

歩行者の意図推定に基づくロボットの give-way 行動の生成

伊部直樹 (東大) 増山岳人 (東大) 山下淳 (東大) 浅間一 (東大)

1. 序論

1.1 研究背景

我々が日常生活を送る空間は、多くの障害物が存在する複雑な環境である。その中には狭い通路や物と物の間、部屋の出入り口などが1人ずつしか通れない環境（ボトルネック）が多く存在する。その際に人間は、直前までの相手の動作の観測情報の履歴から相手が道を譲るかどうかといった意図を推定し、推定した相手の意図に基づいて自身の行動戦略を決定する。以上の一連のプロセスによってボトルネックにおいても停留を生じないすれ違いが実現されると考えられる。

人間の生活空間で働くロボットには、安全かつ効率的な移動を実現するために、この道を譲るという機能が必要不可欠である。そこで本研究では、道を譲る（give-way 行動をとる）モデルを構築し、それをもとにロボットの運動を生成する。ロボットが道を譲る機能を実現するためには、1) 歩行者が道を譲るか譲らないか判断し、2) その判断に応じて自身の行動を選択する、ことが必要となる。そこで、本研究では歩行者の意図推定に基づいて、必要に応じて give-way 行動を生成するロボットの行動モデルの構築を目的とする。

1.2 先行研究

Helbing らが提唱した Social Force Model (SFM) [1] では、 n ステップ目の歩行者と環境の間に働く仮想的な力 $F(n)$ により歩行者の挙動がモデル化されている。

$$F(n) = F^{Goal}(n) + \sum_i F_i^{Obj}(n) + \sum_i F_i^{Agent}(n) \quad (1)$$

ここで $F^{Goal}(n)$ はゴールからの仮想的な引力、 $F_i^{Obj}(n)$ は壁などの障害物からの仮想的な斥力、 $F_i^{Agent}(n)$ は他の歩行者からの仮想的な斥力である（図1）。このモデルはボトルネックでの歩行者のモデル化をしていないため狭い通路に対応できず、2人以

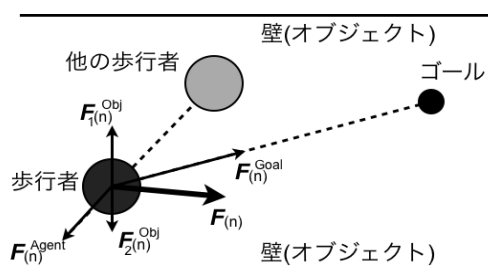


図1 Social Force Model

上の歩行者が同時に通路に進入すると力の釣り合いによりデッドロックが生じてしまう。

Pelechano ら [2] は SFM に列に並ぶルールや前方が詰まっているときは立ち止まるというルールを加え、他の歩行者のために動きを止めるという動きを実現した。しかしこのモデルは、災害時の避難や映画館や劇場などからの退出といった全ての歩行者が同じ方向に向かって歩く状況を想定しており、狭い通路を譲り合って通り抜ける動きは実現することができない。

また、Wei ら [3] は歩行者の動きを6つの基本的な動きの組み合わせとして表し、人ごみにおける歩行者の動きを記述している。さらに浅野らは歩行者の先読み行動を考慮したモデル [4] を提案している。しかし、これらの手法は個々の歩行者のモデル化というアプローチではなく歩行者群全体のモデル化を目的としているため、人ごみなどの人口密度の高い環境でのシミュレーションには適しているが、人口密度が低い環境が想定されていない。

Tamura ら [5] の研究では SFM に Intention を導入し、予測した他の歩行者の将来の動きに合わせて自身の意図を変化させサブゴールを生成する行動モデルが提案されている。しかし、このモデルでは他の歩行者の意図の推定は行われておらず、また将来の動きを予測する手法もボトルネックには対応していないため、道を譲る行動は生成されない。

歩行者の行動の推定を行う手法としては、歩行者の行動を有限のパターンに分類し相対位置と速度の分布を学習することで将来の行動を推定するという手法 [6] が提案されているが、環境依存性が強く一般化が困難である。

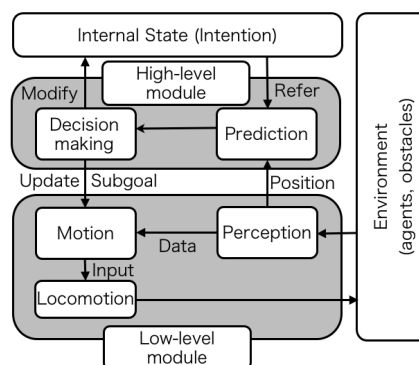


図2 モデル概要

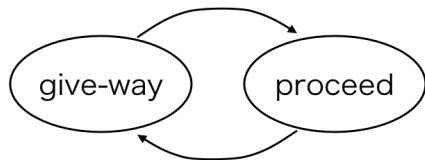


図3 エージェントの内部状態

2. 提案モデル

本研究では歩行者の意図の導入によってSFMを拡張した新たなモデル(図2)を提案する. 人やロボットなど移動するものをエージェント, 壁や障害物など静止している環境を決定づけるものをオブジェクトと呼ぶ. モデルは大きく分けて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の時系列データから意図を推定しサブゴールの更新を行う. Low-level モジュールでは他エージェント, オブジェクト, サブゴールの位置からSFMで制御入力を生成する. さらにそれぞれのモジュールがいくつかのサブモジュールに分かれており, 図2のような構成のモデルになっている.

2.1 意図について

本研究では, prediction モジュールで推定の対象となる相手エージェントの持つ内部状態を意図として扱うこととする. エージェントは図3のように相手に道を譲る“give-way”と, 通路をそのまま進む“proceed”という離散的な2つの内部状態を持つ. なお, 意図は頻繁に変わることはないと仮定して, エージェントは一定時間同じ内部状態で行動し, さらに一度通路に入るとエージェントの内部状態は変わらないものとする.

2.2 Prediction

Prediction モジュールでは歩行者の位置の観測値 $P(n)$ をもとにSFMの逆計算を行う. n ステップ目の速度を $V(n)$ 及びゴール方向を表す単位ベクトル $d^{Goal}(n)$ と(1)の間には以下の関係が成り立つ.

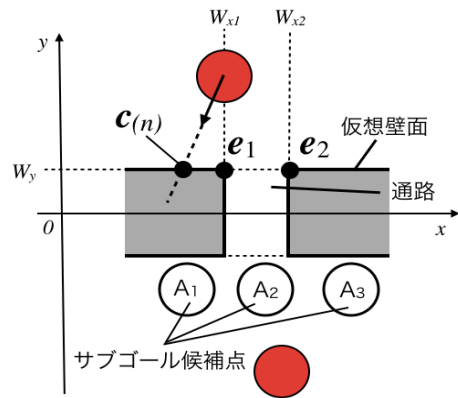
$$V(n) = (P(n) - P(n-1))/\Delta \quad (2)$$

$$F(n) = m(V(n) - V(n-1))/\Delta \quad (3)$$

$$F^{Goal}(n) = F(n) - \sum_i F_i^{Obj}(n) - \sum_i F_i^{Agent}(n) \quad (4)$$

$$d^{Goal}(n) = (V(n-1) + \tau F^{Goal}(n))/V_{free} \quad (5)$$

したがって, 観測値 P_n から $d^{Goal}(n)$ を導出することができる. ここで m は歩行者の質量, Δ は1ステップあたりの時間, τ はゴール方向への引力の大きさを決定する定数, V_{free} は歩行者の理想的な進行スピードである. また, 実際には体の揺らぎやセンサの性能等に起因する観測誤差を考慮する必要があるため, 観測値 $P(n)$ はノイズ $v \sim N(0, R)$ ($R = [\sigma_z^2]$) を含む値とする, このとき, $d^{Goal}(n)$ にはステップごとにばらつきが生じ, 田村らの研究[7]のように理想方向を意図とし

図4 $c(n)$ とロボットのサブゴール候補点

て扱うと観測値の誤差の影響で理想方向が頻繁に変化してしまう. そこで本研究ではデータの平滑化を行い, 意図が頻繁に変化しないよう改善する.

図4のように通路の入口の両端 e_1, e_2 を結んだ直線を仮想壁面とし, $d^{Goal}(n)$ を延長した直線と仮想壁面との交点 $c(n)$ を中心とする放射基底関数を線形結合した関数を用いて推定を行う. 座標の x 軸を仮想壁面に対して水平に y 軸を垂直にとり, 壁の y 座標を W_y とすると

$$c(n) = P(n) + \frac{|P_y(n) - W_y|}{|d_y^{Goal}(n)|} d^{Goal}(n) \quad (6)$$

である. 放射基底関数は中心 $c_x(n)$, 標準偏差 σ_x の正規分布とし, N ステップ前からの線形和として関数 $I_n(x)$ を生成する. 重み付け係数 w_k として,

$$\phi(x, c_x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} \exp\left\{-\frac{(x - c_x)^2}{2\sigma_x^2}\right\} \quad (7)$$

$$I_n(x) = \sum_{k=n-N}^n w_k \phi(x, c_x(k)) \quad (8)$$

となる. こうして生成された関数をもとに歩行者の意図を推定する. 本研究では, 関数のピークの位置の x 座標 $x_{peek} = \arg\max_x I_n(x)$ が障害物の端と端の間に含まれているとき, つまり $W_{x1} < x_{peek} < W_{x2}$ の場合は歩行者の意図は proceed, 含まれていない場合は give-way であると推定する.

2.3 Decision-making

Decision-making モジュールでは, 歩行者の意図が proceed の場合には歩行者に道を譲り, 歩行者の意図が give-way の場合は通路を通過するというアルゴリズムで意思決定を行う. 推定した歩行者の意図をもとにロボットの意思決定を行い, サブゴールを更新する. 本研究では道を譲るときのサブゴールと通り抜けたときのサブゴールを図4のようにあらかじめ設定しておき, その中からロボットの意思に合わせて選択するものとする.

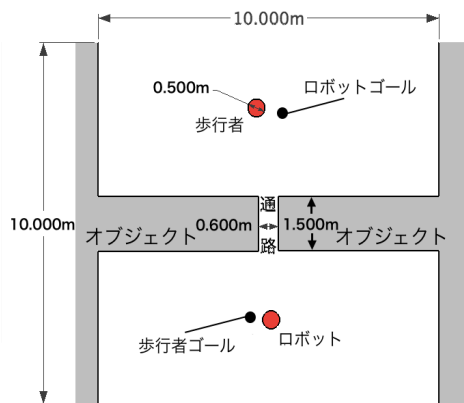


図5 設定環境

3. 実験

3.1 実験環境とパラメータ設定

提案手法により狭い通路の両側から来たエージェントがデッドロックを生じさせることなく通行できることを検証するために図5のような環境でシミュレーション実験を行った。10m × 10mの空間の中央にオブジェクトが2つあり、その間が幅0.6m、長さ1.5mでエージェントが1つずつ通れる通路となっている。実験空間は通路を挟んで2つのエリアに分かれており、一方のエリアにはロボットをもう一方には歩行者を配置し、ロボットは歩行者の意図を推定しながら移動を行う。中央にあるオブジェクトは、エージェント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ステップ当たりの時間 $\Delta = 0.005s$, $\tau = 5$, エージェントの理想速度 $V_{free} = 1.0m/s$, $N = 200$ ステップ (1.0s), 重み付け係数 $w_k = 1/N$ とした。

3.2 実験方法

実験1: give-way, proceed 状態への対応能力の検証

歩行者の意図をはじめ give-way か proceed どちらかに設定し、シミュレーションの途中では変わらないものとして固定し、give-way, proceed どちらの意図にも

対応可能なことを検証する。

実験2: 歩行者の意図変化への対応能力の検証

歩行者の意図をはじめ give-way に設定し、 $t = 4s$ ($N = 800$) に歩行者の意図を give-way から proceed に切り替えて、行動途中での歩行者の意図の変化にロボットが対応可能なことを検証する。

実験3: 意図変化に対する応答性の検証

歩行者の意図をはじめ give-way に設定し、 $t = 3s$ ($N = 600$) に歩行者の意図を give-way から proceed に切り替える。この時、平滑化に用いる時間区間長を $0.5s$ ($N = 100$) から $2.0s$ ($N = 400$) の間で $0.05s$ (10 ステップ) 変化させ、意図の変化に対する応答性との関係を調べる。

3.3 実験結果

実験1: give-way, proceed 状態への対応能力の検証

結果を図6に示す。(a)は歩行者の意図が proceed で SFM を用いたときの結果、(b)は歩行者の意図が proceed で proceed を提案モデルを用いたときの結果、(c)は歩行者の意図が give-way で提案モデルを用いたときの結果である。提案手法によって歩行者の意図が give-way の場合も proceed の場合も正しく意図を推定し、通路を通過できていることが検証された。図6(b)のように歩行者の意図が proceed のときはロボットは相手に道を譲り、相手が通過する $t = 15s$ まで通路の入口の右側で待機してその後通路に進んでおり、図6(a)のようなデッドロックを回避している。図6(c)のように歩行者の意図が give-way のときは、ロボットは通路の手前で道を譲るような行動をすることなく、そのままゴールに向かって進んでいることがわかる。

実験2: 歩行者の意図変化への対応能力の検証

図7(a)は SFM を用いたときの結果、図7(b)は提案モデルを用いたときの結果である。図7(a)のように SFM では両者が同時に通路に侵入して、お互いにそれ以上進めなくなってしまうデッドロックが生じている(図7(a)では $t = 15s$ 以降は表示していない)。一方、提案手法を用いた図7(b)では、ロボットははじめ歩行者の意図が give-way であると推定して通路に進もう

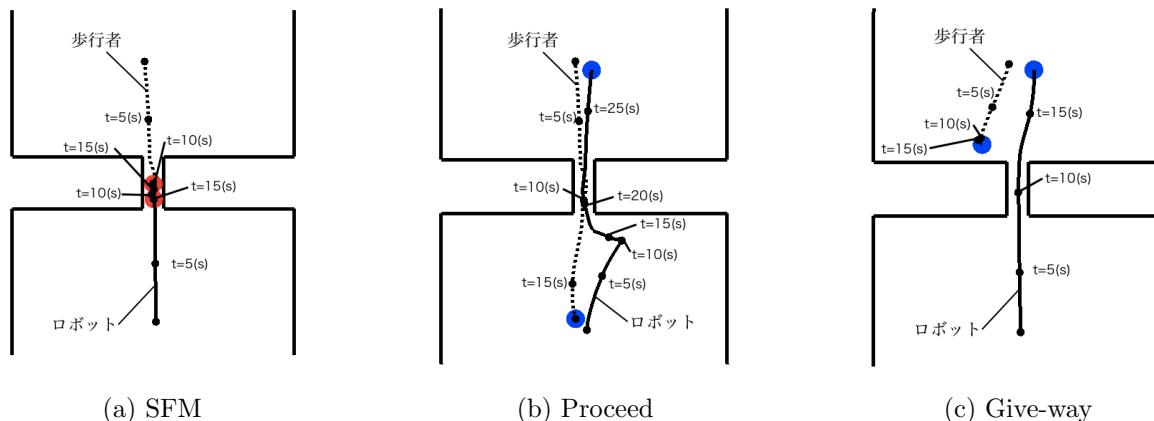


図6 実験1

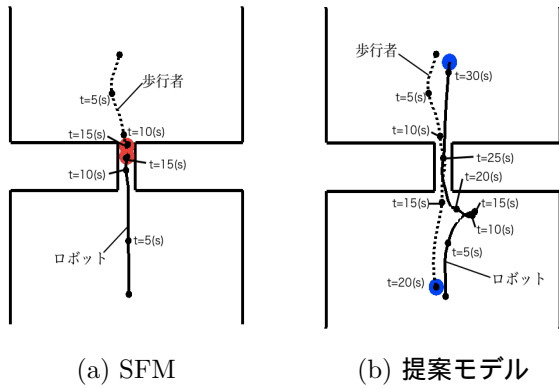


図7 実験2

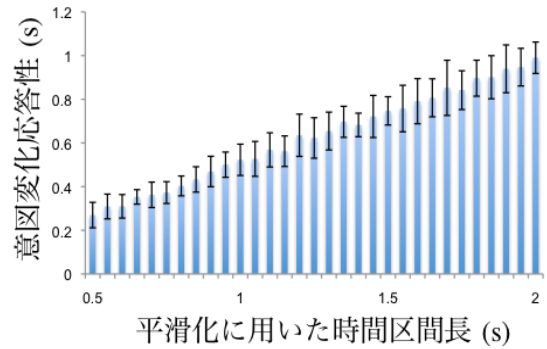


図8 実験3

としている．そして $t = 5s$ で歩行者の意図が proceed に切り替わると，歩行者の意図変化を検知して，通路の入口の右側に進路を変えて道を譲っている．その後， $t = 17s$ に相手が通路を通り過ぎるまで待機して，通路に進むことでデッドロックが回避されており，歩行者の意図が途中で切り替わった場合でも素早く推定を修正し，自身の行動戦略を切り替えることができた．

実験3: 意図変化に対する応答性の検証

歩行者の意図が切り替わった $t = 3s$ から歩行者の意図が変化するとロボットが推定するまでの時間をロボットの意図変化応答性とし，各時間区間長に対して20回ずつ測定しその平均値を結果として示した．実験結果は図8のとおりであり，平滑化に用いる時間区間長が大きくなると歩行者の意図が変化してからロボットがその変化を推定するまでの時間が長くなる．このことから平滑化に用いる時間区間長を調整することで，意図変化に対する応答性を制御できると考えられる．また，今回の実験では(8)式の重み付け係数 w_k を全て同じ値 ($w_k = 1/N$) としているが，たとえば $w_k = \gamma^{n-k}$ ($0 < \gamma \leq 1$) として直近の情報ほど大きな重みをつけるようにすることで同様に，応答性を制御することも確認している．しかし，平滑化に用いる時間区間長や放射基底関数の重み付けの調整によって，推定に用いる関数 $I_n(x)$ に対する観測誤差の影響も変化する，すなわち観測誤差に対する応答性も変化するため，システムを設計する際には意図変化に対する応答性と観測誤差に対する応答性それぞれに対する要求の調停から適切なパラメータを決める必要がある．

4. 結論

歩行者の意図を推定することで狭い通路で道を譲り合いスムーズに通行することができるロボットの行動モデルを構築した．また，意図推定において推定目的方向の時系列を放射基底関数の線形和として表現することで，観測誤差を時間的，空間的に平滑化しモデルのロバスト性を向上した．

今後の展望としては，Prediction モジュールにおいて，壁面と通路の方向が垂直であるという仮定に基づき関数のピークのみで推定をしているため，今後はより多様な環境に対応できるような手法を考案する必要

がある．また，仮想壁面やサブゴール候補点などトップダウンに設定した条件について，初期値をランダムに生成し実際の結果を教師データとしてパラメータチューニングしていくようなモデルを構築していく必要もある．さらに Decision-making モジュールにおいて，今回の実験では歩行者はロボットの動きに影響されずに独立して行動しているが，今後の研究ではお互いの行動が相互に作用し合い，それぞれが相手の意図を推定して動くときの意思決定について考えていく．

参考文献

- [1] D. Helbing and P. Monar: "Social Force model for pedestrian dynamics," *Physical Review E*, vol.51, no.5, pp.4282-4286, 1995.
- [2] N. Pelechano and N. I. Badler: "Controlling individual agents in high-density crowd simulation," *Proceedings of the 2007 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation (SCA 07)*, pp.99-108, 2007.
- [3] W. Shao and D. Terzopoulos: "Autonomous pedestrians," *Proceedings of the 2005 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation (SCA 05)*, pp.19-28, 2005.
- [4] 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, pp.184-187, 2007.
- [5] Y. Tamura, D. P. Le, N. P. Chandrasiri, T. Bando, A. Yamashita, and H. Asama: "Development of Pedestrian Behavior Model Taking Account of Intention," *Proceedings of the 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2012)*, 2012 (to appear).
- [6] 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, pp.175-180, 2012.
- [7] 田村雄介, 浅間一: "人間共存環境におけるロボットからの歩行者意図の推定", 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2009 予稿集, pp.1A2-D16(1)-(2), 2009.