

移動ロボットナビゲーションのための 確率的意図を内包する歩行者行動モデルによる譲道行動生成

伊部 直樹^{*1}, 増山 岳人^{*2}, 山下 淳^{*3}, 浅間 一^{*4}

Generation of give-way behavior of pedestrian model with probabilistic intention for mobile robot navigation

Naoki IBE^{*1}, Gakuto MASUYAMA^{*2}, Atsushi YAMASHITA^{*3} and Hajime ASAMA^{*4}

^{*1,*3,*4} Graduate School of Engineering, The University of Tokyo
7-3-1 Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113-8656, Japan

^{*2} Faculty of Science and Engineering, Chuo University
1-13-27 Kasuga, Bunkyo-ku, Tokyo 112-8551, Japan

Received 23 June 2014

Abstract

In daily life, there are many bottlenecks such as narrow passages, gaps between objects and entrances to rooms. At the bottlenecks, some deadlocks must occur so that mobile robots cannot move to their goals safely and efficiently. In order to solve this problem, it is necessary for robots working in daily life to give way to the others as humans do. The purpose of this research is to propose a new model for the mobile robot navigation in which the pedestrian intention is modeled with the probabilistic approach and show how important the give-way behavior is for the mobile robot navigation. In this research, we extend the Social Force Model with the *intention vector* to represent the intention change of the pedestrian and develop a new method to estimate others' intention. By modeling the pedestrian intention with probabilistic approach, the proposed model solve the deadlocks at the bottleneck and realize the safe and efficient move of mobile robots.

Key words : Mobile robot, Human-robot interaction, Give-way behavior, Robot navigation, Pedestrian intention

1. はじめに

近年、労働力の減少や作業者の負担の増加などから、人の生活空間で活動するサービスロボットへの需要が高まっている。2010年に経済産業省が発表した資料によると、2035年までにロボット産業の市場規模は現在の約10倍となり、10兆円弱になると予測されている。その中でもサービス分野の市場が最も成長し、サービスロボットがロボット産業の中核になることが予測されている(経済産業省, 2010)。サービスロボットの例としては、ショッピングモールで人を案内するロボット(Eklundh, et al., 2003)や、家やオフィスの中で物を搬送するロボット(Huttenrauch and Eklundh, 2002)(Gross, et al., 2009)などが挙げられ、医療・介護・人の案内・荷物の搬送など、様々な応用が研究されている。

サービスロボットはとりわけ歩行者の存在する屋内環境で様々な応用が考えられており、動的な環境下で安全かつ効率的な移動を行うことが求められる。これまでの動的環境下における移動ナビゲーション手法としては、人工ポテンシャル法(Khatib, 1986)を動的環境下に応用した手法(Ge and Cui, 2002)やカクテルパーティモデルを利用した手法(Lumelsky and Harinarayan, 1997)などがあげられる。しかし実際の歩行者は、これらの研究で扱われているような単なる移動障害物とは異なり、相手の挙動や周囲環境などの外的要因に応じて自身の行動を変化させる。また、ストレスなどの内的要因によって、歩行者の行動戦略が変化することがある。これらの理由によ

No.14-00330 [DOI:10.1299/transjsme.14-00330]

^{*1} 学生員, 東京大学大学院工学系研究科 (〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1)

^{*2} 中央大学理工学部 (〒112-8551 東京都文京区春日 1-13-27)

^{*3} 正員, 東京大学大学院工学系研究科

^{*4} 正員, フェロー 東京大学大学院工学系研究科

E-mail of corresponding author: ibe@robot.t.u-tokyo.ac.jp

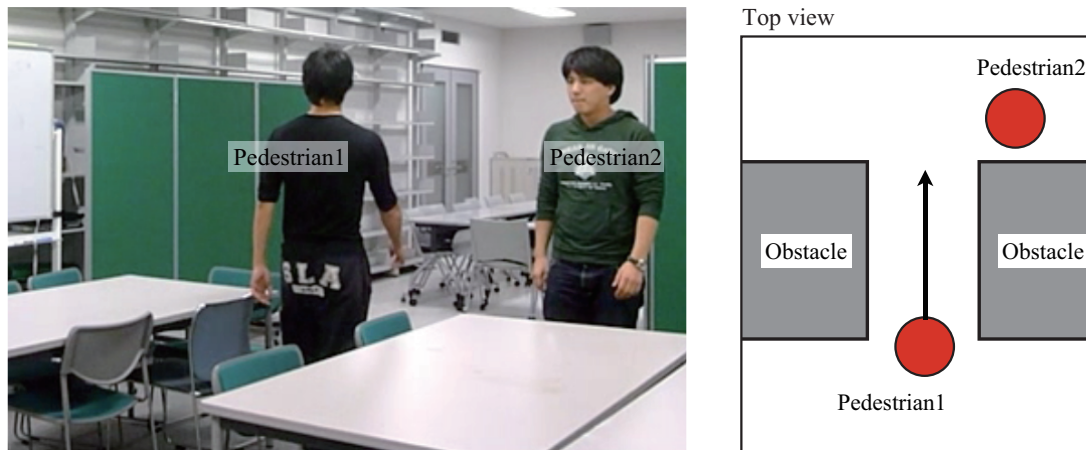


Fig. 1 Giving way at a bottleneck

り、サービスロボットの活動が想定される屋内環境において、障害物の配置によっては、歩行者とロボットの間で互いの行動が相手に影響し合うインタラクションが発生する状況が存在する。例えば図1のような机と机の間、部屋の出入り口などの歩行者が1人ずつしか通ることができない狭い通路（本研究ではボトルネックと呼ぶ）では通路内での停留を回避するため、ロボットと歩行者との間で譲り合いが必要となる。したがって、人の生活する屋内環境で移動ロボットが目的地まで安全で効率よく到達するためには、上述のような歩行者とのインタラクションを考慮したナビゲーションが必要となる。そこで、移動ロボットが人とのインタラクションを考慮したナビゲーションを行うために、歩行者の行動モデルを構築し、歩行者行動を予測することが重要となる。

歩行者の行動モデルに関する研究は、これまで多数行われている。Social Force Model (SFM) (Helbing and Monar, 1995) では、歩行者と環境との間に仮想的な力を導入し、目的地からの引力と障害物や他歩行者からの斥力をそれぞれ計算することにより、実時間での軌道生成を行う。このモデルは、運動方程式に基づいたモデルであり、各歩行者の軌道を独立に計算できるため歩行者数が増えても対応できる、連続した軌道が生成できるため解析的な分析ができる、といった特徴をもつため、歩行者行動のモデルとして広く利用されている。しかし SFM をボトルネックでの歩行者行動に適用すると、仮想的な力の釣り合いによって、デッドロックが発生する場合がある。

さらに、より複雑な環境に歩行者行動モデルを適用するため、SFM を発展させたモデルが数多く提案されている。柳沢らは SFM に暫定的な目標地点であるサブゴールを導入した軌道生成手法を提案した (柳沢他, 2006)。この手法では、静的な障害物を回避することしかできず、複数の歩行者のインタラクションを実現することはできない。また、浅野らは SFM に歩行者軌道の先読み行動を導入することで、混雑時の歩行者の動きをより現実の動きに近いものにした (浅野, 桑原, 2007)。さらに Zanolungo らは、様々な方向に移動している歩行者の動きを予測して、その軌道を考慮に入れたモデルを提案した (Zanolungo, et al., 2011)。このモデルでは、近づいてくる他の歩行者と最も近づいたときの相対距離によって人は動きを修正する、という仮説に基づいて、衝突時間という概念を導入してモデル化を行っている。浅野らや Zanolungo らのモデルは、歩行者のこれまでの軌道から将来の軌道を直接予測し、その予測結果に基づいて軌道を修正する、というアプローチが用いられている。

一方、譲り合いは重要なインタラクションの1つであるにもかかわらず、お互いの意図推定や意思決定、ストレスなどを考慮した長期的な予測が必要であるという点で難しく、これまであまり議論されてこなかった。そこで、著者らのグループでは歩行者同士の譲り合いの基礎モデルを提案した (Ibe, et al., 2013)。このモデルでは、歩行者意図を確率的に表現し、相手の意図の推定に基づき道を譲る行動を生成し、譲り合いを実現する。

本研究で想定する屋内環境には机や椅子、壁など多数の障害物が存在するため、ボトルネックも多数存在し、移動ロボットがこれらを回避して目的地に到達することは困難であると考えられる。そこで我々は、歩行者存在環境下において移動ロボットが安全かつ効率的な移動を行うために歩行者との譲り合いを考慮することが重要であると考え。例えばボトルネックにおいて安全性を最優先し、移動ロボットは歩行者がボトルネックを通過するまで必ず停止して待機する、という動作戦略も考えられる。しかし、このような動作戦略で移動を行うと、歩行者が道を譲り、ロボットが道を譲る必要がないときでも、常に待機していなくてはならない状況に陥り、目標地点への到着まで長時間を要する。また、移動の効率性を求めるため、移動ロボットが常に道を譲らずにボトルネックに進入する動作戦略をとると、歩行者との衝突リスクが増加してしまう。したがって、このような状況を回避する

ために、歩行者との衝突回避を行うだけでなく、歩行者意図を推定し、歩行者行動を予測しながら適応的に譲り合いを行うことが重要であると考え。

そこで本研究は、移動ロボットが人の生活空間で活動する上で、人との重要なインタラクションの1つである譲り合いの実現を目的とする。人とロボットのインタラクションを考えるにあたり、本研究では問題は以下のように分解して考える。

1. 他者の意図推定に基づくロボットナビゲーション
2. 意図を考慮した歩行者の行動モデル
3. ロボットの特長（大きさ・形状・動作戦略等）や環境による歩行者モデルへの影響の評価

人とロボットのインタラクションの実現には上述の1~3のすべてを考慮する必要がある。しかし、例えば人の行動モデルに個人差を考慮したとき、ロボットの特長によるモデルへの影響が一様であるとは考えにくい点など、実際には上述の項目2, 3は互いに影響しあうため、現段階ですべてを同時に議論することは非常に困難である。そこで本論文では、まず基礎的な検討を行うため、上述の1を扱い、人やロボットをエージェントという形式で抽象化して、2, 3については単純化して議論の範囲を限定する。したがって本論文の主題は、意図モデルをロボットナビゲーションに適用して、他者の意図推定に基づいてボトルネックにおいて譲り合いを実現する手法の開発である。

ここで、譲り合いについて定義を行う。図1のような状況では、ロボットと歩行者のどちらか一方がボトルネックの入口の脇で相手が通過するまで待機し、相手が通過した後、ボトルネックに進入する必要がある。本研究では、この“相手が通過するまで待機して道を譲る行動”を“譲道行動”と定義する。また、道を譲らずにそのままボトルネックに進入する行動を“進入行動”と呼ぶこととする。そしてボトルネックにおいて両側から移動してくるロボットと歩行者が停留状態（デッドロック）を生じることなく、スムーズな通行を実現するために、互いの行動を予測し、一方が譲道行動を生成し、もう一方が進入行動を生成する。本研究では、このインタラクションを“譲り合い”と定義する。ここで注意すべきは、譲道行動、進入行動は個々の歩行者の行動であるのに対して、譲り合いは移動ロボットと歩行者によるインタラクションに対応する点である。

次章以降の構成はつぎのようになっている。第2章では、歩行者・ロボットの意図や行動生成に関するモデル化を行い、移動ロボットの軌道生成手法の説明を行う。第3章では、他者の意図の推定手法について述べ、互いの意図推定による譲り合いの実現について説明する。第4章では、シミュレーション実験によって移動ロボットの動作計画における譲り合いの考慮の有効性を検証し、最後に結論と今後の展望を述べる。

2. 確率的意図を含む行動モデル

これまで歩行者存在環境下における移動ロボットナビゲーションのために、動的障害物存在環境でのロボットナビゲーション、または歩行者の軌道生成に着目した研究は数多く行われてきたが、そのような研究では歩行者とロボットは切り分けられて考えられ、それぞれ別の行動モデルが適用されてきた。しかし本研究では、ボトルネックにおけるロボットと歩行者のインタラクションである譲り合いを考慮し、歩行者行動の予測を行う必要があるため、ロボットと歩行者に同じフレームワークを適用する。本研究では、ロボットと歩行者を同様のフレームワークで扱うため、両者を区別せず“エージェント”と呼ぶ。エージェントはロボットと歩行者の両方を含む行動主体と定義し、あらかじめ自身の目標地点の位置を知っているものとする。

2.1 モデルフレームワーク

本研究では、運動方程式に仮想的な力を適用することで各エージェントが独立に連続的な軌道を生成することが可能であるという利点を持つSFMを基本として、エージェント意図の導入によって拡張した新たなモデル

(図2)を提案する。提案モデルは、High-levelモジュールとLow-levelモジュールの2つに分かれている。High-levelモジュールでは推定対象エージェントの位置から意図を推定し、自身の意図を変化させることで目標地点の設定を行う。Low-levelモジュールでは、環境情報、目標地点の位置からSFMで軌道を生成する。

これはHoogendoornらが提案したように、人の行動選択は階層的な思考プロセスによってなされており、複数の階層のモデルが並列に機能することで複雑な挙動を再現することが可能である(Hoogendoorn, et al., 2002)という考えに基づくものである。そこで本研究では、エージェントはまず上位階層で他エージェントの意図推定や周囲環境から行動戦略を決定する。そして下位階層で、自身の行動戦略に基づいて周囲の環境に応じて適応的に軌道を生成する。本研究ではこのアプローチをボトルネックでの譲り合いに適用し、High-levelモジュールで決定さ

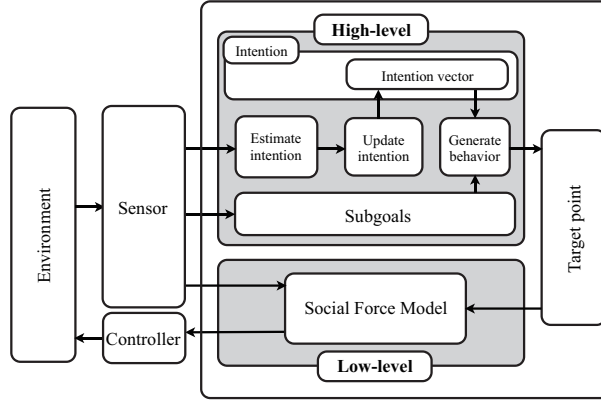


Fig. 2 Model overview

れた行動と周囲環境情報からサブゴールを生成し，Low-level モジュールでサブゴールを目標地点として SFM によって軌道を生成する。

次節からは，モデル内の各機能について述べる。

2.2 確率的意図の導入

歩行者意図は本来，A か B のどちらかというような決定論的な状態ではなく曖昧さを含んでおり，歩行者は状況に応じて適応的に行動を生成する．そこで本研究では，確率的表現を用いて曖昧さを含むエージェント意図のモデル化を行う．エージェントの行動の選択肢に対応する基底ベクトルを重ね合わせた状態ベクトルを用いて意図を表現する．ここで状態ベクトル $|\psi\rangle$ はユークリッド空間内で定義される単位ベクトルであり，互いに直交する基底ベクトル $|s_i\rangle$ の重ね合わせとして表される．このとき重み係数を $c_i \in \mathbb{R}$ として，

$$|\psi\rangle = \sum_i c_i |s_i\rangle, \quad (1)$$

$$\langle \psi | \psi \rangle = 1 \Leftrightarrow \sum_i c_i^2 = 1, \quad (2)$$

という関係がある．本研究ではこの状態ベクトルを意図ベクトルと呼ぶ．行動の選択肢は想定する環境に合わせて様々な選び方があり，意図ベクトルの次元は選択肢の数に対応する．本研究では以後，この選択肢を指して“行動”と呼ぶ．

本研究で想定する譲り合いでは，進入行動と譲道行動の2つの選択によって実現される．したがって本研究では，行動は進入行動と譲道行動の2つの選択肢からなる．ここで，エージェントの進入行動に対応する基底ベクトルを $|s_1\rangle$ ，譲道行動に対応する基底ベクトルを $|s_2\rangle$ とする．このとき譲り合いにおける意図ベクトル $|\psi\rangle$ は重み付け係数を $c_1, c_2 \in \mathbb{R}$ として，

$$|\psi\rangle = c_1 |s_1\rangle + c_2 |s_2\rangle, \quad (3)$$

と表すことができる．

本研究では行動を2種類に限定しているため，2次元平面上に意図ベクトルを記述することができる(図3)．ここで，意図ベクトルの特徴を表すために意図位相 θ というパラメータを導入する． θ は図3のように意図ベクトル $|\psi\rangle$ と $|s_1\rangle$ のなす角として定義する．この意図位相は意図ベクトルの特徴を表すパラメータであり，この値が定まると意図ベクトルが一意に定まる．したがって，以降では意図ベクトルを求めることは，この意図位相を求めることに対応する．また後述する歩行者の意図推定，意図変化は，それぞれ意図位相の推定と意図位相の変化に対応する．

2.3 行動選択とサブゴール生成

エージェントは意図と周囲環境に応じて行動を選択する．本研究ではエージェント意図を確率的にモデル化したため，エージェントの行動は各行動に対応した基底ベクトルに基づいて決定する．ここで，行動は意図ベクトルの各行動に対応する基底ベクトルへの正射影の長さの二乗の比で選択されるものとする．ここで i 番目の行動が

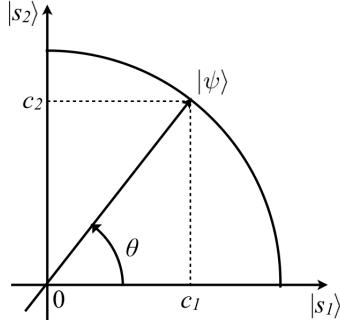


Fig. 3 Intention vector

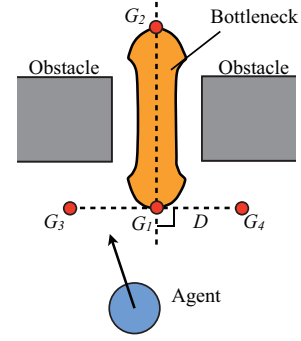


Fig. 4 Subgoals

選択される確率を p_i とすると、

$$p_i = \{|\langle \psi | s_i \rangle|\}^2 = c_i^2, \quad (4)$$

となる。ここで、式(2)より、

$$\sum_i p_i = \sum_i c_i^2 = 1, \quad (5)$$

という関係が成立する。この確率 p_i に応じて、各行動が選択される。つまり、 p_i の確率で i 番目の基底ベクトルに対応する行動が選択される。本研究では行動の選択肢が2種類であり、進入行動を選択する確率を p_1 、譲道行動を選択する確率を p_2 と定義する。このとき、進入行動と譲道行動が選択される確率は、

$$p_1 : p_2 = c_1^2 : c_2^2 = \cos^2 \theta : \sin^2 \theta, \quad (6)$$

という比率となる。

そして選択した行動に応じて、サブゴールが生成される。このサブゴールは周囲の環境に応じて、適切な地点に設定する。また、エージェントが Low-level モジュールにおいて SFM に基づいて軌道生成をする際に、目標地点となる点である。サブゴール生成手法は環境に合わせ、適切な手法を選ぶ必要があるが、本研究では単純化のため、あらかじめ各行動に対応するサブゴールを図4のようにトップダウンに与える。本研究では、あるエージェントが進入することで他エージェントの進路を塞ぐ領域をボトルネックと定義し、この領域のうち最も障害物から離れている地点の中でエージェントに一番近い地点を進入行動のサブゴールとする。図4では、 G_1 と G_2 がボトルネックの中で障害物から最も離れている地点であるが、 G_1 がエージェントに最も近いので、これを進入行動のサブゴールとする。また、譲道行動のサブゴールは、エージェントが譲道行動を生成した際に、他エージェントが通過するまで待機する地点として設定する。図4に示すように、ボトルネックの入り口に対応する G_1 から、 G_1 , G_2 を結んだ直線と垂直方向にそれぞれ距離 D だけ離れている地点 G_3 , G_4 をサブゴールとして設定する。このとき、譲り合いが実現されるためには、 G_3 , G_4 は、ボトルネックが通行可能な状態、つまり別のエージェントが通行するための領域が十分に確保されるような地点に設定される必要がある。一方で、距離 D が大きくなると、譲り合いによって期待される効果の1つである移動の効率性が失われてしまうと考えられる。サブゴール設計の際にはこのトレードオフを考慮して、距離 D を設定する必要がある。本論文では、周囲環境に応じて距離 D を決定する。また、 G_2 はボトルネックを通過するために用いられるサブゴールで、エージェントが G_1 に到達した後に選択される。

2.4 譲り合いにおける意図変化

各エージェントは毎ステップ、自身の意図を変化させながら移動を行う。この意図変化によって、エージェントは適応的に行動戦略を変化させ、ボトルネックにおける譲り合いを実現する。意図変化は様々な要因によって引き起こされると考えられるが、本研究では外的要因の1つである、環境内に存在する他エージェントの意図によって変化すると考え、本研究ではこれをモデル化する。

2.4.1 意図変化と変換行列

本モデルでは、各エージェントは毎ステップ、自身の意図を変化させながら移動を行う。前述のように、本研究では意図を意図ベクトルを用いてモデル化する。エージェント意図の変化は意図ベクトルの変換に対応しており、変換行列 $\mathbf{U}(n)$ によって行われる。本研究ではこの変換行列を意図変化行列と定義し、 n ステップ目における意図ベクトル $|\psi(n)\rangle$ は、

$$|\psi(n)\rangle = \mathbf{U}(n-1)|\psi(n-1)\rangle, \quad (7)$$

と、1ステップ前の意図ベクトルを変換することで求まる。ここで、意図ベクトル $|\psi\rangle$ に対して、任意ステップにおいて、

$$\langle\psi|\psi\rangle = 1, \quad (8)$$

が成立する必要があるため、 $\mathbf{U}(n)$ による変換は直交変換となる。

ここで、意図変化行列 \mathbf{U} の自由度について考える。基底ベクトルが N 個、すなわち行動が N 個あるとき、 \mathbf{U} は N 次の直交行列となる。このとき直交変換の性質から、この変換の自由度は $N(N-1)/2$ となり、 \mathbf{U} は $N(N-1)/2$ 個のパラメータ $\theta_i (i=1, \dots, N(N-1)/2)$ で表現することができる。すなわち、

$$\mathbf{U} = \mathbf{U}(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{N(N-1)/2}), \quad (9)$$

と表すことができる。本研究ではこれらの $N(N-1)/2$ 個のパラメータは、環境や他者とのインタラクションによって変化する。本研究では行動を2種類に限定したことから、意図変化に対応する変換の自由度は1となる。したがって意図変化行列 \mathbf{U} は、

$$\mathbf{U} = \mathbf{U}(\Delta\theta) = \begin{bmatrix} \cos\Delta\theta & -\sin\Delta\theta \\ \sin\Delta\theta & \cos\Delta\theta \end{bmatrix}, \quad (10)$$

と表すことができる。この時、意図変化行列は2次元の回転行列に対応し、意図変化は意図ベクトルの回転によって表現される (図3)。また、 $\Delta\theta$ は意図位相 θ の変化量に相当する。

2.4.2 他エージェントの意図による影響

エージェントはボトルネックを挟んで対峙する他エージェントの意図位相を次章で述べるように推定する。この推定で得られた他エージェントの意図位相の推定値 $\hat{\theta}$ の値が大きいつきは、他エージェントが道を譲る可能性が高く、反対に小さいときはそのままボトルネックに進入してくる可能性が高いと考えられる。したがって、 $\hat{\theta}$ の値が大きいつきは自身の意図位相 θ を小さく、反対に $\hat{\theta}$ の値が小さいときは θ を大きくするようにエージェントの意図を変化させることで、他エージェントの挙動に応じた移動を実現することができると考えられる。

そこで、以下のように相手の意図位相に応じて、自身の意図位相を増減させる。このとき、相手の意図位相が小さいほど、自身の意図位相を図5(a)のように増加させる確率が高く、大きい場合は図5(b)のように減少させる確率が高くなるように設計する。ここで他歩行者による意図位相の変化量を $\Delta\theta$ として、

$$\Delta\theta = \begin{cases} +a & \text{if } \text{rand}[0,1] \leq \cos^2\hat{\theta} \\ -a & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (11)$$

とする (図5)。 a は推定対象エージェントの意図から受ける影響の大きさを決定する定数である。

2.5 SFM に基づく軌道生成

Low-level モジュールでは SFM によって軌道を生成する。SFM では、以下の3種類の仮想的な力によって軌道が生成される。

1. エージェントの目標地点からの仮想的な引力 $\mathbf{F}^{Goal}(n)$
2. 障害物 j からの仮想的な斥力 $\mathbf{F}_j^{Obj}(n)$
3. 他エージェント k からの仮想的な斥力 $\mathbf{F}_k^{Agent}(n)$

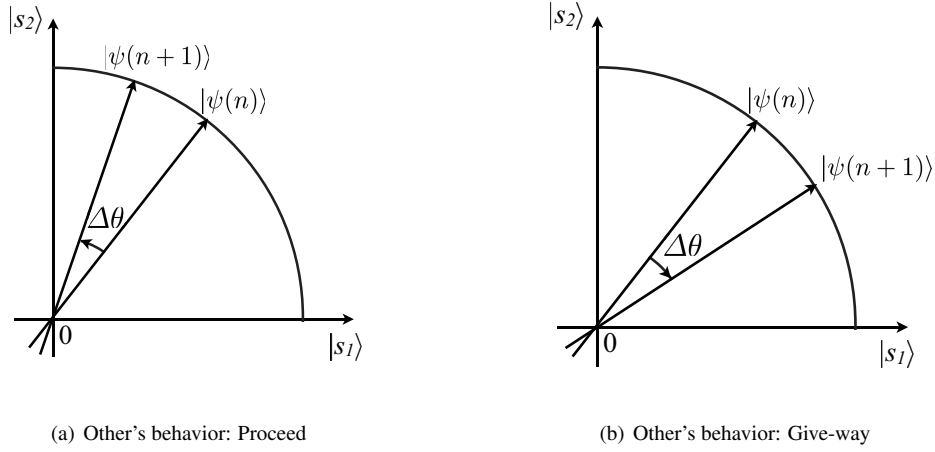


Fig. 5 Intention changes by other agent

この3種類の力の合力 $F(n)$ がエージェントにかかる力と考え、運動方程式を解くことで各エージェントの軌道が計算される。

$$\mathbf{F}(n) = \mathbf{F}^{Goal}(n) + \sum_j \mathbf{F}_j^{Obj}(n) + \sum_k \mathbf{F}_k^{Agent}(n), \quad (12)$$

$$m\mathbf{a}(n) = \mathbf{F}(n), \quad (13)$$

ここで、 m はエージェントの仮想的な質量、 $\mathbf{a}(n)$ は n ステップ目における加速度である。このように、エージェントを質量 m の粒子と考え、仮想的な外力 $\mathbf{F}(n)$ を仮定することで解析的に運動を記述し、各エージェントが独立に軌道を生成する。

ここで本研究では、目標地点として High-level モジュールで生成されたサブゴールを用いる。すなわち、毎ステップごとに自身の意図が変化し、その意図に基づいてサブゴールが動的に生成される。そして生成されたサブゴールを目標地点として、SFM によって連続的な軌道が生成される。

Low-level モジュールは、SFM によってエージェントの局所的な軌道を生成すると同時に、他エージェントや障害物との衝突回避を実現する機能も有する。

3. 歩行者の将来軌道に基づく意図推定

著者らは、これまでに SFM の逆計算による歩行者の軌道予測手法を開発してきた (伊部他, 2012)。この手法は、歩行者は SFM に従って軌道を生成すると仮定し、歩行者の運動と周囲の環境情報から歩行者の目標地点方向を推定するものである。この手法を用いて、SFM に基づいて軌道を生成する推定対象エージェントの将来ステップでの位置を予測し、その時系列データを将来軌道として扱い、エージェント意図の推定を行う。

次に将来軌道から推定対象エージェントの意図位相を推定する手法について述べる。本研究では、あらかじめ設計した評価関数に基づき、それぞれの行動に対応する評価値を求め、その比率によって現在の意図位相を推定する。

ここで、評価関数の設計指針について説明する。本研究では、各行動に対応するサブゴールとの距離と予測の信頼度に基づいた推定を行う。まず、サブゴールとの距離について説明する。予測した将来軌道が、ボトルネックに向かう軌道であれば、進入行動をとる可能性が高く、また、ボトルネック入口脇へ向かう軌道であれば譲道行動をとる可能性が高い。そこで、前章で述べたように、あらかじめ各行動に対応したサブゴールを設定し、将来軌道と各サブゴールの距離に基づいた評価関数を設計し、その評価値をもとに意図を推定する。評価関数は、将来軌道が各行動に対応するサブゴールの近くを通るほど評価値が大きくなるよう設計する。そこで、各行動に対応するサブゴールと将来軌道での N ステップ先までの各ステップにおける位置との距離 r に対する放射基底関数 $\phi(r)$ を評価関数に用いる。本研究では放射基底関数として、標準偏差 σ の正規分布を用いる。ここで前述の手法で求めた将来軌道に対して、各行動に対応するサブゴールの位置を $\mathbf{s}^{proceed}$, $\mathbf{s}_i^{giveaway}$ ($i=1,2$) とする (図 6(a), 図

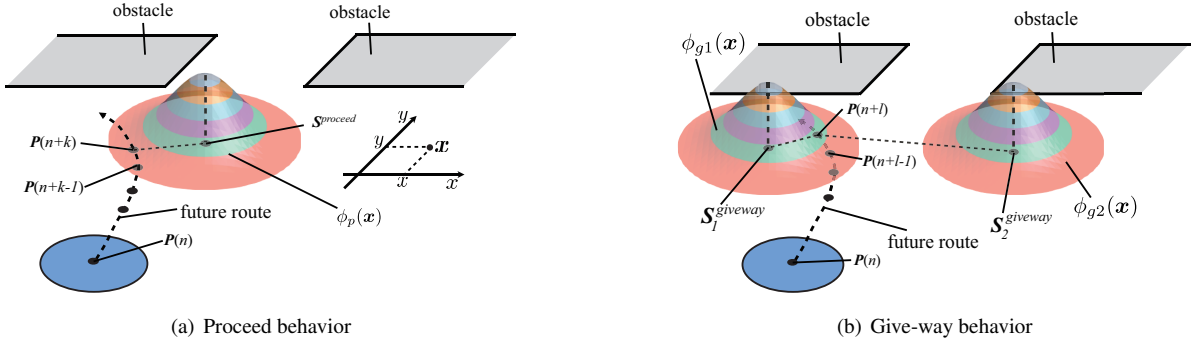


Fig. 6 Future path and Radial Basis Function (RBF)

6(b)． 進入行動と譲道行動に対応する放射基底関数をそれぞれ $\phi_p(\mathbf{x})$ 、 $\phi_{gi}(\mathbf{x})$ とすると、

$$\phi_p(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{S}^{proceed}\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (14)$$

$$\phi_{gi}(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{S}_i^{giveaway}\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (15)$$

と表すことができる。ここで \mathbf{x} は環境内における絶対座標であり、 $\phi_p(\mathbf{x})$ と $\phi_{gi}(\mathbf{x})$ はそれぞれ、図 6(a)、図 6(b) のように中心が各行動に対応するサブゴールである関数となる。

次に予測の信頼度について説明する。将来軌道は現在のステップから計算が進めば進むほど、誤差が大きくなり予測の信頼度が減少する。したがって、現在のステップから予測計算を進めたステップ数に応じて割引率 γ ($0 < \gamma \leq 1$) を用いて割引することによって、信頼度を評価関数に反映する。予測計算を m ステップ進めた時の位置 $\hat{\mathbf{P}}(n+m)$ について、進入行動、譲道行動の各行動に対する評価関数をそれぞれ、 $f_p(m)$ 、 $f_{gi}(m)$ とすると、

$$f_p(m) = \gamma^m \phi_p(\hat{\mathbf{P}}(n+m)), \quad (16)$$

$$f_{gi}(m) = \gamma^m \phi_{gi}(\hat{\mathbf{P}}(n+m)), \quad (17)$$

と設定する。

ここで $f_p(m)$ を例にして、評価関数の特徴について述べる。図 7 は、将来軌道の予測を $(k-1)$ ステップ、 k ステップ、 $(k+1)$ ステップ進めた時の進入行動に対する評価関数のグラフである。横軸は $\hat{\mathbf{P}}(n+m)$ から $\mathbf{S}^{proceed}$ までの距離 $r = \|\hat{\mathbf{P}}(n+m) - \mathbf{S}^{proceed}\|$ を表し、縦軸が評価関数の値を表す。予測計算を $(k-1)$ ステップ、 k ステップ、 $(k+1)$ ステップ進めた時に予測される将来位置から $\mathbf{S}^{proceed}$ までの距離をそれぞれ $r_p(k-1)$ 、 $r_p(k)$ 、 $r_p(k+1)$ とする。このとき、 $(k-1)$ ステップを基準に考えて、割引率を考慮しないと図 7 の \bar{y}_1 、 \bar{y}_2 、 \bar{y}_3 の値をとるが、図 7 では割引を行い予測の信頼度も考慮することによって、 $r_p(k-1)$ 、 $r_p(k)$ 、 $r_p(k+1)$ ではそれぞれ、 y_1 、 y_2 、 y_3 の値をとる (ただし、 $y_1 = \bar{y}_1$)。このとき、図 7 のように、 $\mathbf{S}^{proceed}$ までの距離が最も短い時である $r = r_p(k+1)$ の時ではなく、 $r = r_p(k)$ の時最大値 y_2 をとる。

このようにサブゴールまでの距離と予測の信頼度の両方を考慮することによって、推定対象エージェントの尤もらしい意図を推定できると考えられる。

そこで、各行動に対する評価値 $e_{proceed}$ 、 $e_{giveaway}$ はそれぞれの評価関数の最大値をとって、

$$e_{proceed} = \max_k \{f_p(k)\}, \quad (18)$$

$$e_{giveaway} = \max_{i,l} \{f_{gi}(l)\}, \quad (19)$$

と求める。 k 、 l ($k, l = 1 \dots N$) は現在地点から進めた予測計算のステップ数である。なお、譲道行動に対応するサブゴールは複数設定しているので、評価値がもっとも大きいサブゴールの値を適用する。

そしてこの評価値を使って、以下のように意図位相 $\hat{\theta}$ を推定する。

$$\hat{\theta} = \tan^{-1} \left(\sqrt{\frac{e_{giveaway}}{e_{proceed}}} \right). \quad (20)$$

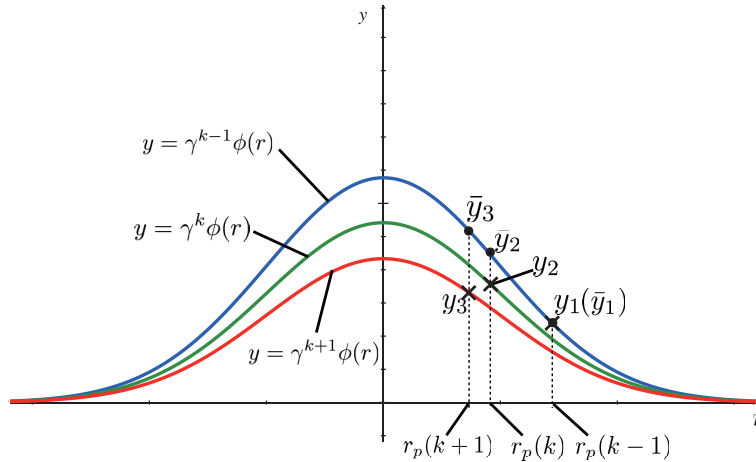


Fig. 7 Evaluation function of Proceed behavior

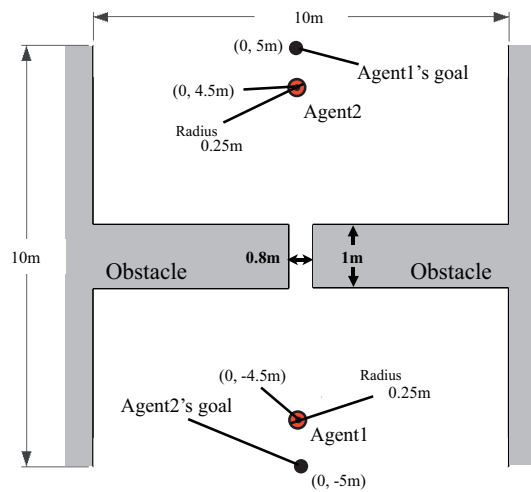


Fig. 8 Experiment setup

4. 譲り合い実現の検証実験

4.1 実験設定

提案手法により、ボトルネックにおいてデッドロック回避が可能であるか検証を行う。本論文では他者の意図推定に基づく運動計画が主眼となっており、ロボットの形状や大きさ、運動機構といった物理的特性から切り離して議論を行うため、シミュレーションによって実験を行う。実験環境を図8に示す。中央にあるオブジェクトは、歩行者が通路を挟んで反対側が見えるようになっており、反対側にいるエージェントの位置は常に観測することができるものとする。また各パラメータは、シミュレーションの1ステップあたりの時間 $\Delta = 0.025s$ 、エージェントの最高スピード $V_{free} = 1m/s$ 、 $N = 60$ ステップ(1.5s)、サブゴール間の距離 $D = 1.0m$ とした。本実験ではエージェント半径を0.25mとする。

実験空間の中央を原点として、初期位置として図8のようにエージェント1(ロボット)を $(0, -4.5m)$ を中心とした半径50cmの円の中、エージェント2(歩行者)を $(0, 4.5m)$ を中心とした半径50cmの円の中にランダムに配置し、それぞれの最終目標地点を $(0, 5m)$ 、 $(0, -5m)$ とする。両者を同時にスタートさせ、両者が最終目標地点に到達するか開始から800ステップ経過したら終了し、これを1回の試行とする。両者が最終目標地点に到達していればその試行は成功、そうでない場合は失敗として数える。100回の試行を1セットとして、10セット行い成功回数を検証する。

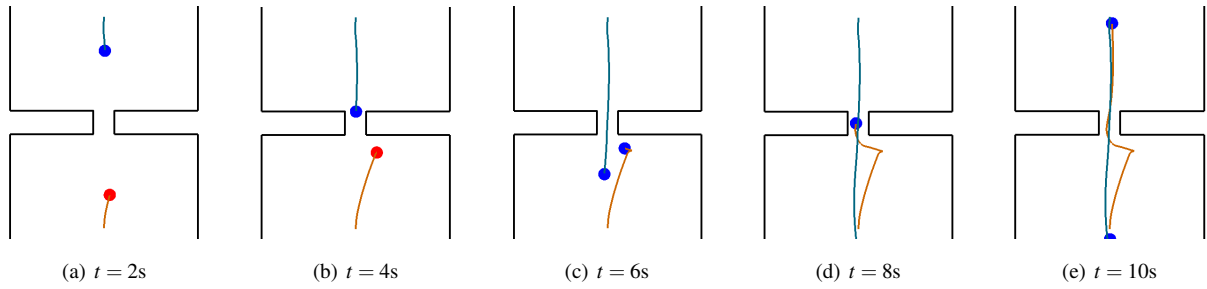


Fig. 9 Example1: Successful Give-way behavior at a narrow passage

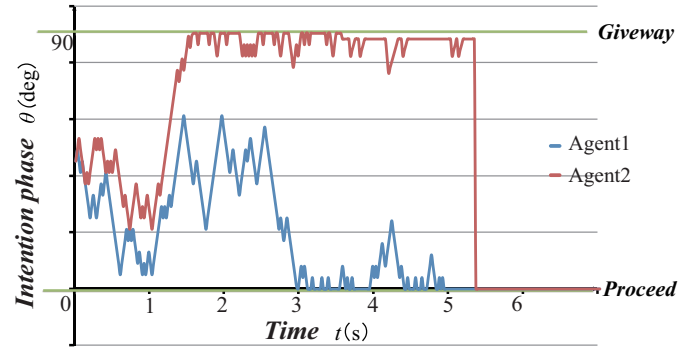


Fig. 10 Intention transition in Successful Give-way behavior

Table 1 Results

| | Success (in 100 trials) | Failure (in 100 trials) | |
|----------|----------------------------|-------------------------|----------------|
| | | Deadlock | Time-up |
| Proposed | 77.8 ± 5.0 | 5.5 ± 1.8 | 16.7 ± 4.0 |
| SFM | 0 | 100 | 0 |

4.2 実験結果・考察

提案モデルによって実現された譲り合いの一例を図9に示す。この試行では、はじめにエージェント1（下側）は反対側から来るエージェント2（上側）が進入口をとると推定したため、譲道行動を選択した。一方、エージェント2は進入口をとって、先に通路に進出した。その後、エージェント1はエージェント2が通路を通過するまで道を譲り、通路の入口付近で待機する。そして、エージェント1はエージェント2が通路を通過した後、通路に進出して目標地点に到達した。提案モデルによって、上述のようにボトルネックにおいて譲り合いが行われ、停留のない移動が実現された。試行中のエージェントの意図変化の様子を図10に示す。はじめ、両者の意図位相は $\theta = 45\text{deg}$ 付近で変化し、 $t = 3\text{s}$ を過ぎるとエージェント1の意図位相は急激に増加し、譲道行動を生成する。一方、エージェント2の意図位相は減少し、 $\theta = 0\text{deg}$ まで変化し進入口を生成することがわかる。このように、確率的に意図位相が変化し、一方の意図位相が $\theta = 0\text{deg}$ に近い値を、もう一方が $\theta = 90\text{deg}$ に近い値をとることで、譲り合いが実現する。

また、本実験では100回の試行を1セットとして10セット行い、提案モデルの有用性を検証した。1セットあたりの成功回数と失敗回数の平均値と標準偏差を表1に示す。失敗となった試行について、両者がボトルネックを越えていない場合はデッドロックによる失敗として、そうでない場合は時間切れによる失敗として数える。表1より、100試行あたり平均77.8試行で成功し、従来モデルであるSFMでは実現されなかったボトルネックでの譲り合いが提案モデルでは80%近い確率で実現されることが示された。また、表1より、実験における失敗の主な原因は、見合い状態における意図の同調の解消までに長時間経過してしまい、時間内に両者が最終目標地点に到達することができなかったことによるものである。これについては、パラメータ調整により、意図変化の揺らぎの度合いを変化させることによって解決することができると思われる。

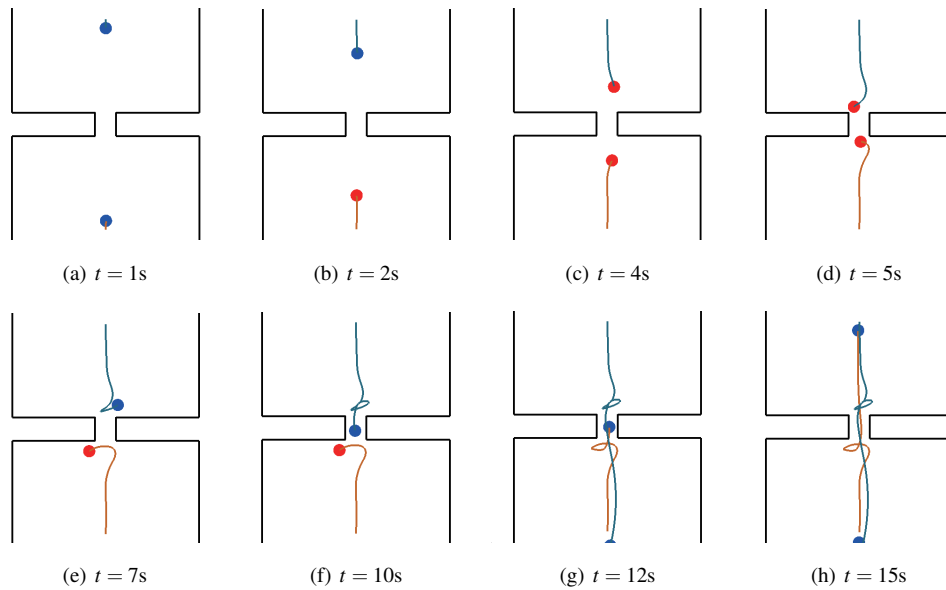


Fig. 11 “Hesitation” in Give-way behavior at a narrow passage

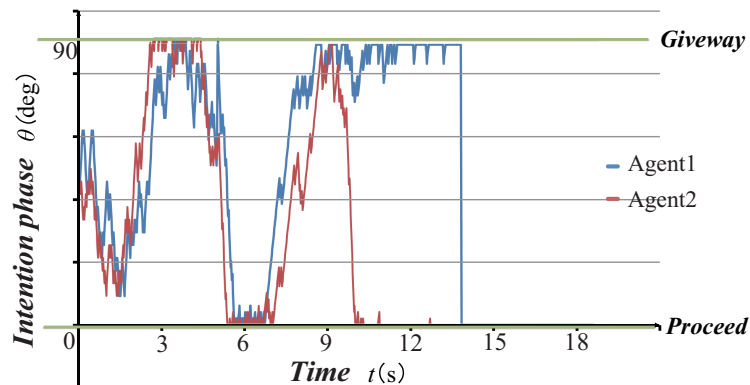


Fig. 12 Intention transition in Hesitation behavior

4.3 見合い状態に関する考察

提案手法ではエージェントが他エージェントの意図を推定し合いながら移動を行うため、互いに相手の挙動に応じた動作を生成することで、一種の同調状態が生じてしまう可能性が新たに発生する。図 11 は上述の同調状態の一例である。下側から進んでくるエージェントをエージェント 1、上側から進んでくるエージェントをエージェント 2 とする。はじめ、エージェント 1 と 2 は同時に譲道行動を選択し、その結果互いに相手が道を譲ると判断して、両者とも通路に向かって進入行動をとる。しかし、両者が通路へ進入しようとするため、再び同時に譲道行動を選択する。このとき両者がボトルネックの脇に向かって移動していることが図 11(e) からわかる。このように互いに同時に相手と同じ行動をとりつつ、相手の意図を推定すると、2つの行動を交互に選択することになり、相手と同様の行動をしばらく選択する、という状態が生じる。これは、現実世界でも起こりうる、一種の“お見合い”で、相手の行動と自身の行動が一致して思うように進めない状態である。本研究ではこの状態を見合い状態と呼ぶこととする。ここで、この時の見合い状態における意図変化の様子を図 12 に示す。このとき $t=9s$ より前では見合い状態が発生しており、両者の意図変化のグラフの形がほぼ一致していることがわかる。つまり見合い状態は、両者の意図が同じように変化すること（意図の同調）によって引き起こされると考えられる。その後、意図が確率的に変化することで、お見合い状態が解消されることが図 11, 12 から示唆される。

このように、見合い状態は一般的なナビゲーション問題におけるデッドロックとは質的に異なる、提案手法特有の要因により発生するものである。デッドロックが局所的な作用力の釣り合い等に起因する停留現象である一方、

見合い状態は上述のように、しばらく他エージェントと同じ行動を生成してしまい、一時的に進行が妨げられる、意図推定に起因する現象である。そのため、見合い状態が発生した場合、エージェントは必ずしも特定の状態近傍に停留する訳ではなく、動的に移動を続けているにも関わらずタスクの遂行が妨げられることになる。しかし、本研究では確率的なモデル化を行っており、提案モデルに含まれる確率的な揺らぎにより見合い状態は解消され、譲り合いが実現されると考えられる。

5. お わ り に

本論文では、ボトルネックにおける人とロボットのインタラクションを実現するにあたり、その基礎的な課題である、ボトルネックにおいて譲道行動を生成するナビゲーション手法を提案した。提案モデルでは確率的手法により意図をモデル化し、他者の意図を推定することで、譲り合いを実現し、デッドロックを回避した移動が実現された。

本研究では SFM に意図モデルを適用した拡張を行い、人とロボットを区別せず、同一のモデルを適用して検証を行った。しかし、実際に提案手法で移動ロボットナビゲーションを行う場合、環境中に存在する歩行者行動の予測モデルと移動ロボットのコントローラで同一のアルゴリズムを利用する必要はなく、提案モデルをベースとした別々のモデルを適用して制御することが現実的であると考えられる。これは、今後の展開として、ロボットのタスク優先度に合わせてロボットの行動を変更することによる効率性の改善や、ロボットの行動による歩行者行動の制御に基づく全体としての移動効率や安全性の向上が期待できると考えているためである。実際にロボットが人の生活空間で活動するにあたり、タスク優先度によって移動効率の重要度は変化すると考えられる。例えばタスク優先度が高い場合、目的地点まで短時間で到達することが求められ、譲道行動を生成する頻度を減少させることが重要となる。反対に、歩行者の通行を妨害することなく安全に到達することが求められるようなタスク優先度が低い場合には、ボトルネックにおいて可能な限り譲道行動を生成することが求められる。このようにタスク優先度によって、移動ロボットがどの程度、譲道行動を生成するかを変化させる行動則を設計することで、タスク達成の効率性を改善することができると考えられる。また提案モデルの枠組みの中では、エージェントは周囲環境や他エージェントと相互に影響し合うため、受動的に他エージェントの挙動に合わせて行動を生成するだけでなく、自身の行動によって他エージェントの意図を変化させるような行動を能動的に生成することも可能であると考えられる。したがって、歩行者意図が正しく推定された場合、ロボットは歩行者行動に合わせた軌道を生成するだけでなく、歩行者とロボットを含めたシステム全体を考慮することで、歩行者の意図に影響を与える能動的な行動を生成できると考えられる。そこで、このような能動的な行動を生成する行動則を設計することで、安全かつ効率のよい移動が実現される手法へと拡張可能であると考えられる。

また提案モデルについても、本研究では限定的な環境に対してのみ適用可能であるため、今後はより一般的な環境に適用していくために、サブゴール生成の自動化や様々な形状のボトルネックへの拡張、またロボットに対する歩行者の適応を考慮したモデル化などが今後の展望として挙げられる。

また、本研究では意図モデルを適用した運動計画によるボトルネックでのデッドロック回避手法に主眼を置いており、実際の歩行者の行動モデルやロボットの特性が人の行動に与える影響は単純化して議論を行っている。しかし、実際の環境で提案手法を適用した移動ロボットを運用する際には、移動ロボットは人間にとっても適切な経路を移動することが重要であると考えられる。そのため今後の展望として、実環境で人とロボットのインタラクション実験を行うことで、人にとってもロボットにとっても適切な軌道を生成可能であるか検証する必要があると考えられる。

謝 辞

本研究の一部は、栢森情報科学振興財団の助成を受けた。

文 献

- 浅野美帆, 桑原雅夫, 先読み行動を考慮した歩行者交通流シミュレーション, 生産研究, Vol.59, No.3 (2007), pp.184-187.
- Eklundh, K. S., Green, A. and Huttenrauch, H., Social and collaborative aspects of interaction with a service robot, Robotics and Autonomous Systems, Vol.42, No.3-4 (2003), pp.223-234.
- Ge, S. S. and Cui, Y. J., Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method, Autonomous Robots, Vol.13 (2002), pp.207-222.

- Gross, H. M., Boehme, H. J., Schroeter, C., Mueller, S., Koenig, A., Einhorn, E., Martin, C., Merten, M. and Bley, A., TOOMAS: interactive shopping guide robots in everyday use-final implementation and experiences from long-term field trials, Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2009) (2009), pp.2005-2012.
- Helbing, D. and Monar, P., Social force model for pedestrian dynamics, Physical Review E, Vol.51, No.5 (1995), pp.4282-4286.
- Hoogendoorn, S., Bovy, P. H. L. and Daamme, W., Microscopic pedestrian wayfinding and dynamics modeling, Pedestrian and Evacuation Dynamics (2002), pp.123-154.
- Huttenrauch, H. and Eklundh, K. S., Fetch-and-carry with CERO: observations from a long-term user study with a service robot, Proceedings of the 2002 IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication (ROMAN2002) (2002), pp.158-163.
- 伊部直樹, 増山岳人, 山下淳, 浅間一, 歩行者の意図推定に基づくロボットの give-way 行動の生成, 日本ロボット学会第 30 回記念学術講演会講演論文集, 2N3-1 (2012), pp.1-4.
- Ibe, N., Masuyama, G., Yamashita, A. and Asama, H., Humanlike behavior model with probabilistic intention, Proceedings of the 2013 International Conference and Exhibition on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH), Posters Session (2013), Article 7.
- Khatib, O., Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots, The International Journal of Robotics Research, Vol.5, No.1 (1986), pp.90-98.
- Lumelsky, V. J. and Harinarayan, K. R., Decentralized motion planning for multiple mobile robots: the cocktail party model, Autonomous Robots, Vol.4, No.1 (1997), pp.121-135.
- 経済産業省, Robot market projections announced - growth to 9.7 trillion yen anticipated by 2035, available from http://www.meti.go.jp/english/press/data/20100423_01.html (2010) (参照日 2014 年 6 月 1 日) .
- 柳沢豊, 山田辰美, 平田圭二, 佐藤哲司, 視線に基づくサブゴール決定過程を取り入れた歩行者モデル, 情報処理学会論文誌, Vol.47, No.7 (2006), pp.2160-2167.
- Zanlungo, F., Ikeda, T. and Kanda, T., Social force model with explicit collision prediction, Europhysics Letters, Vol.93, No.6 (2011), 68005.

References

- Asano, M. and Kuwahara, M., Pedestrian traffic simulation models with anticipatory behavior, Monthly journal of the Institute of Industrial Science, Vol.59, No.3 (2007), pp.184-187 (in Japanese).
- Eklundh, K. S., Green, A. and Huttenrauch, H., Social and collaborative aspects of interaction with a service robot, Robotics and Autonomous Systems, Vol.42, No.3-4 (2003), pp.223-234.
- Ge, S. S. and Cui, Y. J., Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method, Autonomous Robots, Vol.13 (2002), pp.207-222.
- Gross, H. M., Boehme, H. J., Schroeter, C., Mueller, S., Koenig, A., Einhorn, E., Martin, C., Merten, M. and Bley, A., TOOMAS: interactive shopping guide robots in everyday use-final implementation and experiences from long-term field trials, Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2009) (2009), pp.2005-2012.
- Helbing, D. and Monar, P., Social force model for pedestrian dynamics, Physical Review E, Vol.51, No.5 (1995), pp.4282-4286.
- Hoogendoorn, S., Bovy, P. H. L. and Daamme, W., Microscopic pedestrian wayfinding and dynamics modeling, Pedestrian and Evacuation Dynamics (2002), pp.123-154.
- Huttenrauch, H. and Eklundh, K. S., Fetch-and-carry with CERO: observations from a long-term user study with a service robot, Proceedings of the 2002 IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication (ROMAN2002) (2002), pp.158-163.
- Ibe, N., Masuyama, G., Yamashita, A. and Asama, H., Generation of give-way behavior based on estimation of pedestrian intention, Proceedings of the 30th Annual Conference of the Robotics Society of Japan, 2N3-1 (2012), pp.1-4 (in

Japanese).

- Ibe, N., Masuyama, G., Yamashita, A. and Asama, H., Humanlike behavior model with probabilistic intention, Proceedings of the 2013 International Conference and Exhibition on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH), Posters Session (2013), Article 7.
- Khatib, O., Real-time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots, The International Journal of Robotics Research, Vol.5, No.1 (1986), pp.90-98.
- Lumelsky, V. J. and Harinarayan, K. R., Decentralized motion planning for multiple mobile robots: the cocktail party Model, Autonomous Robots, Vol.4, No.1 (1997), pp.121-135.
- Ministry of Economy, Trade and Industry, Robot market projections announced - growth to 9.7 trillion yen anticipated by 2035, available from http://www.meti.go.jp/english/press/data/20100423_01.html (2010), (accessed on 1 June, 2014).
- Yanagisawa, Y., Yamada, T., Hirata, K. and Satoh, T., Pedestrian dynamics with decision of subgoals based on eye-gaze, Journal of the Information Processing Society of Japan, Vol.47, No.7 (2006), pp.2160-2167 (in Japanese).
- Zanlungo, F., Ikeda, T. and Kanda, T., Social force model with explicit collision prediction, Europhysics Letters, Vol.93, No.6 (2011), 68005.