

〈一般研究課題〉 人と調和するモデル予測型モビリティのための  
モデル化・制御技術

助成研究者 名古屋大学 奥田 裕之



## 人と調和するモデル予測型モビリティのための モデル化・制御技術

奥田 裕之  
(名古屋大学)

### Modeling and control for model prediction to realize human friendly personal mobility

Hiroyuki Okuda  
(Nagoya University)

#### Abstract :

In this research, a novel motion planning and control approach to realize a human friendly considerate behavior for the mobility systems based on the model predictive control(MPC) framework. The proposed method takes into account the prediction of human behavior, and the cost function to evaluate the benefit not only of the ego vehicle but also the surrounding traffic participants. In order to realize a consideration to the surrounding pedestrian, the objective function of the MPC is balanced between the self-benefit to accomplish a aimed task and the benefit to reduce the decision entropy of the others to make others' decision making easy. The concept was tested with the autonomous mobile carrier in the environment with several number of pedestrians, and it was validated that the self-benefit could be increased without reducing the others benefit. Finally two kind of the pedestrian behavior observation experiments are designed and the measurement of the pedestrian's behavioral data is accomplished to identify more accurate pedestrian model to improve the performance of the proposed method.

#### 1. はじめに

自動車は、食料品や生活必需品等、建築部材や工場における生産活動のための部品等、様々な物品の輸送に使われたり、日常の生活のための活動、レジャーなど、様々な生活の足として使われた

りと、多様な形で「移動」を提供している。近年では、経路計画や制御技術、環境認識技術と、それを支えるセンサ技術の発展により、この「移動」を人の操作者に代わり自律的に実現可能になってきた。例えば、LIDARセンサを用いたスキャンマッチングによる自己位置推定技術や、カメラ画像とディープラーニングを用いた環境認識技術などの発展により、自律移動ロボットや自律走行型の自動車(自動運転車)が実現されている。

工場内で用いられるAGVや、鉱山で用いられる自動運転車両のように、単独の管理システムで、なおかつ人が介在しない環境であれば、定められたタスクを達成するうえでシステムの管理外の外的要因も少なく、統制した環境でのみ動作することに注力でき、安定した動作を望むことができる。しかしながら、近年では、高速道路だけでなく、横断歩道や信号機のある一般道路への自動運転の適用や、各家庭まで荷物を配送する宅配ロボット、レストランやホテルでの配膳・ルームサービスロボットなど、人の生活環境に交わり、人の周辺で動作する自立移動体への期待が高まっている。

このような中では、移動ロボットや自動運転車両のような移動体(モビリティ)に搭載される知能(本稿では移動知能と呼ぶことにする)は、当然ながら人とかかわることは避けられない。人と密接にかかわるこのようなモビリティを設計する上で重要なことは、人を中心とした社会、交通の中で、人に許容される存在として設計されることである。モビリティから見た他者である人がロボットを許容するかどうか、という性質は受容性(Acceptability)と呼ばれ、特に不特定多数からの普遍的な受容性を社会的受容性と呼び、モビリティに限らない一般の製品、サービスにおける設計指針としても重要である。

モビリティがこのような社会的受容性を確保するためには、①交通ルールを遵守する、②安全という移動における普遍的価値を重要視する、③迅速に移動の目的(タスク)を達成することができる、④交通の文脈におけるモラルやマナーを守り、周囲の交通参加者に受容される挙動を提示できる、という要素が必要となる。近年のモビリティの研究では、主に①～③の点に注目された設計が成されてきた。環境の認識による交通状況や周囲環境の把握技術と、行動計画技術の進歩により、これらは実用レベルで実現されてきており、実際に製品、サービスとして実現されつつある。

一方で、多くの従来研究については、④のモラルやマナーの部分については不十分であったと考える。このようなモラルやマナーにおいて、明文化されるようなルールであれば、実装は容易である。例えば、自動運転車両において周囲の他車両との優先度が不明確な場合、他者にまず優先権を譲る、といった場合であったり、移動ロボットにおいて周囲に歩行者が接近する場合は常に停止して待っていたり、といったルールがしばしば採用され、安全性を高めようとしている。これらの例では、いわば他者とのネゴシエーションを放棄し、他者に譲歩をしているのであり、常に他者に優先権を譲っていてもタスクが達成できなかつたり、移動の効率が低下したりする場合がある。安全性は高まる一方で、後方の他車両を極端に待たせたり、いつまでも移動できずに主目的の達成効率の悪化から使い勝手やコストやサービスの満足度を低下させたりといった懸念が挙げられる。

人は、合流や交差点通過、スクランブル交差点での横断など、多数の他交通参加者が周囲にいるような環境においても、他者と衝突せず、長時間の停留も無く、スムーズに通過することができる。これは、人が他者の判断や動作を予測し、相手を思いやりながら、自らの利益と他者の利益とのバランスを考えてネゴシエーションや行動決定を行っていることから実現されていると考えられるが、モビリティが社会的受容性を確保するためにも、このような人特有の行動決定における巧み

さを一定量確保する必要があると考える。

そこで本研究では、他者の予測と行動誘導を用いた他者への配慮を実現する制御器設計論と、この制御で用いるための他者の判断・動作の行動モデルの獲得手法について研究を行った。

## 2. 他者の予測と行動誘導による他者への配慮の実現

### 2.1 他者への配慮実現のための問題の記述

本研究では、他者への配慮を実現するための汎用的な制御方略として、モデル予測制御[1]を用いる。モデル予測制御は、有限時間の最適制御問題であり、制御対象となるシステム(プラント)のモデルを用いて、設定された制約条件を満たしつつ、有限時間(例えば数秒先)の未来のシステムの状態を予測しながら、所望の目的関数を最適化するような制御入力を求めるための手法である。無限時間の最適制御に比べ、予測する時区間の長さは有限時間に留まるが、制約条件を比較的容易に考慮することができ、様々な現実的問題に適用可能である。他者への配慮を実現するモビリティの行動を、このモデル予測制御の問題として記述するためには、制御対象となるプラントを設定し、システムが目指すべき状態を評価する評価関数を定量化することが必要である。

本研究では、モビリティの例として自動車と小型の荷物搬送用移動ロボットを対象として研究を行ったが、ここでは例として図1のような小型のパーソナルモビリティ(PM)が複数の歩行者の存在する空間で走行する状況を考える。

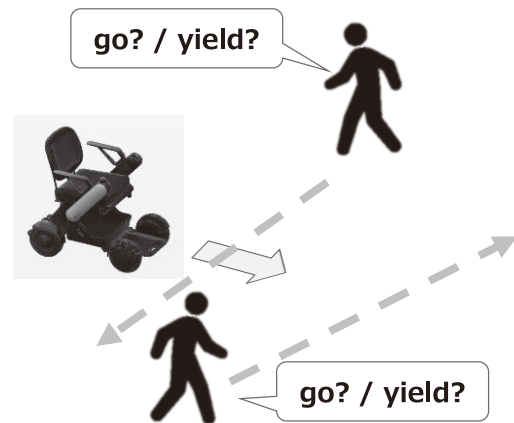


図1. 想定環境の歩行者とモビリティ

### 2.2 他者との相互作用を用いた行動誘導

モビリティが目標を達成する上での1つの重要な視点は、自己の挙動の受容性を考えなければならない状況は、逆に言えば自車の挙動が周辺に対して影響を与える状況であり、これを逆手に取って自車の挙動次第で他者からの評価や、場合によっては他者の挙動そのものを変えることができる、ということである。従来の他者を考慮したシステム設計では、図2に示すように、周辺の他者を、一種の外乱として捉えるのが通常であった。他者の位置や速度を観測し、予測モデルを用いて行動を時系列情報として予測し、予測可能な外乱として制御に取り込む。しかしこのアプローチでは、自車の挙動が変われば、他者の挙動も変わる、という相互作用の視点が欠落している。相互作用を考慮し、自己の動きに他者が反応するという現実を鑑みると、自車と他者とは閉ループを構成しており、この相互作用をも含めた挙動を考慮した行動計画が必要である。

このような自車と他者の相互作用に注目し、これをシステムとして表現したものが図3である。

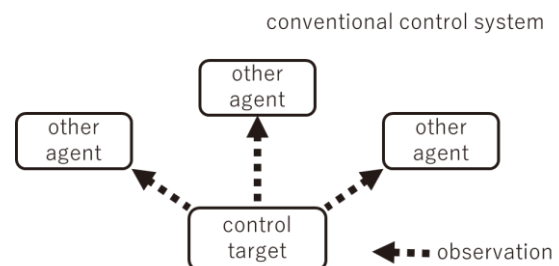


図2. 従来型の制御システムにおける他者との関係性

図3では、他者の行動は自車の行動に影響される、という関係性が表されており、自車の行動を決定しないと他者の行動は決定されない。そこで、自車と他者を含む全体を拡大制御系として捉える。無論、他者の行動は直接制御できないが、このようにモデル化することで自車の挙動を介して間接的に制御する、という行動誘導の考え方を実現することができる。このような拡大制御系を考慮して制御システムを設計するためには、当然、制御対象の一部となる他者の行動予測モデルを獲得する必要がある。

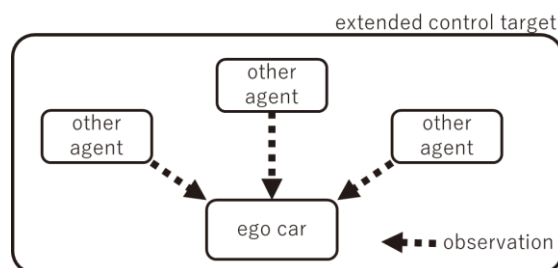


図3. 相互影響を加味する制御システムにおける他者との関係性

上記の例でいえば、システムが持つべき予測モデルは、自車のモデルと、周辺の歩行者のモデルである。周辺の歩行者は、自車の位置や速度を観測して、その意図(例えば行く／譲るの判断)や歩行経路、歩行速度を変化させるため、これらを予測するモデルが必要となる。

### 2.3 他者に配慮する評価関数の設計

次に評価関数の設計を考える。端的に言って、他者への配慮を定量化するのは容易ではないが、モビリティの達成すべき目標、すなわち自己の利益と、他者への利益を考え設計を試みる。まず、タスクである移動を実現するためには、例えば目標とする位置や走行速度を含めれば考慮できる。また、安全を達成するためには、PMと歩行者、歩行者と歩行者の間の距離などを含めることで考慮することができる。特に安全に関しては、衝突しない、といった必ず守るべき条件は、制約条件として記述することで、最適化問題の解としては衝突しないことを保証できる。一方で、他者への配慮については、これまでは明確な設計指針もなければ、定量化も成されていない。本研究では、他者への配慮を実現する際、「遠慮」と「配慮」は違う、という立場に立ち、他者にただ譲歩するのではなく“他者にとってわかりやすく判断しやすい状況は利益である”という仮定のもと、他者の「迷い」を最小化する戦略が配慮につながると仮定した。これを数学的に実現するために、歩行者が持つ「行く」「譲る」の判断を確率的なモデルとして表現し、その情報エントロピーである

$$J_{\text{ent}} = -P(D_{\text{SOD}} = \text{Go}|\phi) \log P(D_{\text{SOD}} = \text{Go}|\phi) - P(D_{\text{SOD}} = \text{Wait}|\phi) \log P(D_{\text{SOD}} = \text{Wait}|\phi)$$

を評価して、これを低減することで他者の迷いを低減することを目的関数に組み込んだ制御を構築した。ここで $D_{\text{SOD}}$ は歩行者の意図で、 $D_{\text{SOD}}=\text{Go}$ は歩行者が先行すると判断する事象、 $D_{\text{SOD}}=\text{Wait}$ は歩行者がPMに優先権を譲歩すると判断する事象であり、 $P(D_{\text{SOD}}=\text{Go}|\phi)$ は、システム(歩行者とPMの双方)の状態が $\phi$ であるとき、歩行者が先行すると判断する確率である。

この判断の確率の推定が、モデルを用いて正しく推定できれば、この $J_{\text{ent}}$ を最小化することで、歩行者の判断は先行か譲歩のどちらかに確定しやすくなり、曖昧さが低減、判断が容易になることになる。なお、この相手にわかりやすい制御、という考え方は、他者の利益となる評価関数であるが、その場のエージェント間(PMと周辺他車)の合意が形成しやすくなるという意味で、間接的に自己の利益にもつながっており、認知心理的な捉え方からすると向社会的行動の一つである利己的利他行動になっていることもわかった。

## 2.4 他者に配慮する制御の実装例

上記のようなコンセプトに基づいて、他者に配慮する制御の実装を試みた。図4に想定したコンセプト検証(PoC)実験の想定環境を示す。歩行者はPMに対し垂直に進入してきており、PMは歩行者の位置、速度を観測する。歩行者には“行く”“譲る”の二つの意図を想定し、それぞれの確率をロジスティック回帰モデルを用いてモデル化した。

$$P^i(\phi^i(t)) = \frac{\exp(\boldsymbol{\eta}^i T \phi^i(t))}{1 + \exp(\boldsymbol{\eta}^i T \phi^i(t))}$$

$P^i$ は*i*番目の歩行者の判断の確率、 $\boldsymbol{\eta}$ はモデルパラメータ、 $\phi$ は歩行者モデルの説明変数であり、PMと*i*番目の歩行者の交差点までの到達予測時間の差を説明変数とした。

このとき、他者の判断の曖昧さを低減することを目的としたPMの制御のための最適化問題を下記のように記述した。

find:

$$v_{wc}(k|t), k \in \{0, \dots, K-1\}$$

subject to:

$$\begin{aligned} \mathbf{p}^{wc}(k+1|t) &= \mathbf{p}^{wc}(k|t) + \mathbf{v}^{wc}(k|t)\Delta T \\ \mathbf{p}_h^{ped}(k+1|t) &= \mathbf{p}_h^{ped}(k|t) + \mathbf{v}_h^{ped}(k|t)\Delta T \\ \mathbf{v}_h^{ped}(k+1|t) &= \mathbf{f}_h(\mathbf{p}^{wc}(k|t), \mathbf{p}_*^{ped}(k|t), \mathbf{v}_*^{ped}(k|t), \mathbf{v}_{*ref}^{ped}) \\ \mathbf{v}_{href}^{ped} &= \begin{cases} v_{Ref}^{Go} (= 1.2\text{m/s}) & \text{if } P(D_h^{ped}(k|t) = Go) > 0.5 \\ v_{ref}^{Wait} (= 0.2\text{m/s}) & \text{if } P(D_h^{ped}(k|t) = Go) \leq 0.5 \end{cases} \end{aligned}$$

which minimize:

$$\begin{aligned} J = & a \sum_{k=1}^T (\Delta v(k|t))^2 + b \sum_{k=1}^T (v(k|t) - v_{ref}^{wc})^2 \\ & - c \sum_{k=1}^T \sum_{i=1}^{H(t)} P_i(\phi(k|t)) \log(P_i(\phi(k|t))) \\ & + d \sum_{k=1}^T \sum_{i=1}^{H(t)} \frac{1}{\|\mathbf{x}^{wc}(k|t) - \mathbf{x}_i^p(k|t)\|^2} \end{aligned}$$

ここで*t*は制御時刻、*k*は予測区間の時間インデックス、 $\mathbf{p}^{wc}$ 、 $\mathbf{p}_h^{ped}$ 、 $\mathbf{v}^{wc}$ 、 $\mathbf{v}_h^{ped}$ はPMおよび歩行者群の位置および速度である。 $\mathbf{f}_h$ は歩行者の速度ベクトルを決定する歩行者の動作モデルであり、ここではソーシャルフォースモデルを用いてモデル化した(詳細は省略する)。本モデルのポイントは、行くと判断した場合と、譲ると判断した場合とで、歩行速度の目標値を切り替えているモデルになっていることである。なお、この歩行者モデルのパラメータは試行錯誤的に求めている。

評価関数では、第1項では入力のスラカさ、第2項で

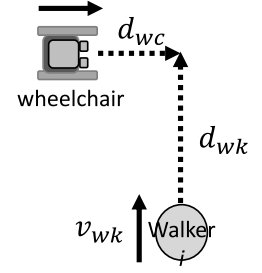


図4. 想定環境



図5. 試用したPM



図6. 概念実証実験

は目標速度との誤差である。第3項では前述の歩行者の判断のエントロピーの予測区間中での総和が考慮されている。第4項では歩行者とPMの接近を抑止するための距離の逆数が考慮されている。

図5に実装に用いたPMを示す。モデル予測制御を実現するために、上記の最適化問題を、Randomized Model Predictive Control(RMPC)[2]を用いて実時間で(準)最適化を解き、入力を0.1秒ごとに求めている。図6に、歩行者を踏ませた制御実験の様子を示す。実験が可能となった期間の都合上、わずか4名の試験にとどまったが、提案の制御手法は、エントロピーや歩行者のモデルを考慮しない単純なモデル予測制御に比べ、統計的には歩行者の速度低減を抑えつつ、PMと歩行者間距離を同等に維持しながら、PMの平均走行速度を高めることが可能になったことが示され、双方の移動効率が向上していることが確認された。なお、本実験のPMの制御には、本研究助成金にて購入したノートパソコンを利用した。

### 3. 他者の予測モデルの構築

2章で紹介した制御手法を適用する上で、歩行者モデルは試行錯誤的に求めたが、この歩行者の挙動を正しく得ることに課題が残った。そこで、歩行者の挙動を観測し、モデル化する研究に着手した。

2章では、歩行者モデルとして、ロジスティック回帰モデルによる判断と、ソーシャルフォースモデルによる動作のモデルを組み合わせたものを用いたが、この判断のモデル化は歩行者の挙動の決定において重要であることから、判断+動作をモデル化するためのデータ観測実験と、判断のみに注目してより精緻にモデル化するためのデータ観測実験の2種類の実験を準備した。

図7は、歩行者の総合的な挙動を観測するための実験装置である。半径4m程度の空間に、複数のパイロンがおかれた環境になっており、複数の歩行者がこの一つの空間内で相互に交差するように歩行する。歩行者はあるパイロンから、目標の数字が表示されたパイロンへ歩行する。このとき、各歩行者の目標の数字や歩行開始のタイミングを調整することで、歩行者間に相互作用が発生するように調整している。歩行者の位置と、頭部の向きは、服や帽子に取り付けた光学マーカにより、モーショントラッカによって計測する。また、各歩行者は、その判断も同時に取るために、ジョイスティック型のリモコンをもってもらい、自分が先行するか、他の歩行者に譲歩するかを決定した際に入力してもらう。本実験装置の完成により多数の歩行者間で相互作用が発生する状況における、歩行者の判断や歩行経路、歩行速度が観測でき、より精緻な歩行者の予測モデルの観測が可能になった。

図8は、判断のみに注目してより精緻にモデルを構築するためのシミュレータ型の実験装置である。歩行者役となる実験参加者は、VR装置を頭部に装着し、仮想空間内の歩行者と同じ位置から



図7. 歩行データ観測実験

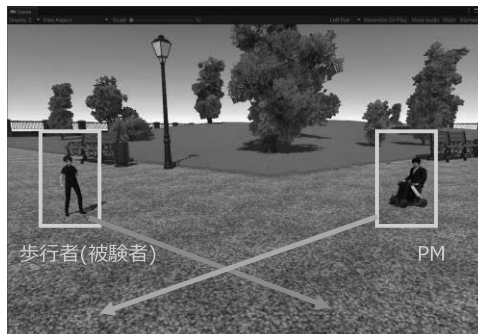


図8. 判断データ観測実験

自由に周囲を見渡すことができる。また、ジョイスティックを用いて歩行者の速度や歩行方向を自由に操作できる。一方でPMについては、自動走行を模擬したシナリオを再現できたり、手動によって別の実験参加者が操作したりできるように設計した。これにより移動知能に対する歩行者の反応や、人が搭乗し操作する車椅子に対する歩行者の反応を計測できる。このとき、歩行者やPMの位置および移動速度を計測しながら、歩行者には、PMに対して先行したいか、譲歩するかの判断を、ボタンを押して入力してもらう。結果がばらつきがちな人の判断をモデル化するため多くのデータを用いることが必要であり、このようなシミュレータを用いることで状況再現性の高い実験が、安全に素早く実施できる実験装置とした。なお、上記の両方のシステムともに、本研究助成で購入したモーショントラッカを用いている。

残念ながら、社会的な状況(コロナによる被験者募集の困難さ)もあり、これらの行動観測実験を構築し、テストデータを取得するのみにとどまり、一般被験者を用いたデータ観測実験までは本研究期間では実施できなかった。しかし、本実験装置で取得したテストデータから、モデル化に必要なと思われる十分な質(計測周期および精度)に達していることが確認できたため、今後さらにこの研究を推し進め、人と調和する移動知能の創成に寄与したいと考える。

#### 4. まとめ

本研究では、人と調和するモビリティのための移動知能の構築を目指し、人の挙動予測を考慮したモデル予測制御による人への配慮の実現手法について研究した。タスクを達成するための自己の利益に加え、周辺の他者にわかりやすい行動を取る、という他者の利益に関する制御目的も考慮することで、結果的に他者の利益を大きく毀損することなく、自己の利益も増加できることが確認された。また、この制御をより確実なものとするための歩行者モデルの改善のために、歩行者の行動の観測実験装置を構築した。

今後の直近の課題は、提案の制御手法を用いて、本当に他者の迷いを低減できているか、他者の視点から定性的かつ主観的な評価を行うこと、歩行者行動の観測装置を用いて実際に多くの歩行者の行動を観測し、行動モデルを構築し、改善されたモデルを用いてその効果を検証すること、である。さらに、モデル予測制御は計算負荷が高く、本研究ではRMPCを用いても0.1s程度の制御周期しか実現できなかったが、より高速なモデル予測制御のアルゴリズムを適用し、滑らかな制御を実現する必要がある[3]。

また、将来的には、提案手法を用いて実際に多数の人が存在する環境における移動を実現し、他者からの受容性を評価する必要がある。

#### 参考文献

- 1) 足立修一, “モデル予測制御の基礎”, 日本ロボット学会誌, 32, 6, 499-502, 2014
- 2) A. Muraleedharan, H. Okuda and T. Suzuki, "Real-time Implementation of Randomized Model Predictive Control for Autonomous Driving," in IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, doi: 10.1109/TIV.2021.3062730.
- 3) 大塚敏之, “非線形モデル予測制御の研究動向”, システム／制御／情報, 61, 2, 42-50, 2017