

局所経路情報と歩行者流情報を用いた 移動ロボットナビゲーション手法*

熊原 渉**, 増山 岳人***, 田村 雄介†, 山下 淳††, 浅間 一††

Mobile Robot Navigation Based on Local Route Information and Pedestrians' Flow

Wataru KUMAHARA, Gakuto MASUYAMA, Yusuke TAMURA, Atsushi YAMASHITA and Hajime ASAMA

This paper proposes a new navigation method that makes a mobile robot move without map information. Past navigation methods need map information and the robot's self-location. If the robot has no information of map or mistakes localization, the navigation method cannot be used. To overcome this problem, we introduce a new concept "leading vector" that indicates about the direction of the destination (local route information). The robot can move smoothly by using the leading vector if the passage structure is not complicated. However, the robot may be in danger of collision in complicated environments only using the leading vector. Therefore, the proposed method uses pedestrians' flow information. The environmental information is enclosed by the pedestrians' flow information at second hand. The robot can reach its destination by utilizing the leading vector using the local route information and the pedestrians' flow information. In this paper, simulation experiment was conducted, and its results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: mobile robot navigation, potential method, path planning, pedestrian's flow

1. はじめに

近年、少子高齢化による労働力の減少・作業負荷の増大や、製品・サービスの質や生産性の更なる向上の必要性からロボット産業の需要が高まってきている。中でもサービス分野の市場規模は2035年に4.9兆円にもものぼると予想されている¹⁾。サービス分野において、介護ロボットや案内ロボットなどがヒトと共存するためにはロボットが自律的に移動することが必須であり、歩行者の移動軌跡のモデル化²⁾や、ロボットの自律的ナビゲーション手法の開発は重要である。ナビゲーションを行うにあたり、Levittらはナビゲーション問題を解くためには以下の3つの情報が必要であると主張している³⁾。

1. 現在地情報。
2. 目的地情報。
3. 目的地への経路情報。

移動ロボットの場合、現在地情報とはロボットの自己位置であり、目的地情報とはどの地点に目的地が存在するかを表している。そして目的地への経路情報はポテンシャル法⁴⁾やポテンシャル法の改良版である wave front potential method⁵⁾、ポロノイ図から経路計画を行う手法⁶⁾から算出される。これらの経路計画手法は主として静的な環境下で経路計画を行うため動的な環境において経路計画を行う場合には適していない。動的環境下での経路計画手法としてロボットや障害物の速度を考慮に入れることによりポテンシャル法を動的環境に対応可能とした Ger⁷⁾の手法や Huang⁸⁾の手法、Agirrebeitiaら⁹⁾の手法が挙げられる。経路計画手法を用いてナビゲーションを行うためには、自己位置推定と環境地図生成を同時に行う SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)¹⁰⁾ や GPS(Global Positioning System)

を用いて自己位置推定を行う必要があり、近年ではこれらの自己位置推定手法を用いた屋外における自動車の自動運転¹¹⁾や移動ロボットのナビゲーションを行う研究も数多く行われている¹²⁾。しかしながら、上記のナビゲーション手法は環境地図が構築可能な場合や、環境地図が既知でありロボット自身と障害物や目的地の位置関係が把握可能な場合のみナビゲーションが可能となる。すなわちロボットの現在地が不明の場合や環境地図が与えられておらず目的地が不明の場合、現在地・目的地共に不明の場合などの未知環境においてこれらの手法を用いることは困難である。

この問題に対して Franzら¹³⁾は1番目の現在地情報は必ずしも必要ではなく、3番目の目的地への経路情報が最も重要だと述べている。なお、2番目の目的地情報はどのような場合においてもロボットが目的地へ到達したかどうかの判定に使用されるため必要である。現在地情報を用いずに目的地までの経路情報を用いることによりナビゲーションを行っている先行研究を以下に示す。

Mataric¹⁴⁾の研究や Bachelder¹⁵⁾らの研究では交差点やどの通路が結合されているかといった情報が含まれているトポロジカルマップを用いてナビゲーションを行っている。トポロジカルマップを基にそれまでに通過してきたノードから文脈依存的に現在のノードがマップ上のどの位置なのかを判断してナビゲーションを行っていくものである。しかしながら、これらの研究ではトポロジカルマップが前もって与えられていないと現在のノードに位置しているかが理解できず、目的地までの経路を算出できない。

また、別の例として Bauerら¹⁶⁾の研究が挙げられる。この研究では、移動ロボットは局所的に障害物を避けるための局所的ナビゲーションやデータ収集のために SLAM を用いているものの、現在地から目的地へ向かうための大域的ナビゲーションでは歩行者に目的地へ向かうために進むべき経路を尋ね、その経

* 原稿受付 平成 24 年 09 月 06 日

** 学生会員 東京大学大学院 (東京都文京区本郷 7-3-1)

*** 東京大学大学院

† 中央大学 (東京都文京区春日 1-13-27)

†† 正 会 員 東京大学大学院

路へ沿って進んでいくことでナビゲーションを行っている。ここで注意されたいことはロボットが歩行者に目的地方向を尋ねる際、現在地情報を尋ねることはしておらず、ロボットは現在地情報が不明なままナビゲーションを行っていることである。しかしながらこの研究では大域的な現在地情報は必要としないものの、歩行者から指定された経路上のどこにロボットが存在するかという局所的な現在地情報を取得する必要がある。取得できない場合にはナビゲーションを行えなくなる可能性がある。そこで本研究では現在地情報を一切用いることなく、局所的な経路情報のみを用いてナビゲーションを行う手法を提案する。局所的な経路情報のことを本研究では局所経路情報と呼び、以下にその説明をする。

局所経路情報の例として図1のような駅構内の案内標識が挙げられる。この図から分かるように、局所経路情報には現在地からどの方向に移動すべきかといった局所的な情報しか含まれず、現在位置や目的地へ到る具体的な経路情報は含まれていない。本研究ではこのような局所経路情報が外部から得られる環境を想定する。

ここで局所経路情報を取得した際に考えられる問題として、実際に提示されている局所経路情報とロボットが取得した情報との間に誤差が生じた場合、曲線路などの局所経路情報の示す方向とは異なる方向へ通路が伸びている場合には適用困難となることが挙げられる。そこでこれらの問題を解消するために本研究では歩行者の情報を用いる。歩行者が存在する地点には壁などの障害物が存在せず、少なくとも歩行者の進む方向には通路が存在する。つまり通路に関する情報を歩行者の情報から間接的に取得することが可能となり、歩行者流情報に合わせて局所経路情報を更新していくことで情報取得時の誤差や通路形状の変化に対応可能となることが期待される。

これに対して仮にセンシングできる範囲内の通路情報から直接的に誤差を低減させ、通路形状変化に対応する場合について考えてみる。上記のような誤差や、通路形状などに起因する理想的な進行方向と局所経路情報との不一致に対処するためにはまずロボット周囲の環境地図情報を獲得しなくてはならない。しかしながら、ロボットの周囲が歩行者で混雑している場合には壁などの静的環境情報を取得できない場合があり、環境地図の構築が困難となる。そして混雑時に環境地図が取得できない限り直接的に誤差を低減させる処理や環境変化の把握ができない。これより、直接的に通路情報を取得することは困難であるため本研究では歩行者の情報から間接的に通路情報を取得することとする。

歩行者の情報を用いてナビゲーションを行っている研究の例を以下に挙げる。奥迫ら¹⁷⁾の研究では Laser Range Finder (LRF) を用いてロボット周囲の2次元平面のデータを取得し、その中から歩行者を同定し追従する手法を提案している。また、増山ら¹⁸⁾はデッドロックを回避するためのフィードバックをポテンシャル法に導入し、ナビゲーションを行う手法を提案している。これらの研究は特定の歩行者を追従するものであるが、オク

ルージョンを起し追従対象が長時間センシングできなくなった場合には対応できない、混雑した環境下では環境地図の取得が困難となりどこまで追従を続ければ良いかの判断が難しくなるなどの問題が挙げられる。

そこで本研究ではこれらの問題を解消するために特定の歩行者ではなく、複数の歩行者の位置、速度情報を統合し歩行者流としてとらえることとする。歩行者流情報は一人の歩行者には着目せず、センシング可能な範囲内の歩行者情報から取得する。したがって、混雑時においてオクルージョンが発生し、個々人全てを区別することが困難な場合にも歩行者流情報は取得可能となる。さらに複数の歩行者の情報を利用するため、上記の通路に関する情報を特定の歩行者から得た場合よりも信頼できる情報となることが期待される。

以上より本研究では、環境中から局所経路情報を取得し、歩行者流情報を用いて局所経路情報を取得した際の誤差の影響を低減させることにより未知環境下での移動ロボットナビゲーション手法を提案する。

次章以降の構成は次のようになっている。第2章ではロボットの制御手法であるポテンシャル法を説明し、さらに局所経路情報から得られる誘導ベクトルを歩行者流に沿って更新する手法について説明する。第3章では第2章で示した誘導ベクトルの更新手法の効果を検証するためのシミュレーション実験を行う。第4章では駅構内の環境を想定し、その環境下においてシミュレーションを行い歩行者流を用いることの有用性を示す。そして第5章において考察を行い、最後にまとめと今後の展望を述べる。

2. ナビゲーション手法の提案

本章では、未知環境において移動ロボットが局所経路情報や歩行者流といった環境中に存在する情報を活用してナビゲーションを行う手法を提案する。ナビゲーション手法の概略は以下の通りである。まず、歩行者や壁などの障害物との衝突回避についてはポテンシャル法⁴⁾を用いる。目的地へのナビゲーションについては局所経路情報を基にした誘導ベクトルを用いる。また、周囲の歩行者の流れをセンシングすることにより経路に沿った目的地方向へ誘導ベクトルを更新する。以下に手法の詳細を示す。

2.1 障害物回避動作

障害物回避を行うために本研究ではポテンシャル法を用いる。障害物は壁と歩行者とロボットのみが存在する環境を考える。一般的なポテンシャル法による位置、速度の更新方法は式(1)、(2)で表される。

$$\dot{\mathbf{v}} = \text{grad}U_d + \text{grad}U_o \quad (1)$$

$$\dot{\mathbf{r}} = \mathbf{v} \quad (2)$$

$$U_o = \sum_{i=1}^{n_p} U_{p_i} + U_w \quad (3)$$

\mathbf{v} , \mathbf{r} , n_p はそれぞれロボットの速度ベクトルと位置ベクトル、歩行者の人数を表しており、 U_d , U_o はそれぞれ目的地が張るポテンシャル、障害物が張るポテンシャルを示している。なお、本研究ではロボットが回避すべき歩行者と壁を障害物とする。これらの障害物が張るポテンシャル U_o は式(3)のように歩行者が張るポテンシャル U_{p_i} と壁が張るポテンシャル U_w の和からなっている。

まず、歩行者 i から受ける斥力ポテンシャル U_{p_i} を式(4)の



Fig. 1 Informatory signs

ように設定する.

$$U_{p_i} = \begin{cases} \eta_p \left(\frac{1}{|\mathbf{r} - \mathbf{r}_{p_i}|^2} - \frac{1}{r_c^2} \right) & \text{if } |\mathbf{r} - \mathbf{r}_{p_i}| \leq r_c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式 (4) 中の η_p は正の重み係数. \mathbf{r}_{p_i} は i 番目の歩行者の位置であり, ロボットと歩行者の距離がロボットに搭載されているセンサのカットオフ距離 r_c 以下の時のみこのポテンシャルが働くこととする.

次に, 壁から受ける斥力ポテンシャルを式 (5) のように設定する.

$$U_w = \begin{cases} \eta_w \left(\frac{1}{|\mathbf{r} - \mathbf{r}_w|^2} - \frac{1}{r_c^2} \right) & \text{if } |\mathbf{r} - \mathbf{r}_w| \leq r_c \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

η_w は正の重み係数, \mathbf{r}_w はロボットから最も近い壁の一点の座標を表しており, 勾配ベクトルの方向は壁の法線方向と一致するものとする.

本実験環境では目的地からの引力ベクトル $\text{grad}U_d$ は用いず, 誘導ベクトル (Leading Vector) を新たに定義し, 式 (1) を以下の式に変形する.

$$\dot{\mathbf{v}} = \mathbf{V}_l + \text{grad}U. \quad (6)$$

式中の \mathbf{V}_l は誘導ベクトルを表す. 次節では誘導ベクトルについて説明する.

2.2 誘導ベクトルの提案

ポテンシャル法では, 式 (1) のように目的地に引力ポテンシャルを, 障害物には斥力ポテンシャルを仮想的に配置し, その勾配に沿ってロボットの経路設計を行う. しかしながら, 環境地図をロボットは所持していないため目的地がセンシング範囲内に存在しない限り目的地は未知となる. したがって目的地からの引力ポテンシャルによって経路が決定するポテンシャル法をそのまま適用することができない.

そこで本研究では目的地がロボットのセンシング範囲内に存在する場合のみ引力ポテンシャルを作用させ, それ以外の地点では局所経路情報から得られる誘導ベクトルを用いる. 引力ポテンシャルの勾配ベクトルの方向成分が直接的に目的地方向を示している一方, 誘導ベクトルは通路に沿った目的地方向を示す. また, 目的地からの遠近に関わらず誘導ベクトルのノルムは一定とする. 誘導ベクトルは第 1 章で述べた理由から歩行者の流れに合わせて更新される必要がある.

2.3 誘導ベクトルの更新方法

誘導ベクトルは以下の 2 つの情報を用いて更新される.

- ・局所経路情報
- ・歩行者流情報

まず, 局所経路情報による誘導ベクトルの更新は, ロボットが局所経路情報を取得した際に局所経路情報が示す方向に向かって誘導ベクトルを更新する. そのため, 局所経路情報による誘導ベクトルの更新は離散的なものとなる.

次に, 誘導ベクトルを歩行者流情報を用いて更新していく方法を以下に述べる. 歩行者流情報による誘導ベクトルの更新はロボットが歩行者を検出している間, 連続的に更新される. 誘導ベクトルの時間発展式は式 (7) のようになっている.

$$\dot{\theta}_{\mathbf{V}_l} = \begin{cases} \varepsilon n_j \sin(\bar{\theta}_j - \theta_{\mathbf{V}_l}) & \text{if } |\bar{\theta}_j - \theta| \leq \frac{\pi}{2} \\ \varepsilon n_j \sin(\bar{\theta}_j - \theta_{\mathbf{V}_l} - \pi) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

$\theta_{\mathbf{V}_l}$ は誘導ベクトルの 2 次元直交座標系 (以下, グローバル座標系) における x 軸とのなす角であり, $\bar{\theta}_j$ は後述の要素数が最大のクラスタ j 中の歩行者速度ベクトルの中心と x 軸とのなす角である. また, ε は正の重み係数, n_j はクラスタ j 中の要素数を示している. この式に従うと誘導ベクトルが歩行者の流れとほぼ同じ方向を向いている時には歩行者の流れと同じ方向に誘導ベクトルが更新され, 歩行者の流れがほぼ逆方向に向いている時は歩行者の流れに逆らうような方向に誘導ベクトルが更新される. 次節では個々の歩行者の速度を歩行者流情報としてとらえるためのクラスタリング手法を提案する.

2.4 歩行者速度ベクトルのクラスタリング

歩行者の流れを計測するために個々人の移動速度ベクトルをクラスタリングし, 歩行者流として認識する必要がある. そこで, 本研究では K-means 法に着想を得た手法を用いてクラスタリングを行う.

歩行者流としてとらえることができない場合, つまり交差点や開放空間においてロボットに対して放射状に歩行者が進んでいる場合といった速度ベクトル要素が一様に分布した場合において, K-means 法をそのまま用いるとクラスタリングを行う度に結果が異なってしまう. これは各要素の所属するクラスタの初期状態がランダムに割り当てられるためであり, クラスタリング結果が一意に定まらない上記の交差点などの場合において誘導ベクトルが計算毎に異なった方向へ更新される.

上記の事態を避けるため, ロボットのセンシング範囲を扇型に M 分割し, その領域に応じて要素の初期状態を設定する. するとランダム性の排除が期待されるため, 要素が一様に分布した場合にもクラスタリング結果が一意に定まり, 誘導ベクトルの更新が不安定になることを回避することが可能となる.

3. 誘導ベクトル更新方法の検証実験

本章では, 第 2 章で提案した歩行者流情報による誘導ベクトルの更新が正しく行われていることを検証する. そのため, 歩行者をセンシングする際のセンシング誤差やオクルージョンを排除し, 誘導ベクトルが歩行者流に沿うように更新されるかをシミュレーションにて確かめる.

実験条件を次のように設定した. 実験環境には図 2 に表される環境を用いた. 実験環境は壁のない開放空間であり, 歩行者が図 2 向かって上端に達すると下端から現れ, 左端に達すると右端から現れる周期境界条件に従うこととした. 歩行者の移動モデルは, 第 2 章で示したロボットの制御手法と同様にポテンシャル法にて衝突回避を行い, 誘導ベクトルを用いて歩行者の移動方向を与えるものとした. ただし, 歩行者の移動方向を示す誘導ベクトルは図 2 においてグローバル座標系 y 軸に沿って正の向きと負の向きの 2 種に設定し, この向きは途中で変更しないものとした. このことにより y 軸に沿った方向の歩行者流が生成される. また, ここではロボットが歩行者を計測する際には誤差を含まず, オクルージョンが発生せずにセンシング範囲内の全歩行者情報を取得できるものとした. 実験に用いたパラメータは次のように設定した: $\eta_p = 0.05$, $\varepsilon = 0.05$, $r_c = 5.0\text{m}$. なお, クラスタリング時の領域に応じた初期状態を設定するにあたり領域の分割数を $M = 4$ とし, 図 3 のように設定した.

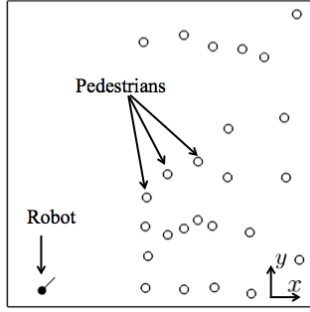


Fig. 2 Experiment environment

ロボットが移動していく様子をとらえたスナップショットを図4に示す。図4中の大きな円はロボットのセンシング範囲を示し、ロボットはその中心に位置する。ロボットの位置を端点とする線分は誘導ベクトルと周囲の歩行者の速度ベクトルをクラスタリングした歩行者流情報を示している。またy軸正の方向へ進む歩行者の位置を白抜きで表し、負の方向へ進む歩行者の位置を灰色の円で表した。歩行者の位置を端点とする線分は歩行者の進行方向を示している。図4(a)は実験開始時の様子を表しており、(b)は歩行者流に向かって進んでいる様子を示している。そして(c)からセンシング範囲内に歩行者が入り、誘導ベクトルが修正され始めており、(d)は誘導ベクトル前方、後方、左方向の歩行者流が検出されている様子を示している。さらに(e)、(f)ではロボットの誘導ベクトルの方向が更新され、歩行者流の方向と同じ方向に向いていることが確認できた。

また、実験中の誘導ベクトルの角度と要素数最大の歩行者流の角度の時間変化を図5に示す。

図中の実線、破線はそれぞれ誘導ベクトル、歩行者の流れのx軸に対する角度を示し、網掛け部は $|\bar{\theta}_j - \theta_{V_l}| > \frac{\pi}{2}$ となっている期間を示す。なお、ロボットのセンシング範囲内に歩行者が存在している時のみ破線を表示した。網かけ部では θ_{V_l} と $\bar{\theta}_j$ との差が π になるよう θ_{V_l} が変化していく様子が確認された。つまり歩行者流の向きに逆らう方向に向かって誘導ベクトルが更新されていくことが確認され、 $|\bar{\theta}_j - \theta_{V_l}| \leq \frac{\pi}{2}$ の期間では θ_{V_l} が $\bar{\theta}_j$ に漸近していく。すなわち、本制御手法によって目的地が歩行者の流れに沿った方向にある場合、逆行する方向にある場合のどちらの状況でも適切に誘導ベクトルを更新できることが示された。

4. シミュレーションによる検証実験

本章ではまず、シミュレーション実験に用いた環境地図について説明する。次に実環境を模したシミュレーション実験を行

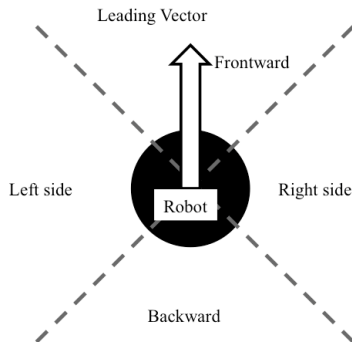


Fig. 3 Leading vector and initial clustering area

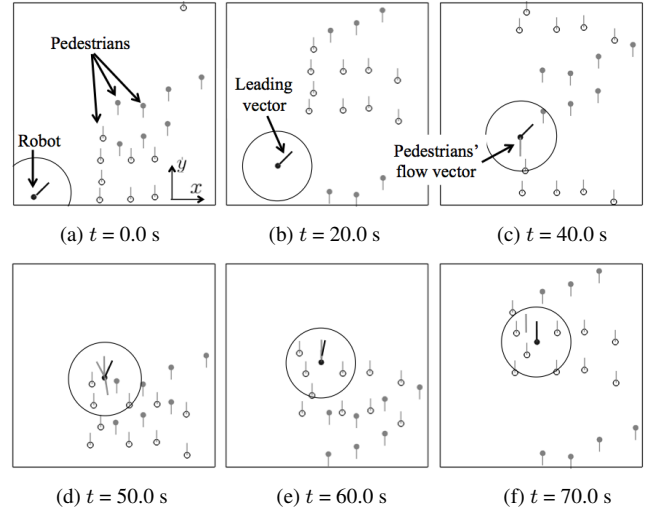


Fig. 4 Snapshots of moving robot and pedestrians in open space

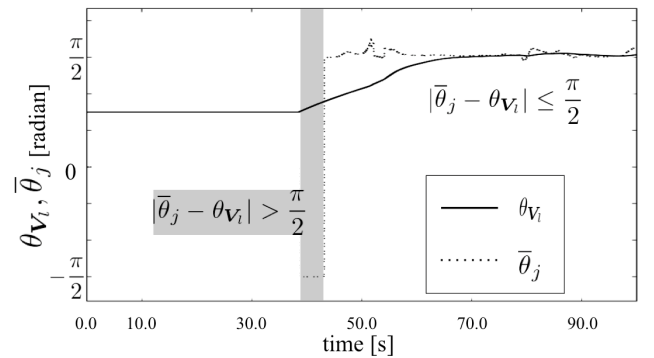


Fig. 5 Time evolution of angle θ and $\bar{\theta}_j$

うための、局所経路情報や歩行者情報を取得する際の測定誤差やオクルージョンなどの設定について述べる。最後に誘導ベクトルを歩行者流情報に合わせて更新する場合と更新しない場合でそれぞれ誤った通路に入ることなく目的地まで到達できるかどうかを検証し、結果の比較・考察を行う。

4.1 環境地図

実験環境には駅構内を模した図6に表される環境を用いた。図6の濃い灰色部は目的地とは異なる方向へ伸びる通路や改札などの正規の通路以外の箇所を示しており、図6中の局所経路情報が描かれている位置近傍(領域A, B, C内)にロボットが到達すると誘導ベクトルを局所経路情報の指し示す方向に一度更新するものとする。この時、ロボットは局所経路情報の指し示す方向を誤差と共に取得するものとする。

4.2 測定誤差の導入

本研究では、実環境で想定されるようなセンシング誤差を導入する。本研究で想定するロボットのセンサは局所経路情報と障害物情報を取得する。そこで実験では局所経路情報を検出する際や、歩行者を測定する時に実環境で生じる測定誤差を想定し、ロボットに与えることとする。歩行者の測定誤差については位置と速度に対してセンシング誤差を与える。また、局所経路情報の測定誤差については局所経路情報の示す方向に対してセンシング誤差を与える。

4.3 オクルージョンの導入

LRFやカメラなど、どのようなセンサを用いてもオクルージョンは発生する¹⁹⁾。オクルージョンが発生すると誤った情報取得や情報の欠落が生じてしまいロボット周囲の環境情報取得に悪影響を及ぼすことがある。そこで、本研究ではオクルージョンによる情報の欠落を再現するために図7のように、歩行者の陰に隠れた歩行者が存在する場合にオクルージョンが発生することとした。また、オクルージョン発生に関する判別式を式(8)に示す。

$$\begin{aligned} \theta_i - \theta_{oi} &\leq \theta_j \leq \theta_i + \theta_{oi} \\ \theta_{oi} &= \sin^{-1}\left(\frac{r}{l_i}\right) \\ l_i &< l_j \quad \text{and} \quad i, j \in n_{p.in} \end{aligned} \quad (8)$$

なお、 l_i, l_j はそれぞれ歩行者 i, j とロボットの距離を示し、 r は歩行者の大きさを示す半径、 $n_{p.in}$ はロボットから半径 r_c 以内にいる歩行者の人数を表す。具体的には、まず図7のようにロボットから近い歩行者から順にソートする。ソートされた結果として図のようにロボットに近い歩行者から P1, P2, P3, P4 とナンバリングする。そしてロボットから遠い歩行者から順により近い歩行者の陰に隠れてしまっていないかを式(8)の判別式を用いて判別し、式(8)に当てはまる場合はオクルージョンを起こしているものとし、その歩行者の位置・速度情報はロボットの制御に反映されないものとする。図中では歩行者 P4 が P1 の陰に隠れてしまっているため P4 の情報はロボットが取得できず、歩行者 P1 から P3 までの情報をロボットが取得することとなる。

4.4 歩行者モデル

歩行者の状態には以下の2種類を持たせる。

- ・通常歩行（正規の通路にいる時）
- ・ランダムウォーク（正規の通路以外にいる時）

本研究における歩行者の通常歩行は第2章で示したロボットの制御手法と近いものとなっている。歩行者のモデリングの際に Social Force Model²⁰⁾ や磁気モデル²¹⁾ を用いることがあり、この概念はポテンシャル法と類似しているため、本研究ではロボットの制御と同じく移動方向に関しては誘導ベクトルを用い、障害物回避にはポテンシャル法を用いている。ただし、誘導ベ

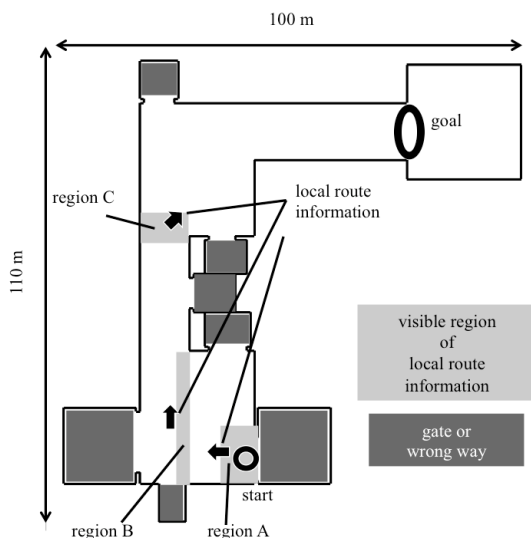


Fig. 6 A map used in experiments

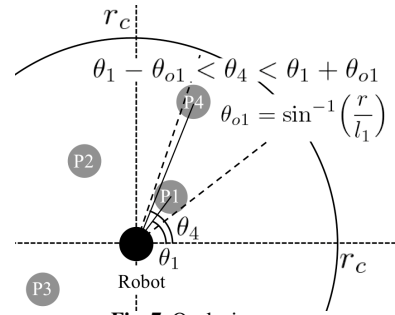


Fig. 7 Occlusion area

クトルは周囲の歩行者流によって更新されず、図6中の通路幅が変化する地点に到達した場合や濃い灰色部に位置する場合のみ変化するものとする。また、歩行者は必ずしも直線的には歩かず多少蛇行しながら歩くことを再現するために以下のような制御を加えた。歩行者はある期間ごとに歩行者の進行方向を通路に沿った方向 θ に対して $\theta - \theta_{hu}$ から $\theta + \theta_{hu}$ までランダムに更新する。そして誘導ベクトルは歩行者が交差点に到達した際に交差点が伸びる経路方向へとランダムに切り替わるものとなっている。ただし、交差点に到達し、元来た経路に引き返すUターンのような誘導ベクトルの切り替えは行わない。また歩行者は周囲の情報を取得する際、ロボットのような測定誤差やオクルージョンを起こさないものとする。

歩行者が正規の通路以外の通路に一度でも入った場合には、入った通路と同じ通路からランダムなタイミングで正規の通路に復帰することとした。通路上に戻った際には通路の方向に沿った誘導ベクトルを与え、通常歩行を行わせる。

4.5 歩行者密度変化に対する実験

歩行者の密度の高低に対して目的地までどのように到達するか実験した。この時、歩行者の位置や速度をセンシングする際の誤差を2次の正規分布で与え、平均は実際の歩行者の位置や速度の値を用い、標準偏差はそれぞれ0.25m, 0.5m/sとした。また、局所経路情報をセンシングした際に生じる誤差として、局所経路情報の示す方向から $\pm \frac{\pi}{6}$ rad の範囲内で $\frac{\pi}{36}$ rad 刻みの一様乱数を用いた。なお、これらの誤差の値は文献²²⁾により実験的に測定された誤差を基に設定した。実験環境には図6を用い、図中薄い灰色部で示された局所経路情報設置地点近傍にロボットが到達すると誘導ベクトルをその矢印の方向に設定する。また、シミュレーションに用いたパラメータは次のように設定した： $\eta_p = 0.05$, $\eta_w = 1.0$, $\varepsilon = 0.05$, $r_c = 5.0\text{m}$, $r = 0.5\text{m}$, $\theta_{hu} = \frac{\pi}{30}$ rad.

歩行者の平均密度が0.03人/m²の場合の実験成功時のロボットの移動の様子の一例を図8に示す。(a)から(f)の各図の左側は全体図を表しており、右側はロボット周辺の拡大図を表している。全体図においてロボットは図中の大きな円の中心に位置し、大きな円はロボットのセンシング範囲を示している。拡大図でも同様にロボットは図中の大きな円の中心に位置し、大きな円はロボットのセンシング範囲を表しており、ロボットを端点とした線分はロボットの誘導ベクトルを表している。また、ロボット以外の点は歩行者を表しており、歩行者を端点とした線分は歩行者の速度ベクトルを表している。なお、以下の説明中の角度は(a)に示されたグローバル座標系 x 軸正の方向を0 radとし、反時計回りに角度が増加することとする。(a)は実験開始直後の様子を示しており、図6中の領域Aにおいて1つ目の局

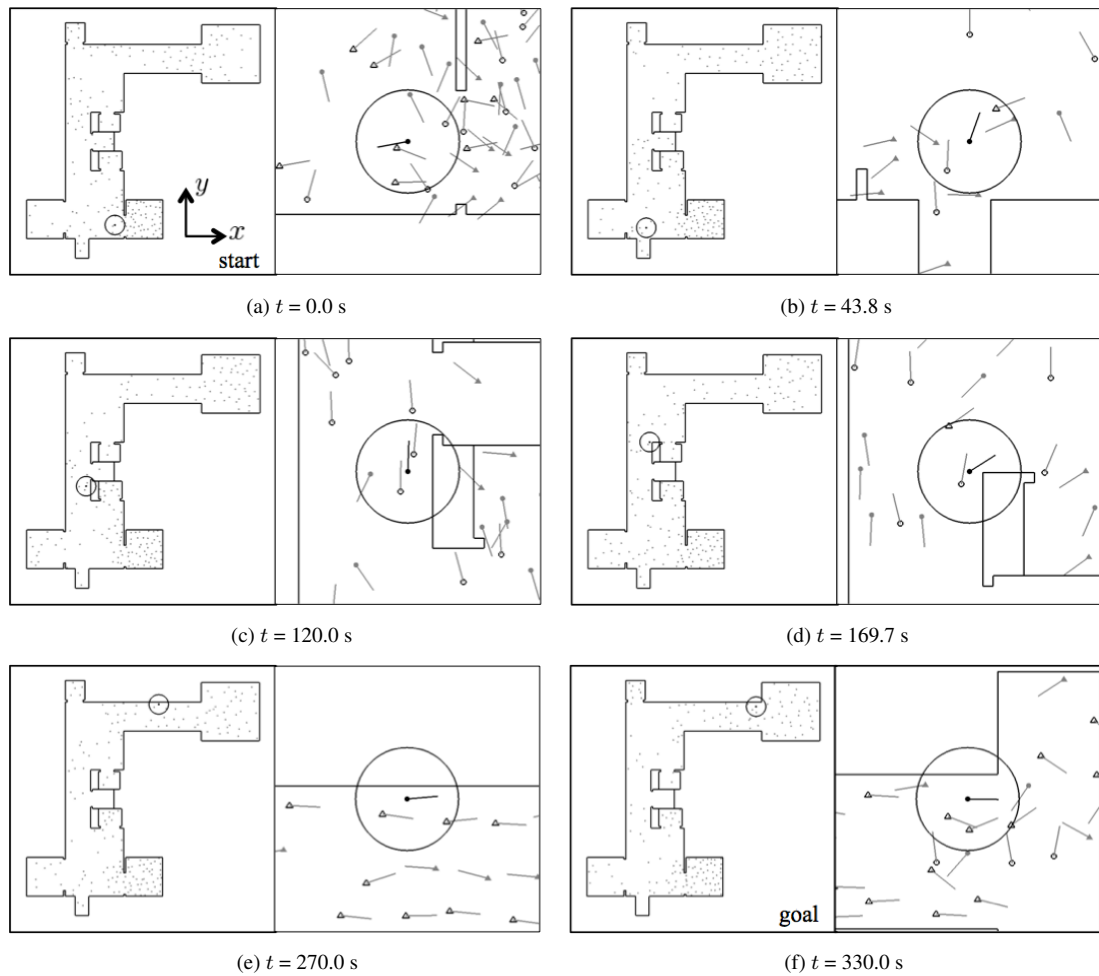


Fig. 8 Snapshots of moving robot and pedestrians in a map

所経路情報 (π rad) を誤差を伴って取得した結果、誘導ベクトルが $35\pi/36$ rad に設定された様子を示している。(b) は図 6 中の領域 B において 2 つ目の局所経路情報 ($\pi/2$ rad) を誤差を伴って取得した結果、誘導ベクトルが $71\pi/180$ rad に更新された様子を示しており、(c) では歩行者流により y 軸正の方向へ誘導ベクトルが更新された様子を示している。また、(d) では図 6 中の領域 C において 3 つ目の局所経路情報 ($\pi/4$ rad) を誤差を伴って取得した結果、誘導ベクトルが $29\pi/90$ rad に更新された様子を示している。さらに (e) では歩行者流により誘導ベクトルが x 軸正の方向へ更新された様子を示しており、(f) では目的地へ到達した時点の様子を表している。図 8 から局所経路情報を誤差を伴って取得してしまった場合にも歩行者流情報を活用することにより誘導ベクトルを修正し、目的地まで到達可能なことが確認された。

次に、歩行者密度の変化が本手法にどのように影響を与えるかを検証するための実験を行った。誘導ベクトルを更新しなかった場合と更新した場合において歩行者の平均密度を 0.02 人/ m^2 、 0.03 人/ m^2 、 0.04 人/ m^2 としてそれぞれ 200 回ずつ試行した。図 6 の目的地まで到達した場合を成功とし、濃い灰色部分にロボットが入った場合には試行を終了した。それぞれの平均密度に対する成功率をまとめた結果を図 9 に示す。

図の灰色のグラフが誘導ベクトルを更新しなかった結果を示し、黒色のグラフが誘導ベクトルを更新した結果を示している。図 9 から分かるように歩行者の平均密度が 0.04 人/ m^2 の時

には誘導ベクトルを更新しなかった場合に比べて成功率が低下してしまったものの、歩行者の平均密度が 0.02 人/ m^2 、 0.03 人/ m^2 の時には誘導ベクトルを更新した場合のほうが成功率が 20% 程度向上した。歩行者の平均密度が 0.04 人/ m^2 の時に誘導ベクトルを更新した場合の成功率が低下した原因は、ロボットの目的地へ向かう歩行者流よりも別の方向へ向かう歩行者流の影響が強くなってしまった場合に別な方向へとロボットの誘導ベクトルが更新されてしまったためと考えられる。これに対し、誘導ベクトルを更新しなかった場合では一度設定した誘導ベクトルを歩行者流に合わせて更新しなかったため誘導ベクトルを更新した場合に比べて成功率が向上した。今後このような事態を避けるため、人通りの多い通路から人通りの少ない通

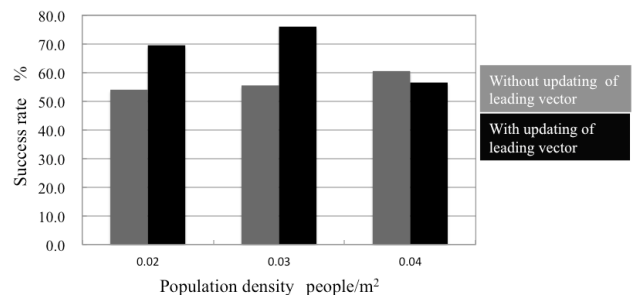


Fig. 9 Result of experiments

路へ入る際などの状況では通路の幅情報などを活用し、誘導ベクトルを更新する際の重み係数 ε を環境に合わせて動的に変更できるものとする必要があると考えられる。

5. おわりに

本稿では歩行者の流れを参考にして移動ロボットの誘導ベクトルを更新する手法を提案した。そして提案手法の妥当性を示すための予備実験を行い、適切に歩行者の速度から流れを検出し、歩行者流情報に合わせて誘導ベクトルが更新されることを確認した。

さらに、実環境を模した環境下において、歩行者流に合わせて誘導ベクトルを更新すべきかどうかを示すための比較実験を行った。この実験により、センシングする際に測定誤差がある状況でも目的地へたどり着けることが確認できた。この結果に加えて、歩行者の密度によっては参照すべきでない歩行者流情報を用いて誘導ベクトルを更新してしまったため誘導ベクトルを更新しないものに比べ誤った通路へ入る割合が増加したが、適切な歩行者流情報を利用して誘導ベクトルを更新した場合には正しく目的地まで到達できた割合が高くなった。歩行者流情報をどの程度用いるかを動的に変更することが可能なシステムに改良することにより成功率の向上が期待される。

今後は、広場のように人の流れがランダムな箇所や停滞している人が多い場合など、人が想定通りの動きをしない場合を含め、実際の建屋内や遊歩道などでの人の動きの観察を行い、シミュレーションに反映させることにより成功率の向上を目指す。さらに、実環境において局所経路情報を認識するシステムや移動体から歩行者の歩行速度をセンシング可能なシステムを構築し、本手法の効果を検証する。

謝 辞

本研究の一部は、科研費若手研究 (A)22680017 の助成を受けたものである。ここに感謝の意を表します。

参 考 文 献

- 1) 経済産業省, NEDO, “ロボットの将来市場予測を公表 -2035 年には 9.7 兆円へ成長が期待-” 経済産業省ニュースリリース (2010) <http://www.meti.go.jp/press/20100423003/20100423003-2.pdf> (参照日 2012 年 4 月 27 日)。
- 2) 寺田善貴, 田村雄介, 山下淳, 浅間一, “移動ロボットの軌道生成のためのすれ違いにおける歩行者の行動パターンのモデル化” 第 24 回自律分散システムシンポジウム予稿集, (2012), 175.
- 3) T. S. Levitt and D. T. Lawton, “Qualitative Navigation for Mobile Robots”, *Artificial Intelligence*, **44** (1990), 305.
- 4) O. Khatib, “Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots”, *Proceedings of the 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, (1985), 500.
- 5) H. Choset, E. Acar, A. A. Rizzi, and J. Luntz, “Exact Cellular Decompositions in Terms of Critical Points of Morse Functions”, *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, **3** (2000), 2270.
- 6) C. O’Dúnlaing and C. K. Yap, “A “Retraction” Method for Planning the Motion of a Disc”, *Journal of Algorithms*, **6** (1985), Issue 1, 104.
- 7) S. S. Ge and Y. J. Cui, “Dynamic Motion Planning for Mobile Robots Using Potential Field Method”, *Autonomous Robots*, **13** (2002), 207.
- 8) L. Huang, “Velocity Planning for a Mobile Robot to Track a Moving Target - a Potential Field Approach”, *Robotics and Autonomous Systems*, **57** (2009), 55.
- 9) J. Agirrebeitia, R. Avilés, I. F. de Bustos, G. Ajuria, “A New APF Strategy for Path Planning in Environments with Obstacles”, *Mechanism and Machine Theory*, **40** (2005), 645.
- 10) H. Durrant-Whyte and T. Bailey, “Simultaneous Localization and Mapping: part I”, *IEEE Robotics and Automation Magazine*, **13**, 2 (2006), 99.
- 11) J. Bohren, T. Foote, J. Keller, A. Kushleyev, D. Lee, A. Stewart, P. Vernaza, J. Derenick, J. Spletzer, and B. Satterfield, “Little Ben: The Ben Franklin Racing Team’s Entry in the 2007 DARPA Urban Challenge”, *Journal of Field Robotics*, **25**, 9 (2008), 598.
- 12) Y. Morales, E. Takeuchi, A. Carballo, W. Tokunaga, H. Kuniyoshi, A. Aburadani, A. Hirokawa, Y. Nagasaka, Y. Suzuki, and T. Tshubouchi, “1Km Autonomous Robot Navigation on Outdoor Pedestrian Paths “Running The Tsukuba Challenge 2007””, *Proceedings of the 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, (2008), 219.
- 13) M. O. Franz and H. A. Mallot, “Biomimetic Robot Navigation”, *Robotics and Autonomous Systems*, **30** (2000), 133.
- 14) M. J. Mataric, “Navigating with a Rat Brain: A Neurobiologically-Inspired Model for Robot Spatial Representation”, In: J.-A. Meyer and S. Wilson (eds) *From Animals to Animats: International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*, MIT Press, Cambridge, MA, (1991) 169.
- 15) I. A. Bachelder and A. M. Waxman, “A View-Based Neurocomputational System for Relational Map-Making and Navigation in Visual Environments”, *Robotics and Autonomous Systems*, **16** (1995), 267.
- 16) A. Bauer, K. Klasing, G. Lidoris, Q. Mühlbauer, F. Rohrmüller, S. Sosnowski, T. Xu, K. Kühnlenz, D. Wollherr, and M. Buss, “The Autonomous City Explorer: Towards Natural Human-Robot Interaction in Urban Environments”, *International Journal of Social Robotics*, **1** (2009), 127.
- 17) 奥迫伸一, 坂根茂幸, “レーザーレンジファインダを用いた移動ロボットによる人の追跡”, 日本ロボット学会誌, **24**, 5 (2006), 605.
- 18) 増山岳人, 川端邦明, 浅間一, “人との共存環境における移動ロボットの適応的な追従動作生成”, 第 7 回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会概要集, (2006), 386.
- 19) H. Surmann, A. Nüchter, and J. Hertzberg, “An Autonomous Mobile Robot with a 3D Laser Range Finder for 3D Exploration and Digitalization of Indoor Environments”, *Robotics and Autonomous Systems*, **45** (2003), 181.
- 20) D. Helbing and P. Molnár, “Social Force Model for Pedestrian Dynamics”, *Physical Review*, E **51** (1995), 4282.
- 21) 岡崎甚幸, “建築空間における歩行のためのシミュレーションモデルの研究 -その 1 磁気モデルの応用による歩行モデル-”, 日本建築学会報告書, 283 (1979), 111.
- 22) 松田幸大, 池田聖, 佐藤智和, 横矢直和, “自然特徴点ランドマークデータベースと姿勢センサに基づく高速な回転にロバストなカメラ位置・姿勢推定”, 画像の認識・理解シンポジウム 2007 (MIRU2007) 講演論文集, (2007), 1558.