$ の2種類の制限を設け，おおきな形状の隠蔽が相関値に与える影響について評価を行った．

図 3.12，図 3.13，図 3.14 に示すように，A 地点，B 地点，C 地点で取得した対象のスキャンデータに対する，地図情報の相関値は，センサの視野角の制限を大きくするほど低下しており，形状の重複する割合の低下が直接的に影響することが分かる．

A 地点については，図 3.12 より，視野角に制限がある場合も，真値のスキャンデータの番

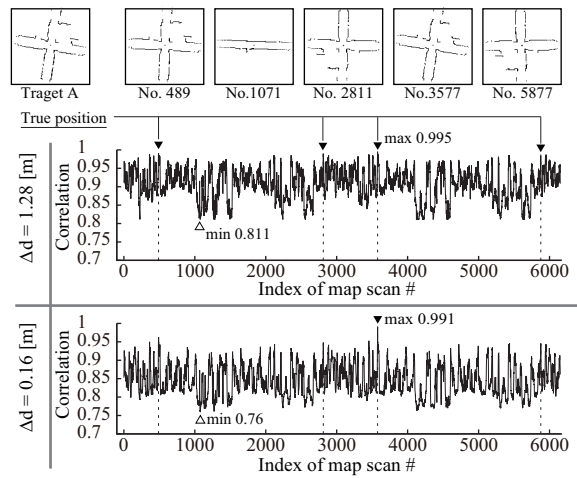


図 3.9: 2 種類の量子化間隔 Δd に関する A 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果

号で相関値が最大となり，正しい取得位置を一意に判定することが可能である．これは，A 地点が，多くの方位に対して，特徴的な形状を有しているためと考えられる．B 地点や，C 地点については，図 3.13，図 3.14 に示すように，真値のスキャンデータの番号で，他に比べて相関値がある程度高くなるが，真値とは異なるスキャンデータで相関値が最大値となり，1 つのスキャンデータだけでは，正しい取得位置を判定できない．これは，スキャンデータの形状の特徴が乏しく，形状の隠蔽による重複の割合が極端に下がるためと考えられる．対策としては，相関の最大値が一定の閾値を下回った場合は，隠蔽が発生したと判断し，付近のスキャンデータをいくつか統合して特徴を補うことや，一定の間，その場に静止して移動体などによる遮蔽の影響を排除する等の処理が必要であると考えられる．

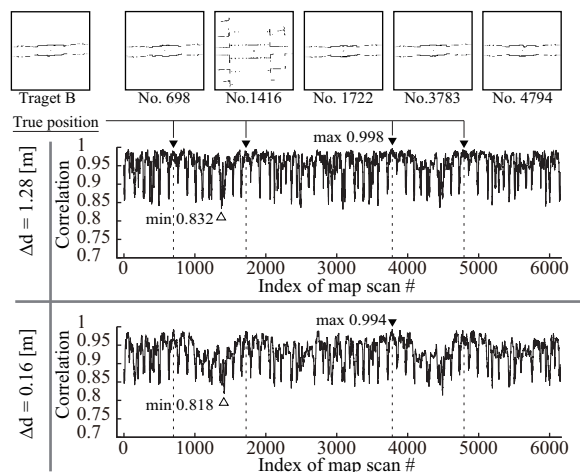


図 3.10: 2 種類の量子化間隔 Δd に関する B 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果

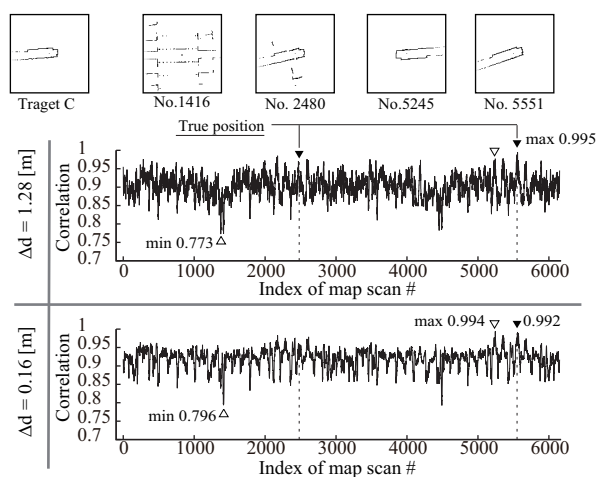


図 3.11: 2 種類の量子化間隔 Δd に関する C 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果

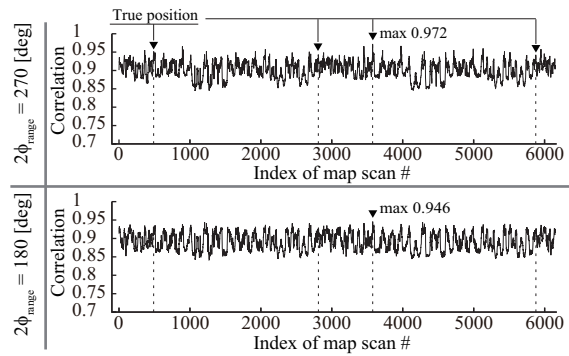


図 3.12: 2 種類の視野範囲 ϕ_{range} に関する A 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果

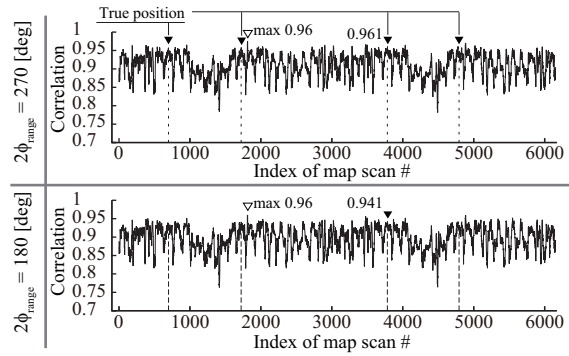


図 3.13: 2 種類の視野範囲 ϕ_{range} に関する B 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果

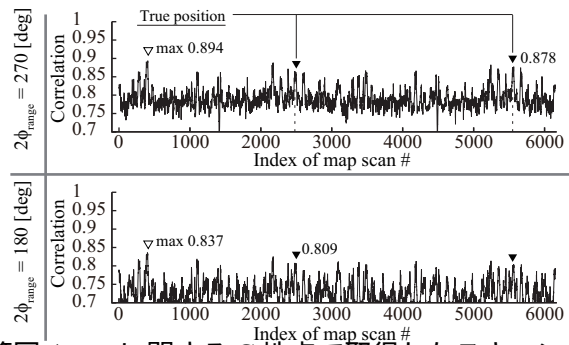


図 3.14: 2 種類の視野範囲 ϕ_{range} に関する C 地点で取得したスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果

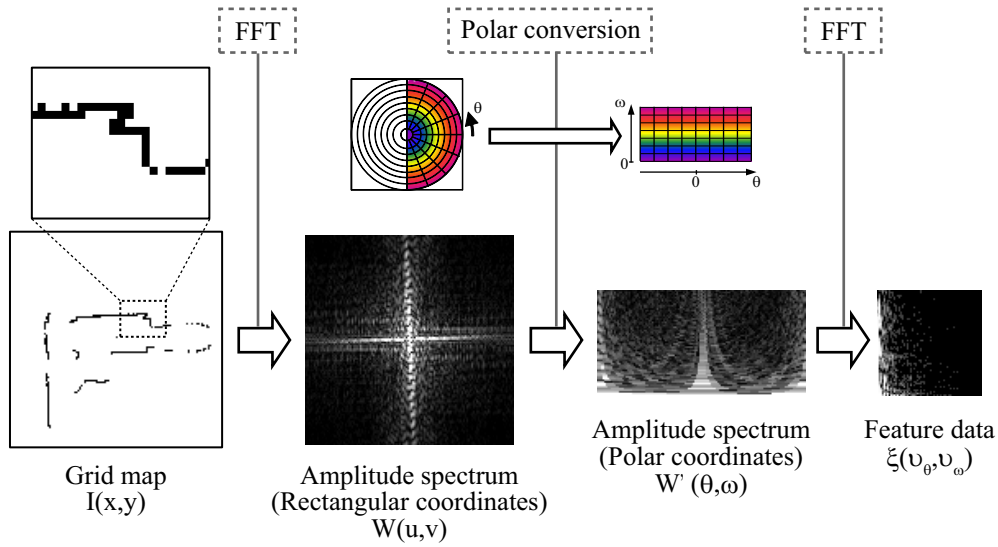


図 3.15: スペクトルの再変換の流れ

3.5 スペクトルの再変換による高速化

前節で示した通り，スキャンデータの極座標に変換した振幅スペクトル $W'(\theta, \omega)$ の分布は，スキャンデータの測定位置の並進変位量に依存せず，そのスキャンデータの測定時のセンサが向く方位に依存する．そのため，2つのスキャンデータの比較は，一方のスキャンデータの振幅スペクトルを方位 θ について走査し，各方位について相互相関を求めた後，その最大値をとる必要がある．著者は，図 3.15 に示すように， $W'(\theta, \omega)$ をスキャンデータの空間周波数における特徴を反映した特徴量画像と捉え，ここから方位 θ に依存しない計算法をスキャンデータの形状比較に用いることで，大域的な自己推定的高速化を実現した．本節では，3.5.1 節でスペクトルの再変換の方法についてのべ，3.5.2 節で提案手法を用いて行った対象環境における自己位置推定実験の結果を述べる．

3.5.1 スペクトルの変換

2次元レーザースキャナで取得したスキャンデータの空間周波数情報への変換は，以下の流れで行う．スペクトルの再変換は，節で示した 1 から 4 の処理に加え，1つの処理を行うことで実現する．

1. センサ原点を中心に， $2d_{range}$ 四方の空間を，各辺 N 個で区切り，その格子の中の測定点の有無によって 2 次元の画像情報へ量子化し， $I(x,y)$ を作成する．
2. 量子化後のスキャンデータ I に対して 2 次元フーリエ変換を適用し，複素表現された空間周波数領域における $\hat{I}(u,v)$ を求める．

3. \hat{I} の振幅スペクトル $W(u, v) = |\hat{I}(u, v)|^2$ と、これを方位分解能 $\Delta\phi$, $\{-90^\circ \leq \theta < 90^\circ\}$ の範囲で極座標に変換した $W'(\theta, \omega)$ を計算する（方位に関する要素数を M とする）。
4. $W'(\theta, \omega)$ にフーリエ変換を適用し、 $\hat{W}'(v_\theta, v_\omega)$ を計算し、その振幅スペクトルからスキャンデータの特徴量情報 $\xi(v_\theta, v_\omega) = |\hat{W}'|^2$ を求める。

ここで、高速な周波数変換として知られる、FFT を適用するため、 I の各軸方向の要素数 N や極座標表現の振幅スペクトル W の方位に関する要素数 M は、2 の累乗の数の要素数を設定する。

本手法では、2 つのスキャンデータの形状の類似度を、極座標に変換した振幅スペクトル $W'(\theta, \omega)$ の相互相関値によって評価する。対象スキャンと形状が一致する地図情報の中のスキャンデータは、極座標に変換した振幅スペクトル同士の相互相関値を評価値 E とし、その最大値を与えるスキャンデータとして求められる。ただし、この評価値には閾値 T_E を設け、評価値の最大値が閾値を下回る場合は、対象スキャンが地図情報に存在せず、探索失敗と判断することとした。本手法では、 $W'(\theta, \omega)$ を画像と捉え、その振幅スペクトル $\xi(v_\theta, v_\omega)$ を求め、これを特徴量画像として次式に示すように、2 つのスキャンデータの間で ξ の NCC を計算し、その値を評価値 E とすることとした。

$$E = \frac{\sum_{v_\theta} \sum_{v_\omega} (\xi_{src}(v_\theta, v_\omega) \xi_{tgt}(v_\theta, v_\omega))}{\sqrt{\sum_{v_\theta} \sum_{v_\omega} (\xi_{src}(v_\theta, v_\omega))^2 \sum_{v_\theta} \sum_{v_\omega} (\xi_{tgt}(v_\theta, v_\omega))^2}} \quad (3.11)$$

ここで、 ξ_{src} と ξ_{tgt} は、地図情報のある 1 つスキャンと対象スキャンについての特徴量画像である。この評価値 E も、2 つのスキャンデータの形状の類似度が高くなると増加し、形状が完全に一致した場合に最大値の 1 となる。 $W'(\theta, \omega)$ の要素数を $N \times M$ とした時、スペクトルに対称性があるため、 ξ の要素数は、 $N/2 \times M/2$ となる。このため、3.4.2 節で示した計算法に比べ、本手法は方位に関する走査を行わず、単に特徴量画像の相関を求めるだけでスキャンデータの形状を比較することができるため、比較回数を削減して計算量の削減ができる。

3.5.2 実験による有効性の検証

地図情報は、図 3.16 に示すように、移動ロボットが、筑波大学工学系棟内 3 階の廊下内の総走行距離約 1.13 [km] の経路を走行して測定した 2816 回分のスキャンデータと、筑波大学第 3 エリア屋外周辺の総走行距離約 2.15 [km] の経路を走行して測定した 5100 回分のスキャンデータを合せ、約 3.28 [km] の経路、7916 個のスキャンデータを使用した。また、大域的な自己位置推定に用いる地図情報は、あらかじめ点群情報から画像情報への変換と 2DFFT による振幅スペクトルの計算を行った。屋内と屋外で取得したスキャンデータに対して 2DFFT を行う上で必要な各パラメータは、3.4.5 節の実験結果より、センサを中心に $2d_{range} = 40$ [m] 四方の領域に入るスキャンデータを対象とし、この領域を $N = 256$ で分割して画像を生成、極座標への変換の際は、 180 [deg] を $M = 128$ で分割することとした。これらの処理は、ノー

トパソコン (CPU: Core2 Duo 2.50 [GHz], RAM: 3 [GB]) で計算を行い、2DFFT の計算は、京都大学理数解析学研究所の大浦氏が公開している汎用 FFT パッケージ [59] を使用した。

地図情報と対象データの比較で地図情報の中に対象データが含まれるかを判断するための閾値 T_E は、地図情報の生成とは別の日時に取得したスキャンデータを用いて決定した。具体的には、まず、ロボットが対象環境において地図情報の取得時と同様の経路を走行して取得した屋内 285 個と屋外 483 個のスキャンデータを使用し、各々のスキャンデータと地図情報において正しく対応するスキャンデータとの相互相関値 E_{true} を計算する。次いで、それらの平均値 $\overline{E_{true}}$ と標準偏差 $\sigma_{E_{true}}$ を計算し、これらから閾値 $T_E = \overline{E_{true}} - \sigma_{E_{true}}$ を求める。実際の閾値 T_E の値は、前節の手法では 0.978 であり、提案手法では 0.992 だった。提案手法の閾値が、前節の手法に比べて大きな値を取るのには、特徴量画像に変換することによりスキャンデータの振幅スペクトルの方位に関する位相情報が無くなり、各々の特徴量画像の間の差異が減少したためと考えられる。

自己位置推定実験では、ロボットが対象環境において地図情報の取得時と同様の経路を走行して取得した屋内 289 個と屋外 496 個のスキャンデータを使用し、それらのスキャンデータの取得位置を地図情報から探索して求め、その位置と真値からの距離について評価をした。ここで使用したスキャンデータは、地図情報生成や相互相関値の閾値 T_E の決定のために用いたスキャンデータとは別の日時に取得したものである。推定結果を評価の条件は、下記の 2 つの条件を満たす場合である。

1. 自己位置推定結果の採用判定

すべての地図情報に含まれるスキャンデータと対象スキャンとの相互相関値を計算し、地図情報の中で対象スキャンとの相互相関値が閾値 T_E を超えるものがある場合は、「自己位置推定結果 採用」とし、最大の相互相関値を与える地図情報のスキャンデータを用いて詳細位置の計算を行う。閾値 T_E をどれも超えない場合は、「自己位置推定結果 不採用」とし、最終的な出力は「位置不明」とする。

2. 自己位置推定結果の成否

対象スキャンに対して最大の相互相関値を与える地図情報のスキャンデータの測定位置と対象スキャンの測定位置の真値が 2.5 [m] 以内である場合は、「自己位置推定 成功」とする。また、この距離が 2.5 [m] 以上である場合は「自己位置推定 失敗」とした。

まず、図 3.16 の (A) から (D) に示す 4 地点において、地図生成とは別に対象スキャンを取得し、この 4 つのスキャンデータを用いて、大域的自己位置推定の実験を行った。図 3.17 に示すように、各対象スキャンに対する相互相関値を計算した結果、各対象スキャン付近で取得した地図情報のスキャンデータの相互相関値は、他の地点で取得したスキャンデータの値に比べて高く、最大値を与える地点が対象スキャンを取得した地点の真の位置から約 2 メートル以内だった (対象スキャンの測定地点の真の位置は、スキャンデータの形状を人間が GUI で確認し、約 0.1 [m] 程度の精度で調整したものである)。探索に要した計算時間は、提案手法では、0.49 [s] であり、前節の手法では、25.4 [s] だった。

次いで、表 3.1 や表 3.2 に示すように、屋内 289 個と屋外 496 個の合計 785 個の対象スキャ

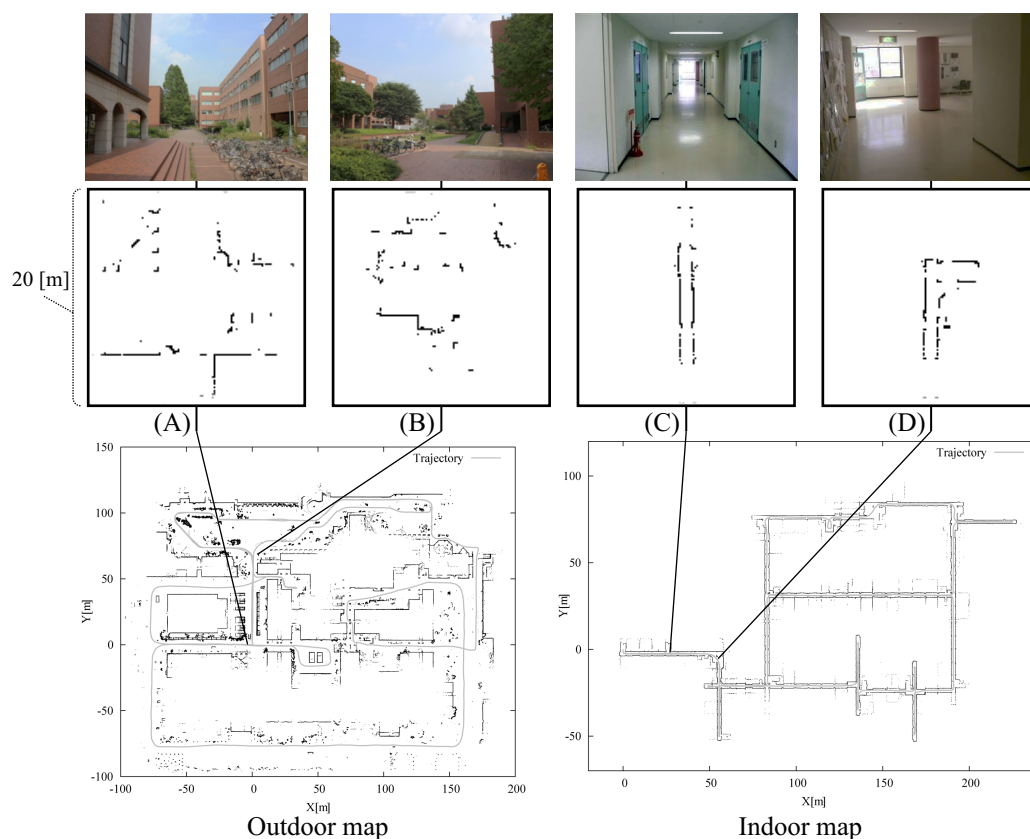


図 3.16: 対象環境の地図と探索対象のスキャンデータ例

ンについての推定結果は、提案手法と前節の手法でほぼ同程度の性能を有することが分かる。対象環境において、前節の手法では 76[%] の地点で位置推定に成功し、提案手法では 66[%] の地点で位置推定に成功し、成功率は、提案手法の方が劣る。一方、前節の手法では 18[%] に対し、提案手法では、13[%] と改善していることが分かる。提案手法は前節の手法よりも計算時間の面で優位にあり、正解率については、いくつかのスキャンデータの結果を考慮することで、より安定して大域的な自己位置の推定が期待できる。よって、本手法における高速化の有効性が示されたと考えられる。

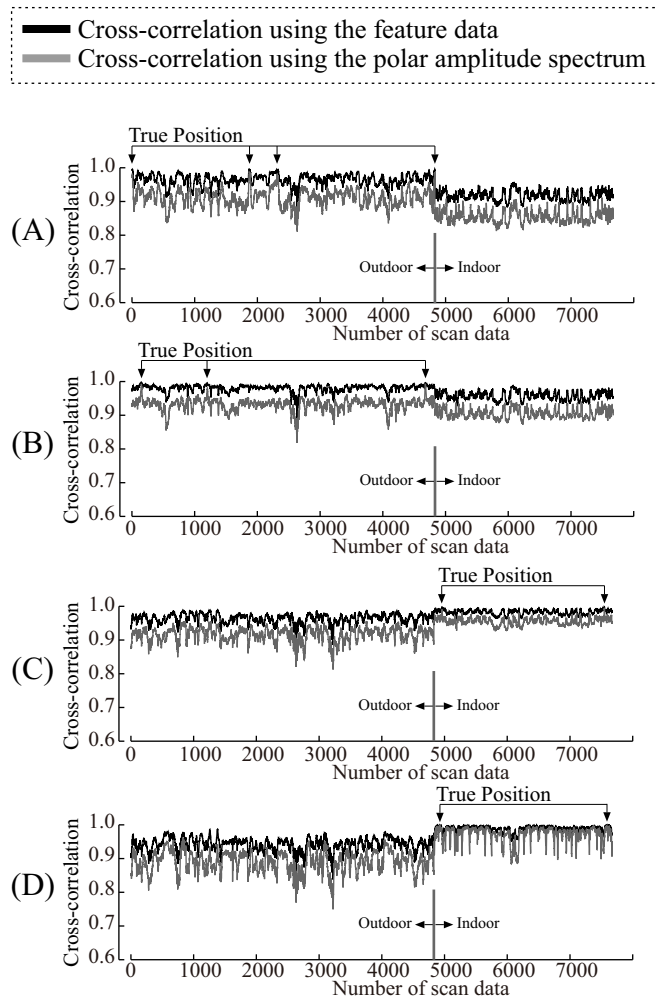


図 3.17: 各探索対象のスキャンデータと地図情報との相互相関値計算結果

表 3.1: 自己位置の認識結果 (高速化適用前)

	位置推定成功	位置推定失敗
自己位置推定結果 採用	601	140
自己位置推定結果 不採用	24	20

表 3.2: 自己位置の認識結果 (高速化適用後)

	位置推定成功	位置推定失敗
自己位置推定結果 採用	518	106
自己位置推定結果 不採用	57	104

3.6 成果

提案する環境の形状情報を空間周波数情報へ変換して対象の環境における大域的な自己位置を行う手法を実機に実装し、対象とする環境で自己位置の推定実験を行った。実機としては、著者らの研究室で開発された車輪型の移動ロボットを用いた。

実験の際は、屋内の約 1 [km] と屋外の約 2 [km] の走行経路上で取得した約 7000 個の 2 次元レーザースキャナによって取得した環境の形状情報を地図情報とし、これとは別の時間に対象環境の中で取得した形状情報について地図情報と照合を行い、その自己位置推定結果と真値との差によって評価した。その結果、約 76[%] の計測位置について、事前の位置に関する情報を必要とせずに大域的な自己位置の推定が可能であることを確認した。自己位置推定に要した時間は、約 1 [s] 程度であり、自己位置の推定精度は、並進については約 0.1[m]、方位については約 1[deg] だった。自己位置推定が失敗した例では、屋外の地物の極端に少ない場所や、屋内の平坦な壁が長く続く区間があった。これらの形状の特徴に乏しい区間に対しては、あらかじめ自己位置認識が困難な場所として判定することで、誤った自己位置推定を抑えられることを確認した。よって、対象環境において、環境の形状情報を空間周波数情報に変換して対象の環境における大域的な自己位置推定に利用することで、移動ロボットによる自己位置推定を実時間で正しく推定することが可能であることが示された。

第4章 結論

自律的に移動してアプリケーションを提供するロボットは、多くの場合、位置情報に基づいた動作があらかじめ計画され、現在時刻における自己位置の情報とあらかじめ位置情報に基づいて定義された動作に従って所望の機能を達成するように設計されることが多く、自己位置の認識は必要不可欠な問題である。本研究では、建物内やその周辺の街路などの人間によって整備された環境を対象に、外界センサによって取得した環境の形状情報を用いて自律移動ロボットの自己位置の認識を行うための手法を開発した。本研究は、自律移動ロボットの自己位置認識に関して、逐次的に自己位置を推定することと、対象の環境において大域的な自己位置を推定すること、2つの独立した課題についての取り組みである。また、これらは自律移動ロボットによるアプリケーションの実現に向けた下記の4つの段階において、特に多くのロボットにとって共通する2つの処理、すなわち自己位置認識に関係した第1および第3の段階の処理に対応するものである。

1. 対象の環境に関する情報を収集する方法の確立
2. 位置情報と関連付けした動作計画を設定する方法の確立
3. 収集した対象の環境に関する情報を活用した自己位置認識手法の確立
4. 自己位置の情報を基にあらかじめ計画された行動の中から最適なものを選択して目的を達成する枠組の構築

自己位置の参照元となる情報を収集するには、地上に固定された座標系において、ロボットの位置を正しく測定することと共に、その周囲の環境についての情報を外界センサによって取得し、これらを組にして記録することが望ましい。この場合には、ロボットが未知の環境を走行しながら、その位置と周囲の環境の形状を取得してゆく方法が典型的な例となる。本研究で提案した逐次的な自己位置推定は、まさにこの目的に沿って用いることができる。

一方、与えられた対象環境の情報をを用いてロボットの位置を求めるためには、通常、ロボットが存在しうるすべて領域に関する環境の情報をあらかじめ与えて、これと現在時刻における周囲の環境の形状とを照合することが多い。これには、2つの場合が考えられ、ひとつは、事前に初期位置に関する情報をロボットに与えた上で処理を行う場合であり、もう一つは、事前に初期位置に関する情報をロボットに正しく与えることができない場合である。前者の場合は、初期位置に関する情報を基に、随時、既知の環境に関する情報と照合を行い現在位置を正しく追跡する問題に帰着される。これは本研究の逐次的な自己位置推定と共通する枠組みで照合ができ、技術的にはこの逐次的な自己位置推定に共通する問題となる。後者の場合

は、初期位置に関する情報を事前に正しく与えることができないため、あらかじめ与えられた対象環境の情報と現在時刻の周囲の状況を照らし合わせ、一意に位置を求める問題となる。この手法は、現在時刻における周囲の環境と合致する形状を既知の環境全体の形状情報の中から実時間でくまなく（大域的に）探索する必要がある。このような手法には、本研究で提案した大域的な自己位置推定がまさに必要となる。

逐次的な自己位置推定手法を用いてロボットの位置を把握する場合、a. 推定結果に累積誤差があり、推定した自己位置と現実世界における自己位置の間の誤差が非常に大きくなることが障害になり、また、大域的な自己位置推定手法を用いてロボットの位置を把握する場合、b. 広大な環境の地図情報を全探索する際の計算コストが大きいことが障害になり、広大な環境において、ロボットの大域的な自己位置を正しく把握することが難しかった。本研究は、上記の問題をそれぞれ解決したものであり、成果としては独立した次の二つである。

- 環境の特徴的方位を用いて、ロボットが逐次的に自己位置を推定する際の方位に関する累積誤差を解消する手法を提案し、実環境中で自己位置の推定実験を行い、その有効性と限界を示したことである。この結果、環境の形状情報から特徴的な方位を検出して逐次的な自己位置推定に利用することで、移動ロボットによる自己位置推定の累積誤差を抑えることが可能であることを示した。
- 環境の形状情報を空間周波数情報に変換し、地図情報と現在位置周辺の環境の形状情報の比較を効率化する手法を提案し、実環境中で自己位置の推定実験を行い、その有効性と限界を示したことである。この結果、環境の形状情報を空間周波数情報に変換して対象の環境における大域的な自己位置推定に利用することで、移動ロボットによる自己位置推定を実時間で正しく推定することが可能であることを示した。

これらの研究成果を生み出す過程で開発した技術成果としては、i. 環境の形状情報から特徴的な方位を検出して逐次的に自己位置の推定を行う方法の開発と、ii. 環境の形状情報を空間周波数情報に変換して対象環境における大域的な自己位置の推定を行う手法の開発がある。これらの技術的な成果は、広大な屋内外環境を移動するロボットの研究において欠くことのできない技術である。

本研究では、人間の生活する環境で活動するロボットの構築に必要不可欠な、人間によって整備された環境における自己位置認識の手法の構築を行った。本研究で培った技術は、現在開発されている案内ロボット、警備ロボット、介護ロボットが広範囲な環境で自律的に行動して人の手助けを行う際の基盤技術になる。また、本提案手法を用いることで、容易にその環境における自分の位置を把握し、人にとって不慣れな初めて訪れた場所でも目的の動作を行うことができるようになり、様々な場面でロボットの持つ利便性を活用できるようになる。本研究成果がそのようなロボットの開発の促進に繋がることを期待する。

謝辞

本研究は、工学博士 坪内孝司 筑波大学システム情報系教授の御指導のもとで行われたものです。先生には、本研究を進めるにあたり、ご多忙であるにも関わらず数多くの研究上の議論や論文執筆、発表準備等につきまして熱心に有益なアドバイスをいただきました。

また、本論文をまとめるにあたり、博士(工学) 大矢晃久 筑波大学システム情報系教授、博士(工学) 中内靖 筑波大学システム情報系教授、博士(工学) 北原格 筑波大学システム情報系准教授には適切な助言をいただきました。

工学博士 油田信一 芝浦工業大学特任教授には、学士、修士そして博士課程にかけて長い間、さまざまな研究上の議論や研究テーマの構築、論文の執筆等、常に的確なご助言やご指導をいただきました。

本研究の成果の一部は、日本学術振興会特別研究員奨励費 25・1761 によって行なわれました。

筑波大学知能ロボット研究室のメンバーの皆様には、研究生生活の様々な面で世話になりました。ここで全ての方のお名前をあげることはできませんが、博士(工学) 竹岡年延 成蹊大学理工学部助教、博士(工学) モラレス佐伯洋一 株式会社国際電気通信基礎技術研究所知能ロボティクス研究所研究員、原祥堯氏、大島章氏(現：Doog)、山田大地氏、渡辺敦志氏、品田和洋氏(現：安川電機)、椎名誠氏(現：ナナオ)、森田華子氏(現：リコー)には様々な場所での議論等を通し、本研究を進めるにおいて様々なヒントをいただくとともに、ロボット研究において多くの事を学ばせていただきました。お世話になった全ての方々のお名前を上げることはできませんが、本論文をまとめることができたのは、みなさまのおかげであると確信しております。

また、経済的支援だけでなく研究活動に対する助言や日々の健康等について気づかせていただいた母、弟、祖母と、2013年9月に他界した父に深く感謝しております。

上述の皆様をはじめ、ここでは書ききれない数多くの方の助けがあったからこそ、ここまでくることができたと確信しております。この場をかりて深く感謝の意を表します。

参考文献

- [1] “プロトタイプロボット展のために開発された全てのロボットの紹介,” 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.2, pp. 25–58, 2006.
- [2] 下笹洋一, 若林潔, 有木孝夫, 大町利夫, 末富大剛, 杉浦正則, 小谷健太郎, “警備ロボットガードロボ による警備サービス,” 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.3, pp. 308–311, 2006.
- [3] 今井倫太, 高橋正樹, 森口智規, 岡田卓也, 湊雄一朗², 中野剛, 田中昌司, 下本英生, 堀俊夫, “病院内ロボット搬送システムの開発,” 日本ロボット学会誌, Vol.27, No.10, pp. 1101–1104, 2009.
- [4] ALSOK ロボットシステム, <http://www.alsok.co.jp/corporate/robot/>
- [5] SECOM Robot X, <http://www.secom.co.jp/campaign/robotx.html>
- [6] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit, “FastSLAM: A Factored Solution to the Simultaneous Localization and Mapping Problem,” in Proc. of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence, 2002.
- [7] D. Losada, F. Matia, A. Jimenez, and R. Galan, “Consistency improvement for SLAM-EKF for indoor environments,” in Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA’05), 2005.
- [8] 吉田智章, 入江清, 小柳栄次, 友納正裕, “3D スキャナとジャイロを用いた屋外ナビゲーションプラットフォーム,” 計測自動制御学会論文集, Vol.47, No.10, pp. 493–500, 2011.
- [9] 坪内孝司, 森川直樹, Iamurksiri Anusorn, 岡田悠図, 椎名誠, 阪東茂, 木下和樹, 識名拓, 清水雄太, 谷垣絢太, 木村剛実, 田所裕貴, “つくばチャレンジ 2010 における筑波大学知能ロボット研究室「屋外組」の取り組み,” 第 11 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2010), pp. 1714–1717, 2010.
- [10] 坪内孝司, 森川直樹, 澤田有希子, Chand Aneesh Neeschal, 阪東茂, 岡田悠図, 椎名誠, 腰原裕, 識名拓, 木下和樹 “つくばチャレンジ 2009 における筑波大学知能ロボット研究室「屋外組」の取り組み,” 第 10 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2009), pp.1411-1414, 2009.

- [11] 原祥亮, 阪東茂, 坪内孝司, 大島章, 北原格, 亀田能成, “MAP-ICP: 最大事後確率推定により事前確率を考慮した 6 自由度 Iterative Closest Point マッチング,” 第 18 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 592–599, 2013.
- [12] F. Lu, and E. Milios, “Globally Consistent Range Scan Alignment for Environment Mapping,” *Journal of Autonomous Robots*, Vol.4, pp. 333–349, 1997.
- [13] M. Golfarelli, D. Maio, and S. Rizzi, “Correction of Dead-reckoning Errors in Map Building for Mobile Robots,” *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 17, No. 1, pp. 37–47, 2001.
- [14] 黒田洋司, 永田祐也, 西川佑輝, 藤井悠人, 寺田英介, 三橋雅仁, “つくばチャレンジ 2010 における事前の詳細計測に依らない自律移動システム,” *日本ロボット学会誌*, Vol. 30, No. 9, pp. 907–916, 2012.
- [15] 山城容一郎, 怡土順一, 竹村憲太郎, 松本吉央, 高松淳, 小笠原司, “ビューシーケンスに基づく照明変化に頑健な屋内外ナビゲーション,” *日本ロボット学会誌*, Vol. 27, No. 7, pp. 768–773, 2009.
- [16] 伊達央, 滝田好宏, “自律移動ロボット Smart Dump による実世界環境走行実験 歩行者環境における人の群れ行動による影響と対策,” *日本ロボット学会誌*, Vol. 30, No. 3, pp. 305–313, 2012.
- [17] 渡辺敦志, 阪東茂, 品田和洋, 油田信一, “方位検出と交差点認識を用いた道なり走行ベースの屋外自律ナビゲーション,” *日本ロボット学会誌*, Vol.30, No.3 pp. 271–279, 2012.
- [18] K. Ohno, T. Tsubouchi and S. Yuta, “Outdoor Map Building Based on Odometry and RTK-GPS Positioning Fusion,” in *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA’04)*, pp. 684–690, 2004.
- [19] 山崎将史, 竹内栄二郎, 大野和則, 田所諭, “三次元地形情報および GPS を用いたパーティクルフィルタによるマルチパスを考慮した自己位置推定,” *日本ロボット学会誌*, Vol. 29, No. 8, pp. 702–709, 2011.
- [20] 江口純司, 尾崎功一, “DGPS を用いて設定したウェイポイント経路追従による実環境自律移動法の開発 つくばチャレンジ 2010 における完走およびリタイヤに関する考察,” *日本ロボット学会誌*, Vol. 30, No. 3, pp. 314–323, 2012.
- [21] 鈴木太郎, 北村光教, 天野嘉春, 橋詰匠, “GNSS マルチパス波判別を複合した精密単独測位による屋外移動ロボットの位置推定,” *計測自動制御学会論文集*, Vol.48, No.7, pp. 399–405, 2012.
- [22] H. Durrant-Whyte, and T. Bailey, “Simultaneous Localization and Mapping(SLAM): Part I,” *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 13, No. 2, pp. 99–110, 2006.

- [23] T. Bailey and H. Durrant-Whyte, “Simultaneous Localization and Mapping(SLAM): Part II,” IEEE Robotics and Automation Magazine, Vol. 13, No. 3, pp. 108–117, 2006.
- [24] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun, “Monte Carlo Localization for Mobile Robots,” in Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA’99), Vol.2, pp. 1322–1328, 1999.
- [25] J. Gutmann, and D. Fox, “An Experimental Comparison of Localization Methods Continued”, in Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS’02), pp. 454–459, 2002.
- [26] 上田隆一, 新井民夫, 浅沼和範, 梅田和昇, 大隅久, “パーティクルフィルタを利用した自己位置推定に生じる致命的な推定誤りからの回復法,” 日本ロボット学会誌, Vol.23, No.4, pp. 466–473, 2005.
- [27] K. Konolige, and K. Chou, “Markov localization using correlation,” in Proc. of the International Joint Conference on AI (IJCAI’99), pp. 1154–1159, 1999.
- [28] E. Olson, “Real-time Correlative Scan Matching,” in Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA’09), pp. 4387–4393, 2009.
- [29] F. Campos, L. Correia, J. Calado, “Global Localization with Non-quantized Local Image Features,” Journal of Robotics and Autonomous Systems, Vol.60, No. 8, pp. 1011–1020, 2012.
- [30] 友納 正裕, “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,” 日本ロボット学会誌, Vol.25, No.3, pp. 390–401, 2007.
- [31] YP-SPUR, <http://www.roboken.esys.tsukuba.ac.jp/platform/>
- [32] G. Weiss, G. Wetzler, and E. V. Puttkamer, “Keeping Track of Position and Orientation of Moving Indoor Systems by Correlation of Range-Finder Scans,” in Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS’94), pp. 595–602, 1994.
- [33] F. Lu, and E. Milios, “Robot Pose Estimation in Unknown Environments by Matching 2D Range Scans,” Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol.18, pp. 249–275, 1997.
- [34] S. Pfister, K. Kreichbaum, S. Roumeliotis, J. Burdick, “A Weighted Range Sensor Matching Algorithm for Mobile Robot Displacement Estimation,” in Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA’02), pp. 1667–1674, 2002.
- [35] P. Biber, and W. Strafler, “The Normal Distribution Transform: A New Approach to Laser Scan Matching,” in Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS’03), Vol.3, pp. 2743–2748, 2003.

- [36] J. Minguez, L. Montesano, and F. Lamiroux, “Metric-based Iterative Closest Point Scan Matching for Sensor Displacement Estimation,” *IEEE Trans. on Robotics*, Vol.22, No.5, pp. 1047–1054, 2006.
- [37] A. Grossmann, and R. Poli, “Robust Mobile Robot Localization from Sparse and Noisy Proximity Readings Using Hough Transform and Probability Grids,” *Journal of Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 37, pp. 1–18, 2001.
- [38] A. Censi, L. Iocchi, and G. Grisetti, “Scan Matching in the Hough Domain,” in *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA’05)*, pp. 2739–2744, 2005.
- [39] D. Dolgov, and S. Thrun, “Detection of Principal Directions in Unknown Environments for Autonomous Navigation,” in *Proc. of the Robotics: Science and Systems IV (RSS-08)*, 2008.
- [40] P. Besl, and N. McKay, “A Method of Registration of 3D Shapes,” *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.*, Vol.14, No.2, pp. 239–256, 1992.
- [41] J. Horner and P. Gianino, “Phase-Only Matched Filtering,” *Applied Optics*, vol. 23, pp. 812–816, 1984.
- [42] E. Castro, and C. Morandi, “Registration of Translated And Rotated Images Using Finite Fourier Transforms,” *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 9, No. 5, pp. 700–703, 1987.
- [43] Q. Chen, M. Defrise, and F. Deconinck, “Symmetric Phase-Only Matched Filtering of Fourier-Mellin Transforms for Image Registration and Recognition,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 12, pp. 1156–1168, 1994.
- [44] L. Lucchese, G. Doretto, and G. Cortelazzo, “A Frequency Domain Technique for Range Data Registration,” *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 24, No.11, pp. 1468–1484, 2002.
- [45] 兼松学, 北垣亮馬, 野口貴文, 友澤史紀, “2次元フーリエ変換によるコンクリートの汚れの評価手法に関する基礎的研究,” *コンクリート工学年次論文報告集*, Vol.22, No.1, pp. 211–217, 2000.
- [46] B. Reddy, and B. Chatterji, “An FFT-based Technique for Translation, Rotation, and Scale-invariant Image Registration,” *IEEE Trans. on Image Processing*, pp. 1266–1271, 1996.
- [47] M. Pfingsthorn, A. Birk, S. Schwertfeger, H. Bulow, and K. Pathak, “Maximum Likelihood Mapping with Spectral Image Registration”, in *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA’10)*, pp. 4282–4287, 2010.

- [48] H. Bulow, and A. Birk, “Spectral 6DOF Registration of Noisy 3D Range Data with Partial Overlap,” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 35, No. 4, pp. 954–969, 2013.
- [49] H. Buelow, and A. Birk, “Fast and Robust Photomapping with an Unmanned Aerial Vehicle (UAV),” in Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS’09), pp. 3368–3373, 2009.
- [50] S. Bando, and S. Yuta, “Use of the Parallel and Perpendicular Characteristics of Building Shape for Indoor Map Making and Positioning,” in Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS’10), pp. 4318–4323, 2010.
- [51] 阪東茂, 油田信一, “部屋や廊下の形状の特徴を活かした移動ロボットによる屋内環境地図の構築,” 第 15 回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 457-462, 2009.
- [52] 阪東茂, 油田信一, 坪内孝司, “屋内自律移動ロボットのための環境の特徴的方位の検出手法,” 日本ロボット学会誌, Vol.31, No.3, pp. 310–318, 2013.
- [53] 北陽電機株式会社, <http://www.hokuyo-aut.co.jp/>
- [54] R. Duda, and P. Hart, “Use of the Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures,” Comm. of ACM, Vol.15, pp. 11–15, 1972.
- [55] <http://www.mrpt.org/>
- [56] 阪東茂, 原祥堯, 坪内孝司, “2 次元測域センサデータの空間周波数解析に基づくスキャンマッチング手法”, 第 30 回日本ロボット学会 学術講演会 (RSJ2012), 4J1-6, 2012.
- [57] S. Bando, Y. Hara, and T. Tsubouchi, “Global Localization of a Mobile Robot in Indoor Environment Using Spatial Frequency Analysis of 2D Range Data,” in Proc. of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA2013), pp. 488–493, 2013.
- [58] 酒井幸市, “デジタル画像処理入門”, コロナ社, 1997.
- [59] 大浦 拓哉, “汎用 FFT (高速 フーリエ/コサイン/サイン 変換) パッケージ,” <http://www.kurims.kyoto-u.ac.jp/~ooura/>

研究業績

本論文の内容に関係の深い発表文献

学術論文

- 阪東茂, 油田信一, 坪内孝司: 屋内自律移動ロボットのための環境の特徴的方位の検出手法, 日本ロボット学会誌, Vol.31, No.3, pp.310-318, 2013
- Shigeru Bando, Takashi Tsubouchi, and Shin'ichi Yuta: Scan Matching Method Using Projection in Dominant Direction of Indoor Environment, Advanced Robotics (投稿中, 採録未定)

査読付国際会議論文

1. Shigeru Bando, Yoshitaka Hara, Takashi Tsubouchi: Global Localization of a Mobile Robot in Indoor Environment Using Special Frequency Analysis of 2D Range Data, In Proc. of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA 2013), pp.488-473, August 4-7, 2013, Takamatsu, Japan
2. Shigeru Bando, Shin'ichi Yuta: Use of the Parallel and Perpendicular Characteristics of Building Shape for Indoor Map Making and Positioning, In Proc. of 2010 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2010), pp.4318-4323, October 18-22, 2010, Taipei, Taiwan

査読付国内学会

- I. 阪東茂, 原祥堯, 坪内孝司: 2次元測域センサデータの空間周波数解析に基づく大域的自己位置推定, 第18回ロボティクスシンポジウム, pp.163-168, 2013-03, 山形
- II. 阪東茂, 油田信一: 測域センサによるスキャンデータの2次元パワースペクトルに基づく特徴的な方向の検出と環境地図作成, 第16回ロボティクスシンポジウム, pp.457-462, 2011-03, 鹿児島
- III. 阪東茂, 油田信一: 部屋や廊下の形状の特徴を活かした移動ロボットによる屋内環境地図の構築, 第15回ロボティクスシンポジウム, pp.457-462, 2010-03, 奈良

査読なし国内学会

- a. 阪東茂, 原祥亮, 坪内孝司: 2次元測域センサデータの空間周波数解析に基づく大域的自己位置推定手法の開発, 第13回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2012), 3E2-4, 2012-12, 福岡
- b. 阪東茂, 原祥亮, 坪内孝司: 2次元測域センサデータの空間周波数解析に基づくスキャンマッチング手法, 第30回日本ロボット学会学術講演会 (RSJ2012), 4J1-6, 2011-09, 小樽
- c. 阪東茂, 油田信一: 屋内における環境の特徴的方位を用いた地図生成とループ解決手法, 第12回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2011), pp.1939-1942, 2011-12, 京都
- d. 阪東茂, 油田信一: 測域センサによるスキャンデータの2次元パワースペクトルに基づく特徴的な方向の検出, 第11回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2010), pp.1666-1669, 2010-12, 仙台
- e. 阪東茂, 油田信一: 建物内の形状の特徴に基づく移動体の自己姿勢・位置の計測, 第28回日本ロボット学会学術講演会 (RSJ2010), 1Q3-3, 2010-09, 名古屋
- f. 阪東茂, 油田信一: 建物内における壁の直角・平行な特徴を用いた SLAM 手法, 日本機械学会 ロボティクス・メカトロニクス講演会 2010 (Robomec2010), 1A2-D25, 2010-06, 旭川
- g. 阪東茂, 油田信一: 建物内における壁の直角・平行な特徴を用いた移動ロボットの環境地図構築, 第10回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2009), pp.979-982, 2009-12, 東京
- h. 阪東茂, 油田信一: 壁の形状が主に直角・平行なことを利用した移動ロボットの建物内環境地図生成, 日本機械学会茨城講演会, No.802, 2009-08, つくば

本論文と異なる内容の発表文献

学術論文

- 渡辺敦志, 阪東茂, 品田和洋, 油田信一: 方位検出と交差点認識を用いた道なり走行ベースの屋外自律ナビゲーション, 日本ロボット学会誌, Vol.30, No.3 pp.271-279, 2012

査読付国際会議論文

1. Yoshitaka Hara, Shigeru Bando, Takashi Tsubouchi, Akira Oshima, Itaru Kitahara, Yoshinari Kameda: 6DOF Iterative Closest Point Matching Considering a Priori with Maximum a Posteriori Estimation, In Proc. of 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2013), November 3-8, 2013, Tokyo, Japan
2. Atsushi Watanabe, Shigeru Bando, Kazuhiro Shinada, Shin'ichi Yuta: Road Following Based Navigation in Park and Pedestrian Street by Detecting Orientation and Finding Intersection, In Proc. of IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA 2011), pp.1763-1767, August 7-10, 2011, Beijing, China

査読付き国内学会

- I. 原祥亮, 阪東茂, 坪内孝司, 大島章, 北原格, 亀田能成: MAP-ICP: 最大事後確率推定により事前確率を考慮した 6 自由度 Iterative Closest Point マッチング, 第 18 回ロボティクスシンポジウム, pp.592-599, 2013-03, 山形

査読なし国内学会

- a. 阪東茂, 渡辺敦志, 坪内孝司, 辻信行, 油田信一: ハードウェア情報もオープンにした研究用プラットフォームとしての標準的小型移動ロボット i-Cart mini, 第 31 回日本ロボット学会学術講演会 (RSJ2013), 3H3-07, 2013-09, 東京
- b. 渡辺敦志, 阪東茂, 辻信行, 大矢晃久, 油田信一: 移動ロボット用二軸ブラシレスモータドライバの開発とオープンソースプラットフォームを用いた走行制御, 第 31 回日本ロボット学会学術講演会 (RSJ2013), 3H1-01, 2013-09, 東京
- c. 原祥亮, 阪東茂, 坪内孝司: 最大事後確率推定により過信を防いだ Point Cloud マッチングによる自己位置推定, 第 13 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2012), 3E2-3, 2012-12, 福岡

- d. 原祥堯, 阪東茂, 坪内孝司: Bayesian アプローチに基づき過信を防いだ Point Cloud マッチングによる自己位置推定の定式化, 第 30 回日本ロボット学会学術講演会 (RSJ2012), 4J1-5, 2011-09, 小樽
- e. 渡辺敦志, 品田和洋, 阪東茂, 油田信一: 道なり走行と交差点認識および方位検出に基づく移動ロボットの屋外自律ナビゲーション, 第 12 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2011), pp.1733-1776, 2011-12, 京都
- f. 木村剛実, 阪東茂, 油田信一: 測域センサの反射点群が与えられた室内環境における移動ロボットの経路計画システム, 日本機械学会 ロボティクス・メカトロニクス講演会 2011 (Robomec2011), 1A1-K16, 2011-05, 岡山
- g. 渡辺敦志, 品田和洋, 阪東茂, 油田信一: レーザー測域センサを用いた道の検出と道なり走行及び交差点認識に基づく移動ロボットの自律ナビゲーション, 第 11 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2010), pp.1014-1027, 2010-12, 仙台
- h. 坪内孝司, 森川直樹, Iamurksiri Anusorn, 岡田悠図, 椎名誠, 阪東茂, 木下和樹, 識名拓, 清水雄太, 谷垣絢太, 木村剛実, 田所裕貴: つくばチャレンジ 2010 における筑波大学知能ロボット研究室「屋外組」の取り組み, 第 11 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2010), pp.1714-1717, 2010-12, 仙台
- i. 渡辺敦志, 阪東茂, 品田和洋, 椎名誠, 木下和樹, 識名拓, 小松原浩二, 大矢晃久, 油田信一: 小型自律移動ロボットのバンパに貼りつける静電容量型帯状感圧センサ, 第 11 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2010), pp.2221-2224, 2010-12, 仙台
- j. 渡辺敦志, 品田和洋, 阪東茂, 油田信一: つくばチャレンジ 2009 における走行制御アルゴリズム開発, 第 10 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2009), pp.1005-1008, 2009-12, 東京
- k. 坪内孝司, 森川直樹, 澤田有希子, Chand Aneesh Neeschal, 阪東茂, 岡田悠図, 椎名誠, 腰原裕, 識名拓, 木下和樹: つくばチャレンジ 2009 における筑波大学知能ロボット研究室「屋外組」の取組み, 第 10 回計測自動制御学会 システムインテグレーション部門講演会 (SI2009), pp.1411-1414, 2009-12, 東京