

2015 年度 博士論文

自律ナビゲーションにおける 環境磁場の利用に関する研究

2016 年 2 月 26 日
宇都宮大学大学院

工学研究科

システム創成工学専攻

赤井 直紀

目次

第1章	緒言	2
1.1	はじめに	2
1.2	関連位置推定法と本研究におけるアプローチ	4
1.3	磁場および幾何情報を併用した自己位置推定法の利点	6
1.4	本提案を実現するための課題	9
1.5	本論文の構成	11
1.6	本章のまとめ	11
第2章	磁場の実験的調査	13
2.1	はじめに	13
2.2	磁場の時間変化に関する調査	14
2.3	電子デバイスが磁場へ及ぼす影響	18
2.4	環境中に存在する磁場の乱れ	19
2.5	磁場方位	23
2.6	本章のまとめ	24
第3章	磁場を用いたナビゲーション法	25
3.1	はじめに	25
3.2	磁気ナビゲーション法	26
3.2.1	環境磁場を用いたナビゲーション法	26
3.2.2	磁場地図	26
3.2.3	ナビゲーションアルゴリズム	27
3.3	磁気ナビゲーション法の実装	29
3.3.1	ハードウェア構成	29
3.3.2	磁場地図の構築	29
3.3.3	走行距離の推定	31
3.3.4	制御手法	31
3.4	走行実験	32

3.4.1	実験環境	32
3.4.2	走行実験	33
3.4.3	考察	35
3.5	本章のまとめ	36
第4章	幾何ランドマークを併用した分散制御に基づく磁気ナビゲーション法	37
4.1	はじめに	37
4.2	ハードウェア構成	38
4.3	マルチナビゲータシステムに基づく磁気ナビゲーション法	38
4.3.1	自律移動に用いるデータベース	38
4.3.2	マルチナビゲータシステム	38
	オドメトリに基づくナビゲータ	40
	幾何情報に基づくナビゲータ	40
	磁場情報に基づくナビゲータ	41
	磁場および幾何情報に基づくナビゲータ	41
	優先度設定	41
4.4	自己位置推定	43
4.4.1	MCLによる磁場の乱れを用いた走行距離推定	43
	動作モデル	43
	尤度計算と走行距離推定	43
4.4.2	姿勢推定	44
4.5	実験	45
4.5.1	シミュレーションによる位置推定実験	45
4.5.2	学内走行実験	47
4.6	考察	51
4.7	本章のまとめ	54
第5章	幾何ランドマークベースの位置推定法における磁場の併用	55
5.1	はじめに	55
5.2	磁場および幾何地図を併用した Monte Carlo Localization	56
5.2.1	動作モデルによる状態更新	57
5.2.2	磁場地図を用いた姿勢推定	58
5.2.3	尤度計算	59
5.2.4	位置推定とリサンプリング	59

5.3	シミュレーション実験	59
5.4	実環境自律移動実験	62
5.5	考察	66
5.5.1	自己位置推定性能に関する考察	66
5.5.2	リニア地図ベースのナビゲーション法との比較に関する考察	67
5.6	本章のまとめ	68
第6章	広域空間の磁場の地図化	70
6.1	はじめに	70
6.2	ガウス過程	71
6.2.1	ガウス過程による回帰	71
6.2.2	ハイパーパラメータの推定	73
6.3	ガウス過程回帰による推定精度の検証	73
6.3.1	ガウス過程回帰のための磁場地図のモデリング	73
6.3.2	推定精度の検証	73
6.4	磁場計測のロボット化	77
6.4.1	磁場計測の効率化	77
6.4.2	磁場計測ロボット	77
	2次元磁場計測ロボット	77
	3次元磁場計測ロボット	78
6.5	磁場計測	78
6.5.1	2次元磁場計測	81
6.5.2	3次元磁場計測	82
6.6	ガウス過程回帰による磁場推定	82
6.6.1	2次元磁場分布の回帰	83
6.6.2	3次元磁場分布の回帰	83
6.7	広域磁場地図に基づく自己位置推定	85
6.8	自己位置推定実験	86
6.9	考察	89
6.9.1	磁場地図構築の効率に関する考察	89
6.9.2	磁場地図の精度に関する考察	90
6.10	本章のまとめ	90

第7章 結言	92
7.1 各章のまとめ	92
7.2 結論	94
7.3 展望	95
参考文献	96
謝 辞	103

本論文の概要

本論文では、ロボットが指定された経路を確実に自律移動する手法の開発を主目的とし、環境磁場を利用した自律移動に関する方法を提案している。ロボットが自律移動を行う際には、事前に環境を表す地図を作成し、その地図とセンサ観測を照合することで、地図上の位置を認識(自己位置推定)することが有効である。地図照合を行うにあたり、事前に構築した地図とセンサ観測が異なる場合には、照合に失敗し、位置推定ができなくなる場合がある。すなわち、状況が変化しやすい環境(動的環境)においては、位置推定の失敗の危険が高くなり、自律移動の実現が難しくなる。

これに対して、磁場は変動しにくく、また、磁気センサはセンサが存在する位置の情報のみしか計測しない。そのため、磁気センサを用いた位置推定は環境変化の影響を受けにくいという利点がある。その一方で、センサの存在する地点のみの値しか計測できないため、これが位置推定を行う際の問題となる。本論文では、この問題点を解決し、磁気センサを用いて自己位置推定、および自律移動を行う方法を提案する。

本論文では、まず第1章において、これまでに提案された自己位置推定法に関してまとめ、これを踏まえて磁気センサを用いて位置推定を行う利点を整理する。次に第2章において、不可視で理解し難い磁場を実験的に調査することで、磁場が自己位置推定に応用できることを明らかにする。そして第3章において、外界情報として磁場のみを用いて初の屋外環境での長距離自律移動を実現した「磁気ナビゲーション法」について言及する。これにより、磁場を用いた自己位置推定、および自律移動に関する問題点を明らかにする。

第4章、第5章、および第6章では、本論文における提案についてまとめている。第4章では、磁気ナビゲーション法の拡張を行うことを目指し、磁場および幾何情報を用いた分散制御に基づく磁気ナビゲーション法を提案している。第5章では、磁場を用いた位置推定、および幾何情報を用いた位置推定法の利点を併用することを目指し、磁場および幾何地図を併用した位置推定法を提案している。また第6章では、磁場計測のロボット化、および磁場分布の回帰法を用いて、高速に2・3次元空間の磁場を地図化する方法を提案している。本論文にて行われる実験を通して、これらを用いて従来困難といわれていた、動的環境下での正確かつ確実な自律移動を実現できることを示している。

最後に、第7章において本論文をまとめ、今後の課題と展望をまとめている。

第1章

緒言

1.1 はじめに

世界各国の先進国において、少子高齢化に伴う労働力不足が危惧されている。これに対し、ロボットを産業用途に応用することで、労働力を確保しようとする取組が行われている。人間が行う作業の多くは、一ヶ所で行う作業ばかりでなく、移動を伴う作業である。そのため、ロボットの産業応用を実現するためにも、自律移動技術を確立することが重要である。また、高齢者や身体障害者が自由に外出することができる社会を実現するためにも、自律移動技術は重要な技術である。

これまでに、自律移動技術・ロボットに関する研究は多く行われており、様々な方法が提案されてきている。Fig. 1.1には、Makarenkoらが指摘している自律移動ロボットに関する技術的基本要素、およびそれらを併用した技術を表した図を示す [1]。最も基本的な技術要素は、自己位置推定 (localization)、地図構築 (mapping)、および動作計画 (motion planning) の3つである。自己位置推定とは、移動ロボットに提供した環境地図上において、ロボット自身がどの地点に存在するかを認識することである。地図構築とは、上記環境地図を構築することであり、この地図は、何かしらのセンサによって得られたデータを蓄積して構築したデータベースともいえる。動作計画とは、自律移動を行うにあたり、ロボットがどのように移動するかを計画することである。さらに、これらの要素を同時に行うことが、移動ロボットにおける重要な技術・アプリケーションとなる。自己位置推定と地図構築を同時に行うことは Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) と呼ばれ、近年のロボティクスにおいて頻繁に研究されている問題である。地図構築と動作計画を同時に行うことは探索 (exploration) と呼ばれ、ロボットが未知環境を移動しながら環境把握を行う問題である。動作計画と自己位置推定を同時に行うことは自律移動 (autonomous navigation) と呼ばれ、事前に与えられた経路 (もしくはロボット自身が生成した経路) に従い、目的地まで自律移動を行う問題である。自律移動に関する研究は、これらに関わる研究が主である。なお、自己位置推定、地図構築、および動作計画を同時に行うことは統合的アプローチ (integrated approach) と呼ばれるが、これは複雑すぎる技術であることや、実用上重要視されていないため、近年のロボティクスにおいて注目されている技術とは言い難い。さらに近年では、移動ロボットの外観や印象に関する研究も重要視されているため、その研究の一例を挙げてお

く [2].

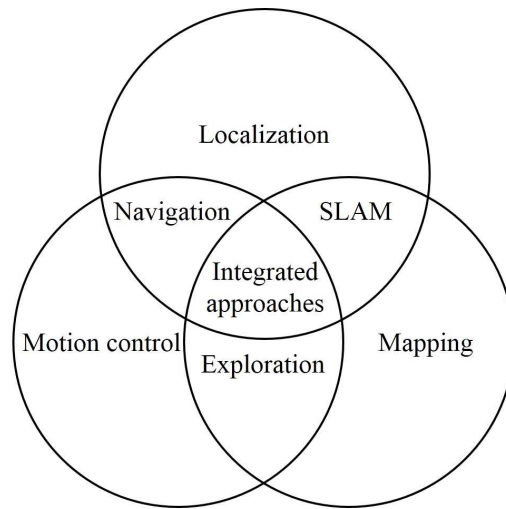


Fig. 1.1: Three fundamental components for autonomous mobile robots and integrated functions of them

本研究では、自律移動ロボットに焦点を当てており、「実環境(特に人が行き交うような動的環境)において、正確かつ安定した自律移動を実現すること」を主目的としている。Fig. 1.1に示すように、自律移動を行うためには、自己位置推定と動作計画を同時に行う必要がある。自己位置推定は、正確かつ安定した自律移動を実現するために重要である。これは、自己位置推定の結果に基づき移動経路の追従を行うため、位置推定の精度や安定性が自律移動のそれに直接関与するためである。一方で動作計画は、安全かつ確実な自律移動を実現するために重要である。これは、動作計画により目的地へ向かうための経路生成を行うため、その経路が安全かつ確実に目的地へ辿り着ける経路であるかが、自律移動の安全性や確実性に直接関与するためである。極論を言えば、障害物を回避しなくても問題ないような環境であれば、自己位置推定を正確に行い、その結果に基づいて経路追従を行うのみで指定経路の自律移動が実現できる。以上の議論から、本研究の主目的「正確かつ安定した自律移動を実現すること」を達成するために、本研究では自己位置推定に焦点を当てる。

自己位置推定は基本的に、与えられた環境地図とセンサの観測値を比較・照合することで行われる。そのため、環境地図を構築した際と自己位置推定を行う際とで環境が変化した場合には、地図とセンサ観測値との照合に失敗し、自己位置推定に失敗することがある。すなわち、環境変化が容易に発生する動的環境においては、正確に自己位置推定を行うことが難しい課題となる。人間の生活環境の多くは動的な環境であり、移動ロボットが人間の代わりに作業を行うような産業応用を実現するためにも、これは解決すべき重要な課題となる。そ

1.2 関連位置推定法と本研究におけるアプローチ

ここで本研究では、動的環境において正確かつ安定した自己位置推定を実現することを達成すべき目的とし、これを実現する自己位置推定法を提案する。そしてこの方法を用いて、動的環境下において正確な自律移動の実現を目指す。

1.2 関連位置推定法と本研究におけるアプローチ

移動ロボットにおける基本的な位置推定法は、Borensteinらによってまとめられている [3]。車輪の回転量を累積して位置認識を行うオドメトリ、加速度計を用いた慣性航法、および磁気コンパスを方位推定など、基本的な方法がまとめられている。しかし、これら方法のみで動的環境下において正確に自己位置推定を行うことは難しい。理由としては、Borensteinらが当該文献をまとめた時点では、実用的なセンサや方法が確立されていなかったためである。しかし、現状提案されている多くの方法は、当該文献の考えを基本としているものが多い。

位置推定法として最も一般に知られているのは、Global Positioning System (GPS) といえる。GPS では、GPS 衛星から発信された信号を移動体に搭載した GPS レシーバで受信し、その結果に基づき移動体の位置を算出する。しかし、GPS レシーバの周辺にビルなどの背の高い障害物が存在する場合、レシーバが GPS 衛星からの信号を正確に受信できなくなるため、位置推定に失敗してしまう。この問題はマルチパス (Multipath) と呼ばれ、GPS において最も深刻な問題といえる。これに対して Suzuki らは、赤外線カメラを用いてマルチパスの影響を受けていない GPS 衛星のみを選択し、マルチパスによる位置計算の失敗を低減させる方法を提案している [4]。また山崎らは、周囲の 3 次元幾何状況を考慮することで、同様にマルチパスによる影響を軽減させる手法を提案している [5]。しかし根本的に、移動体から上空が見えない場合には、GPS を用いて位置を取得することができないという問題が解決できない。また、GPS の観測値は季節や天候の変化により変化するという報告もある [6]。GPS と同様に、信号強度を受信して位置推定を行う方法として、Wi-Fi を用いた位置推定法も提案されている [7, 8]。しかし、Wi-Fi を用いて位置推定を行うためには、多くのアクセスポイントが必要となり、このアクセスポイント 同士の電波の干渉により、得られる信号が不安定になる問題がある。

近年一般的に位置推定に利用されているセンサは、カメラや Light Detection and Ranging (LIDAR) である。上記センサを用いて距離観測を行い、そこから目印として利用可能なランドマークを検知して位置推定を行う方法が一般的である [9, 10]。なお、カメラでは複数の画像間で対応点を取ることで三角測量の原理を用いて、LIDAR ではレーザービームを飛ばしてその反射を検知する Time of Flight (TOF) 方式を用いてそれぞれ距離計測を行う。距離計測に基づいて位置認識を行うにあたり、Iterative Closest Point (ICP) アルゴリズムのような

1.2 関連位置推定法と本研究におけるアプローチ

観測データと地図の対応点間の誤差を最小化する方法や Monte Carlo Localization (MCL) のようなロボットの存在位置を確率的に表現する手法が広く利用されている [11, 12]. そして、これらの方法をよりロバストにするために、データの対応点の探索方法や、ランドマークの観測方法に工夫を行う取組も多い [13, 14]. 特に LIDAR を用いる場合には、LIDAR の観測する反射強度を利用して位置推定を行う取り組みも提案されている [15]. また最近では、RGB-D センサやマルチレイヤー LIDAR などの、大量の距離観測を短時間で実行膨大な点群を得ることができるセンサが市販されるようになった。これに伴い、計算時間の短縮を狙った Normal Distributions Transform (NDT) を用いた位置推定法も提案されている [16, 17, 18]. NDT とは、点群をいくつかの区分で分割し、その区分で点群を点群の分布として表現する方法である。上記の技術を用いることで、多くの実用的な位置推定法が実現された。しかしこれらの手法も必ずしも万全とは言い難く、動的障害物に囲まれ有効なランドマークが検知できない場合、もしくはそもそも周囲に有効なランドマークが存在しない場合には、自己位置推定に失敗することがある。また近年では、LIDAR の計測データが人為的に変化可能であるという指摘もあり、LIDAR のみに頼ることの危険性も示唆されている [19].

これらに対して、磁気センサを用いた位置推定法も提案されている。磁気センサのメジャーな使用法は、Borenstein らによっても紹介されている通り、磁気コンパスを用いてロボットの姿勢を推定する方法である [20, 21]. しかし、環境中には磁性体が存在し、その磁性体によって磁場が乱れている地点では、姿勢推定に失敗してしまう。一方で、この磁場の乱れが時間的に安定していることが Yamazaki らによって報告されている [22]. この性質を利用して、磁場の乱れを目印として自己位置推定を行う方法を Suksakulchai らは 2000 年に提案した [23]. しかしこの段階では、位置推定はシミュレーション実験だけに留まっていた。その後 Rahok らは、2008 年に屋内環境で 2 次元の磁場地図 (magnetic map) を構築し、それを用いて移動ロボットの位置推定が行えることを示した [24, 25]. しかし広域な空間の磁場の地図化を行うことは容易ではなく、Rahok らが行った実験は限定的な狭い環境での位置推定実験に留まっている。Haverinen らも、2009 年に屋内環境でリアルな磁場地図 (走行する経路上の磁場のみを地図化したもの) を作成し、それに基づき MCL を応用した移動ロボットの自己位置推定が実現できることを示した [26]. さらに近年のスマートフォンの普及により、スマートフォンを用いた位置推定法も提案され、磁場を位置推定に利用する取組が注目されている [27, 28]. 磁場を用いた自己位置推定の精度は、周囲の動的障害物の影響を受けないため、動的環境下でも利用可能という利点がある。一方で、カメラや LIDAR などと比較すると、磁気センサから得られる情報量は少なく、位置推定の精度を高く維持することが難しいといった問題がある。これは、磁気センサがセンサの存在する地点のみの磁場を計測

1.3 磁場および幾何情報を併用した自己位置推定法の利点

するセンサであり，センサの周囲環境の計測を行わないためである．

上記を簡略にまとめると，LIDARなどにより観測される距離情報を用いることで，高い精度で自己位置推定が行えるものの，これのみを用いて万全に位置推定を行うことは難しい．一方で，磁気センサを用いた位置推定法を用いることで，その問題へ対処することが可能になると考えられるが，位置推定精度を高く保つことは難しいといえる．そこで本研究では，カメラやLIDARなどを用いて観測されるランドマーク（以下，幾何ランドマーク）と磁場を併用した自己位置推定の実現を目指す．これにより，両者の利点を活かした自己位置推定法を開発し，高精度な自己位置推定かつ動的障害物に対してロバストな自己位置推定の実現を目指す．

1.3 磁場および幾何情報を併用した自己位置推定法の利点

自己位置推定を行う際，絶対的にロボットが存在する地点を決定することは難しく，ある程度の誤差を含んでロボットが存在する地点を推定することが多い．自己位置推定はセンサの観測を用いて行われるが，そのセンサ観測自体に誤差が含まれるためである．そのため，移動ロボットの自己位置推定に関する手法では，誤差関数を最小化する最適化アプローチ（例えば [11]）に比べて，位置推定の誤差を考慮した確率的手法が採用されることが多い [29]．これは，最適化アプローチが単に対応点間の誤差を最小化するために，誤った対応 (outlier) を選択してしまった場合に，即座に誤った位置に解が収束されてしまうためである．なお，ここでいう対応点とは，照合する地図データとセンサ観測データを照合する際の対応を意味する．一方で確率的アプローチを利用する場合には，誤対応を選択してしまった場合においても，位置推定の誤差を考慮することで，推定結果の誤収束を防げることがある．動的環境下において正確な対応点探索を行うことは容易ではないこともあり，確率的なアプローチが自己位置推定にはよく利用される．特に，カルマンフィルタ (Kalman filter) やパーティクルフィルタ (particle filter) が広く利用されている [30, 31]．

確率的アプローチは，基本的にはベイズの定理に基づいて実装される．本論文で提案する位置推定法はこの概念を応用しているものであるため，まずはこの概念について端的にまとめる．ベイズの定理により，確率および条件付き確率に関して，以下の恒等式が成り立つ．

$$p(b|a) = \frac{p(a|b)p(b)}{p(a)} \quad (1.1)$$

上式は， a が起きた下での b が起きる条件付き確率 $p(b|a)$ が， a ， b が起きる確率 $p(a)$ ， $p(b)$ と， b が起きた下での a が起きる条件付き確率 $p(a|b)$ で計算できることを表している．ここで， $p(b|a)$ は事後確率 (posterior probability)， $p(a)$ は正規化係数 (normalization factor)， $p(b)$ は事前確率 (prior probability)， $p(a|b)$ は尤度 (likelihood) とそれぞれ呼ばれる．移動口

1.3 磁場および幾何情報を併用した自己位置推定法の利点

ロボットにおける自己位置推定では、センサ観測 \mathbf{z} と制御入力 \mathbf{u} が与えられた下で、ロボットの位置 \mathbf{x} に関する確率分布 $p(\mathbf{x}|\mathbf{z}, \mathbf{u})$ を求めることが問題となる。この分布は、ベイズの定理を用いて、以下のように再帰的に計算することができる。

$$p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}) = \eta p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (1.2)$$

ここで、添字 t は時系列 ($1:t$ は時刻 1 から t までのすべてのデータ群)、 η は正規化係数、 $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ はセンサの観測モデル (尤度分布)、 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$ はロボットの動作モデルをそれぞれ表す。上式を端的に説明すると、時刻 $t-1$ における確率分布 $p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1})$ を動作モデルに従い遷移させ、その結果に対してセンサ観測モデルを利用した尤度付けを行い、確率分布を更新することを意味する。

この模式図を Fig. 1.2 に示す。通常、ロボットの動作モデルによる状態更新の精度は低く、動作モデルによりロボットの状態が更新された後の分布は、裾の広い分布となる (赤線)。ここでいう裾の広さとは、確率分布が示す推定の確かさを意味するものであり、推定値と真値との差に関するものではないことに留意されたい。これに対して、センサの観測モデルを用いて尤度付けを行い、事後分布を生成することで、再度裾の狭い分布を生成することが可能となる。Fig. 1.2 には、それぞれ幾何ランドマークを用いた場合 (青線) と磁場ランドマークを用いた場合 (緑線) の尤度付けを行った際の事後分布の例を示している。通常、LIDAR やカメラなどは、磁気センサと比較して多量の情報を一度に取得することができる。特に、ロボットから離れた地点の観測を行えるため、位置に関する制約を設けることが容易となり、磁気センサを用いた場合と比較して、位置推定の不確かさを減少させることができる。しかしその一方で、位置に関する不確かさを急激に小さくするため、誤対応があった場合には即座に誤った位置に収束しやすいという問題がある。これに対して磁気センサを用いた場合には、得られる情報も少なく、ロボットから離れた地点の情報も得られないため、急激に推定の不確かさが小さくなることはない。すなわち、磁気センサを用いた尤度付けを行った事後分布を新たに事前分布として用い、これに対して幾何ランドマークを用いた尤度付けを行い事後分布を生成することで、誤収束の抑止に繋がる。さらに、幾何ランドマークが取得できない地点においても、磁場を利用して位置の推定精度の不確かさを減少させることが可能となる。これらの効果により、動的障害物が存在する環境における安定した位置推定、および幾何ランドマークの存在しない地点での位置推定がそれぞれ可能となる。本論文で提案する位置推定法は、この概念に基づく方法である。

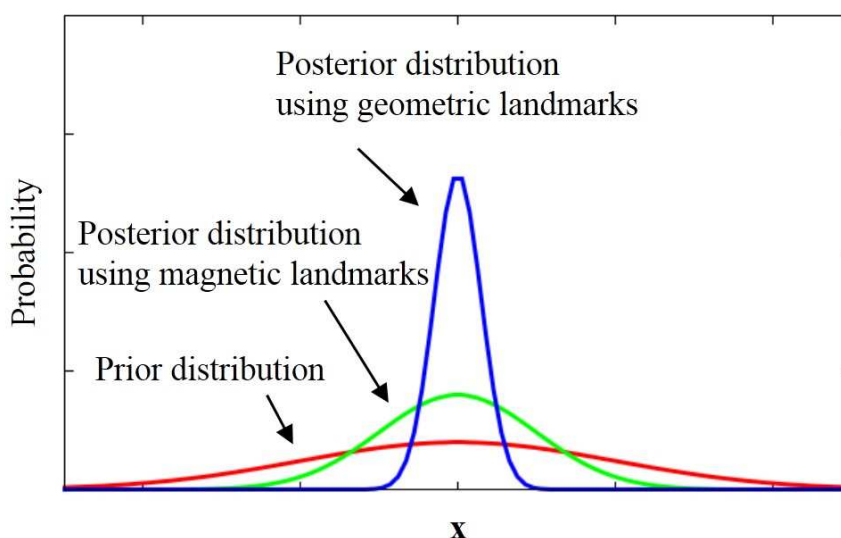


Fig. 1.2: Conceptual figure of prior and posterior distributions on mobile robot localization. The red distribution represents prior distribution that is updated on the basis of the motion model. Hem of the posterior distributions are narrower than that of the prior distribution because they are updated by using the sensor models. However, hem of the posterior distribution using magnetic landmarks (green line) is widere than that of the posterior distribution using geometric landmarks (blue line). The magnetic sensor cannot obtain more information than geometric observers (e.g., LIDAR or camera) and localization accuracy using the magnetic sensor is not higher than that of localization using geometric landmarks.

1.4 本提案を実現するための課題

磁場を自己位置推定に利用するにあたりまず問題となることは、磁場が不可視でありその性質を理解し難いことであるといえる。幾何ランドマークは可視であるため、これを用いた自己位置推定法は直感的に理解できる。一方で磁場は不可視であるため、どのように利用すれば位置推定が行えるかが理解し難い。また、磁場は温度変化などにより変化するという報告もある。さらに問題なのは、電子デバイスが磁場を乱すため、ロボット自身が磁性体となることである。すなわち、自己位置推定に磁場を利用しようとしても、ロボットの存在によって磁場のパターンが変化してしまう恐れがある。磁場を自己位置推定に利用するにあたり、磁場の性質について明らかにする必要がある。

磁場を地図化し、これを自己位置推定およびナビゲーションに利用する際には、1) ロボットが走行する経路周辺の磁場のみを地図化しそれを用いる方法、2) ロボットが通過する可能性があるすべての空間の磁場を地図化しそれを用いる方法の2種類が考えられる。1)の方法では、ロボットが自己位置推定を行える区間は走行経路周辺のみ限定されてしまうが、ロボットが指定された経路を自律移動するのみであれば十分である。一方2)の方法では、空間全体にて磁場を用いた自己位置推定を行うことが可能であるが、磁場地図を構築するのに多大な時間が要求されることとなる。

1)の方法を採用した場合には、走行経路上の磁場の地図しか保有していないため、ロボットに確実な指定経路の追従を行わせることが課題となる。すなわち、ロボットの自己位置推定自体は経路上のどの地点に存在するかを特定するのみの安易な問題となるが、経路追従を正確に行わなければ指定経路の自律移動が行えなくなる。この概略を表した図が Fig. 1.3 である。通常、移動ロボットのナビゲーションを行う際には、2次元(もしくは3次元)の空間上でロボットの位置を認識する。2次元平面上でロボットの状態を一意に拘束するためには、位置 x, y と姿勢 θ を求める必要がある。走行距離 d しか推定できない場合には、2次元平面上で状態を拘束することができず、たとえ走行距離の推定値が正確だとしても指定経路を走行していない場合がある。そのため、経路追従を行うための動作生成、およびナビゲーションが重要となり、この操作自体が自己位置推定に近い要素となる。さらに問題となることは、空間全体に対する磁場の観測値を予測することができないことである。そのため、磁場に対する観測のモデルを構築することが困難となり、一定の領域を観測して位置推定を行う幾何ランドマークベースの位置推定法との統合方法を十分に考慮しなくてはならない。

以上の議論を基に、本研究における提案を実現するための課題を以下のようにまとめる。

- 磁場の性質を明らかにし、自己位置推定および移動ロボットのナビゲーションに応用する方法を明らかにすること。

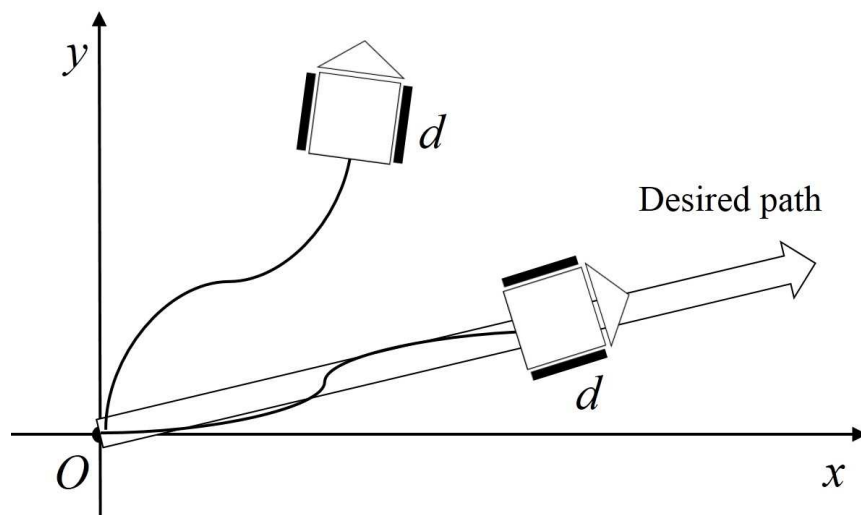


Fig. 1.3: Navigation image based on a topological magnetic map, which only records a magnetic field on a travel path. A robot can recognize its own travel distance d by using the map. However, accurate navigation cannot be performed using only travel distance estimation since state of the robot cannot be constrained on a two-dimensional plane. In the image, two robots estimate that own travel distance is d , but they located at different points. To accurately navigate the path, motion control must be performed for compensating navigation errors. Also, measurement values of an entire magnetic field cannot be predicted since the magnetic map does not record magnetic fields other than that of the travel path. This is a problem in fusion of magnetic and geometric map-based localization methods.

- 走行経路上の磁場のみを地図化して走行する場合に、経路から逸脱せずに確実に指定経路を追従できる位置推定・ナビゲーションを実現すること。
- 走行経路上の磁場のみを地図化した場合に、磁場地図と幾何地図を併用した自己位置推定を行う際の統合方法を考案すること。
- 空間全体の磁場を地図化して利用するために、効率的な磁場地図構築を実現すること。

1.5 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである。まず次章第2章では、磁場に対する実験的な調査を行い、その性質を明らかにする。これにより、磁場を自律ナビゲーションに用いる際の留意点や、その基本となる方法論を示す。第3章では、磁場を用いたナビゲーション法として代表的といえる、Rahokらによって提案された磁気ナビゲーション法 (magnetic navigation method) を上記実験的調査の結果に基づきながら再実装する。そして、磁場を用いたナビゲーション法により自律移動が行えることを示し、同時にその問題点も明らかにする。第4章では、磁気ナビゲーション法をベースとして、幾何ランドマークを併用した自己位置推定を組み合わせる方法を提案する。これにより、磁気ナビゲーション法において問題とされていた点が解決できることを示す。第5章では、幾何ランドマークをベースとした自己位置推定法において、磁場地図を用いた自己位置推定を組み合わせる方法を提案する。本手法は、上記組み合わせ手法とは異なる利点を有し、かつロバストな実環境ナビゲーションを行うことができる。第6章では、磁場地図構築に関する議論を行い、効率的に磁場地図を構築する方法を提案する。特に、広域な屋内環境の2および3次元の磁場の地図化を実現し、提案地図構築法の性能を示す。最後に第7章において、本研究をまとめる。

1.6 本章のまとめ

本章では、本研究において実現すべき目的や、そのために達成すべき課題を述べた。本研究の主目的は「実環境 (特に人が行き交うような動的環境) において、正確かつ安定した自律移動を実現すること」である。この主目的を達成するために、移動ロボットの自己位置推定機能に焦点を当てた。動的環境下において正確かつ安定した自己位置推定を実現することを目的とし、磁場を用いて自己位置推定を行う方法に着目した。磁場は周囲の物体 (磁性体は除く) の移動によって変化しないため、磁場を用いて自己位置推定を行うことで、動的環境においても安定した自己位置推定が実現可能となる。しかし、磁場は不可視であるため、我々人間にとっては理解し難い情報である。そこでまず、磁場を実験的に調査することで、

これを移動ロボットのために応用する方法を明らかにすることとする。さらに，磁場を用いて自己位置推定を行う際には，(1) 高い精度で自己位置推定を行うこと，(2) 広域な磁場の地図を構築することの2点が困難な課題として挙げられる。そこで本研究において成し遂げるべき課題として，磁場および幾何情報を併用することで，ロバストな自己位置推定および自律移動を実現すること，および広域な空間の磁場を高速に地図化することを設定した。次章以降では，これらの内容について言及していく。

第2章

磁場の実験的調査

2.1 はじめに

磁場を移動ロボットの位置推定やナビゲーションに応用する際に最もメジャーな方法は、磁気コンパスを用いた姿勢推定法である [20, 21]. しかし、環境中には鉄骨やマンホールなどの磁性体が存在し、それらが磁場の乱れを発生させる。磁気コンパスを用いて姿勢推定を行う場合、このような乱れの影響を受け、姿勢推定に失敗する。一方で、このような磁場の乱れが時間的に安定しているということが Yamazaki らによって報告されている [22]. これに基づき、磁場の乱れを自己位置修正を行うためのランドマークとして利用する方法が提案されはじめた (例えば [23, 24, 25, 26]). しかし、磁場が不可視であり、その性質を理解し難いということもあり、磁場に基づく位置推定法が一般的になっているとは言い難い。

これに対して、環境中の磁場の可視化を行う試みはいくつか行われている。Angermann らは、ロボットを用いて磁場を可視化するための方法論を提案しているが、Angermann らの調査は屋内環境のみに留まっている [32]. Frassl らは、モーシオンキャプチャと小型移動ロボットを利用した磁場マッピングを行い、一部屋分の磁場を可視化している [33]. Robertson らは、磁場ベースの SLAM を行い、建屋内の磁場地図構築を実現し、これを可視化している [34]. Wahlstrom や Solin らは、モーシオンキャプチャを利用した磁場観測とガウス過程 (Gaussian process) [35] を用いた磁場分布回帰を行い、任意磁性体のモデル化、およびその周囲の磁場の可視化を実現している [36, 37]. これらの取組は、磁場を直感的に理解するために重要であるといえる。しかし、移動ロボットに対してどのように磁場を応用するかの議論までは、これらの取り組み内では行われておらず、屋外環境における磁場の調査も行われていない。

本章では、移動ロボットが自己位置推定、およびナビゲーションを行うことを前提として、磁場がどのような性質を有するのかの議論を行う。このために、手作業での磁場観測を行い、その結果を実験的に調査する。これらの結果から、磁場を移動ロボットに利用する際の留意点や、その利用方法などを明らかにする。

2.2 磁場の時間変化に関する調査

磁場の乱れに関する時間的な安定性は Yamazaki らによって報告されている [22]。一方で、磁場が気候によって変動することが指摘されている [38]。これらの関係を明らかにするために、まずは磁場の時間変化に対する調査を行う。

本調査では、まず磁気センサを一ヶ所に固定し、時間が経過して温度・湿度が変化した環境での磁気センサの計測値の変化を調べた。なお本調査では、3軸の磁気強度を測定できる磁気センサ 3DM-DH を用い、計測は 40 Hz で 10 秒間行った。Fig. 2.1 には、屋内環境において行った調査結果を示す。なお xy 平面は地面と平行な面であり、 z 軸は地面方向であるとしている。Fig. 2.1(a)(b)(c) は 3 軸の磁気強度 (m_x, m_y, m_z)、Fig. 2.1(d)(e)(f) は各平面の磁場方位 ($m_{yaw}, m_{roll}, m_{pitch}$) の計測値をそれぞれ示している。室内環境では温度を手動で設定し、それぞれ温度・湿度が (10 °C, 50 %), (15 °C, 50 %), (20 °C, 40 %), (25 °C, 32 %), (30 °C, 23 %) の環境で計測を行った。この結果より、時間変化 (温度・湿度変化) により、磁気センサの計測値が変動していることが確認できる。また Fig. 2.2 には、同様の計測を屋外で行った結果を示す。屋外環境では、温度・湿度がそれぞれ (3 °C, 60 %), (12 °C, 15 %), (-1 °C, 80 %), (-3 °C, 85 %) の環境で計測を行った。この結果からも Fig. 2.1 と同様に、磁気センサの計測値が時間経過に伴い変化していることが確認できる。

この一方で Fig. 2.3 には、磁気センサの計測地点を移動させて、時間経過に伴うセンサの計測値を調査した結果を示す。すなわち、移動ロボットが移動しながら観測する値であるとみなせる。なお、磁気センサを移動させる経路は屋外の直線経路とし、経路内には複数の磁性体が存在し、磁場の変動が含まれている。 xy 平面、および z 軸の方向は上記の検証時と同様であり、 x 軸は進行方向としている。これらの結果からは、時間変化 (温度・湿度変化) がある場合においても、同様の地点で磁場の乱れが観測できていることがわかる。さらに Fig. 2.4 には、Fig. 2.3 に示す A, B および C の領域の拡大図を示す (A および B は Fig. 2.3(c)、C は Fig. 2.3(d) に示されている)。これらの拡大図からは、磁気センサの観測値が時間により変化していることがわかる。この結果自体は、上記の屋内外での調査と同様の結果であるといえる。一方で、磁場の乱れによる変動が、磁場の時間変化による変動よりも十分に大きいことがわかる。以上の調査結果から、磁場の乱れに基づく位置推定が、時間変化に対して安定して行えるということがわかる。

C 地点の拡大図は、yaw 軸の磁場方位の拡大図を示している。本検証においては、yaw 軸は地面と平行な軸であるとしている。この軸の磁場方位は、移動ロボットの方位推定によく用いられる。この図からは、時間変化がある場合においても、同様の磁場方位が計測できることがわかる。すなわち、磁場地図を構築し、センサ観測と地図の値を比較することで、方位を正確に推定できる地点が存在することもわかる。しかしその一方で、方位角の値が変化

2.2 磁場の時間変化に関する調査

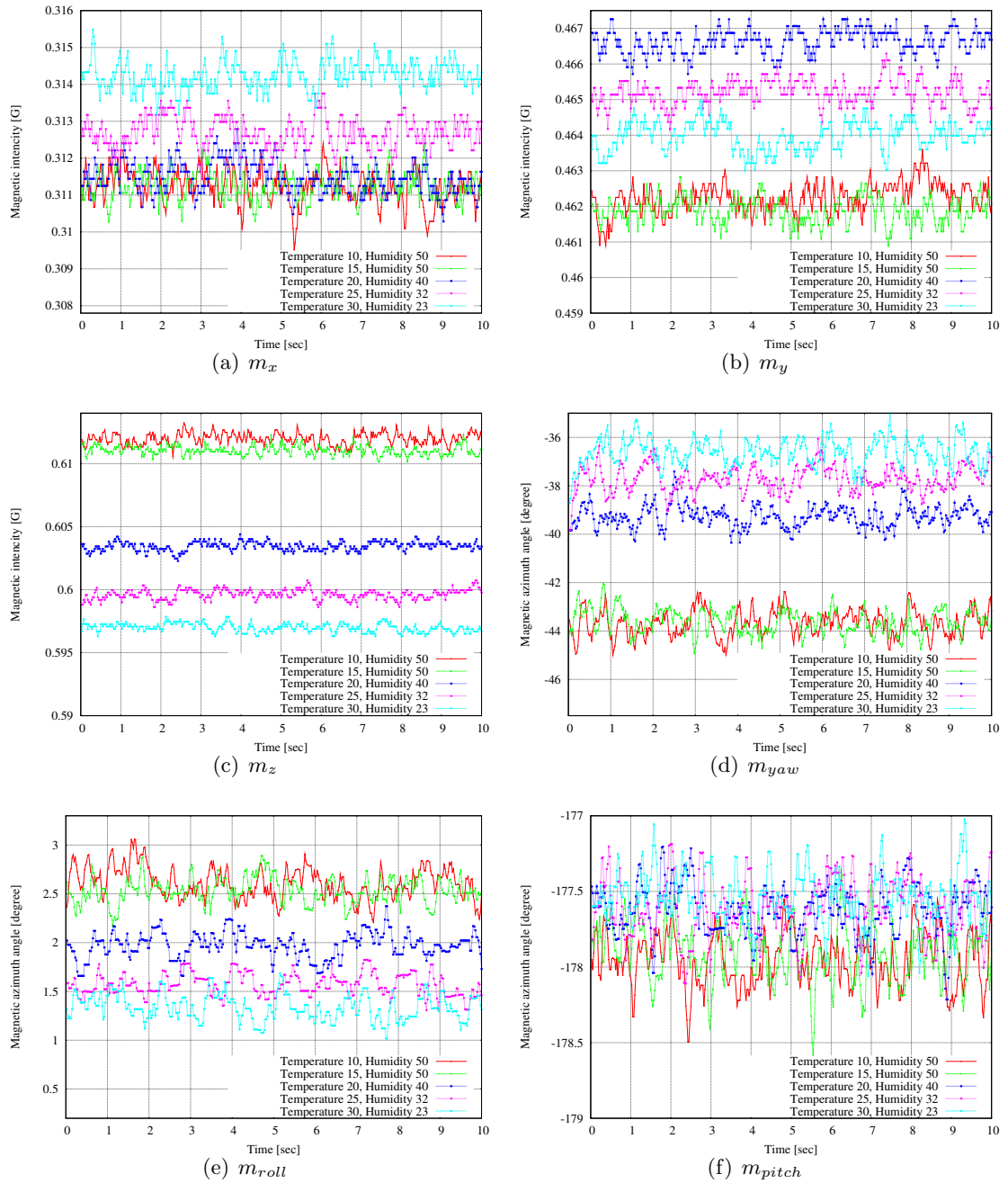


Fig. 2.1: Change in magnetic sensor readings due to temperature and humidity changes in the indoor environment. The figures (a), (b), and (c) show magnetic intensities ((a) is x , (b) is y , and (c) is z) and (d), (e), and (f) show magnetic azimuth angles ((d) is yaw, (e) is roll, and (f) is pitch), respectively.

する地点も見られるため、全地点においてこのような方位推定が行えないことも明らかである。

2.2 磁場の時間変化に関する調査

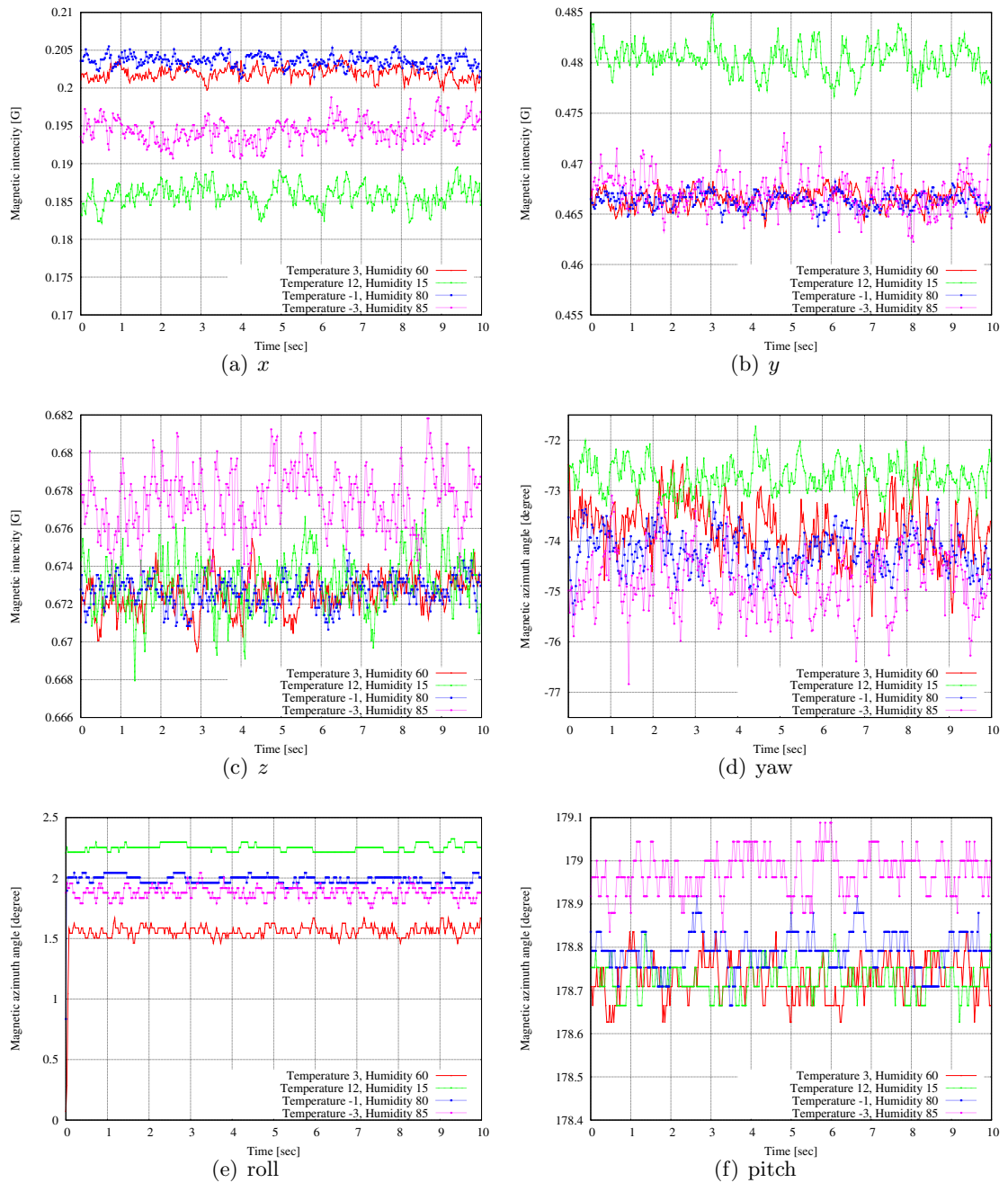


Fig. 2.2: Change in magnetic sensor readings due to temperature and humidity changes in the outdoor environment.

また一例として、Fig. 2.5には屋内環境の2次元磁場を地図化した例を示す。なお、この地図化の詳細については、本論文第6章において言及する。この結果から、屋内環境には多くの磁場の乱れが存在することがわかる。また Fig. 2.3の結果からは、屋外環境においても磁場の乱れが複数存在することがわかる。すなわち、環境中のいたる地点には磁場の乱れが存在しており、かつこれらの乱れは時間的に安定しているため、磁場の乱れを目印とした位

2.2 磁場の時間変化に関する調査

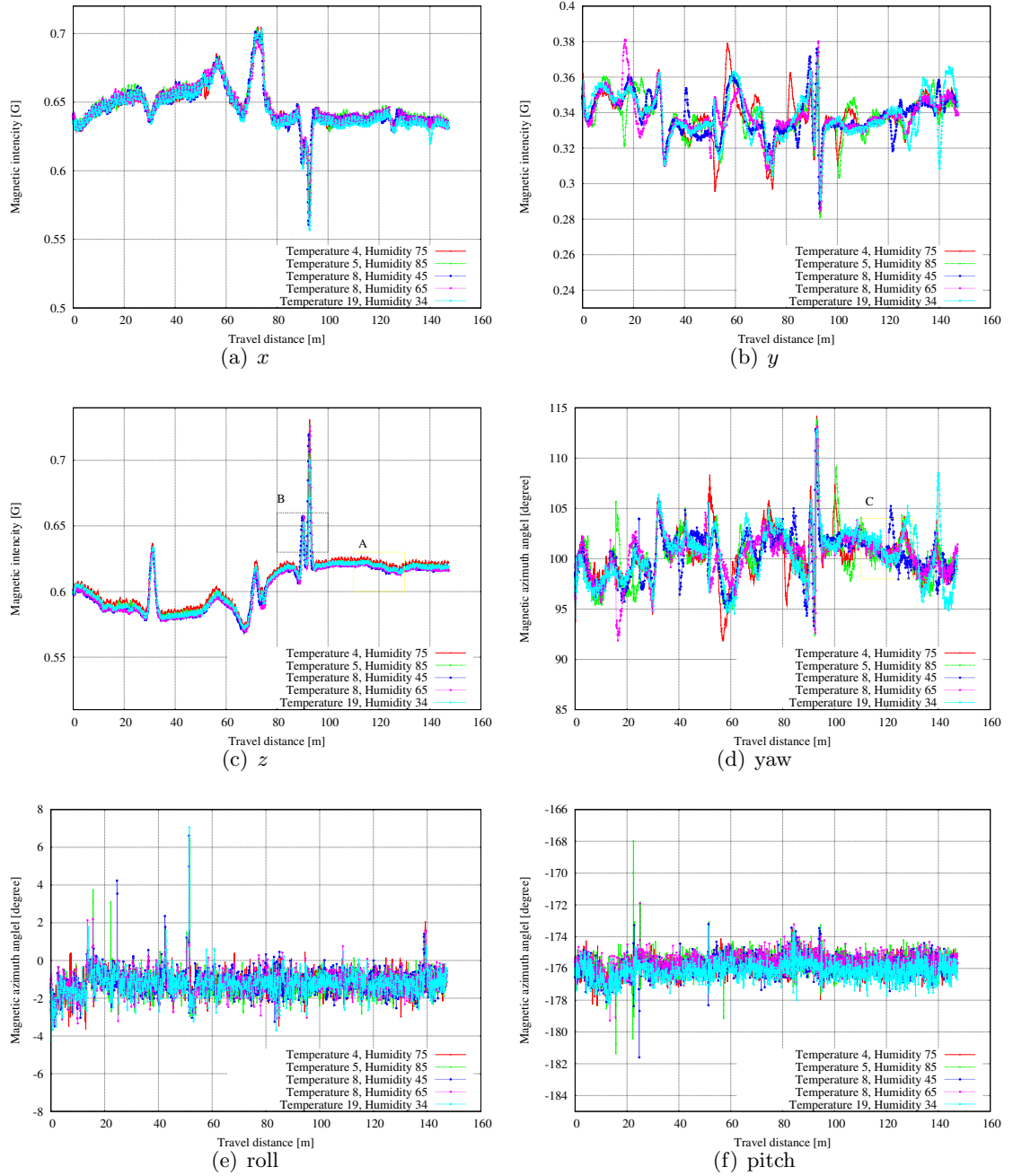


Fig. 2.3: Change in magnetic sensor readings due to temperature and humidity changes on the same path.

置推定法が多く の地点で利用できることがわかる。

2.3 電子デバイスが磁場へ及ぼす影響

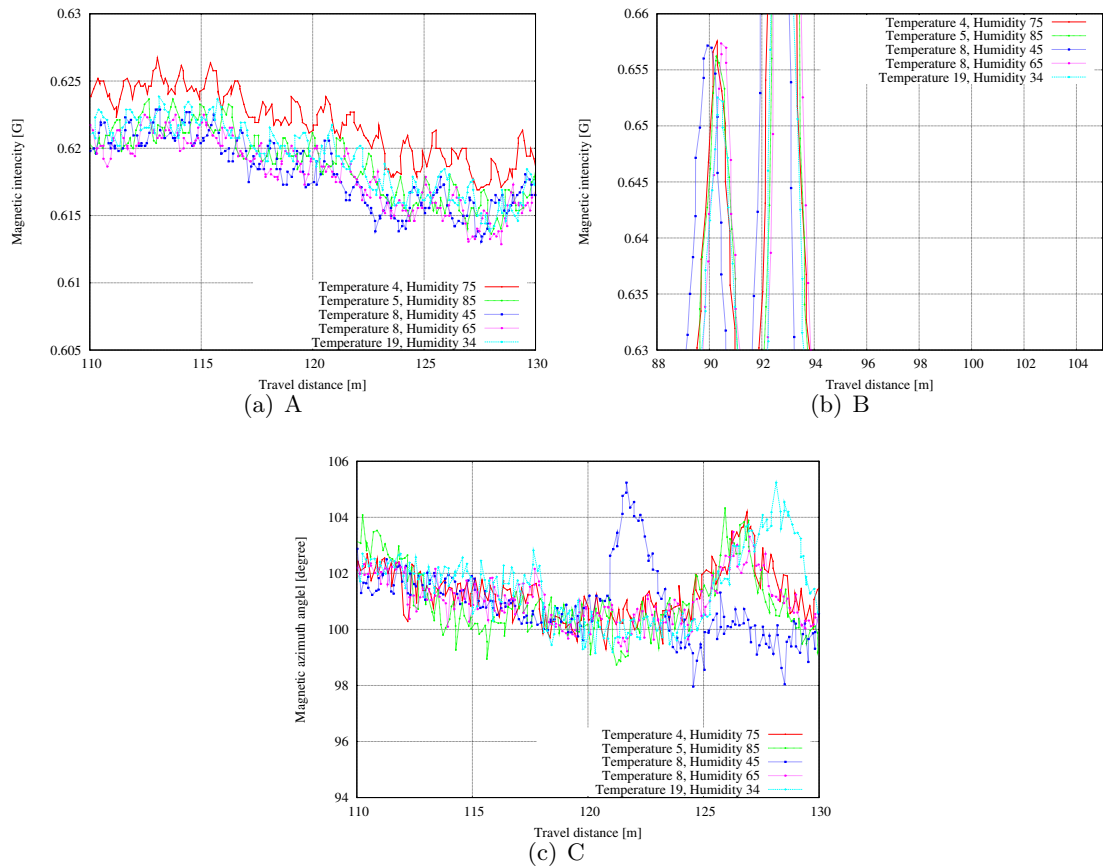


Fig. 2.4: Enlarged figures of part A, B, and C shown in Fig. 2.3.

2.3 電子デバイスが磁場へ及ぼす影響

ロボットはPCやモータなどの電子デバイスを搭載するため、当然ながら磁場を乱す存在となる。磁場の乱れを自己位置推定に利用するためには、同じ地点で同じ磁場の乱れが観測できることが前提となるため、ロボット自身の電子デバイスにより磁場が乱れることは大きな問題となる。そこで、ロボットに搭載される代表的な電子デバイスが磁場へ及ぼす影響を調査することとした。

本調査では、PC、バッテリー、およびモータそれぞれ2種類の磁場への影響を調査した。PCは磁界シールドのあるなし、バッテリーはサイズの大小、モータはDCブラシ・ブラシレスモータの違いでそれぞれ調査を行った。なお磁場への影響の調査方法として、まず電子デバイスがない状態で磁場観測を行い、それを基準とした後に、電子デバイスを置いた状態で再度観測を行い、その差分の絶対値を求めることとした。磁場の観測にはMicroStrain社の3軸磁気センサ(3DM-DH)を用い、 x 軸を電子デバイス方向、 y 軸をその90 deg右方向、 z 軸を地面方向とした。Fig. 2.6には、電子デバイスの磁場への影響の調査結果を示す。各デ

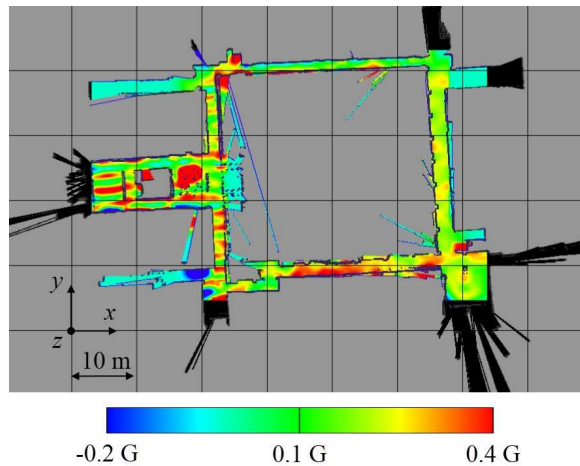


Fig. 2.5: Indoor magnetic field [39]

バイスにおいても、種類によって磁場への影響が異なることがわかる。また重要なことは、PC、バッテリー、DC モータの影響範囲が、影響の小さいデバイスであれば 10 から 15 cm 程度無視できるほど小さくなることである。そのため、ロボットに磁気センサを搭載する際には、磁場への影響の少ない電子デバイスを選定し、かつそれらから磁気センサを 15 cm 離すことで、これらの影響を無視できることがわかった。

2.4 環境中に存在する磁場の乱れ

Yamazakiらの報告、および上述の調査より、環境中に存在する鉄骨やマンホールなどの磁場の乱れが時間的に安定していることがわかった。本節では、これらの磁場の乱れを位置推定を行う際の目印として利用するために、実際に磁場の乱れを可視化し、その性質の調査を行う。

Fig. 2.7には、地面の下に配管が埋設されている経路で磁場計測を行った結果を示す。移動ロボットに应用することを考え、X軸が経路と平行な軸、Y軸が経路と直行する軸であるとしている。なお本調査においては、同様に 3DM-DH を用いており、Fig. 2.7に示す結果は地面 (z 軸) 方向の磁場強度の観測結果である。局所的に凸な磁場変化が発生していることが確認できる。磁気センサと配管の間は少なくとも 20 cm 以上は離れていると想定されるが、Fig. 2.6に示す電子デバイスの影響と比較すると、配管が大きな磁場の変化を発生させていることが確認できる。これは、磁性体が発する残留磁場の強さが、磁性体自体の大きさに依存するためである。鉄骨などの物体は、ロボットに搭載される電子デバイスなどと比較してはるかに大きいので、その影響による磁場の乱れも大きくなる。この結果から、ロボッ

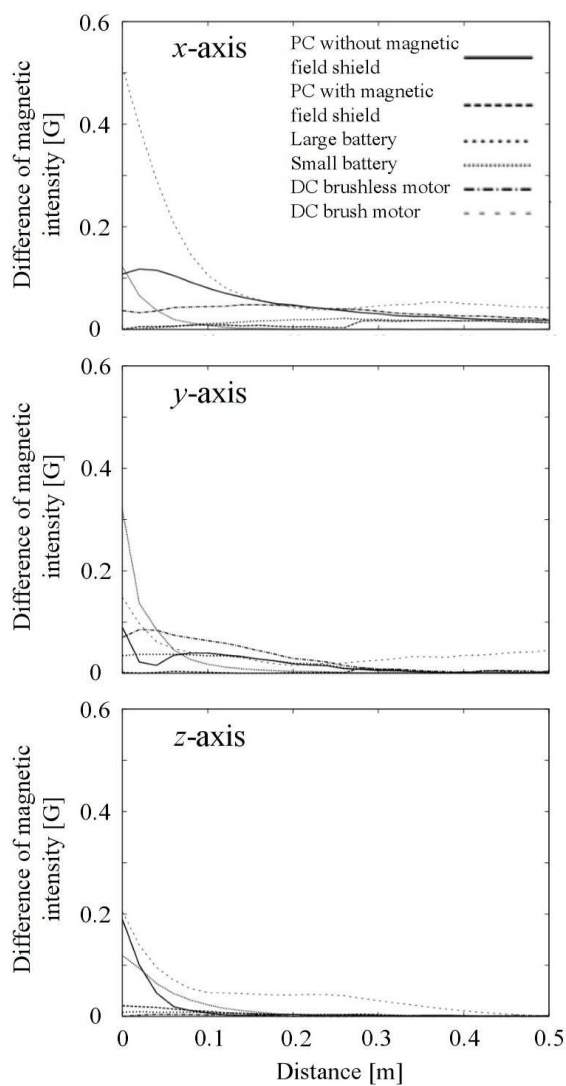


Fig. 2.6: Investigation results of influence of electronic devices to a magnetic field [40]

トに搭載された磁気センサによって、環境中に存在する磁場の乱れを十分に観測できることがわかった。

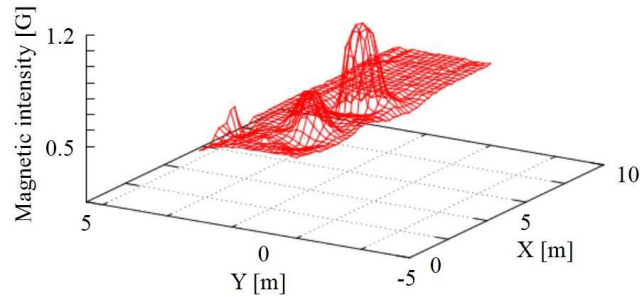


Fig. 2.7: Magnetic fluctuation of peak style [40]

Fig. 2.8には、経路脇にプラズマ発生装置が設置されている地点で磁場観測を行った結果を示す。なお、この結果も地面 (z 軸) 方向の磁場強度を表した結果となっている。Fig. 2.7と同様に、 X 軸が経路に平行な軸であり、この軸に対して直行するように磁場が傾斜していることが確認できる。このように、環境中には凸な磁場変化のみでなく、傾斜するような緩やかな変化の磁場の乱れが存在することも確認できた。

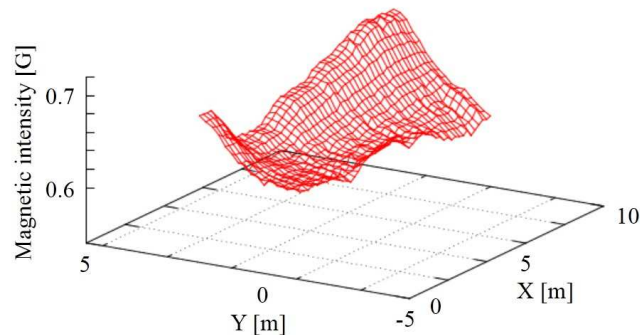


Fig. 2.8: Magnetic fluctuation of gradient style [40]

環境中に存在する磁場の乱れは、主に上記の2種類(局所的な凹凸変化、もしくは緩やかな傾斜変化)である。空間全体の磁場の地図化が実現できている場合には、単純に磁場の強度を照合することで自己位置推定を行うことができる。しかし、走行経路とその周辺の磁場の地図化しか行っていない場合には、単純な強度の照合のみで正確に位置推定を行うことは難しい。そこで、これらの磁場の変化を用いて位置推定を行う方法について考える。

Fig. 2.9には、Fig. 2.7に示す凸な磁場変化を走行経路(距離)に従ってプロットした図を示す。当然ながら、走行経路の途中に凸な磁場変化が現れる。この変化を目印として、走行

2.4 環境中に存在する磁場の乱れ

距離の修正を行うことができる。さらに Fig. 2.10 には、Fig. 2.8 に示す傾斜変化の磁場を走行経路 (距離) に従ってプロットした図を示す。Fig. 2.10 は $Y = -1, 0, 1$ m の地点をプロットした結果を示しており、経路全体で磁場強度が傾斜していることが確認できる。そのため、指定経路上の磁場強度に合うようにロボットを制御することで、指定経路に対する横方向の誤差を補正することができる。これらを用いることで、自律走行のために必要な位置推定・修正を実現できる。なお、左右の磁場強度の値が経路上の磁場強度に比べてどちらも高い (もしくは低い) 場合には、経路上の左右どちらに逸れているかを判断することはできず、位置補正を行うことはできない。

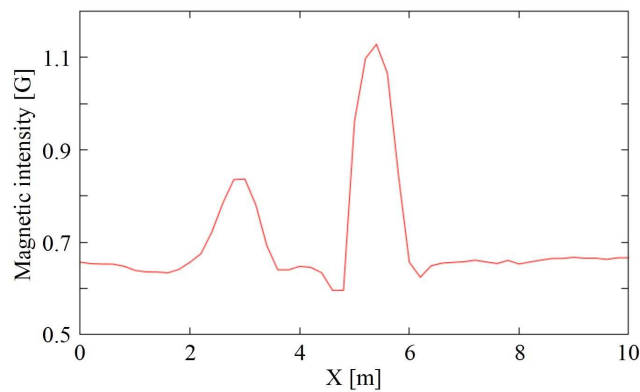


Fig. 2.9: Plot of magnetic fluctuation of peak style according to travel distance

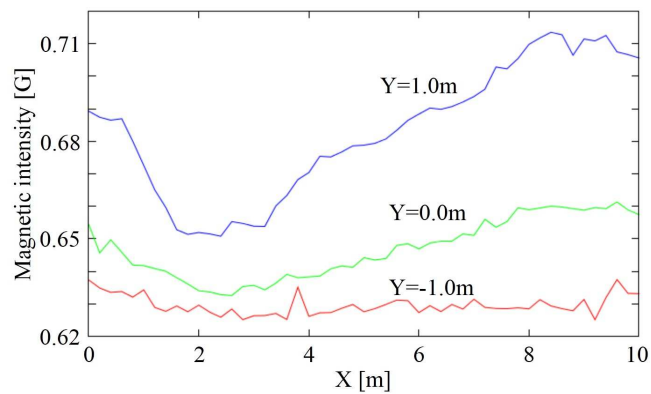


Fig. 2.10: Plots of magnetic fluctuation of gradient style according to travel distance

2.5 磁場方位

磁場を用いて自己位置推定を行うにあたり、磁場方位は姿勢を推定するために有用な情報である。しかしながら、磁性体により磁場が乱れている地点では、この推定に失敗する可能性がある。そこで、磁場方位についても観測・調査を行うことで、その性質を調べることとする。

Fig. 2.11 には、周囲に磁性体が存在しない地点での磁場方位の観測結果を示す。なおここでいう磁場方位とは、地面に水平な面 (yaw 軸) の磁場方位を意味している。すべての地点で同様の磁場方位が観測されていることが確認できる。一方で Fig. 2.12 には、周囲に磁性体が存在する地点での磁場方位の観測結果を示す。この地点は Fig. 2.8 に示す地点と同様の地点であり、磁場方位が位置により異なる値となっていることが確認できる。

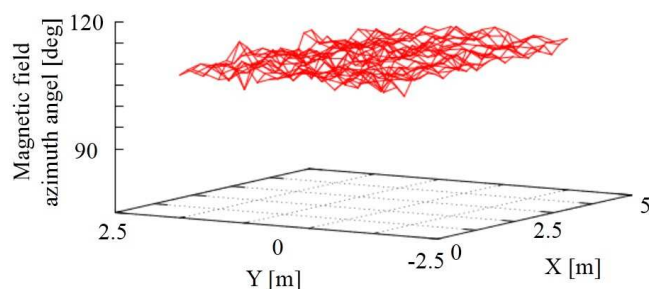


Fig. 2.11: Stable field of a magnetic azimuth angle [40]

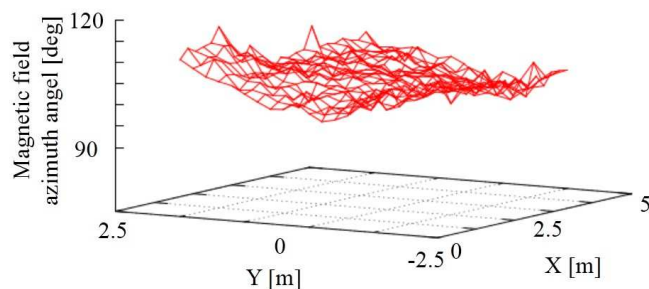


Fig. 2.12: Unstable field of a magnetic azimuth angle [40]

磁性体が周囲に存在しない地点では、観測している磁場方位と磁場地図 (ここでは磁場の可視化結果に相当する) に記録されている磁場方位の値の差分を零とすることで、磁場が大きく時間変化していない場合には、概ねロボットを目的の姿勢することが可能である。しかし磁性体が存在する地点では、位置推定の精度が高くない場合に上記と同様の操作を行うと、

ロボットが目的の姿勢とならなくなる。第1で述べたように、磁場のみを用いて高い精度の自己位置推定を行うことは困難であるため、これは深刻な問題である。その一方でこの地点には、Fig. 2.8に示すような磁場の乱れが存在する。すなわち、これらの乱れを用いた位置補正を行うことができる。以上より、磁場方位を用いた姿勢修正を行う地点を限定し、磁場の乱れに基づく位置推定を行うことで、ロボットをナビゲーションすることが可能となる。

2.6 本章のまとめ

本章では、不可視の磁場を実験的に調査し、その性質を明らかにすることで、ロボットが自己位置推定およびナビゲーションに磁場を利用するための方法を明らかにした。今回の調査ではまず、磁気センサの計測値の時間による変化を検証した。その結果、計測値が時間により変化するものの、磁場の変動がその変化よりも大きく現れることがわかり、磁場の乱れに基づく位置推定が時間変化に対して安定して行えることがわかった。また、磁場方位も時間により変化するものの、その値が同様になる地点があることもわかり、姿勢推定に利用できることもわかった。さらに、ロボットに搭載される代表的な電子デバイスが磁場へ及ぼす影響を調査し、その影響を無視することができる距離を調べた。その結果、磁場への影響の少ない電子デバイスを選定し、かつデバイスとセンサの距離を約15 cm確保することで、影響を無視できることがわかった。これらに加え本検証では、環境中に存在する磁場の乱れ、および磁場方位を手作業で測定し、その可視化を行った。この結果から、局所的な凹凸の変化、および緩やかに傾斜して変化する磁場の乱れが存在することを示し、これらをそれぞれ異なる方法で位置推定に応用する方法を考察した。さらに磁場方位の値が、周囲に磁性体が存在するかないかで変化することを示し、磁場方位に基づく姿勢推定を行う区間を限定すべきであることを示した。その一方で、姿勢推定が行えない地点には磁場の乱れが存在することを示し、これを用いて位置推定を行うことができることも示した。

第3章

磁場を用いたナビゲーション法

3.1 はじめに

前章において、磁場を実験的に調査することで、自己位置推定やナビゲーションに利用する方法を明らかにしてきた。本章では、これらの調査結果を基にして、Rahokらによって提案された磁気ナビゲーション法 (magnetic navigation method)[41] の再実装を行う。磁気ナビゲーション法とは、磁場の乱れを目印として位置推定を行い、かつ磁場を利用して経路追従の制御を行うナビゲーション法である。外界センサとして磁気センサのみを用いるナビゲーション法であり、非常にユニークな手法である。また、次章以降における本研究の提案に関して、磁気ナビゲーション法は重要な性質を示す。

磁場の乱れを位置推定に利用する取組はこれまでも行われている。特に、リニアな磁場地図 (走行経路の磁場のみを地図化したもの) を用いて自己位置推定を行った代表的な例は、Suksakulchaiらや Haverinenらによって提案された方法である [23, 26]。しかし、リニアな磁場地図を用いる場合、経路以外の磁場を地図として取得していないため、ロボットが経路から逸脱した場合に位置推定が行えなくなる問題がある。そのため、自律移動を実現することは容易ではなく、上記文献においても自律移動についてまでは言及していない。また、リニアな磁場地図を用いた更なる一例として、Zhangらは誘拐ロボット問題 (kidnapped robot problem)[42] への対処法を提案している [43]。しかしこの手法では、人が故意にロボットを誘拐した後に、再度人がロボットを動かすことで同じ磁場の乱れを検知させることを前提としており、やはり自律移動までは達成していない。

上記の通り、リニアな磁場地図を用いて自律移動を実現した例はなく、磁気ナビゲーション法がユニークな手法であることがわかる。しかし、リニアな磁場地図に基づくナビゲーションは、数学的なモデルに従い議論することが難しく、実装方法が経験的な知識に依存する。これは Fig. 1.3 に示したように、ロボットの状態が走行距離でしか表現されていない場合に、2次元平面以上の空間において、ロボットの状態を一意に決定できないためである。そこで以下では、前章の磁場の実験的調査に基づいて磁気ナビゲーション法の基本コンセプトと実装方法を述べ、磁場を用いてどのように自律ナビゲーションを行うかについて言及する。そして、実際に屋外環境で動作実験を行い、その性能を示す。

3.2 磁気ナビゲーション法

3.2.1 環境磁場を用いたナビゲーション法

磁性体が周囲に存在せず、磁場が乱れていない地点では、磁場方位を用いた姿勢推定が有効である。しかし実際の環境では、鉄骨などの磁性体が磁場を乱す区間が存在するため、姿勢推定を行うことが困難な区間も存在する。Rahokらが提案している磁気ナビゲーション法では、このような磁場の乱れを利用して位置推定を行う。また、それ以外の磁場の安定している地点では磁場方位を用いた姿勢修正を行う。これらは、周囲の動的障害物(磁性体を除く)から影響を受けないため、磁気ナビゲーション法は様々な環境で利用することができる。

Fig. 3.1には、磁場の乱れを用いた位置推定法の概念図を示す。鉄骨などの磁性体は、残留磁場(residual magnetism)と呼ばれる磁場を生成する。残留磁場は磁性体により生成されるため、強さが場所毎に変化し、時間的には安定するという性質を持つ[22]。磁気ナビゲーション法では、オドメトリによる位置推定の累積誤差を磁場の乱れを利用して修正する。また、磁場の乱れを用いた位置推定のみでは正確な経路追従が行えないため、磁場方位を用いた姿勢修正も行う。

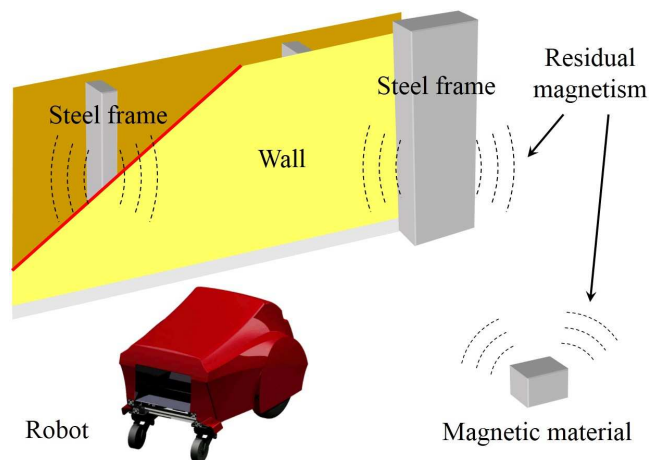


Fig. 3.1: Conceptual figure of a localization method based on residual magnetism [40]

3.2.2 磁場地図

ロボットの経路は、移動距離および姿勢からリニアに表現することができる。ここでいうリニアとは、ループ等を考慮せずに一次的に直線的なリストとして表現できることを指している。この経路情報に基づいて環境磁場情報 $M = [\mathbf{m}_0, \mathbf{m}_1, \dots, \mathbf{m}_n]^T$ を記録することで、

経路上の磁場について知ることができる。ここで、 n は磁場データを記録した地点 (ノード) の数であり、 \mathbf{m} は 3 軸磁場強度とその磁場方位を表す。ここでは、経路情報に基づいて環境磁場を記録したものを磁場地図 (magnetic map) と定義し、これをリニアな磁場地図と呼ぶこととしている。

Fig. 3.2 には、磁場地図を用いた磁気ナビゲーション法の実装例を示す。経路に沿って磁場強度を記録し、磁場の变化を識別する。磁場方位を用いることで、ロボット自身の姿勢を利用しなくともリニアな地図表現を行える。さらに付加情報として、各ノードに環境磁場の性質を表す情報を記録する。これには、磁場の乱れのパターンを識別するための識別情報 \mathbf{s} と、磁場を制御に利用する量を調整する重み情報 \mathbf{w} の 2 種類を用いる。これらを利用して経路周辺の磁場の性質を把握し、磁場をロボットの制御に対して有効利用する。

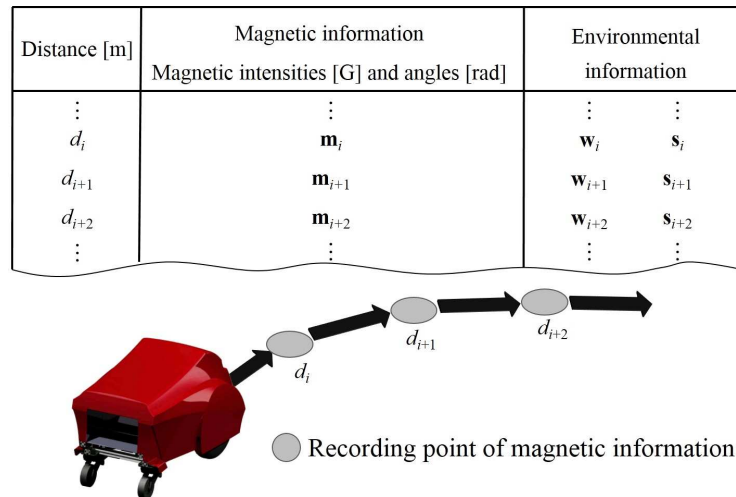


Fig. 3.2: Implementation example of the magnetic navigation method [40]

3.2.3 ナビゲーションアルゴリズム

Fig. 3.3 には、磁気ナビゲーション法の制御アルゴリズム図を示す。磁気ナビゲーション法は、磁場地図、位置推定モジュールそしてコントローラモジュールから構成される。磁場地図は、自律走行を行う事前に作成しておく。前述したように、磁場地図には経路情報に対応した磁場情報と付加情報が記録されている。

Fig. 3.4 には、リニアな磁場地図に記録された磁場の乱れを用いて自己位置推定を行う際の概略図を示す。走行距離に対応して磁場強度を記録することで、経路上における磁場の变化を識別できる。位置推定モジュールにおいて、磁場地図に記録された値 M と磁気センサの観測値 \mathbf{m}_t 、およびエンコーダの観測値 Δd を利用してロボットの状態 \mathbf{x} を修正する。な

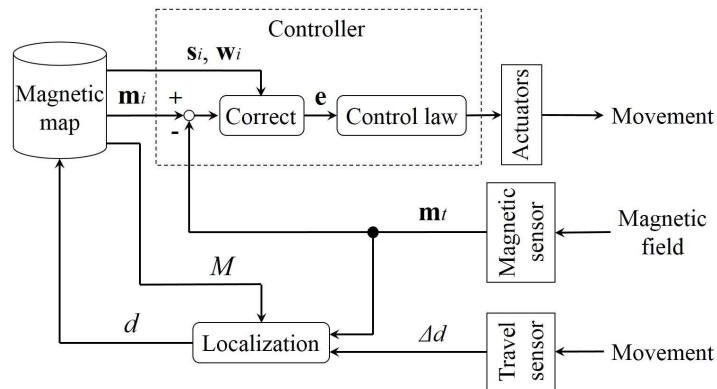


Fig. 3.3: Control diagram of the magnetic navigation method [40]

お磁気ナビゲーション法では，ロボットの状態を走行距離 d のみで表すこととしている．

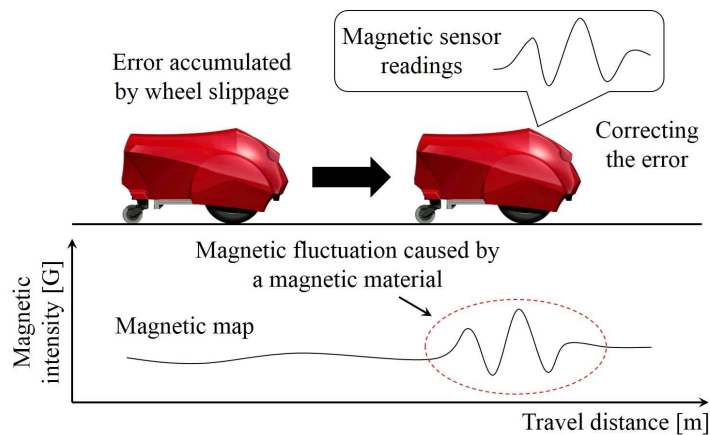


Fig. 3.4: Conceptual figure of localization based on magnetic fluctuation [40]

しかし走行距離の修正のみでは，経路に対する横方向の誤差が累積する．そこでこの誤差を修正するために，走行経路の左右の磁場地図 lM , rM を利用する．すなわち，Fig. 2.8, 2.10 に示す磁場の乱れを利用することで，経路に対する横方向の誤差を修正する．このような，横方向の誤差修正を行うことができる磁場の乱れが存在する区間を識別するために，識別情報 s を利用する．この詳細については後述する．

コントローラでは，ロボットの現在位置に対応した磁場地図上の磁場情報 m_i と磁気センサの観測値 m_t の差分を求め，これを零にするような制御を行うことを基本としている．しかし，磁場が乱れた地点などでこのような制御を行った場合，ロボットが蛇行することがある．これを防ぐために，付加情報 s_i と w_i を利用して求めた差分を修正することで，制御に利用する偏差 e を求める．最終的に，求めた偏差 e の各値が零になるようにロボットの姿勢

を制御することで姿勢修正を行う。この詳細についても後述する。

3.3 磁気ナビゲーション法の実装

3.3.1 ハードウェア構成

前章において、磁気センサが電子機器から受ける影響の性質を示した。この結果から、ロボットを構成する電子機器を選定する際に留意しなければならないことは、機器の種類により影響に差があることと、機器と磁気センサ間の距離を十分に確保することである。そこで本研究では、まず機器をロボットの大きさを考慮して選定し、その後、センサに及ぼす影響をそれぞれ検証し、影響がなくなる距離を確保することとした。

Fig. 3.5には、本研究で開発したロボットを示す。また Fig. 3.6には、ロボットの断面図と代表的な電子部品の配置を示す。本ロボットは左右独立2輪駆動であり、その場旋回を行うことができる。駆動軸中心の地面から50 cmの高さに3軸磁気センサ(3DM-DH)を1台搭載している。磁気センサの各軸の方向は、ロボットの進行方向を x 軸、その90 deg右方向を y 軸、そして地面方向を z 軸としている。磁気センサの設置場所は、すべての電子機器から20 cm以上の距離を確保している。また、ロボット前方にLIDAR(UTM-30LX)を搭載し、これを衝突回避のみに利用する。

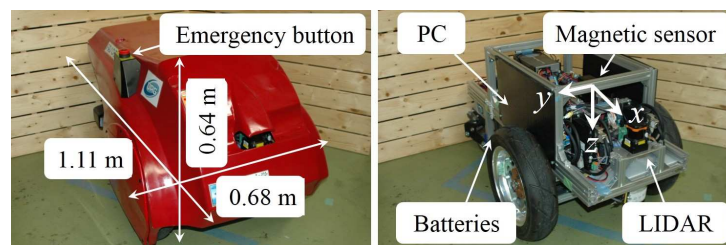


Fig. 3.5: View of MAUV. (left) with cowl (right) without cowl [40]

3.3.2 磁場地図の構築

磁気ナビゲーション法では、事前に走行経路でロボットを手動で走行させて磁場地図を構築する。磁場地図には、走行経路上の磁場情報 \mathbf{m} と付加情報 \mathbf{s} , \mathbf{w} をそれぞれ走行距離に対応して記録する。磁場地図構築の際には、ロボットを約 0.6 m/s で走行させ、10 Hz で磁場の観測を行うこととし、記録間隔は 10 cm とする。10 cm の間隔で複数回の観測が行われた際には、その平均値を記録していく。磁場情報 \mathbf{m} としては、3 軸方向の磁場強度 m_x ,

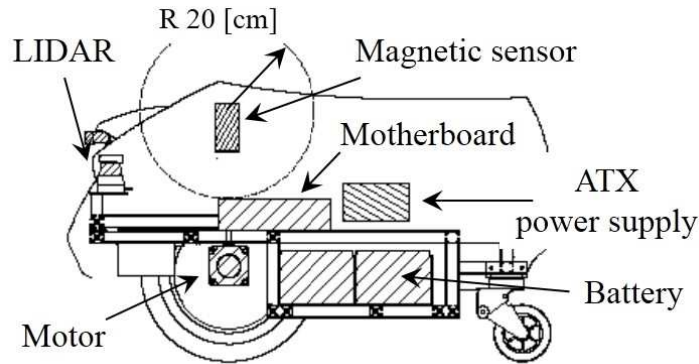


Fig. 3.6: Drawing of the robot [40]

m_y , m_z , およびヨー軸回りの磁場方位 m_θ を記録することとする。また識別情報 \mathbf{s} は、それぞれ 3 軸方向の磁場強度の変化を識別するために用いることとし、 s_x , s_y , s_z を記録する。さらに重み情報 \mathbf{w} には、3 軸方向の磁場強度とヨー軸回りの磁場方位を用いた修正量を決定するために w_x , w_y , w_z , w_θ をそれぞれ記録する。

識別情報 \mathbf{s} は Fig. 2.8 に示すような磁場の乱れを有する区間を識別するために利用する。そのため、経路上の磁場強度と左右の経路の磁場強度 ${}^l m$, ${}^r m$ を用いて、以下の式に従い決定することとする。

$$s_k = \begin{cases} 1 & \text{if } ({}^l m_k + m_t > m_k > {}^r m_k - m_t) \\ -1 & \text{else if } ({}^l m_k - m_t < m_k < {}^r m_k + m_t) \\ 0 & \text{(otherwise)} \end{cases} \quad (3.1)$$

ここで k は、 x, y, z の添字をそれぞれ表し、 m_t は任意の閾値である。本研究では m_t は、Fig. 2.8 の観測結果も参考にして 0.01 G とした。なお、左右の磁場情報の取得もロボットを手動走行させることで行う。

重み情報 \mathbf{w} は、実際に走行経路でロボットを走行させ、そのときのロボットの動作を基にして実験的に決定することとした。具体的には、初期は一意に重みを設定しておき、走行させた際にロボットが蛇行するようであれば重みを下げていくことで決定することとした。このパラメータ調整を時間経過がある状態で行うことで、磁場の変化に対応したパラメータ調整が行われることとなる。すなわち重みの値が小さくなり、結果として磁場の時間変化に対しても問題なくナビゲーションを行うことができるようになる。

3.3.3 走行距離の推定

ロボットには自律走行を行う事前に、Fig. 2.7に示すような変化がある地点と、その変化の最大値を教示しておく。ロボットは、自律走行時は10 cm毎に6 m分の磁場強度を保管していく。なお自律走行の際も、ロボットは約0.6 m/sで走行し、10 Hzで磁場の観測を行っていく。そして、目印となる変化が存在する地点を3 m過ぎた際に、保管した磁場強度の最大値を求め、これと予め教示した最大値の差分が一定以下であれば、目印となる磁場の乱れを観測したとする。そして、観測した磁場の乱れの位置があうように、走行距離の修正を行う。磁場地図のデータは10 cm毎に記録されているため、距離の修正は10 cm単位で行われることとなる。また、 x および y 軸の磁場強度は、ロボットの姿勢によりその観測値が変化する。そのため、自己位置推定には z 軸方向の磁場強度のみを用いることとする。

3.3.4 制御手法

磁気ナビゲーション法における走行制御では、まず、現在のロボットの走行距離に対応した磁場地図の磁場情報 \mathbf{m}_i と付加情報 \mathbf{s}_i 、 \mathbf{w}_i 、および磁気センサの観測値 \mathbf{m}_t を用いて、制御に利用する偏差 \mathbf{e} を以下のように定める。

$$\mathbf{e} = \begin{pmatrix} s_{x,i}w_{x,i}(m_{x,i} - m_{x,t}) \\ s_{y,i}w_{y,i}(m_{y,i} - m_{y,t}) \\ s_{z,i}w_{z,i}(m_{z,i} - m_{z,t}) \\ w_{\theta,i}(m_{\theta} - m_{\theta,t}) \end{pmatrix} \quad (3.2)$$

そして偏差 \mathbf{e} の各値が零になるように、ロボットの角速度をPD制御することで姿勢を修正する。

磁場地図には、磁場情報としては走行経路上の情報しか記録されていない。そのため、障害物回避などにより経路から逸れた際には、参照する磁場情報がなくなることとなる。これを防ぐために付加情報を利用している。付加情報は、周囲の磁場の性質を表すパラメータであり、これを用いることで経路周辺の磁場を大まかであるが把握することができる。例えば、識別情報 \mathbf{s}_i がすべて零となるような地点は磁場が安定しており、磁場方位を用いて姿勢修正を行うことができる。また、 \mathbf{s}_i の各値が非零であれば、横方向の誤差を修正するような姿勢修正が行われることになる。このように、付加情報を利用することで、走行経路上の磁場情報しか持たないとしても、ロボットの姿勢修正を行うことができる。

3.4 走行実験

3.4.1 実験環境

Fig. 3.7には、本実験を行った実験環境を示す。また Fig. 3.8には、実験環境における走行経路上の磁場強度をプロットした図を示す。図中の A から E 地点は、Fig. 2.7に示すような走行距離の修正を行うことが可能な磁場の乱れが存在する地点である。また、図中の右下の点線四角で囲まれた区間は、磁場が時間変化する区間であり、正しい磁場方位を観測することが難しい区間である。それ以外の区間では、磁場方位は概ね時間的に安定して観測できる。経路に対する横方向の誤差を修正できるような区間は、ところどころに点在している。図中の B 地点にのみ、約 15 m 連続して横方向の誤差を修正できる区間が存在する。

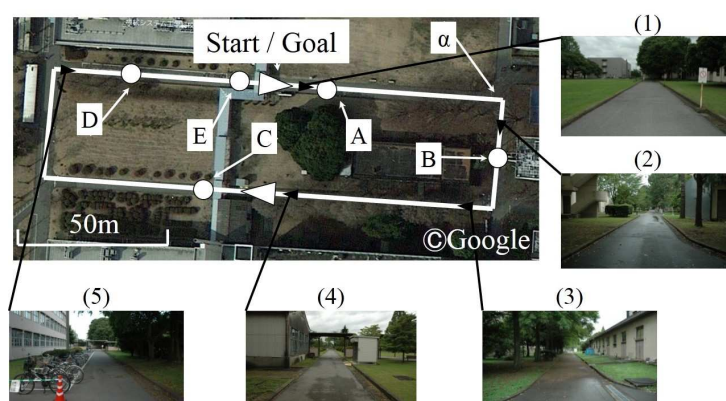


Fig. 3.7: Experimental environment [40]

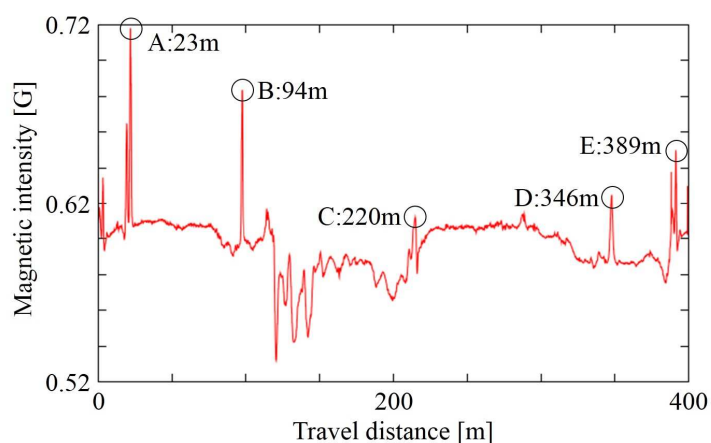


Fig. 3.8: Magnetic intensity on the travel path

3.4.2 走行実験

本実験では、実装した磁気ナビゲーション法を用いて、Fig. 3.7に示す経路を連続で周回走行させた。Fig. 3.9には、周回走行した際の4周分の走行軌跡を示す。すべての周回において同様の経路を走行し、安定した自律走行が行えることが確認できた。また自律走行中の経路から横方向のずれは、目測ではあるが約1 m以内であった。道路幅4 mの本実験環境においては、十分な位置精度で走行することが可能であった。

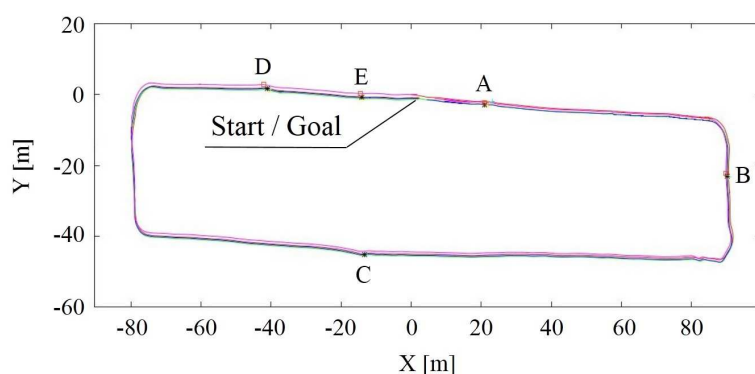


Fig. 3.9: Trajectory by the magnetic navigation method [40]

位置修正 (走行距離修正) の性能評価のために、Fig. 3.7に示す A から E 地点において修正がうまく行われたか、また修正が行われた際には修正前の走行距離を記録し、どの程度の修正が可能であるかを検証した。Table 3.1には、A から E 地点における各周回での走行距離修正の結果をまとめた結果を示す。位置修正に失敗した地点には「×」を記している。表より、まれに位置修正に失敗するものの、最大誤差 1.7 m の走行距離修正が行えていることが確認できる。また、100 m に 1, 2ヶ所の目印となる磁場の乱れが存在すれば、磁気ナビゲーション法による自律走行が可能であることもわかった。

Fig. 3.10には、本実験で用いた磁場地図をグラフ化した一部を示す。これは、Fig. 3.7に示すスタート地点から α までのものである。A 地点には特徴的な磁場の乱れが見られ、これを用いて走行距離の修正を行うことができた。また、この地点周辺の磁場方位は、場所による変化が大きいため、姿勢修正に利用する重み w_θ を他より小さく設定した。さらに、付加情報である \mathbf{s} と \mathbf{w} の各軸成分の積は、横方向の誤差修正を行うための指標となる。この値が非零の地点では、走行経路に対する横方向の誤差修正が行われた。

Table 3.1: Localization result in the navigation experiment

Position	A [m]	B [m]	C [m]	D [m]	E [m]
Magnetic field map	23.2	94.2	220.3	346.8	389.1
1st Run	23.3	94.9	221.2	347.8	×
2nd Run	22.1	93.4	×	347.9	389.3
3th Run	21.5	93.8	221.1	347.4	389.6
4th Run	21.7	93.8	×	346.6	389.3
Max error	1.7	0.8	0.9	1.1	0.5

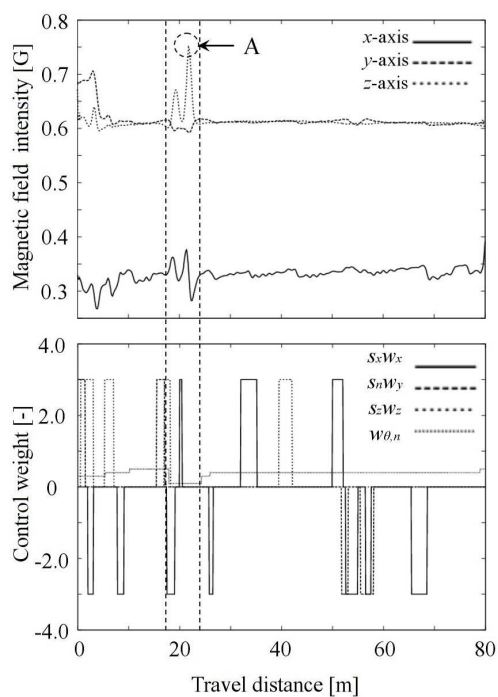


Fig. 3.10: Example of the magnetic map [40]

3.4.3 考察

Table 3.1より, C, E地点では磁場の変動を目印とした走行距離修正に失敗するケースがあった. Fig. 3.8からわかるように, この地点の磁場の乱れは, A地点などと比べるとわずかに小さなものである. そのため, 走行経路から逸れると, 磁場の乱れを観測することができず, 距離修正に失敗したと考えられる. しかし, 他の地点で磁場の乱れが観測された際には距離修正を行うことができ, 結果として周回走行を達成できた. このことから, 磁気ナビゲーション法による自律走行では, 常に高い精度の位置推定を必要としないということがいえる. これは, 磁場地図を利用した姿勢修正の利点である. 磁場地図には走行経路周辺の磁場の性質が記されているため, 常に環境磁場を有効利用して姿勢修正を行うことができる. このため, 多少位置推定に失敗したとしても, これが直結して即座に自律走行に失敗することはない. このことは, カメラやLIDARを用いた幾何ランドマークベースのナビゲーション法と比べ, 磁気ナビゲーション法の大きな利点であるといえる.

また, 磁気ナビゲーション法は, 幾何ランドマークを用いた位置推定法と比較すると, そもそも自己位置推定に利用する情報が異なるため, これらの手法により走行できない区間での走行も行うことができる. 幾何ランドマークを用いて位置推定を行う場合, 基本的にはオドメトリにより位置推定を行いながら, その累積誤差を幾何ランドマークを使用することで補正する. そのため, 周囲に幾何ランドマークが存在しない場合には, オドメトリによる位置推定しか行えないため, 自己位置推定に失敗しやすい. 一方で磁気ナビゲーション法では, 環境中のありとあらゆる場所に存在する磁場を利用して経路追従を行う. これは, 磁場が時間的に変化する地点を除いて, 磁場の乱れを用いた位置補正や, 乱れない磁場を利用して姿勢修正が行えるためである. この経路追従は, 周囲の磁場を用いて位置・姿勢修正を行っているため, 自己位置推定に近い役割を果たしている. そのため, どのような環境においても, 自己位置推定を行いながら経路追従を行っているような効果があり, 結果として様々な環境を自律移動することが可能となる. しかし先に挙げたように, 自己位置推定の精度を高く保つことは難しい. これらの結果は, Fig. 1.2に示したような, 磁気センサを用いた位置推定の精度に対する考えに対して, 正しい見解であると示す結果であると考えられる. このように, 高い精度ではないが, 常にオドメトリによる位置推定よりも正確な位置認識が行えることが, 磁気ナビゲーション法の利点である.

その一方で磁気ナビゲーション法には, 磁場を有効に利用するために, 制御に用いるパラメータを手動調整しなければならないという問題が存在する. そのため, 磁気ナビゲーション法を使用するためには, 調整を行うための経験値が必要な欠点が存在する. また調整を行い, 自律移動が可能になったとしても, 常に高い位置推定精度(推定誤差 20 cm 以下)を有しながら自律移動を行うことが困難であることも, 実験結果から示されている. なお, この

問題は広域な磁場地図を構築することが困難であり，自律走行中に正確に磁場地図の参照が行えないことも原因として挙げられる．このことから，広域空間の磁場地図構築が達成すべき重要な課題といえることがわかる．

3.5 本章のまとめ

本章では，前章で行った磁場の実験的調査を基に，Rahokらによって提案された磁気ナビゲーション法の再実装を行った．そして，実装した手法を用いて屋外環境において，周回走行の自律移動実験を行った．この結果から，以下のことを明らかにした．

- 走行経路上の磁場やその周辺の磁場の性質を用いた磁場地図を利用することで，屋外環境における自律ナビゲーションが実現できる．
- 磁場のみを用いて自己位置推定を行うため，その推定精度が周囲の幾何的障害物 (磁性体は除く) の影響を受けず，適用可能な範囲が広い．
- 磁場の性質を地図に記述するために，実験的な試験走行を行う必要があり，調整を行うための時間を要する．
- 磁場の乱れを目印として位置推定を行うことは可能であるが，高い推定精度 (推定誤差 20 cm 以下) を達成することは難しく，1 m 程度の推定誤差が発生する．

以降の章では，上記の利点を有しながら，これらの欠点を補完する方法を提案していく．

第4章

幾何ランドマークを併用した分散制御に基づく 磁気ナビゲーション法

4.1 はじめに

前章では主に、Rahokらによって提案された磁気ナビゲーション法について述べ、その問題点などを示した。磁気ナビゲーション法では、ロボットが走行する経路の磁場のみを地図化(これをリニアな磁場地図と呼ぶ)して、それに基づき位置推定を行いながら走行する。すなわち、指定経路の磁場しか地図化していないため、指定経路からの逸脱が致命的な問題となる。磁気ナビゲーション法では、経路逸脱を防ぐために、磁場を利用した姿勢修正を行いながら自律移動を行う。この際、磁場を用いた姿勢修正を各地点で効果的に機能させるために、各地点毎にパラメータ調整を行う必要があり、磁気ナビゲーション法により自律移動を行うためには、このパラメータ調整が必須である。

本章では、磁気ナビゲーション法の拡張を行うことを目的とし、一度の経路教示のみで指定経路の自律走行を実現させる手法を提案する。このためにまず、複数のセンサ入力に基づく姿勢修正を行いながら自律移動を行う方法を導入する。具体的には、磁場に基づく姿勢修正と周囲の幾何的構造物を利用した姿勢修正を行う。しかしながら、パラメータ調整を行わずに磁場を利用した姿勢修正を行うと、ロボットが蛇行してしまい、結果的に経路から逸脱してしまう。そこで、分散制御システムを導入し、各要所において有効と判断された姿勢修正を行う制御方法のみを起動させ、これに基づき経路追従を行う。なお、分散制御システムとしては、Brooksらによって提案された Subsumption Architecture (SA) [44] が有名ではあるが、本手法では優先度によって動作するモジュールが切り替わる分散制御システムを用いているため、SAとは異なることに留意されたい。ここで、各姿勢修正を行う制御モジュールを、本研究ではナビゲータと定義する。すなわち、本提案手法はマルチナビゲータシステムに基づく磁気ナビゲーション法となる。このベースアイディアは、Fig. 1.2に示すように、磁場を用いた位置推定・ナビゲーション法の精度がある程度の精度を有することに着目し、その精度のまま幾何情報を併用して位置補正を行うことで、正確なナビゲーションを実現させることである。

また、Rahokらによって提案された磁気ナビゲーション法では、事前に磁場の乱れが存在する地点を手動で教示することで自己位置推定を行う。提案手法では、このような自己位置

推定を自動で行うために、Monte Carlo Localization (MCL) [12] に類似した手法を適用する。ここで類似という言葉を用いている意味は、通常の MCL ではセンサの観測モデルに即した尤度評価を行うのに対して、提案手法ではヒューリスティックな尤度評価を行うためである。ヒューリスティックな尤度評価を行う理由は、観測データを蓄積して尤度評価を行うためである。なお、MCL を用いた磁場の乱れに基づく自己位置推定は、Haverinen ら [26] によってすでに提案されているが、この手法では観測データの蓄積を行っていないため、提案手法と異なる。なお、蓄積したセンサデータに対する観測モデルを定義して SLAM を行う方法を原ら [45] が定式化しているので、観測の定式化についてはこれを参照されたい。

4.2 ハードウェア構成

本実験で使用するハードウェアは、Fig. 3.5 に示すロボットである。基本的なセンサ構成は同じであるため、詳細は 3.3.1 章に譲る。

4.3 マルチナビゲータシステムに基づく磁気ナビゲーション法

4.3.1 自律移動に用いるデータベース

本手法では、自律走行を行う経路にて一度ロボットを手動で走行させ、その際に得られたセンサデータを基に自律移動を行う。データベースの構成は Table 4.1 に示すようになっている。走行距離とその地点を通過した際のロボットの姿勢 θ に従って、磁気センサの観測値 \mathbf{m} 、および幾何情報 \mathbf{g} が記録されている。なお、走行距離と姿勢はオドメトリによって推定された値をそのまま使用し、幾何情報については後述する。前章において述べた、磁気ナビゲーション法において用いた磁場地図と違い、ロボットの姿勢に関する情報も含んでいることに注意されたい。姿勢の情報が含まれる理由についても後述する。

4.3.2 マルチナビゲータシステム

本研究においては、ロボットに経路追従を行わせる制御モジュールをナビゲータと定義している。このナビゲータが複数存在し、それぞれが異なるセンサ情報に基づき経路追従を行う。これを実現するために実装したシステムの概略図を Fig. 4.1 に示す。各ナビゲータが制御入力や加減速時間などのパラメータを出力し、また同時に優先度を出力する。これらの出力は共有メモリに集められ、すべてのナビゲータが互いの状況を把握することができる。そして、速度管理モジュールが優先度や加減速時間を考慮しながら実際の制御入力を決定し、アクチュエータを駆動させる。

4.3 マルチナビゲータシステムに基づく磁気ナビゲーション法

Table 4.1: Topological magnetic and geometric maps

Travel distance	Heading direction	Magnetic information M	Geometric information G
d_0	θ_0	\mathbf{m}_0	\mathbf{g}_0
d_1	θ_1	\mathbf{m}_1	\mathbf{g}_1
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
d_n	θ_n	\mathbf{m}_n	\mathbf{g}_n
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots

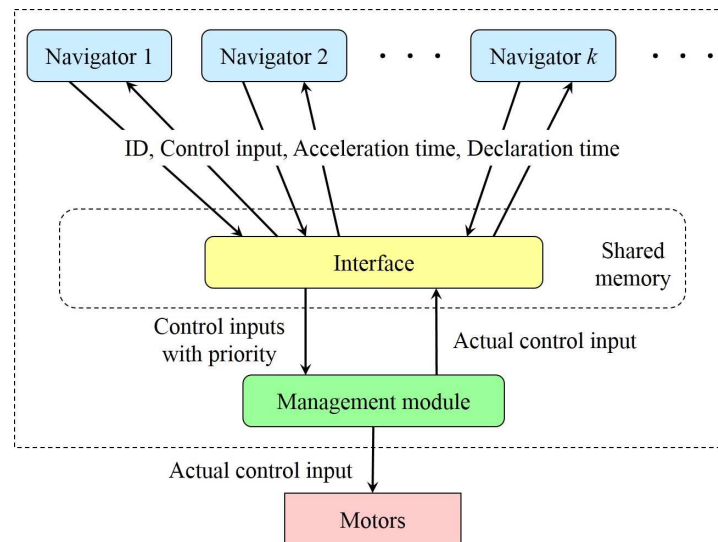


Fig. 4.1: Multi-navigator system [46]

オドメトリに基づくナビゲータ

今、時刻 t において自己位置 (走行距離) 推定を行った結果、ロボットは n 番目のノードに存在し、姿勢が θ_t であると推定されたとする。以下の議論においては、ロボットの状態はすべてこの通りであると仮定し、また、自己位置推定法においては後述する。このとき、オドメトリに基づくナビゲータは、以下の偏差 e_o を零にするように角速度を制御する。

$$e_o = \theta_n - \theta_t \quad (4.1)$$

オドメトリに基づくナビゲータは、姿勢推定の結果に基づいて走行制御を行う。そのため、データベースにロボットの姿勢を記録している。

幾何情報に基づくナビゲータ

本手法において用いる幾何情報の取得方法を示した図を Fig. 4.2 に示す。ロボット前方に搭載された LIDAR に対して、距離 r 、角度 α の観測範囲を左右に設定する。この範囲に存在する障害物までの最小の垂直距離を、左右それぞれ g_l 、 g_r とし、この 2 つの値を幾何情報として使用する。データベースの構築時にも同様の観測を行い、 n 番目のノードに記録される幾何情報 \mathbf{g}_n を $(g_l, g_r)^T$ と定める。なお、周囲に障害物が存在せず、幾何情報が得られなかった場合には、これらの情報は利用されなくなる。

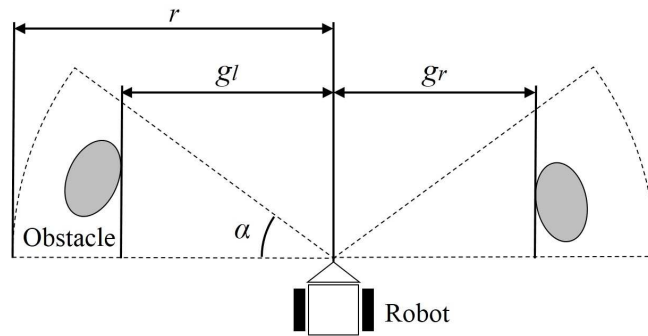


Fig. 4.2: Geometric landmark observation [46]

今、時刻 t において幾何情報として $g_{l,t}$ 、 $g_{r,t}$ を観測していたとき、幾何情報に基づくナビゲータは、以下の偏差 \mathbf{e}_g の各成分を零にするように角速度を制御する。

$$\mathbf{e}_g = (e_o, -g_{l,n} + g_{l,t}, g_{r,n} - g_{r,t})^T \quad (4.2)$$

幾何情報に基づくナビゲータは位置推定の結果を補正するように走行制御を行うため、ロボットの姿勢に関する偏差も成分として含むこととしている。なお、通常の幾何ランドマー

4.3 マルチナビゲータシステムに基づく磁気ナビゲーション法

クを用いて自己位置推定を行う方法では、幾何ランドマークを用いてロボットの状態を推定する。一方で提案手法では、幾何ランドマークを用いて経路追従のための速度指令を決定することで位置の補正を行う。前述の通り、これは磁場を用いた自己位置推定法により、おおまかな位置認識が行えることを仮定し、そこから幾何ランドマークを併用して正確に位置補正を行うことを狙いとしているためである。

磁場情報に基づくナビゲータ

ロボットは平坦な地面を移動すると仮定し、磁気センサは地面と水平面の磁場方位とセンサの成す角 m_θ を観測できるものとする。今、時刻 t において、磁気センサが $m_{\theta,t}$ を観測していたとき、磁場情報に基づくナビゲータは、以下の偏差 e_m を零にするように角速度を制御する。

$$e_m = m_{\theta,n} - m_{\theta,t} \quad (4.3)$$

磁場情報に基づくナビゲータは、姿勢推定の結果に関わらず、磁場方位を用いて姿勢修正のみを行いながら走行制御を行う。前章で述べた Rahokらによって提案された磁気ナビゲーション法とは異なり、提案手法では、指定経路の左右の磁場情報、および走行制御を行う際に使用するパラメータが存在しない(式(3.2))。そのため、地面と水平面の磁場方位のみを用いてロボットを制御することとしている。

磁場および幾何情報に基づくナビゲータ

磁場および幾何情報に基づくナビゲータは、上述の2種類のナビゲータを組み合わせたものとなる。そのため、以下の偏差 e_{gm} を零にするように角速度を制御する。

$$\mathbf{e}_{gm} = (e_m, -g_{l,n} + g_{l,t}, g_{r,n} - g_{r,t})^T \quad (4.4)$$

優先度設定

優先度は、事前に各ナビゲータに一定の値を与え、センサの観測値が有効と判断された場合にその値、そうでない場合には0とする。なお、優先度の最も高いナビゲータによる速度指令が、実際に採用される速度指令となる。すなわち、各ナビゲータに初期に与える優先度、およびセンサの観測値を有効と判断するための条件設定が、提案手法によるナビゲーションの精度に関わる重要な要素となる。これらの設定は、以下に示す経験則的なルールによって与えるものとする。

4.3 マルチナビゲータシステムに基づく磁気ナビゲーション法

まず初期に与える優先度に関しては、経路追従能力の高いナビゲータ程、高い優先度を与えることとする。すなわち、常にセンサの観測値が有効と判断される場合において、最も経路追従精度が高いナビゲータの優先度を高くする。まず、磁場および幾何情報に基づくナビゲータは、2種類のセンサ情報を用いて補正を行うため、最も経路追従の精度が高くなるといえる。そのため、このナビゲータの優先度を最も高く設定する。オドメトリに基づくナビゲータは、外界の情報をを用いてロボットの位置誤差を修正することができないため、このナビゲータの優先度は最も低く設定する。

幾何情報に基づくナビゲータは、外界の幾何的配置を考慮した補正を行うことができるため、経路追従精度が高くなるように思える。しかしながら、提案手法の実装のアイデアは、Fig. 1.2に示すアイデアに基づいている。幾何情報に基づくナビゲータは、オドメトリに基づくナビゲータを補正しながら走行させるものであるため、位置認識が曖昧な状態で補正を行うこととなる。そのため、うまく幾何情報が利用できない場合には、容易に経路から逸脱してしまう可能性が高くなる。その一方で、磁場情報に基づくナビゲータは、幾何情報を用いるより正確ではないが、大まかな精度で自律移動を行うことができる。そのため提案手法では、1) 磁場および幾何情報、2) 磁場情報、3) 幾何情報、4) オドメトリに基づくナビゲータという順で優先度を高く設定することとした。

磁場情報を用いているナビゲータの優先度を決定するにあたり、以下に示す変数 r_z を定義する。

$$r_z = 1 - \frac{|m_{z,n} - m_{z,t}|}{\Delta m_{z,max}} \quad (4.5)$$

ここで $\Delta m_{z,max}$ は、 z 軸方向の磁場強度の予測される最大の差であり、 $\Delta m_{z,max} = 1$ としている。この値は、磁場地図を構築した際と現在のセンサ観測値の差分を表した変数となり、1に近い程その差分が小さいことを意味する。そこで、この値に適当な閾値を設け、その閾値を下回った場合に、磁場情報を用いているナビゲータの優先度を0にする。なおこの閾値の値は、実験的に0.998とした。幾何情報に基づくナビゲータによりロボットを制御することで、外界との位置関係を利用した補正を行うことが可能となる。しかし、単純な偏差での位置補正を行うため、容易に動的障害物の影響を受けてしまう。そこで、幾何情報に関する偏差 $g_n - g_t$ の値の絶対値が1.0 mを越えていた場合には、幾何情報を用いるナビゲータの優先度を0にする。なお、オドメトリに基づくナビゲータの優先度は、常に一定値であるとする。

4.4 自己位置推定

提案手法では、ロボットの状態を走行距離 d と姿勢 θ で表す。Rahokらによって提案された磁気ナビゲーション法では、ロボットの状態は走行距離のみで表されており、この点は提案手法との相違点であるため留意されたい。提案手法では、MCLに類似した自己位置推定法を適用することで、走行距離の推定を行う。なお、提案手法はMCLの類似手法ではあるが、便宜上本章ではこれをMCLと述べることにする。また、走行距離の推定後に、データベースに記録されている磁場方位とセンサの観測値を比較することで自己位置推定を行う。すなわち、走行距離と姿勢は個別に推定される。それぞれの推定方法の詳細を以下に示す。

4.4.1 MCLによる磁場の乱れを用いた走行距離推定

動作モデル

本手法においては、MCLによって推定されるのは走行距離 d のみである。そのため、動作モデルは以下のように表される。

$$d_t = d_{t-1} + \Delta d_t \quad (4.6)$$

ここで、添字の t は時刻を表し、 Δd_t は時刻 t から $t-1$ における移動量を表す。

尤度計算と走行距離推定

Fig. 4.3には、リニアな磁場地図を用いたパーティクルの尤度計算の概略図を示す。MCLでは、各パーティクルがロボットの状態の1つの候補を示す。そして、センサの観測値と地図データに対して何かしらのモデルを定義し、これによりパーティクルの評価値(尤度)を決定し、これに基づき自己位置推定を行う。パーティクルの尤度を計算するにあたり、まず走行距離 l m分の磁気センサの観測値を蓄積する。蓄積したセンサ観測値 $^{sensor}m(d)$ と磁場地図に記録されている磁場強度 $^{map}m(d)$ を用いて、パーティクルの尤度 w_i ($i = 1, 2, \dots, n$) を次式により計算する。

$$s_{i,t} = \int_{d_{i,t-l}}^{d_{i,t}} |^{map}m(d) - ^{sensor}m(d)| dd \quad (4.7)$$

$$w_{i,t} = \frac{1}{as_{i,t} + 1} \quad (4.8)$$

$$w_{i,t} \leftarrow \frac{w_{i,t}}{\sum_{j=1}^n w_{j,t}} \quad (4.9)$$

ここで、 a はパーティクルの評価に関わるゲインであり、任意の定数であり、実装では 50 としている。尤度計算後に、パーティクルの重み付き平均を計算することで、走行距離を推定する。

$$d_t = \sum_{i=1}^n w_{i,t} d_{i,t} \quad (4.10)$$

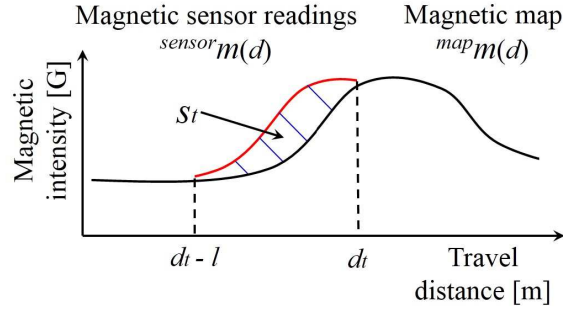


Fig. 4.3: Particle evaluation using the magnetic map [47]

走行距離の推定を終えた後に、パーティクルのリサンプリングを行う。リサンプリングは、パーティクル群に尤度の偏りが現れた際にのみ実行することで性能が向上すると報告されている [49]。尤度の偏りを検知するために Effective Sample Size (ESS) [50] を用いる。ESS は、パーティクル中に含まれる有効なパーティクル数を表す指標となり、その値 n_{ess} は次式により計算される。

$$n_{ess} = \frac{1}{\sum_{j=1}^n w_j^2} \quad (4.11)$$

ESS の値が任意の値を下回った場合に、リサンプリングを行うこととし、本研究ではその閾値を $9n/10$ とする。

4.4.2 姿勢推定

磁気センサは 3 軸の磁場強度とその磁場方位を観測できるものとする。なお、地面は平坦であるとみなし、磁気センサの各軸を一意とすることで、ロボットの進行方向を x 軸、その 90 deg 右方向を y 軸、地面方向を z 軸と定める。本姿勢推定法では、 z 軸方向の磁場強度 m_z と xy 平面における磁場方位 m_θ を用いる。磁場方位 θ_m は、ロボットの姿勢を θ 、磁気センサの観測値を m_θ としたとき、次式で計算される。

$$\theta_m = \theta - m_\theta \quad (4.12)$$

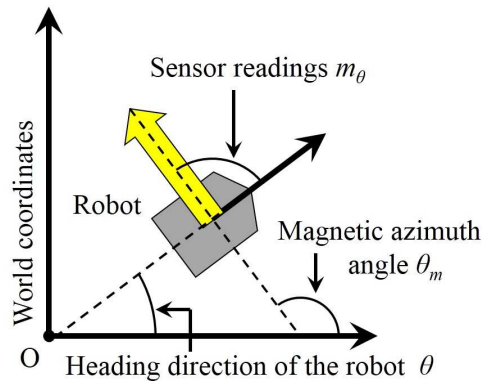


Fig. 4.4: Relationship of a robot's heading direction θ , magnetic sensor readings m_θ , and a magnetic azimuth angle θ_m [51]

なお、この関係を示した図が Fig. 4.4 である。

姿勢推定は走行距離の推定を行った後に行う。今、走行距離推定の結果、ロボットが n 番目のノードに存在していたとし、磁気センサの観測値が \mathbf{m}_t だったとする。このとき、まず式 (4.5) に示す r_z 、および以下に示す r_θ を計算する。

$$r_\theta = 1 - \frac{|m_{\theta,n} - m_{\theta,t}|}{\Delta m_{\theta,max}} \quad (4.13)$$

ここで $\Delta m_{\theta,max}$ は、 xy 平面の磁場方位の予測される最大の差であり、 $\Delta m_{\theta,max} = \pi$ rad としている。上記変数 r_z 、 r_θ は、磁場の時間変動を評価するための指標となり、値が 1 に近い程、観測値と磁場地図を構築した際の変動が少ないことを意味する。そのため、これらの値に適切な閾値を設定し、磁場の変動がないと判断された場合に、姿勢推定を行うこととする。実装では、これらの値は実験的に $r_z = 0.992$ 、 $r_\theta = 0.990$ と定めた。磁場地図を用いた姿勢推定により、ロボットの姿勢 θ は以下のように修正される。

$$\theta = \theta_{n,m} + m_\theta \quad (4.14)$$

すなわち、磁場地図に記録されている磁場方位と現在の磁気センサの観測値を用いて、ロボットの姿勢を推定する。

4.5 実験

4.5.1 シミュレーションによる位置推定実験

磁場をシミュレーションにより再現し、それを用いて MCL による磁場の乱れを用いた走行距離推定性能の検証を行った。Fig. 4.5 には、実験で用いた磁場地図とセンサの観測値を

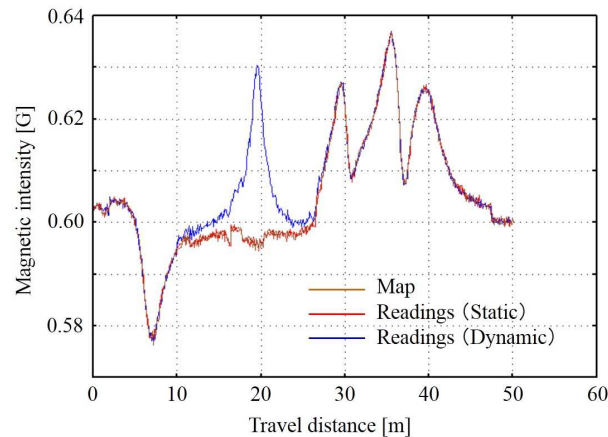


Fig. 4.5: Magnetic map and sensor readings used in the simulation [47]

示す．茶線が構築した磁場地図の値であり，赤線と青線が走行距離推定を行う際に利用したセンサの観測値を表し，それぞれ赤線が時間変化のない場合，青線が時間変化がある場合を表している．実験では，ロボットは等速 (0.6 m/s) で進むものとし，その際のロボット座標を真値としている．センサの観測値としては，時間変化がない場合には真値の座標での赤線の値，時間変化がある場合には青線の値を用いた．なお本実験では，ロボットは指定経路を走行しているものとし，その際の自己位置推定法の性能について検証することとした．

Fig. 4.6 には，走行距離推定実験を行った結果の推定値と真値との誤差を示す．茶線は，走行距離推定を行わずに走行を行った結果であり，赤線と青線は磁場の時間変化がある場合とない場合での距離推定を行った結果である．この図から，磁場の乱れが存在しない地点では，自己位置推定精度の低下が発生することが見て取れる．これは，乱れを目印に位置推定を行うため，乱れのない地点では位置推定が行えずに，推定の不確かさが増するため当然である．しかし，磁場の乱れが存在する地点にて，これを目印として自己位置推定を行い誤差を修正できていることが確認できる．また Table 4.2 には，それぞれの実験における距離推定誤差の平均と標準偏差の値をそれぞれ示す．Fig. 4.5 に示すような磁場ノイズが豊富な環境 (10 m に一つ存在する) であれば，誤差の平均が 0.2 m 以下の高精度な自己位置推定が実現できることがわかった．

さらに Fig. 4.7 には，実験中の ESS(式 (4.11)) の値を示す．赤線が磁場の時間変化がない場合，青線が時間変化のある場合の ESS の値をそれぞれ表している．なお，本実験ではパーティクル数を 1000 としたため，ESS の値が 900 を下回った際にパーティクルのリサンプリングが行われた．磁場が時間変化した場合 (青線) に注目すると，磁場の時間変化が表れる走行距離約 10 m から 25 m の間 (Fig. 4.7 の A) にて，ESS の値が高くなっていることがわ

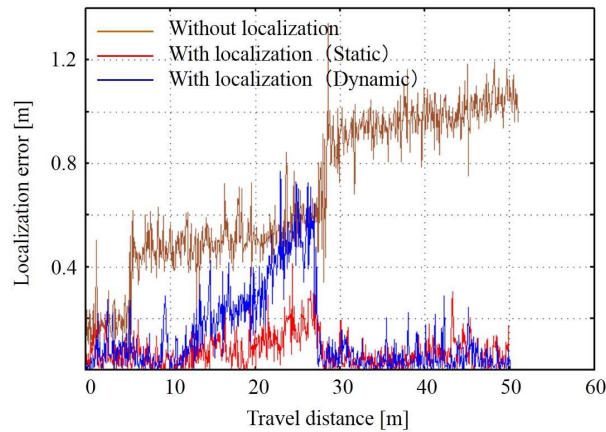


Fig. 4.6: Estimation errors of the travel distance [47]

Table 4.2: Result of the localization experiments [47]

	Without localization	With localization (Static)	With localization (Dynamic)
Ave.	0.678 m	0.072 m	0.133 m
S.D.	0.296 m	0.061 m	0.158 m

かる。これは、磁場の時間変化に伴いすべてのパーティクルの尤度が一律に低下したことにより、すべてが有効なパーティクルと判断されたためである。これにより、パーティクルの無駄なサンプリングを抑制でき、誤った位置にパーティクルが収束する問題に対処できることが確認できた。

これらの結果から、指定経路を走行している場合には、磁場の時間変化が発生した場合においても、正確な自己位置推定が実現できることが確認できた。また、磁場の乱れがない地点においては距離推定精度の低下が発生するが、後に磁場の乱れを利用することでその誤差が修正できることが検証できた。

4.5.2 学内走行実験

提案手法の有用性および性能を検証するために、Fig. 4.8に示す環境において走行実験を行った。黄色の線で示す経路が、ロボットが走行すべき指定経路を表す。本実験環境には、幾何ランドマークの存在しない区間と磁場の乱れを有する区間が存在し、さらに駐輪場が隣接している。この実験環境においてロボットを手動で走行させてデータベースを作成し、

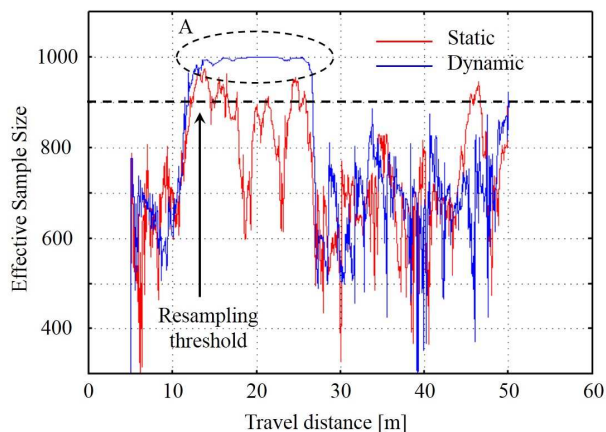


Fig. 4.7: Values of effective sample size [47]

その1日後の幾何的条件が変化した状況で実験を行った。なお本実験では、4.3.2章で述べた各ナビゲータ単体を用いて走行させた場合と、提案手法で自律移動を行った場合の比較を行った。

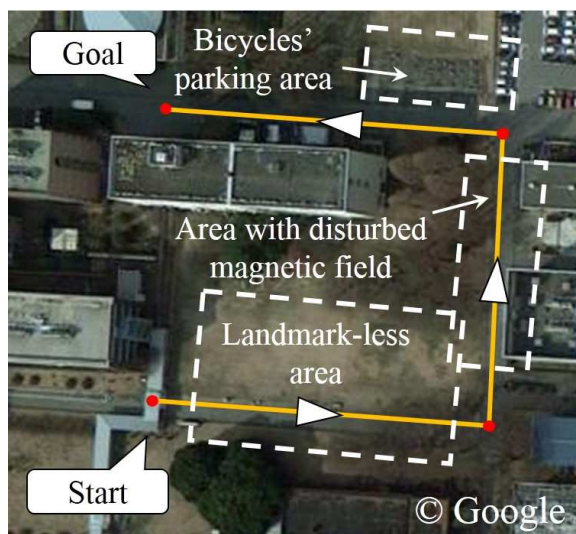


Fig. 4.8: Experimental environment [46]

Fig. 4.9には、各手法により走行した際のロボットの移動軌跡を示す。結果より、指定経路の自律走行に成功したのは、提案手法 (Proposed method) と磁場および幾何情報に基づくナビゲータ (Mag. and geo.) により自律移動を行った場合であった。オドメトリに基づくナビゲータ (Odometry) により自律移動を行った場合には、約 60 m 自律移動をして経路逸

脱をした。

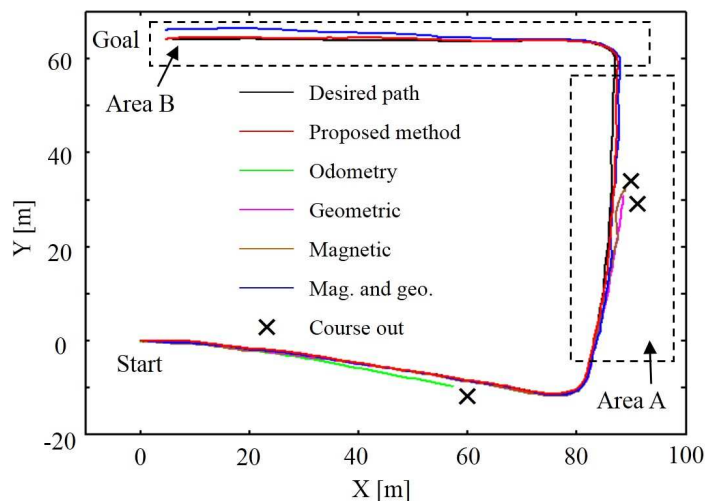


Fig. 4.9: Trajectories of each navigator [46]

また Fig. 4.10 には、Fig. 4.9 に示す A 地点を拡大した図を示す。この地点において、磁場情報、および幾何情報に基づくナビゲータ (Magnetic and Geometric) による自律移動が失敗している。この地点は磁場の乱れが多く存在する地点であり、磁気ナビゲーション法で行うようなパラメータ調整なしで磁場を用いた制御を行った場合には、ロボットが蛇行してしまう。Fig. 4.10 から、ロボットの走行軌跡が蛇行し、結果として経路逸脱した結果が見てとれる。幾何情報に基づくナビゲータもこの地点で経路逸脱している。これは、この地点で 4.4.2 節で述べた姿勢推定に失敗し、その結果ロボットが誤った方向へ移動し始めたためである。なお、提案手法と磁場および幾何情報に基づくナビゲータは、この地点においても自律移動を行えたことが確認できるが、提案手法の方が指定経路により近い経路を走行しており、提案手法がより高い精度で自律移動を行えたことが確認できる。これは、提案手法がこの地点において、磁場方位を用いた姿勢修正を行わなかったためである。

さらに Fig. 4.11 には、Fig. 4.9 に示す B 地点を拡大した図を示す。この地点には駐輪場が隣接している。駐輪場の幾何的条件は容易に変化するため、幾何情報を用いた位置補正を行った場合には、経路から逸脱してしまう。磁場および幾何情報に基づくナビゲータは、駐輪場の影響を受け走行経路から逸脱した。これに対して提案手法は、駐輪場の影響を受けることなく自律移動を行うことができた。

Fig. 4.12 には、提案手法における各ナビゲータの優先度の移り変わりを表した図を示す。各ナビゲータの優先度が動的に変化し、4 種類のナビゲータすべてがロボット追従の指令を行っていることが確認できる (各時刻において、最も優先度の高いナビゲータがロボットを

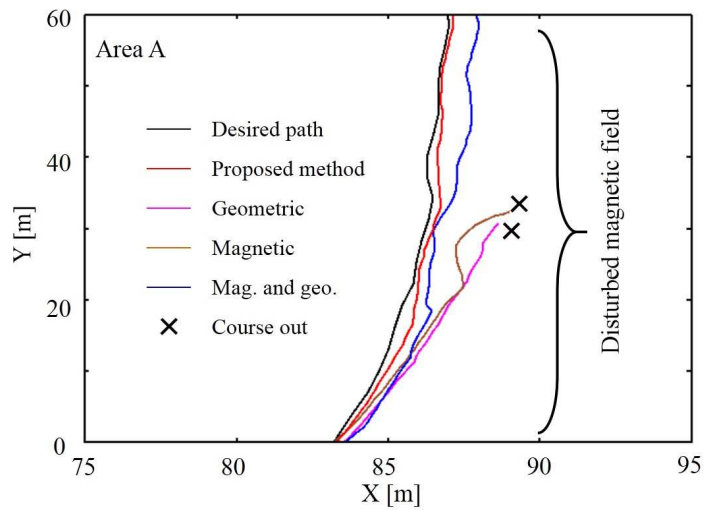


Fig. 4.10: Enlarged figure of area A shown in Fig. 4.9 [46]

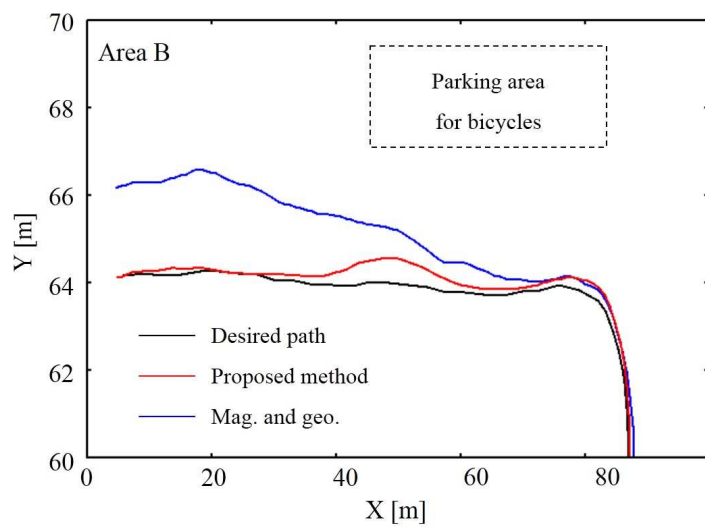


Fig. 4.11: Enlarged figure of area A shown in Fig. 4.9 [46]

制御している). 特に, Fig. 4.8 に示す幾何的ランドマークの存在しない地点と駐輪場付近で幾何情報に基づくナビゲータの優先度が低下していること, 磁場の乱れが存在する地点で磁場情報にナビゲータの優先度が低下していることがそれぞれ確認できる. これは, これらの地点においてそれぞれの情報が有用でないと判断されたために, それぞれ対応するナビゲータが優先度を低下させたためである. この結果, 提案手法を用いることで, 各時刻において, 制御に有効と判断される情報のみを利用した指定経路の正確な追従ができることが示された.

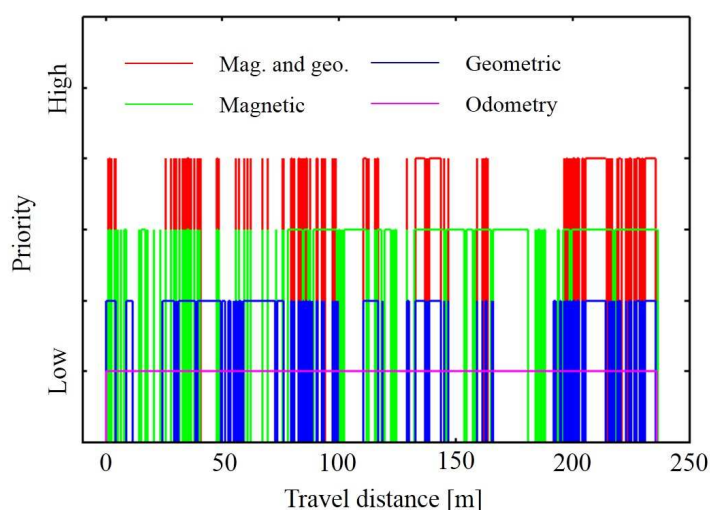


Fig. 4.12: Priorities of each navigator running in the multi-navigation system [46]

さらに Fig. 4.13 には, 磁場地図に記録されている磁場強度, および自律移動中に計算された式 (4.5) の値を示す. 磁場の乱れが存在する地点で, 式 (4.5) で計算された値が閾値より小さくなっていることが確認できる. 結果として, 磁場の乱れが存在する地点において磁場方位を用いた姿勢修正を行うことがなくなり, 経路追従時の蛇行を減らすことが可能となり, 追従の精度が向上した.

4.6 考察

本提案手法の基本となるアイデアは, Fig. 1.2 に示すように, 磁場を用いて大まかな位置推定を行った後に, 幾何情報を併用してより正確な位置推定を行うことである. この際に, 本章で提案した手法では, 磁場を用いて位置推定を行うにあたり, リニアに磁場を記録した地図を用いた. なお, ここでいうリニアな磁場地図とは, ロボットの移動距離に従い磁場を記録したものである. リニアな地図のみを用いてナビゲーションを行う場合, その地図上で

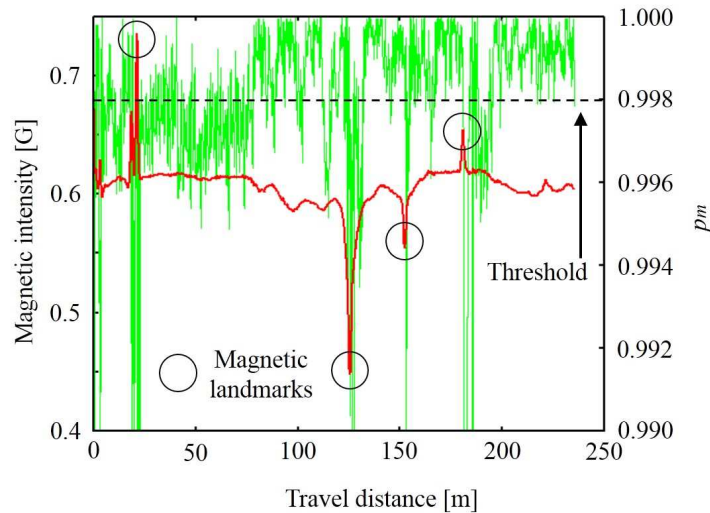


Fig. 4.13: Magnetic intensity on the travel path and reliability computed via equation [46]

の位置推定を行うのみで正確な経路追従を行うことは困難であり、姿勢の修正などを行う必要がある。Rahokらが提案した磁気ナビゲーション法では、多大な調整時間を設けることで、磁場のみを用いて姿勢の修正を行う。提案手法では、この調整を行うことなく磁場を用いた姿勢の修正を行っている。当然ながら、磁場の乱れが存在するような地点でこのような修正はうまく機能しないが、Fig. 4.13からもわかるように、屋外環境の磁場は乱れを有しない区間が多く存在する。そのため、磁気ナビゲーション法のような調整を行わなくとも、磁場を用いた姿勢修正がうまく機能する区間は多く存在する。これは、Fig. 4.9に示す結果より、磁場用いて姿勢修正を行うナビゲータにより、オドメトリに基づくナビゲータよりも長い距離の自律移動が行えていることから明らかである。この結果は、磁場を用いた位置推定法により、Fig. 1.2に示すような、オドメトリよりも正確な位置推定が実現できている結果であるといえる。

さらに提案手法では、幾何情報を利用した姿勢の修正法を加えている。Fig. 4.9に示す結果から、磁場および幾何情報に基づくナビゲータ、および幾何情報に基づくナビゲータを比較すると、前者の方が長い距離の自律移動を行うことができていることが確認できる。両者のナビゲーション法では、幾何情報は常に利用して姿勢修正が行われていることに留意されたい。幾何情報のみを用いる場合、オドメトリによる位置推定が不確かな状態から、幾何情報を用いた修正を行うため、結果として幾何情報の対応がうまくいかない場面が多くなった。一方で磁場情報も併用することにより、推定の精度が上がった状態で幾何情報を用いた修正を行うことができたため、自律移動の距離を長くすることができた。この結果も、Fig. 1.2に示すアイデアの妥当性を示す結果になったと考える。しかし、上記の両者のナビゲータ

内においては、常に幾何情報を利用した修正が行われるため、結果としてナビゲーションの精度は高くならなかった。これに対して、提案手法ではシンプルな閾値を設けて有用な情報を取捨選択する機能を追加した。これにより、Fig. 1.2に示すようなアイデアを実現するナビゲーション法が実現できることを確認した。センサ情報に対して設けた閾値や、ナビゲータに付与した優先度に関しては経験的な設定が大きく関与しているが、磁場および幾何情報を併用してナビゲーションの精度を向上させられたことは、本提案のベースアイデアを有用性を示すことができた結果であると考えられる。

Fig. 4.14には、実際にロボットが自律移動を行なっている様子を示す。Fig. 4.14 (a)(b)(c)のように、多くの動的障害物に囲まれながらも、単純な閾値処理によりそれらを動的障害物として検知することで、安定した自律移動を実現できている。このように、磁場地図を用いて大まかに自己位置推定を行うことで、周囲に存在する幾何的ランドマークもより効果的に利用することが可能になる。



Fig. 4.14: Guiding demonstration held in ROBOMECH 2013 [46]

磁場の時間変化に対しても、位置推定の精度を低下させずに対応できることが実験から確認できた。そのため、磁場の時間変化も、上述した動的障害物の検出のように、単純な閾値処理により実現できる。すなわち、磁場の時間変化があると判断された場合には、幾何的ランドマークのみを用いた自律移動に切り替えることができる。実際に図 4.14 (d)に示すように、経路の側にトラックが存在し、磁場が時間変化をした場合も、問題なく走行することが確認できた。これらのことを考慮した自律移動法を構築することで、磁場地図を利用した自己位置の効果をも有効に利用し、安定した自律移動を実現することができる。

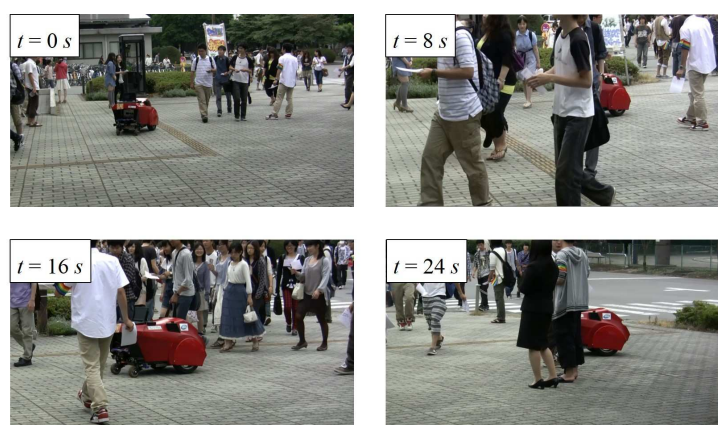


Fig. 4.15: Navigation experiment in a crowded environment [48]

4.7 本章のまとめ

本章では、Rahokらが提案した磁気ナビゲーション法を拡張させることを目的として、分散制御(マルチナビゲータ)システムを用いて経路追従を行う方法を提案した。さらに、MCLと類似した手法で磁場の乱れを用いた自己位置推定を行う方法を提案した。磁気ナビゲーション法では、磁場を用いた制御をどのように行うかなどを各地点で決定する必要があり、多大なパラメータ調整が必要となる。提案手法はこの問題を解決し、指定経路の一度の教示のみで正確な経路追従を実現した。

提案手法では、磁気ナビゲーション法による走行をベースとして、LIDARにより観測される幾何情報を利用して位置補正を行う。また、磁気センサやLIDARの観測値に基づきロボットを走行させる制御モジュール(ナビゲータ)を複数実装し、これらのナビゲータの動作を優先度を設定することで管理した。この優先度は、各ナビゲータが使用するセンサの観測値に対して簡易なもの閾値を設定し、その閾値を越える(もしくは下回る)場合に低下するように設定した。これにより、その瞬間で最も優先度の高いナビゲータ、すなわち最もロボットを正確に経路追従させるモジュールがロボットの走行制御を行うこととなり、有効なセンサ情報のみを用いて経路追従を行うための制御を行うことが可能となった。

第5章

幾何ランドマークベースの位置推定法における 磁場の併用

5.1 はじめに

位置推定結果に基づき経路追従を行う場合、位置推定の精度が経路追従の精度に大きく関与する。カメラやLIDARを用いた幾何ランドマークベースの位置推定法は、高い精度の自己位置推定能力を提供する [9, 10]。しかしながらこれらの手法を用いる場合には、幾何ランドマークが存在しない地点や、動的障害物が多く存在する地点で自己位置推定に失敗する危険を考慮しなければならない。この理由は、幾何ランドマークが存在しないためにそもそも位置推定が行えないことや、動的障害物の影響で地図照合に失敗するためである。一方で、前章までに述べてきた磁気ナビゲーション法をベースとする手法は、位置推定精度は高くないながらも、様々な環境で自律移動を行えることを示した。これは、磁場を用いた位置推定法の利点といえる。しかしながら、磁気ナビゲーション法をベースとしているため、その実装には地図をリニアに表現しなければならないという制約があった。これに対して本章では、幾何ランドマークベースの位置推定法をベースとし、2次元平面上で位置推定を行うロボットに対して、磁気センサを用いた位置推定法の併用法を提案する。2次元平面上で自己位置推定を行うため、その位置認識の精度は、前述のリニアな地図をベースとした手法よりも高くなる。もちろん、磁気センサを用いた位置推定法の利点も活かすことが可能であり、Fig. 1.2に示すアイデアに基づく位置推定を行うことが可能となる。なお、磁場の地図も2次元で記録することとするが、実際の磁場データはロボットの走行経路にしか記録されていないものとし、この点では前章で述べた方法と変わらないことに留意されたい。

上記のような位置推定法を実現するためには、当然ながら、磁気センサの観測値を用いた位置推定法と他の位置推定法の融合方法が重要となる。磁気センサの観測値を他のセンサと併用する位置推定法のほとんどは、姿勢を推定するために利用する方法である [52]。対してBentoらは、オドメトリと磁気センサの観測値を確率融合することで位置推定を行う方法を提案している [53]。しかしこの手法では、人工的な磁気マーカーを用いることを前提としており、マーカー周辺の2次元の磁場地図を取得していることを前提としている。これは、磁気マーカー周辺の磁場の分布をシミュレーションにより算出し、これを用いて磁気センサの観測モデルを構築できるためである。走行経路上の磁場のみを地図化し、それに基づいて幾

5.2 磁場および幾何地図を併用した Monte Carlo Localization

何地図ベースの位置推定法と融合を実現した例は報告されていない。Bentoらが提案しているような磁気センサの観測値の確率融合を行うためには、ロボットが通過する可能性のある区間すべての磁場を地図化しなければならず、その地図化が難しい課題となる。本提案手法では、厳密な確率融合を行うのではなく、ヒューリスティックな方法により融合を行う。

前章までに示してきたように、走行経路の磁場しか地図化していない場合においても、それを利用することで実用的なナビゲーションは実現可能である。そこで、走行経路上の磁場地図を併用することで、幾何ランドマークベースの位置推定法における問題点の解決を目指す。上述の通り、幾何ランドマークベースの位置推定法における問題は、ランドマークが存在しない地点において位置推定が行えないことと、動的障害物の影響を受けて地図照合に失敗することである。一方で磁場地図を用いた位置推定法はこれらの影響を受けない反面、位置推定精度を高く保つことが難しいという欠点がある。本章において提案する手法は、Fig. 1.2に示すアイデアを基にすることで上記問題点を解決し、磁場および幾何地図を用いて位置推定法の利点を併用する手法である。

5.2 磁場および幾何地図を併用した Monte Carlo Localization

提案手法は、Dellaertらによって提案された MCL[12]をベースとした手法であり、その位置推定の大きな流れは以下ようになる。

1. パーティクルをロボットの動作モデルに従い更新
2. 磁場地図を用いてロボットの姿勢を推定
3. 上記姿勢推定結果に基づきパーティクルの姿勢を更新
4. 幾何地図を用いてパーティクルの尤度を算出
5. 算出された尤度を基に自己位置を更新
6. 尤度の高いパーティクルの複製、および尤度の低いパーティクルの削除

Fig. 5.1 は、上記の処理を図示したものである。上記 2, 3 の処理が提案手法において追加された新たな処理である、既存の MCL には存在しない処理である。

MCL では、時刻 1 から t におけるセンサ観測値 $\mathbf{z}_{1:t}$ 、制御入力 $\mathbf{u}_{1:t}$ が与えられた下で、時刻 t におけるロボットの状態 \mathbf{x}_t を表す条件付き確率分布を求めることが問題となる。この確率分布は、以下に示すベイズフィルタを用いて再帰的に計算可能である。

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}) = \eta p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (5.1)$$

5.2 磁場および幾何地図を併用した Monte Carlo Localization

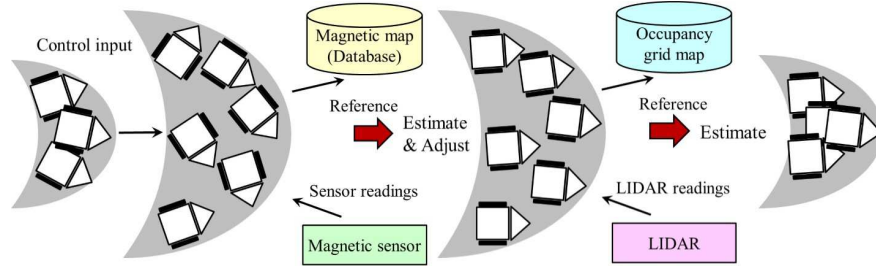


Fig. 5.1: Processing image of the proposed method

ここで、 η は正規化係数、 $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ はセンサの観測モデル、 $p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)$ はロボットの動作モデルをそれぞれ表す。通常の幾何地図ベースの位置推定法においては、センサ観測モデルはカメラや LIDAR のためのモデルが適用される。対して本提案手法では、幾何地図ベースの位置推定法と磁場地図ベースの位置推定法を組み合わせる。そのため、センサの観測は 2 種類存在することとなり、幾何情報に対する観測 g_z と、磁場情報に対する観測 m_z を取得することができる。これらの観測は独立であるため、提案手法においては、上式は以下のように書き換えられる。

$$p(\mathbf{x}_t|\mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{u}_{1:t}) = \eta p(g_z|\mathbf{x}_t)p(m_z|\mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t|\mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{u}_t)p(\mathbf{x}_{t-1}|\mathbf{z}_{1:t-1}, \mathbf{u}_{1:t-1})d\mathbf{x}_{t-1} \quad (5.2)$$

ここで、 $p(g_z|\mathbf{x}_t)$ は幾何情報に対する観測モデル、 $p(m_z|\mathbf{x}_t)$ は磁場情報に対する観測モデルをそれぞれ表す。しかしながら、上述した通り、磁場情報に対する観測モデルを構築することは難しい。そこで本提案手法では、経験則に基づくヒューリスティックなモデルを適用することで、この融合を実現する。

5.2.1 動作モデルによる状態更新

本研究では、Fig. 3.5 に示すような左右独立 2 輪駆動のロボットを使用することとし、かつロボットは 2 次元 (xy) 平面を移動するものとする。ロボットの状態 \mathbf{x} は位置 x, y と姿勢 θ で表すこととし、その動作モデルを以下のように表す。

$$\begin{pmatrix} x_t \\ y_t \\ \theta_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{t-1} \\ y_{t-1} \\ \theta_{t-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \Delta d_t \cos \theta_{t-1} \\ \Delta d_t \sin \theta_{t-1} \\ \Delta \theta_t \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

ここで $\mathbf{u}_t = (\Delta d_t, \Delta \theta_t)^T$ はエンコーダにより測定された時刻 $t-1$ から t の間の移動距離および角度変化量である。ロボットの状態は上式に従い更新し、パーティクルの状態はエン

5.2 磁場および幾何地図を併用した Monte Carlo Localization

コーダの観測値に正規乱数を加えることで更新する。なお、エンコーダの値に従って更新されたパーティクルの分布を提案分布 (proposal distribution) と呼ぶ。

5.2.2 磁場地図を用いた姿勢推定

幾何地図ベースの位置推定は占有格子地図 (occupancy grid map) [42] を用いて行うものとし、磁場地図も 2次元グリッドマップで表現することとする。提案手法では、磁場地図を用いて姿勢推定を行い、この結果を MCL へ反映させる。なおグリッドのサイズは、幾何・磁場地図のどちらも 10 cm とする。

姿勢推定法は、前章 4.4.2 章において述べた内容と類似するが、前章で述べた手法とはロボットの状態が異なる (前章ではロボットの状態を走行距離のみで表現したが、本手法ではロボットの状態は位置と姿勢である) ため、再度この内容を記述する。磁気センサは前章と同様に、3軸の磁場強度とその磁場方位を観測できるものとする。提案手法における姿勢推定法では、 z 軸方向の磁場強度 m_z と xy 平面における磁場方位 θ_m を用いる。磁場方位 m_θ は、ロボットの姿勢を θ 、磁気センサの観測値を θ_s としたとき、次式で計算される。

$$\theta_m = \theta - m_\theta \quad (5.4)$$

なお、この関係を示した図が Fig. 4.4 である。磁場地図には、地図構築を行った際のこれらの値が格納されているものとするが、値が格納されるのは、地図構築の際にロボットが通過した経路のみである。

姿勢推定を行うにあたり、時刻 t におけるオドメトリによって推定されたロボットの状態を $\hat{\mathbf{x}}_t$ 、磁気センサの観測値を \mathbf{m}_t とする。このとき、まず式 (4.5), (4.13) に示す r_z , r_θ の値を求める。これらの値は、磁場の時間変動を評価するための指標となり、値が 1 に近い程、観測値と磁場地図を構築した際の変動が少ないことを意味する。そのため、これらの値に適切な閾値を設定し、磁場の変動がないと判断された場合に、姿勢推定を行うこととする。実装では、これらの値は実験的に $r_z = 0.992$, $r_\theta = 0.990$ と定めた。磁場地図を用いた姿勢推定により、ロボットの姿勢 θ は以下のように修正される。

$$\theta = \theta_m(\hat{x}_t, \hat{y}_t) + m_{\theta,t} \quad (5.5)$$

すなわち、磁場地図に記録されている磁場方位と現在の磁気センサの観測値を用いて、ロボットの姿勢を計算する処理である。

上記姿勢推定の処理は、1ステップ間のオドメトリによる位置更新には、ほとんど誤差が含まれていないことを前提としている。この前提に基づき推定された結果は、ほぼ真値に近

づくことが経験的にわかっている [54]. そこで, この推定結果が真値であると仮定し, パーティクルの姿勢 θ_i ($i = 1, 2, \dots, n$) を次式に従い更新し, 提案分布の修正を行う.

$$\theta_i = \theta + \mathcal{N}(0, \sigma_\theta^2) \quad (5.6)$$

ここで, $\mathcal{N}(0, \sigma_\theta^2)$ は平均 0, 分散 σ_θ^2 の正規乱数を発生させる関数である. σ_θ^2 は実験的に決めることとし, $\sigma_\theta^2 = 1 \text{ deg}$ とした

5.2.3 尤度計算

幾何情報の取得は LIDAR を用いて行い, その観測モデルを以下のように定義する.

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) = \prod_{j=1}^k \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_d} \exp\left(-\frac{(\hat{d}_j - d_j)^2}{2\sigma_d^2}\right) \quad (5.7)$$

ここで, k は LIDAR が観測した点群の数, σ_d は LIDAR の観測に対する分散, d_j は j 番目の観測値の距離, および \hat{d}_j は j 番目の観測の直線上に存在する最も近いランドマークまでの距離である. 上式を用いてパーティクルの尤度 w_i を算出する. これらを正規化した値を最終的なパーティクルの尤度とし, その状態の重み付き平均を時刻 t におけるロボットの自己位置 \mathbf{x}_t とする.

$$w_i \leftarrow \frac{w_i}{\sum_{j=1}^n w_j} \quad (5.8)$$

5.2.4 位置推定とリサンプリング

尤度計算が終了した後, パーティクルの状態 \mathbf{x}_i の重み付き平均を算出し, それを時刻 t におけるロボットの自己位置 \mathbf{x}_t とする.

$$\mathbf{x}_t = \sum_{i=1}^n w_i \mathbf{x}_{i,t} \quad (5.9)$$

位置推定を終えた後に, パーティクルのリサンプリングを行う. パーティクルのリサンプリングは前章で述べたように, 式 (4.11) に示す ESS の値が一定値を下回った場合に行うものとする. なお実装では, n_{ess} が $9n/10$ を下回った場合にリサンプリングを行うこととしている.

5.3 シミュレーション実験

上記提案手法の性能を検証するために, シミュレーション環境を用いた実験を行った. シミュレーション実験では, Fig. 3.5 に示すロボットを再現し, LIDAR の観測視野は 180 deg,

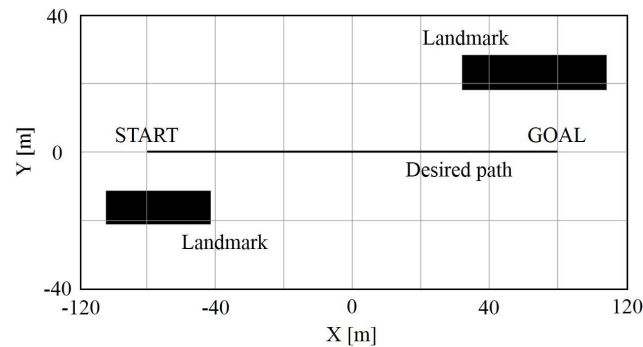


Fig. 5.2: Simulation experimental environment [55]

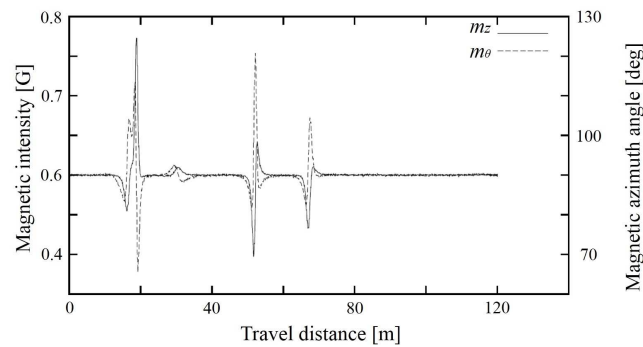


Fig. 5.3: Magnetic map used in the simulation experimental environment [55]

30 mとした。また、すべてのセンサデータに対して、適当な正規乱数を加えることとしている。Fig. 5.2には、シミュレーション実験の環境を示す。黒色の部分は、幾何ランドマークとして利用できる物体を示す。すなわち、 X が約-40 から 30 m の地点では、LIADRを用いて幾何ランドマークを観測することができない。この環境において、一直線の指定経路を設定し、自己位置推定の結果に基づく自律移動を行わせた。指定経路上の z 軸方向の磁場強度、および xy 平面の磁場方位を走行距離に従いプロットした図がFig. 5.3である。ロボットはこの磁場を地図化し、上記提案手法を実行するものとする。なお実験は、オドメトリによる位置推定、LIDARのみを用いたMCL、および提案手法の3種類を用いて行った。

Fig. 5.4には、各手法で自律移動を行った際の走行軌跡を示す。オドメトリによる位置推定のみでは、累積誤差を修正できずに、大きく経路から逸脱する結果となった。LIDARを用いたMCL、および提案手法で自己位置推定を行った場合、目的地までたどり着くことができた。しかしLIDARのみを用いたMCLの場合、幾何ランドマークが観測できない地点で経路から逸脱してしまう結果となった。これは、この地点で累積誤差を修正できなくなっ

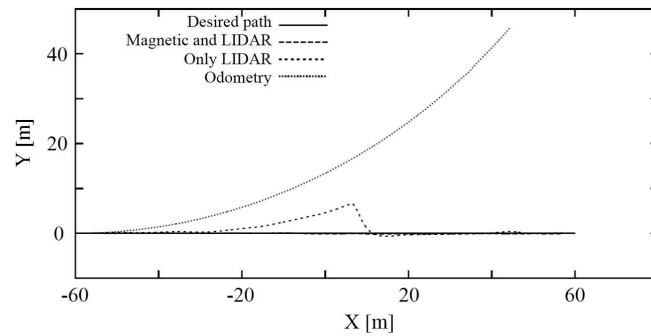
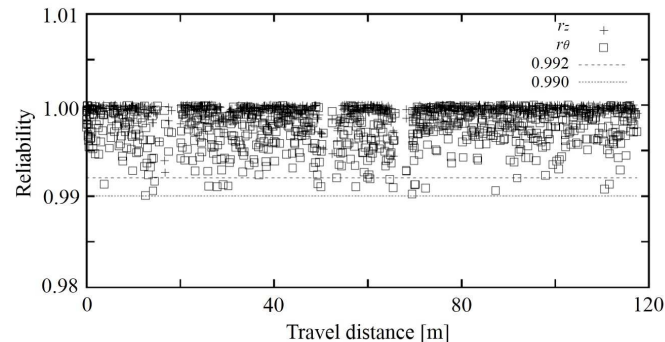


Fig. 5.4: Trajectories by each method [55]

Fig. 5.5: Values of r_z and r_θ . These values are used as reliability of the magnetic field since these mean variation amount of the magnetic field. [55]

たためである．対して提案手法は，幾何ランドマークが観測できない地点においても，指定経路の正確な追従を実現した．実験中に計算された式 (4.5) と式 (4.13) の値を Fig. 5.5 に示す．多くの地点で事前に設定した閾値を越えているのが確認でき，磁場地図を用いた姿勢修正が行われていることが確認できる．姿勢修正を行うことで指定経路の正確な追従ができていたことから，式 (5.5) を用いた姿勢修正の結果，ロボットの姿勢が真値周辺で推定されていることがわかる．これらの結果から，磁場地図を用いた位置推定法を幾何地図ベースの位置推定法に組み込むことで，自己位置推定の精度を向上させられることが確認できた．

さらに Fig. 5.6 には，LIDAR のみを用いた MCL，および提案法におけるパーティクルの各成分 (位置 x, y と姿勢 θ) の標準偏差を比較した結果を示す．顕著な違いが現れているのは， y 軸および θ 軸方向に関する分布である．提案手法では，磁場地図を用いた姿勢修正を行い，その結果を反映してパーティクルの姿勢の提案分布を修正する．そのため，姿勢修正が行われた場合には，姿勢の分布を小さくさせることが可能である．前述の通り，この際

の提案分布の修正は、観測モデルに基づく理論的なものでなく、経験則に基づくヒューリスティックなモデルによるものである。しかし、実際に指定経路の確実な追従が実現できたことから、このモデルによる修正が有効であると確認できる。この結果、姿勢方向の提案分布が小さくなり、指定経路の垂直方向である y 軸方向に対しても、パーティクルの分布を小さく保つことができた。また、提案分布を小さく保つことができるということは、LIDAR を用いて尤度計算を行う際に動的障害物の影響を受けにくくなることを意味し、誤った尤度計算が行われる可能性が低くなる。このことから、提案手法が磁場地図を用いた位置推定法の利点を有しながら、幾何地図ベースの高い位置推定精度を実現できていることが示された。この結果は、Fig. 1.2 に示すアイデアを実現した一例である。

5.4 実環境自律移動実験

提案した自己位置推定法を実装したロボットを用いて、2012年から15年までに実施されたつくばチャレンジに参加してきた。つくばチャレンジとは、茨城県つくば市で行われる、実環境での自律移動を行うことを目的とした技術チャレンジである [56, 57]。つくばチャレンジでは、あるがままの人間が生活する環境において、ロボットのためのインフラ整備を行うことなく、指定された1 km 超のコース自律移動することを目的としている。運営側で課題経路を選定する際には、ロボットが移動しやすい経路を考慮することはなく、ロボットがこのような環境を移動できればすごいというような考えの基に経路が選定される。そのため、他のロボットコンペティションなどと違い、ロボットが課題を達成できる保証はなく、文字通り、ロボットに課題を達成させるための技術開発「チャレンジ」となっている。実際につくばチャレンジにおいて走行する環境の一例を Fig. 5.7 に示す。幾何ランドマークが存在しない周囲の開けた区間や、GPS が使用することができない街路樹に覆われた区間など、コース内には多様な環境が存在する。これらから、つくばチャレンジにおいて自律移動を行うことができるロボットを開発するという事は、他の実環境でも自律移動を行うことができるロボット開発に繋がるものになることがわかる。

当研究室では、2012年から2015年のつくばチャレンジにおいて、Fig. 3.5, 5.8, 5.9 に示す3台のロボットを使用してきた [51, 55, 58, 59]。それぞれのロボットのセンサ構成は基本的に同じであり、各センサの位置がわずかに異なる程度である。そのため、それぞれのロボットに対する説明は割愛する。

つくばチャレンジは人間が生活する実際の環境で行われる公開実験のため、本チャレンジを通して多くの場面に遭遇することができた。Fig. 5.10 には、その一例の画像を示す。Fig. 5.10(a)(b)(c)(d) からわかるように、つくばチャレンジでは開けた区間や人に囲まれる

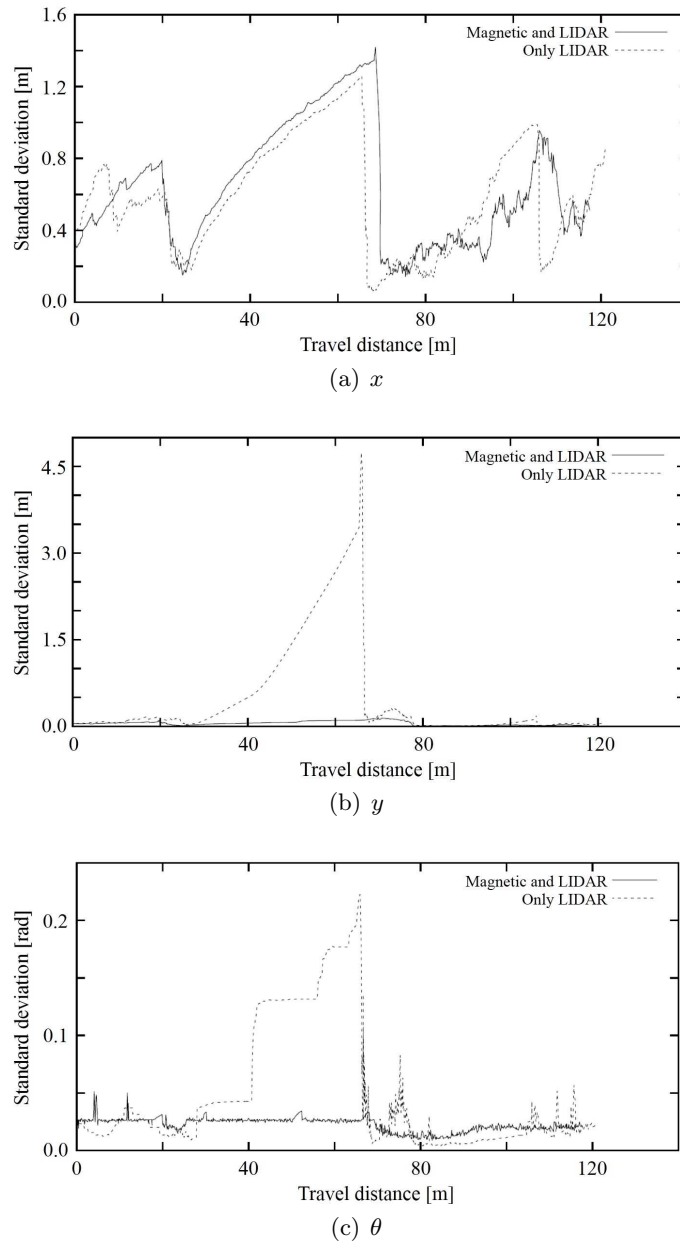


Fig. 5.6: Standard deviation of particles [55]

環境での自律走行を行うことがある。このような区間では、LIDARの観測を用いた自己位置推定を行うことが難しくなる。提案手法では、磁場地図を用いることで方位推定を行うことができるため、このような環境においても正確に自己位置推定を行うことが可能となる。特に Fig. 5.10(c)(d) に示す環境では、周囲に有効な幾何ランドマークが存在しないため、磁場地図のみを用いた位置推定を行っている。このように、有効な幾何ランドマークの存在しない区間においても、精度は高くなくとも磁場を利用して位置認識を行えることが、提案手

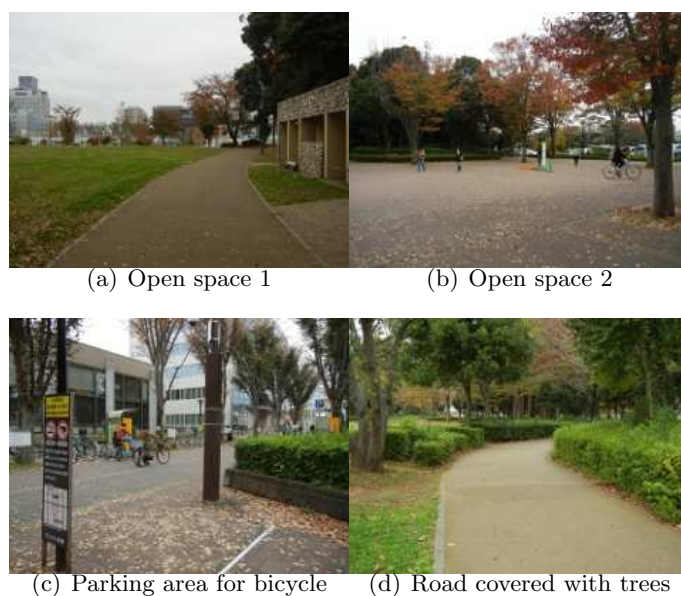


Fig. 5.7: Part of a course of the Tsukuba challenge [51]

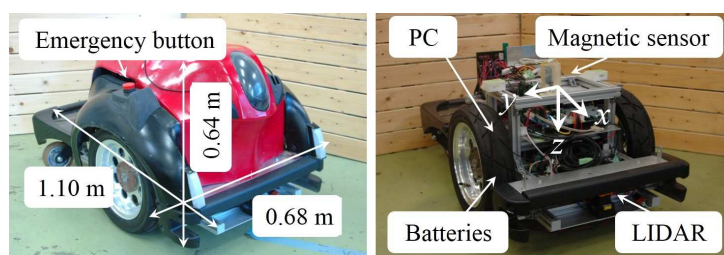


Fig. 5.8: View of ARIM. (left) with cowl (right) without cowl.

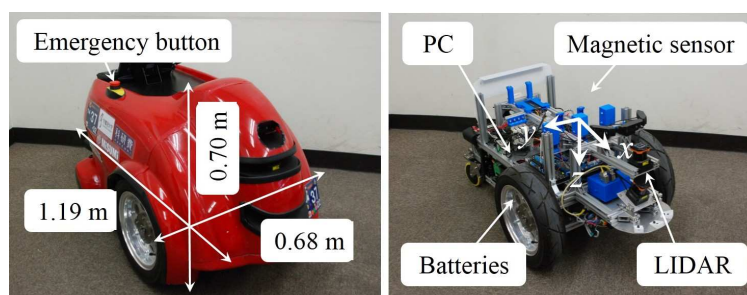


Fig. 5.9: View of SARA. (left) with cowl (right) without cowl [55].

法の利点である。

Fig. 5.10(e)(f)には、ロボットが事前に指定された経路を逸脱した際の様子を示す。Fig. 5.10(e)は、つくばチャレンジ 2013 以降に設定された人探索の課題を行うために、探索すべき対象

5.4 実環境自律移動実験



Fig. 5.10: Experimental views in the Tsukuba Challenges.

に接近している様子であり，Fig. 5.10(f) は経路上に存在するトラックを回避している様子である．人探索の課題では，決められた領域のどこかに存在する特定の人を発見し，その対象に接近することが課題であるため，事前に指定した経路からの逸脱が必須となる．なお，対象の探索・検知方法に関しては [60] を参照されたい．またつくばチャレンジでは，ロボットのための一切の恣意的な環境変化を行うことが禁止されているため，ロボットが走行すべき経路上の障害物は回避する必要がある．提案手法では，あらかじめ教示した経路上の磁場地図のみしか有しないため，このように経路逸脱をした場合には，磁場地図を用いた自己位置推定を行うことができなくなる．このような状況では，提案手法と既存の MCL との差はなくなる．しかしながら，既存の MCL でも十分に自己位置推定を行うことが可能であれば，問題なく自己位置推定を行うことができる．

最後に Fig. 5.10(g)(h) には，つくばチャレンジにおいて設定された独創的な課題を遂行している際の様子を示す．この課題では，エレベータに搭乗し屋内に入り，そのまま屋内の商店街において自律移動を行う．屋内環境では，磁場の変動が屋外環境よりも多く見られる．しかし屋内環境では，LIDAR により観測できる有効な幾何ランドマークが多く存在する．そのため提案手法を用いることで，屋内環境においても安定した自己位置推定を行うことが可能である．

つくばチャレンジを通して，多様な環境でロボットが自己位置推定・自律移動を行うことが確認できた．この結果から，提案手法のロバスト性を証明することができたと考えている．

5.5 考察

5.5.1 自己位置推定性能に関する考察

提案手法を用いることで，実環境においてロバストな自己位置推定，および自律ナビゲーションが行えることを示した．また，シミュレーション実験を通して，Fig. 1.2 に示すアイデアを実現できることを示し，ロバストな位置推定が実現できる理由を明らかにした．しかしながら，提案手法における課題はいくつか存在するため，それらに対する考察を行う．

まず，提案手法における磁場地図の利用に際しては，オドメトリによる 1 ステップ (短期間) の位置推定に大きな誤差が含まれないことを前提としている．これは，式 (5.4) に示す磁場方位を計算する際に，オドメトリにより推定される姿勢を利用して磁場変動の評価を行うためである．当然ながら，オドメトリによる位置推定の結果が大きな誤差を含む場合，磁場変動の評価に影響を与え，提案手法における姿勢推定はうまく機能しなくなる．すなわち，タイヤの空転が容易に発生するロボットに対しては，提案手法を適用することは難しくなる．対して，本研究で使用したロボットは車重が 90 kg 程度あり，かつその重心が地面方

向に寄っているため、タイヤの空転が発生しにくい [63]. 実際に、3 から 5 cm 程度の段差を乗り降りする場合でも、空転は発生しない. すなわち本提案手法は、タイヤの空転が発生しないようなロボットに対して、頑健な位置推定機能を提供する方法であり、タイヤの空転が発生する場合には、同様の効果を発揮できるとは考え難い. 産業応用されるロボットは、何かしらの荷物を運ぶことが想定され、タイヤの空転などは発生しにくいと想定されるが、この点は提案手法の適用限界であるといえる. 一方で、このようなタイヤの空転に対する問題は、上田らが指摘するように、誘拐ロボット問題における「近距離の誘拐」であるといえる. そのため、センサリセット法 (sensor resettings) や膨張りセット法 (expansion resettings) のような、位置推定の失敗に対するリカバリーを行う手法を適用する必要がある [61, 62].

また提案手法では、正確な位置推定をより正確に実行することを目的としている. つまり、磁場地図を用いた位置推定法を利用することで、動的障害物が存在するような地点においても、誤った幾何ランドマークの対応付けを抑制することを目的としている. さらに、幾何ランドマークの存在しない地点において、パーティクルの発散を防ぎ、次に有効な幾何ランドマークが観測された場合に、同様に幾何ランドマークの誤対応を防ぎ、正確な自己位置推定を実現することを目的としている. 実際に、この手法により安定した実環境ナビゲーションを実現できているため、この狙いは効果的であったといえる. しかしながら、上記を言い換えると、提案手法は位置推定の失敗が発生することを想定していない手法である. 位置推定が失敗した場合には、磁場地図を用いた位置推定はほとんど機能しなくなり、LIDAR のみを用いた MCL を実行しているのと変わらなくなる.

上記のような位置推定の失敗に対して磁場を用いる取組は、まだ行われていない. 今後、より磁場を用いた位置推定を有効利用するためにも、これに対するアプローチを考える必要がある.

5.5.2 リニア地図ベースのナビゲーション法との比較に関する考察

前章では、走行距離に従って磁場を記録した磁場地図 (リニアな磁場地図) を用いたナビゲーション法について述べた. 一方で本章では、2次元格子地図に磁場を記録した磁場地図を用いた方法について述べた. どちらの磁場地図も、ロボットが走行する経路上のみに磁場が記録されているという点では、同等の情報しか持たない. しかしながら、地図の表現方法が変わることで、自己位置推定を行う際の仕組みが変わり、その性質も異なるようになる.

まずリニアな地図をベースとした際には、1.4 節で述べた通り、2次元平面上で正確なロボットの位置を推定することができなくなる. すなわち、事前に指定された経路以外を走行するというような柔軟な自律移動の実現が難しくなる. しかしその一方で、地図の形式が非常にシンプルな形式となるため、地図を表現するためのメモリ容量が少なく済むという利

点がある。またこれに伴い、ロボットの状態もシンプルになるため、推定する状態の次元が小さくなり、自己位置推定も単純に行うことができる(ここでいう自己位置とは2次元平面の自己位置ではないため、自己位置推定が行えるからといって柔軟に任意空間における位置を一意に特定できることではないことに留意されたい)。これは、万が一位置推定に失敗したとしても、それを検知できれば位置推定の失敗から復帰しやすいことを意味している。そのため、リニアな地図に基づくナビゲーション法は、シンプルな仕組みで自律移動を行えるような用途(例えば指定経路上に障害物が存在しないことを前提とした荷物の運搬など)で適した方式であるといえる。

一方で2次元格子地図をベースとする際には、当然ながら2次元平面で一意にロボットの位置を決定できるようになる。そのため、障害物の回避などの柔軟な自律移動が実現しやすい。もちろん、提案手法では事前にロボットに教示した経路上にのみ磁場が記録されているため、その経路上を移動した方が自己位置推定の精度は高くなる。しかし、2次元の幾何地図も併用して自己位置推定を行っているため、指定経路から逸脱したとして、即座に自己位置推定に失敗することはない。つくばチャレンジでは、ロボットのためのインフラ整備などを一切行わないため、ロボットが走行する経路に障害物が存在するケースは頻発する。そのため、つくばチャレンジでは本章で述べた手法を採用した。2次元格子地図ベースの手法は、障害物回避のような柔軟な経路変更などが求められる用途に適した方法であるといえる。また、任意空間の指定経路を走行する際の経路追従精度も高い(2次元平面上の位置を一意に決められるため、位置推定が正確に行えるなら正確に指定経路が追従できる)ため、高い精度が要求されるような用途にも適した手法であるといえる。その一方で、地図を表現するためのメモリの使用量が、リニア地図のベースの手法と比較して大きくなる。また、位置推定の失敗が検知できたとしても、リニア地図ベースの手法と比べて、位置推定の復帰は行いつらい。

5.6 本章のまとめ

本章では、幾何地図をベースとした位置推定法において、磁場地図を用いた位置推定法を組み合わせる方法を提案した。具体的には、LIDARを用いたMCLにおいて、磁場地図を利用した姿勢推定法を組み合わせた。これにより、LIDARの観測値を用いて尤度計算を行う前の提案分布を小さく保つことが可能となり、動的障害物に対する位置推定精度の低下を抑制することができた。また、幾何ランドマークが存在しない地点においても、正しい姿勢を推定できるようになり、位置推定精度を向上させることができた。そして、この手法を用いて実環境での自律ナビゲーションを実施し、これが正確かつ確実に動作することを示した。

なお、提案手法の主な実績としては、つくばチャレンジ 2012, 13, 14 年の課題達成が挙げられる。これらの結果から、提案手法を用いることで、実環境にて頑健な自己位置推定が実現できることを証明した。

第6章

広域空間の磁場の地図化

6.1 はじめに

前章までに提案してきた自己位置推定法、およびナビゲーション法では、走行経路の磁場のみを地図化し、それを利用することを前提としていた。しかし当然ながら、障害物を回避するような場合など、ロボットが指定経路を逸脱する瞬間は必ずあり、その瞬間は磁場地図を用いた自己位置推定が行えなくなってしまう。これを解決するためには、走行経路以外、もしくはそれ以外のロボットが走行する可能性のある区間の磁場の地図化も行う必要がある。本章では、このような指定経路以外の広域空間の磁場を地図化することを目的とする。

磁場の地図化に関しては、近年のスマートフォンの普及に伴い注目されている技術であるといえる。Kemppainenらや Vallivaaraらは、磁気センサを搭載した小型移動ロボットが部屋を徘徊することで磁場を用いた SLAM を行う手法を提案している [64, 65]。しかし、当該文献において対象としている環境のサイズは、約 $9 \times 9 \text{ m}^2$ 程度であり、移動ロボットが自律移動を行うための環境としては小さく、構築可能な磁場地図のサイズも同様に小さい。Robertsonらは、人の足に磁気センサを搭載し、その人が建屋内を移動することで、磁場を用いた SLAM を行う方法を提案している [34]。Robertsonらの手法を用いることで、建屋内全体の磁場を地図化する試みが達成されている。磁場と同様に、観測地点の情報のみしか得られない性質を持つ Wi-Fi などに着目し、SLAM を行う手法も提案されている [66]。しかしながら、このような手法で SLAM を行う場合、任意の地点間の相対的位置を求めることが不可能であり、構築された磁場地図に整合性があることは保証されない。また Frasslらは、磁気センサを搭載した小型移動ロボットを徘徊させ、その際のロボットの位置をモーションキャプチャで取得し、磁場地図を構築する方法を提案している [33]。モーションキャプチャを利用することで、磁場地図の構築は容易になるが、この手法により磁場地図構築を行うことが可能な範囲は、モーションキャプチャの観測可能範囲のみと狭い。さらに興味深い研究として、Wahlstromらは、磁性体周辺の3次元磁場をモーションキャプチャを用いて計測し、そのデータからガウス過程 [35] を用いて3次元磁場分布を推定する手法を提案している [36]。ガウス過程のような回帰アルゴリズムを用いて磁場分布の推定を行うこと、および3次元の磁場を地図化したことは興味深い取組であるが、この結果を移動ロボットの位置推定などに応用する取組は行われていない。Solinらは、Wahlstromらが提案した手法を拡張

し、広域空間の屋内磁場を地図化し、それを用いた自己位置推定を実現している [37]. しかし、磁場の計測にモーションキャプチャを利用するため、本章で提案する手法とは異なる.

以上をまとめると、広範囲の2次元の磁場地図を構築する手法は提案されているものの、整合性の保証された2次元磁場地図は構築されていない. また、移動ロボットが移動するような広範囲の空間において、3次元の磁場の地図化を実現した例はない. これらを踏まえて本章では、広域空間(移動ロボットが移動するような空間)における2・3次元の磁場を高速に地図化することを目標とする. このためにまず、磁場計測をロボット化することを提案する. しかしながら、磁場計測をロボット化したとしても、そのロボットが空間すべての磁場を計測することは現実的ではない. そこで、ガウス過程を用いて未計測の磁場を回帰することで、空間全体の磁場分布を推定する方法を提案する. これらの手法を用いることで、高速に磁場地図を構築できることを示す. また、構築された2次元の磁場地図を用いて自己位置推定を行う方法も提案し、構築した磁場地図が実際に利用できることを示す. なお、ここでいう高速とは、手作業で磁場地図を構築した場合と比較し十分にはやく地図を構築できることを意味するものとする.

6.2 ガウス過程

6.2.1 ガウス過程による回帰

今、トレーニングデータ $D = \{(\mathbf{x}_1, t_1), (\mathbf{x}_2, t_2), \dots, (\mathbf{x}_m, t_m)\}$ を取得しているとする. トレーニングデータとは、回帰を行うために利用する計測されたデータ群である. ここで、 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ は状態、 $t \in \mathbb{R}$ はそれに対応する目標値を表す. 目標値は状態に対応した値であり、次式で与えられる.

$$t_i = f(\mathbf{x}_i) + \epsilon \quad (6.1)$$

ここで、 ϵ は平均0、分散 σ_n^2 の正規乱数を発生させる関数であり、 σ_n^2 は既知である. なお表記を簡略化させるために、 m 個の状態 \mathbf{x} をまとめた行列を X 、 m 個の目標値 t をまとめたベクトルを \mathbf{t} と表記する.

ガウス過程回帰により、トレーニングデータ D から未知の状態 \mathbf{x} における関数 f を決定する. この際重要な考えとなるのは、2つの状態 \mathbf{x}_p と \mathbf{x}_q に対する関数 f の出力の値 $f(\mathbf{x}_p)$ と $f(\mathbf{x}_q)$ の相関を決定することである. この相関は、任意の共分散関数やカーネル関数を用いて与えられる. 本研究では、次式で与えられるガウスカーネルを用いる.

$$k(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_q) = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{|\mathbf{x}_p - \mathbf{x}_q|^2}{2l^2}\right) \quad (6.2)$$

ここで、 σ_f^2 と l は、2状態の相関の強さを決定するパラメータでありハイパーパラメータと呼ばれる。

式(6.1), (6.2)より、目標値 t_p と t_q に対する共分散は以下のように定義される。

$$\text{cov}(t_p, t_q) = k(\mathbf{x}_p, \mathbf{x}_q) + \sigma_n^2 \delta_{pq} \quad (6.3)$$

ここで、 δ_{pq} はクロネッカーデルタであり、 $p = q$ のとき1であり、それ以外の場合に0となる。上式より、目標値ベクトル \mathbf{t} に対する分散共分散行列は次式で与えられる。

$$\text{cov}(\mathbf{t}) = K + \sigma_n^2 I \quad (6.4)$$

ここで、 I は m 次の単位行列であり、 K は以下のようになる。

$$K = \begin{pmatrix} k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_1) & k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) & \dots & k(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_m) \\ k(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_1) & k(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_2) & \dots & k(\mathbf{x}_2, \mathbf{x}_m) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_1) & k(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_2) & \dots & k(\mathbf{x}_m, \mathbf{x}_m) \end{pmatrix}. \quad (6.5)$$

目標値ベクトル \mathbf{t} は、以下に示すように m 次のガウス分布で与えられる。

$$\mathbf{t} \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, K + \sigma_n^2 I) \quad (6.6)$$

ガウス過程回帰における目的は、任意の状態 \mathbf{x}_* における関数 f の事後分布をトレーニングデータ D から推定することである。この事後分布は1次のガウス分布で与えられ、その平均 $\mu_{\mathbf{x}_*}$ と分散 $\sigma_{\mathbf{x}_*}^2$ は次式で与えられる。

$$p(f(\mathbf{x}_*) | \mathbf{x}_*, X, \mathbf{t}) = \mathcal{N}(f(\mathbf{x}_*); \mu_{\mathbf{x}_*}, \sigma_{\mathbf{x}_*}^2) \quad (6.7)$$

$$\mu_{\mathbf{x}_*} = \mathbf{k}_*^T (K + \sigma_n^2 I)^{-1} \mathbf{t} \quad (6.8)$$

$$\sigma_{\mathbf{x}_*}^2 = k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - \mathbf{k}_*^T (K + \sigma_n^2 I)^{-1} \mathbf{k}_* \quad (6.9)$$

ここで、 \mathbf{k}_* は次式で与えられる共分散ベクトルである。

$$\mathbf{k}_* = \begin{pmatrix} k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_1) \\ k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_2) \\ \vdots \\ k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_m) \end{pmatrix} \quad (6.10)$$

これらの式より、目的の事後分布を求めることができる。

6.2.2 ハイパーパラメータの推定

ガウス過程回帰における重要なプロセスは、事後分布の推定に寄与するハイパーパラメータの適切な値を推定することである。本研究では、ハイパーパラメータは $\theta = \langle \sigma_f^2, l, \sigma_n^2 \rangle$ となる。ハイパーパラメータの値は、尤度 $p(\mathbf{t}|X, \theta)$ の対数尤度を最大化することで求める。

$$\log p(\mathbf{t}|X, \theta) = -\frac{1}{2} \mathbf{t}^T (K + \sigma_n^2 I)^{-1} \mathbf{t} - \frac{1}{2} \log |K + \sigma_n^2 I| - \frac{m}{2} \log 2\pi \quad (6.11)$$

ハイパーパラメータ θ_j による上記対数尤度の偏微分は、次式で与えられる。

$$\frac{\partial}{\partial \theta_j} \log p(\mathbf{t}|X, \theta) = \frac{1}{2} \text{tr} \left((K^{-1} \mathbf{t})(K^{-1} \mathbf{t})^T \frac{\partial K}{\partial \theta_j} \right) \quad (6.12)$$

なお、各パラメータによる偏微分は以下のようにになる。

$$\frac{\partial K_{pq}}{\partial \sigma_f} = 2\sigma_f \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{x}_p - \mathbf{x}_q|}{l} \right)^2 \right) \quad (6.13)$$

$$\frac{\partial K_{pq}}{\partial l} = \sigma_f^2 \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{|\mathbf{x}_p - \mathbf{x}_q|}{l} \right)^2 \right) \frac{|\mathbf{x}_p - \mathbf{x}_q|^2}{l^3} \quad (6.14)$$

$$\frac{\partial K_{pq}}{\partial \sigma_n} = 2\sigma_n \delta_{pq}. \quad (6.15)$$

6.3 ガウス過程回帰による推定精度の検証

6.3.1 ガウス過程回帰のための磁場地図のモデリング

ガウス過程回帰を行う事前に、磁場計測を行いトレーニングデータを取得する。トレーニングデータにおいては、状態 \mathbf{x} は位置 (2次元, もしくは3次元の位置), 目標値 t は磁場強度とする。磁場強度はベクトル量であるが、本研究では各成分毎に推定を行うため、目標値の次元は1とする。磁場地図は、グリッド, もしくはボクセルマップで表現することとし、各空間毎に式 (6.7) に示す事後分布を定義する。

6.3.2 推定精度の検証

回帰アルゴリズムにより未計測の値を使用する場合, その推定された値がどの程度実際の値に近いかを評価すべきである。そこで, ガウス過程回帰による磁場分布の推定精度の検証を行うにあたり, まず, ある空間の磁場を手作業ですべて測定した。そして, そこから間引いたデータをトレーニングデータとして利用し, 空間すべての磁場を推定する。手作業で測定した磁場データを真値と見なし, 推定結果と比較することで, その誤差を算出し, 精度の

評価を行う。Fig. 6.1には、調査を行うために磁場すべてを測定した空間を示す。この空間において、 $3.0 \times 3.0 \times 2.2 \text{ m}^3$ の空間を 0.2 m 間隔で測定を行った。すなわち、2816点の磁場測定を行った。なおこの測定には、約8時間の時間を要した。また今回の測定では、磁場強度 m は以下に示す式で算出する。

$$m = \sqrt{(m_x - m_x^{ref})^2 + (m_y - m_y^{ref})^2 + (m_z - m_z^{ref})^2} - (r^{base} - r^{ref}) \quad (6.16)$$

ここで、 m^{ref} と r^{ref} は各軸方向の磁場強度および強度のユーグリッド距離に対するオフセット値であり、 r^{base} は基準となる磁気センサの強度に対するユーグリッド距離である。なお、上記のオフセット値はキャリブレーションにより求められることとし、これは磁気センサを可能な限り平行移動させないように手動回転させながら計測した値 (Fig. 6.2) に対して、3次元の球をフィッティングさせることで行う [32]。

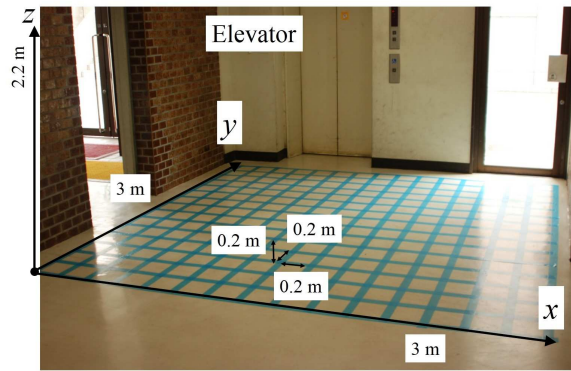


Fig. 6.1: Investigation environment (elevator hall)

Fig. 6.3には、手作業で測定した結果、およびそのデータを間引いて推定を行った結果を可視化したものを示す。なお測定には、MicroStrain社の3軸磁気センサ(3DM-DH)を用いた。手作業で計測した結果には、3つの磁場の乱れが含まれていることが確認できる。これはそれぞれ、壁とエレベータ付近で発生しているものである。これに対して、各間引きデータに対して推定を行った結果、3つの磁場の乱れが再現されていることが確認できる。なお(b)(d)(f)(h)が間引きデータであり、それぞれのキャプションが間引き間隔を示す。(c)(e)(g)(i)はそれぞれの間引きデータをトレーニングデータとして使用した際の推定結果である。さらにTable 6.2には、各間引きデータで推定を行った際の使用データ数、誤差の平均、および誤差の標準偏差を示す。本測定に使用した磁気センサの標準偏差は約0.01 Gであることを踏まえると、すべての間引きデータに対する推定結果の誤差に対する標準偏差がこれを越えているが、間引き間隔が0.6 m以下であれば、その間の推定結果は十分なものになるといえることがわかった。

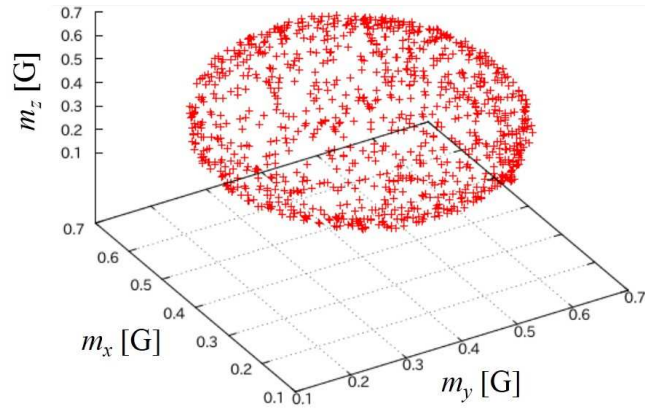


Fig. 6.2: Magnetic sensor readings used for sensor calibration. The readings form a sphere and equation to represent the sphere is determined by using a least square method. Determined values of a center point and a radius are used as a calibration result (see eq. 6.16).

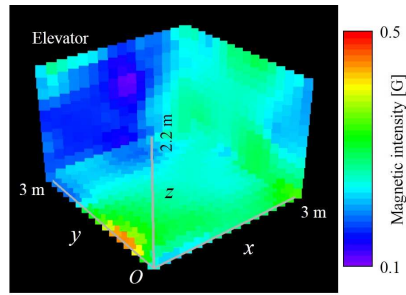
Table 6.1: Values of hyperparameters

σ_f	l	σ_n
1.73808	0.47496	0.41968

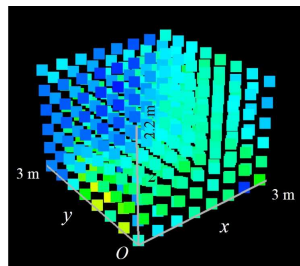
Table 6.2: Verification result of estimation accuracy

Selected interval [m]	Used data number	Average of the errors [G]	Standard deviation of the errors [G]
0.4 m x 0.4 m x 0.4 m	384	0.00648	0.01205
0.6 m x 0.6 m x 0.6 m	144	0.00862	0.01303
0.8 m x 0.8 m x 0.8 m	48	0.01192	0.01838
1.0 m x 1.0 m x 1.0 m	48	0.01440	0.02048

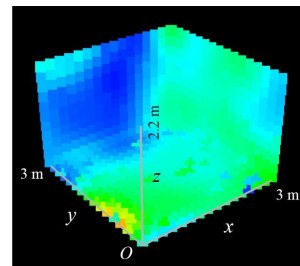
6.3 ガウス過程回帰による推定精度の検証



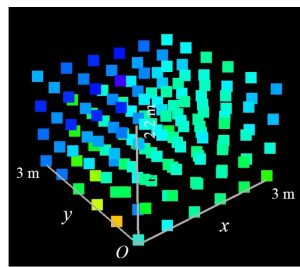
(a) Manually measured 3D magnetic field



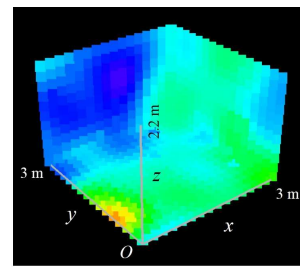
(b) 0.4 m x 0.4 m x 0.4 m



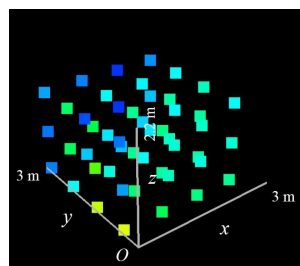
(c) Estimated result from (b)



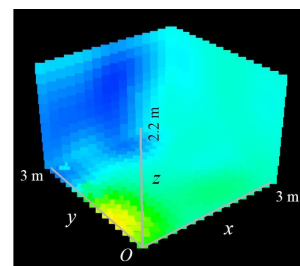
(d) 0.6 m x 0.6 m x 0.6 m



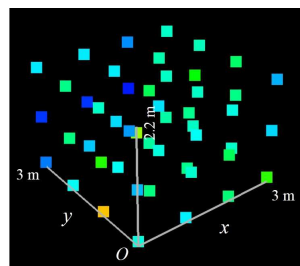
(e) Estimated result from (d)



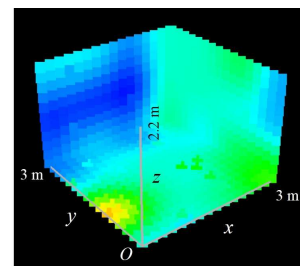
(f) 0.8 m x 0.8 m x 0.8 m



(g) Estimated result from (f)



(h) 1.0 m x 1.0 m x 1.0 m



(i) Estimated result from (i)

Fig. 6.3: Manually measured and estimated magnetic fields

6.4 磁場計測のロボット化

6.4.1 磁場計測の効率化

磁場計測とは、その名の通り磁場の計測を行うことであり、特にその際の磁気センサの位置 x および計測値 m 取得することで、各地点における磁場の値を取得することである。すなわち、正確な磁場計測を行うためには、常に磁気センサの位置を取得しながら計測を行う必要があり、非常に手間のかかる作業となる。そこで本研究では、この位置と値を同時に効率的に取得するために、移動ロボットの自己位置推定機能を応用する。

提案手法では、磁場地図構築を行う環境において、あらかじめ幾何地図を構築する。そしてロボットは、幾何地図を用いて自己位置認識を行いながら当該環境を移動する。ロボットは自己位置が認識できているため、磁気センサの位置が容易に取得可能であり、ロボットが移動するのみで磁場計測を行うことができる。しかしながら、ロボットを用いた計測を行ったとしても、空間すべての磁場計測を行うことは同様に手間のかかる作業となる。そこで本提案手法では、上記ガウス過程回帰を用い、計測された磁場データから空間全体の磁場分布を推定する。

6.4.2 磁場計測ロボット

上述の通り、ガウス過程回帰を用いることで、0.6 m 間隔以下で磁場計測を行うことができれば、十分な精度で磁場分布が推定できることがわかっている。本研究では、この結果を考慮して、2次元および3次元の磁場を計測することを目的としたロボットをそれぞれ開発した。以下には、それぞれのロボットの詳細を示す。

2次元磁場計測ロボット

Fig. 6.4 には、2次元の磁場計測を行うために開発したロボットを示す。地面から 15 cm の高さの地点に、3つの3軸磁気センサ (3DM-DH) を搭載している。センサの各軸については、図中の右下に記載されている。前輪の両輪に搭載されているエンコーダと、前方に搭載されている水平面をスキャンする LIDAR (UTM-30LX) を用いて、磁場計測中に自己位置推定を行う。この自己位置推定結果を基に磁気センサの位置を算出し、2次元の磁場計測を行う。

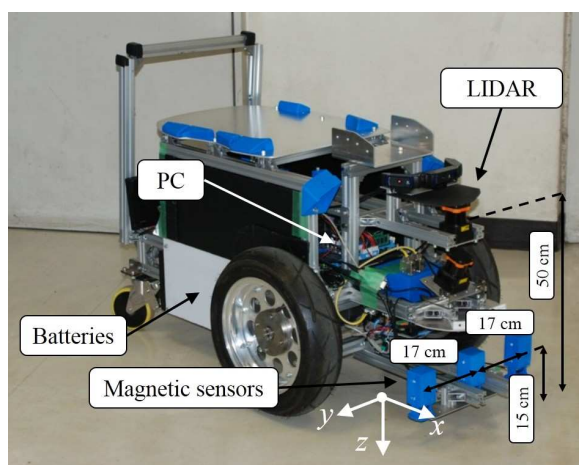


Fig. 6.4: Robot for measuring a two dimensional magnetic field [39]

3次元磁場計測ロボット

Fig. 6.5には、3次元の磁場計測を行うために開発したロボットを示す。また Fig. 6.6には、そのロボットのシステム構成図を示す。本ロボットは移動ロボットモジュールとマニピュレータモジュールから構成されている。移動ロボットモジュールには、前輪の両輪に搭載されているエンコーダと前方に搭載されている3次元計測を行うLIDAR (UTM-30LX, 以下3次元LIDAR)が搭載されており、これを用いて自己位置推定を行う。マニピュレータモジュールには木製の棒が搭載されており、その棒には2台の3軸磁気センサ (3DM-DH) が装着されている。この磁気センサ間隔は、前述の検証結果を反映して60 cmとなっている。マニピュレータモジュールは、ヨー軸とピッチ軸の自由度を有している。マニピュレータを動作させる際には、3次元LIDARの計測値を用いて障害物を検知し、その障害物とマニピュレータの衝突を回避する。さらに、移動ロボットモジュールから出力される自己位置推定結果を用いて磁気センサの位置を算出し、3次元の磁場計測を行う。

Fig. 6.7には、3次元磁場計測ロボットによる磁場計測の様子を示す。図中の左が、ロボットが3次元磁場計測を行っている際の様子であり、右がその際の計測状況を図示した結果である。色の付いている点は、3次元LIDARによって計測された障害物であり、木製の棒は白色の棒で表されている。この結果に基づき、マニピュレータの衝突を回避する。

6.5 磁場計測

上述した2台のロボットを利用して、Fig. 6.8に示す環境において、それぞれ2・3次元の磁場計測を行った。それぞれの詳細について、以下に示す。

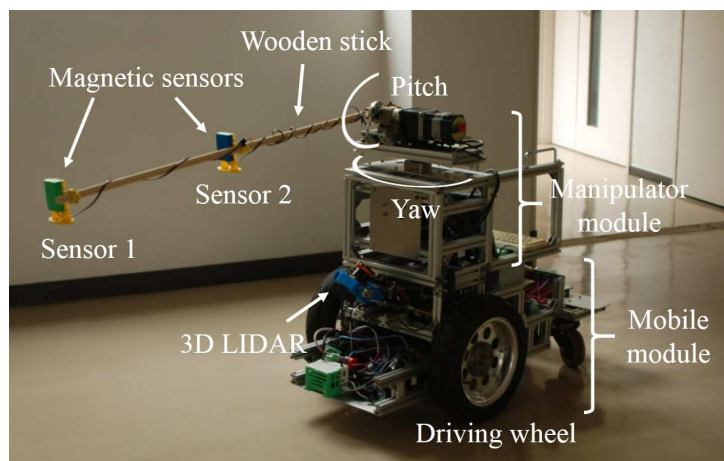


Fig. 6.5: Robot for measuring a three dimensional magnetic field

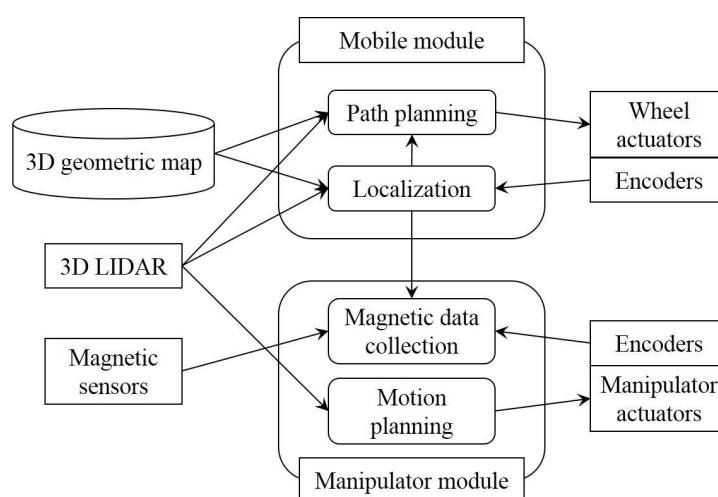


Fig. 6.6: System architecture of the 3D magnetic field measurement robot

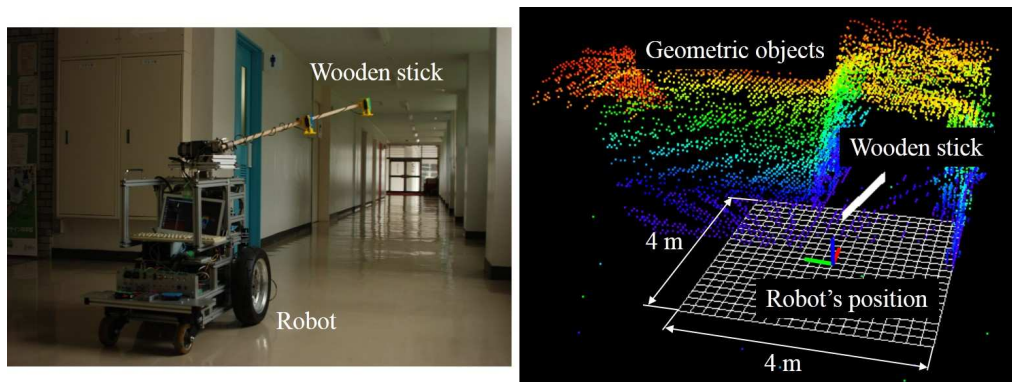


Fig. 6.7: 3D magnetic field measurement. The left hand figure shows the robot that is measuring the 3D magnetic field. The right hand figure shows a measurement image and the wooden stick and geometric objects are drawn in a white stick and color dots.



Fig. 6.8: Experimental environment for magnetic field mapping [39]

6.5.1 2次元磁場計測

Fig. 6.4に示すロボットを用いて、まず実験環境の2次元の占有格子地図 [42]を構築した。Fig. 6.9は、構築された地図を表している。この地図を基に自己位置推定を行いながらロボットが移動を行い、3台の磁気センサの移動軌跡を推定した結果が Fig. 6.10である。この軌跡に沿って10 cm 毎に磁場計測を行い、6432個のデータを約30分で取得した。しかしながら、未計測の磁場(白地の地点)が含まれていることも確認できる。

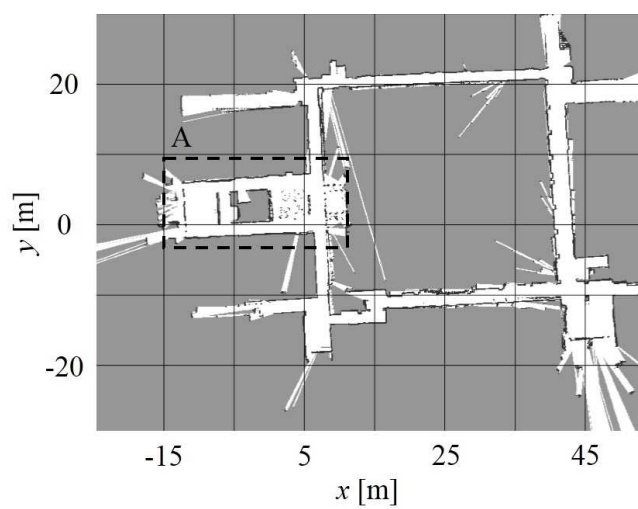


Fig. 6.9: 2D occupancy grid map of the experimental environment [39]

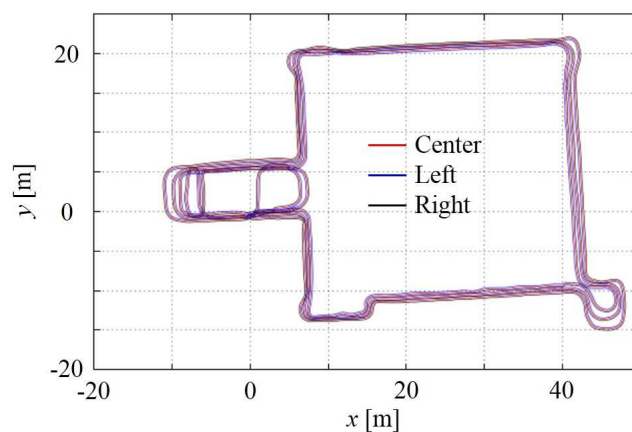


Fig. 6.10: 2D trajectories of the magnetic sensors [39]

6.5.2 3次元磁場計測

Fig. 6.5 に示すロボットを用いて、まず実験環境の3次元のボクセル地図を構築した。なおボクセルのサイズは10 cmとし、8個のボクセルの値を1 byteで表現することとし、1個のボクセルの値を1 bitで表現している。Fig. 6.11は、構築された3次元地図を表している。この地図を基に自己位置推定を行いながら、ロボットはマニピュレータを動作させながら移動する。そして、その自己位置推定結果を基にして、3次元の磁場計測を行った。3次元磁場地図は20 cmのボクセル地図で表すこととし、磁場計測が行われたボクセルに対して値を格納していき、これをガウス過程回帰の際に利用するトレーニングデータとする。なお実装では、1ボクセルをfloat型の変数で表現することとしたため、メモリの使用量を軽減させるために、式(6.16)に示す値のみを格納することとした。3次元磁場計測を行った結果をFig. 6.12に示す。約1時間かけて磁場計測を行い、6556個のボクセルにデータを格納した。しかしながら、Fig. 6.10に示す結果と同様に、未計測の磁場(黒塗りの地点)が含まれていることも確認できる。

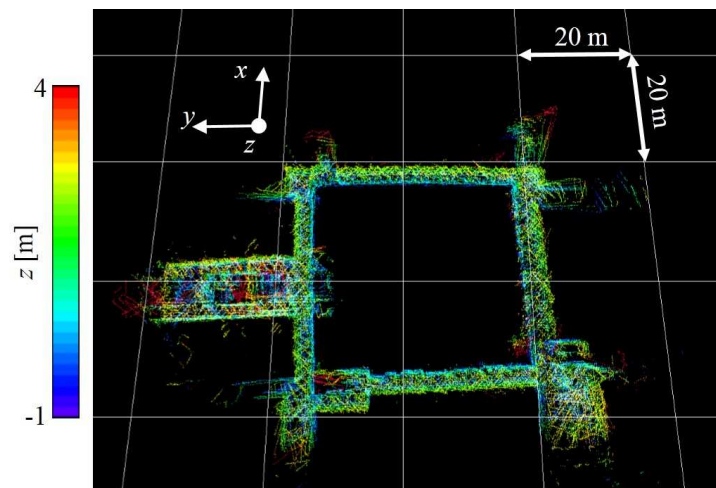


Fig. 6.11: 3D boxel map of the experimental environment

6.6 ガウス過程回帰による磁場推定

前述した磁場計測のデータを用いて、ガウス過程による回帰を行った。2・3次元の磁場計測結果に対してそれぞれ行ったので、以下にその詳細を示す。

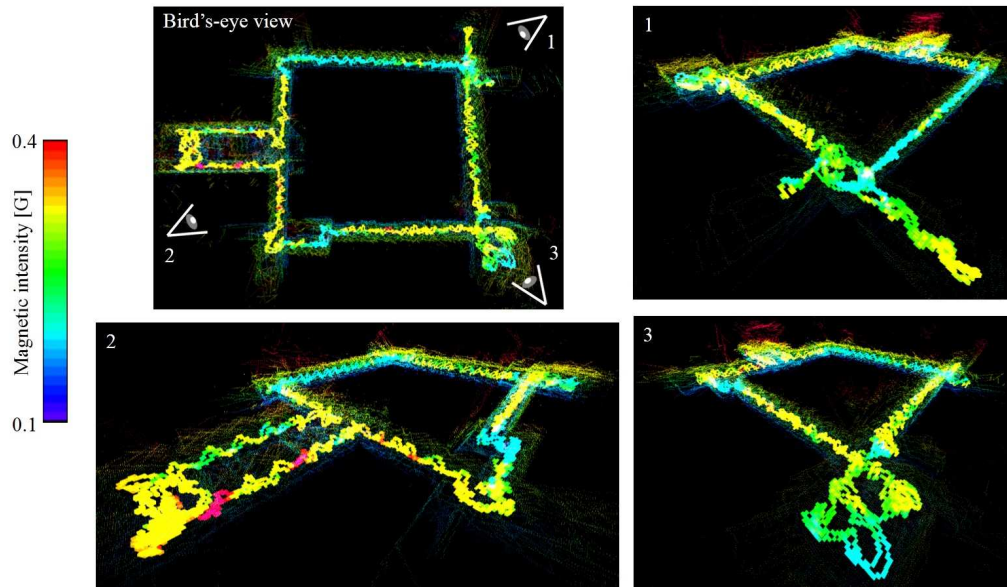


Fig. 6.12: 3D trajectories of the magnetic sensors

6.6.1 2次元磁場分布の回帰

Fig. 6.10 に示す 2 次元磁場計測結果から，ガウス過程回帰を行った結果を Fig. 6.13 に示す．3 軸の磁場強度 m_x , m_y , m_z それぞれに対して推定を行い，それぞれの平均と分散 (式 (6.8), (6.9)) を算出した．各軸の強度の平均から，磁場の乱れが再現できていることが確認できる．

構築した磁場地図の精度を評価するためには，実際に手作業で磁場測定を行い，それと比較を行うことが有用である．しかしながら手作業での磁場の地図化は非常に手間のかかる作業になるため現実的ではない．そこで，後述する自己位置推定法を実装し，それにより自己位置推定が行えるか否かで地図の評価を行うこととする．これは，構築した地図が正しくなければ，当然ながら自己位置推定が行えないためである．

6.6.2 3次元磁場分布の回帰

Fig. 6.12 に示す 3 次元磁場計測の結果をトレーニングデータとして利用し，ガウス過程回帰による磁場分布推定を実行した結果が Fig. 6.14 に示す結果である．空間すべての磁場分布が推定されており，かつ磁場の乱れが再現されていることが確認できる．また，Fig. 6.5 に示すロボットに搭載されている磁気センサの間隔は 60 cm であり，前述の推定精度の検証結果から，この間は正しく磁場が推定できているといえる．またマニピュレータは連続的に

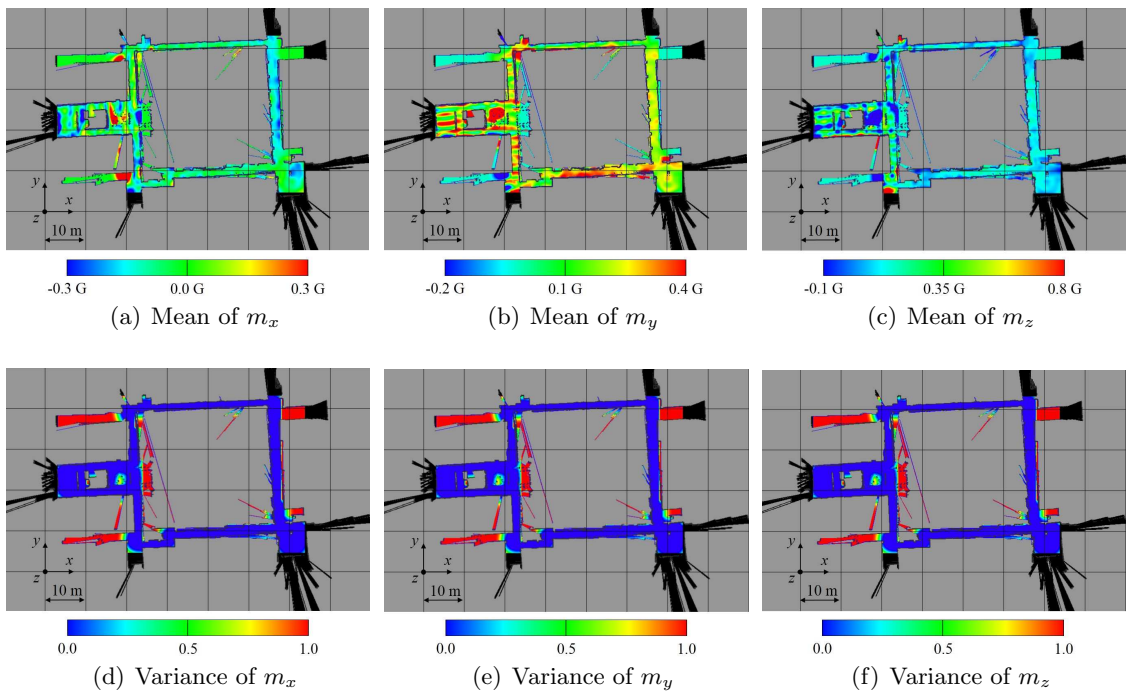


Fig. 6.13: Regression results of the 2D magnetic field [39]: (a), (b), and (c) show distributions of the mean of m_x , m_y , and m_z and (d), (e), and (f) show distributions of the variance of m_x , m_y , and m_z . Values of the variance are shown with a range of zero to one for visibility.

移動して計測を行うため、マニピュレータ周辺の磁場も十分な精度で再現できていると考えられる。

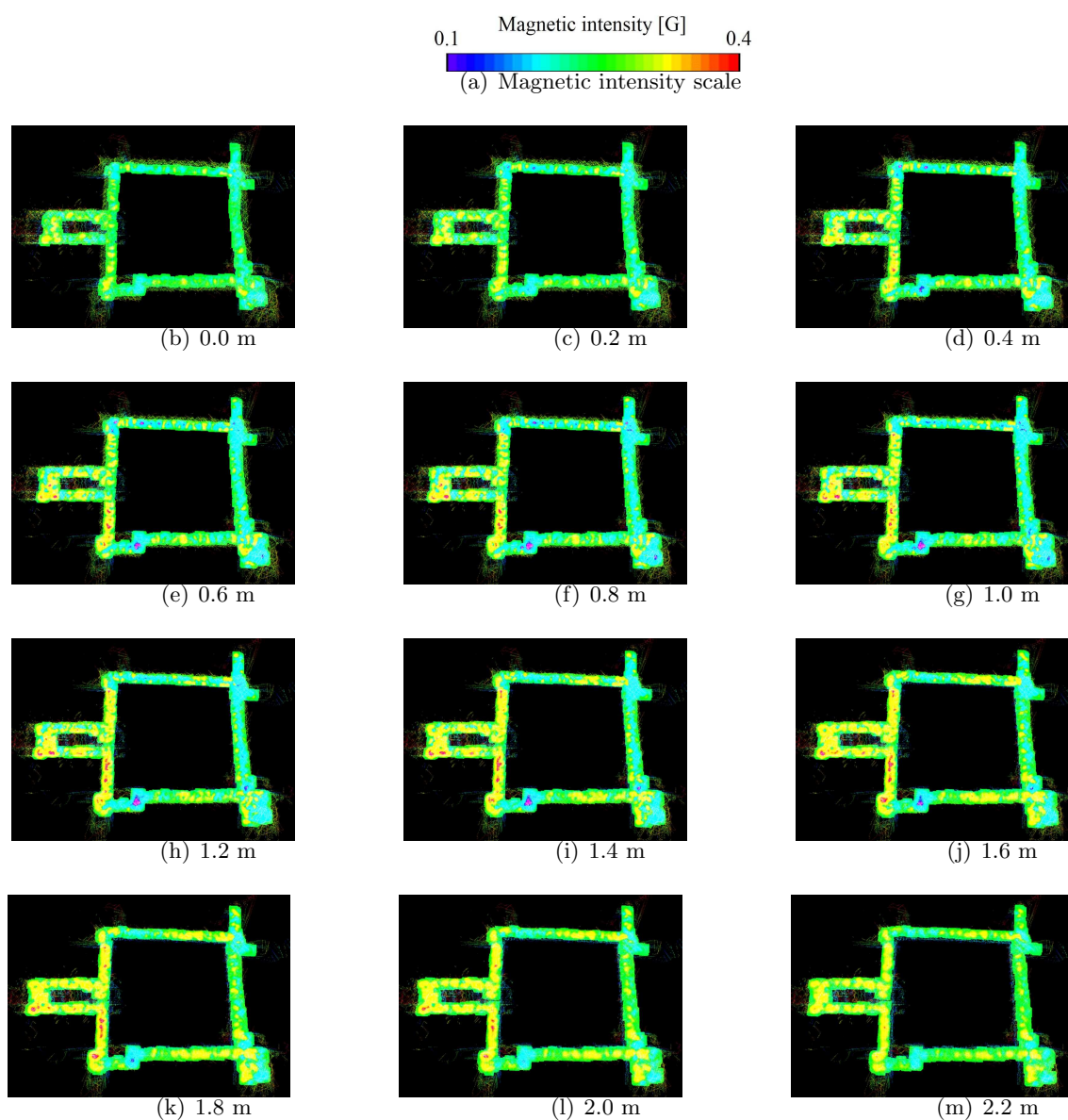


Fig. 6.14: Regression result of the 3D magnetic field. These figures hierarchically represent the 3D magnetic map; captions indicate the height from the ground surface.

6.7 広域磁場地図に基づく自己位置推定

本章では、構築した2次元の広域磁場地図を利用した Monte Carlo Localization (MCL) ベースの位置推定法を提案する。MCLでは、時刻 t におけるロボットの状態 \mathbf{x}_t の条件付き

確率を，時刻 1 から t までのセンサ観測 $\mathbf{z}_{1:t}$ と制御入力 $\mathbf{u}_{1:t}$ が与えられた下で求めることが問題となる．この確率は，式 (5.1) に示す漸化式で与えられる．センサ観測には 3 軸磁気センサを用いる．特に，3 軸の強度に分解した磁場地図を保有していることから，センサ観測 \mathbf{z} を $[m_x, m_y, m_z]^T$ とする．

通常 MCL では，観測モデル $p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t)$ をセンサの性能に合わせて設計する．前章で述べたように，走行経路上の磁場のみしか地図化していない場合には，この観測モデルを設計することができない．一方で，空間すべての磁場を地図化できている場合には，観測モデルの設計が可能となる．本研究では，ガウス過程回帰による磁場分布推定を行っているため，各地点の磁場強度の平均と分散を得ることができる．そこで，状態 \mathbf{x} に対する 3 軸磁場強度の観測値の平均ベクトルを $\boldsymbol{\mu}_x$ ，その分散共分散行列を Σ_x とし，観測モデルを以下のように定める．

$$p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^3 \sqrt{|\Sigma_x|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{z}_t - \boldsymbol{\mu}_x)^T \Sigma_x^{-1} (\mathbf{z}_t - \boldsymbol{\mu}_x)\right) \quad (6.17)$$

本研究では，提案する自己位置推定法を Fig. 6.4 に示すロボットに実装する．本ロボットの制御方式は，前輪左右独立 2 輪駆動方式であるため，動作モデルとしては式 (5.3) に示すモデルを使用する．また，磁気センサは 3 台搭載されているため，各センサの状態を \mathbf{x}_i ，観測値を \mathbf{z}_i ($i = 1, 2, 3$) とし，使用する観測モデルを以下のように設定する．

$$p(\mathbf{z}_t|\mathbf{x}_t) = \prod_{i=1}^3 p(\mathbf{z}_{i,t}|\mathbf{x}_{i,t}) \quad (6.18)$$

また，パーティクルのリサンプリングを行う際には，式 (4.11) に示す ESS を計算し，その値が $n/2$ を下回る場合にリサンプリングを行う．ここで， n は使用するパーティクル数を表し，実装では $n = 1000$ とした．

6.8 自己位置推定実験

Fig. 6.8 に示す環境において，Fig. 6.4 に示すロボットを移動させた際のセンサデータを記録し，これらのデータと構築した 2 次元磁場地図を使用して自己位置推定実験を行った．Fig. 6.15 には，ロボットの走行軌跡 (赤線)，磁場地図を用いた位置推定結果の軌跡 (青線)，およびオドメトリ軌跡 (黒線) を示す．なお，ロボットの走行軌跡 (真値) には，LIDAR を用いた MCL によって推定された値を利用している．オドメトリ軌跡が累積誤差によって真値から逸れているのに対して，磁場地図を用いた自己位置推定を行うことで，真値の追跡が実現できている．この結果から，磁場地図を用いた自己位置推定により，オドメトリの累積誤差を修正できることが確認できた．さらに Fig. 6.16 には，真値と推定値の差分を示す．赤

線は位置に対する誤差 ($\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}$), 青線は角度に対する誤差 ($\Delta\theta$) をそれぞれ表している. この結果から, 位置誤差 0.8-m 以下, 角度誤差 0.14 rad の精度で自己位置推定が実現できることが確認できた.

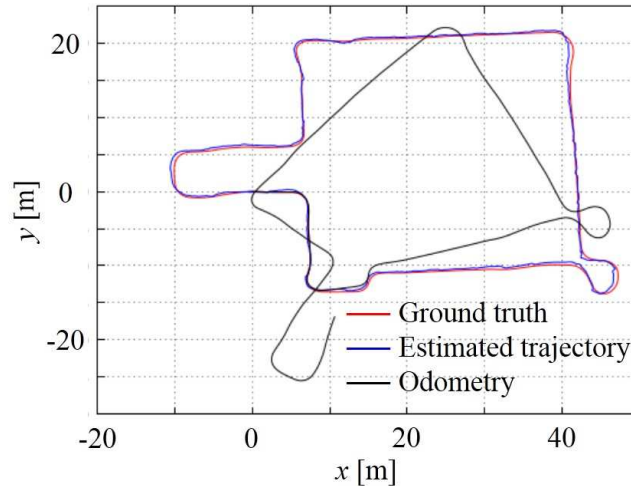


Fig. 6.15: Trajectories obtained from the magnetic map-based localization (a) [39]

Fig. 6.9 内に示す A 地点は, Fig. 6.10 から確認できるように, 磁場計測があまり密に行われていない地点である. 一方で Fig. 6.13 からわかるように, この地点の磁場にも磁場の乱れが含まれていることが確認できる. この地点において, 同様の自己位置推定実験を行った. Fig. 6.17 には, 真値, 推定軌跡, およびオドメトリ軌跡, Fig. 6.18 には位置と角度に対する真値と推定値の差分をそれぞれ示す. 前述の実験と同様に, オドメトリの累積誤差を磁場地図を用いた自己位置推定により修正できていることが確認できる. しかしながら, 前述の実験と比較して, 位置推定の誤差が増加していることが確認できる. 特に, 角度成分の誤差が増加していることが見て取れる. これは, 前回の実験と比較して旋回が多くなったためであるといえ, 磁場地図を用いた自己位置推定の精度は前述の実験と同等であるといえる. この結果から, MCL ベースの磁場地図を用いた位置推定が行えること, および構築した磁場地図が十分な精度で実際の磁場を表現していることが確認できた. また重要な結果として, Fig. 1.2 に示すように, 磁場地図を用いることでオドメトリよりも高い精度で自己位置推定を行うことが確認できた. すなわち, 本提案手法によって構築した磁場地図, および前章で述べた 2 次元幾何地図を併用することが, よりロバストかつ精度の高い自己位置推定を行うことが可能となる. さらに, 2 次元の磁場地図を用いることで, 磁気センサの計測モデルに基づく融合を実現できる.

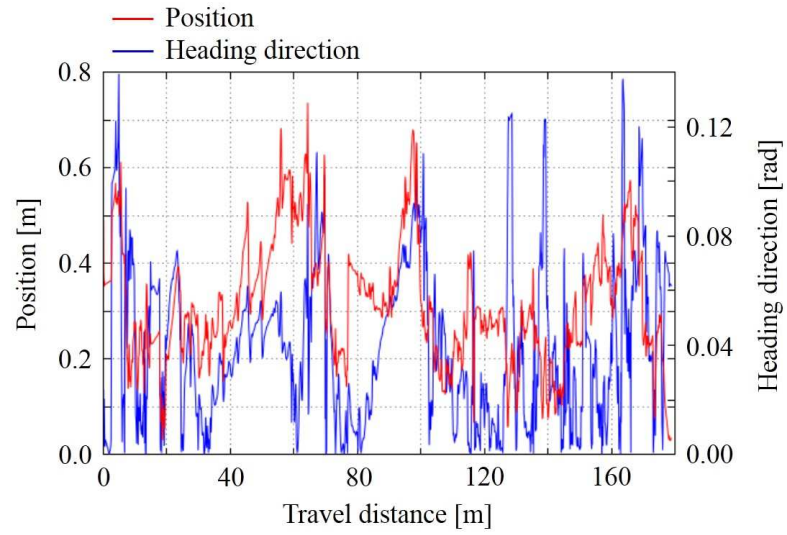


Fig. 6.16: Localization errors (a) [39]

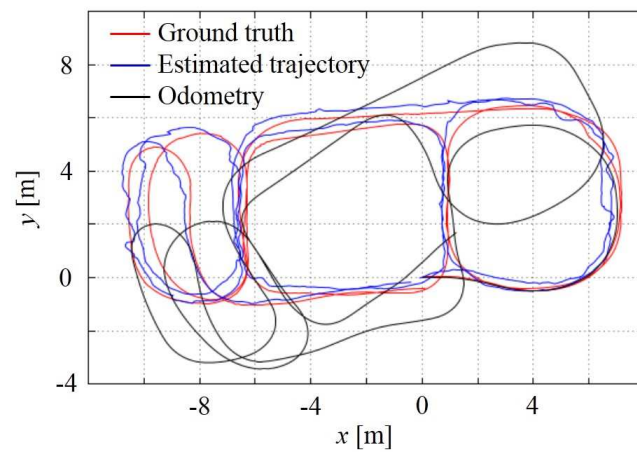


Fig. 6.17: Trajectories obtained from the magnetic map-based localization (b) [39]

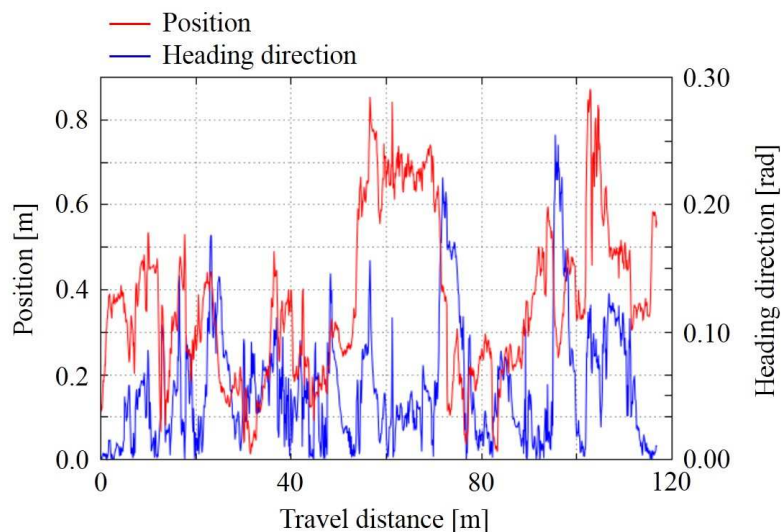


Fig. 6.18: Localization errors (b) [39]

6.9 考察

6.9.1 磁場地図構築の効率に関する考察

6.3.2項で行ったガウス過程回帰による推定精度検証を行うにあたり、 $3.0 \times 3.0 \times 2.2 = 19.8 \text{ m}^3$ の空間の磁場を手作業で測定した。この際、磁場の計測間隔は20 cmとし、空間すべての磁場を計測するのに、約8時間の時間を要した。単純な計算であれば、 9 m^2 の空間を地図化するために45分の時間を要する計算となる。本実験で使用した環境の面積は、約 450 m^2 であるため、2次元平面すべての磁場を地図化するためには、約37から38時間の時間が必要となる。また、本実験環境の体積は約 1000 m^3 であるため、3次元空間すべての磁場を地図化するためには、約400時間の時間が必要となる。これに対して、本提案手法によって2次元平面の磁場の地図化に要した時間は約1時間(うち磁場計測の時間が約30分、ガウス過程回帰の計算時間が約30分)である。さらに、3次元空間の磁場の地図化に要した時間は約30時間(うち磁場計測の時間が約1時間、ガウス過程回帰の計算時間が約29時間)である。この結果から、手作業での地図化と比較して、約30倍程度の高速化を実現していることが確認できる。もちろん、手作業での地図化などには熟練なども関わるため、提案手法による磁場地図構築の効率化の効果を一概にどれだけ得られているかを断言することは難しい。しかし、上記時間の比較は、手作業に比べて提案手法による磁場地図構築の方がはるかに短い時間であり、地図構築の効率化の効果は十分に得られていると考える。

また本実験では、ガウス過程回帰の実装はCPUのみを用いて行っている(大きなデータ

数の行列積を計算する場合のみ並列計算を行い、計算速度の高速化を行っている)。そのため、GPUを利用することで、更なる高速化を達成することもできる。ガウス過程の計算時間は $\mathcal{O}(n^3)$ (n はトレーニングデータの数)であり、その主な計算時間は $n \times n$ の逆行列を求めることに用いられる。逆行列をGPUを用いて高速に求めることは難しいと考えられるが、ガウス過程の計算には $n \times n$ の行列の積計算も多く含まれる。これをGPUを用いて高速化するのみでも、かなりの高速化を実現できると考えられる。

6.9.2 磁場地図の精度に関する考察

構築した地図の精度を検証するためには、実際の空間の磁場を手作業で計測し、それと比較することが有効である。しかしながら、前述の通り、本実験環境の磁場を地図化するには、膨大な時間が要求される。そのため本研究では、6.3.2項で述べたように、一ヶ所の環境においてのみすべての磁場計測を行い、それと推定精度の比較を行った。その結果から、磁場計測が約60 cm間隔で行われていれば、十分な精度で推定ができることを検証した。しかし当然ながら、この推定精度は環境によって、すなわち磁場の変動の状態などにより変化すると考えられる。実環境中の磁場のパターンは多様であり、これに対する推定の精度評価などは今後の課題となる。

一方で、自己位置推定実験より、磁場地図を用いて真値の位置追跡を行うことができたことは、重要な結果である。本実験で行った磁場計測では、磁場の計測間隔が60 cm以下になることに留意して行った。すなわち、60 cm毎には正確な計測値が取得できていると判断できる。ここで磁場分布推定において重要なことは、この間の磁場の推定精度が、位置推定に利用できる程度の推定精度を有しているかである。本研究で採用したMCLにおいては、推定の不確かさを考慮して位置推定を行う枠組みが組み込まれているため、構築した磁場地図を用いた自己位置推定を達成することができたいえる。この結果から、少なくとも60 cm毎に磁場計測を行うというルールを守ることで、MCLを用いた自己位置推定へ適用可能な磁場地図構築が可能であると考えられる。

6.10 本章のまとめ

本章では、広域空間の磁場を効率的に地図化することを目的として、移動ロボットを用いた磁場計測、およびガウス回帰過程を用いた磁場分布推定法を提案した。本手法を端的に述べると、移動ロボットが幾何地図を用いた自己位置推定を行いながら磁場計測を行い、効率的に磁場の値とその位置を取得する。これらの計測データをトレーニングデータとみなし、

ガウス過程回帰により空間すべての磁場分布を推定する。この方法を用いることで、広域空間の2次元、および3次元の磁場地図を構築することを達成した。

さらに、本手法を用いた磁場地図構築が有効であることを示すために、以下のことを実施した。

- ガウス過程回帰による磁場分布推定精度の検証。
- 手作業、および提案手法を用いた磁場地図構築の所要時間の比較。
- 構築した磁場地図を利用したMCLによる自己位置推定の実験。

ガウス過程回帰による磁場分布推定の精度検証を行うために、まず一環境すべての磁場を手作業で計測した。この計測データを真値とし、そこからデータを間引いて回帰を行い、その推定精度を検証した。この結果から、磁場計測の間隔が60 cm以下であれば、十分な精度で推定が行えることを示した。また、この際に手作業での磁場計測に要した時間と、提案手法による磁場地図構築の時間と比較した結果、提案手法による磁場地図構築が手作業に比べて約30倍はやくなることを示した。さらに、構築した2次元の磁場地図を用いたMCLを提案し、これにより自己位置推定を行うことが可能になることを示すことで、Fig. 1.2に示すアイデアを2次元平面空間以上の空間において拡張して利用できることを明らかにした。これらの結果から、本章で提案する磁場地図構築法が有効であることを示した。

第7章

結言

7.1 各章のまとめ

本研究では、自律移動ロボットが「正確かつ安定した自律移動を実現すること」を主目的とした。この主目的を達成するために、自己位置推定に焦点を当てた。自己位置推定は、移動ロボットにおける研究においてポピュラーな枠組みであり、これまでに多くの方法が提案されている。これらの方法では、カメラや LIDAR (Light Detection and Ranging) を用いて幾何ランドマークを取得して自己位置推定を行うことが一般的である。これに対して本研究では、磁気センサを用いて自己位置推定を行う方法について言及してきた。しかしながら、磁気センサを用いて自己位置推定を行うことは、多くの課題が存在するため容易ではない。その主な課題としては、磁気センサを用いて高い精度で自己位置推定を行うこと、および広域な磁場の地図を構築することが難しいことが挙げられる。本論文は、これらの問題を解決し、磁気センサを用いて自己位置推定を行う方法についてまとめている。

磁気センサを用いた位置推定を行うにあたりまず問題となることは、磁場が不可視であるためにその利用法を直感的に理解できないことにあるといえる。そこで第2章において、磁場の性質を実験的に調査することで、磁場を移動ロボットのための自己位置推定やナビゲーションを行う際の留意点を明らかにした。この調査から、磁気センサの計測値が時間経過に伴い変化するものの、環境中に存在する磁場の乱れは時間変化に対して安定して観測できることを示した。また、電磁デバイスと磁気センサの間に一定の距離を設けることで、電子デバイスの影響を受けずに環境磁場を計測できることを示した。さらに、環境中に存在する磁性体による磁場の乱れが、これら電子デバイスなどの影響に比べて十分大きいことを示した。これらの結果から、磁場の乱れを移動ロボットのナビゲーションに利用できることを明らかにし、さらにこれらの利用方法について述べた。

第3章では、第2章の磁場の実験的調査に基づいて、Rahokらによって提案された磁気ナビゲーション法の再実装を行った。磁気ナビゲーション法は、外界情報として磁場だけを用いて自律移動を行う手法であり、本研究においても重要な概念を提供する手法である。第3章では、磁気ナビゲーション法の再実装に加え、当該手法を用いた屋外環境での自律移動実験を行った。この結果から、磁気ナビゲーション法における利点や問題点を示した。磁気ナビゲーション法における特に顕著な問題は、走行経路周辺の磁場の地図化しか行っていない

いために、走行経路から逸脱することができないことである。走行経路周辺の磁場のみを地図化している理由は、上述の通り、広域な空間の磁場を地図化するのが困難なためである。また、経路位置脱を防いだ自律移動を行うために、経路追従に関する多大なパラメータ調整が必要という点である。このパラメータ調整が必要となる理由も、広域な磁場の地図がないためである。第4および第5章では、磁気ナビゲーション法と同様に、走行経路の磁場のみを地図化した状態で自律移動を行う方法を提案している。特に、幾何情報(LIDARなどによって計測される幾何ランドマーク)を併用することで、上記磁気ナビゲーション法の問題を解決している。

第4章では、第3章において明らかにした磁気ナビゲーション法における問題点を解決することを目指して、分散制御システムにより経路追従を行う磁気ナビゲーション法を提案した。本手法では、磁気センサ、LIDAR、およびオドメトリの計測値に基づき経路追従を行うモジュール(ナビゲータ)を複数実装し、それぞれに優先度を付加した。各ナビゲータは、自らが使用するセンサの観測値を監視し、観測値が有用であると判断された場合に、高い優先度で制御入力を行う。この際、最も優先度の高いナビゲータの制御入力に従いロボットは経路追従を行う。これにより、ロボットに正確な指定経路の追従を行わせることができるナビゲータの入力が採用されることになり、パラメータ調整を行うことなく正確な経路追従を行うことができるようになった。また、実環境での道案内デモンストラーション(ROBOMECH2013にて開催)にて確実な自律移動を達成することで、本手法の有用性を示した。

第5章では、磁気ナビゲーション法の利点を他の位置推定法と併用することを目指し、幾何ランドマークをベースとした位置推定法において、磁場地図を用いた位置推定法を組み合わせる方法を提案した。具体的には、幾何ランドマークを用いた Monte Carlo Localization (MCL) において、磁場地図を用いた姿勢推定法を組み合わせた。この際、磁場地図は磁気ナビゲーション法と同様に、走行経路上の磁場しか地図化されていない。そのため、磁場に対する計測のモデルを構築することが不可能であり、MCLにおいて確率的な融合を行うことができない。そこで、磁場地図を用いた姿勢修正に関する経験的なモデルを適用することで、幾何地図を用いた位置推定法と融合する方法を提案した。この方法により、パーティクルの姿勢方向に関する分散を小さく保つことが可能となり、幾何ランドマークの存在しない地点においても、正確な自己位置推定を行うことが可能となった。また、移動ロボットの技術チャレンジであるつくばチャレンジを通して、多くの歩行者が行き交う動的な環境での位置推定の実現、および本チャレンジの課題達成を成し遂げ、本提案手法の有用性を示した。

第6章では、これまでに述べてきた自律移動に関する内容から焦点を離し、磁場の地図化に関する問題に焦点を当てた。磁気センサの観測は、センサが存在する一点のみであるため、

広域の磁場を地図化するためには、センサを密に移動させ、かつその際のセンサ位置を正確に把握しなければならない。この作業は非常に手間のかかる作業となる。そのため、上述してきたナビゲーション法では、走行経路上のみの磁場を地図化して利用するという方法を採用してきた。第6章では、この根本的な問題を解決することを目指し、広域空間の磁場を高速に地図化することを目指した。高速な磁場の地図化を実現するために、磁場計測のロボット化を提案した。すなわち、移動ロボットの自己位置推定機能を利用することで、磁場計測を高速化する取組である。しかしながら、磁場計測をロボット化したとしても、空間全体の磁場を密に計測することは時間のかかる作業となってしまう。そこで、未計測の磁場をガウス過程を用いて回帰する方法を提案した。これらの提案により、手作業での2次元および3次元空間の地図化に比べて、約30倍ほど高速な磁場の地図化を実現した。さらに、構築した2次元磁場地図を用いて、MCLを利用した自己位置推定を行えることを示し、提案法により構築された磁場地図が高い精度を有することを明らかにした。

7.2 結論

本論文では、磁場および幾何情報を併用して自己位置推定を行う方法、および広域空間の磁場を地図化する方法を提案した。これらを通して、実環境において正確かつ安定した自己位置推定、および自律移動を実現した。特に、ROBOMECS2013で行われた道案内デモンストラーションの成功や、つくばチャレンジの課題達成などを通して、幾何ランドマークの存在しない地点や、人混みが存在する動的環境における自律移動が実現できることを示した。

本提案における基本となる概念は、Fig. 1.2に示すように、異なる精度の自己位置推定法を併用することにある。前述の通り、磁気センサを用いて自己位置推定を行う場合、磁気センサの計測範囲の狭さ（磁気センサはセンサが存在する地点の磁場のみを計測）や、計測できる情報量の少なさが起因し、幾何ランドマークを用いた自己位置推定法よりも高い精度で自己位置推定を行うことが難しい。しかしながら、磁気センサを用いた自己位置推定法を利用することで、オドメトリによる位置推定誤差を修正することができる。すなわち、オドメトリによる位置推定の不確かさを磁気センサを用いて改善することで、ロボットの位置推定の不確かさを軽減させることができる。位置推定の不確かさが軽減することで、幾何ランドマークの対応も比較的容易に行うことが可能となり、単に幾何ランドマークを用いて自己位置推定を行うよりも、ロバストな自己位置推定が実現可能となる。これらの結果は、第4および第5章において示されている。以上より、磁気センサを用いた位置推定法と、幾何ランドマークを用いた位置推定併用することで、これまで提案された手法よりもロバストな位置推定が実現可能になると結論づける。

さらに第6章では、高速に広域空間の磁場の地図化が行えることを示した。この結果を利用することで、上述した位置推定法をさらに多様な環境で利用することも可能となる。

7.3 展望

本研究では、「正確かつ安定した自律移動を実現すること」を主目的とした。これに対して、人混みのような実環境での正確な自己位置推定を達成し、同時に自律移動を行うことが可能であることを示した。一方で、自己位置推定に失敗した場合はあまり考慮せず、常に自己位置推定がうまく機能する方法の開発に重きを置いているという点がある。すなわち、本研究での重要な達成は、動的環境下において常に正確な位置推定が行えることであるといえる。しかしながら、本研究で提案してきた手法では、万が一の自己位置推定の失敗に対して、その復帰動作を行うことなどは保障されていない。今後、このような失敗復帰の技術が確立することで、自律移動技術はより確実なものになる。

本研究で提案してきた自律移動技術は、人間の代わりに作業を行うロボットや、自動車の自動運転の技術にも応用が可能である。今後、上記の自己位置推定の失敗復帰技術と合わせて本提案手法を用いることで、自律移動技術がより確実なものとなり、ロボットが実環境で自律的に移動することが可能となる。これらにより、実環境で人間と共存して作業を行う移動ロボットが実現されると期待される。

参考文献

- [1] A.A. Makarenko, S.B. Williams, F. Bourgault, and H.F. Durrant-Whyte: “An experiment in integrated exploration,” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 1, pp. 534-539, 2002.
- [2] 井上一道: “屋外公共空間における親しみやすさを考慮した移動ロボットの意匠・設計に関する研究”, 博士論文, 2014.
- [3] J. Borenstein, H.R. Everett, L. Feng, and D. Wehe: “Mobile robot positioning – sensors and techniques,” *Journal of Robotic Systems*, vol. 14 no. 4, pp. 231-249, 1997.
- [4] T. Suzuki, M. Kitamura, Y. Amano, and T. Hashizume: “High-accuracy GPS and GLONASS positioning by multipath mitigation using omni-directional infrared camera,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 311-316, 2011.
- [5] 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.
- [6] D. Dong, P. Fang, Y. Bock, M.K. Cheng, and S. Miyazaki: “Anatomy of apparent seasonal variations from GPS-derived site position time series,” *Journal of Geophysical Research*, vol. 107, no. B4, 2002.
- [7] B. Ferris, D. Haehnel, and D. Fox: “Gaussian processes for signal strength-based location estimation,” *Robotics: Science and Systems*, 2006.
- [8] J.K.Y. Ng, K.Y. Lamb, Q.J. Chenga, and K.C.Y. Shuma: “An effective signal strength-based wireless location estimation system for tracking indoor mobile users,” *Journal of Computer and System Sciences*, vol. 79, no. 7, pp. 1005–1016, 2013.
- [9] T. Yoshida, K. Irie, E. Koyanagi, and M. Tomono: “A sensor platform for outdoor navigation using gyro-assisted odometry and roundly-swinging 3D laser scanner,” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1414-1420, 2010.

- [10] K. Irie, T. Yoshida, and M. Tomono: “Outdoor localization using stereo vision under various illumination conditions,” *Advanced Robotics*, vol. 26, nos 3-4, pp. 327-348, 2012.
- [11] Y. Chen and G. Medioni: “Object modeling by registration of multiple range images,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2724-2729, 1991.
- [12] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun: “Monte Carlo localization for mobile robots,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1322-1328, 1999.
- [13] J. Nieto, J. Guivant, E. Nebot, and S. Thrun: “Real time data association for Fast-SLAM,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 1, pp. 412-418, 2003.
- [14] T. Tomizawa, S. Muramatsu, M. Sato, M. Hirai, S. Kudou, and T. Suehiro: “Development of an intelligent senior-car in a pedestrian walkway,” *Advanced Robotics*, vol. 26, no. 14, pp. 1577-1602, 2012.
- [15] J. Levinson and S. Thrun: “Robust vehicle localization in urban environments using probabilistic maps,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation* pp. 4372-4378, 2010.
- [16] P. Biber and W. Strasser: “The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching,” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, vol. 3, pp. 2743-2748, 2003.
- [17] E. Takeuchi, and T. Tsubouchi: “A 3-d scan matching using improved 3-d normal distributions transform for mobile robotic mapping,” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3068-3073, 2006.
- [18] J. Saarinen, H. Andreasson, T. Stoyanov, and A.J. Lilienthal: “Normal distributions transform Monte-Carlo localization (NDT-MCL),” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 382-389, 2013.
- [19] J. Petit, B. Stottelaar, M. Feiri, and F. Kargl: “Remote attacks on automated vehicles sensors: experiments on camera and LiDAR,” *Black Hat Europe*, 2015.

- [20] J.H. Kim and P. H. Seong: “Experiments on orientation recovery and steering of an autonomous mobile robot using encoded magnetic compass disc,” *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 45, no. 1, pp. 271-274, 1996.
- [21] W. Kwon and K.S. Roh: “Particle filter-based heading estimation using magnetic compasses for mobile robot navigation,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2705-2712, 2006.
- [22] K. Yamazaki, K. Kato, H. Saegusa, K. Tokunaga, Y. Iida, S. Yamamoto, K. Ashiho, K. Fujiwara, and N. Takahashi: “Analysis of magnetic disturbance due to buildings,” *IEEE Transaction on Magnetics*, vol. 25, pp. 4006-4008, 1989.
- [23] S. Suksakulchai, S. Thongchai, D.M. Wilkes, and K. Kawamura: “Mobile robot localization using an electronic compass for corridor environment,” *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, pp. 3354-3359, 2000.
- [24] サム アン ラホック, 尾崎功一: “磁気マップに基づいた屋内車輪型移動ロボットの自己位置認識”, ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, 2P2-C08, 2008.
- [25] S.A. Rahok and K. Ozaki: “Odometry correction with localization based on landmarkless magnetic map for navigation system of indoor mobile robot,” *IEEE International Conference on Automation, Robotics and Applications*, pp. 572-577, 2009.
- [26] J. Haverinen and A. Kemppainen: “Global indoor self-localization based on the ambient magnetic field,” *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 57, no. 10, pp. 1028-1035, 2009.
- [27] B. Gozick, K.P. Subbu, R. Dantu, and T. Maeshiro: “Magnetic maps for indoor navigation,” *IEEE Transaction on Instrumentation and Measurement*, vol. 60, no. 12, pp. 3883-3891, 2011.
- [28] E.L. Grand and S. Thrun: “3-axis magnetic field mapping and fusion for indoor localization,” *IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp. 358-364, 2012.
- [29] 友納正裕: “移動ロボットのための確率的な自己位置推定と地図構築” 日本ロボット学会誌, vol. 29, no. 5, pp. 423-426, 2011.
- [30] G. Welch and G. Bishop: “An introduction to the Kalman filter,” *Technical Report, University of North Carolina at Chapel Hill Chapel Hill, NC, USA*, 1995.

- [31] A. Doucet and A.M. Johansen: “A tutorial on particle filtering and smoothing: fifteen years later,” *OXFORD HANDBOOK OF NONLINEAR FILTERING*, 2011.
- [32] M. Angermann, M. Frassl, M. Doniec, and B.J. Julian, and P. Robertson: “Characterization of the indoor magnetic field for applications in localization and mapping,” *IEEE International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 1-9, 2012.
- [33] M. Frassl, M. Angermann, M. Lichtenstern, P. Robertson, B.J. Julian, and M. Doniec: “Magnetic maps of indoor environments for precise localization of legged and non-legged locomotion,” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 913-920, 2013.
- [34] P. Robertson, M. Frassl, M. Angermann, M. Doniec, B.J. Julian, M.G. Puyol, M. Khider, M. Lichtenstern, and L. Bruno: “Simultaneous localization and mapping for pedestrians using distortions of the local magnetic field intensity in large indoor environments,” *IEEE International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, pp. 1-10, 2013.
- [35] C.E. Rasmussen and C.K.I. Williams: “Gaussian processes for machine learning,” *The MIT Press*, 2006.
- [36] N. Wahlstrom, M. Kok, T.B. Schon, and F. Gustafsson: “Modeling magnetic fields using Gaussian processes,” *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp. 3522-3526, 2013.
- [37] A. Solin, M. Kok, N. Wahlstrom, T.B. Schon, and S. Sarkka: “Modeling and interpolation of the ambient magnetic field by Gaussian processes,” *arXiv preprint arXiv:1509.04634*.
- [38] V. Courtillot, Y. Gallet, J.L.L. Mouel, F. Fluteau, and A. Genevey: “Are there connections between the Earth’s magnetic field and climate?” *Earth and Planetary Science Letters*, vol. 253, no. 3-4, pp. 328-339, 2007.
- [39] N. Akai and K. Ozaki: “Gaussian processes for magnetic map-based localization in large-scale indoor environments,” *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4459-4464, 2015.

- [40] 赤井直紀, サム アン ラホック, 片寄浩平, 島田遼, 井上一道, 尾崎功一: “磁場の実験的解析に基づく磁気ナビゲーション法の実装”, 日本ロボット学会誌, vol. 32, no. 4, pp. 395-402, 2014.
- [41] S.A. Rahok, Y. Shikanai, and K. Ozaki: “Navigation using an environmental magnetic field for outdoor autonomous mobile robots,” *Advanced Robotics*, vol. 26, nos 3-4, pp. 1751-1771, 2011.
- [42] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox: “Probabilistic robotics,” *MIT Press*, 2005.
- [43] H. Zhang and F. Martin: “Robotic mapping assisted by local magnetic field anomalies,” *IEEE International Conference on Technologies for Practical Robot Applications*, pp. 25-30, 2011.
- [44] R.A. Brooks: “A robust layered control system for a mobile robot,” *IEEE Journal of Robotics and Automation*, vol 2, no. 1, pp. 14-23, 1986.
- [45] 原祥堯, 坪内孝司, 大島章: “蓄積したスキャン形状のマッチングにより過去を考慮した grid-based SLAM”, 第 20 回ロボティクスシンポジウム, pp. 49-56, 2015.
- [46] N. Akai, S.A. Rahok, K. Inoue, and K. Ozaki: “Development of magnetic navigation method based on distributed control system using magnetic and geometric landmarks,” *ROBOMECH Journal*, 1:21, 2014.
- [47] 赤井直紀, 尾崎功一: “磁場ノイズを用いた自己位置推定法の有用性検証とそれに基づく自律移動法に関する考察”, 日本ロボット学会学術講演会講演概要集, 3J1-07, 2014.
- [48] N. Akai and K. Ozaki: “A navigation method based on topological magnetic and geometric maps for outdoor mobile robots,” *IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, pp. 352-357, 2015.
- [49] G. Grisetti, C. Stachniss, and W. Burgard: “Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters,” *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 23, no. 1, pp. 34-46, 2007.
- [50] A. Doucet, N. Freitas, and N. Gordon: “Sequential Monte Carlo methods in practice,” *Springer*, 2001.

- [51] N. Akai, S. Hoshino, K. Inoue, and K. Ozaki: “Monte Carlo localization using magnetic sensor and LIDAR for real world navigation,” *IEEE/SICE International Symposium on System Integration*, pp. 682-687, 2013.
- [52] F. Zampella, M. Khider, P. Robertson, and A. Jimenez: “Unscented Kalman filter and magnetic angular rate update (MARU) for an improved pedestrian dead-reckoning,” *IEEE/ION Position Location and Navigation Symposium*, pp. 129-139, 2012.
- [53] L.C. Bento, U. Nunes, F. Moita, and A. Surrecio: “Sensor fusion for precise autonomous vehicle navigation in outdoor semi-structured environments,” *IEEE Intelligent Transportation Systems*, pp. 245-250, 2005.
- [54] 篠原正俊, S.A. Rahok, 井上一道, 尾崎功一: “磁気センサと LIDAR を用いた自己位置推定法の開発”, 計測自動制御学会論文集, vol. 49, no. 8, pp. 795-801, 2013.
- [55] N. Akai, K. Yamauchi, K. Inoue, Y. Kakigi, Y. Abe, and K. Ozaki: “Development of mobile robot ‘SARA’ that completed mission in real world robot challenge 2014,” *Journal of Robotics and Mechatronics*, vol. 27, no. 4, pp. 327-336, 2015.
- [56] 油田信一, 水川真, 橋本秀紀: “つくばチャレンジのねらいと成果”, 計測と制御, vol. 49, no. 9, pp. 572-578, 2010.
- [57] K. Nagatani, A. Kushleyeva, and D.D. Leea: “Sensor information processing in robot competitions and real world robotic challenges,” *Advanced Robotics*, vol. 26, no. 14, pp. 1539-1554, 2012.
- [58] N. Akai, K. Inoue, and K. Ozaki: “Autonomous navigation based on magnetic and geometric landmarks on environmental structure in real world,” *Journal of Robotics and Mechatronics*, vol. 26, no. 2, pp. 158-165, 2014.
- [59] 赤井直紀, 山内健司, 井上一道, 宇内隆太郎, 山本条太郎, 尾崎功一: “つくばチャレンジ 2013 の課題を題材とした実環境におけるタスク遂行ロボットの開発”, 計測自動制御学会論文集, vol. 51, no. 1, pp. 24-31, 2014.
- [60] K. Yamauchi, N. Akai, R. Unai, K. Inoue, and K. Ozaki: “Person detection method based on color layout in real world robot challenge 2013,” *Journal of robotics and mechatronics*, vol. 26, no. 2, pp. 151-157, 2014.

- [61] S. Lenser and M. Veloso: “Sensor resetting localization for poorly modelled mobile robots,” *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, vol. 2, pp. 1225-1232, 2000.
- [62] 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.
- [63] 井上一道, サム アン ラホック, 尾崎功一: “つくばチャレンジにおける移動ロボットの設計方針の提案と考察日本ロボット学会誌”, vol. 30, no. 3, pp. 234-244, 2012.
- [64] A. Kemppainen, J. Haverinen, I. Vallivaara, and J. Röning: “Near-optimal SLAM exploration in Gaussian processes.” *IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp. 7-13, 2010.
- [65] I. Vallivaara, J. Haverinen, A. Kemppainen, and J. Röning: “Simultaneous localization and mapping using ambient magnetic field,” *IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems*, pp. 14-19, 2010.
- [66] B. Ferris, D. Fox, and N. Lawrence: “WiFi-SLAM using Gaussian process latent variable models,” *International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp. 2480-2485, 2007.

謝 辞

本研究の遂行，および論文執筆を行うにあたり，終始多大なるご指導，ご助言をいただきました主任指導教員である宇都宮大学の尾崎功一先生に心より感謝致します。尾崎先生には，学士4年の頃からご指導を頂き，研究に関してはもちろんのこと，その他多くのことをご教示していただきました。これらの多大なご指導を頂いたことに対して，改めて尾崎先生に感謝いたします。

斎藤裕先生からは，多大なご支援を頂きました。また，多くの励ましの言葉を頂き，自身が研究を行う理由等の重要な考えを教わりました。斎藤先生に感謝するとともに，頂いた支援・ご期待に報いることができるよう，今後一層の努力をいたします。

副指導教員である宇都宮大学の横田和隆先生，および星野智史先生からは，論文執筆と口頭試験を通じて，多くの有益なご指摘を頂きました。両先生からのご指摘により，改めて自身の研究を客観的に見ることができ，本論文をよりわかりやすく仕上げることができたと実感しております。両先生に感謝申し上げます。

本論文の審査には，芝浦工業大学の油田信一先生にもお願いし，大変有益なご意見・ご指摘を頂きました。特に油田先生からは，つくばチャレンジを通して様々なご助言を頂きました。本研究の成果の多くは，つくばチャレンジを通して得られた成果でありますので，改めて，油田先生に感謝いたします。

また本論文の審査は，宇都宮大学の高山善匡先生，および嶋脇聡先生をお願いいたしました。両先生から有益なご助言を頂いたことに，改めて感謝いたします。

著者は，2011年度から2015年度まで宇都宮大学計測・ロボット工学研究室に在籍し，移動ロボット研究グループに所属しながら研究を行ってきました。その間，多くの先輩方や同期，後輩達の力を借りて研究を行い，本論文の執筆を行うことができました。また，移動ロボット研究グループ以外の研究室のメンバーからも多くの支援を頂き，本研究を遂行することができました。改めて，計測・ロボット工学研究室のメンバーに感謝致します。

最後に，普段の生活を全面的に支えてくれた両親に感謝の意を示して結びと致します。