

局所経路情報と歩行者流情報に基づく未知動的環境下における 移動ロボットナビゲーション

熊原 渉^{*1}, 増山 岳人^{*1}, 田村 雄介^{*2},
山下 淳^{*1}, 浅間 一^{*1}

Navigation System for Mobile Robot Based on Local Path Information and Pedestrian Flow in Dynamic Unknown Environment

Wataru KUMAHARA^{*1}, Gakuto MASUYAMA^{*1}, Yusuke TAMURA^{*2},
Atsushi YAMASHITA^{*1}, and Hajime ASAMA^{*1}

^{*1} Department of Precision Engineering, The University of Tokyo
7-3-1 Hongo, Bunkyo, Tokyo 113-8656, Japan

^{*2} Department of Precision Mechanics, Chuo University
1-13-27 Kasuga, Bunkyo, Tokyo 112-8551, Japan

This paper proposes a new navigation method that makes a mobile robot move in dynamic unknown environments. Past dynamic motion planning methods are applied to low pedestrian density. If the robot is surrounded by a lot of pedestrians, it becomes difficult that the robot breaks away from the crowd. To overcome this problem, we introduce a new potential field method that makes the robot follow and avoid pedestrians without map information. The robot can move smoothly by joining a pedestrian flow that is headed in a leading vector. The leading vector indicates about the direction of the destination. In addition, the leading vector is updated by local path information, such as an informatory sign in a station, and pedestrians. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key Words : Mobile robot navigation, Potential method, Path planning

1. はじめに

サービスロボット分野において、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自身が動的環境下にて自律的に移動することが必須である。ロボットが動的環境下にて自律移動を可能とするために歩行者の進行方向の予測⁽¹⁾や、移動ロボットのナビゲーション手法の開発⁽²⁾は重要である。

本研究ではナビゲーション手法に着目する。本研究の提案手法のコンセプト図を Fig. 1 に示す。まず、図中の左側のようにロボットの進みたい方向に対し、同方向へ進む歩行者と逆方向へ進む歩行者が存在する場合において、ロボットは逆行する歩行者が存在する領域に位置している状況を想定する。この状態でロボットが直進を続けると逆行している歩行者と衝突する危険性が高まるだけでなく、進行が困難となることが予想される。そこで図右側にあるようにロボットと同方向へ進む歩行者が存在する領域まで移動し、その後歩行者の流れに従って通路を移動することにより上記の問題に対処する。

ナビゲーションに関する既存研究において様々な手

法について研究がなされてきた。まず、ナビゲーションを行うためには経路計画を行う必要がある。その際にはローカルミニマを回避する必要がある。ローカルミニマを回避する経路計画法としてラプラスポテンシャルを用いたポテンシャル法⁽³⁾などが挙げられる。しかし、動的環境下での使用を想定していないために逐次計算すると実時間で解を求めることが困難となる問題点や、計算を行う度に解が変化しロボットの移動経路が振動してしまい目的地まで到達するまでの所要時間が静的環境に比べ大きく増加する問題点が挙げられる。

これらの問題を解決するため、動的環境下に対応したナビゲーション手法が提案されている。Agirrebeitia

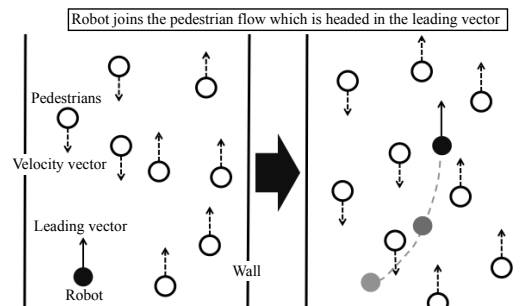


Fig. 1 Conception of navigation method.

^{*1} 東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻 (〒 113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1) {kumahara, masuyama, yamashita, asama}@robot.t.u-tokyo.ac.jp

^{*2} 中央大学理工学部精密機械工学科 (〒 112-8551 東京都文京区春日 1-13-27) tamura@mech.chuo-u.ac.jp

ら⁽⁴⁾は新たなポテンシャル関数を構築し、複雑な形状の障害物についても静的、動的両環境下において利用可能なナビゲーション手法を構築した。Geら⁽⁵⁾やHuang⁽⁶⁾の手法では、通常のポテンシャル法⁽⁷⁾のような障害物との相対位置から生成されるポテンシャルに加え、相対速度も考慮したポテンシャルを生成することにより動的ナビゲーションを実現している。ただし、これらの研究はロボットの周囲に動的障害物が高々2、3個存在するような環境を想定している。そのため多数の動的障害物で混雑した状況では、衝突回避動作が大きくなり必要以上に迂回してしまう、振動してしまうなどの問題がある。

上記の問題に対し、奥迫ら⁽⁸⁾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発見し追従することで障害物回避動作を円滑に行っている。しかし、混雑環境下では追従対象が他の障害物の陰に隠れてしまうオクルージョンが頻繁に発生し、長時間オクルージョンを起こしてしまった場合には対応が困難となる。また、森岡ら⁽⁹⁾は混雑環境下でも自己位置推定を行うことを可能としたナビゲーション手法を提案している。ただし、この研究では事前にロボットが移動する経路を学習する必要があるため未知環境への適用は困難である。

そこで本研究では動的障害物が多数存在する未知環境下でも利用可能な移動ロボットのナビゲーション手法の構築を目指す。著者らはこれまでの研究にて、誘導ベクトル (Leading Vector) を用い、駅構内などに存在する案内標識などの局所経路情報 (Local Path Information) と歩行者流情報に基づいて誘導ベクトルを更新することによるナビゲーション手法を提案してきた⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。しかし、これらの研究ではロボットの誘導ベクトルの方向と逆方向の歩行者流が存在する場合においても歩行者流をかき分けるようにしてロボットは進行する。そのため、多数の逆行する歩行者流が存在する場合には歩行者流に押し流されてしまい、目的地に到達するまでの所要時間が長くなってしまいう問題があった。

この問題を解決するために、本研究ではポテンシャル法のポテンシャル関数に希ガス原子間にはたらく力を記述したレナードジョーンズポテンシャル (LJポテンシャル) を改良することで Fig. 1 のコンセプト図にあるようにロボットと逆方向へ進む歩行者流を避け、同一方向へ進む歩行者を追従することを可能とし、歩行者流による悪影響を軽減するアルゴリズムを提案する。さらに実際の歩行者データを用いることにより、実環境を想定した環境下においても対応可能な手法であるかを検証する。

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と歩行者流に沿って更新する手法について説明する。第3章では実験環境について説明する。第4章では動的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。その際のナビゲーション手法の概略は、ポテンシャル法を用いて歩行者や壁などの障害物との衝突を避け、局所経路情報により誘導ベクトルを更新し、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への方向情報を更新するような手法である⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾。以下に手法の詳細を示す。

2.1 誘導ベクトルの提案

ポテンシャル法は本来、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ものである。しかし、ロボットが環境地図を所持していない場合には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り、目的地からの引力ポテンシャルを生成できない。

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のように経路に沿った目的地までの方向を示した誘導ベクトルを用いる。この時、引力ポテンシャルの勾配ベクトルの方向成分が目的地を示している一方、誘導ベクトルは目的地へ向かう経路に沿った方向を示した大きさ一定のベクトルとする。また未知動的環境下において誘導ベクトルを更新する際、局所経路情報のみでは情報が不十分という状況が考えられる。そこで本研究では局所経路情報に加え歩行者流や壁の情報を基に誘導ベクトルを更新する。

誘導ベクトルの更新方法については2.3節に示す。

2.2 ポテンシャル関数の提案

誘導ベクトルが示す方向であるロボットの進みたい方向と同方向へ進む歩行者に追従することで衝突回避動作の効率化を図るため、LJポテンシャルを改変する。LJポテンシャルとは希ガス原子間にはたらく力を表しており、原子間距離が式(1)中の ϵ_{LJ} 、 σ_{LJ} によって定まる極小値よりも大きい時には引力がはたらく、小さい時には斥力がはたらく。このポテンシャルの効果により原子は一定距離を保つ。移動ロボットの分野ではLJポテンシャルは高速道路の出口付近の自動車のモデリングなどに用いられている⁽¹²⁾。本研究では、ロボットが歩行者への追従を実現するためにLJポテンシャルを用いる。

まず、LJポテンシャルの基本形を式(1)に示す。

$$U(r) = 4\epsilon_{LJ} \left[\left(\frac{\sigma_{LJ}}{r} \right)^{12} - \left(\frac{\sigma_{LJ}}{r} \right)^6 \right] \quad (p > q) \quad (1)$$

式(1)の第1項は斥力項を示しており、第2項は引力項を示している。また、Fig. 2の横軸はロボットと歩行者の距離 r 、縦軸は $U(r)$ を表している。Fig. 2中の無地の部分では式(1)の斥力項が優位に働き、灰色で示された部分では引力項が優位に働く。そのため、

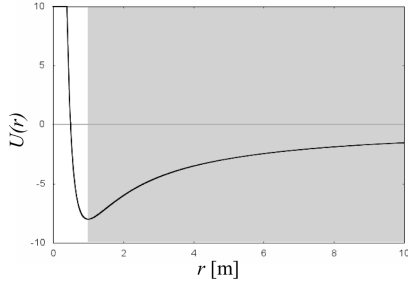


Fig. 2 Lennard-Jones potential curve.

ロボットは Fig. 2 中の極小点に留まるよう歩行者との距離を一定に保つよう追従することが可能となる。

式 (1) を r で微分すると式 (2) のようになる。

$$\frac{dU(r)}{dr} = \frac{4\epsilon_{LJ}}{\sigma_{LJ}} \left[q \left(\frac{\sigma_{LJ}}{r} \right)^{q+1} - p \left(\frac{\sigma_{LJ}}{r} \right)^{p+1} \right] \quad (2)$$

式 (2) より, LJ ポテンシャルは

$$r = \sigma_{LJ} \left(\frac{p}{q} \right)^{\frac{1}{p-q}} \quad (3)$$

の時に極小値をとる。

p , q , σ_{LJ} がポテンシャルの概形にどのような影響を与えるかを検証する。まず, p , σ_{LJ} を一定とし, q を変化させたグラフを Fig. 3 に示す。 q は LJ ポテンシャルの引力項の冪数を表している。従って q が増加するにつれ引力ポテンシャル部 (Fig. 3 中 $r > 1$) においてポテンシャルが急峻になっていることが Fig. 3 から確認される。 Fig. 3 から q が増加するにつれて引力ポテンシャルの作用する範囲が狭まり, 斥力ポテンシャル部は斥力項単体の形に近づく。つまり, 追従対象が限定的になる。未知動的環境下においてロボットが単独で移動するよりも, 歩行者に追従する方が効率的に移動できると考えられる。

次に, q , σ_{LJ} を一定とし, p を変化させたグラフを Fig. 4 に示す。 p は LJ ポテンシャルの斥力項の冪数を表している。従って p が増加するにつれ斥力ポテンシャル部 (Fig. 4 中 $r < 1$) においてポテンシャルが急峻になることが Fig. 4 から確認される。また p の増加に合わせて LJ ポテンシャルの引力ポテンシャル部は引力項単体の形に近づく。 Fig. 4 から p が増加するにつれて斥力ポテンシャル部の勾配が大きくなるが, このことは斥力ポテンシャルが作用する際にロボットの速度が急激に変化することを意味する。ロボットの速度が急激に変化するとロボットが転倒する, 歩行者がロボットの行動を予測しづらくなり危険が高まるなどの問題点が考えられる。

さらに $r = \sigma_{LJ}$ において $U(r) = 0$ となり, σ_{LJ} の変化に合わせて LJ ポテンシャルの極小点も変化する。変化の様子を Fig. 5 に示す。 Fig. 5 から分かるように σ_{LJ} を変化させることにより追従時の追従対象との距離を変化させることができる。

以上を踏まえ, 経験的にパラメータを $p = 2$, $q = 1$, $\sigma_{LJ} = 1.0 \times 10^{-5}$ とした。

これまで歩行者追従について述べてきたが, ロボットの誘導ベクトルの示す方向と異なる方向へ進む歩行者を回避する必要があるため斥力を作用させる必要がある。歩行者への追従・回避動作を選択するためには LJ ポテンシャルの各項に誘導ベクトルの方向と歩行者の進行方向に応じた重みづけを行い, 引力ポテンシャルを作用させるか斥力ポテンシャルを作用させるかを決定する必要がある。

既存の手法では歩行者の追従と衝突回避を行うために, 条件ごとに異なるアルゴリズムを組み合わせることが多い⁽¹³⁾。しかし, 多数の歩行者が存在する場合には処理が煩雑になり, 追従対象の選択が困難となる, デッドロックを起こす恐れがあるなどの問題が存在する。

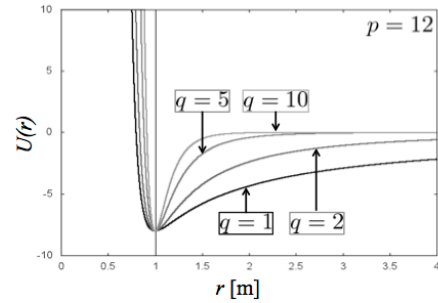


Fig. 3 Lennard-Jones potential curves when $p = \text{const}$, $p = \text{variable}$, $\sigma_{LJ} = \text{const}$.

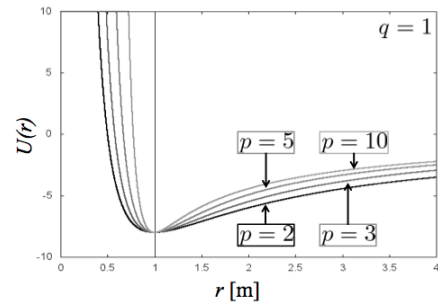


Fig. 4 Lennard-Jones potential curves when $p = \text{variable}$, $p = \text{const}$, $\sigma_{LJ} = \text{const}$.

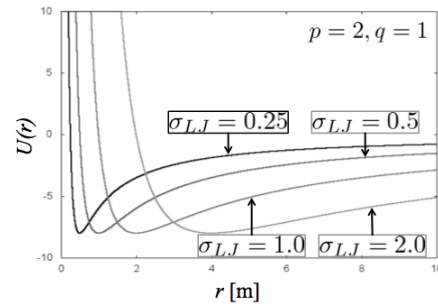


Fig. 5 Lennard-Jones potential curves when $p = \text{const}$, $p = \text{const}$, $\sigma_{LJ} = \text{variable}$.

今回、ロボットの誘導ベクトルの方向 θ_{v_i} と歩行者の進行方向 θ_i の差 θ の変域は $-\pi < \theta \leq \pi$ であるため、式 (4) に示される円周上に定義された連続型の確率分布である wrapped normal distribution を用いて重み付けを行う。

$$f(\theta) = \frac{1}{\sigma_{WN}\sqrt{2\pi}} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \exp\left[-\frac{(\theta - \mu_{WN} + 2\pi i)^2}{2\sigma_{WN}^2}\right] \quad (4)$$

$$\theta = \theta_{v_i} - \theta_i$$

$\mu_{WN} = 0$, $\sigma_{WN} = \pi/3$ の時の wrapped normal distribution のグラフを Fig. 6 に示す。

この wrapped normal distribution を用いてポテンシャル関数を以下のように設定する。

$$U(r) = 4\epsilon_{LJ} \left[\beta \left(\frac{\sigma_{LJ} + s(1-\alpha)}{r - (r_{ro} + r_{hu})} \right)^p - \alpha \left(\frac{\sigma_{LJ} + s(1-\alpha)}{r - (r_{ro} + r_{hu})} \right)^q \right] \quad (5)$$

$$\alpha = \frac{f(\theta)}{f(\mu_{WN})} \quad (6)$$

$$\beta = (1-w)\alpha + w \quad (7)$$

r , r_{ro} , r_{hu} はそれぞれロボットと歩行者の距離、ロボットの半径、歩行者の半径を表している。また、 s , w は重み付けを行うパラメータである。以下に上式の詳細を述べる。

式 (5) の大括弧内の分子 $\sigma_{LJ} + s(1-\alpha)$ は LJ ポテンシャル $U(r)$ において $r = \sigma_{LJ} + s(1-\alpha)$ の時に $U(r) = 0$ となる距離を表している。LJ ポテンシャルは $r = \sigma_{LJ} + s(1-\alpha)$ よりも距離が大きい点で極小値をとるため、この分子は α が大きくなるにつれて、つまり誘導ベクトルの方向と歩行者の進行方向の差 θ が大きくなるにつれて極小値までの距離が大きくなる。この効果により、誘導ベクトルの方向と歩行者の進行方向が等しいほど歩行者に接近して追従し、誘導ベクトルの方向と歩行者の進行方向の差が大きくなるにつれて引力ポテンシャルの効果が小さくなり、歩行者に追従しなくなる。

次に、式 (5) の第一項は斥力ポテンシャルを表している。この斥力ポテンシャル関数を常に一定とすると、ロボットが追従すべき歩行者が存在するが、その歩行者の周囲には別の方向へ進む歩行者が多数存在する場合にはそれらの歩行者からの斥力を大きく受けること

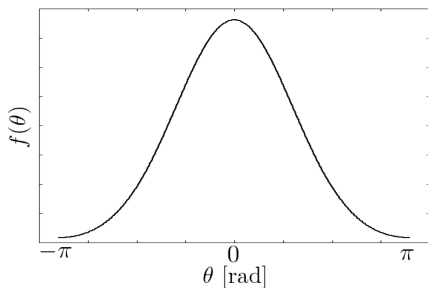


Fig. 6 Wrapped normal distribution curve.

により追従対象の歩行者まで到達できないことがある。この問題を解決するために、歩行者が多数存在する場合において斥力ポテンシャルの影響を必要以上に受けないために式 (7) に示される β によって重み付けを行う。なお計算機で演算を行う際、パラメータの設定によっては式 (4) の $f(\theta)$ がゼロになってしまうことがあるので桁落ちを防ぐために w を設定した。

また、式 (5) の第二項は引力ポテンシャルを表している。引力ポテンシャルは誘導ベクトルと同じ方向に進む歩行者を追従するために設定するため、誘導ベクトルとは異なる方向へ進む歩行者からは引力ポテンシャルを受けないべきではない。そこで $f(\theta)$ の関数である α を用いることにより、誘導ベクトルと歩行者の進行方向の一致度に応じて引力ポテンシャルの効果を変化させる。

これらの式の効果による θ の変化に応じたポテンシャルの変化を Fig. 7 に示す。Fig. 7 の横軸は歩行者からのロボットの距離を示しており、縦軸は歩行者から生成されるポテンシャルを示している。 $\theta = 0$ の時には極小点が歩行者に最も近く、かつ極小点よりも距離が大きい点でのポテンシャルの勾配が大きいので、ロボットは積極的に歩行者に近づくこととなり、追従を実現する。そして θ が大きくなるに従って極小点はなくなり、つまり歩行者から引力が働かなくなりロボットは追従を止め、斥力による回避行動を実現する。このことにより、第 1 章の Fig. 1 にあるような逆行する歩行者流を避け、同じ方向へ進む歩行者流へ合流することを可能とする。

2.3 誘導ベクトルの更新方法

誘導ベクトルはロボットのセンシング範囲内に存在する局所経路情報、歩行者流、壁によって更新される。それぞれの情報は Fig. 8 に示すフローチャートに従って誘導ベクトルの更新に利用される。

まず局所経路情報が存在する場合には局所経路情報が示す目的地方向へ誘導ベクトルを更新する。次に局所経路情報が存在しない場合には歩行者流が存在するか判定し、歩行者流が存在する場合には歩行者流の向きに沿うように誘導ベクトルを更新する。さらに局所経路情報も歩行者流情報も存在せず壁のみが存在する場合には、壁に沿うように誘導ベクトルを更新する。そしてロボットのセンシング範囲に何も存在しない場

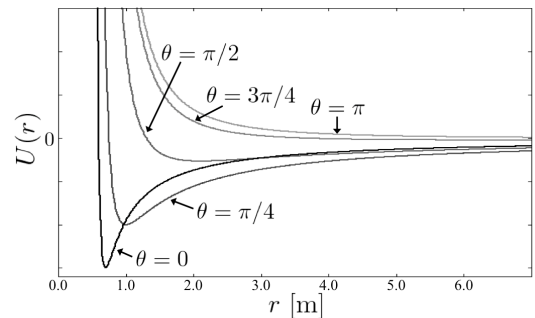


Fig. 7 Proposed potential function curves.

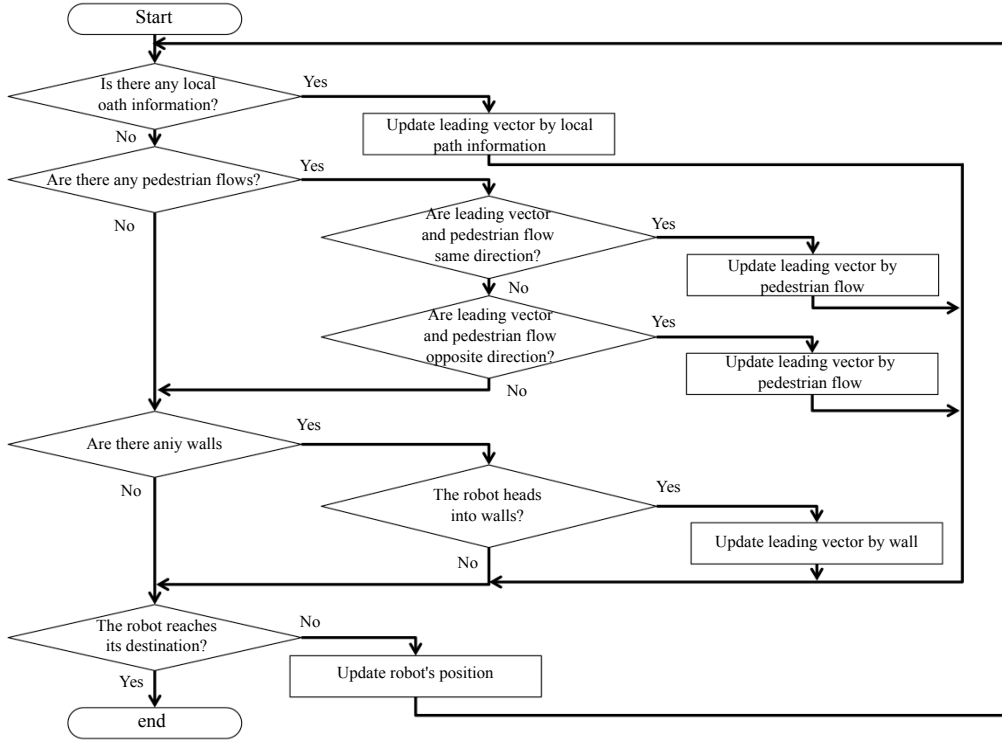


Fig. 8 Sequence of control algorithm.

合には、ロボットは誘導ベクトルを更新することなく前ステップと同じ誘導ベクトルに従って移動する。

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。誘導ベクトルの歩行者流情報を用いた時間発展式は式(8)のようになっており、この式の効果により誘導ベクトルの方向が歩行者流に沿う方向に向いていくよう更新される。

$$\dot{\theta}_{\mathbf{v}_\ell} = \begin{cases} \varepsilon n_j \sin(\bar{\theta}_j - \theta_{\mathbf{v}_\ell}) & \text{if } |\bar{\theta}_j - \theta| \leq \theta_\ell \\ \varepsilon n_j \sin(\bar{\theta}_j - \theta_{\mathbf{v}_\ell} - \pi) & \text{if } |\bar{\theta}_j - \theta| \geq \pi - \theta_\ell \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$\theta_{\mathbf{v}_\ell}$ は誘導ベクトルの直交座標系の x 軸とのなす角であり、 $\bar{\theta}_j$ は歩行者の速度ベクトルを k -means 法を用いてクラスタリングした際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。 θ_ℓ は誘導ベクトルに対してどの範囲までの歩行者流を参照し、誘導ベクトルを更新するかを表す定数である。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。式(8)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。

3. シミュレーション手法

本章では、シミュレーション時の環境設定などについて述べる。本研究では駅構内をロボットが移動する

ことを想定し、歩行者の密度をパラメータとして実験を行った。以下に環境地図、歩行者動作生成について述べる。なお、シミュレーション時の設定においてオクルージョンを導入したが詳しくは先行研究⁽¹¹⁾を参照されたい。

3.1 環境地図 本研究で実験を行う環境には都内のある駅の一部を用いており、Fig. 9 のようになっている。Fig. 9 の背景が灰色の部分に改札が存在し、斜線部には階段やエスカレータが存在する。また、格子模様の部分には他の通路が存在する。Fig. 9 中の改札の左側には図向かって右方向を示している局所経路情報が存在しており、改札の右側には図向かって上方方向を示している局所経路情報が存在している。ロボットがこの網かけ部にロボットが到達すると局所経路情報に従って誘導ベクトルを更新する。そしてロボットが目的地へ到達するまでの所要時間を計測した。

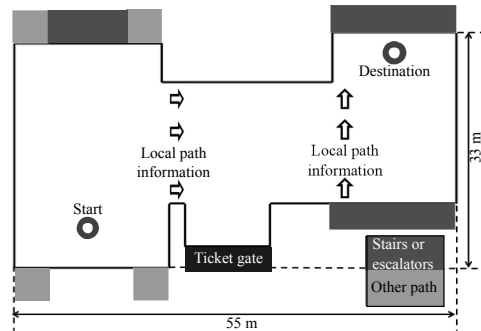


Fig. 9 A map used in experiments.

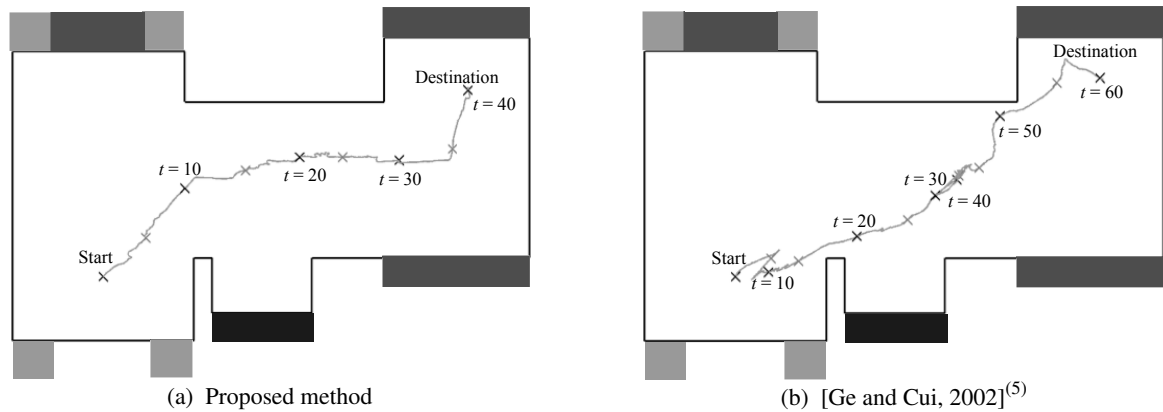


Fig. 10 Trajectory of the robot when pedestrian density is 0.075 people/m².

3.2 歩行者動作生成 本研究では Shao ら⁽¹⁴⁾が実際の駅構内で計測した歩行者データを用いる。この研究では、複数のレーザレンジファインダを用いて歩行者をトラッキングしたものである。実データを用いることによりセンサ特性に沿った誤差の導入が可能となり、歩行者などの動的障害物をモデル化する際の恣意性が排除可能となる。一方、計測されたデータのため歩行者がロボットの存在に合わせて行動を変化させることがないので、本研究では歩行者がロボットから受ける影響を排除して実験を行う。

4. シミュレーション結果

提案モデルの妥当性を示すために前章の条件のもとでシミュレーションによる検証を行った。その際、シミュレーションに用いたパラメータを経験的にそれぞれ次の値にした： $\eta = 1.0$, $\varepsilon = 0.05$, $r_c = 6.0\text{m}$, $\varepsilon_{LJ} = 50$, $\mu_{WN} = 0$, $\sigma_{WN} = 11\pi/360\text{rad}$, $s = 0.5$, $w = 0.00001$, $\varepsilon = 0.06$, $\theta_\ell = 11\pi/360\text{rad}$ 。なお、2.2 節における wrapped normal distribution を求める式 (4) を毎ステップ計算すると実時間では処理できなくなる恐れがあるため、まず式 (4) を計算し、 $\pi/180$ rad ごとの $f(\theta)$ の値をテーブルに格納し、逐次呼び出すテーブル引きを行う。また、比較手法としてポテンシャル法を改良した Ge らの手法⁽⁵⁾を用いた。この手法は動的障害物が存在する環境下でのナビゲーション手法であり、動的障害物の速度を考慮したポテンシャルを生成することにより衝突回避を行う。

本実験では歩行者の密度の高低に対する目的地到達時間の変化を測定した。実験環境には Fig. 9 を用いた。

まず、実験時のロボットが移動軌跡を Fig. 10 に示す。Fig. 10 (a) は提案手法の移動軌跡を示しており、(b) は比較手法である Ge らの手法を用いた際の移動軌跡を示している。図中のバツ印は移動開始時から 5 秒間隔でプロットされており、10 秒毎に黒色のバツ印をプロットした。なお、両者は同じタイミングで移動を始め、試行中の平均歩行者密度は 0.075 人/m² であった。Fig. 10 が表すように、比較手法では 30s から 40s の間、ロボットの進行方向と逆行する歩行者流が存在していたため、歩行者に押し戻されてロボットが同じ

場所に停留している様子が確認された。これに対し、提案手法では多少の迂回は見られたものの停留することなく目的地まで到達することが確認された。

次に、歩行者密度の変化に対する目的地までの所要時間を測るため、上記の実験環境にてロボットが移動開始するタイミングを変化させて 500 回試行を行った結果を Fig. 11 に示す。

図の灰色のグラフが提案手法、白色のグラフが Ge ら手法を用いた際の結果を示しており、縦軸が目的地までの所要時間、横軸がロボットが移動を開始した時点から目的地へ到達するまでの間の平均歩行者密度を表している。また、グラフ上のエラーバーは所要時間の標準偏差を示している。そして t 検定を行い、 p 値が $p < 0.001$ となり有意差が確認されたグラフに***マークを示した。

Fig. 11 から分かるように平均歩行者密度が 0.03~0.04 人/m², 0.04~0.05 人/m², そして 0.06~0.07 人/m² では比較手法に比べて若干所要時間が長くなっていた。一方、平均歩行者密度が 0.05~0.06 人/m², 0.07~0.08 人/m², そして 0.08~0.09 人/m² の時には比較手法に比べて提案手法の方が有意に短時間で目的地まで到達できた。また、提案手法と比較手法の平均所要時間の最大値と最小値の差はそれぞれ 4.2s, 17.7s, 標準偏差の最大値と最小値の差はそれぞれ 1.8s, 16.5s

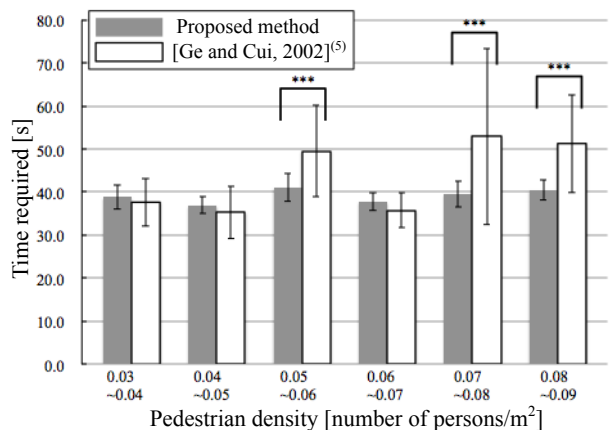


Fig. 11 Result of experiments.

となっており、提案手法の方が歩行者密度の変化の影響が少ないことが確認された。

さらに、計算時間を測定したところ比較手法では実時間における1s間の計算に0.07s程度要し、本手法では0.15s程度要した。

5. 考 察

前章のシミュレーション結果よりロボットのセンシングできる範囲内の歩行者流を検知し、その流れに合わせて誘導ベクトルを更新しつつ目的地まで到達する様子が確認できた。この時、比較手法では逆行する歩行者流が存在した場合において、歩行者流に押し戻されて停留してしまっただけでなく、歩行者流が存在した場合においても誘導ベクトルと同じ方向へ進む歩行者に追従し、逆行する歩行者流の合間を縫うようにして移動したため停留することなく進行できた。

さらに、複数回試行を行い歩行者密度毎に所要時間を分類した結果、比較手法では歩行者密度が高くなるにつれて平均所要時間が長くなり、標準偏差も大きくなったのに対し、本手法では歩行者密度の影響が比較的少なかった。本実験において、歩行者密度が高くなるにつれてロボットが歩行者に囲まれることが多くなる。その際、比較手法ではロボットの進行方向と周りを囲む歩行者が同じ場合には素早く目的地に到達可能だが、ロボットの進行方向と反対方向に歩行者が進む場合には歩行者集団からの脱出を行うにも次から次に歩行者が向かってくるため脱出経路が確保できず平均所要時間が長くなり、標準偏差が大きくなったと考えられる。

対して本手法では歩行者流に沿って進むことにより歩行者に囲まれても停留せずに進行可能であったため歩行者密度の高低に対する影響が少なかったと考えられる。これに加え、本手法では比較手法よりも計算時間が長くなってしまったが、これはオクルージョンをシミュレーションに導入したためと考えられる。しかし、オクルージョンを導入した場合においても実時間の1s間を計算するために0.15s程度要し、実時間に対応可能な計算時間であったので本手法の誘導ベクトルやポテンシャルの計算時間のみを考慮すると、より短時間で計算が可能だと考えられる。

6. お わ り に

本稿では歩行者の流れを参考にして動的環境下での移動ロボットのナビゲーション手法を提案した。その結果、適切に歩行者流に合流することにより周囲に様々な方向へ進む歩行者が存在する場合にも停留することなく目的地へ到達可能なことが確認された。

また、歩行者密度が高い場合にも既存手法よりも短時間目的地へたどり着けることが確認された。

今後は歩行者との現在・将来の位置関係に応じてポテンシャルを構築することにより円滑な移動を目指す。

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) S. Hamasaki, Y. Tamura, A. Yamashita, and H. Asama, "Prediction of Human's Movement for Collision Avoidance of Mobile Robot", *Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, (2011), pp.1633-1638.
- (2) 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*, Vol.1 (2009), pp.127-140.
- (3) C. I. Connolly and J. B. Burns, "Path Planning Using Laplace's Equation", *Proceedings of the 1990 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, (1990), pp.2102-2106.
- (4) J. Agirrebeitia, R. Avile's, I. F. de Bustos, and G. Ajuria, "A New APF Strategy for Path Planning in Environments with Obstacles", *Mechanism and Machine Theory*, Vol. 40, (2005), pp.645-658.
- (5) S. S. Ge and Y. J. Cui, "Dynamic Motion Planning for Mobile Robots Using Potential Field Method", *Autonomous Robots*, Vol.13, (2002), pp.207-222.
- (6) L. Huang, "Velocity Planning for a Mobile Robot to Track a Moving Target - a Potential Field Approach", *Robotics and Autonomous Systems*, Vol.57, (2009), pp.55-63.
- (7) O. Khatib, "Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots", *Proceedings of the 1985 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, (1985), pp. 500-505.
- (8) 奥迫伸一, 坂根茂幸, "レーザ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*, Vol.24, No. 5, (2006), pp.605-613.
- (9) 森岡博史, 長谷川修, "人混みでも環境地図を学習して稼働する自律移動ロボットを開発", *画像ラボ*, Vol.22(7), pp.1-7, 2011.
- (10) 熊原渉, 田村雄介, 山下淳, 浅間一, "トポロジカルな地図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の提案", 第17回ロボティクスシンポジウム講演予稿集, (2012), pp.163-168.
- (11) 熊原渉, 増山岳人, 田村雄介, 山下淳, 浅間一, "局所経路情報と歩行者流情報を活用した動的環境下での移動ロボットナビゲーション", 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会 SI2012 予稿集, (2012), 3E1-1.
- (12) V. Crespi, G. Cybenko, D. Rus, and M. Santini, "Decentralized Control for Coordinated Flow of Multi-agent Aystems", *Proceedings of the 2002 International Joint Conference on Neural Networks*, (2002), pp.2604-2609.
- (13) R. A. Metoyer and J. K. Hodgins, "Reactive Pedestrian Path Following from Examples", *The Visual Computer*, Vol.20, (2004), pp.635-649.
- (14) X. Shao, H. Zhao, K. Nakamura, K. Katabira, R. Shibasaki, and Y. Nakagawa, "Detection and Tracking of Multiple Pedestrians by Using Laser Range Scanners", *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, (2007), pp.2174-2179.