

心的状態遷移ネットワークにおけるリカレントニューラルネットワークによる性格特性に基づく気分の適応的学習法

An Adaptive Learning Method of the Personality Trait Based Mood in Mental State Transition Network by Recurrent Neural Network

市村 匠

Takumi Ichimura

県立広島大学経営情報学部 NEC ソリューションイノベータ株式会社
Email: ichimura @ ieee.org

田邊 幸祐

Kosuke Tanabe

NEC ソリューションイノベータ株式会社
Email: bakabonn009@gmail.com

山下 利之

Toshiyuki Yamashita

首都大学東京人文科学研究科
Email: yamashita-toshiyuki@tmu.ac.jp

Abstract—Mental State Transition Network (MSTN) is a basic concept of approximating to human psychological and mental responses. It can represent transition from an emotional state to others by a stimulus which Emotion Generating Calculations (EGC) method calculates. In this paper, the agent using Mental State Transition Network can interact with human to realize smooth communication by an adaptive learning method of the user's personality trait based mood. The learning method consists of the profit sharing (PS) method and the recurrent neural network (RNN). A sequence of sensor input to MSTN is translated to an episode which consists of mental state and action. In order to learn the tendency effectively, ineffective rules should be removed from the episode. PS method finds out a detour in episode and should be deleted. Furthermore, RNN works to realize the mood according to user's personality trait. Some experimental results show the variance of human's delicate emotion.

1. はじめに

感情の概念を情緒、気分、表情の3つに分けて感情処理を実現する感情指向型インタフェースを開発している [1][2]。このインタフェースにおいて、情緒は何らかの出来事に遭遇することが原因で生起する比較的持続時間の短い強い感情を表し、気分は生起した情緒やエージェントの内部状態などに起因して生起する弱いながらもエージェントの思考や行動に影響を与える持続的な感情を表している。人間の情緒と気分を推定する手法として情緒生起手法 (EGC)[1] と心的状態遷移ネットワーク (MSTN)[2] が提案されており、本研究ではこれら2つの手法を用いて、インタフェースに入力された文章から情緒と気分を推定することによって人間の複雑な感情の遷移を表現する。

MSTNは、人間の複雑な気分の遷移を表現するための手法であり、人間の気分を7種類の状態として表現することにより心的状態遷移ネットワークを構成し、心的状態遷移確率とネットワークに入力された情緒にもとづいて気分の変化を表現する。MSTNの状態遷移確率は質問紙調査の結果から得られた人間の一般的な気分の変化の傾向を表したものであり、ユーザ個人の気分の変化の傾向とは必ずしも一致しないことがある。

発話に応じて生起する気分の変化がユーザの性格特性によって異なることに着目し、ユーザの性格特性を表現したMSTNを適応的学習によって構築する手法が提案されている [3]。提案手法では、ある1つの出来事において発話された一連の文章を1つの発話エピソードと定義し、発話エピソード内で生起したMSTNの状態遷移系列における心理的最短パスをProfit Sharing (PS) [4], [5], [6] によって発見し、その最短パスにおいて状態遷移確率をQ-Learning[7] によって学習していた。ここで、心理的最短パスとは、人間の複雑な心理は同じ状態を繰り返すように変化することがあるため、これらの遷移を除いた心的状態遷移を示す系列をさす。しかしながら、この手法では直接関係する気分のみが学習され、その他の部分の学習ができなかったため、全体的なユーザの微細な気分の変化を表現できていない。本研究では、最短パスにおいてリカレントニューラルネットワーク (RNN)[8] で表現されたMSTNにおける通時的逆伝播によって状態遷移確率を変化させ、整合性のとれた気分の学習法を提案する。

本論文では、提案した手法の有効性を恋愛小説 [9] の会話文を用いて、主人公の性格特性と気分の遷移を求め、恋愛を通して成長する大学生の心の変化を調査したので、その結果をここに報告する。

II. 性格特性

本研究で提案する性格特性学習法では、ユーザの気分状態の遷移は主要5因子性格検査で示された外向性、愛着性、統制性、情動性、遊戯性の特性の影響を受けて遷移すると考えている。この気分の遷移傾向を MSTN で表現することによってユーザの性格特性に適応することを目的としている。本節では、主要5因子性格検査 [10] による MSTN と性格特性の関連について説明する。

主要5因子性格検査は質問紙によって性格特性を測る検査であり、性格特性論において提唱されている5因子モデル [11] をもとにして作成された。主要5因子性格検査は5因子モデルに相当する外向性、愛着性、統制性、情動性、遊戯性の5つの超特性と、各超特性を構成する5つ要素特性、さらに各特性要素を構成する6項目を持つという階層構造を持ち、全体で150個の質問項目を持つ。文献 [10] に示された主要5因子性格検査短縮版では、回答者の負荷を考慮し、50個に短縮された質問項目が用いられていた。

主要5因子性格検査の外向性、愛着性、統制性、情動性、遊戯性は次のような性格特性を表現する。

- **外向性**
積極的に他者に働きかけ、刺激を求める活動的な傾向が表される。逆の場合は、おとなしく、臆病であり、物静かな傾向が表れる。
- **愛着性**
温厚、親切であり、協調性で他者を尊重する傾向が表される。逆の場合、不親切で冷たく、疑い深く利己的である傾向が表れる。
- **統制性**
几帳面で責任感があり、勤勉で計画性のある傾向が表される。逆の場合、ありのままを受け入れ、気まぐれで、こだわりを持たない傾向が表される。
- **情動性**
気分が不安定で、落ち込みやすく神経質である傾向が表される。逆の場合、気分が安定していて穏やかであり、気楽である傾向が表れる。
- **遊戯性**
好奇心が強く、空想的、新しいものに関心を持ち、経験に対して敏感である傾向が表される。逆の場合、保守的で、未知への関心が薄く、現実的な考え方をする傾向が表れる。

性格特性は持続する行動や情動の傾向と関係している。本研究の感情指向型インタフェースでは、行動の傾向を表すことは難しいが、情動の傾向を MSTN の状態遷移が表していると考え、MSTN の状態遷移と性格特性の対応付けを表 I のように与えた。

III. PROFIT SHARING

PS 法は与えられた環境に適応するための強化学習として有用であり、エージェントが目標状態に到達し報酬 r を得たときに、それまでに使用されていたルールの評価値を一括に強化する強化学習の手法である [4]、

表 I
MSTN の状態遷移と性格特性の対応

現在の状態	次の状態	性格特性因子
驚き	驚き	遊戯性
	喜び	愛着性, 遊戯性
	悲しみ	情動性
	怒り	統率性, 愛着性
	嫌悪	愛着性
喜び	驚き	情動性
	喜び	外向性, 愛着性, 遊戯性
	悲しみ	情動性
	怒り	統率性, 愛着性
	嫌悪	愛着性
悲しみ	驚き	情動性
	喜び	情動性, 統率性
	悲しみ	統率性, 愛着性
	怒り	愛着性
	嫌悪	情動性
怒り	驚き	情動性, 外向性, 統率性
	喜び	—
	悲しみ	情動性
	怒り	統率性, 愛着性
	嫌悪	愛着性
嫌悪	驚き	情動性
	喜び	—
	悲しみ	情動性
	怒り	統率性, 愛着性
	嫌悪	統率性, 愛着性
恐れ	驚き	情動性
	喜び	—
	悲しみ	情動性
	怒り	統率性, 愛着性
	嫌悪	愛着性
平常	驚き	情動性
	喜び	外向性, 愛着性, 遊戯性
	悲しみ	情動性
	怒り	統率性, 愛着性
	嫌悪	愛着性
	恐れ	情動性
	平常	外向性, 統率性, 愛着性

注. 太字の項は逆転項目

[5], [6]. PS 法におけるルールは $s\bar{a}$ と記述され、状態 s における実行可能な行動 a を表現する。ルール $s\bar{a}$ の評価値は $P(s, a)$ と表され、エージェントは $P(s, a)$ に応じて次の行動を選択する。

行動選択のための代表的な方策としては重み付きルーレット選択がある。この方策では P の評価値に比例した確率分布に従って次の行動が選択され、状態 s において行動 a が選択される確率は式 (1) のように表される。式 (1) において、 $A(s)$ は、状態 s で実行可能

な全ての行動を表す。

$$P_r(a_i = a | s_i = s) = \frac{P(s, a)}{\sum_{a \in \mathcal{A}(s)} P(s, a')} \quad (1)$$

PS法では開始状態から報酬 r を獲得するまでに使用されていたルール系列をエピソードと呼び、エピソード内で使用されたルール系列は強化関数 f によって与えられる報酬に基づいて一括に強化される。各ルールの強化は式 (2) によって行われる。

$$P(s_i, a_i) \leftarrow P(s_i, a_i) + f(i), i = 0, 1, 2, \dots, T-1 \quad (2)$$

ここで、 T はエピソードの長さであり、 $P(s_i, a_i)$ はエピソードが報酬を得てから $-i$ ステップのルールの評価値を表す。

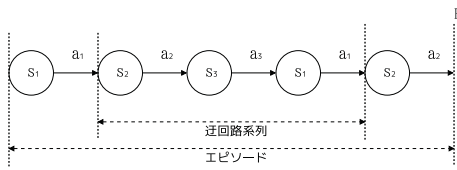


図 1. エピソードと迂回路系列

エピソード内のルール系列において、同じ状態に対して異なる行動が選択されている場合、その間に存在するルール系列を迂回路系列と呼ぶ。例えば、図 1 に示したエピソードでは、 $(s_1 \bar{a}_1, s_2 \bar{a}_2, s_3 \bar{a}_3, s_1 \bar{a}_1, s_2 \bar{a}_2)$ のルール系列内に $(s_2 \bar{a}_2, s_3 \bar{a}_3, s_1 \bar{a}_1)$ という迂回路系列が存在している。PS法では、迂回路系列上のルールにおいて常にエピソードの迂回路上に存在するルールを無効ルールと呼び、それ以外のルールは有効ルールと呼ばれる。図 1 のエピソードにおいては、 $s_3 \bar{a}_3$ が無効ルールであり、それ以外が有効ルールである。

IV. PS法による心理的迂回路の削除

性格特性の学習は発話エピソードに基づいて行われる。1つの発話エピソードは、ある1つの事象において発せられた一連の発話文として定義され、発話エピソードに対してEGCとMSTNによる感情推定を行うことにより、発話エピソード内で発生したMSTNの一連の状態遷移系列が生成される。発話エピソードから生成されるMSTNの状態遷移系列には、同じ気分状態を繰り返すような心理的迂回路系列がある可能性がある。このような心理的迂回路系列はMSTNの学習を行うシステムとしては不要である。そのため、PS法を用いて心理的迂回路系列は全体の状態遷移系列から取り除きエピソードの最短パスを獲得する。

最短パス発見の例について説明する。10個の文章からなるエピソードに対して感情推定を行うと、図 2 に示すようなMSTNの状態遷移系列が得られる。得られた系列にPS法を実行すると太字で示している部分が迂回系列として発見され、その結果、(平常 → 悲しみ → 平常)の最短パスが発見される。

平常 → (悲しみ → 悲しみ → 悲しみ → 喜び → 喜び → 喜び → 平常 → 悲しみ →) 悲しみ → 平常

図 2. 状態遷移系列と心理的迂回路

V. RNNによるMSTNの学習

エピソードの最短パスに対して、MSTNの状態遷移確率がユーザの状態遷移確率と一致するような誤差学習を行うことによって、MSTNの状態遷移はユーザの性格特性に適応できるようになると考える。

本研究では、対話におけるMSTNとユーザの気分の誤差を学習するために、RNNの通時的逆伝播の学習手法を応用し、MSTNを表現したRNNを図 3 に示す。四角のユニットは入力ユニットを表し、円形のユニットは出力ユニットを表す。

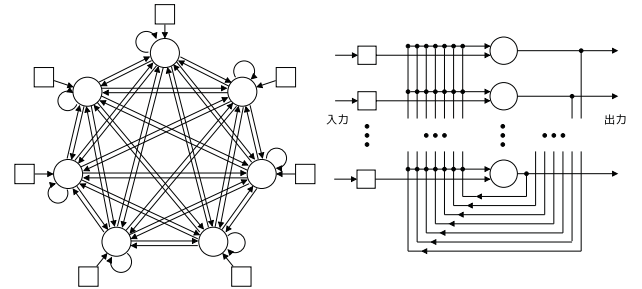


図 3. MSTNを表現したRNN

RNNの各ユニットの結合荷重の初期値は、その結合荷重に対応するMSTNの現在の状態遷移確率を用いる。ユニット i の閾値 θ_i の初期値は学習前には知ることができないため、本研究では初期値として 0 を与える。

また、MSTNのRNNで行われる前向き計算では、時刻 t_0 における入力、時刻 t_0 でのEGCの出力と時刻 t_1 でのMSTNの状態遷移によって決定される。さらに、入出力関数は式 (3) で示すシグモイド関数として与えている。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}} \quad (3)$$

学習されたRNNの結合荷重は負の値を持つ可能性があるため、結合荷重の値をそのままMSTNの状態遷移確率として用いることはできない。そのため本研究では、学習されたRNNに対して実行可能な全ての入力パターンを用いた計算を行う。さらに各出力ユニットの出力を観察することで各出力ユニットの出力頻度を求め、この出力頻度をMSTNの状態遷移確率として用いることにする。

ネットワークに入力される実行可能な入力パターンは、1つ以上の入力ユニットの組み合わせによって表現され、全部で128通りの入力パターンが存在する。本実験では、入力が与えられる入力ユニットの数によ

て各入力パターンの優位性に差が生じないように入力値の合計が常に 1.0 になるように設定する。

図 2 の最短パスに対して、RNN による MSTN 学習を行うと、RNN の各ユニットの結合荷重としきい値は、それぞれ表 II、表 III のように学習される。次に、学習された RNN に対して 128 個の入力パターンを入力し、入力に対する出力ユニットの出力頻度を求めると、表 IV に示すような状態遷移確率を獲得する。

表 II
RNN の結合荷重

現在の気分状態	次の気分状態						
	驚き	喜び	悲しみ	怒り	嫌悪	恐れ	平常
驚き	-0.0843	-0.0203	-0.1930	-0.2173	-0.2718	-0.2524	0.2726
喜び	-0.3361	0.1654	-0.3015	-0.3402	-0.3551	-0.3635	0.3884
悲しみ	-0.3198	-0.2627	-1.2822	-0.2695	-0.3073	-0.3141	1.4458
怒り	-0.2451	-0.1498	-0.1564	-0.0036	-0.1918	-0.2522	0.2737
嫌悪	-0.2654	-0.1596	-0.1872	-0.1339	-0.0011	-0.2476	0.2607
恐れ	-0.2245	-0.1592	-0.1450	-0.2056	-0.2261	-0.0476	0.2523
平常	-1.1215	-0.8288	1.5047	-1.0974	-1.1230	-1.1345	-1.1290

表 III
RNN の閾値 θ

驚き	喜び	悲しみ	怒り	嫌悪	恐れ	平常
-1.3202	-1.2417	-0.1320	-1.2974	-1.3117	-1.3286	-0.2377

表 IV
RNN の出力頻度

現在の気分状態	次の気分状態						
	驚き	喜び	悲しみ	怒り	嫌悪	恐れ	平常
驚き	0.0232	0.0348	0.3354	0.0169	0.0138	0.0139	0.5621
喜び	0.0111	0.0578	0.2721	0.0117	0.0108	0.0100	0.6264
悲しみ	0.0120	0.0178	0.0231	0.0148	0.0127	0.0119	0.9077
怒り	0.0143	0.0236	0.3501	0.0305	0.0171	0.0136	0.5509
嫌悪	0.0138	0.0235	0.3401	0.0215	0.0302	0.0142	0.5567
恐れ	0.0153	0.0232	0.3604	0.0173	0.0156	0.0249	0.5434
平常	0.0012	0.0035	0.9638	0.0013	0.0012	0.0011	0.0279

VI. 恋愛小説に対する実験

恋愛小説「恋愛写真」[9]において行われている会話を発話エピソードとして与え、提案手法の有効性を検証した。この小説は、「誠人」と「静流」が主人公で、2人の恋愛が形成されていく過程が書かれており、実験では「誠人」の感情の変化について測定した。実験では、小説中の 14 個の連続した発話エピソードを用いて実験を行う。この 14 個の発話エピソードでは、「誠人」が「静流」に見送られて「みゆき」とのデートに出かけるシーンから、「静流」が「誠人」に何も告げずに「誠人」の前から行方を眩ませるシーンまでが書かれている。一連のシーンでは「誠人」が自分の気持ちに向き合っていく過程が書かれており、「誠人」の性格が如実に表れている重要な場面であると考えられる。

各発話エピソードごとに異なった性格特性が表現されており、各発話エピソードで表現された性格特性と発話エピソードで示されている「誠人」の情動を比較してみると概ね一致していた。このことから、発話エピソードごとの「誠人」の異なる性格特性の一面が表現されたと考えられる。また、14 個の発話エピソードで表れた「誠人」の性格特性を全体的にみると、外向性、愛着性、遊戯性が最も多く表れ、次に情動性が多く、統制性はほとんど表れなかったことが分かる。このことから発話エピソード全体での「誠人」の性格特性について考えると、外向的で親しみやすく好奇心があるが、

気分の不安定さが表れることのある性格であると考えられる。実験で用いた 14 個の発話エピソードは、「誠人」が「静流」に対して抱いている感情と向き合い、「みゆき」に対する思いを抱きながらも「誠人」なりに「静流」と接していこうとする心情の変化の様子が書かれている。14 個の発話エピソードから表現された全体的な性格特性と「誠人」の情動は概ね一致しており、このことから MSTN によってユーザの性格特性を表現できる可能性を示せたと考える。

VII. おわりに

本論文では、主要 5 因子性格検査に示された 5 つの性格特性に基づき、MSTN によってユーザの性格特性を表現することの可能性を調査した。このために、RNN による MSTN における気分の学習法を提案し、ユーザの気分の微細な変化をとらえることができ、さらにユーザの性格特性による気分の変化と一致している結果が得られることが分かった。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 25330366 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 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”, 人工知能学会誌, Vol.17, No.3, pp.186-195(2002).
- [2] 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).
- [3] T.Ichimura and K.Mera, *Emotion Oriented Agent in Mental State Transition Learning Network*, Intl. J. Computational Intelligence Studies, Vol.2, No.1, pp.26-51(2013).
- [4] 宮崎和光, 木村元, 小林重信, *Profit Sharing* に基づく強化学習の理論と応用, 人工知能学会誌, vol.14, No.5, pp.800-807(1999).
- [5] 宮崎和光, 山村雅幸, 小林重信, 強化学習における報酬割当ての理論的考察, 人工知能学会誌, Vol.9, No.4, pp.580-587(1994).
- [6] 長谷見健太郎, 須鎗弘樹, *Profit Sharing* の計算量を改良するアルゴリズムの提案, 信学論, Vol.J90-A, No.8, pp.655-662(2007).
- [7] Sutton, R.S., and Andrew, G.B., *Reinforcement Learning: An Introduction*, MIT Press(1998).
- [8] L.Jin and MM.Gupta, *Stable dynamic backpropagation learning in recurrent neural networks*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.10, No.6, pp.1321-1334(1999).
- [9] 市川拓司, *恋愛写真 もうひとつの物語*, pp.42-47, 小学館出版(2003)
- [10] 藤島寛, 山田尚子, 辻平治郎, 5 因子性格検査短縮版 (FFPQ-50) の作成, パーソナリティ研究, Vol.13, No.2, pp.231-241(2005).
- [11] L.R.Goldberg *The development of markers for the Big-Five factor structure*, Psychological Assessment, Vol.4, No.1, pp.26-42(1992).

問い合わせ先

〒734-8558

広島市南区宇品東一丁目1番71号

県立広島大学経営情報学部

市村 匠