

動的環境下における歩行者流を利用した 移動ロボットナビゲーション

熊原 渉*・増山 岳人**・田村 雄介**
山下 淳*・浅間 一*

Navigation System for Mobile Robot Based on
Pedestrian Flow under Dynamic Environment

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

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 informative sign in a station, and pedestrians. Simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key Words: Navigation, Potential method, Pedestrian flow, Mobile robot

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いる。ロボット産業は現在製造分野の市場規模が最も大きい、今後サービス分野の市場規模が2035年に4.9兆円にもものぼると予測されている¹⁾。需要の高まりが予想されているロボット産業中のサービス分野では医療、介護・福祉、案内・受付、移動支援など、さまざまな使用範囲が想定されている。これらのサービス分野においてロボット技術を活用するためには、多くの場合、基礎的な機能としてタスクを行う場所への自律的な移動機能が備えられていることが望ましい。そのため、これまで様々な移動ロボットのナビゲーション手法の開発が行われてきた。筆者らは、ナビゲーション問題の中でも、特に駅や空港、複合商業施設

といった、複数の歩行者が様々な目的地に向かって移動する混雑環境を想定し、荷物運びや道案内といったサービスを提供するための移動ロボットのナビゲーション手法を提案している¹⁵⁾。混雑環境においては、複数の歩行者がそれぞれの目的地へ向かいつつも、歩行者同士の衝突を避ける局所的な相互作用を行い、極めて複雑な挙動が観察される。このような挙動を予測することは困難であり、混雑環境において活動可能な移動ロボットシステムの構築には大きな技術的困難がある。筆者らの先行研究では経路に沿い目的地に向かって進行するために誘導ベクトル (Leading vector) を新たに提案し、その更新手法を提案した。しかしながらこの研究では歩行者が存在する未知環境下でのナビゲーション手法を提案したものの、動作生成は単純であったため歩行者に対する回避動作が大きくなるあまりナビゲーションを適切に行えないという問題点が存在した。そこで本研究では歩行者に対する動作生成に着目する。

本研究で想定するサービス提供システムには、駅や空港、複合商業施設等の、多くの人が様々な方向に行き来する動的環境における自律的な移動機能が必要となる。動的環境下での経路計画を行うにあたり、実時間で処理を行う必要があるためラプラスポテンシャルを用いたポテンシャル法²⁾などの処理時間が膨大になる可能性のある経路計画手法は用いることはできない³⁾。これに対し Khatib が提案したポテンシャル

* 東京大学大学院 工学系研究科 精密工学専攻, 東京都文京区本郷 7-3-1

** 中央大学 理工学部 精密機械工学科, 東京都文京区春日 1-13-27

* Department of Precision Engineering, Graduate School of Engineering, The University of Tokyo, 7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

** Department of Precision Mechanics, Faculty of Science and Engineering, Chuo University, 1-13-27 Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo, Japan

法⁴⁾は障害物や目的地とロボットとの距離に応じた斥力、引力を計算するのみであり実時間で処理が行えるため、動的環境下においても用いることが可能である。

Khatib のポテンシャル法を応用した動的環境に対するポテンシャル法に関する研究がなされてきた。Agirrebeitia ら⁵⁾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⁶⁾や Huang⁷⁾の手法では、ロボットと障害物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生じる可能性がある。

ここで混雑環境下で移動するヒトの動作に着目すると、ヒトは同方向へ進む者同士でグループ化し、スムーズなすり抜け合いを可能としている^{8),9)}。このような同方向へ進む者同士でグループを生成し回避動作を効率化する性質を Fig. 1 のようにロボットの動作生成にも取り入れることにより、混雑環境下での回避動作の効率化が期待される。同方向へ進む者同士でグループを生成するために、ロボットは同方向へ進む歩行者に追従し、他方向へ進む歩行者を回避することが必要である。

歩行者追従に関する先行研究では、歩行者を追従することを前提とした研究^{10)~12)}や、それぞれの歩行者が、近傍の他の歩行者との距離や進行方向の差等に応じた閾値処理によって隊列を構成する rule-based な歩行者モデル¹³⁾の提案等が議論されてきた。歩行者を追従する手法の場合、歩行者の目的地が既知であり、かつロボットと同じ目的地へ向かう歩行者が存在することが必要である。したがって未知環境のようにロボットが歩行者の目的地を知らない場合には用いることができない。また、逐次得られる観測情報に応じて追従戦略を決定する rule-based な手法では、環境の動的な変化によって頻繁に追従戦略が再選択され、一貫した追従動作が生成されず効率的な軌道が得られない場合があると考えられる。

そこで、本研究ではポテンシャル法に、Lennard-Jones ポテンシャル (LJ ポテンシャル)¹⁴⁾をベースとしたポテンシャル関数を導入することで、上述の問題を回避する。ポテンシャル法では、目標位置において極小値をとる引力ポテンシャル関数と、障害物位置において極大値をとるポテンシャル関数

の和によって構成されるポテンシャル場の最急降下方向にロボットを移動させることで、ナビゲーションを行う。具体的な関数形として LJ ポテンシャルを用い、引力項と斥力項を統一した単一のポテンシャル関数に対してポテンシャル法を適用する。ロボットの追従・回避動作の連続的なシフトを、提案するポテンシャル関数に対する連続的なパラメータ調整によって実現する。

本研究では、ロボット周囲に存在するそれぞれの歩行者に関して、逐次的に追従・回避動作を生成するだけでなく、複数の歩行者の総体的な情報である歩行者流を利用することで動作の効率化を図る。これは、歩行者の動作には、ロボットが自律的に解釈することが困難な文脈依存的な情報が含まれているという仮説に基づくアプローチである。例えば、Fig. 1 のような状況において、各歩行者とロボットの 1 対 1 の関係性のみに着目した動作生成を行った場合、短時間的には左側に回避動作を行うことで効率的に目的方向に近づくことができる。しかし、歩行者流に対して対向する進行方向は絶え間ない回避動作を要求し、経路の効率性だけでなく、安全性という観点からも妥当ではない。我々人間は、このような混雑環境において、視界に入る歩行者の動き全てを画一的に考慮して自身の動作を決定するのではなく、しばしば周囲の歩行者群の大まかな移動方向を判断し、同一の進行方向へ進む歩行者流に対して巧みに選択的な追従を行うと考えられる。このとき、人間は突発的な環境の変化や複雑な歩行者流に対しても、他者の行動予測等を行い適応的な意思決定を行うが、これらの能力をロボットに実装することは困難である。そのため、ロボットには観測できない有用な情報を含んだ人間の動作をロボットの動作生成に利用するために、歩行者流情報を適切に利用するナビゲーションの枠組みを実現することは重要である。代表的な群の挙動のモデルである Boid モデル¹⁹⁾に対して、提案手法では各歩行者をモデル化しその近似的な振る舞いを利用するのではなく、人間という極めて複雑な意思決定主体から観測される情報を抽象化し、歩行者流として抽出することで単一のロボットの動作の効率化を試みるという点にアプローチの違いがある。本研究では実環境において計測された混雑環境における歩行者データを用いたシミュレーション実験を行い、歩行者流を適切に利用することでロボットの動作を効率化することが可能であることを示す。

次章以降の構成は次のようになっている。第 2 章では周囲の歩行者に対する追従・回避動作生成を可能とするポテンシャル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う。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. 手法の全体像

手法を提案するにあたり、著者らの先行研究と本論文の位置づけ、本研究の全体像について説明する。提案ナビゲーション手法は以下の 2 ステップに分けられる。

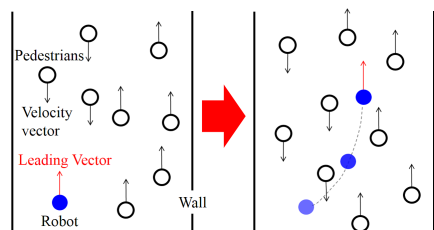


Fig. 1 Conception of navigation method

- 局所経路情報と歩行者流を用いたナビゲーション
- ロボット周囲の歩行者への追従・回避動作生成

1 点目の局所経路情報と歩行者流を用いたナビゲーションでは経路に沿って進行するための手法を示しており、先行研究にて手法を提案した¹⁵⁾。先行研究では未知環境下でナビゲーションを行うために誘導ベクトルを新たに提案した。誘導ベクトルとは経路に沿った目的地方向を示しており、目的地方向は駅構内などに設置された案内標識（本研究では局所経路情報と呼ぶ）から取得する。先行研究では局所経路情報から設定された誘導ベクトルの歩行者流に基づいた更新手法について提案し、その妥当性を示した。局所経路情報とは、既に環境に設置されている歩行者が利用する情報を想定しており、正確な目的地の地図と座標ではなく、目的地へ向かう経路に沿った局所的な方向情報である。そのため、ロボットが運用される環境に関する詳細なデータベースを構築するコストを必要とすることなく、ナビゲーションを行うことが可能であると考えられる。2 点目のロボット周囲の歩行者への追従・回避動作生成では第 1 章に記したような効率的な回避動作を行うための動作生成手法を意味しており、本論文ではこの動作生成について詳しく述べる。

また、本研究の全体像をシステム図に表すと Fig. 2 のようになる。図中の Leading vector controller は局所経路情報と歩行者流を用いたナビゲーションを担い、目的地までの進行方向を決定する。また、Follow/Avoid potential generator がロボット周囲の歩行者への追従・回避動作生成を担い、ロボットのセンシング範囲内に存在する障害物に対する動作生成を行う。そして Motion planner により Leading vector controller と Follow/Avoid potential generator を統合し、各サンプリング時間における速度、位置を更新する。

3. ナビゲーション手法の提案

3.1 Lennard-Jones ポテンシャル

Khatib のポテンシャル法⁴⁾を用いると歩行者からは斥力を受けるため、ロボットの進行方向を表す誘導ベクトルに対し逆行する歩行者に囲まれた場合に目的地方向へ進行困難となる問題が想定される。そこで本研究では誘導ベクトルの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。歩行者追従を行うにあたり、極小点を有する LJ

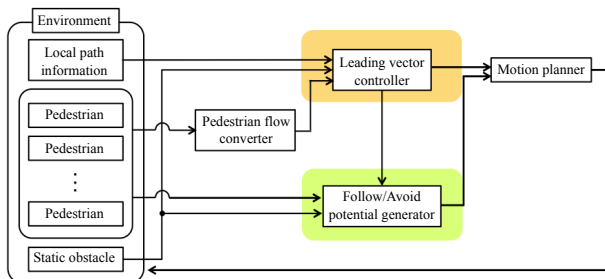


Fig. 2 Conception of whole system

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、原子間距離が一定に保たれるよう作用する。また工学分野では 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¹⁶⁾。

まず、LJ ポテンシャルの基本形は式 (1) のようになっている。

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

式 (1) 中の $U(r)$ はロボットと歩行者の距離が rm 時のポテンシャルを表し、 ε_{LJ} 、 σ_{LJ} 、 p 、 q は正のパラメータを表している。式の第 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、概形を図示すると Fig. 3 のようになる。Fig. 3 の横軸はロボットと歩行者の距離、縦軸は $U(r)$ を表している。Fig. 3 中、左側の領域では式 (1) の斥力項が優位に働き、右側の領域では引力項が優位に働く。斥力項と引力項の効果により Fig. 3 中の極小点に留まるよう作用する結果、ロボットは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。

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

式 (2) より、LJ ポテンシャルは

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

のときに極小値をとる。

ここで LJ ポテンシャルの各パラメータ 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し、歩行者追従を行うにあたりどのような性質を及ぼすかを調べる。まず、 p 、 σ_{LJ} を一定とし、 q を変化させたグラフを Fig. 4 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。Fig. 4 から q の増加に合わせて LJ ポテンシャルの斥力ポテンシャル部は斥力項単体の形に近づくことが確認される。また、 q が増加するにつれ引力ポテンシャル部 (Fig. 4 中 $r > 1$) においてポテンシャルが急峻になっていることが確認される。そのため引力ポテンシャルの作用する範囲が狭まり、追従対象が限定的になる。

次に、 q 、 σ_{LJ} を一定とし、 p を変化させたグラフを Fig. 5 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。Fig. 5 から p の増加に合わせて LJ ポテンシャルの引力ポテ

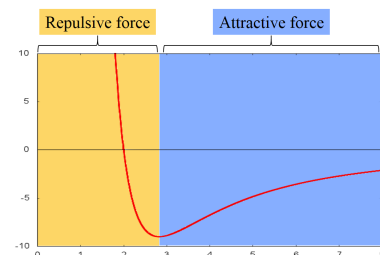


Fig. 3 Lennard-Jones potential curve

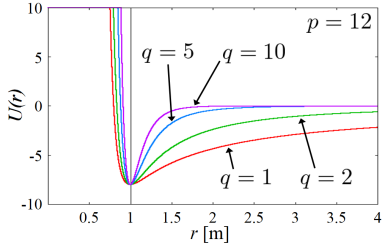


Fig. 4 Lennard-Jones potential curves when $p = \text{const}$, $q = \text{variable}$, $\sigma_{LJ} = \text{const}$

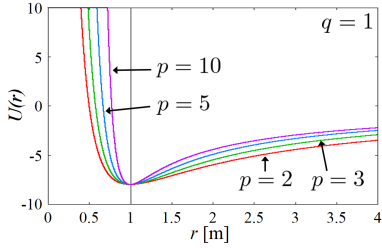


Fig. 5 Lennard-Jones potential curves when $p = \text{variable}$, $q = \text{const}$, $\sigma_{LJ} = \text{const}$

ンシヤル部は引力項単体の形に近づくことが確認される。また p が増加するにつれ斥力ポテンシャル部 (Fig. 5 中 $r < 1$) においてポテンシャルが急峻になることが確認される。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。したがって、 p の値は安全に衝突回避を行える範囲で可能な限り小さな値をとることが望ましいと考えられる。また、本研究では LJ ポテンシャルを利用することで、歩行者流に追従する動作が生成するが、これは我々人間が混雑環境においてしばしば選択すると考えられる移動戦略を模倣したものである。歩行者流に追従する動作とは、同一の移動傾向をもつ歩行者群全体の挙動に対する同調を意味する。そのため、群の一部である歩行者側からもロボットの動きを予測しやすくなり、衝突の危険が低減することが期待できる。

最後に、 σ_{LJ} が LJ ポテンシャルに与える影響を示す。 $r = \sigma_{LJ}$ 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. 6 に示した。

Fig. 6 から分かる通り、 σ_{LJ} が増加するにつれて LJ ポテ

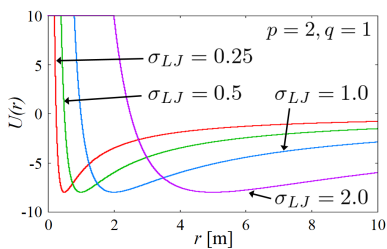


Fig. 6 Lennard-Jones potential curves when $p = \text{const}$, $q = \text{const}$, $\sigma_{LJ} = \text{variable}$

ンシヤルの極小点を示す r の値も増加する。つまり 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。この追従対象との距離は周囲の歩行者密度に応じて決定されるべきである。正方形の頂点に歩行者が存在すると仮定すると、1.0m 四方の正方形中に 1 人歩行者が存在する時には歩行者密度が 1.0 人/m² となる。この時の隣接する歩行者同士の間隔は 1m となる。同様に n [人/m²] の時には 1.0m 四方の正方形中に n 人歩行者が存在するため、隣接する歩行者同士の間隔は $1/\sqrt{n}$ [m] となる (Fig. 7)。

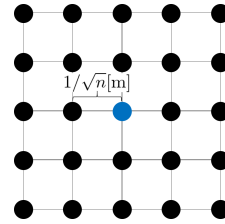


Fig. 7 Distance between pedestrians when pedestrian density is n [number of persons/m²]

したがって、式 (3) に着目して

$$\sigma_{LJ} = \frac{1}{\sqrt{n}} \left(\frac{q}{p} \right)^{\frac{1}{p-q}} \quad (4)$$

となるように σ_{LJ} を設定することにより、ロボット周囲の歩行者密度を近似的に決定する。本研究では $p = 2$, $q = 1$ とパラメータを設定しており、このとき σ_{LJ} は

$$\sigma_{LJ} = \frac{1}{2\sqrt{n}} \quad (5)$$

となる。複数の歩行者がどのような挙動を示すかを予め知ることはできないため、均一な格子状の歩行者配置によってロボット周囲の歩行者密度を近似的に求めることで、歩行者密度に応じた追従距離を設定する。

3.2 Wrapped normal distribution

LJ ポテンシャルを用いることにより追従は可能となるが、回避動作を同時に行うことはポテンシャルの性質上不可能である。そこで LJ ポテンシャルの引力項と斥力項に重み付けすることにより追従・回避動作を実現する。追従動作は、ロボットの誘導ベクトルの示す方向と同方向へ進む歩行者から引力を作用させるよう重み付けする必要がある。一方回避動作は、誘導ベクトルの示す方向と異なる方向へ進む歩行者から斥力を作用させるよう重み付けする必要がある。したがって、ロボットと歩行者の進行方向の関係から追従・回避が選択可能となるよう重み付けを行う必要がある。

追従・回避動作を選択するにあたり、第 1 章で示したように歩行者追従に関する先行研究では、観測される歩行者との距離や進行方向の差等に関する閾値処理で追従戦略を決定するため、閾値を頻繁に跨ぐような観測情報の時系列が得られた場合、一貫性のない動作が生成され、必ずしも効率的な軌道が得られるとは限らないと考えられる。そこで本研究ではロボットと歩行者の進行方向の関係に対して重み付けを行い追

従・回避を連続的に選択する．追従・回避を連続的に選択することにより，追従対象がロボットの進行方向と異なる方向へ進みだした時には回避動作へ切り替え，歩行などによる進行方向の変化に対する頑健性を有することが期待される．ロボットの誘導ベクトルの方向と歩行者の進行方向の差を θ とすると，変域は $-\pi < \theta \leq \pi$ なので円周上に定義された関数である Wrapped normal distribution を重み付けに用いる．Wrapped normal distribution は式 (6) で表される．

$$f(\theta) = \frac{1}{\sigma_{WN}\sqrt{2\pi}} \sum_{i=-\infty}^{\infty} \exp \left[\frac{-(\theta - \mu_{WN} + 2\pi i)^2}{2\sigma_{WN}^2} \right] \quad (6)$$

$\theta = \theta_{V_\ell} - \theta_i$

$f(\theta)$ は θ における重みを表しており， μ_{WN} ， σ_{WN} はそれぞれ重みが最大となる方向，重み付けをどの程度なだらかにするかを表すパラメータである．本研究ではロボットの誘導ベクトルの方向と同方向へ進む歩行者に追従するため $\mu_{WN} = 0$ とし， σ_{WN} は後のパラメータ設定実験により決定する．式 (6) をグラフに表すと Fig. 8 のようになる．

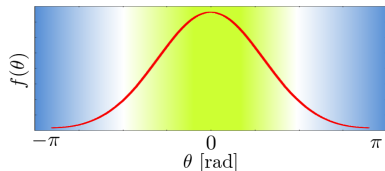


Fig. 8 Wrapped normal distribution curve

3.3 提案ポテンシャル関数

前項までに示した LJ ポテンシャルと 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．

$$U(r) = 4\epsilon_{LJ} \left[\beta \left(\frac{\sigma_{LJ} + s(1-\alpha)}{r - (r_{ro} + r_{hu})} \right)^p - \alpha \left(\frac{\sigma_{LJ} + s(1-\alpha)}{r - (r_{ro} + r_{hu})} \right)^q \right] \quad (7)$$

$$\alpha = \frac{f(\theta)}{f(\mu_{WN})} \quad (8)$$

$$\beta = (1-w)\alpha + w \quad (9)$$

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．以下に式 (7) から式 (9) の詳細を述べる．

式 (7) は r が大括弧内の分子 $\sigma_{LJ} + s(1-\alpha)$ よりも大きな値において極小値をとる．式中の α が小さくなるにつれ， $\sigma_{LJ} + s(1-\alpha)$ は大きな値をとるため極小値までの距離が大きくなる．なお， α の分母，分子はそれぞれ Wrapped normal distribution の最大値，誘導ベクトルの方向と歩行者の進行方向の差 θ における値であり，変域は $0 \leq \alpha \leq 1$ である．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．

式 (7) の第 1 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仮に一定とすると，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により追従対象の歩行者まで到達できなくなることがある．この問題を解決するにあたり，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過剰に受けなために式 (9) に示される β によって重み付けを行う．仮に β の変域を $0 \leq \beta \leq 1$ とすると $\beta = 0$ の時には斥力項が働かず歩行者と衝突してしまう．斥力が働かないことによる歩行者との衝突を避けるために β の変域に下限値 w (変域: $0 < w < 1$) を設け，変域が $w \leq \beta \leq 1$ となるよう式 (9) を設定した．

また，式 (7) の第 2 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. 9 に示す．Fig. 9 の横軸はロボットと歩行者の距離を示しており，縦軸はポテンシャル $U(r)$ 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いため，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．

このポテンシャル関数を用いることで，Fig. 1 に示した，ロボットと同方向へ進行する歩行者流への合流が実現される．すなわち，Fig. 1 において，ロボットは自身の進行方向と一致する右側の各歩行者については，式 (6)，式 (8) より α を増大させるため，引力ポテンシャルが支配的となる (Fig. 9 中， $\theta = 0$)．対向する左側の歩行者からは引力が作用せず，衝突を回避でき，かつロボットの移動を過剰に阻害しない程度に弱められた斥力を受ける (Fig. 9 中， $\theta = \pi$)．したがって，対向する歩行者からは衝突を回避するための最低限の斥力を

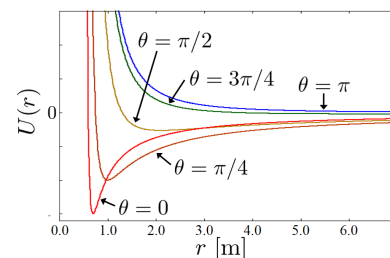


Fig. 9 Proposed potential function curves

受けながら、進行方向が一致する歩行者流に合流する引力を受けることになり、ロボットは Fig. 1 のような合流動作を行うことが可能となる。

4. シミュレーション手法

提案手法による適切な歩行者流情報の利用が、ロボットの移動効率向上に寄与することを確認するため、混雑した実環境において観測された歩行者データを用いたシミュレーション実験を行った。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。

4.1 環境地図

本研究でシミュレーションを行う環境には都内のある駅の一部を用いており、Fig. 10 のようになっている。

Fig. 10 の中央下部には改札があり、環境中には階段及びエスカレータ、他の通路が存在する。また、図左側の円が試行開始地点を示しており、図右上の円は目的地を示している。図中に示された矢印は局所経路情報を示しており、局所経路情報が設置された領域にロボットが到達した際に一度誘導ベクトルが変更される。なお、試行開始時にはあらかじめ局所経路情報を与える。

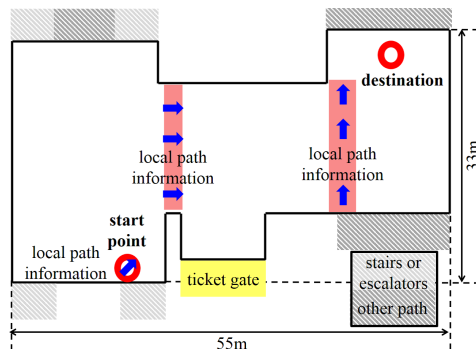


Fig. 10 A map used in experiments

4.2 歩行者動作生成

本研究では Shao ら¹⁸⁾ 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。計測された歩行者データをそのまま歩行者モデルとして用いているため、ロボットが歩行者の存在に応じて動作を変化させる一方、歩行者の動作はロボットの存在に依存しない。実環境における歩行者データと、対応する環境におけるシミュレーション実験を行うことで、歩行者流を利用する提案ナビゲーション手法の有効性を検証する。

5. 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はそれぞれ次の値にした： $\sigma w_N = \pi/20$ 、 $w = 7.0 \times 10^{-6}$ 、 $s = 0.1$ 、 $r_c = 7.0\text{m}$ 、 $p = 2$ 、 $q = 1$ 。ここで、 r_c はロボットのセンシング範囲を表している。センシング範囲に関して、7m 以上の範囲を観測できる場合も考えられるが、遠方の歩行者や障害物から受ける斥力は非常に小さく、ロボットの動作にほぼ影響を与えない。また、遠方の歩行者を考慮に入れると、ロボットの動作決定と関連させるべきではない歩行者流が考慮されてしまう可能性があるため、遠方の観測情報は利用しないことが望ましいと考えられる。7m より狭い範囲しか観測できないセンサ設定では、観測可能な歩行者数は減少するものの、ロボットが受ける斥力の空間的距離に応じた減衰を考慮すると、支配的な項は残るため、ポテンシャル関数に対する影響は限定的であると考えられる。歩行者流情報に関しては、観測範囲が狭い場合、ロボット近傍の歩行者の移動傾向のみが考慮されるため、結果的に短絡的な意思決定がなされることになる。ただし、移動ロボットに求められる予防安全という観点からは、ロボット近傍の歩行者の挙動を最優先に考慮することは妥当であると考えられる。また、本研究ではオクルージョンを考慮しているため、ロボットが混雑した環境において、多数の歩行者に囲まれた結果、観測範囲が一時的に非常に狭くなるという状況が実験に含まれている。以上の考察より、本研究では経験的にセンシング範囲を $r_c = 7.0\text{m}$ と設定している。また、比較手法としてポテンシャル法を改良した Ge ら⁶⁾ の手法を用いた。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。ここで、Ge らの手法では、引力ポテンシャル関数を計算するために、目的地の座標を与えている一方、提案手法では目的地へ向かう経路に沿った進行方向である局所経路情報が与えられている点に注意されたい。

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. 10 を用いた。混雑環境では、環境中に設置された案内標識等から得られる局所経路情報にしたがうことが、必ずしも合理的ではない状況が存在する。本研究では、局所経路情報と同時に、歩行者流情報を利用してロボットの動作を決定することによる移動効率向上について検証する。

まず提案手法と比較手法の試行開始から目的地へ到達するまでのロボットの移動軌跡を Fig. 11 に示す。Fig. 11(a), (b) はそれぞれ比較手法、提案手法を表している。図中のバツ印は移動開始時から 5s 間隔でプロットされている。なお、両者は同じタイミングで移動を始め、提案手法と比較手法の試行中のロボット周囲 7.0m 以内の平均歩行者密度は $0.13 \text{人}/\text{m}^2$ 、 $0.075 \text{人}/\text{m}^2$ であった。Fig. 11(a) より、比較手法では 25s 付近までは回避動作を行いつつ最短経路にほぼ沿いながら目的地へ向かった。しかし、25s 以降に大きく迂回し、壁沿いを通り目的地まで到達する様子が確認された。これは、約 25s 経過時点で、目的地からロボットに対向する大勢の歩行者が、



Fig. 11 Trajectory of the robot in experiments

ロボットの進行方向に現れたためである。従来手法では、対向する歩行者群から受ける斥力によって、急激な回避動作が生成された。このとき、複数の歩行者によって移動ロボットの周囲が囲まれ、一時的な停留が起こることを確認した。これに対し、(b)の提案手法では大きく迂回することなく目的地まで到達することが確認された。10s 付近までは試行開始時に取得する局所経路情報に従い図右上方向に誘導ベクトルを更新し、そのまま誘導ベクトルに従い右上に進行する様子が確認された。その後 10s から 15s にかけて図右方向を指す局所経路情報に従い図右方向に誘導ベクトルを更新したが、15s から 25s にかけては図右上方向に進行する様子が確認された。提案手法では約 25s 経過以降の、目的地方向からの対向する歩行者群に対して、局所経路情報とほぼ直交する方向に移動する戦略がとられた。これは、対向する大勢の歩行者が現れた一方で、ロボットと同一の目的地へ向かう歩行者流が存在したため、そちらの歩行者流にロボットが合流した結果である。したがって、ここでは環境から与えられる局所経路情報より、歩行者流情報を積極的に利用されているといえる。その結果、提案手法では比較手法のような急激な方向転換を避け、効率的な動作が実現されている。そして 35s の後に図上方向を指す局所経路情報に従い誘導ベクトルを更新し、目的地まで到達する様子が確認された。

移動軌跡について詳しく検証するために提案手法と比較手法の試行のスナップショットをそれぞれ Fig. 13, Fig. 12 に表した。図中、各歩行者位置を表す点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。また、図右上の大きな点は目的地を表している。Fig. 13 における白抜きの円はロボットのセンシング範囲を表しており、この円の中心に描かれた大きな点はロボットの位置を、ロボット位置を端点とした線分は誘導ベクトルを表している。また、Fig. 12 における大きな点はロボットの位置を表している。Fig. 13, 12 はそれぞれ $t = 5$ から 40s の期間の様子を表している。

Fig. 13(a) から (c) にかけて、ロボットの試行開始時に図右上を指す局所経路情報に従い誘導ベクトルを更新し、その方向へ進んでいる様子が確認された。さらにロボットの周囲には誘導ベクトルと同方向へ進む歩行者と直交する方向へ進む

歩行者が存在していた。この時、誘導ベクトルと同方向に進む歩行者に追従している様子が確認された。(c)の後にロボットは図右方向を指す局所経路情報に従い誘導ベクトルを更新し、(d)では誘導ベクトルが右方向を向いている様子が確認された。(d)から(e)にかけてロボットの誘導ベクトルと同方向に進む歩行者に追従している様子が確認された。その後(f)から(g)にかけて、誘導ベクトルと逆方向へ進む歩行者が多数存在しているが、ロボットの周囲に存在する誘導ベクトルと同方向へ進む3人の歩行者に追従することで、停留や迂回することなく進行する様子が確認された。また、(g)から(h)にかけて誘導ベクトルが図右上方向へ更新されている様子も確認された。(h)から(i)にかけて図上方向を指す局所経路情報に従い誘導ベクトルを更新し、その後目的地がセンシング範囲内に入ったため誘導ベクトルではなく目的地からの引力ポテンシャルに従い目的地へ向かう様子が確認された。

一方、比較手法では Fig. 12(a) から (e) にかけてはロボット周囲の歩行者密度が低かったため迂回せずに進行する様子が確認できた。しかし、Fig. 12(f)においてロボットの進行方向と逆行する歩行者が多数ロボットの周囲に存在したため停留を起こしている。そして(f)から(g)にかけて停留状態から抜けるために図上方向へ迂回する様子が確認された。その後(g)から(i)にかけて壁沿いを進み目的地へ向かう様子が確認された。

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。そして平均歩行者密度毎に分類した目的地までの平均所用時間を Fig. 14 に示す。なお、本研究ではシミュレーションでの試行上限時間を 100s とし、100s を下回ったもののみを Fig. 14 にまとめた。試行時間が 100s を越えたものは提案手法では 38 例、比較手法では 1 例あった。試行時間が 100s を超えた実験数は提案手法の方が多く、現状では状況によらず十分な移動効率を得られる汎用性は実現できていない。このような結果が表れた原因については次節で議論する。ここでは、提案手法において試行時間が 100s を超えた実験は誤った歩行者流への追従が起こったものであるため、目的地方向へ向かう適切な歩行

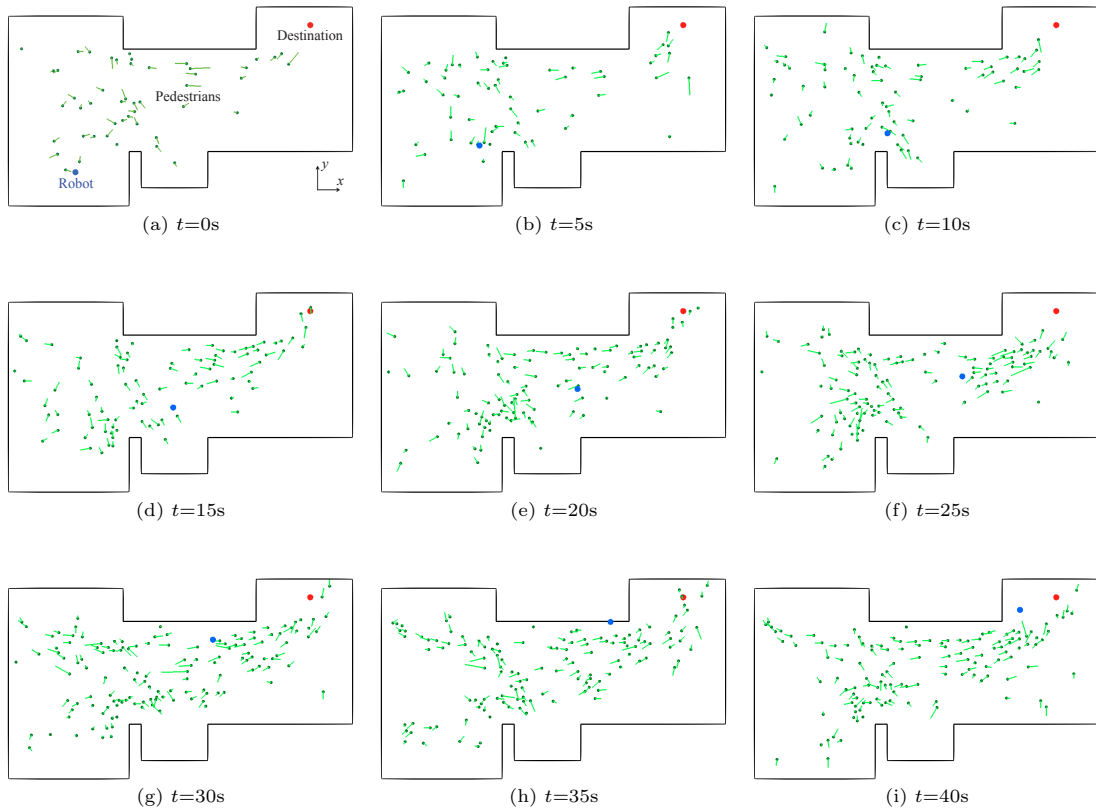


Fig. 12 Snapshot of the robot in experiments (Ge and Cui⁶⁾)

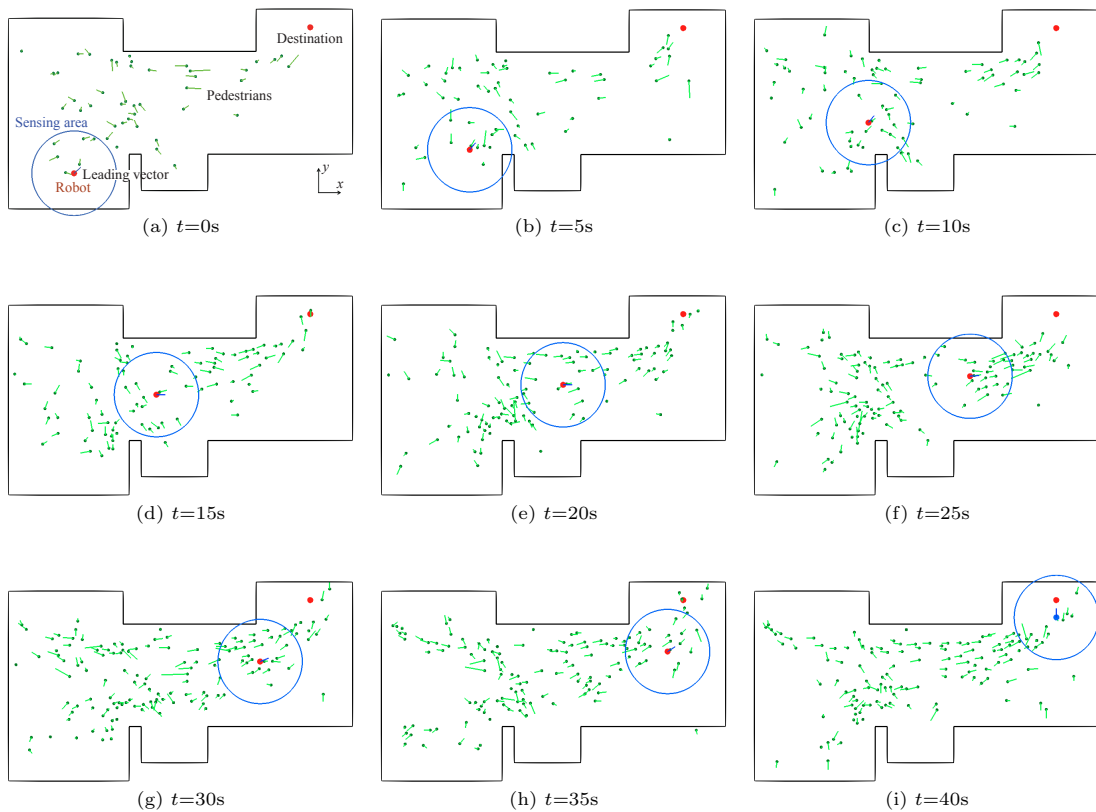


Fig. 13 Snapshot of the robot in experiments (Proposed method)

者流を追従できた場合のナビゲーションの効率性について議論する。また、提案手法では試行開始から終了までのロボットのセンシング範囲内である半径7m以内に位置している歩行者の平均密度とする。比較手法では全歩行者をセンシング可能としているが、提案手法との比較を行うために半径7m以内に位置している歩行者の平均密度とする。

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ロボットのセンシング範囲、ただし比較手法ではロボットの半径7m以内の平均歩行者密度を表している。それぞれの歩行者密度について、左側に比較手法、右側に提案手法を用いた際の結果を示す。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 $p < 0.05$, $p < 0.001$ となり有意差が確認されたグラフに*マーク、***マークを示す。

Fig. 14 から分かるように平均歩行者密度が 0.03 人/m^2 から 0.08 人/m^2 では比較手法に比べ、提案手法の所要時間が長くなった。しかしながら、提案手法と比較手法の間に有意差は見られなかった。つまり歩行者密度が低いときには提案手法、比較手法のどちらを用いても所要時間には有意な差は出ないことが示された。

平均歩行者密度が 0.09 人/m^2 以上の場合には比較手法に比べて提案手法の所要時間が短くなった。中でも平均歩行者密度が 0.09 から 0.12 人/m^2 , 0.15 人/m^2 以上では提案手法の方が有意に所要時間が短くなった。つまり歩行者密度が高い時には比較手法に比べ提案手法の方が短時間で目的地まで到達可能であることが示された。

6. 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、適切に追従・回避することにより目的地まで到達する様子が確認できた。この時、比較手法では歩行者に囲まれた際には過度に衝突回避動作を行おうとした結果、進行方向が定まらず、周囲を囲まれている間は停留してしまっ。しかしながら、本手法では誘導ベクトルと同じ方向へ進む歩行者流に沿って進んでいたため、過度に衝突回避動作を行うことなく周囲を囲まれても停留するこ

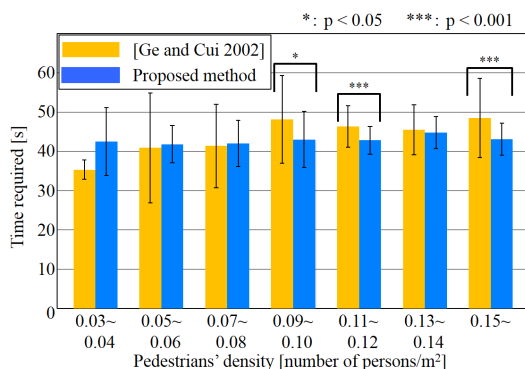


Fig. 14 Result of experiments

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所要時間が長くなったのに対し、本手法では歩行者密度の影響が比較的少なかった。比較手法では、上記のような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、脱出が困難になるといった現象が起きたためだと考えられる。これに対し本手法では、歩行者密度が高い場合においてもロボットと同方向へ進む歩行者を追従することで回避動作を効率化し、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。しかし、提案手法では対向する歩行者流からの脱出に失敗する、あるいは誤った歩行者流に追従してしまう等の原因によって、試行時間が100sを超えた場合が500試行中38例あった。比較試行の1例に比べて、設定した試行時間を超える結果が多くみられた理由としては、比較手法が明確な目的地情報に基づいてナビゲーションを行う一方、提案手法は局所経路情報に完全にしがたうのではなく、周囲の歩行者の動きを利用して、状況に応じた柔軟なナビゲーションを行うという設計戦略に基づいて構築されている点が挙げられる。これは、例えば一時的な工事による部分的な通行止め、障害物の発生、あるいは局所的な過度の混雑といった、迂回経路の選択を余儀なくさせる、事前に予測が困難な環境の変化を想定したものである。そのため、局所経路情報と歩行者流情報のそれぞれに対する信頼割り当てという問題に関して、実環境での更なる計測及び実験を行い、不確かな情報が与えられた環境における適応的な動作戦略の決定という観点から改良を行う必要がある。

また、Fig. 14において、平均歩行者密度が 0.03 人/m^2 から 0.04 人/m^2 の歩行者流がほとんど観測されない実験条件においては、有意差はないものの、比較手法の優位性が目立った結果となっている。比較手法の適用には、目標位置が必要となるため、比較手法の実験の際は、ロボットの相対座標における目標位置の座標が与えられている。他方、提案手法では目標位置の座標ではなく、環境中に設置された、目標位置へ到達するための大まかな方向のみを示す局所経路情報が与えられる。これらは平均歩行者密度が 0.03 人/m^2 から 0.04 人/m^2 の条件においては、比較手法に有利に働く。歩行者密度が低い場合には、比較手法により、歩行者との衝突を適切な軌道で避けることは可能であり、かつ目標位置の座標が既知であるため、直線的に目標位置に向かう動作が生成される。しかし、提案手法では目標位置へ向かう大まかな方向情報のみが与えられるため、直線的な移動は不可能である。そのため、平均歩行者密度 0.03 人/m^2 から 0.04 人/m^2 は比較手法がより効率的な動作を生成できる条件となっており、Fig. 14の結果が得られた。

7. 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、適切に歩行者流へ追従・回避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。

今後はロボット周囲の歩行者密度の変化に応じて動的にパラメータを改変し、様々な環境に対し頑健なシステムを目指す。また、本研究では実在する駅において計測された歩行者データを用いて検証実験を行ったが、この際ロボットの存在による人の挙動の変化は考慮されていないため、実機実験による検証が今後の課題として挙げられる。歩行者流という、歩行者の集団が構成する全体としての移動傾向をロボットも利用することで、歩行者がロボットの動きを予測しやすくなり、円滑なインタラクションの基でのナビゲーションの実現が期待できる。

謝辞 本研究の一部は、栢森情報科学振興財団および科研費若手研究 (A)22680017 の助成を受けたものである。

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 <http://www.meti.go.jp/press/20100423003/20100423003-2.pdf> (2010, 参照日 2012 年 10 月 5 日)
- 2) Connolly, Burns: Path Planning Using Laplace's Equation, Proc. of the 1990 IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation, 2102/2106 (1990)
- 3) 太田, 倉林, 新井: 知能ロボット入門, コロナ社 (2001)
- 4) O. Khatib: Real-Time Obstacle Avoidance for Manipulators and Mobile Robots, Proc. of the 1985 IEEE Int'l Conf. on Robotics and Automation, 500/505 (1985)
- 5) Aguirrebeitia, Avilés, Bustos, Ajuria: A New APF Strategy for Path Planning in Environments with Obstacles, Mechanism and Machine Theory, **40**, 645/658 (2005)
- 6) Ge, Cui: Dynamic Motion Planning for Mobile Robots Using Potential Field Method, Autonomous Robots, **13**, 207/222 (2002)
- 7) L. Huang: Velocity Planning for a Mobile Robot to Track a Moving Target - a Potential Field Approach, Robotics and Autonomous Systems, **57**, 55/63 (2009)
- 8) 加藤, 上原, 中村, 吉岡: 群集対向流動の解析, 日本建築学会論文報告集, **289**, 119/129 (1980)
- 9) 中村, 趙, 柴崎, 坂本, 大鋸, 鈴川: マルチレーザスキャナを用いた歩行者の抽出, 第 10 回画像センシングシンポジウム講演論文集, 409/414, (2004)
- 10) 森岡, 李, 橋本: 知能化空間における移動ロボットの人間追従制御, 日本ロボット学会誌, **22-1**, 103/111 (2004)
- 11) Metoyer, Hodgins: Reactive Pedestrian Path Following from Examples, The Visual Computer, **20**, 635/649 (2004)
- 12) Gockley, Forlizzi, Simmons: Natural Person-Following Behavior for Social Robots, Proc. of the 2007 ACM/IEEE Int'l Conf. on Human-Robot Interaction, 17/24 (2007)
- 13) 藤井, 吉村: 知的マルチエージェント交通流シミュレータ MATES の開発 第三報: 多階層歩行者モデルの開発と歩車混合交通シミュレーション, 日本シミュレーション学会論文誌, **3-3**, 70/78, (2011)
- 14) L. Verlet: Computer "Experiments" on Classical Fluids. I. Thermodynamical Properties of Lennard-Jones Molecules, Physical Review, **159-1**, 98/193 (1967)
- 15) 熊原, 田村, 山下, 浅間: 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, 163/168 (2012)

- 16) Crespi, Cybenko, Rus, Santini: Decentralized Control for Coordinated Flow of Multi-agent Systems, Proc. of the 2002 Int'l Joint Conf. on Neural Networks, 2604/2609 (2002)
- 17) Surmann, Nüchter, Hertzberg: An Autonomous Mobile Robot with a 3D Laser Range Finder for 3D Exploration and Digitalization of Indoor Environments, Robotics and Autonomous Systems, **45**, 181/198 (2003)
- 18) Shao, Zhao, Nakamura, Katabira, Shibasaki, Nakagawa: Detection and Tracking of Multiple Pedestrians by Using Laser Range Scanners, Proc. of the 2007 IEEE Int'l Conf. on Intelligent Robots and Systems, 2174/2179 (2007)
- 19) C. W. Reynolds: Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model, Proc. of the 1987 ACM SIGGRAPH, **21-4**, 25/34(1987)

[著 者 紹 介]

熊 原 渉



2011 年 3 月東北大学工学部卒業。2011 年 4 月東京大学大学院工学系研究科 修士課程 入学, 2013 年 3 月修了。2013 年 4 月より総務省に勤務。在学中は移動ロボットのナビゲーションの研究に従事。

増 山 岳 人



2005 年 3 月名古屋大学工学部卒業。2013 年 3 月東京大学大学院工学系研究科 博士課程 修了, 博士 (工学)。2013 年 4 月より中央大学理工学部 助教, 現在に至る。ロボットの行動学習の研究に従事。

田 村 雄 介



2003 年 3 月東京大学工学部卒業。2008 年 3 月東京大学大学院工学系研究科 博士課程 修了。博士 (工学)。日本学術振興会特別研究員, 東京大学特任研究員などを経て, 2012 年 4 月中央大学理工学部 助教, 現在に至る。ヒューマンロボットインタラクションの研究に従事。

山 下 淳 (正会員)



1996 年 3 月東京大学工学部精密機械工学科卒業。1998 年 3 月東京大学大学院工学系研究科 精密機械工学専攻 修士課程 修了, 2001 年 3 月同博士課程修了。博士 (工学)。静岡大学助手, 助教, 准教授, カリフォルニア工科大学 客員研究員などを経て, 2011 年 10 月 東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻准教授, 現在に至る。

浅 間 一 (正会員)



1984 年東京大学大学院工学系研究科精密機械工学専攻 修士課程 修了。1986 年理化学研究所化学工学研究室研究員補。同研究所生化学システム研究室研究員, 工学基盤研究部技術開発促進室長を経て, 2002 年分散適応ロボティクス研究ユニットリーダー。2002 年東京大学人工物工学研究センター教授。2009 年より東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻教授, 現在に至る。