

心的状態遷移学習ネットワークによる感情エージェントの提案

A Proposal of Emotion Agent by using Mental State Transition Learning Network

○¹ 市村 匠,

² 目良 和也

○¹ Takumi Ichimura,

² Kazuya Mera

¹ 県立広島大学経営情報学部 ² 広島市立大学大学院情報科学研究科

¹ Faculty of Management and Information Systems,

Prefectural University of Hiroshima

² Graduate School of Information Sciences,

Hiroshima City University

Abstract: Mental State Transition Network which consists of mental states connected one another is a basic concept of approximating to human psychological and mental responses. It can represent transition from an emotional state to other one with stimulus by calculating Emotion Generating Calculations method. In this paper, we try to investigate the relation between emotion type derived by EGC and the transition in MSTN through the empirical studies. In this paper, the agent using Mental State Transition Network can interact with human to realize smooth communication by the reinforcement learning methods.

1 はじめに

人間とインタラクションを行うエージェントが注目されている。これらのエージェントの重要な機能として、人間の意図の理解、エージェントの行動の決定、エージェントの状態表出が考えられる。認知科学や心理学の観点では、人間は相手の心をシミュレーションしながら意図を推定しており、感情を用いることにより価値判断を行う [1]。このような人間とインタラクションを行う感情処理エージェントを構築するために、我々は 1998 年頃から、対話文から話し手の感情を推測するための手法として、情緒計算手法 (EGC) [2] を開発した。また一方では、ニューラルネットワークを用いて、感情の表情画像を分類し再現する手法 [3] を提案した。エージェントに自然言語処理や表情画像などを融合して処理する機能を持たせるため、多次元的な感情空間を構築し、これらを総称して感情指向型インテリジェントシステム (*Emotion Orientated Intelligent Systems*) と名づけた [4, 6, 7, 8]。

我々は、ユーザ発話の内容に基づいてエージェントの気分を更新し、その気分に合う行動を返す感情遷移手法を、EGC と心的状態遷移ネットワーク (MSTN) [5] によって実現した [1]。文献 [1] では、MSTN において感情の遷移が EGC による出力と関連づけられて、MSTN の状態遷移ネットワークを形成している。ところが MSTN では、被験者の感情の変化を平均化したものになっており、個人の微妙な感情の変化を表現できない。そこで、本論文では強化学習の一つである Profit Sharing 法 [13] を用いて、感情遷移状態の変化につい

て調査した。

2 心的状態遷移ネットワークを用いた気分更新

2.1 心的状態遷移ネットワーク

任らは言語・音声・表情などの外観情報のみならず、人間の心的状態遷移メカニズムにも着目して人間の感情認知を研究している [5]。人間の感情はいくつかの状態に位置し、情報処理過程に対応するいくつかの離散的状態の間を遷移すると仮定し、これを「心的状態」と呼ぶ。人間の心的状態は、ある条件で、一つの状態から別の状態へ遷移することができる。状態間の遷移は同じ確率ではないが、外界の要因を無視すると一定の期待値が存在する。人間がある感情状態にあり、外部刺激および内的思考の推移により感情エネルギーがある一定の閾値を越えた場合に、他の感情状態に遷移する、感情エネルギーに基づく心的状態遷移ネットワーク (MSTN) モデルを考案した。

MSTN では、ノードを感情状態とし、感情状態の集合を S 、現在の感情状態を S_{cur} とする。外から影響を受け感情状態が遷移する確率として、遷移コスト $cost(S_{cur}, S_i)$ が設定されている。

2.2 本手法における気分状態の算出

本研究では、エージェントの感情を表現するために MSTN を用いて気分を遷移させる。7 種類の気分、28 種類の情緒を使用する。どの情緒がどの気分に対して遷移の影響を持つかを表すため、本研究では 28 種類の情緒を 9 グループに分類し (表 2)、各情緒グループご

表 1: MSTN の遷移コスト

		次の Mental State						
		happy	quiet	sad	surprise	angry	fear	disgust
現在の Mental State	happy	0.421	0.362	0.061	0.060	0.027	0.034	0.032
	quiet	0.213	0.509	0.090	0.055	0.039	0.051	0.042
	sad	0.084	0.296	0.320	0.058	0.108	0.064	0.068
	surprise	0.190	0.264	0.091	0.243	0.086	0.076	0.048
	angry	0.056	0.262	0.123	0.075	0.293	0.069	0.121
	fear	0.050	0.244	0.137	0.101	0.096	0.279	0.092
	disgust	0.047	0.252	0.092	0.056	0.164	0.075	0.313

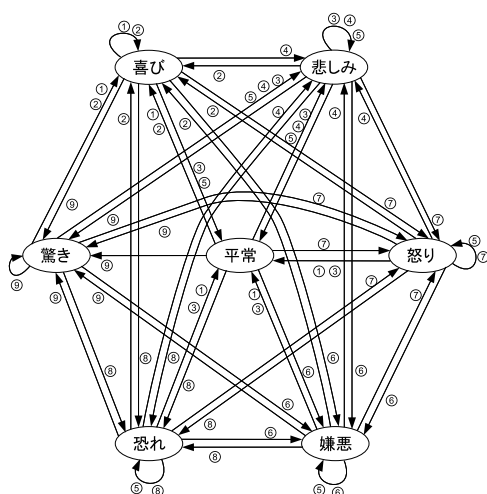


図 1: EGC 処理と MSTN

とに心的状態遷移ネットワークのアーキに割り当てた (図 1)。

表 2 中の ① から ⑨ は、同じ遷移を行う情緒を複数まとめたものである。① のグループは【喜び (happy)】に向かう弱いベクトルを持つポジティブな情緒をまとめたものである。EGC では間接的な快として扱われている。気分【平常 (quiet)】からは【喜び】に遷移するが【怒り (angry)】などのネガティブな気分からは【平常】に遷移する程度である。② は【喜び】に向かう強いベクトルを持つ情緒をまとめたグループである。EGC では直接的な快として扱われている。全ての気分から【喜び】に遷移する。③ のグループは【悲しみ (sad)】へ向かう弱いベクトルをまとめたもので、他者に起こった事象や自身が引き起こした事象に関する情緒をまとめている【平常】と【驚き (surprise)】からは【悲しみ】へ遷移するが、その他の気分からは【平常】へ遷移する。④ のグループは【悲しみ】に向かう強いベクトルを持つ情緒をまとめたもので、完結した事象に対する情緒や直接的な悲しみがある。⑤ は不快

表 2: 生起情緒の分類

番号	情緒
①	ほくそ笑む, 望み, 満足, 安堵, 誇り, 賞賛, 好き, 感謝, 自己満足, 愛, 照れ
②	喜び, 嬉しい
③	気の毒な, 羞恥, 自責の念
④	恐れていた通りの, 失望, 悲しみ
⑤	苦しみ, 困惑
⑥	嫌い, 憎しみ
⑦	憤慨, 叱責, 怒り
⑧	恐れ
⑨	驚き

な情緒をまとめたグループである。⑤ のグループの情緒は【喜び】から【平常】に【平常】と【驚き】から【悲しみ】に遷移するが【怒り】などのネガティブな気分では遷移は起こらない。⑥ は【嫌悪 (disgust)】へ向かう強いベクトルを持つ情緒の集まりで、⑦ は【怒り】へ向かう強いベクトルを持つ情緒のグループである。⑧ は【恐れ (fear)】に遷移する情緒、⑨ は【驚き】に遷移する情緒である。

システムを構築する際には、図 1 の MSTN および表 1 の遷移コストの値を用いるが、このネットワークの設計が異なればエージェントの性格 (楽観的, 怒りっぽいなど) も変わってくる。

本手法では、EGC によって算出した各情緒の強度と、表 1 の遷移コストから、気分の遷移先を計算する。質問文に対して生起する各情緒の強さを表し、情緒グループ ① から ⑨ の e_1 から e_9 を以下のように最大値から求め、これを気分の遷移先とした。

$$\begin{aligned}
 e_1 &= \max(e_{gloating}, e_{hope}, \dots, e_{shy}) \\
 e_2 &= \max(e_{joy}, e_{happy_for}) \\
 &\vdots \\
 e_9 &= \max(e_{surprise})
 \end{aligned}$$

さらに, e_1 から e_9 より, 感情ベクトル $e = \{e_1, e_2, \dots, e_9\}$ を得る. また, 現在の気分 S_{cur} で情緒グループ k の情緒が生じたときの遷移先を $next(S_{cur}, k)$ とおくと, 次式により, emo_k が求められ, $next(S, emo)$ から次の状態における気分が算出される.

$$emo_k = \arg \max_k \frac{e_k}{cost(S_{cur}, next(S_{cur}, k))}, 1 \leq k \leq 9 \quad (1)$$

対話している内容によってエージェントの気分の遷移処理を追加したため, エージェントが気分次第で異なる反応をするようになる [1].

3 心的状態遷移ネットワークの学習

ところで, 個人の感情はその対話が行われている環境によっても変化する. この節では, 環境の変化に対応可能な MSTN を構築するために, EGC による刺激の度合いを考慮した強化学習 [11] によって MSTN の遷移コストを適応的に変化させる方法として, Profit Sharing(PS) 法 [12], [13] による MSTN の学習を提案する.

PS 法は, 与えられた環境に適応するための強化学習手法である. エージェントは特定のエピソードに対し, PS 法によって MSTN の変化を学習する. ところが, 人間は一回の会話においてさえも, 複雑な感情をもっており, 様々な変化があるため, エピソードの長さを特定するのは困難である. そこで, エピソードに対して, どの感情に対する報酬を与えるのかを考えなければならない. したがって, エピソードは, 1つの事象に対する連続した会話として捉える必要がある. ここでの状態行動ルールは, 図1において, 現在の気分から次の気分への遷移を示す. 現在の気分 $i (i = 1, \dots, 7)$ から次の気分 $j (j = 1, \dots, 7)$ に遷移する確率を p とすると, 遷移しない確率は $1 - p$ となる.

表1における遷移コストは, 被験者に質問紙を実施して得られた値を平均したものである. 当然のことながら, これらの値は人によって一様な遷移を示したものではないし, 人によっては最終的な気分に着くまでに, いろいろな葛藤があるだろう. したがって, 図2のように, PS 法における detour の存在が MSTN にもある. 人間の気分のあいまいな変化を表現するために, まずは detour の部分を削除し, 最短で最適であると考えられる気分の遷移のパスを見つける必要がある. 対話システムにおいて, 最適なパスをもとに, 気分の遷移にもとづいたゆらぎを与えることで, 人間らしい会話を実現できるものと考えている.

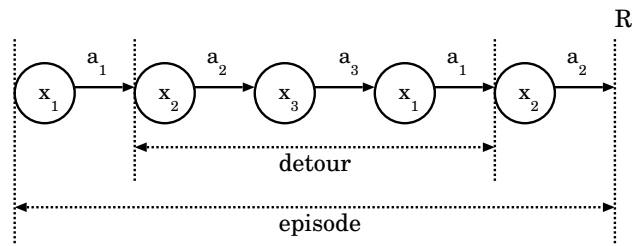


図 2: エピソードと detour

表 3: 入力値と心的状態の遷移

番号	感情	心的状態
	no emotion	quiet
(a)	distress	→ sad
(b)	disappointment	→ sad
(c)	hope	→ quiet
(d)	admiration	→ happy
(e)	surprise	→ surprise
(f)	fear	→ fear
(g)	joy	→ happy
(h)	distress	→ quiet
(i)	joy	→ happy
(j)	distress	→ quiet

4 実験結果

Romeo and Juliet から事象を抽出し, EGC による計算結果と MSTN の値をもとに実験を行った. MSTN の初期状態は 'quiet' で, 任意の行動が選択されると, エージェントは感情を生起し, 新しい状態に遷移する. 新しい状態は, 現在の状態と EGC からの値をもとに計算される.

状態 'quiet' から, 'distress' が生起されたとすると, 表2から 'distress' はグループ 5 であるので, 図1において, 状態 'quiet' から状態 'sad' に遷移する. 表3は, 抽出した事象の遷移を示しており, 図3は遷移の状態を图示したものである.

表3から気分の遷移を抽出すると, 次のような系列が得られる.

quiet → sad → sad → quiet → happy → surprise → fear → happy → quiet → happy → quiet

ここで, PS 法を用いて, 'detour' を探すと, 次の括弧内の気分の遷移が発見できた.

quiet → (sad → sad → quiet → happy → surprise → fear → happy → quiet →) happy → quiet

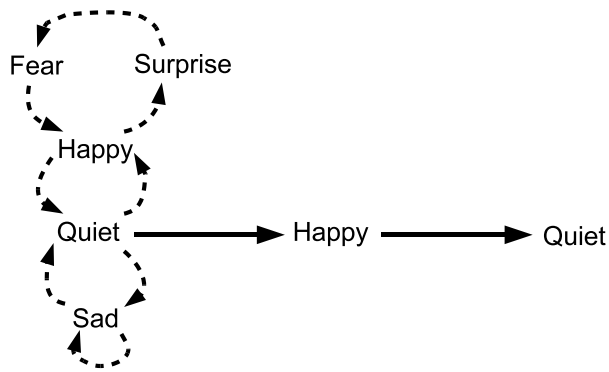


図 3: detours があるエピソード

5 おわりに

この論文では、個人の感情の変化を示すことができる心的状態遷移ネットワークを Profit Sharing 法により行い、Romeo and Juliet から抽出した事象に適用した。人間の感情は、環境に応じて遷移する過程が異なることは言うまでもないが、システムにおいては、初期状態から安定状態の最短パスを発見することが重要である。この方法は、システム側が人間の感情の変化をもとに、不安定な状態から安定した状態へ導くことができるものと考えている。今後は、この結果をメンタルケア支援システム [10] に応用する予定である。

参考文献

- [1] 目良和也, 市村匠, 黒澤義明, 竹澤寿幸, 情緒計算手法と心的状態遷移ネットワークを用いた音声対話エージェントの気分変化手法, 知能と情報, Vol.22, No.1, pp.10-24 (2010)
- [2] K.Mera, T.Ichimura, T.Aizawa, and T.Yamashita, *Invoking Emotions in a Dialog System based on Word-Impressions*, Journal of Japan Society of Artificial Intelligence, Vol.17, No.3, pp.186-195, 2002 (Japanese).
- [3] 市村匠, 石田与志, 目良和也, 山下利之等, 並列砂時計ニューラルネットワークと情緒生起手法を用いた感情指向型インタフェースの応用, ヒューマンインタフェース学会誌, Vol.3, No.4, pp.225-238, 2001.
- [4] T.Ichimura, T.Yamashita, K.Mera, A.Sato, N.Shirahama, *Emotion orientated intelligent systems*, In *Internet-based Intelligent Information Processing Systems*, R.J.Howlett, N.S.Ichalkaranje, L.C.Jain, G.Tonfoni Eds., pp.183-226, World Scientific Publishing Company, 2003).
- [5] F.Ren, *Recognizing Human Emotion baed on appearance information and Mental State Transition Network*, IPSJ SIG Technical Report, pp.43-48, 2006 (Japanese).
- [6] K.Mera, *Emotion Orientated Intelligent Interface*, Doctoral Dissertation, Tokyo Metropolitan Institute of Technology, Graduate School of Engineering, 2003.
- [7] K.Mera and T.Ichimura, *Emotion Generating Method on Human - Computer Interfaces* In *Computationally Intelligent Hybrid Systems: The Fusion of Soft Computing and Hard Computing*, Seppo J. Ovaska Eds., pp.277-312 Wiley-IEEE Press, 2005.
- [8] T.Ichimura, K. Mera, *Estimation of Hierarchical Emotion in Mental State Transition Learning Network*, Proc. of 5th International Workshop on Computational Intelligence and Applications 2009 (IWCIA2009), IEEE SMC Hiroshima Chapter, pp.35-40, 2009.
- [9] C.Lamb, M.Lamb, *Romeo and Juliet*, In *Tales from Shakespeare*, Puffin Classics, 1807.
- [10] K.Mera, T.Ichimura, *User's Mentality Classification Method using Self Organizing Feature Map on Healthcare Intelligent System for Diabetic Patients*, International Journal of Medical Engineering and Informatics, Vol.2, No.1, pp.94-106, 2010.
- [11] R.S.Sutton, G.B.Andrew, *Reinforcement Learning: An Introduction*, MIT Press, 1998.
- [12] J.J.Grefenstette, *Credit Assignment in Rule Discovery Systems Based on Genetic Algorithms*, Machine Learning 3, pp.225-245, 1988.
- [13] K.Miyazaki, S.Arai, and S. Kobayashi, *A Theory of Profit Sharing in Multi-agent Reinforcement Learning*, Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence, Vol.14, No.6, pp.1156-1164, 1999.

連絡先

〒734-8558
 広島市南区宇品東一丁目 1-71
 県立広島大学 経営情報学部
 市村 匠
 E-mail: ichimura@pu-hiroshima.ac.jp