

卒 業 論 文

題 目

行動情報と発話情報の組み合わせによる
信念と欲求の逐次的推測モデルの検討

指導教授

今井 倫太 教授

令和2年度

慶應義塾大学 理工学部 情報工学科

渡邊 悠太 (61720736)

論文要旨

学科	情報工学	学籍番号	61720736	氏名	渡邊 悠太
(論文題目) 行動情報と発話情報の組み合わせによる 信念と欲求の逐次的推測モデルの検討					
<p>本研究の目的は、人間にストレスを与えることの無い、人間と長期的に共存可能な対話システムの実現である。対話システムは、人間の心的状態を考慮せず発話解釈や発話生成を行い、相手に不自然さやストレスを与えることがあるため、対話相手に合わせて臨機応変に発話解釈や発話生成を行うことが必要である。対話相手に合わせた対話を行うためには、人間の心的状態を推定することが重要である。人間の心的状態を推定する研究では、人間の行動から心的状態を推定する研究や人間の発話から心的状態を推定する研究がある。しかし既存研究では、行動情報と発話情報の両方を用いて心的状態を推定することができていないため、発話による行動の解釈の変化や行動による発話の解釈の変化を捉えることができていない。</p> <p>本論文では、行動情報と発話情報の両方を活用した心的状態推定システム Multimodal Inference of Mind (MIoM) を提案する。MIoM は、行動情報と発話情報の両方を活用して心的状態を推定することで、発話による行動の解釈の変化や行動による発話の解釈の変化を捉える。本実験では、本研究で作成したデータセットを利用し、MIoM による心的状態の推定を行い、行動情報と発話情報の両方を活用した心的状態の推定が有効であるかを評価した。本実験の結果、MIoM の推定性能が単一情報のみから心的状態を推定するシステムの推定性能を上回り、行動情報と発話情報の両方を活用した心的状態の推定が有効であることが示された。</p>					

目次

1 序論	1
2 関連研究	3
2.1 行動情報から心的状態を推定する研究	3
2.2 言語情報から心的状態を推定する研究	5
2.3 単一情報心的状態推定の問題点	5
3 提案	7
3.1 関連研究との相違点	7
3.2 アルゴリズム	7
4 評価	11
4.1 実験設定	11
4.2 実験手順	11
4.3 実験結果	14
5 考察	15
6 今後の課題	17
6.1 実世界情報による心的状態の推定	17
6.2 発話情報の検討	17
6.3 対話相手の発話に対する応答生成	18
7 結論	20
謝辞	21

図 目 次

2.1	BToM におけるベイズ推論の様子	4
3.1	MIoM による推定処理	8
3.2	MIoM におけるベイズ推定	9
4.1	本実験における環境	12

表 目 次

4.1	アシストロボットからの質問	13
4.2	学生の応答	13
4.3	人間による推定と推定モデルの相関	14

第1章

序論

対話システムは、発話解釈と発話生成の両方において発展を遂げており、我々の生活に浸透しつつある。しかし、対話システムとの対話は不自然さやストレスを与えることも少なくない。本研究の目的は、人間に不自然さやストレスを与えることが無い、人間と長期的に共存可能な対話システムの実現である。

対話システムと人間との対話では、対話システムが対話相手の心的状態を推定し、それを考慮した対話を行うことが重要である。人間は、気分が落ち込んでいる対話相手の発話に対してネガティブな発話解釈をしたり、励ましの言葉をかけるように、対話相手の心的状態によって相手の発話の解釈を変えたり、自身の発話の内容を変えている。また、相手が知らないことについて詳しく説明したり、相手が好むことについて話を掘り下げる。対話システムにおいても、人間と同様に対話相手の心的状態に合わせて、発話解釈を変えたり、自身の発話の内容を変えることで、より自然な対話を実現することができる。つまり、対話相手に合わせた臨機応変な発話解釈や発話生成により対話における不自然さやストレスをなくすためには、対話相手の心的状態を推定することが重要である。

人間の心的状態を推定する研究は、人間の行動情報から心的状態を推定する研究と発話情報から心的状態を推定する研究が存在する。人間の行動情報から心的状態を推定する研究は、代表的には、Baker et al. の研究がある。Baker et al. は、環境の状態と環境中を移動する人間の行動や観測状況、信念をベイズ推論に適用し、環境中を移動する人間の信念と欲求を推定している。発話情報から心的状態を推定する研究では、代表的に高橋らの研究がある。発話から得られた事象を信念と捉え、考えられる欲求の候補を生成し、尤もらしい欲求を基に発話者の意図を推定する。また、心的状態を考慮することによる検索精度の向上ために、検索クエリへの入力から人間の心的状態を推定する研究も存在する。

従来研究では、行動情報のみから人間の心的状態を推定する研究や発話情報のみから人間の心的状態を推定する研究は存在した。しかし、行動情報と発話情報の両方から人間の

1. 序論

心的状態を推定する研究はない。従来研究における心的状態の推定は、行動のみが観測される場合や発話のみが観測される場合には有効であるが、行動と発話の両方が観測される場合において、行動による発話の解釈の変化や、発話による行動の解釈の変化を捉えることができない。つまり、行動情報と発話情報の相互作用を考慮した心的状態の推定ができていない。

本研究では、行動情報と発話情報の両方から人間の心的状態を推定するシステム MIoM を提案する。MIoM は、行動情報と発話情報の両方をベイズの定理に適用し、人間の心的状態を推定する。MIoM は、人間の心的状態の推定において、心的状態を一つに決め付けるのではなく、同時に複数保持し、やり取りの中でその可能性を動的に変えていく。MIoM は、行動情報と発話情報をもとに、複数保持した心的状態の可能性が大きく変動したタイミングまたは一定の時間、変動しなかったタイミングで人間に質問を提示し、質問の応答を発話情報として心的状態の推定に反映することで、発話情報による行動の解釈の変化や人間の行動による発話情報の解釈の変化を捉え、行動情報と発話情報の相互作用を考慮した心的状態の推定が可能となる。

本論文の構成は以下の通りである。第二章では、関連研究においてどのように人間の心的状態を推定していたかを述べる。第三章では、人間の行動情報と発話情報から心的状態を推定するシステム MIoM を提案する。第四章では、MIoM と単一の情報のみから心的状態を推定するシステムを用いて実験的に評価し、第五章では評価結果について考察する。第六章では、MIoM における今度の課題について述べる。最後に、第七章で本論文を締めくくる。

第2章

関連研究

2.1. 行動情報から心的状態を推定する研究

行動情報から心的状態を推定する研究として、人間の心的状態理論 Theory of Mind (ToM) をベイズ推論を用いてモデル化する BToM [Baker *et al.* 11] が存在する。BToM は、環境の状態や人間の心的状態を部分的に観測可能なマルコフ決定過程 (POMDP) として表し、環境における人間の行動をベイズ推論に適用することで、人間が観測できていない環境領域についての信念と欲求を共同推定する。人間の信念と欲求を共同推定することで、信念と欲求の相互作用を捉えることができる。図 2.1 に、BToM におけるベイズ推論の様子を示す。BToM におけるベイズ推定では、時刻 t における環境の状態 s_t を基に人間の観測状況 o_t が計算される。また、 o_t を基に人間の信念 b_t が計算され、 b_t と人間の欲求 d から人間の行動 a_t が計算される。 a_t が起こることにより、環境の状態は s_{t+1} に変化し、人間の観測状況、信念および行動が再起的に計算される。BToM では、 $P(b_t, d | s_{1:t}, a_{1:t-1})$ を解くことを目的としている。ここで、 $s_{1:t}$ は、時刻 1 から時刻 t までの環境の状態遷移、 $a_{1:t-1}$ は、時刻 1 から時刻 $t-1$ までの人間の行動履歴、 $P(b_t, d | s_{1:t}, a_{1:t-1})$ は、 $s_{1:t}$ および $a_{1:t-1}$ から計算される b_t と d の確率である。以下に、 $P(b_t, d | s_{1:t}, a_{1:t-1})$ にベイズの定理

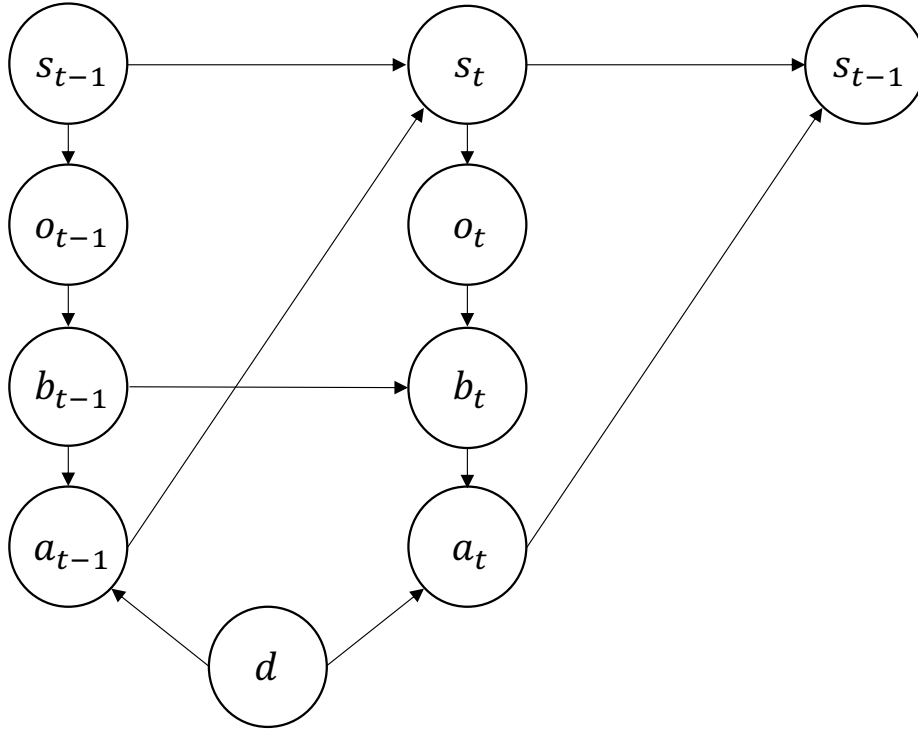


図 2.1: BToM におけるベイズ推論の様子

[中川正雄 他 02] を適用した過程を示す.

$$\begin{aligned}
 P(b_t, d | s_{1:t}, a_{1:t-1}) &\propto P(b_t, d, s_{1:t}, a_{1:t-1}) \\
 &= \sum_{b_{t-1}, o_t} P(b_t, d, s_{1:t}, a_{1:t-1}, b_{t-1}, o_t) \\
 &= \sum_{b_{t-1}, o_t} P(b_t | d, s_{1:t}, a_{1:t-1}, b_{t-1}, o_t) \cdot P(d, s_{1:t}, a_{1:t-1}, b_{t-1}, o_t) \\
 &= \sum_{b_{t-1}, o_t} P(b_t | b_{t-1}, o_t) \cdot P(o_t | d, s_{1:t}, a_{1:t-1}, b_{t-1}) \cdot P(d, s_{1:t}, a_{1:t-1}, b_{t-1}) \\
 &= \sum_{b_{t-1}, o_t} P(b_t | b_{t-1}, o_t) \cdot P(o_t | s_t) \cdot P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}) \\
 &\quad \cdot P(a_{t-1} | b_{t-1}, d) \cdot P(b_{t-1}, d, s_{t-1}, a_{t-2})
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

ここで、 $P(b_t | b_{t-1}, o_t)$ は人間の観測 o_t によって信念 b_t が更新される確率、 $P(o_t | s_t)$ は環境の状態 s_t において人間が観測状況 o_t を得る確率、 $P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1})$ は環境の状態 s_{t-1} において、人間が行動 a_{t-1} を起こした時に環境の状態が s_t になる確率、 $P(a_{t-1} | b_{t-1}, d)$ は人間が信念 b_{t-1} 、欲求 d を持っている時に行動 a_{t-1} を起こす確率、 $P(b_{t-1}, d, s_{t-1}, a_{t-2})$ は時刻 $t-1$ における BToM の出力である．式 (2.1) より、 $P(b_t, d | s_{1:t}, a_{1:t-1})$ は再起関数と

して表すことができ、初期値 $P(b_1, d, s_1, a_0)$ を決めることで更新することができる。また、 $P(b_t, d | s_{1:t}, a_{1:t-1})$ は $P(b_t | b_{t-1}, o_t)$, $P(o_t | s_t)$, $P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1})$ および $P(a_{t-1} | b_{t-1}, d)$ の乗算として表すことができる。

運転状況から心的状態を推定する研究 [Darwish *et al.* 20] も存在する。運転は、運転者によりスピードや前方車との車間距離が異なる。また、天候や時間によって運転手がとる行動は変化する。運転者がどのような行動をとることを意図しているかを推定するために、交通状況を部分的に観測可能なマルコフ決定過程として表し、運転者の心的状態を BToM を用いてモデル化している。その結果、自動運転において運転者の意図に沿った動作の実現を手助けする。

また、作業用ロボットに行動情報と心的状態の関係を適用した研究 [Petković *et al.* 18] も存在する。人間の作業員のアシスタントとして、人間の意図推定できるロボットを導入することで、効率的かつ安全な作業を行うことを目的としている。人間の行動から意図を推定する。人間の心的状態の移り変わりも考慮している。

2.2. 言語情報から心的状態を推定する研究

言語情報から心的状態を推定する研究として、発話から信念や欲求、意図を推定する研究 [高橋拓誠 他 15] がある。意図を持った対話を行う対話システムの実現のために、信念と欲求を推定し、意図が生成される。BDI モデルは、Belief モジュール、Desire モジュール、Intention モジュールから構成される。最初に、Belief モジュールにおいて発話から事象を抽出し、信念として捉える。Desire モジュールでは、Belief モジュールにおいて捉えられた信念を基に欲求の候補を複数生成する。また、生成された欲求の候補に対し、情緒生起手法 [目良 他 02] を適用し、それぞれの尤度を算出し、最も尤度が高いものを欲求とする。Intention モジュールでは、Desire モジュールにおいて選択された欲求を基に意図生成を行う。

また、検索精度向上のために、入力クエリに含まれる言語情報からユーザの心的状態を推定する研究 [Shikha *et al.* 09] も存在する。

2.3. 単一情報心的状態推定の問題点

人間同士の対話では、行動によって発話の解釈が変わったり、発話によって行動の解釈が変わることは少なくない。対話システムと人間との対話においても、行動によって発話の解釈を変えたり、発話によって行動の解釈を変えるために行動情報と発話情報の両方を

活用した心的状態の推定が重要である。しかし上記の研究は、いずれも行動情報もしくは発話情報を含む言語情報の一方のみを心的状態の推定に活用したものである。これらの推定は、行動情報のみを観測できる場合や発話情報のみを観測できる場合には有効であるが、行動情報と発話情報の両方を観測できる場合においては不十分である。行動情報と発話情報の一方のみの単一情報による心的状態の推定では、行動による発話の解釈の変化や発話による行動の解釈の変化を捉えることができず、行動情報と発話情報の相互作用を考慮して心的状態を推定することができない。

第3章

提案

本論文では、行動情報と発話情報の両方を活用する心的状態推定システム Multimodal Inference of Mind(MIoM) を提案する。MIoM は、人間の信念や行動、発話および人間が存在する環境の状態を基に心的状態を推定する。行動情報と発話情報の両方を心的状態の推定に活用することで、発話による行動の解釈の変化や行動による発話に解釈の変化を捉え、行動情報と発話情報の相互作用を考慮して心的状態を推定する。

MIoM は、環境の状態や人間の心的状態を部分的に観測可能なマルコフ決定過程 (POMDP) として表される。また、心的状態とその尤度を持つパーティクルフィルタとして表され、心的状態を一意に決め付けるのではなく同時に複数保持し、時刻が経過する度に各パーティクルの尤度を更新していく。各時刻における人間の信念や行動、発話および人間が存在する環境の状態をベイズの定理に適用し、人間が観測できていない環境領域についての信念と欲求を逐次的に推定する。

3.1. 関連研究との相違点

MIoM と関連研究との相違点は、行動情報と発話情報の両方を活用したマルチモーダルな心的状態推定を行う点である。MIoM は、行動情報と発話情報の両方を活用して心的状態を推定することで、発話による行動の解釈の変化や行動による発話の解釈の変化を捉え、行動情報と発話情報の相互作用を考慮した推定が可能となる。MIoM は、関連研究における問題点を解消するシステムとなっている。

3.2. アルゴリズム

MIoM における推定処理の流れをを図 3.1 に示す。図 3.1 に示すように、MIoM は時刻 t における人間の行動 a_t 、発話 u_t および環境の状態 s_t から信念と欲求の確率を出力する。

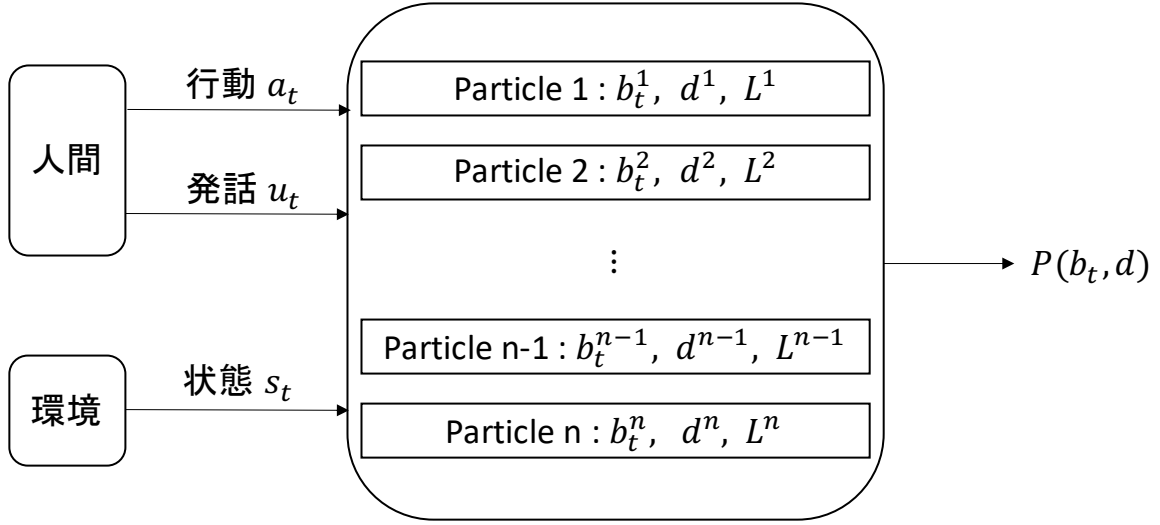


図 3.1: MIoM による推定処理

MIoM は信念 b_t と欲求 d の組み合わせとその尤度 L を持つパーティクルフィルタとして表現され、 a_t, u_t, s_t を基にそれぞれのパーティクルの尤度 L^k が更新される．ここで、尤度 L^k は次のように表すことができる．

$$L^k = P(b_t^k, d^k | s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1}) \quad (3.1)$$

ここで、 $u_{1:t-1}$ は、時刻 1 から時刻 $t-1$ までの人間の発話履歴、 $P(b_t, d | s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1})$ は、 $s_{1:t}, a_{1:t-1}$ および $u_{1:t-1}$ から計算される b_t と d の確率である．

図 3.2 に MIoM におけるベイズ推論の様子を示す．MIoM におけるベイズ推論では、BTOM と同様に時刻 t における環境の状態 s_t を基に人間の観測状況 o_t が決まる．また、 o_t を基に人間の信念 b_t が決まり、 b_t と人間の欲求 d から人間の行動 a_t が決まる．それに加え、MIoM では b_t と d から人間の発話 u_t が決まる．また a_t 起こることにより、環境の状態は s_{t+1} に変化し、人間の観測状況、信念、行動および発話が再起的に決定される．MIoM では各パーティクルの尤度である式 (3.1) を計算することを目的としている．以下に、式 (3.1) にベイズの定理を適用した過程を示す．

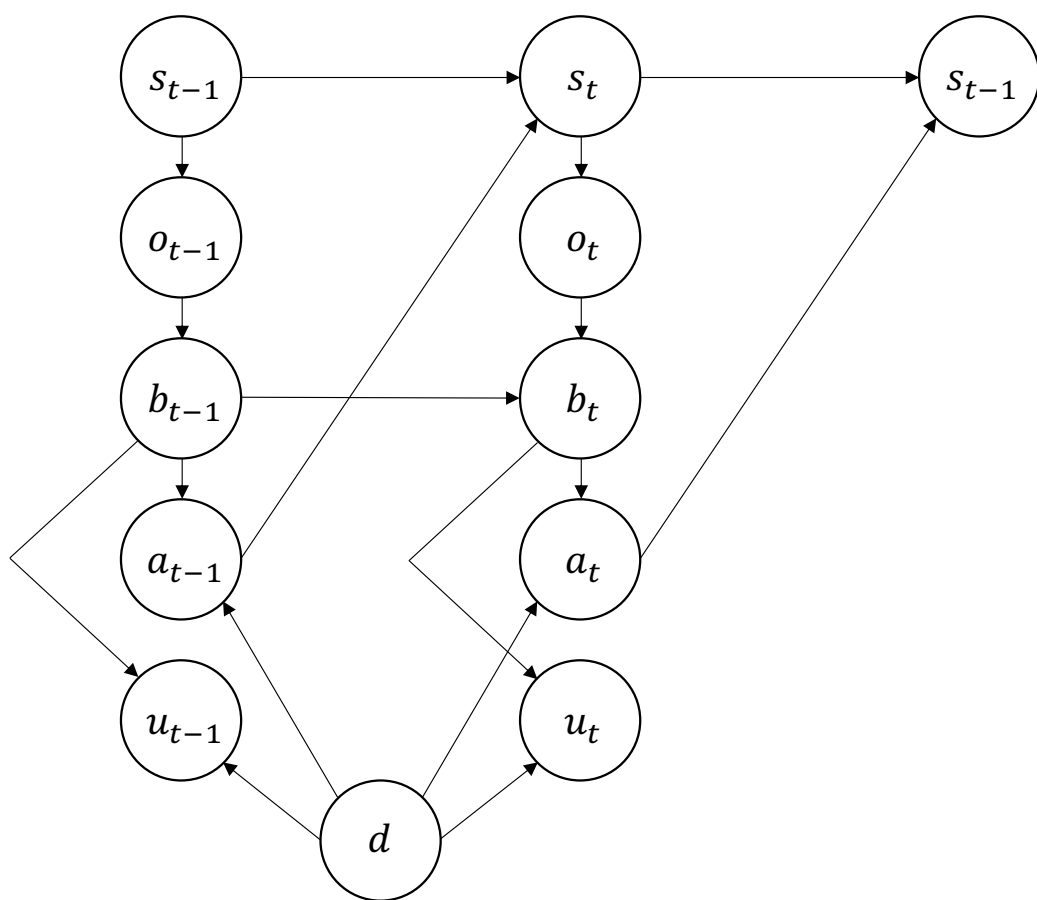


図 3.2: MIoM におけるベイズ推定

$$\begin{aligned}
L^k &= P(b_t^k, d^k | s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1}) \\
&\propto P(b_t^k, d^k, s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1}) \\
&= \sum_{b_{t-1}^k, o_t} P(b_t^k, d^k, s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1}, b_{t-1}^k, o_t) \\
&= \sum_{b_{t-1}^k, o_t} P(b_t^k | d^k, s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1}, b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(d^k, s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1}, b_{t-1}^k, o_t) \\
&= \sum_{b_{t-1}^k, o_t} P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t | d^k, s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1}, b_{t-1}^k) \\
&\quad \cdot P(d^k, s_{1:t}, a_{1:t-1}, u_{1:t-1}, b_{t-1}^k) \\
&= \sum_{b_{t-1}^k, o_t} P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t | s_t) \cdot P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}) \\
&\quad \cdot P(a_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k) \cdot P(u_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k) \cdot P(b_{t-1}^k, d^k, s_{t-1}, a_{t-2}, u_{t-2})
\end{aligned} \tag{3.2}$$

ここで、 $P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t)$ は人間の観測 o_t によって k 番目のパーティクルの信念 b_t^k が更新される確率、 $P(o_t | s_t)$ は環境の状態 s_t において人間が観測状況 o_t を得る確率、 $P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1})$ は環境の状態 s_{t-1} において人間が行動 a_{t-1} を起こした時に環境の状態が s_t になる確率、 $P(a_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k)$ は k 番目のパーティクルが信念 b_{t-1}^k 、欲求 d^k を持っている時に行動 a_{t-1} を起こす確率、 $P(u_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k)$ は k 番目のパーティクルが信念 b_{t-1}^k 、欲求 d^k を持っている時に発話 u_t を起こす確率、 $P(b_{t-1}^k, d^k, s_{t-1}, a_{t-2}, u_{t-2})$ は時刻 $t-1$ における k 番目のパーティクルの尤度である。式 (3.2) より、 L^k は再起関数として表すことができ、初期値 $P(b_1, d, s_1, a_0, u_0)$ を決めることで更新することができる。また、 L^k は $P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t)$ 、 $P(o_t | s_t)$ 、 $P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1})$ 、 $P(a_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k)$ および $(u_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k)$ の乗算として表すことができる。

MIoM では、各時刻における $P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t)$ 、 $P(o_t | s_t)$ 、 $P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1})$ 、 $P(a_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k)$ および $(u_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k)$ を計算し乗算することで、その時刻における信念と欲求の尤度を計算する。 $P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t)$ は既に人間が b_t^k を観測しているかどうかを o_t によって計算する。 $P(a_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k)$ は信念 b_{t-1}^k と欲求 d^k を基に上、下、左、右の 4 方向の確率を計算する。 $(u_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k)$ は Word2Vec により発話 u_t を分散表現に変換した後、信念 b_{t-1}^k と欲求 d^k との類似度を基に計算する。

第4章

評価

行動情報と発話情報の両方を反映した心的状態の推定が有効であることを示すため、信念および欲求の推定において、MIoMと単一情報による心的状態推定システム Unimodal Inference of Mind(UIoM)を比較する。行動情報と発話情報には、本研究で作成したデータセットを利用する。本データセットの詳細は後述する。

4.1. 実験設定

学生がアシストロボットとともに屋台で食事を買うシーンを想定する。図 4.1 に本実験における環境の一例を示す。7×5 マスで表現される環境中に壁と Truck1 および Truck2 で表される屋台を開くスペースが存在し、それぞれのスペースに日本食の屋台、イタリア料理の屋台、中華料理の屋台のいずれかが出店する。環境中の学生は移動し、アシストロボットと対話をしながら食事を購入する屋台を決める状況を考える。学生は、日本食の屋台、イタリア料理の屋台、中華料理の屋台の3種類のうち2種類が出店することは知っているが、どの屋台が出店しているかは知らないため、環境中を移動しアシストロボットと対話しながら食事を買う屋台を選ぶ。学生の行動 a_t は上、下、左、右の4方向への移動とし、発話 u_t はアシストロボットから提示される食事に関する質問に対する学生の応答とする。信念 b_t は、壁により観測できていない屋台に関してどの屋台が出店していると考えているか、欲求 d は学生が3種類のそれぞれの屋台をどの程度好むかを表す。

4.2. 実験手順

本実験には、本研究で作成したデータセットを利用した。本データセットには、屋台の組み合わせを表す環境設定と、その環境設定で考えられる学生の行動、アシストロボットからの質問、学生の応答が含まれる。屋台の組み合わせは日本食の屋台、イタリア料理

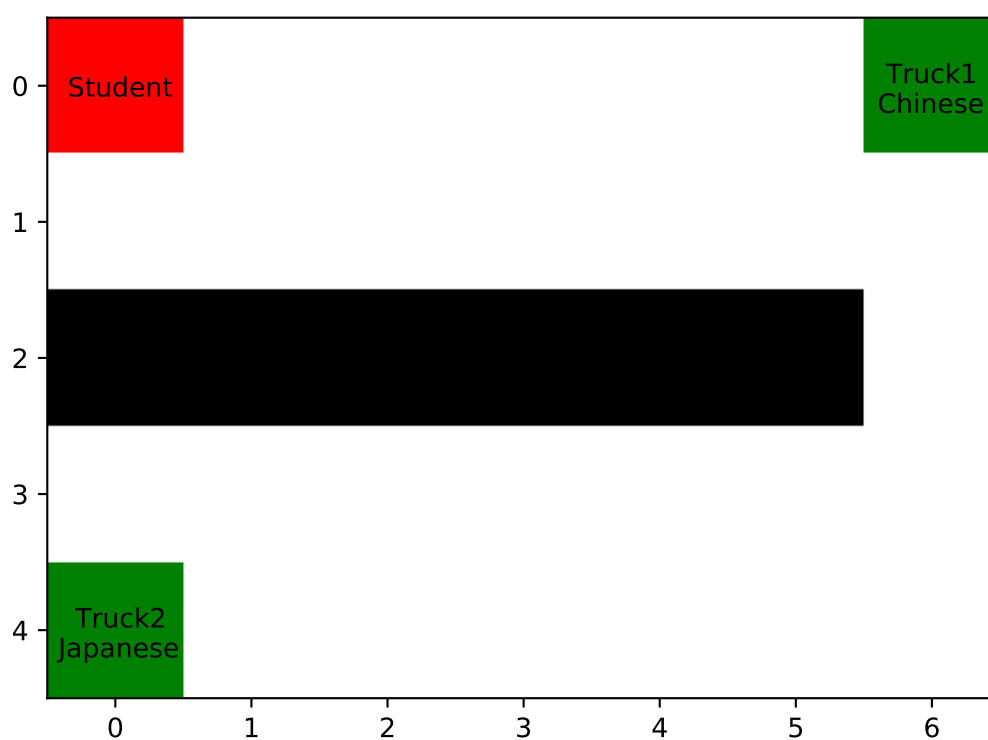


図 4.1: 本実験における環境

の屋台、中華料理の屋台の2つの組み合わせとする6通り、学生の行動は上、下、左、右の4方向への移動、アシストロボットからの質問は表4.1に記載される4通り、学生の応答は表4.2に記載される8通りである。MIoMによって行動情報と発話情報の両方を推定に活用することが有効であることを評価するために、パーティクルフィルタを用い行動情報と発話情報の一方のみを基に心的状態を推定するシステム Unimodal Inference of Mind (UIoM) を定義する。

表 4.1: アシストロボットからの質問

質問内容
魚料理と野菜料理どちらを食べたいですか
パスタと米ではどちらを食べたいですか
あっさりしたものと、こってりしたものどちらを食べたいですか
辛いものと酸っぱいものではどちらを食べたいですか

表 4.2: 学生の応答

応答内容	
fish	vegetable
pasta	rice
plain	oily
spicy	sour

30 人の実験参加者に、本データセットで指定された環境設定と行動およびアシストロボットからの質問と学生の応答を提示し、環境中の学生の信念と欲求をそれぞれ7段階で推定させた。また、MIoM (action + utterance)、行動情報のみを基に心的状態を推定する UIoM (action)、発話情報のみを基に心的状態を推定する UIoM (utterance) の3つのシステムによって、環境中の学生の信念と欲求をそれぞれ7段階で推定した。実験参加者によって得られた推定結果と MIoM および UIoM によって得られた推定結果を比較し相関係数を算出した。UIoM (action) および UIoM (utterance) の尤度は、それぞれ式 (4.1)、式 (4.2) で計算される

$$\begin{aligned}
 L^k = \sum_{b_{t-1}^k, o_t} & P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t | s_t) \cdot P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}) \\
 & \cdot P(a_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k) \cdot P(b_{t-1}^k, d^k, s_{t-1}, a_{t-2})
 \end{aligned} \tag{4.1}$$

$$L^k = \sum_{b_{t-1}^k, o_t} P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t | s_t) \cdot P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}) \cdot P(u_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k) \cdot P(b_{t-1}^k, d^k, s_{t-1}, u_{t-2}) \quad (4.2)$$

4.3. 実験結果

表 4.3 に，実験参加者による信念と欲求の推定結果と UIoM (action), UIoM (utterance) および MIoM による信念と欲求の推定結果との間の相関係数を示す．

表 4.3: 人間による推定と推定モデルの相関		
モデル	相関	
	信念	欲求
UIoM (action)	0.124	0.419
UIoM (utterance)	0.216	0.494
MIoM (action + utterance)	0.244	0.549

表 4.3 より，MIoM は信念と欲求の推定の両方において UIoM (action) および UIoM (utterance) よりも強い相関を示した．また，いずれの推定システムにおいても欲求推定の相関が信念推定の相関よりも強いことがわかった．

第5章

考察

本実験の結果，MIoM は信念と欲求の推定の両方において UIoM (action) および UIoM (utterance) よりも強い相関を示した．信念推定および欲求推定において MIoM が UIoM (action) や UIoM (utterance) より相関が強い要因の一つとして，MIoM が行動情報と発話情報の両方を信念と欲求の推定に反映していることが考えられる．本実験における設定では，行動情報と発話情報の両方が観測される設定であり，発話情報から行動情報の解釈が変わったり，行動情報から発話情報の解釈が変わることがあった．例えば，図 4.1 において，発話情報によって Truck1 と Truck2 のどちらに向かっているかの解釈が変わることがある．また，Truck1 と Truck2 のどちらを望んでいるかを特定することができない曖昧な発話情報を行動情報によって補完することもある．このような，発話情報による行動情報の解釈の変化や行動情報による発話情報の解釈の変化を捉え，信念と欲求の推定において行動情報と発話情報を両方用いることが有効であると考えられる．

また，本実験では3つの推定システムにおいて欲求推定の相関が信念推定の相関より強いことがわかった．そこで本実験で用いた3つの推定システムにおいて欲求推定の相関が信念推定の相関より強くなった要因を考える．実験参加者による推定結果を分析したところ，欲求推定では行動情報と発話情報の両方が大きく影響していたが，信念推定では発話情報の影響が大きいことがわかった．例えば，図 4.1 において，Truck1 は観測しているが Truck2 を観測していない状況で Truck1 からは遠ざかり Truck2 に向かう状況を考える．この時，Truck2 に向かっているという行動情報から信念を推定することはできず，Truck1 での食事よりも Truck2 での食事を好んでいる可能性が高いという欲求の推定に大きく影響することが考えられる．そのため実験参加者による信念の推定では発話情報からの影響が大きくなったと考えられる．また，発話情報は欲求を問うものが多かったため，信念推定に大きな影響を与えることが困難であったと考える．本実験では，表 4.1 の質問に対する表 4.2 の応答を発話情報として採用している．表 4.1 および表 4.2 からわかるよ

5. 考察

うに、発話情報は欲求に関する内容である。そのため、発話情報が欲求推定に大きな影響を与えることができて信念推定においては大きな影響を与えることができないと考えられる。このような理由から、信念推定において信念を問う発話情報を増やすことが有効であると考えられる。

第6章

今後の課題

6.1. 実世界情報による心的状態の推定

本実験では、人工的なシミュレーションにおける人間の行動と発話から信念と欲求を推定している。行動は上、下、左、右の4方向への移動とし、発話は事前に設定した応答群の中から選択されており、特定の条件における推定を行っている。しかし実世界では、行動や発話は多種多様であり、意図しない行動や発話が生じることも少なくない。今後はVR機器を使用し、実際に人間に行動および対話をさせることで、より実戦に即した状況における行動情報および発話情報を取得し、人間の信念や欲求の推定に活用するようにMIoMを拡張する。

6.2. 発話情報の検討

人間による信念と欲求の推定では行動情報よりも発話情報を重視する傾向が見られた。そこで発話情報の検討をすることがMIoMにおける信念と欲求の推定結果の向上に繋がると考えられる。MIoMにより信念および欲求を推定するにあたり、発話内容の検討、文発話の検討および発話 u_t の生起確率 $P(u_t)$ の計算方法の検討が必要である。

最初に発話内容の検討について考える。本実験では、発話内容として表4.2に示す学生の応答内容を採用した。しかし、それらはいずれも欲求に関する内容であるため、欲求の推定に影響を与えることができても信念の推定に影響を与えることが困難であった。また、実世界では特定の条件は存在せず、人間の発話は多種多様である。これらの問題を解決するには、発話内容の検討が必要である。発話内容に関して、欲求だけでなく信念に関する発話を促す質問を提示する機構をMIoMに搭載することが重要である。その結果、信念に関する発話情報を取り入れることができるだけでなく、多種多様な人間の発話を制御することが可能となる。

次に文発話の検討について考える。現時点における MIoM では文発話が観測された場合、それを1単語ごとに分解し、単語ごとに生起確率を求める。例えば、“I want to eat rice.”という文発話が観測された時、“I”、“want”、“to”、“eat”、“rice”の単語レベルに分解され、それぞれの単語ごとの生起確率が計算される。しかし、“to”は文における重要度が低く、信念や欲求の推定に大きな影響を与えることがないことが予想される。また、信念や欲求の推定に逆効果をもたらす単語が推定に反映されてしまう場合も考えられる。この問題を解決するには、文発話の検討が必要である。文の重要語抽出技術を用い、信念や欲求の推定に大きな影響を与える単語を抽出し、生起確率を計算し推定に活用することで、文発話による信念および欲求の推定を実現することができる。

最後に発話の生起確率の計算方法の検討について考える。MIoMでは、発話 u_t をWord2Vecにより分散表現に変換した後、信念 b_t と欲求 d との類似度を基に生起確率 $P(u_t)$ に変換する。しかし単語同士の類似度比較では不十分な場合がある。例えば“Japanese food”と“rice”の類似度を計算する場合を考える。Word2vecでは1単語同士の類似度を計算することは可能だが、この場合のような2単語と1単語の類似度計算を行うことができない。その結果、“Japanese”と“rice”の類似度を計算することになる。しかし、“Japanese”のみでは食事に関する意味が損なわれてしまい、人間が行う類似度比較とは異なることが考えられる。この問題を解決するためには、単語埋め込みモデルの検討が必要である。単語数の異なるテキスト間の類似度を計算することができる単語埋め込みモデルを使用することにより、人間が行う類似度比較に近づけることができる。したがって単語埋め込みモデルの検討が必要である。

6.3. 対話相手の発話に対する応答生成

MIoMは人間の行動情報と発話情報を活用した信念と欲求の推定に止まっていた。しかしMIoMにおける最終目標は、信念や欲求を考慮した対話を行うことである。そこで、推定した信念と欲求を考慮し、発話文を生成する機構を取り入れる。この機構により、人間の信念と欲求を考慮した発話を生成することで、人間に与える不自然さやストレスを軽減することができ、人間と長期的に共存可能な対話システムの実現へ近づくことができると考える。また、この機構により人間の信念と欲求を考慮したタイミングで発話を提示することが可能となる。その結果、発話の内容だけでなく発話のタイミングによっても人間に与える不自然さやストレスを軽減することができると考える。

また、信念と欲求の推定に大きな影響を与える人間の発話を促す発話生成をすることも

重要である。今後、より実践的な状況における行動情報と発話情報から信念と欲求を推定するにあたり、多種多様な発話が観測されることが予想される。MIoM はランダムな発話生成を行うのではなく、人間の発話に制約をかけることができる発話を生成することが必要である。

第7章

結論

本論文では，MIoMによりマルチモーダルな心的状態推定について検討した．実験の結果，行動情報と発話情報の両方を心的状態の推定に用いることが有効であることを示した．今後の展望としては，より実世界に近い環境設定や三次元の行動や幅広い発話を扱えるようにMIoMを拡張したいと考えている．

謝辞

本研究を進めるにあたり、研究の機会及び貴重なご意見を頂きました、
慶應義塾大学理工学部 今井 倫太 教授
に深く感謝致します。

論文の査読をして頂き、細部にわたって御意見を頂きました
理工学研究科博士課程2年 福地 庸介 氏
理工学部研究員 前川知行 氏
に厚く御礼申し上げます。

実験に御協力頂いた被験者の方々に心より御礼申し上げます。

最後に日頃から御指導、御協力下さいました今井研究室の皆様に心より感謝いたします。

令和3年1月

参考文献

- [Baker *et al.* 11] Chris Baker, Rebecca Saxe, and Joshua Tenenbaum. Bayesian theory of mind: Modeling joint belief-desire attribution. In *Proceedings of the annual meeting of the cognitive science society*, Vol. 33, 2011.
- [Darwish *et al.* 20] Amena Darwish, and H Joe Steinhauer. Learning individual driver's mental models using pomdps and btom. In *DHM2020: Proceedings of the 6th International Digital Human Modeling Symposium, August 31-September 2, 2020*, Vol. 11, p. 51. IOS Press, 2020.
- [Petković *et al.* 18] Tomislav Petković, Ivan Marković, and Ivan Petrovic. *Human Intention Recognition in Flexible Robotized Warehouses Based on Markov Decision Processes*, pp. 629–640. 01 2018.
- [Shikha *et al.* 09] Mehta Shikha, Banati Hema, and Bedi Punam. Bdi planning approach to distributed multiagent based semantic search engine. In Sigeru Omatu, Miguel P. Rocha, José Bravo, Florentino Fernández, Emilio Corchado, Andrés Bustillo, and Juan M. Corchado, editors, *Distributed Computing, Artificial Intelligence, Bioinformatics, Soft Computing, and Ambient Assisted Living*, pp. 25–28, Berlin, Heidelberg, 2009. Springer Berlin Heidelberg.
- [高橋拓誠 他 15] 高橋拓誠, 目良和也, 黒澤義明, 竹澤寿幸. Bdi モデルを用いた対話戦略に基づく 知的エージェントの構築. 人工知能学会全国大会論文集 第 29 回全国大会 (2015), pp. 2L4OS07a4–2L4OS07a4. 一般社団法人 人工知能学会, 2015.
- [中川正雄 他 02] 中川正雄, 真壁利明. 確率過程. 培風館, 2002.
- [目良 他 02] 目良和也, 市村匠, 相沢輝昭, 山下利之. 語の好感度に基づく自然言語発話からの情緒生起手法. 人工知能学会論文誌, Vol. 17, No. 3, pp. 186–195, 2002.