

感情の価値システムとしてのモデル化の試み

An attempt on modeling of emotion system as a value calculation system

宮田 真宏[†], 大森 隆司[‡]
Masahiro Miyata, Takashi Omori

[†]玉川大学大学院工学研究科, [‡]玉川大学工学部

Graduate School of Engineering, Tamagawa University, College of Engineering, Tamagawa University
mytma4re@engs.tamagawa.ac.jp

Abstract

Emotion is a very popular but not well-known phenomenon of animals. Human feeling is more complex including the emotion features and the intelligent features. Though there are many researches on emotion / feeling, its computational role on survival or intelligence is not known well. But it must be important because most of animals look to have similar emotion and there must be a reason of its similarity. Therefore, in this paper, we discuss on a possible component of emotion system, compare their computational model, and propose a possible hypothesis that the emotion is a system of value calculation for a decision making. For a discussion, we show a possible computational model of feeling system in brain.

Keywords — Emotion, Decision Making, Monte Carlo method, Value System, Model

1. はじめに

近い将来, 人工知能 (AI) の技術を用いた製品は社会へ広がり, より人間的な機能が要求される場面が多くなってくると予想される. その典型例は, 対人インタラクションであり, AI の重要な応用領域の一つである. 対人インタラクションとは基本的には人を対象とする広義のコミュニケーションであり, その実行のためにはまず相手の人の意図や要請・ニーズの理解, 自身の認識や意図の伝達が必要であり, その次に相手に対するサービスの提供がある.

しかし, ヒトのコミュニケーションの方法は多様かつ複雑である. それは, 言語やサインによる命令のような明確な解釈が可能である情報から, 身振りや行動による暗黙かつ曖昧な情報まで, 様相の異なる多様な相互作用を同時並列的に含んでいる. 対人インタラクションとは, これらの多様な情報を同時進行的に読み取り, それに基づいて相手に働きかけることで相手の認識, 行動を変えていくタスクを通じて, 自己の目的を達成する課題である.

これは人間にとっては無意識的にでも行うことが可

能であるため, 比較的易しいタスクと考えられているが, その内部過程を考えると決して単純ではない. さらにこれを汎用人工知能に実現させようとする, AIにはどのような機能が求められるのか. その問題理解とモデル化についての議論が本稿の目的である.

対人インタラクションの理解の鍵となる要素として本研究では感情に注目する. コミュニケーション場面をはじめ, 感情は動物にとって重要な機能を持つ現象である. しかし, これまでに多くある感情研究の大部分は現象面からの解析と分類であり, 感情の発生する認知的なプロセス, さらにはその計算論的役割を検討したものは少ない. そこで本研究では, 感情とは行動の意思決定のための価値計算システムであると想定し, その計算モデル化の可能性を検討する.

2. 従来の感情/情動モデル

2.1. 動物に共通な情動¹

情動に関しては心理学や生理学の分野でこれまでも多くのモデルがあり [1] [2] [3], コミュニケーション場面における感情の役割についても従来から多くの研究がなされてきた [4] [5]. 対人インタラクションの場面では, 阿部 [6] はロボットと子どものインタラクションの行動調査を通じて保育士の対人インタラクション戦術について研究し, インタラクション場面における感情の誘導がコミュニケーションの成功に重要であることを示している.

従来, コミュニケーションとは言語による情報伝達や表情認識であると考えられてきた. しかし実際に成功するコミュニケーションには, 相手の心の中の状態の推定, すなわち相手の注意, 興味, 意図, 目的などの文脈の推定が重要であることは, 人対人のコミュニケーションを考えても自明である.

¹ 本稿では動物の情動の機能についての議論を通じて人の感情を論じる. 感情と情動はその複雑さにおいては区別する

が, 機能に本質的な違いはないものとして扱う. そのため, 感情と情動は本文中で明白な区別はせず使用する.

例えば、ある人に特定の行動をしてほしいとき、我々は以下のように行動するだろう。

- (1) 相手に声をかけて注意を引く
- (2) 自己紹介をして、相手にこちらの言葉を聞くスタンスを取ってもらう
- (3) こちらからの依頼の必要性を言い、それへの協力の意義を伝える
- (4) 相手がこちらの伝えたことを理解したことを確認する
- (5) 相手がこちらの言葉を聞くスタンスになるまで待つ
- (6) 意図した依頼について発話する

通常のコミュニケーションでいう発話とはここでいう(6)だけであり、相手にコミュニケーションに必要な心的姿勢になってもらうまでの(1)…(5)の過程は従来のコミュニケーション研究では想定されていなかった。しかしその部分こそが成功するコミュニケーションのカギとなる要因である。

この事例で我々が対話ロボットのプログラムを書くとしたら、例えば以下のような機能が必要となろう。

- (1) 相手の注意が自身に向いていることの判定
- (2) 相手がこちらの言葉を認識したことの判定
- (3) 相手がこちらの要請を理解したことの判定
- (4) 相手がポジティブ／ネガティブな心的状態にあることの判定
- (5) 適切な言葉をかけることによる相手の心的状態の変化の予測

これらはいずれも相手の心的状態の推定である。相手の心的状態は従来の言語や身振りによるコミュニケーションでは考慮されていない。他者の心的状態は、明示的には計測できない変数であり、その推定は技術的な困難が多いものと思われる。しかし、人間のコミュニケーションが相手の心的状態に依存して大きく変わることは自明な事実であり、人工知能やロボットのような擬人化エージェントによる対人インタラクションを考えるなら避けて通ることはできない。

さらにここでいう心的状態とは、注意の向き、認識の状態、理解の状態、心的状態の良し悪し、働きかけによる変化の予測など、極めて動的なものである。本稿では、ここまでの心的状態を含めて「広義の感情」と呼ぶ。そして、人は他者の感情を知ることによってインタラクションをより円滑に遂行できる。人のインタラクションを理解する上で広義の感情のモデル化は重要である。

2.2. 感情のモデル

感情に関してはこれまで多くのモデルがある。

Ekman の FACS model[1]は表情筋の緊張の記述から得られた表情の分類モデルであり、その分類がそのまま基本6分類として顔からの感情の分類に用いられている。また Russel は二次元の軸で表される空間に円環状に感情を配置し、個別の感情状態の間の関係を示した[2]。しかしこれらは現象の記述モデルであり、脳や認知のメカニズム、さらにその計算的意味には迫るものではない。

それに対して戸田は、人間の複雑な感情から行動決定に至る過程の定性的な説明理論を構築し[7]、結果として感情はその場の状況に価値を振り振って意思決定に至る過程であるという説明をした。この研究は、人間の多様かつ複雑な感情を基本情動の価値の計算に落とし込む概念モデル化を試みた、という意味で画期的であった。

一方で Koelsch[8]は、情動を生存・安全・愛着・価値の4要素に分解して脳の部位に対応付けての説明を試みた。この研究では、感情の中に価値も含まれていて眼窩野前頭葉がその責任部位とされており、戸田の概念的ではあるが複雑な人間感情を説明するモデルや現在の脳生理学の知見との矛盾はない。これらの理論は、広義の感情に関して新しい概念を提供してくれているように見える。

3. 広義の感情＝価値計算システム仮説

3.1. 動物に共通な感情

脳を持つ動物には、少なくとも爬虫類から哺乳類まで脳幹や間脳が共通にあり、この部分は爬虫類脳と呼ばれている。爬虫類脳があることにより、脳を持つ動物は自らの身体を守るために恐怖などの情動を持つことができるとされる。ルドゥー[3]は感情の一部である恐怖情動に注目し、恐怖の認識や学習によって恐怖に対応する危険の認識が導出される過程について生理学的な視点から解明している。動物はこの導出された恐怖の情動を受け、次に行う行動を決定している。

恐怖に限らず、多くの喜び、怒りなどの基本的な情動はヒトを含む多くの動物で共通しており、進化の過程において変化が少なかったことが推測される。とすると、情動には進化の過程で維持されるべき理由があったはずである。それを明らかにするには、進化という現象を理解する以上に、現在の動物で情動がどういう役

割を果たしているか、抽象的なレベルで明らかにする必要がある。なお、感情は情動に推論や学習などの知的情報処理が加わって実現されていると本稿では考える。そのため、情動の理論が得られたなら、必然的に感情の理論もまた得られると期待する。

3.2. 感情と価値計算システムの関係

ヒトは日々の生活において様々な意思決定を行っている。この意思決定の際、ヒトは意識的/無意識的に各選択肢の価値を計算すると考えられている[9]。これによりヒトは、一見して無益と見える行動でも長期的には価値があると判断したときは、将来的な価値を期待して行動する。また戸田[7]は、感情は適応的な行動選択システムであるとし、感情メカニズムのモデルとしてヒトの比較的高度な感情を説明するアージ理論を提案した。アージ理論では、ヒトの複雑かつ多様な感情は基本的な情動と知的能力による推論により導きだされるものとして、多様な高次な感情の説明を試みている。

一方で Koelsch ら[8]は、このように幅広いヒト脳の感情系のモデルとして、脳幹、間脳、海馬、前頭眼窩野の4要素が相互作用する感情のカルテット理論を提案した。

- 脳幹は自律神経系の中核である。身体の状態の自律的な制御に関わり、ホメオスタシスの維持を行うと同時に、生殖、不安、恐れなど個体の維持と種の保存に関わる生物としての基本機能をつかさどる。この目的に適合する状態は報酬、不適な状態は罰と考え、個体維持についての価値の表現となる。基本的には遺伝子にプログラムされている。
- 間脳は、古典的な意味の情動システムである。我々が報酬や罰と感じる、喜び、痛み、闘争、逃避などの基本的な情動を表し、結果として対外的な安全にかかわる価値の表現となっているように見える。遺伝的にプログラムされた部分と、扁桃核のように経験によって学習する部分が混在している。
- 海馬系は、一般には記憶のシステムと言われるが、同時に感情にも深く関与する。例えば場所の好みのような親近性を表現し、愛着の中心でもある。情動のシステムと認知のシステムが同居し、結果として両者の接点ともなっている。
- 前頭眼窩野は、推論などの高次情報処理の中核とされる。推論により外部の刺激についての報酬価の予測を行うと考えられ、ここの障害は無謀なギャンブルを引き起こす。また、より高次の価値としての倫

理、罪や恥の感覚なども表現すると言われている。推論は前頭眼窩野に限らず前頭葉全体に見られる機能でもあり、その関係は明確ではない。

このモデルの特徴は、愛着や推論と言ったこれまでは感情に含まれていなかった要素まで含めて広義の感情としたことにある。しかしその内容を見ると、感情というよりは身体維持や安全まで含めた広い意味の意思決定のための価値表現および価値計算であるように見える。そこで本研究では、ヒトを含む多くの動物の感情は意思決定のための価値計算システムとして働くと考えそのモデル化を試みる。

3.3. 仮説的価値計算システム

本研究で想定する広義の感情モデルでは、ヒトの感情系は Koelsch らが提案した脳部位だけでは不足があると考え。すなわち、ヒトの感情系は脳幹、間脳、海馬、前頭眼窩野に加え、扁桃核、大脳基底核、前頭葉内側部、そして側座核を含むより幅広いシステムであると想定する。Koelsch らの論文にもこれらの領域はコメントがあるが、その位置づけは不明確である。

各脳部位の役割は、ヒトの身体維持に関連する脳幹・間脳、報酬予測誤差に基づく強化学習を行う大脳基底核、記憶に関連する海馬、海馬とともに価値記憶の固定に関わるとされる扁桃核、推論を行うとされる前頭野、それぞれの脳部位の価値情報を統合して大脳皮質への中継核として働くと考えられる側座核、などが想定される。外界からの刺激は知覚の処理の後に脳幹・間脳、大脳基底核、海馬、扁桃核、前頭葉の各脳部位にて固有の価値に変換され、それを側座核にて統合して意思決定に利用する、と現時点では考えている。(図1)

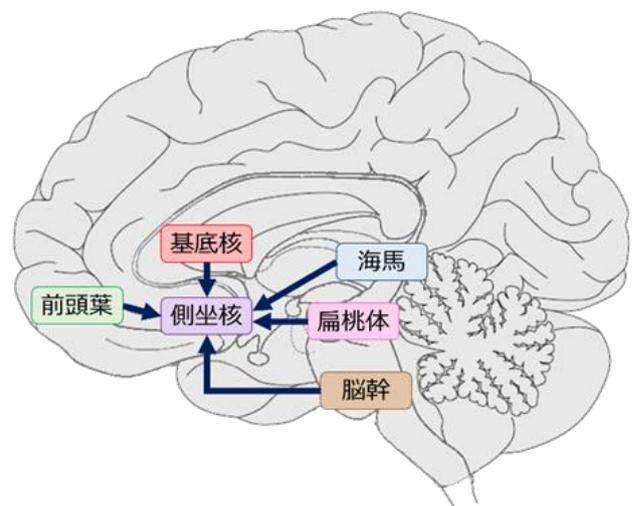


図1 感情=価値計算システム概要

4. 検証方法

4.1. 感情に関わる脳モデルについて

本研究の感情＝価値計算システムのうち、側坐核は他の脳部位で処理された価値情報を統合し、大脳皮質に伝達する中継点であると考えられる。そのため、ここでは側坐核を除いた各脳機能のモデルについて例を交えて述べる。

- ・脳幹：身体状態を [良い－悪い] の軸にマップする変換器とされ、Gerken[10]がモデル化している。
- ・扁桃核：川村[11]により海馬と共に臨床心理の立場から機能の分析が行われている。
- ・海馬：記憶に関係した部位として佐藤[12]ははじめ多くのモデルがある。
- ・大脳基底核：強化学習の部位としてSchultzら[13]により生理学的に検証されており、さらにSuttonら[14]によりモデル化されている。
- ・前頭葉：一杉[15]によりベイズ理論を用いた階層的マルチエージェント強化学習としてモデル化されている。しかし前頭葉は、神経興奮により並列的かつ探索的に推論すると考えると、神経回路で可能な分散的な推論の表現モデルが必要であろう。

4.2. 前頭葉推論モデル

前頭葉は現在状態に世界についての知識を加えて確率探索をすることで予測を行い、その結果に付随する価値をリアルタイムで判断することで枝刈りをする、というサイクルを行うと考える。

感情を価値計算システムであるとしたとき、その計算過程はどのようなものであろうか。感情の計算メカニズムの理解はその計算論的意義の理解にも関わるため重要である。表1に現在ありうると考えている計算モデルについてまとめた。身体と安全については遺伝子により規定される身体部分に作用するため、かなりの部分が固定であり、学習が含まれる部分も比較的容易なパターン認識で実現可能と思われる。ここでの一番の課題は外界の事象や状況の認識であろう。

愛着とは、過去の価値に関わるエピソードの蓄積としての価値の習慣的な想起と考える。その実現には、個々の場面での価値につながる事物／事象の認識と、その場面の集合の一般化による習慣の形成の二段階があると考えられ、前者はパターン認識として、後者は強化学習として説明・実現ができるように思える。そう考えると、愛着については基本的にはこれまでの機械学習の枠組みでアプローチが可能であるように見える。

表1 価値システムの脳でありうる計算モデル

項目	ありうる計算モデル	該当する脳部位
身体	センサによる直接検出およびその組み合わせによるパターン認識と固定価値	遺伝子で固定された生体センサによる検出とパターン認識
安全	感覚センサからの固定パターンおよび学習されたパターンの認識と価値判断	感覚領野、特徴抽出系としての感覚性連合野、間脳、扁桃核
愛着	場面認識と価値の連合（エピソード）と、その一般化（強化学習）	新皮質での場面認識、海馬系での記憶、線条核
経済的価値	知覚された現在状況からの推論、ツリー探索や関数近似での状況・価値マッピング	前頭眼窩野、社会的価値については前頭葉内側面、推論は前頭葉とされる

ここまでの計算理論は既に多くの研究とモデルがあり、実現にあたってはそのうちのどれを選択するか、場面や対象に応じたアルゴリズムの選択が課題となるであろう。

一方で、価値の推論の方法と、全体のシステムを統合、制御する方法については議論が必要である。推論を用いた価値の計算とは、以下のようにモデル化できよう。

- (1) 新規場面に出会い過去の経験による価値が割り振れない（強化学習が適用不可）場合に
- (2) 周りの環境に基づき今後起こりうる場面を予測することを繰り返す
- (3) 予測結果に価値の割り当てが可能となる状態に到達する。
- (4) 予測の不確実性を考慮し、(1)の場面に価値を割り当てる
- (5) 予測可能な全状況について価値を求め、価値が最大化となる行動を選択する

この方法は、AIの行動探索手法としてよく用いられる Tree Search の過程として実装が可能であるように見える。Tree Search は広く深い探索を行い、その探索結果を最後に評価することで、最良の行動を選択する。しかし、ヒトの行動決定は Tree Search 的ではないと考える。ヒトは、やや精度は劣るが狭く浅い探索を予測とそれに伴う評価を、瞬時かつ並列的に行っているよ

うに見える。この点において現在までに行われてきたAIの探索手法と前頭葉における推論とは異なっているように思える。

そのため本研究では前頭葉という脳のデバイスに可能な瞬時かつ並列的な探索方法として、モンテカルロ法による確率探索的なモデルを考える。このモデルでは、前頭葉の神経興奮の連想的活動伝搬が条件付き確率探索のモンテカルロ法的な表現になっており、そこに価値システムからの価値の興奮が加わって、実質的な探索の枝刈りをする、という推論方式を用いる。次章では、実世界のナビゲーションの推論場面に近いトイモデルを作成し、そこでのシミュレーションを通じてその妥当性を検討する。

5. 前頭葉シミュレーション

5.1. ヒトの脳における価値付き探索モデル

ヒトは行動選択を行う際、無意識的に最適な行動を行う事ができる。逆に、初めて経験する場面においては過去に経験したものの中から近いと判断した経験を基に、適切な行動を見つけていく行動選択をするように思える。例えば Navigation Planning のトイ問題では、現在位置にて動かないまま、これからの行動の結果を確率的かつ並列に探索して評価する、という設定になろう。

Navigation 課題での最適経路探索はこれまで強化学習を用いて説明されてきた。しかし、強化学習は試行を何度も繰り返す必要があり、ヒトや多くの動物が行っている直感的かつ思考的な一撃での行動決定とは異なる。そこで本研究では強化学習にて繰り返し行なわれていた探索的な行動の代わりに、複数ステップ先の経路を連想により確率的かつ並列に推論し、最適であると判断した行動を選択する探索モデルを作成して評価する。

5.2. モデルの三層構造

本研究で作成したモデルは三層構造をしており、それぞれ「地図」、「場所一価値連合」および「確率並列探索」の機能を持つ(図2)。「地図」を表す第一層は、空間地図の脳内表現の部位に相当し、脳では例えば海馬系や前頭前皮質が想定されよう。実際のフィールドを考えると、現在位置からすべての方向に移動可能であるとは限らない。また、最適なコースを通るには敢えて迂回する必要もある。これより本モデルでは、推論においても環境世界の経路地図そのものは脳内にあらかじめ

用意されていると想定する。ヒトの場合には、街の基本的なレイアウトや店舗の特徴などは過去の経験から一般知識として持っている、という想定になろう。

「場所一価値連合」を表す第二層は、一部の場所に対して過去の経験に基づいた価値(予測報酬)と実環境からの報酬の価値を割り振る機能を持つ。実際の脳では大脳基底核と脳幹や間脳がこれに相当し、前者は期待報酬を学習し、後者は実際に報酬が得られたときにその価値を伝搬させる。価値が割り振り可能な領域はその個体の経験の量により異なるであろう。本モデルでは、この価値の分布はQ学習((1)式)で獲得した。

$$Q(s_{t+1}, a_{t+1}) \leftarrow Q(s_t, a_t) + \alpha \left(r + \gamma \max_a Q(s_{t+1}, a) - Q(s_t, a_t) \right) \quad \dots (1)$$

本トイモデルの課題設定では、探索を行う際にはこの価値の分布は世界の一部のみで獲得されており、その外の世界では経験不足による現在位置に価値が割り振られないため、推論による予測と価値の評価を繰り返す、という想定である。

「確率並列探索」を表す第三層は、脳内におけるニューロンの発火による連想的な脳活動を表現する。外部からの刺激入力に対してエージェントは現在位置から価値が最大となる位置(ゴール地点)への確率並列探索を行う。それに対応する脳神経細胞の興奮伝搬を表現するためモンテカルロ法による事前分布付き確率連想を用いた。この連想を複数回行うことで、エージェントの頭の中での探索を表す神経興奮が広がり、現在位置から価値の割り振りが可能な過去の経験で知っている状態への到達を可能とする。

モンテカルロ法におけるニューロンの興奮確率の計算および、探索の結果得られた価値に基づくエージェントの行動選択にはSoftMax法を用いた。SoftMax法では、エージェントが行動*i*を選択する確率を以下の式(2)により算出する。

$$P(i) = \frac{\exp\left(\frac{Q(s, a_i)}{T}\right)}{\sum_j^n \exp\left(\frac{Q(s, a_j)}{T}\right)} \quad \dots (2)$$

この式では選択肢の中からQ値の高い行動が選択されやすくなるため、Q値の差が大きいほど貪欲法に近い選択をするようになる。また、SoftMax法ではT値(温度パラメータ)を用いることで選択確率のQ値に対する感度を変えることができる。具体的には、T値が大きいとQ値による影響が少なくよりランダム

に近い行動選択を行ない、逆に小さくすると選択肢内の Q 値の差に敏感になる。本シミュレーションでは T 値は 1 で固定化したが、より複雑なタスクを行う場合などは T 値を調節することで探索の広がりやを制御できることを期待している[16]。

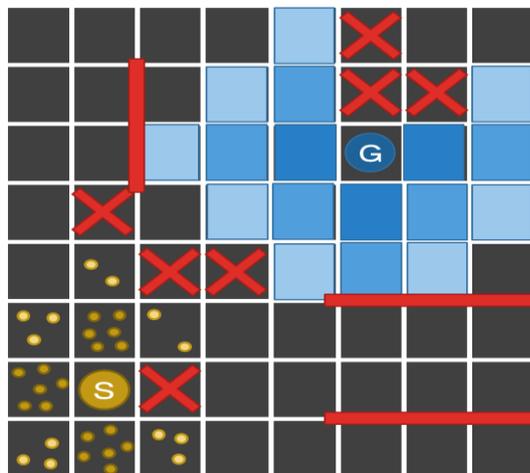


図2 トイモデルの図式化

5.3. シミュレーションにおけるコスト定義

本研究では三層構造のうち、第一層（地図）、および第二層（事前確率分布）を事前知識として与え、そこに2種類の探索（従来からの Tree 探索による方法と今回提案したモンテカルロ法による確率探索的推論）を行い、その探索コストを比較した。ここで、探索のコストとして我々は、エージェントが実際に移動することによるコストが、脳内での神経興奮の伝搬による推論コストよりもずっと大きいと想定した。具体的には、移動にかかるコストは1回あたり10を、推論のコストはモンテカルロ法による1回の興奮伝搬あたり1を割り当てた。

また、実環境では、目標となる価値が割り当てられた瞬間における状態（初期位置）は必ずしも同じであるとは限らない。そのため本研究では、学習が完了するたびに初期値をランダムに変化させ学習を行なっている。

6. 結果

図3にシミュレーションの結果を示す。図3では、縦軸はエージェントの初期位置から目標価値を得るまでにかかったコストの合計を、横軸は学習回数を示し、全体として試行毎のコストの変化を表した。

従来法である Tree 探索手法よりも本研究にて想定した前頭葉における確率探索的推論の方が、価値を得るまでに必要な探索コストが早い段階で少ないことが

わかる。また、推定を行なう際のエージェントの初期位置が毎回異なっても探索コストは大きくは変化せず、環境の変化にも強いことがわかる。

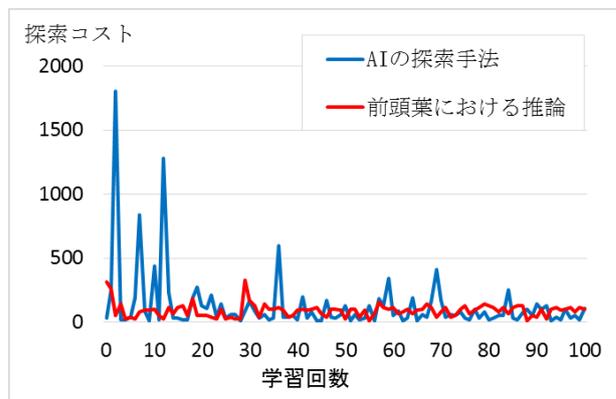


図3 探索手法の違いによる探索コストの違い

7. 考察とまとめ

以上、感情／情動の脳過程と価値に基づく意思決定についての考察から、広義の感情とは価値計算システムであるとする仮説を提案し、その計算論的な実装に必要な神経論的に妥当な推論の表現について検討した。トイモデルではあるが、ヒトの推論の基本的な特性は実現できたのではないかと考える。今後は、推論過程のより現実的なシミュレーションによる妥当性の検討と、感情システム全体を仮想的な環境で実装しての評価を行う必要がある。

ヒトの感情は幅広く、単なる価値による意思決定を超えて我々の日常を豊かかつ複雑にしている。それに対して本研究で考える広義の感情モデルは、ヒトを含む動物に広く共通した価値最大化のための計算論的意決定の過程である。そのため、例えば Russel の二次元モデルが扱うヒトの多様な感情については説明できていない。ヒトの感情は、価値計算に戸田[7] が考えたような複雑な知的推論過程が加わって現れるものと考えられるが、これについては今後の課題である。

ヒトの感情状態を場面と観測に基づいて推定できるシステムが出来たなら、ヒトーヒト間のインタラクションのより深い理解だけでなく、ヒトーロボットにおけるインタラクションにも応用できよう。本研究は文部科学省科研費 15H01622 の助成を受けた。支援に感謝する。

参考文献

- [1] P. Ekman et al, (1997) “What the face reveals: Basic and applied studies of spontaneous expression using the Facial Action Coding System (FACS)”, Series in Affective Science
- [2] J. A. Russell, (1980) “A circumplex model of affect”, *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol. 39, pp. 1161-1178.
- [3] J. LeDoux, (1998) “The Emotional Brain: The Mysterious Underpinnings of Emotional Life”, Simon & Schuster.
- [4] D. Derksa et al, (2008) “The role of emotion in computer-mediated communication: A review”, *Computers in Human Behavior*, Vol. 24, No. 3, pp. 766-785.
- [5] A. Ilyasova, (2015) “Emotional competencies: Connecting to the emotive side of engineering and communication”, IPCC, pp. 1-5
- [6] 阿部香澄, 岩崎安希子, 中村友昭, 長井隆行, 横山絢美, 下斗米貴之, 岡田浩之, 大森隆司, (2013) “子供と遊ぶロボット: 心的状態の推定に基づいた行動決定モデルの適用”, *日本ロボット学会誌*, Vol. 31, No. 3, pp.263-274.
- [7] 戸田正直, (1992) “感情”, 東京大学出版会
- [8] S. Koelsch et al, (2015) “The quartet theory of human emotions: An integrative and neurofunctional model”, *Physics of Life Reviews*, Vol. 13, pp. 1-27.
- [9] 大竹文雄ら, (2012) “脳の中の経済学”, ディスカヴァー・携書
- [10] G. M. Gerken, (1996) “Central tinnitus and lateral inhibition: an auditory brainstem model”, *Hearing Research*, Vol. 9, No. 1-2, pp. 75-83.
- [11] 川村光毅, (2007) “扁桃体の構成と機能”, *臨床精神医学*, Vol. 36, No. 7, pp. 817-828.
- [12] 佐藤直行, (2015) “海馬から大脳へ: 記憶の計算モデル”, 2015年度日本人工知能学会全国大会予稿集, Vol. 29, pp. 1-4.
- [13] W. Schultz et al, (2000) “Reward processing in primate orbitofrontal cortex and basal ganglia”, *Cerebral Cortex*, Vol. 10, No. 3, pp. 272-283.
- [14] R. S. Sutton et al, (2000) “Reinforcement Learning”, *Cerebral Cortex*, Vol. 10, pp. 272-283.
- [15] 一杉裕志, (2006) “SOMのネットワークによる前頭葉の計算論的モデルの構想”, <https://staff.aist.go.jp/y-ichisugi/besom/20060824.pdf>.
- [16] 鈴木宏昭, (2004) “創造的問題解決における多様性と評価: 洞察研究からの知見”, *人工知能学会論文誌*, Vol. 19, No. 2, pp.145 - 153.