未知環境における移動ロボット群の経路学習*

平野 智一^{*1}, 太田 順^{*2}, 井上 康介^{*1}
倉林 大輔^{*3}, 新井 民夫^{*2}

Path Learning by Robot Group in Unknown Environment

Tomokazu HIRANO, Jun OTA^{*4}, Kousuke INOUE,
Daisuke KURABAYASHI and Tamio ARAI^{*4} The University of Tokyo, Graduate School of Engineering,
Hongo 7-3-1, Bunkyo-ku Tokyo, 113-8656 Japan

Path planning algorithm in unknown environments by multiple mobile robots is proposed in this paper. The algorithm is based on the combination of Learned Visibility Graph and Learning Real Time A*. It aims to find the shortest path that connects two known points efficiently. To avoid collisions between robots, we proposed "handing" method. Effectiveness of the proposed method is shown by simulations and experiments.

Key Words: Moving Robot, Dynamic Programming, Learning

1. は じ め に

近い将来、移動ロボットがオフィスや家庭で使われることが期待されているが、現状ではさまざまな課題を含んでいるのも事実である。その一つとして、未知環境における経路生成の問題がある。本論文では、その問題において基本的と考えられる2点間を往復する経路生成および学習を複数台の移動ロボット(以下移動ロボット群と呼ぶ)により効率よく行うことを目的とする。この問題は、餌あさり作業⁽¹⁾、多数物体の搬送作業⁽²⁾⁽³⁾などのさまざまな作業の要素機能として重要である。

上記の目的を達成するためには、次の三つのことが重要であると考えられる。

(1) 移動の過程で獲得した環境情報を基に環境の構造を表現するグラフを生成し、その上でのグラフ探索を行うことで経路を生成する。

(2) 獲得する環境情報は、移動とともに増加することが見込まれるので、グラフの更新および適切な経

路の学習を行う。

(3) 環境情報の獲得および経路学習を、移動ロボット群によって分担・協調して行う。

(1)に関しては、Fouxら⁽⁴⁾やPetrovら⁽⁵⁾の研究がある。Fouxらは、移動の過程で得られた情報を基にLearned Visibility Graphを生成しグラフ探索を行って経路を生成している。また、Petrovらも、移動によって得た情報を基に、LT-Graphというグラフを作り、グラフ探索を行うことで経路を生成している。これらの研究は、1台のロボットを対象としたものであり、移動ロボット群間での協調について考察していない。(2)については、石田ら⁽⁶⁾の実時間探索手法などが存在する。(3)に関しては、北村ら⁽⁷⁾が、複数のエージェントがグラフ探索を行うアルゴリズムを提案している。また、グラフの生成とグラフ探索を一定期間ごとに繰り返す実時間探索手法を提案し、その収束性を議論している。しかしながらこの研究では、グラフ生成が容易な構造化された環境における抽象化されたエージェント群の行動を対象としており、実体を有し二次元空間を自由に走行する群ロボットの、相互干渉回避の問題や自律的グラフ生成の問題を扱っていない。太田ら⁽⁸⁾は、移動ロボット群による経路学習問題をLearned Visibility Graphを用いて解いているが、

* 原稿受付 1998年11月16日。

^{*1} 東京大学大学院 (〒113-8656 東京都文京区本郷7-3-1)。^{*2} 正員, 東京大学大学院工学系研究科。^{*3} 理化学研究所 (〒351-0198 和光市広沢2-1)。

E-mail: ota@prince.pe.u-tokyo.ac.jp

解いているが、ロボット間の協調探索は行っていない。

そこで本論文では、移動ロボット群により未知環境における2点間を結ぶ最短経路を短時間に導出する経路学習アルゴリズムの提案を目指す。

そのために、本論文では以下の問題を解決する。

- ロボット間の干渉により効率が低下する問題。
 - ロボット間の環境探索の分担を効率よく行う問題。
- ロボット間の干渉については、「一時停止」と、「受け渡し」手法を組合せた手法を提案している。この手法により、ロボット間回避が容易になり、干渉による効率の低下を緩和している。ロボット間の分担に関しては、Korf⁽⁹⁾の Learning Real Time A* を用いることで、ロボットの未知領域への障害物探索を促し、効率よく協調する手法を提案する。提案手法の有効性を検証するためシミュレーションを行う。また、実験による実験も行う。

本論文では、以下のような仮定をおく。

- ロボット
 - ・ 自己位置同定機能を有する。
 - ・ 自分自身の周囲に配置された接触センサにより障害物との接触の有無、接触時にはロボットのどの部分が接触したかが認識できる。
- 環境
 - ・ 多角形障害物から構成される未知静的な環境とする。

2. 動作計画手法の提案

2.1 単体ロボットの動作計画手法の概要 最初に単体ロボットに対するフローチャートを図1に示す。これは、ロボットが計画経路上を進む行程・グラフの更新とグラフ探索を行い経路を更新する行程の二つに分けられる。

計画経路上を進んでいて障害物を発見したら、グラフを更新し、サブゴール(後述)に到達したらグラフ探索を行う。

グラフ生成には、ロードマップ法的一种である Learned Visibility Graph 法を用いる。その上で、各リンクのコストをそのユークリッド距離で評価し、ダイクストラの方法を用いて目的地までのグラフ探索を行い経路を決定する。この一連のグラフの更新・グラフの探索・経路の生成を繰り返すことで経路が改善される。この手続きを、最短経路で導出されるまで繰り返す。

次にグラフの生成法・探索法について2.2節、2.3節で説明する。

Fig. 1 Flowchart of the single robot algorithm

Fig. 2 Two cases of graph updating

2.2 グラフの生成と更新 Learned Visibility Graph は、障害物を発見したときに生成・更新される。ロボットは接触センサを通じて近傍の障害物しか発見できないので、障害物の発見は、大きく分けて次の二つの場合に分けることができる(図2)。図2(a)は、新規に障害物を発見した場合であり、図2(b)は、図2(a)で発見した後に障害物の壁を沿うことで障害物を認識していく場合である。

図2(a)では、ロボットは障害物を発見したときに、両脇に四つのサブゴールを作る。サブゴールの位置を図3に示す。

ロボットは、認識した障害物(図における太線)に対して図3に示す位置に4つ設置する。その上で、すべてのサブゴールとスタート・ゴールをノードとする Learned Visibility Graph が生成または更新される。

図3(b)では、後述の評価関数によって決定されるロボットの進行方向前方に位置する二つのサブゴールを動かしつつ、そのサブゴールに向かって進むことで、

Fig. 3 Position of subgoals

Fig. 4 Graph search

グラフの更新・グラフ探索・経路の更新が行われる。その結果、移動経路近傍の障害物の辺が連続的に検出され、障害物の頂点に到達する。頂点を認識した時点でサブゴールが固定される。

2.3 グラフ探索 障害物が発見されたときやサブゴール到着時にグラフ探索が行われ、経路が更新される。基本的なグラフ探索手法として A* を用いる。具体的に、図 4 のグラフが生成されていると仮定して、グラフ探索の手法を示す。

図 4 は、ロボットがスタートから A1, B1, B2, C1, D1 を通ってゴールに到達した時点におけるサブゴール、それらを結んでできるグラフを示している。グラフの各サブゴールを結ぶリンクとして、2 種類定義する。

- ・既知リンク：ロボットが実際に移動したリンク（図 4 において実線で表す）。
- ・未知リンク：ロボットが、移動していないリンク（図 4 において破線で表す）。

個々のリンクの評価は、既知リンク、未知リンクともに 2 点間のユークリッド距離を用いる。ただし、未知リンクについては、リンク上に障害物が存在する可能性があるため、推定値である。

また経路選択に関して、経路は、ゴールまでの経由するサブゴールの列として与える。その評価は、このサブゴール列を接続するリンクの評価値の和で与える。そのためゴールまでのある経路 i の評価式は、既

知リンクで構成されるリンクの評価値と未知リンクで構成されるリンクの評価値の総和となる [式 (1)]。

$$f_i(a) = g(a) + \hat{h}(a) \quad \dots\dots\dots (1)$$

$f_i(a)$ ：サブゴール a における経路 i の評価値

$g(a)$ ：既知リンク群の評価値

$\hat{h}(a)$ ：未知リンク群の推定評価値

この評価式を、目的地までのすべての経路について求め、その評価値を最小にする経路に沿って、サブゴール a における経路が決定される。最小値導出には、ダイクストラのアルゴリズムを用いる。

一度スタートからゴールへ向かい、次にゴールからスタートへ戻る場合を想定する。このとき、ロボットがゴールからスタートへ戻る最短経路は、サブゴール D1 のみを經由する経路となる。そのときの評価値は、 $L(A, B)$ を、 A, B 間のユークリッド距離として、式 (2) のように求まる。

$$g(a) = L(\text{Goal}, D1) \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$\hat{h}(a) = L(D1, \text{Start})$$

この経路は、他のあらゆる経路の評価値より小さい値となっている。結果的に、図 4 の場合、ロボットはサブゴール D1 に向かって進む。

2.4 提案アルゴリズムの収束性 提案アルゴリズムの最短経路への収束性を以下に示す。本手法が準拠している Learning Real Time A* の推定コストが正しい値に収束する条件は文献 (7) より、

- ① 有限問題空間であること。
- ② 動作コストが正であること。
- ③ 推定評価関数が適格であること。
- ④ 初期推定コストが有限であること。
- ⑤ 目的状態がすべての状態から到達可能であること。

である。これを本論文の条件に照らし合せて考える。

①に関しては、スタートとゴールは既知で、有限の障害物を想定しているため満たされる。②に関しては、ロボットの移動コストは正と考えられる。③に関しては、未知リンクに対する推定コストとして二点間のユークリッド距離を採用することで、推定リンク長は、障害物などが存在するときの実際の距離以下であることが保証される。④に関しては、初期推定コストをスタートからゴールまでのユークリッド距離と考えることができるため満たされる。⑤に関しても、障害物が散在するような環境を想定しているため、満たされる。

このように、五つの条件を満たすので、本アルゴリズムを適用した場合推定コストが正しい値に収束することが示された。このことは、経路が最短経路に収束

また、ロボット自身は、計画経路が既知リンクの和集合のみで構成されたときに最短経路に収束したと認識できる。

2・5 単体ロボットに対するアルゴリズムの応用例

単体のロボットによるグラフの更新の例を図5を用いて解説する。図5において、基本的な作業環境として一つの未知障害物が存在する環境を想定し、スタートからゴールまでの最短経路を導出するまでの過程を示す。その過程において、作業環境(障害物情報)は、ロボットの移動とともに認識され、グラフ化される。そのため、障害物には、ロボットが近傍を移動したかどうかによって、認識されている領域と、そうでない領域が存在する。その二つの障害物を区別するため、図5において、認識された障害物を太線、そうでないものを細線で表している。(a)から(f)までの各状態は、初期状態から最短経路に収束するまでの過程を時系列的に表したものである。以下に各状態について解説する。

(a) ロボットはゴール方向に直進し、途中で未知障害物を発見し、ロボットが認識した障害物の四角にサブゴールを生成する。次にサブゴール間を結んだ2本の未知リンクからなるグラフを生成し、グラフ探索により、上方の経路が選択される。

(b) ロボットは、選択した方向(図5で上)のサブゴールを動かしながら、障害物に沿って移動する。障害物の頂点を認識したら、サブゴールを固定し、ゴールまでの経路を再計画する。ここでは、ゴールまでの直線経路が計画され、ゴールに到着する。

(c) ゴールに着いた時点で、その時点までに得られた情報を基に、グラフの更新・経路生成を行い、下側を通る経路が計画される。このとき、ロボットはその経路が未知リンクであることは認識しているが、その経路上に障害物が存在することは認識していない。実際に移動することによって、障害物を発見し、ロボットは再び認識した障害物の四角にサブゴールをつくり、グラフを作って、グラフ探索・経路生成を行う。

(d) グラフ探索によって、障害物の上側を通る経路が生成される。ロボットはスタート地点まで移動する。

(e) スタートに戻ったロボットは、経路を計画し障害物の下側を通過してゴールに到達する。

(f) ゴールに着いた時点においては、このグラフが生成されている。このグラフを用いてグラフ探索を行うと、障害物の下の経路が選択される。この経路は既知リンクのみで構成されており、最短経路である。この時点で、目的を達成し、経路の更新は終了する。

Fig. 5 Learned visibility graph

このように本手法は、グラフ更新とグラフ探索を繰返す実時間探索を行うことで、環境の一部が既知である環境において効率よく経路を生成できる。また、ロボットの障害物探索が重複していない。さらに、図5(f)で、障害物の右下がロボットにより認識されていないことから、障害物全体を探索せず、最短経路を導出できていることがわかる。

2・6 複数台のロボットへの拡張 2・5節までのアルゴリズムを複数台のロボットに拡張したアルゴリズムのフローチャートを図6に示す。複数台に拡張するにあたっては、新たに、(1)ロボット間における情報通信、(2)ロボット間回避の問題を解決する。

(1) ロボット間の通信

各ロボット間の情報の通信は、各ロボット内部に保有するグラフ(内部グラフ)以外にロボット群の外部に共有メモリを設けて共有グラフを構築し、各ロボットが参照することで行う。サブゴール到着時には、共有グラフを参照して内部グラフを更新した上で、内部グラフを用いてグラフ探索を行う。これにより、あるロボットが探索した経路とは別の経路を他のロボットが探索しやすくなり、結果的にロボット間の探索の分担が行われる。

(2) ロボット間回避

ロボットの干渉は、ロボットが同一リンク上に存在しているかどうかによって、二つに分けられる(図7)。

図7の(a)は、同一リンク上の場合であり、(b)は異なるリンク上の場合である。同一リンク上の場合には役割交換手法を用い、異なるリンクの場合は一時停止

Fig. 6 Flowchart of multiple robot algorithm

Fig. 7 Avoidance between robots

Fig. 8 Handing between robots

手法を用いる。

(i) 同一リンク上での回避の場合

ロボット間の干渉チェックは、ロボット間の相対距離および相対姿勢から干渉危険性の有無を毎回計算することで行われる。おのおののロボットが正面衝突の危険性ありと判断したときに、ロボットは役割交換を行う(図8)。

図8において、(a)がロボット間での役割交換が行われる前、(b)がロボット間での役割交換が行われた後を示している。右図において、ロボット1は、Aか

Fig. 9 Avoidance in other link

Fig. 10 Avoidance of three robots

らBへの移動を計画し、ロボット2はBからAの移動を計画している。しかし、ロボット間の干渉が生じ、各ロボットは計画経路の交換を行う。すると、各ロボットはその場で180°回転しロボット1はAに向かって、ロボット2はBに向かって進み始める。こうすることで、実際にロボット間回避は行わないが、ロボットの系全体においては、回避が行われたのと同等の効果が得られる。

(ii) 異なるリンク上での回避法

各ロボットは、お互いの位置と姿勢の情報から、他のロボットとの干渉を予想する。図9は、2台のロボットがサブゴール近傍にて干渉を予想した状況を示している。図9におけるCritical Zoneは、ロボットの直径を元に、斜線部で表すことができる。各ロボットは、このゾーンに進入する前に、このゾーンにおける他のロボットの有無をチェックし、他のロボットが存在しない場合は、進入することができる。他のロボットが存在する場合は、そのロボットがこのゾーンから脱出するまでその場で一時停止するものとする。すなわち、このゾーンに進入する事ができる優先順位は、このゾーンの端に到着した順番となる。

図10において、3台のロボットによる回避例を示す。ロボット1は、C→B、ロボット2は、A→B、ロボット3はB→Aへの移動を計画している。Critical Zoneまでの距離は、ロボット1<ロボット2<ロボット3である。

図10(a)においてロボット1は、Critical Zoneに他のロボットがいないことを確認して進み、ロボット

3と役割交換を行う。ロボット2は、Critical Zoneの端で一時停止している。その結果、図10(b)のようにロボット1は、Aに向かい、ロボット3は、Bへ向かう。その後、ロボット1とロボット2で役割交換を行う。

このように、ロボットは役割交換を行うので、干渉回避は、点線の枠内で行うことが可能である。そのため、ロボット同士が実際に回避する場合に必要な回避スペースの存在を考慮せずに、系全体としては回避したのと同等の効果がより容易に得られる。また、Critical Zoneを設けて優先順位をつけることで、より多数台の問題も同様にして2台の問題に置き換えることが可能である。

3. シミュレーション

提案手法の有効性を検証するためシミュレーションを行った。シミュレーション条件を以下に示す。これらは、後述の実験で用いる実機ロボットに準拠している。

- ・目的：スタートとゴールを結ぶ最短経路を短時間で導出する。

- ・ロボット：

円形で半径 26 mm

移動速度は 8 mm/s.

センシングエリアは、半径 42 mm の円形。

情報交換の際は、停止および通信コストとして 20 ステップその場で停止する。これは、4章で行う実験システムでのスペックに基づいたものである。

ロボットは、20 ステップおきにスタートから順次出発する。

Fig. 11 Work space for simulation

- ・環境：スタート座標を(-600, 0), ゴール座標を(600, 0)とし、未知障害物が図11のように四つ存在する。

シミュレーション結果を図12に示す。図12は、4台のロボットによって障害物探索が協調されて行われるようすを時系列で表している。図12中番号1~4はそれぞれロボット番号を示している。画素の分解能は0.1としている。ロボットごとの探索の分担により最短経路を導出できていることがわかる。

次に探索終了時間とロボット台数の関係を図13に示す。ロボット台数が1台のときは、1058ステップで最短経路を、2台では571ステップで最短経路を発見した。3台以降は516ステップ、456ステップ、462ステップとなった。4台めまでは、台数に伴い最短経路をより短い時間で発見した。しかし5台めではロボット間の役割交換のコスト等によって最短経路を発見するために必要な時間が増大している。これより、環

Fig. 12 Result of cooperative searching

Fig. 13 Efficiency by multiple robots

境に応じて適切なロボット台数が存在することがわかる。

4. 実機実験

提案手法の実ロボットへの適用可能性を検証するため、実機実験を行った。実験条件は、以下のとおりである。

- ・スタート座標 $(-250, 0)$ ・ゴール座標 $(250, 0)$ (単位mm)の最短経路を導出する。
- ・ロボットは赤外線近接覚センサを八つ装備し、二つの駆動輪をもつ Khepera を 2 台使用。
- ・ロボットの初期位置は $(-250, 0)$, $(100, 0)$ 。
- ・未知障害物が一つ存在する環境。

実機適用時に問題となる①自己位置同定法、②ロボット間の通信法、③近接覚センサの誤差について議論する。

①に関しては、ロボットに LED を取付けて、それを作業環境上方に取付けた CCD カメラで観測することによって、自己位置同定を可能にした。画像ボード IMAP-VISION (NEC 製) を用いて 1 回の自己位置同定を約 50 ms で行った。

②に関しては、各ロボットを RS 232 C 経由でワークステーション (WS) に接続し、ロボット間通信は WS 上の共有メモリを用いて行った。

③に関しては、個々のセンサに対して複数回の平均をとって突発的な誤差値の影響をなくし、障害物に沿う際には、ロボットの側方に存在する三つのセンサの値を組合せる方法を採用した。これはセンサ誤差にロバストな方法である。角の認識は、センサ値の誤差により、障害物に沿った行動をとったときに得られるセンサ値のみでは困難であったため、以下の方策を採用した。これは、障害物に沿った走行中に角を検出した際に、その角を微小量回りこみ元に復帰する動作を組み込み、角を構成するもう一方の辺の傾きを求め、その 2 辺の交点から角の位置を算出することにより、検出精度を向上させるものである。また、ある閾値以下の距離に存在するサブゴールは統合した。このようにセンシング誤差が非常に大きなロボットでも、本手法が有効に機能することが本実験において示されている。又、より高精度で角認識ができるロボットの場合は、高信頼度の動作が可能となる。全体として、図 14 に示す装置を用いて実験を行った。

このようなシステムの下、実験を行い、図 15 に示す実験結果を得た。これは、天井カメラの計測結果であり、2 台のロボットの軌跡(図 15 中の実線と破線)を示している。

Fig. 14 Experimental device

(a) Time=0~30 s

(b) Time=30~60 s

(c) Time=60~120 s

Fig. 15 Experimental results

図 15(a)において、左側から出発したロボット 1 は、障害物を検知して下方を探索している。右側からのロボット 2 は、ロボット 1 の環境探索情報により障害物上方を探索する。その結果図 15(b)のように、ロボット 2 は、障害物の上方を周回している。ロボット 1 はゴールに到達し、ロボット 2 の観測結果をも統合して、より短いと推測される下方経路を探索している。最終的に 2 台とも障害物の下を通る最短経路に収束している [図 15(c)]。

このことは、ロボットの自己位置同定誤差、接触センサ誤差が存在する実験においても、シミュレーションと同様な結果が得られたことを示している。すなわち実機においても提案アルゴリズムが有効に動作することが確認された。また、ロボットの位置計測誤差、通信エラーに因るロボット間役割交換の失敗事例は存在しなかった。

6. お わ り に

本論文では、未知環境下での移動ロボット群の経路学習問題において Learning Real Time A* および Learned Visibility Graph を機軸にした経路生成を効率よく行う手法を提案した。ロボット間の回避法として役割交換を提案し、その有効性を検証した。シミュレーションと実機実験によりアルゴリズムの有効性を検証した。

研究を遂行するにあたり、さまざまな支援をいただいた日本電気(株)インキュベーションセンターに謝意を表す。

文 献

- (1) Drogoul, A. and Ferber, J., From Tom Thumb to the Dockers: Some Experiments with Foraging Robots, *From Animals and Animats 2* (1992), 451-459.
- (2) Fukuda, T., Ishihara, H. and Hiraoka, N., Deadlock Resolution in Distributed Autonomous Robotic System with Hand-to-Hand Motion, *Proc. 1996 IEEE Int. Conf. Robotics Automat.*, 3 (1996), 2049-2054.
- (3) 吉村裕司・太田順・井上康介・平野智一・倉林大輔・新井民夫, 群ロボットによる多数物体の繰返し搬送計画, 日本ロボット学会誌, **16**-4 (1998), 499-507.
- (4) Foux, G., Heymann, M. and Bruckstein, A., Two-Dimensional Robot Navigation Among Unknown Stationary Polygonal Obstacles, *IEEE Trans. Robotics Automat.*, **9**-1 (1991), 96-102.
- (5) Petrov, A. A. and Sirota, I. M., Path Planning by Intelligent Autonomous Robotic Vehicles with Growing World Models, *2nd IFAC Conf. Intelligent Autonomous Vehicles*, (1995), 56-61.
- (6) 石田亨・新保仁, 実時間探索における経路学習, 人工知能学会誌, **11**-3, (1996), 411-419.
- (7) 北村泰彦・寺西憲一・辰巳昭治, マルチエージェント実時間探索における組織化とその評価, 人工知能学会誌, **11**-3 (1996), 470-477.
- (8) Ota, J., Arai, T., Yoshimura, Y., Miyata, N., Yoshida, E., Kurabayashi, D. and Sasaki, J., Motion Planning of Multiple Mobile Robots by Combination of Learned Visibility Graph and Virtual Impedance, *Advanced Robotics*, **10**-6, (1996), 605-620.
- (9) Korf, R. E., Real-Time Heuristic Search, *Artif. Intell.*, **42**-2-3 (1990), 189-211.