

経験に基づく個人の感情推定モデル構築方法及びロボット行動生成への利用

A personalized model to estimate emotion of individual based on observed facial expression and generation of robot behavior

熊谷和実*¹ 水内郁夫*¹
Kazumi Kumagai Ikuo Mizuuchi

*¹東京農工大学

Tokyo University of Agriculture and Technology

We aim to construct a system which allows robot to learn/generate a behavior favorable to an individual through interaction. The core idea is estimating emotion based on facial expression observed during a robot behavior to self-evaluate how the behavior is favorable to the individual. Based on the self-evaluated data gathered in the past interaction experiences, when the robot does some behaviors, our method is expected to help the robot to predict emotion of the individual gradually and properly. In this paper, we show the user studies to evaluate the proposed method. The study resulted that a robot changed its behavior to get better reaction. As future works, we discuss how robot should use observed data or knowledge to personalize robots behavior.

1. 個人に気に入られるロボット

本研究の目的は、人とのインタラクションを繰り返す中で個人が気に入る行動を学習してゆくロボット行動生成手法の構築である。本研究では、特定の個人とロボットとのインタラクション [Dautenhahn 04] を研究対象とする。

感情を推定する技術 [Picard 01] をロボット行動生成手法に適用し、社会的にロボットが振る舞い [Breazeal 03] それを人に気に入ってもらい長期に渡るインタラクションを実現する [Leite 14] ためにはシステムがどのような情報の処理をするべきか研究を進めてきた。著者は、ドラえもんを参考にオリジナルのロボットをつくり、表1にまとめた様々なインタラクション状況を想定し、実験を行なった。

2. 関連研究

2.1 感情推定を利用したコミュニケーションロボット

音声・画像などを用いた感情推定について多く研究されてきている [Zeng 09][Sariyanidi 15]。コミュニケーションロボットの多くは、感情推定結果をロボット行動開始のトリガや、行動前の状況判断に用いる。そのようなロボットの戦略の多くは比較的大多数に受け入れられる行動パターンとなっている。公共の場で不特定多数を相手にコミュニケーションするロボットには、この手法は有用である。しかし、家庭内やチューターロボットなどのようにロボットが特定の個人とインタラクションする場合、個人により好き嫌いが別れる行動の万人受けデザインは難しく、特に、嫌いなものよりも好きなもののほうが好みに分かれる。ロボットがした行動も好みによってはを相手のひとが気に入らない可能性があるという問題点がある。

2.2 個人に合わせた行動をするロボット

子供と一緒に学習するチューターロボットに関する研究では、子供の振る舞いに合わせてロボットが行動することの良い効果が多く報告されている [Leyzberg 14]。多くの実験において、遠隔操作によって人間が子供の反応を観察した結果に応じてロボットの行動が選ばれる。子供の性格や反応に応じてロ

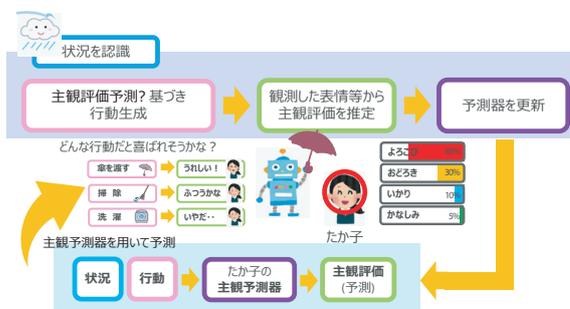


図 1: 実際の観測表情を利用した感情推定結果に基づくロボット行動の個人適合手法

ット行動を変えてゆくシステムを自動化する手法については発展段階である。

Gordon らによる研究では、タブレットを用いたゲームによる子供とのインタラクションを通してロボットの振る舞い (声掛けの種類など) を子供の反応 (表情とゲームの戦局) に応じて決定する [Gordon 16]。しかしこの手法では、行動をどの方向に修正するかが分からないという課題がある。ロボット行動の表現方法、子供の過去の反応に基づきロボット行動を修正する方法をいかに実現するかが課題となっている。

3. 感情推定結果に基づくロボット行動の個人適合手法

人がなにかされたときに見せた表情や返事など、外部に表出された感情は、行動に対する評価系として扱うことができると考えられる。本研究では従来の手法とは逆の方向性で感情推定結果をロボット行動に利用する。すなわち、ロボットが行動を開始してから後に人間がみせた反応 (表情や返事など) を観測し、次にインタラクションをする際の行動生成に利用する。図1にメインフローの概要を示す。例えばポジティブな感情であれば、してもよい行動とラベル付をし、次回以降に行動生成する際に、しても良い行動を選択する頻度を高める。

表 1: 過去に実施した実験において想定したインタラクション状況・感情推定手法・ロボット行動

インタラクション状況	感情推定手法	ロボット行動・表現方法	他の因子	参考文献
家庭内	表情 (ロボット動作中の平均)	声かけ (自然言語)・単純動作	曜日・時間帯・天気・ 忙しさ・体勢	[Kumagai 14]
インタラクティブ メディアアート	表情 (ロボット動作中の 平均・変化量)	動作の大きさ・速さ等	人の動作と表情	[Kumagai 18]
クイズゲーム	表情	声かけ (自然言語)・単純動作	クイズ戦局	[Kumagai 16]

3.1 ロボット行動開始後の感情予測器の構築

感情予測器は、ある入力に対する出力の関係を学習する。本研究であつかう予測器の入力が意味するものは、個人の心的状態の変化や感情を引き起こす因子 (ロボット行動を含む) とする。人の感情を引き起こす因子の候補のうちのひとつにロボット行動が含まれるという想定である。

どのような因子を設定するかは、ロボットが置かれた状況によって適切に決められるものとする。出力の意味は、ロボットがした行動の後に観測した表情などから推定された個人の心的状態変化や感情とする。また、因子の表現方法 (数値化など) の設計が学習収束までのプロセスにおけるロボット行動戦略の挙動に影響を与える。

3.2 感情推定部

感情は表情や声のトーン、姿勢、心拍数など様々な生理指標に基づき推定するツールが多く出回っている。これで得られた感情推定結果を感情予測器の出力として利用する。

まず考慮すべき点は、感情の表現方法である。感情の表現方法については多く議論されてきているが [Plutchik 84], [Schlosberg 54], [Russell 80] 本手法では、扱いたい感情をターゲットとし、連続値で表現することを想定する。本研究においては表情の種類 (喜び表情・悲しみ表情など) を複数種類想定し、各種類の表情強度をある値からある値までの連続値で表現している。表情には直接現れないが心の中に生じている感情が異なると、同じ種類の表情でも変化の仕方 (立ち上がり、立ち下がりなど) が異なる研究がよく知られているように [Ekman 82]、どのタイミングの感情推定結果を利用するかに応じて、良いとされる行動が変わる可能性がある。

また、学習のための使いやすさの点において、各指標ごとに特徴があることを考慮する。例えば、声は出すときと出さないときがある。一方で、表情は信頼度低め (ロボット行動に対する表情ではない可能性が高いこともある) ではあるが、何かしらの結果を得ることができるという特徴がある。

また、個人の性格に応じて、どの指標に基づく感情推定結果がもっともらしいかということが異なる。その点も学習プロセスに影響することを考慮する必要がある。

4. 表情を感情予測に利用した行動生成実験

4.1 プロトタイプとしての行動選択実験

実験のシチュエーションは、家庭内で行われることを想定した場でのコミュニケーションとした。時間、曜日などの環境的因子と、忙しいか否か、などの人間自身の因子の組み合わせを状況として設定し、ロボットは状況に応じて発話と動作のセットを選択した。動作はシンボルの意味を連想しにくいもの (くねくねする) を 5 パターン用意した。発話は 10 パターン用意した。それぞれの発話は「おかえりなさい」「がんばってね」など、相手に何かしら感情を持たせる意図をもたせた。

感情推定部分では、ロボット行動中に観測した表情点数を

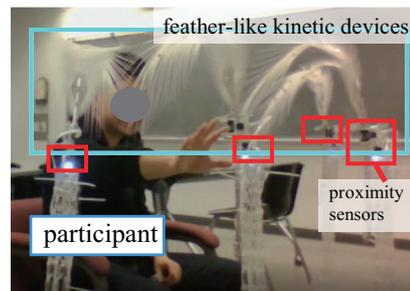


図 2: 実験システムと実験参加者とのインタラクションの様子。手を近づけると動作を開始する。[Kumagai 18]

利用し、それらの平均値を感情推定結果として感情予測部分の入出力関係を学習した。ロボットの動作中に観測した表情点数の重み付き和を評価点とした。各表情の種類毎にヒューリスティックに決められた重み係数は、ポジティブな表情は正の値の係数とした。実験では状況表示された PC の前に実験参加者が座り、PC 画面に表示されたロボット動作中の表情は PC に取り付けられたカメラで認識した。

大学院生 1 名に対して行なった実験では、インタラクションの回数増加に伴い、次第に感情推定結果の点数が向上している様子が見られ、後半に点数が減少する様子が見られた。

4.2 連続値表現された動作生成実験

有限パターンの行動からの選択では実現困難な任意の動作を生成する。ロボット行動を任意の軸で張られた空間上の点として表現する。より高い評価点を得よう修正する方向をシステムに分からせることができると考えられる。

図 2 に示す白い枝のようなエージェント (LAS=Living Architecture System[Gorbet 15]) と人間がインタラクションする実験を行なった。

動作時に観察した人間の表情に基づいて、動作パラメタと人間の表情との関係を学習し、状況に応じた適切な動作パラメタへと修正した。動作パラメタは、動作速度・動作の大きさ・動作が隣のエージェントへ遷移してゆく方向の 3 つとした。

実験は大学生・大学院生の男女 14 名に対し実施した。実験前半において良い表情が見られた動作パラメタに近いパラメタを後半で選ぶ様子がみられた。また、提案手法により生成した動作とランダムに生成した動作に対するそれぞれの評価点を比較した。提案手法により生成した動作に対する評価点が高い実験参加者は表情に感情が表出する度合いが高い傾向にあった。ただし、パラメタ空間が膨大だと、十分な学習収束までに多くのインタラクション回数を要する。そのため、学習が収束する前に人が飽きたり、好みが変わるなど評価系が変わると、適切な動作を生成することが困難という制限もある。

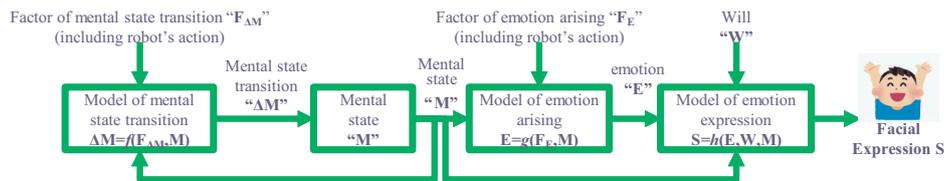


図 3: 情動・表情・心的状態・因子の関係図 [Ekman 75][Zajonc 89][Ekman 99][Forgas 92][Ekman 71]

5. 外部から直接観測困難な心的状態の推定

5.1 心的状態を因子を含む感情予測モデル

実験において、飽きなどが原因で行動に対する評価系が変化したと考えられる。本研究の手法は、逐次学習の形をとるため、評価系の遷移に追従するためにロボットは複数回ほどのインタラクション回数を要する。飽きて退屈になっているような心の状態（以下「心的状態」と呼ぶこととする。）を「状況（因子）」に含める形でロボットが把握し、感情予測システムの更新が心的状態の変化による評価系の変遷に追いつくまでのインタラクション回数を減らすことを目指す。

飽きや気分など、持続時間が比較的長い心的状態と情動とを区別し、情動発生に影響を与える因子の一つとして心的状態を扱うようなモデルをロボットに持たせるフレームワークを考える [Forgas 92]。図 3 は [Ekman 75][Zajonc 89][Ekman 99][Forgas 92][Ekman 71] などの知見をまとめ、心的状態・情動・因子（ロボット行動含む）・外部への情動表出（表情など）の関係をブロック線図で示したものである。各ブロックの関数 $f()$, $g()$, $h()$ はそれぞれ心的状態変化モデル・情動発生モデル・表情表出モデルと呼ぶことにする。観測データや既存の知識に基づき心的状態の変化・発生する情動・表出する表情を予測するモデルをインタラクションを通してロボットが構築してゆく手法を考える。

5.2 因子の観測可能性の高い場での心的状態推定

感情の変化を尤もらしく予測するために因子も尤もらしく推定したい。決定論的モデルを用いて心的状態はどれほど推定可能であるか検討するため、心的状態変化を引き起こす因子の多くを観測データから推定可能な場で実験を行なった。実験の状況は、プレイヤーに瞬発的な反応や集中力を求めるもぐら叩きとした。

実験は参加者 1 名に対して行なった。ゲーム 1 回につき制限時間約 10 秒間に全 7 匹のもぐらを穴から弾き出すルールである。実験ではゲームを 100 回実施し、各ゲーム終了毎に、心的状態量として現在の気分のよさを -10 点から 10 点で評価した。

本実験では、もぐら叩きゲームの戦局と 1 ゲーム前の気分の良さを状況因子（入力）、ゲーム前後の気分の良さの変化量を推定対象（出力）とし、入出力関係を 3 層のニューラルネットワークで学習した。Leave-One-Out 法を用いた交差検定を行い、アンケート結果に基づき算出した気分変化量と、学習結果に基づく気分変化量の計算結果との差分（以下、誤差と呼ぶ）について検証した。実験の結果は、過去に似た経験をしたときほど気分変化予測結果の誤差が小さく、また予測変化量が大きいほど誤差が大きくなる傾向であった。

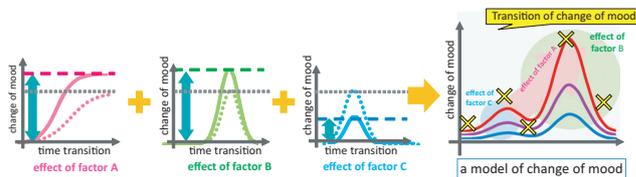


図 4: 非線形関数の重み付和による心的状態推定モデルの個人適合 [Kumagai 16]

6. 心的状態推定モデルの個人適合手法と行動生成への利用

6.1 因子・表情・心的状態の関係を表す非線形関数の重み付き和によるモデル

本手法では、個人に合わせた心的状態推定のために、既存の心的状態推定モデルの重み付和により因子毎の影響度合いを調節し個人に合わせた心的状態推定モデルを構築する。既存の心的状態推定モデルとは、ある因子と心的状態と表情との関係性を表すものとする。

人とロボットによる協調作業など状況が限られている場合は、人の心的状態の変化に共通パターンが見られることが多いため、推定時に考慮する他の因子の影響が一般的なものに設定されている。しかし、好みの分かれそうなロボット行動を含めた因子により引き起こされた心的状態の変化や情動発生などは、影響因子が個人に応じて異なると考えられる。

観測した表情と因子の関係から特徴量を抽出し、寄与率が高いと考えられるモデルの重みを大きくする（図 4）。ニューラルネットワークの構造の高次の層に既存の関数に置き換えたことにほぼ相当すると考えられる。すでに確立された心的状態推定モデルがあれば、それらの組み合わせを使って個人に合わせた推定モデルを構築する。一方で、様々な因子に関する心的状態推定モデルを複数持つ方が良く、適切なものが無い場合は用意する必要がある。

6.2 クイズゲームにおける行動選択実験

クイズゲーム中の実験参加者に対しロボットが動作・発話をする実験を行なった。ロボットはクイズの戦局に応じて実験参加者を応援するような発話をした（クイズは PC 画面に表示）。

推定モデルの構築に用いた非線形関数はクイズ状況を想定しヒューリスティックに設計した。心的状態量は気分とした。実験の前後に、実験結果の評価のための気分評価アンケートを実施した。（アンケートの回答内容は行動選択には用いられていない。）実験は大学生・大学院生男女 8 名を対象に実施した。今回の実験の結果においては、表情観測結果のみよりも心的状態を考慮した場合の結果が良い気分ポイントがより高い参加者の方が多い結果となった。また、表情変化が比較的少ない実験参加者の実験結果は低い傾向であった。

7. 議論

7.1 表情認識の性能に依存する行動生成システムの性能

本研究のポイントは、表情を用いることである。(多くの実験では OKAOVision[OMRON] という表情認識を利用した。) ロボット行動時に観測した表情に個人の感情が表れていたとき、表情予測結果に基づく行動は相手に喜ばれる可能性が高かった。一方、表情が通常あまり変化しない実験参加者に関しては点数が向上しない傾向が見られた。今後は、複数生理指標を用いた感情推定手法を利用して個人の感情表出方法に合わせたモデル構築手法を目指す。

7.2 ロボット行動の特徴に応じた表情処理

表情の扱いはロボット行動の意味的特徴や動作の特徴に影響を受けると考えられる。行動に対する評価が表情等に現れるまでの時間を考慮したり、ロボット動作の速度等で相対化し表情変化を捉えるなどの対応が考えられる。

8. まとめ

本稿では著者らがこれまでに行ってきた研究について紹介した。我々の研究手法のコアアイデアは、ロボットが行動したときに個人が見せた表情を用いてロボット行動の気に入られる度合を評価すること、行動の気に入られる度合いを予測する予測器を過去の経験に基づいて更新してゆくことである。

提案手法について紹介し、関連研究・実験について述べた。表情予測結果に基づく行動生成実験では、インタラクション回数の増加に伴い個人からの評価点が増加したり、良い評価点を得る期待値の高い方向へとパラメータを変えた動作を行う結果が一部の実験参加者において見られた。感情が表情など外部に表出される過程で内部状態量が働くと想定した心的状態変化モデルを行動選択に用いた実験では、表情のみから動作の評価を学習するときよりも心的状態を考慮し学習したときの方が実験前後の心的状態変化が良い結果となるケースが多かった。

ロボット行動戦略を更新し生成された行動をしたときに、より高い評価点を得る結果が見られた一方で、表情の変化が少ない実験参加者や、感情と表情の相関が低い実験参加者の結果は向上しない傾向であった。評価関数の構築における感情推定結果の利用方法(表情認識結果の平均を取るか変化量を取るかなど)に課題があると考えられる。今後は、ロボット行動の特徴(意味的特徴のような抽象度の高い特徴から動作の物理量など)に応じた感情推定結果の利用方法について調査しロボット行動手法に応用する。

参考文献

[Breazeal 03] Breazeal, C.: Emotion and sociable humanoid robots, *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 59, No. 1-2, pp. 119–155 (2003)

[Dautenhahn 04] Dautenhahn, K.: Robots we like to live with?!- a developmental perspective on a personalized, life-long robot companion, pp. 17–22IEEE (2004)

[Ekman 71] Ekman, P.: Universals and cultural differences in facial expressions of emotion., in *Nebraska symposium on motivation* University of Nebraska Press (1971)

[Ekman 75] Ekman, P. and Friesen, W. V.: *Unmasking the Face: A Guide to Recognizing Emotions From Facial Expressions*, Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall (1975)

[Ekman 82] Ekman, P. and Friesen, W. V.: Felt, false, and miserable smiles, *Journal of nonverbal behavior*, Vol. 6, No. 4, pp. 238–252 (1982)

[Ekman 99] Ekman, P.: Basic Emotions, in T., D. and M., P. eds., *Handbook of Cognition and Emotion*, pp. 45–60, John Wiley and Sons Ltd (1999)

[Forgas 92] Forgas, J. P.: Affect in social judgments and decisions: A multiprocess model, in *Advances in experimental social psychology*, Vol. 25, pp. 227–275, Elsevier (1992)

[Gorbet 15] Gorbet, R., Memarian, M., Chan, M., Kulic, D., and Beesley, P.: Evolving Systems within Immersive Architectural Environments: New Research by the Living Architecture Systems Group, *Next Generation Building*, Vol. 2, No. 1, pp. 31–56 (2015)

[Gordon 16] Gordon, G., Spaulding, S., Westlund, J. K., Lee, J. J., Plummer, L., Martinez, M., Das, M., and Breazeal, C.: Affective Personalization of a Social Robot Tutor for Children’s Second Language Skills., in *AAAI*, pp. 3951–3957 (2016)

[Kumagai 14] Kumagai, K., Baek, J., and Mizuuchi, I.: A Situation-Aware Actino Selection based on Individual Preference using Emotion Estimation, in *Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotic and Biomimetics*, pp. 356–361 (2014)

[Kumagai 16] Kumagai, K., Hayashi, K., and Mizuuchi, I.: Estimating mood by determining weights of pre-defined basis functions based on observed facial expressions and situations, in *2016 25th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pp. 964–965 (2016)

[Kumagai 18] Kumagai, K., Lin, D., Men, L., Blidaru, A., Beesley, P., Kulić, D., and Mizuuchi, I.: Towards individualized affective human-machine interaction, in *2018 27th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pp. 678–685 (2018)

[Leite 14] Leite, I., Castellano, G., Pereira, A., Martinho, C., and Paiva, A.: Empathic robots for long-term interaction, *International Journal of Social Robotics*, Vol. 5, No. 3, pp. 329–341 (2014)

[Leyzberg 14] Leyzberg, D., Spaulding, S., and Scassellati, B.: Personalizing robot tutors to individuals’ learning differences, pp. 423–430ACM (2014)

[OMRON] OMRON, : OMRON’s Image Sensing Technology, <https://plus-sensing.omron.com/technology/>

[Picard 01] Picard, R. W., Vyzas, E., and Healey, J.: Toward machine emotional intelligence: Analysis of affective physiological state, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 23, No. 10, pp. 1175–1191 (2001)

[Plutchik 84] Plutchik, R.: Emotions: A general psychoevolutionary theory, *Approaches to emotion*, Vol. 1984, pp. 197–219 (1984)

[Russell 80] Russell, J. A.: A circumplex model of affect., *Journal of personality and social psychology*, Vol. 39, No. 6, p. 1161 (1980)

[Sariyanidi 15] Sariyanidi, E., Gunes, H., and Cavallaro, A.: Automatic Analysis of Facial Affect: A Survey of Registration, Representation, and Recognition, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 37, No. 6, pp. 1113–1133 (2015)

[Schlosberg 54] Schlosberg, H.: Three dimensions of emotion., *Psychological review*, Vol. 61, No. 2, p. 81 (1954)

[Zajonc 89] Zajonc, R. B., Murphy, S., and Inglehart, M.: Feeling and facial efference: Implications of the vascular theory of emotion, *Psychological Review*, Vol. 96, pp. 395–416 (1989)

[Zeng 09] Zeng, Z., Pantic, M., Roisman, G. I., and Huang, T. S.: A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions, *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, Vol. 31, No. 1, pp. 39–58 (2009)