

未知環境におけるFast SLAMに基づいた大域的経路計画法

メタデータ	言語: jpn 出版者: 明治大学理工学部 公開日: 2012-06-23 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 齋藤, 哲平, 黒田, 洋 メールアドレス: 所属:
URL	http://hdl.handle.net/10291/13182

I-165 未知環境における Fast SLAM に基づいた大域的経路計画法

齋藤哲平・黒田洋司

FastSLAM based Global Path Planning Strategy in Unknown Environment

Tepei SAITOH^{*1} and Yoji KURODA^{*2}

[Received December 3, 2008; accepted January 22, 2009]

Abstract

This paper describes the efficient strategy of planning for autonomous mobile robot navigation using the information that is the probabilistic distribution solution of position and map acquired by solving the Simultaneous Localization and Mapping. In order to estimate good robot's position and map, we used a highly efficient variant of the grid based version of the FastSLAM algorithm. D* Lite algorithm for global path planning, which has the effective replanning at the partial cost field changed, was employed. Because the acquired map in the SLAM is also grid based which indicates the probabilistic existence of the obstacles in each grid, and SLAM's uncertain grid occupancy map is utilized to compute the cost field for path planning. In this research, it was proven that the mobile robot could carry out autonomous navigation in the outdoor field without any prior information. It was shown that the mobile robot reached the predefined goal with estimating good position and map simultaneously.

Key words: SLAM, Global Path Planning, Field Robotics

1. 緒言

近年、科学調査を目的とした未知環境において、ロボットによる探査等が期待されており、そのための自律移動ロボットの需要が高まってきている。例として、科学的に重要性の高い岩石の調査やサンプリングを行うなど、ロボットが自己判断で目的地点まで移動するタスクがあげられる。一般に、自律移動ロボットがこのタスクを達成するために必要な機能として以下の3つがある。それらは、自己位置推定、周辺地図構築、そして経路計画である。自己位置推定はロボットの位置、姿勢を推定する問題であり、地図構築は自身のセンサによって周辺の情報を獲得することである。経路計画はあらかじめ決められた方向や地点まで障害物のない安全なエリアを探索し経路を見つけることである。移動ロボットはこの3つのタスクを行った後、算出された経路を追従することで、自律移動を達成する。

しかし一般に、この過程の中にある経路計画には前提条件や制約がある。つまり、移動中常に自己位置推定と

地図構築が正確である必要があることである。しかし屋外や事前情報のない未知環境において、正確な推定を行うことは非常に困難である。

NASA の Mars Exploration Rovers (MERS) は上記の様な自律移動を火星の地表で行っているロボットである^{(1),(2)}。つまり、MERS は高精度な自己位置推定と地図構築が可能であり、それらに従って経路計画を行うことで自律移動を達成している⁽³⁾⁻⁽⁵⁾。

移動ロボットにおける地図構築は近年、Simultaneous Localization And Mapping (SLAM) 問題とされてきており、様々な研究がなされている⁽⁶⁾⁻⁽¹¹⁾。正確な地図を構築するためには正確な自己位置推定を必要とし、また高精度な自己位置推定には地図を必要とする。この2つの独立した相互関係がSLAM問題を複雑かつ困難にしている。近年、Murphy, Doucetらによって Rao-Blackwellized Particle Filter (RBPF) を効率的に利用したSLAMが提案されている^{(7),(8)}。この手法によって、高精度な自己位置と地図を推定することが可能となってきた。

また、このSLAMによって得られた高精度な地図を利用しながら、未知の領域を探索する統合的な手法が提

*1, *2 明治大学理工学部

案されている^{(12), (13)}。この探索手法は、まだ探索されていない領域を可能な限り早く探索するようにロボットの行動を選択するものや、ロボットの通る経路をなるべく閉経路になるよう行動を決定し、SLAMによって推定した地図の不確定さを減少させるものである。

ここで、現在いる地点から調査対象物のある目的地までロボットが自律移動する基本的なタスクを考える。このタスクにおいて、ロボットは必ずしも未知領域の探索を優先する行動や、閉経路になるよう行動を選択する必要はない。このタスクに必要なとされているのは、可能な限り短時間かつ安全にゴール地点へ到達することである。しかしここで、これらの過程を達成するには、高精度な自己位置と地図推定が必要不可欠となる。これらが満たされていない場合、正確なゴール地点へ到達することができない。また一方で、高精度な自己位置と地図の構築を可能にするSLAMは一般に計算速度が低いため、オンラインでの処理が困難である。これはSLAMを解く際に行う確率分布の計算量が膨大なものになるからである。これによって、ロボットの制御に必要な自己位置推定の更新速度が遅くなり、生成した経路への追従精度の低下を招くことになる。その結果、障害物と衝突するなどといった問題が発生する。

そこで本研究では自律移動ロボットにおいて、SLAMに基づいて、効率的に経路計画及び制御をリアルタイムに実行するための手法を提案する。SLAMの処理速度の問題によって引き起こされる状態推定速度の低下を補う方法を提案し、SLAMをオンラインで利用した自律移動システムを実現する。これにより、SLAMの最大の利点である高精度な自己位置推定と地図構築を利用した経路計画が可能となる。さらに、SLAMによって推定した障害物の存在確率を利用した経路計画手法を提案し、より安全な自律移動を実現する。

本研究の目標を、自律移動ロボットの基本的なタスクである、事前に決められたスタート地点からゴール地点まで自律移動することと設定する。自律移動に必要な高精度な自己位置と地図を構築するために、FastSLAMを改良し、占有格子地図の効率的な利用が可能であるGrid based FastSLAMを使用する⁽¹⁴⁾。ここで、占有格子地図とはロボットの周辺領域を2次元の格子状に表現したものである。各格子は占有確率を持ち、その格子内に障害物が存在する確率を示す。また経路計画にはA*のような格子地図探索型のアルゴリズムを利用する。経路計画における各場所のコストは、その場のロボットの通り難さを表す。従って、SLAMによって獲得した地図の持つ障害物の占有確率を経路計画法のコストとして利

用することを考える。また、長距離の自律移動の場合、地図が広大になり経路計画の計算時間が増大する。そこで、本研究ではD* Lite アルゴリズムを大域的経路計画法として利用する。D* LiteはD*を基にしたもので、地図が局所的に変化した場合に効率的な再経路計画を行うことが可能である^{(15), (16)}。ロボットの周辺を計測するセンサとして、レーザレンジファインダ(LRF)を利用する。

本研究では、屋外環境において移動ロボットに障害物等の事前情報を一切与えずに自律移動を行う。提案する手法によって、高精度な自己位置と地図を推定し、同時に経路計画による自律移動が実現可能であることを示す。また、SLAMの占有確率格子地図を利用する効率的な自律ナビゲーション法を示し、ロボットが正確かつ安全にゴール地点へたどり着くことを示す。

2. 占有格子地図に基づくSLAM

ロボットが、ある地点へ自律で移動を行うには、高精度な自己位置推定が必要である。これは正確な地図を構築する上でも重要である。図1に示すのは、直線の道100mを往復した際に構築した地図である。ロボットのスタート地点とゴール地点は同じ場所である。自己位置はジャイロとホイールオドメトリによる拡張カルマンフィルタ(EKF)によって推定している。図よりロボットが同じ地点に戻ってきた時点で地図が歪んでいるのが分かる。このように中距離の自律移動であったとしても、GPSの取れない場所において、EKFだけでは自己位置推定の精度が保てないことが分かる。

そこで本研究では、RBPFを効率的に利用したSLAMであるFastSLAMを利用する。さらにその中でも、占有格子地図の利用を可能としたGrid based FastSLAMを使用する⁽¹⁴⁾。これにより、図1とは異なりロボットは長距離を走行しても、自己位置と地図の精度を維持することが可能となる。このSLAMのRBPFで重要となる部分は、連続時間での事後分布である $p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{0:t-1})$ の地図 m 、ロボットの軌跡 $x_{1:t}$ を推定することである。この推定は、センサの観測値である $z_{1:t}$ とホイールオドメトリ $u_{0:t-1}$ によって計算される。また、RBPFによるSLAM問題は以下のように分解することができる。

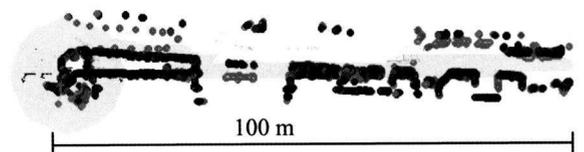


図1 カルマンフィルタによる自己位置推定と地図構築結果

$$p(x_{1:t}, m | z_{1:t}, u_{0:t-1}) = p(m | x_{1:t}, z_{1:t}) p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t-1}) \quad (1)$$

右辺第1項の $p(m | x_{1:t}, z_{1:t})$ はロボットの軌跡 $x_{1:t}$ とセンサの観測値 $z_{1:t}$ が分かれば、解析的に計算可能である。第2項目の事後分布である $p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t-1})$ はセンサ観測値 $z_{1:t}$ とオドメトリ $u_{0:t-1}$ よりパーティクルフィルタを用いて自己位置推定と同様に推定される。FastSLAM ではそれぞれのパーティクルが個々の地図を構築し、それぞれ、観測値とロボットの軌跡によって更新される。リサンプリングの過程では、各パーティクルの持つ地図と軌跡からセンサによって観測された値に対して計算された尤度 $p(z_{1:t} | m, x_{1:t})$ に対して、それぞれの Importance Weight が決定される。

また本アルゴリズムは、パーティクルフィルタの計算過程において、オドメトリより推定された予測値をスキャンマッチによって補正をかける。本研究で使用するロボットにも観測センサとして、ホイールオドメトリと、LRF を搭載している。ここで本研究では、長距離自律移動においてより高精度な SLAM を実現するために、観測センサとして LRF の他に yaw 方向のジャイロを搭載している。これを用いて、パーティクルフィルタの予測過程において、ジャイロによってより高精度の予測を行うものとした。つまり式 (1) の第2項目の事後分布である $p(x_{1:t} | z_{1:t}, u_{0:t-1})$ に対して、EKF を利用してロボットの軌跡を推定する。

3. 経路計画との統合

ロボットがある地点を調査するために、スタート地点からゴール地点へ自律移動することは、自律移動ロボットにおいて最も基本的なミッションの1つである。このとき、ロボットは可能な限り短い時間で安全に探索する必要がある。この時間の制限は、ロボットの活動時間の制約などによって発生する問題である。経路計画法はこの2つの要求を満たすことが可能であり、安全領域内の最短経路を算出する。一般に、経路計画法には障害物の位置が既知である必要があるなどの制約がある。また、ロボットが自律移動している間は、自己位置推定の精度が維持されている必要がある。しかし、屋外未知環境でこれらを満たすことは困難であり、通常、ロボットに探索をさせる場合、未知環境であることがほとんどである。また前章でも述べたが、自己位置推定の精度は走行距離に比例して、その誤差は蓄積されていく。目標となるゴールがスタート地点より相対座標で与えられている場合、自己位置の精度が低下しているため、正確なゴールの座標へ到達することは困難となる。

長距離走行において、この誤差の蓄積を減少させるた

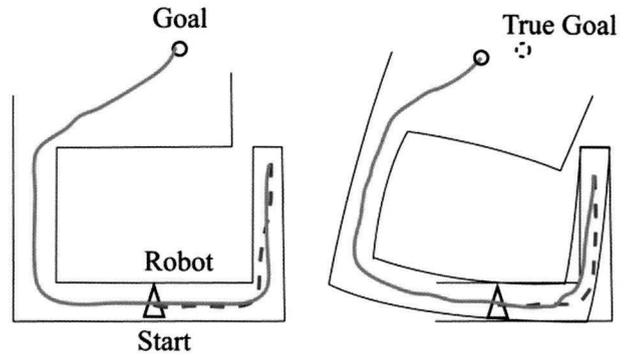


図2 SLAM による自己位置推定の補正がある場合の経路計画に生じる誤差の低減

めに、本研究では前章で説明した FastSLAM を利用する。この Grid based FastSLAM は2次元の地図のスキャンマッチによって、オドメトリに補正をかけるため、誤差の蓄積が小さい。また、一度通った箇所を再びロボットが通ることで、地図と自己位置に補正がかかり、長距離走行しても精度を維持できる。これは、最初に探索したルートが行き止まりであった際に、ロボットが通った場所を再び通過し、新たに探索を開始する場合などに有効である。図2に以上のことを示す。スタートと地点に対して相対座標でゴール地点を設定し、ロボットは事前情報を持たないものとする。赤い破線は1回目の経路計画によってゴールに近いほうへ引かれたパスである。2本目の青い実線は、ロボットが1回目の経路である右の道へ入り込み、行き止まりであると判断した後に探索し直したパスである。右図において、この2本目のパスに従って走行し、ゴールしたロボットの座標は、最初に設定したゴールの地点とは異なった場所をゴールと判断することになる。これは、自己位置推定の誤差が蓄積したことで、ゴールの座標を正しく認識できなくなるためである。一方で、左図はSLAMによって自己位置と地図を推定した場合を表している。1本目の経路で通行不可能と判断し、一度通った場所を経由してゴールへ向かうため、SLAMによって自己位置と地図に補正がかかる。結果、自己位置の精度を維持することができるため、与えられた正確なゴールの場所へと到達可能となる。

3.1 地図構築

本研究では、ロボット周辺の障害物の検知に LRF を用い、取得した情報を2次元の格子状の地図に変換する。これは、SLAM においても環境状態を簡易に表現することが可能であり、計算も容易なためである。また、各格子は障害物の占有確率を有している。つまり、障害物によって危険な領域は高い占有確率を示し、安全で通行可能な領域は低い値を示す。さらにこの占有確率格子地図は LRF の計測ノイズの影響をほとんど受けないという

利点もある。これは、あらかじめセンサノイズモデルが占有格子地図に組み込まれているからである。

本研究では、この占有確率を経路計画のコストとして導入することを提案する。これは占有確率が経路計画に必要な地図のコストと同様な表現方法となっているからである。これによって、SLAMで構築した地図をそのまま経路計画へ利用することができ、計算コストを必要としない。また、上記した様に、経路計画において計測ノイズの影響を受けにくいという利点も挙げられる。本研究では、経路計画のコストは以下のように与えられる。

$$c_i = p(m_i) \quad (2)$$

c_i は格子 i におけるコストであり、 $p(m_i)$ は地図 m における格子 i の占有確率である。このようにして得られたコストマップから、経路計画法によってロボットの現在位置からゴールまでコストが最小になるようにパスが生成される。

3.2 経路計画

自律移動ロボットがゴールへ到達するための典型的なナビゲーション法として、障害物回避アルゴリズムが挙げられる。しかし、障害物回避アルゴリズムだけでは、障害物が密集した場所において、ゴールへ到達できない可能性がある。これはロボットが障害物を回避しながらゴールの方向へ向かうようにつつ、ゴールまでの距離が短くなるように動作が決定されるため、障害物の密集した地帯を一旦抜けて、別の経路を走行するという行動選択ができないためである。結果として、ロボットはゴールへ到達できず、その場で停止してしまうことになる。

このような状況に陥らないために、大域的経路計画法を本研究では使用する。大域的経路計画は、現在の位置からゴールまでの全領域を探索し経路を生成する。これによって、上記のような問題は避けることができる。しかし、周辺環境は常に部分的のみ観測でき、全環境の障害物の情報は得られない。よって、経路計画は常に未知の領域を通行可能として現在位置からゴールまでの最短経路を生成することとなる。また、未知領域を新たに観測し再びゴールまでパスを生成するか、ロボットがゴールに到達するまで繰り返し経路は生成される。つまり、ロボットはゴール地点までの未知領域を含む全ての領域における最短経路を常に計算することになる。これはゴール地点が長距離に設定されている場合、計算コストが増大する。ここで、ロボットが観測してコストが変化した一部の領域のみパスの再計算し、ゴールまでのパスを生成する経路計画を利用することで、構築する地図が増大しても計算コストを小さく一定に保つことが可能になる。つまり、変化していない領域に引いたパスを保持

し再利用することになる。つまり、リプランニングの機能が必要不可欠である。

そこで本研究では上記の要求を満たす経路計画法として、D* Lite アルゴリズムを採用した。これは D* を基にしたアルゴリズムであり、格子地図探索型の経路計画法である。このアルゴリズムの利点として、コストフィールドが部分的に変化した際のリプランニングの効率が高いという利点がある^{(15), (16)}。

3.3 コストの更新と経路の再探索

本節では FastSLAM で推定した自己位置と地図を利用して D* Lite を用いて効率的に経路計画を行う方法について提案する。ロボットの初期状態と、ゴールが設定された後、地図が初期化される。ロボットが自律移動を開始し、SLAM によって位置と地図の推定を行った後、コストフィールドのこれらの情報を反映させる。このとき、使用するロボットの状態量と地図は次式によって決定される。

$$(x_p, m) = \underset{x, m}{\operatorname{argmax}} p(x_{1:p}, m | z_{1:p}, u_{0:p-1}) \quad (3)$$

初期値は安全で通行可能である障害物のない確率と、障害物が存在し通行不可能な値の中間値に設定する。コストフィールドも同様である。これによって、図3の左図に示すような、ロボットが観測した領域内において、障害物の後ろなど、センサで観測できない部分の領域のコストを安全領域より高くすることができる。ここで、図の色の濃い部分はコストが高いことを示している。そのため、未知領域を避ける経路を生成することができ、より安全な自律移動が可能となる。図3の右図は中央の障害物が、図の全領域を観測した後に現れた場合のパスを示している。左図とは異なり、障害物の後ろを回りこむようなパスを引いていることが分かる。また、図4に提案した手法によって地図と自己位置を推定した結果を利用して、パスを生成した例を示す。左図のような環境において実験し、ロボットを移動させて地図を構築した。パスの左側がロボットの現在位置であり、右側が設定したゴールである。右図に示すように、ロボット周辺の柱や

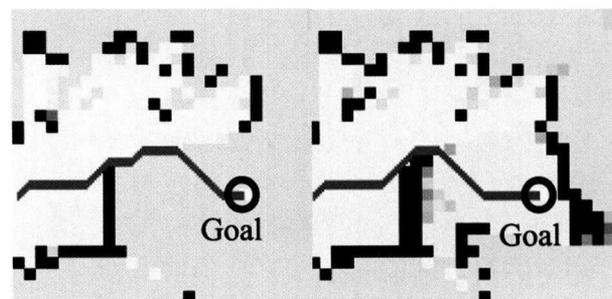


図3 オクルージョン発生時における占有確率に基づく経路生成

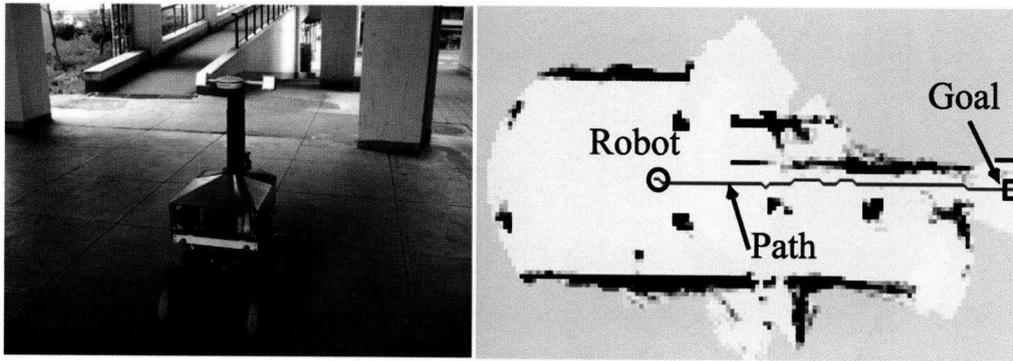


図4 FastSLAMに基づく経路生成

壁が確認できる。

図4のように、障害物と安全な領域を分けたのみの地図をそのままコストフィールドにした場合、ロボットは障害物に接触してしまう恐れがある。これは、経路計画においてロボットを点として扱っているためである。本研究では、ロボットの大きさを考慮した分を障害物の領域を膨張させ拡張する。この拡張した障害物を回避するように経路を生成することで、ロボットは障害物に対して余裕をもった距離で回避することが可能となる。

3.4 状態量の補間

通常、SLAMの計算量はEKFなどに比べ大きいことが知られている。生成するパーティクルの数に計算時間は比例するが、本研究ではパーティクルを20個とした場合、およそ1回の推定に1sかかる。一方で、生成したパスを正確に追従するために本研究では、パスに対してPD制御を使用している。この際、ロボットの状態量をフィードバックして追従制御を行う必要があるが、SLAMで推定した状態量の更新速度が1sと低速なため、正確な追従制御が行えず、障害物に衝突することになる。そこで、制御に必要な状態量の更新速度を獲得するために、SLAMで推定した状態量に対しEKFによって推定した状態量を利用して補間する。補間点の状態量の更新方法にはオドメトリ動作モデルを使用する⁽¹⁴⁾。時刻 $t+\tau$ 時の状態量の補間点は以下のように表せる。

$$x_{t+\tau} = \underset{x}{\operatorname{argmax}} p(x_{t+\tau} | m_{1:t}, u_{0:t-1}) \oplus \Delta x_{t+\tau}^{EKF} \quad (0 < \tau < \Delta t) \quad (4)$$

右辺第1項は時刻 t にFastSLAMによって推定した状態量であり、第2項はジャイロとホイールオドメトリを用いてEKFによって推定した t 時から $t+\tau$ 時における2点間の状態量から推定した移動量である。 Δt はSLAMの更新速度を表している。本研究ではこの補間点の更新速度を100msとした。

4. 自律移動実験

提案した手法によって自律移動実験を行い、本手法

の有効性を検証した。本実験で使用した自律ロボットを図5に示す。図5は本研究室で開発した移動ロボット開発プラットフォーム INFANT (Integrated Foundation for Advanced Navigation Technology) である。本実験は、大学構内に6箇所のWaypointを設置し、その点を経路計画のゴールとして順番に自律移動で経由していくものである。使用したセンサはLRF、ホイールオドメトリ、ジャイロである。LRFの計測範囲を10mとし、範囲を前方180度とした。FastSLAMに使用したパーティクルの数は20、地図の格子サイズを0.3mとした。使用したPCはIntelR Core2Duo 2.0GHz, RAM2GBである。平均走行速度は0.2m/sである。

図6はロボットがSLAMによって生成した地図を式(2)によって変換したコストフィールドと、それに基づいて計算したパスを示している。色の濃い部分はコストが高いことを示しており、薄い部分が安全な領域である。白い領域は一度も観測されていない領域であるが、コストは中間値に設定されている。Waypointは左回りに建物を一周するように配置されており、最終的にスタート地点へ戻るようにした。図6より、最終的な地図が歪む



図5 実験に使用した移動ロボット開発プラットフォーム

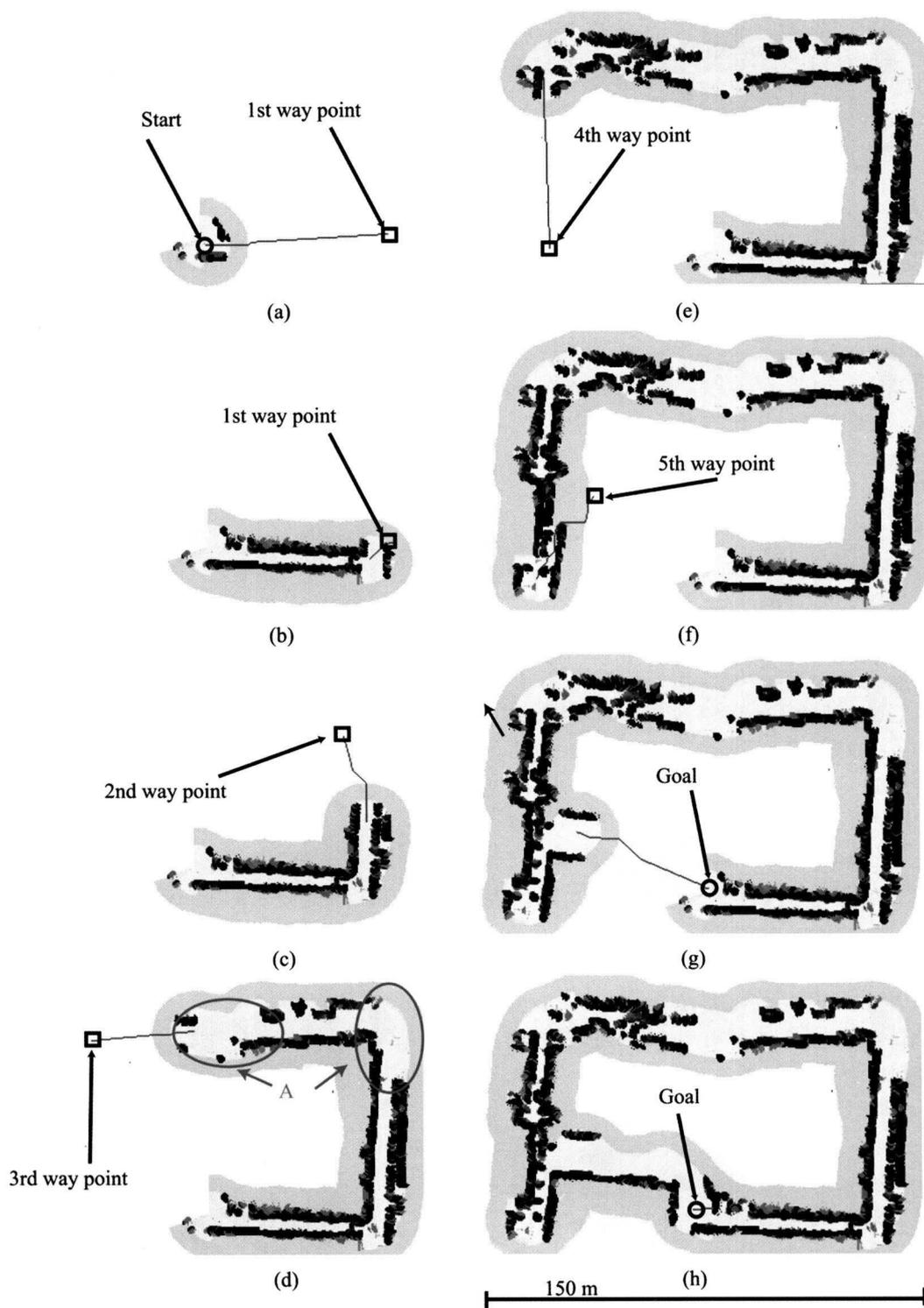


図6 提案手法による自律移動実験によって構築した地図と生成した経路

ことなく、原点へ戻ってきていることが分かる。これは SLAM によって自己位置推定と地図構築の精度を、自律移動をしている間、維持し続けることができたことを示しており、提案した手法によって、長距離自律移動において、ゴール地点の座標を見失わずに自律移動できたことを示している。また、通路の中央等に障害物が存在している個所が複数個所見られる。これは、歩行者によりコストが上昇した場所である。移動障害物である人を回避した後、LRF の範囲外のコストを更新していないため、地図上にコストが残っている。さらに、図中の領域 A のように、壁等の取得量が少ない場所が存在している。SLAM では、このような障害物が疎な場所において推定精度を低下させることになり、地図が歪むことになる。しかし本研究では、SLAM にジャイロによる EKF を組み込んであるため、短距離であれば LRF によってデータが取得できない領域でも推定精度をほとんど低下させることがない。結果、最終的なゴールであるスタート地点と同じ場所へ到達することができたといえる。以上のことから、SLAM を利用した自己位置推定と地図によって経路計画が実現でき、それにより自律移動が可能であることが言え、本研究で提案した手法の有効性を示したと言える。

5. 結語

本研究では、自律移動ロボットにおける SLAM に基づいて経路計画法を行う効率的な自律移動システムを提案した。屋外環境において、障害物等の事前情報を一切与えず、移動ロボットによる自律移動を行った。ゴールを設定した複数の地点を順次目標として自律移動ロボットが移動し、その間、SLAM によって高精度な自己位置と地図を同時に推定することで経路計画法を実現可能にした。提案する SLAM を利用した効率的な自律ナビゲーションによって、正確なゴール地点へたどり着くことが可能であり、本手法が有効であることを示した。

参考文献

- (1) C. Leger, et al, "Mars Exploration Rover Surface Operations: Driving Spirit at Gusev Crater". 2005 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Waikoloa, HI, Oct. 2005, pp. 1815-1822.
- (2) J.Biesiadecki, et al, "Mars Exploration Rover Surface Operations: Driving Opportunity at MeridianiPlanum". 2005 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Waikoloa, HI, Oct. 2005, pp. 1823-1830.
- (3) M.Maimone, Y. Cheng and L.Matthies, "Two Years of Visual Odometry on the Mars Exploration rovers," Journal of Field Robotics, vol.24, no.3, pp.169-186, 2007.
- (4) Biesiadecki, J. J., and M. W.Maimone, 2005. "The Mars Exploration Rover Surface Mobility Flight Software: Driving Ambition", IEEE Aerospace Conference, Big Sky, Montana, USA, Vol. 5, March 2005.
- (5) J.Carsten, A. Rankin, D. Ferguson and A.Stentz, "Global Path Planning On-board the Mars Exploration Rovers", in Proc. of the IEEE Aerospace Conference, 2007.
- (6) A.Eliazar, R. Parr, DP-SLAM: Fast, robust simultaneous localization and mapping without predetermined landmarks, in: Proc. of the Int. Conf. on Artificial Intelligence, IJCAI, Acapulco, Mexico, 2003, pp. 1135-1142.
- (7) K. Murphy, Bayesian map learning in dynamic environments, in: Proc. of the Conf. on Neural Information Processing Systems, NIPS, Denver, CO, USA, 1999, pp. 1015-1021.
- (8) A.Doucet, J. de Freitas, K. Murphy, S.Russel,Rao-Blackwellized particle filtering for dynamic Bayesian networks, in: Proc. of the Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence, UAI, Stanford, CA, USA, 2000, pp. 176-183.
- (9) G.Grisetti, C.Stachniss, W.Burgard, Improving grid-based slam with Rao-Blackwellized particle filters by adaptive proposals and selective resampling, in: Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics & Automation, ICRA, Barcelona, Spain, 2005, pp. 2443-2448.
- (10) M.Montemerlo, S.Thrun, D.Koller, B.Wegbreit, FastSLAM: A factored solution to simultaneous localization and mapping, in: Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence, AAAI, Edmonton, Canada, 2002, pp. 593-598.
- (11) M.Montemerlo, S.T.D.Koller, B.Wegbreit, FastSLAM 2.0: An improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges, in: Proc. of the Int. Conf. on Artificial Intelligence, IJCAI, Acapulco, Mexico, 2003, pp. 1151-1156.

- (12) C.Stachniss, D.Hahnel, and W.Burgard. "Exploration with active loop closing for FastSLAM". In Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS.), 2004.
- (13) G.Grisetti, G.Tipaldi, C.Stachniss, W.Burgard, and D.Nardi, "Fast and accurate slam with Rao-Blackwellized particle filters ", Robot.Auton. Syst., vol.55, no.1, pp.30-38, 2007.
- (14) D.Hahnel, W.Burgard, D. Fox, S.Thrun, An efficient FastSLAM algorithm for generating maps of large-scale cyclic environments from laser range measurements, in: Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, IROS, Las Vegas, NV, USA, 2003, pp. 206-211.
- (15) Stentz, A., "The focussed D* algorithm for real-time replanning", In Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.1652-1659, 1995.
- (16) Koenig, S. and Likhachev, M., "D* Lite ", In Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence (AAAI), pp.476-483, 2003.