

卒 業 論 文

題 目

行動情報および発話情報を用いた
信念と欲求の逐次的推定システムの提案

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) 行動情報および発話情報を用いた 信念と欲求の逐次的推定システムの提案					
<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。対話システムが人間の心的状態を考慮せず対話を行うと、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対話戦略を変えることが必要である。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、心的状態の一部である信念と欲求を逐次的に推定するシステム Multimodal Inference of Mind SCAIN (MIoM SCAIN) を提案する。MIoM SCAIN は、行動情報と発話情報の両方を活用して信念と欲求を推定することで、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。本研究では、独自に作成したデータセットを利用し、MIoM SCAIN による信念と欲求の推定を行い、行動情報と発話情報の両方を活用した信念と欲求の推定が有効であるかを評価する実験を行った。本実験の結果、MIoM SCAIN の推定性能が行動情報と発話情報の一方のみから信念と欲求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信念と欲求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	4
2.1	行動情報から心的状態を推定する研究	4
2.2	言語情報から心的状態を推定する研究	6
2.3	SCAIN	7
2.4	関連研究における心的状態推定の問題点	7
2.5	MIoM SCAIN と関連研究との相違点	7
3	Multimodal Inference of Mind SCAIN	9
3.1	アルゴリズム	9
3.2	実装	12
4	評価	14
4.1	実験設定	14
4.2	実験手順	15
4.3	実験結果	19
5	考察	22
6	今後の課題	24
6.1	実世界情報による心的状態の推定	24
6.2	発話情報の検討	24
6.3	対話システムの発話生成	25
7	結論	27
	謝辞	28

目 次

1.1 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	2
2.1 BToM におけるベイズ推定を表現するベイジアンネットワーク	5
3.1 MIoM SCAIN による推定処理	10
3.2 MIoM SCAIN におけるベイズ推定を表現するベイジアンネットワーク . .	11
4.1 本実験における環境	15
4.2 本実験に使用したインターフェース	18
5.1 学生が Truck1 を通過した場面	22

表 目 次

4.1	信念推定において本実験で用いた報酬および定数の値	16
4.2	欲求推定において本実験で用いた報酬および定数の値	16
4.3	アシストロボットからの質問と学生の応答	16
4.4	人間による推定と推定システムの相関	19
4.5	信念および欲求の推定における MIoM SCAIN と UIoM SCAIN の有意差検定	21

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。しかし人間は、対話システムとの対話において不自然さやストレスを感じ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、より自然でありストレスの少ない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必要となる。

人間の心的状態を推定する研究には、人間の行動情報から心的状態を推定する研究や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、環境の状態と環境中を移動する人間の行動や観測状況をベイズ推定 [手塚太郎 19] に適用し、環境中を移動する人間の信念と欲求を推定する研究 [Baker *et al.* 11] があげられる。信念はどのようなことを考えているかということを意味し、欲求は何を望んでいるかということを意味する。発話情報から心的状態を推定する研究では、代表的には、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研究 [高橋拓誠 他 15] があげられる。また、心的状態を考慮することによる検索精度の向上のために検索クエリへの入力から人

1. 序論

間の心的状態を推定する研究 [Shikha *et al.* 09] や、学習効率の向上のために教師の発話から学習者の心的状態を推定する研究 [Takehana *et al.* 16] 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を活用し人間の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、遠くから行動を観測している場合や立ち止まって対話をしている場合というように、行動情報のみが観測される場合や発話情報のみが観測される場合には有効である。しかし実世界では、行動情報と発話情報の両方が観測されることが多く、発話情報によって行動情報の解釈が変わったり、行動情報によって発話情報の解釈が変わることがある。例えば、図 1.1 の左側

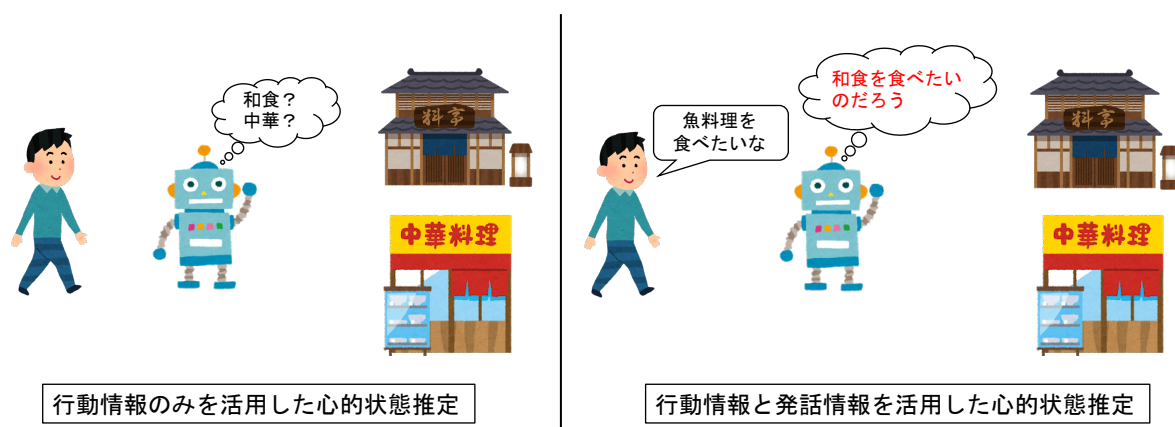


図 1.1: 行動情報と発話情報の相互作用を考慮した心的状態の推定

の状況において、行動情報は「料亭と中華料理屋が並ぶ飲食店街に向かっている」と解釈できるが、図 1.1 の右側の状況のように「魚料理を食べたいな」という発話情報が観測された時、行動情報は「料亭に向かっている」という解釈に変わる。従来研究では、行動情報と発話情報の両方が観測される場合においては、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ることが難しい。つまり、行動と発話の両方が観測される場合における従来研究における心的状態の推定では、行動と発話の相互作用の考慮による推定性能の向上の可能性が低いことが予想される。

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の一部である信念および欲求を逐次的に推定するシステム Multimodal Inference of Mind SCAIN (MIoM SCAIN) を提案する。MIoM SCAIN は、人間の信念および欲求の推定において、信念と欲求の組み合わせをを一つに断定するのではなく、同時に複数保持し、やり取りの中で動的に推定する。MIoM SCAIN は、行動情報と発話情報の両方を推定に活用し、ベイズ推定によって

1. 序論

人間の信念および欲求を逐次的に推定する．行動情報と発話情報の両方を推定に活用することにより，図 1.1 の右側の状況における推定のように，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．実験では，独自で作成したデータセットを利用し，MIoM SCAIN により信念と欲求の推定を行い，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かを評価する．

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信念と欲求を推定するシステム MIoM SCAIN を提案する．第四章では，MIoM SCAIN と単一の情報のみから信念と欲求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 SCAIN における今後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) [子安増生 他 97] をベイズ推定を用いてモデル化する Bayesian Theory of Mind (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 [中出康一 19] として表し、環境における人間の意思決定をベイズ推定に適用することで、環境中で人間が観測できていない部分についての信念と欲求を推定する。図 2.1 に、BToM におけるベイズ推定を表現するベイジアンネットワーク [植野真臣 13] を示す。 s_t および a_t は観測値、 o_t, b_t および d は確率変数として扱う。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び計算される。BToM では、時刻 1 から時刻 t までの環境の状態遷移 $s_{1:t}$ と時刻 1 から時刻 $t-1$ までの人間の行動履歴 $a_{1:t-1}$ から計算される信念 b_t と欲求 d の確率 $P(b_t, d | s_{1:t}, a_{1:t-1})$ を解くことを目的としている。ベイズの定理 [中川正雄 他 02]

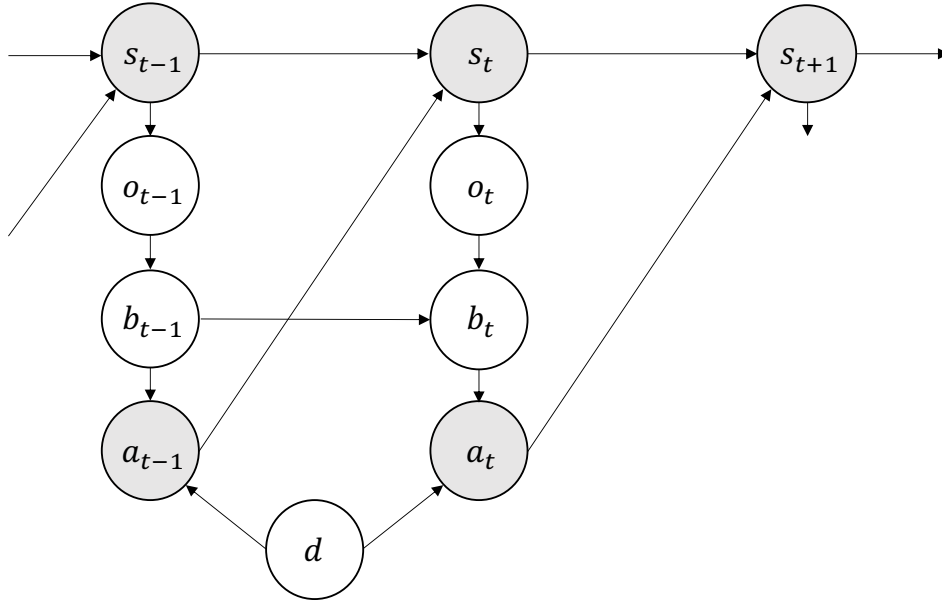


図 2.1: BToM におけるベイズ推定を表現するベイジアンネットワーク

と図 2.1 における変数間の独立性 [中川正雄 他 02] より, 式 (2.1) が成り立つ.

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

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 を持つ時に行動 a_{t-1} を起こす確率, $P(b_{t-1}, d | s_{1:t-1}, a_{1:t-2})$ は時刻 $t-1$

における BToM の出力である．式 (2.1) より， $P(b_t, d|s_{1:t}, a_{1:t-1})$ は初期値 $P(b_1, d|s_1, a_0)$ を決めて順次更新する計算により求めることができる．

行動情報から心的状態を推定する他の研究には，自動車の運転行動から心的状態を推定する研究 [Darwish *et al.* 20] も存在する．自動車の運転では，運転者の心的状態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者が選択する行動は変化する．運転者がどのような行動を起こす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，人間の意図を推定することが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．この研究における意図推定においては，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，発話から対話システムの信念や欲求，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．この研究では，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モデルを用いて意図を推定する．最初に，Belief モジュールは発話から事象を抽出し，信念として捉える．Desire モジュールは，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．

検索精度向上のために言語情報と心的状態の関係を適用する研究 [Shikha *et al.* 09] では，ユーザの心的状態を考慮し，それを検索に反映することで，よりユーザが欲する情報を提供することに取り組んでいる．

機械翻訳の改善に向けて心的状態を活用する研究 [Farwell *et al.* 97] では，ユーザが持つ信念により翻訳の粒度や表現を変えることでユーザの理解度向上に繋がるという仮説の下，ユーザが入力した文章から信念を推定し，それを基に翻訳の粒度や表現を変え，ユーザが理解しやすい翻訳を提供することに取り組んでいる．

2.3. SCAIN

対話において相手の心的状態を推定するためには、対話の文脈と心的状態の推定の相互依存性を解決することが必要である。対話において、文脈が相手の心的状態の推定に影響を与えたり、相手の心的状態により文脈が変わることがある。対話における文脈と単語の解釈の相互依存性を逐次的に解決する研究として、SCAIN [Takimoto *et al.* 20] が存在する。対話において、文脈により単語の解釈が変わったり、単語の解釈によって文脈が変わることがあり、対話の文脈と単語の解釈には相互依存性があるといえる。SCAIN では、対話履歴を対話の文脈として捉え、対話の文脈の推定と単語の解釈を並行して行うことで、文脈と単語の解釈の相互依存性の解決に取り組んでいる。

2.4. 関連研究における心的状態推定の問題点

心的状態を推定する関連研究における問題は、行動情報と発話情報の一方のみを推定に活用している点である。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ことが重要である。そのため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必要である。心的状態を推定する関連研究は、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。

2.5. MIoM SCAIN と関連研究との相違点

MIoM SCAIN 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 SCAIN 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際に、SCAIN における文脈と単語解釈の相互依存性の解決のように行動情報と発話情報の相互依存性を扱うことで、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 SCAIN* 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．

第3章

Multimodal Inference of Mind SCAIN

本論文では、行動情報と発話情報の両方を活用し、信念と欲求の推定を行うシステム Multimodal Inference of Mind SCAIN (MIoM SCAIN) を提案する。MIoM SCAIN は、人間の行動、発話および人間が存在する環境の状態を基に信念と欲求を推定する。行動情報と発話情報の両方を信念と欲求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て信念と欲求を推定する。

MIoM SCAIN 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として表す。また、信念と欲求の推定値はそれぞれの候補に対し尤度が与えられたパーティクルフィルタとして表され、信念と欲求の組み合わせを一意に決定す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推定に適用し、環境中で人間が観測できていない部分についての信念と欲求を逐次的に推定する。

3.1. アルゴリズム

MIoM SCAIN 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 SCAIN 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。MIoM SCAIN は信念 b_t と欲求 d の組み合わせとその尤度 L_t 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 とパーティクル k が持つ信念 b_t^k と欲求 d^k を基に尤度 L_t^k が更新される。尤度 L_t^k は式 (3.1) として表すことができる。

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

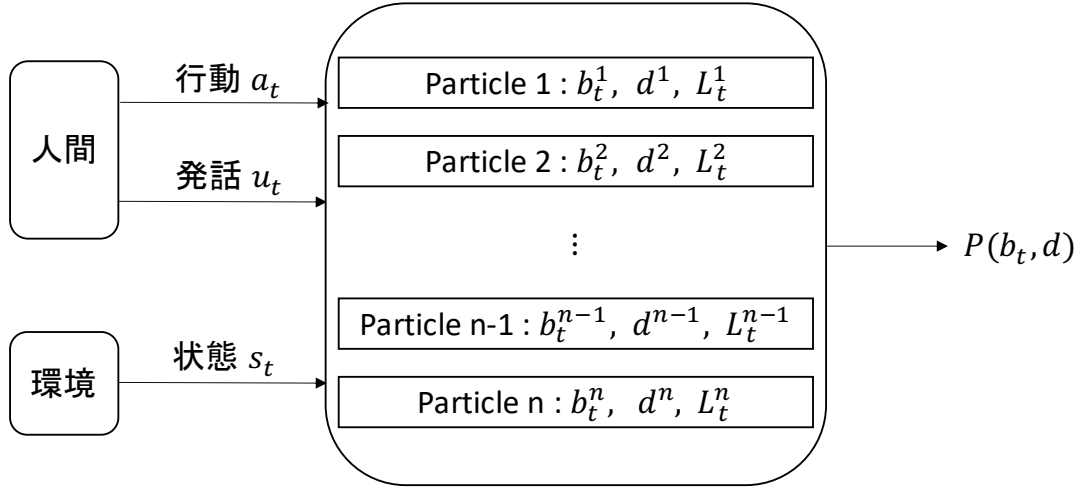


図 3.1: MIoM SCAIN による推定処理

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 $u_{1:t-1}$ から計算される信念 b_t と欲求 d の確率である。

図 3.2 に MIoM SCAIN におけるベイズ推定を表現するベイジアンネットワークを示す。 s_t, a_t および u_t は観測値、 o_t, b_t および d は確率変数として扱う。MIoM SCAIN におけるベイズ推定では、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、信念 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 SCAIN では b_t と d から人間の発話 u_t が決まる。また行動 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、行動および発話が再び計算される。ベイズの定理と図 3.2 における変数間の独立性より、式 (3.2) が成り立つ。

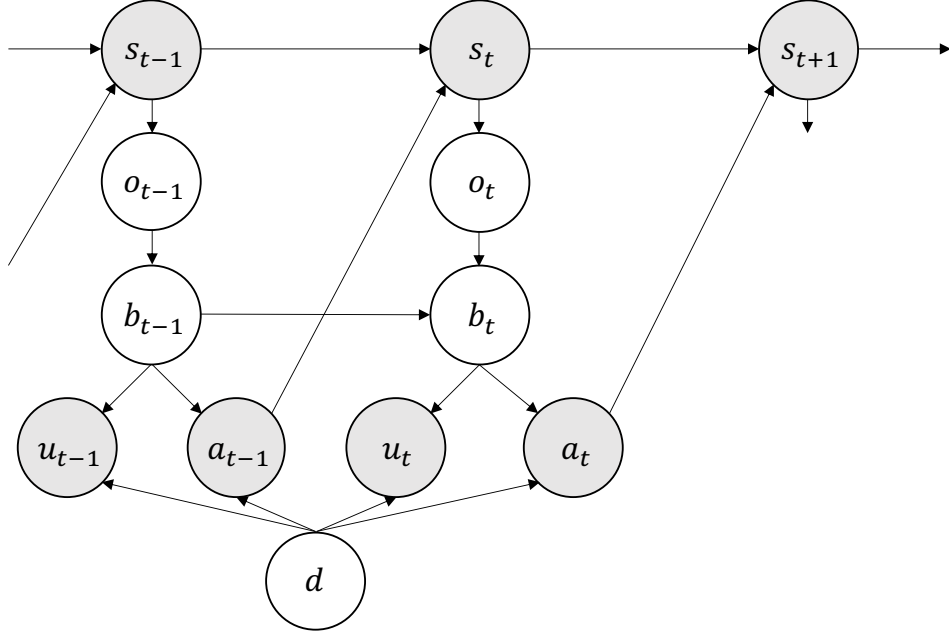


図 3.2: MIoM SCAIN におけるベイズ推定を表現するベイジアンネットワーク

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

ここで、 $P(b_t^k|b_{t-1}^k, o_t)$ は人間の観測状況 o_t によってパーティクル k 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、 $P(a_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ はパーティクル k が信念 b_{t-1}^k 、欲求 d^k を持つ時に行動 a_{t-1} を起こす確率、 $P(u_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ はパーティクル k 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、 L_{t-1}^k は時刻 $t-1$ におけるパーティクル k の尤度である。式 (3.2) より、 L_t^k は初期値 L_1^k を決めて順次更新する計算により求めることができる。

3.2. 実装

MIoM SCAIN では、式 (3.2) により各パーティクルの尤度を更新する。各パーティクルにおいて $P(b_t^k|b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t|s_t)$ 、 $P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1})$ 、 $P(a_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ および $P(u_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ をそれぞれ計算する。

最初に、 $P(b_t^k|b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t|s_t)$ の計算方法について説明する。 $P(b_t^k|b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t|s_t)$ は、式 (3.3) により信念 b_t^k と観測状況 o_t を比較し計算する。

$$P(b_t^k|b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t|s_t) = \begin{cases} 1 & (b_t^k \text{ と } o_t \text{ が一致する時}) \\ 0 & (b_t^k \text{ と } o_t \text{ が一致しない時}) \end{cases} \quad (3.3)$$

次に $P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1})$ の計算方法について説明する。 $P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1})$ は、式 (3.4) により計算される。

$$P(s_t|s_{t-1}, a_{t-1}) = \begin{cases} 1 & (s_t = T(s_{t-1}, a_{t-1})) \\ 0 & (otherwise) \end{cases} \quad (3.4)$$

ここで、関数 $T(s_{t-1}, a_{t-1})$ は環境の状態 s_{t-1} および行動 a_{t-1} を入力とし、次の環境の状態 s_t を出力する関数である。

次に $P(a_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ の計算方法について説明する。 $P(a_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ は式 (3.5) により計算される。

$$P(a_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k) = \text{softmax}(Q_{t-1}, \delta) \quad (3.5)$$

ここで、 Q_{t-1} は行動 a_{t-1} の予測報酬、 δ は $P(a_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ への予測報酬 Q_{t-1} の寄与を調整する定数である。

最後に $P(u_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ の計算方法について説明する． $P(u_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k)$ は，式 (3.6) により計算される．

$$P(u_{t-1}|b_{t-1}^k, d^k) \propto \sum_{i=1}^n (\alpha + \beta_p) \cdot \text{similarity}(u_{t-1}, g_i) \quad (3.6)$$

ここで， g_i は信念 b_{t-1}^k または欲求 d^k になり得る環境中の対象物，関数 $\text{similarity}(u_{t-1}, g_i)$ は発話 u_{t-1} および環境中の対象物 g_i を入力とし，Word2Vec [Mikolov *et al.* 13] により発話 u_{t-1} を分散表現に変換した後，信念 b_{t-1}^k または欲求 d^k になり得る環境中の対象物 g_i との類似度を出力する関数， α は環境中の対象物 g が信念 b_{t-1}^k にあたる場合において関数 $\text{similarity}(u_{t-1}, g_i)$ の出力の大きさを調整する定数， β_p は環境中の対象物 g_i が欲求 d^k の p 番目に強い欲求にあたる場合において関数 $\text{similarity}(u_{t-1}, g_i)$ の出力の大きさを調整する定数， n は環境中に存在する対象物 g_i の数を表す定数である．

第4章

評価

行動情報と発話情報の両方を反映した信念と欲求の推定性能の向上に有効であることを示すため、MIoM SCAIN と単一情報による信念と欲求の推定システム Unimodal Inference of Mind SCAIN (UIoM SCAIN) の推定性能を比較した。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した。

4.1. 実験設定

BToM による信念および欲求の推定を評価するための実験を参考に、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した。図 4.1 に本実験における環境の一例を示す。ここで、図 4.1 における “Student” は学生，“Truck1” および “Truck2” は屋台を開くスペース，中央の黒色部分は壁を表す。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を提供する屋台，イタリア料理を提供する屋台，中華料理を提供する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，日本食を提供する屋台，イタリア料理を提供する屋台，中華料理を提供する屋台の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した。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として表現した。また本実験設定に基づき，式 (3.5)

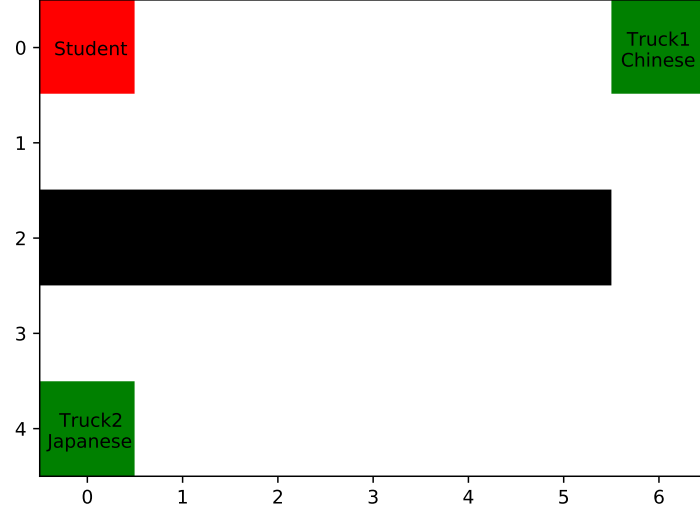


図 4.1: 本実験における環境

における予測報酬 Q_{t-1} を式 (4.1) により表現した.

$$Q_{t-1} = r_p \cdot \gamma^{x(a_{t-1})} \quad (4.1)$$

ここで, r_p は信念 b_t が欲求 d の p 番目に強い欲求にあたる場合における報酬, 関数 $x(a_{t-1})$ は行動 a_{t-1} を入力とし, 行動 a_{t-1} を起こした場合における学生の位置と信念 b_t として持つ屋台との距離を出力する関数, γ は予測報酬 Q_{t-1} への関数 $x(a_{t-1})$ の出力の寄与を調整する定数である. また本実験設定では, 欲求 d は日本食を提供する屋台, イタリア料理を提供する屋台および中華料理を提供する屋台の3種類の欲求の程度を保持するため, $1 \leq p \leq 3$ である.

表 4.1 および表 4.2 に示すように, それぞれのシステムについて, 信念および欲求の推定における相関係数を指標に, 式 (4.1) における報酬 r_p や定数 γ および式 (3.5) における定数 δ , また式 (3.6) における定数 α および定数 β_p を設定した.

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

表 4.1: 信念推定において本実験で用いた報酬および定数の値

システム	報酬および定数								
	r_1	r_2	r_3	γ	δ	α	β_1	β_2	β_3
UIoM SCAIN (action)	115	50	5	0.85	1.0	-	-	-	-
UIoM SCAIN (utterance)	-	-	-	-	-	0.01	0.1	0.1	0.1
MIoM SCAIN (action + utterance)	115	50	5	0.85	1.0	0.10	10000	0.1	0

表 4.2: 欲求推定において本実験で用いた報酬および定数の値

システム	報酬および定数								
	r_1	r_2	r_3	γ	δ	α	β_1	β_2	β_3
UIoM SCAIN (action)	150	50	5	0.85	0.25	-	-	-	-
UIoM SCAIN (utterance)	-	-	-	-	-	0.1	10000	0.1	0
MIoM SCAIN (action + utterance)	115	50	5	0.90	0.35	0.1	10000	0.1	0

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 4.3 の左側に記載される4通り，学生の応答は表 4.3 の右側に記載される8通りである．本実験では，一定時間パーティクルの尤

表 4.3: アシストロボットからの質問と学生の応答

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

度に大きな変化がない時および Truck1 を通り過ぎた時に質問を提示した．MIoM SCAIN によって行動情報と発話情報の両方を信念と欲求の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信念と欲求を推定するシステム Unimodal Inference of Mind SCAIN (UIoM SCAIN) を定義した．

図 4.2 に示すインターフェスを用いて，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．環境設定や行動の内容，アシストロボットからの質問，学生の応答に偏りがないように8つのデータを本データセットから選択し，それぞれの実験参加者に対して提示し，1つのデータに対して2回または3回推定をさせた．また，MIoM SCAIN (action + utterance)，行動情報のみを基に心的状態を推定する UIoM SCAIN (action)，発話情報のみを基に心的状態を推定する UIoM SCAIN (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推定し，推定結果を式 (4.2) および式 (4.3) により，7段階評価に変換した．

$$\begin{aligned}
b_t(\text{Japanese}) &= \sum_{\substack{L_t^k \\ b_t^k = \text{Japanese}}} 7 \cdot L_t^k \\
b_t(\text{Italian}) &= \sum_{\substack{L_t^k \\ b_t^k = \text{Italian}}} 7 \cdot L_t^k \\
b_t(\text{Chinese}) &= \sum_{\substack{L_t^k \\ b_t^k = \text{Chinese}}} 7 \cdot L_t^k
\end{aligned} \tag{4.2}$$

$$\begin{aligned}
d(\text{Japanese}) &= \sum_k \frac{7}{3} \cdot L_t^k \cdot \text{rank}^k(\text{Japanese}) \\
d(\text{Italian}) &= \sum_k \frac{7}{3} \cdot L_t^k \cdot \text{rank}^k(\text{Italian}) \\
d(\text{Chinese}) &= \sum_k \frac{7}{3} \cdot L_t^k \cdot \text{rank}^k(\text{Chinese})
\end{aligned} \tag{4.3}$$

ここで， $\text{rank}^k(\text{food})$ は，パーティクル k における欲求 d_k を基に food をどの程度好むかを3段階で表した値である．式 (4.2) および式 (4.3) において，尤度が最大のパーティクルのみを用いて信念や欲求を推定することをせずに，全てのパーティクルを考慮して計算を行っているのは，各パーティクルの尤度に差がない場合に対応するためである．推定を行った全タイミングで，信念推定および欲求推定のそれぞれについて，実験参加者による推定結果と MIoM SCAIN および UIoM SCAIN による推定結果を比較し，相関係数を算出した．UIoM SCAIN (action) および UIoM SCAIN (utterance) の尤度は，それぞれ式 (4.4)，式 (4.5) で計算した．

$$\begin{aligned}
L_t^k(\text{action}) &= \sum_{b_{t-1}^k, o_t} P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t | s_t) \cdot P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}) \\
&\quad \cdot P(a_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k) \cdot P(b_{t-1}^k, d^k | s_{1:t-1}, a_{1:t-2})
\end{aligned} \tag{4.4}$$

こちらはあなたの質問と、それに対する学生の応答を表示するテキストボックスです。

アシストロボットの質問
アシストロボット：魚料理と野菜料理どちらを食べたいですか。
学生：魚料理です。

質問1. 現時点で、学生は左下の屋台スペースに何が来ていると思っているでしょうか。7段階で選択してください。
1: 全く当てはまらない ← → 7: とても当てはまる

イタリア料理の屋台

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

中華料理の屋台

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

質問2. 学生は、それぞれの屋台で昼食をとることをどれくらい望んでいると思いますか。7段階で選択して下さい。
1: 全く望んでいない ← → 7: とても望んでいる

日本食

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

イタリア料理

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

中華料理

☐ 1 ☐ 2 ☐ 3 ☐ 4 ☐ 5 ☐ 6 ☐ 7

決定

図 4.2: 本実験に使用したインターフェース

$$L_t^k(\text{utterance}) = \sum_{b_{t-1}^k, o_t} P(b_t^k | b_{t-1}^k, o_t) \cdot P(o_t | s_t) \cdot P(s_t | s_{t-1}, a_{t-1}) \cdot P(u_{t-1} | b_{t-1}^k, d^k) \cdot P(b_{t-1}^k, d^k | s_{1:t-1}, u_{1:t-2}) \quad (4.5)$$

4.3. 実験結果

表 4.4 に、実験参加者による信念と欲求の推定結果と UIoM SCAIN (action), UIoM SCAIN (utterance) および MIOm SCAIN 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 4.4: 人間による推定と推定システムの相関		
システム	相関	
	信念	欲求
UIoM SCAIN (action)	0.139	0.423
UIoM SCAIN (utterance)	0.216	0.494
MIOm SCAIN (action + utterance)	0.272	0.550

表 4.4 より、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。

また、信念と欲求の推定の両方において、行動情報と発話情報の両方を推定に活用する MIOm SCAIN が行動情報のみを推定に活用する UIoM SCAIN (action) および発話情報のみを推定に活用する UIoM SCAIN (utterance) よりも強い相関を示すことがわかった。

ここで、MIOm SCAIN による信念と欲求の推定の相関と UIoM SCAIN による信念と欲求の推定の相関との間に差があると言えるかを z 検定 [上田拓治 14] によって検定した過程を示す。また、表 4.5 に検定結果を示す。

まず、MIOm SCAIN と UIoM SCAIN (action) の信念推定における相関に差があるかを調べる。以下のように仮説を設定する。

帰無仮説：MIOm SCAIN と UIoM SCAIN (action) の信念推定の相関に差がない

対立仮説：MIOm SCAIN と UIoM SCAIN (action) の信念推定の相関に差がある

また、データ数を考慮して検定統計量 T は以下のように計算される。

$$T = \sqrt{960 - 3} \left(\frac{1}{2} \ln \frac{1 + 0.272}{1 - 0.272} - \frac{1}{2} \ln \frac{1 + 0.139}{1 - 0.139} \right) = 4.30$$

$\alpha = 0.05$ で両側検定を行う. $z\left(\frac{\alpha}{2}\right) = 1.96$ であり, $T = 4.30 > 1.96$ なので, 帰無仮説を棄却する. よって, MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (action) の信念推定における相関に差があると言える.

次に, MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (utterance) の信念推定における相関に差があるかを調べる. 以下のように仮説を設定する.

帰無仮説: MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (utterance) の信念推定の相関に差がない

対立仮説: MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (utterance) の信念推定の相関に差がある

また, データ数を考慮して検定統計量 T は以下のように計算される.

$$T = \sqrt{960 - 3} \left(\frac{1}{2} \ln \frac{1 + 0.272}{1 - 0.272} - \frac{1}{2} \ln \frac{1 + 0.216}{1 - 0.216} \right) \\ = 1.84$$

$\alpha = 0.05$ で両側検定を行う. $z\left(\frac{\alpha}{2}\right) = 1.96$ であり, $T = 1.84 < 1.96$ なので, 帰無仮説を棄却しない. よって, MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (utterance) の信念推定における相関に差があるとは言えない.

次に, MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (action) の欲求推定における相関に差があるかを調べる. 以下のように仮説を設定する.

帰無仮説: MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (action) の欲求推定の相関に差がない

対立仮説: MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (action) の欲求推定の相関に差がある

また, データ数を考慮して検定統計量 T は以下のように計算される.

$$T = \sqrt{1800 - 3} \left(\frac{1}{2} \ln \frac{1 + 0.550}{1 - 0.550} - \frac{1}{2} \ln \frac{1 + 0.423}{1 - 0.423} \right) \\ = 7.09$$

$\alpha = 0.05$ で両側検定を行う. $z\left(\frac{\alpha}{2}\right) = 1.96$ であり, $T = 7.09 > 1.96$ なので, 帰無仮説を棄却する. よって, MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (action) の欲求推定における相関に差があると言える.

最後に, MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (utterance) の欲求推定における相関に差があるかを調べる. 以下のように仮説を設定する.

帰無仮説: MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (utterance) の欲求推定の相関に差がない

対立仮説: MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (utterance) の欲求推定の相関に差がある

また、データ数を考慮して検定統計量 T は以下のように計算される.

$$T = \sqrt{1800 - 3} \left(\frac{1}{2} \ln \frac{1 + 0.550}{1 - 0.550} - \frac{1}{2} \ln \frac{1 + 0.494}{1 - 0.494} \right) \\ = 3.26$$

$\alpha = 0.05$ で両側検定を行う. $z\left(\frac{\alpha}{2}\right) = 1.96$ であり, $T = 3.26 > 1.96$ なので, 帰無仮説を棄却する. よって, MIoM SCAIN と UIoM SCAIN (utterance) の欲求推定における相関に差があると言える.

表 4.5: 信念および欲求の推定における MIoM SCAIN と UIoM SCAIN の有意差検定

	信念	欲求
	MIoM SCAIN	MIoM SCAIN
UIoM SCAIN (action)	差があると言える	差があると言える
UIoM SCAIN (utterance)	差があると言えない	差があると言える

第5章

考察

本実験の結果, MIoM SCAIN は信念と欲求の推定の両方において UIoM SCAIN (action) および UIoM SCAIN (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 SCAIN が UIoM SCAIN (action) や UIoM SCAIN (utterance) より強い相関を示した要因の一つとして, MIoM SCAIN 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 5.1 が示すような場合を考える. この

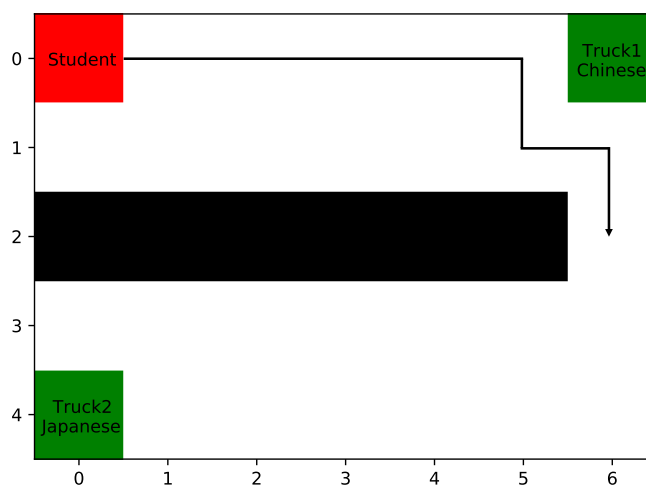


図 5.1: 学生が Truck1 を通過した場面

場合, 行動情報のみに基づいて学生の行動を解釈すると, 学生は Truck2 に向かっていると解釈することができる. しかし「こってりした料理を食べたい」という発話情報が観測

5. 考察

された時、発話情報も考慮して学生の行動を解釈すると、学生は単に屋台の種類を確認するために Truck2 に向かっていると解釈することができる。また、「こってり料理を食べたい」という学生の発話情報が観測された時、発話情報のみに基づいて学生の発話を解釈すると、イタリア料理や中華料理について言及していると解釈することができる。しかし図 5.1 が示す行動情報が観測された時、行動情報も考慮して学生の発話を解釈すると、学生の発話はこってりした日本食を食べたいということを表していると解釈することができる。MIoM SCAIN は、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、行動情報と発話情報の相互作用を推定に反映することで UIoM SCAIN の推定結果を上回ったと考えられる。MIoM SCAIN の推定により、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示された。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が信念推定よりも強い相関を示した要因を考える。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 5.1 に示すように、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は信念の推定に活用することは困難であり、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のみ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。しかし発話情報は欲求を問うものが多かったため、発話情報が信念推定に大きな影響を与えることができて、信念の正確な推定に寄与することが困難であったと考える。本実験では、表 4.3 の応答を発話情報として採用している。表 4.3 からわかるように、発話情報は欲求に関する内容である。そのため、発話情報は信念推定および欲求推定に大きい影響を与え、欲求推定の性能向上を寄与することができて、信念推定の性能向上に寄与することはできないと考える。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、より実世界に似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ためにMIoM SCAINを拡張する。

6.2. 発話情報の検討

実験参加者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 SCAIN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 SCAIN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4.3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、実世界では条件や制約は存在せず、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 SCAINに搭載することが必要であると考え、信念に関する発話を促す質問を提示する機構をMIoM SCAINに搭載することで、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 SCAIN では文発話が観測された場合、それを単語レベルに分解し、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、例えば“to”はこの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。これらの問題を解決するには、文発話の検討が必要である。そこで文の重要後抽出手法の適用が考えられる。文の重要語抽出手法を用い、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 SCAIN 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. 対話システムの発話生成

MIoM SCAIN 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 SCAIN 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とが必要である。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、対話において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，対話において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思う．

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を生成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 SCAIN はランダムな発話生成を行うのではなく，人間の発話に条件を設けたり，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と思う．

第7章

結論

本論文では，MIoM SCAIN により行動情報と発話情報を活用したマルチモーダルな心的状態推定について検討した．実験では，MIoM SCAIN と行動情報または発話情報の一方のみを活用して推定を行うシステム UIoM SCAIN の推定性能を比較した．実験の結果，MIoM SCAIN の推定性能が UIoM SCAIN の推定性能を上回り，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および多種多様な発話を扱えるように MIoM SCAIN 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
理工学研究科修士課程1年 大竹 七勢 氏
理工学研究科修士課程2年 里形 理興 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.
- [Farwell *et al.* 97] David Farwell, and Stephen Helmreich. User-friendly machine translation: Alternate translations based on differing beliefs. *Proceedings of the MT Summit VI: Machine Translation: Past, Present, Future*, Vol. 29, pp. 125–131, 1997.
- [Mikolov *et al.* 13] Tomas Mikolov, Kai Chen, Greg Corrado, and Jeffrey Dean. Efficient estimation of word representations in vector space. *arXiv preprint arXiv:1301.3781*, 2013.
- [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.

- [Takehana *et al.* 16] Kazuma Takehana, and Tatsunori Matsui. Association rules on relationships between learner's physiological information and mental states during learning process. In Sakae Yamamoto, editor, *Human Interface and the Management of Information: Applications and Services*, pp. 209–219, Cham, 2016. Springer International Publishing.
- [Takimoto *et al.* 20] Yusuke Takimoto, Yosuke Fukuchi, Shoya Matsumori, and Michita Imai. Slam-inspired simultaneous contextualization and interpreting for incremental conversation sentences, 2020.
- [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.
- [子安増生 他 97] 子安増生, 木下孝司. <心の理論>研究の展望. 心理学研究, Vol. 68, No. 1, pp. 51–67, 1997.
- [手塚太郎 19] 手塚太郎. しゅくみがわかるベイズ統計と機械学習. 朝倉書店, 東京, 2019.
- [上田拓治 14] 上田拓治. 44 の例題で学ぶ統計的検定と推定の解き方. オーム社, 東京, 2014.
- [植野真臣 13] 植野真臣. ベイジアンネットワーク. コロナ社, 東京, 2013.
- [中出康一 19] 中出康一. マルコフ決定過程: 理論とアルゴリズム. シリーズ情報科学における確率モデル 4. コロナ社, 東京, 2019.
- [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.