

重み付けランダムフォレストによるペアワイズ分類を用いた ロボット表出感情の主副推定

Emotion Estimation from Robot Movements Using Weighted Random Forest
and Pairwise Classification

加藤 瑛樹^{*1}
Hideki Kato

加藤 昇平^{*1*2}
Shohei Kato

^{*1}名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻

Department of Computer Science and Engineering Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

^{*2}名古屋工業大学 情報科学フロンティア研究院

Frontier Research Institute for Information Science, Nagoya Institute of Technology

Recently, various communication robots are developed. These robots have functions to express emotions. Emotions are influenced by verbal and nonverbal information. Nonverbal information including facial expression and body movements has a greater influence on emotional interaction than verbal information has. In this paper, we focus on body movement, which is one of way for a robot to express its emotions for communication using nonverbal information. Emotions are expressed with some basic emotions. We defined two emotions, a primary emotion and a secondary emotion. We propose an estimation method using weighted random forest and pairwise classification. We confirm effectiveness of the proposed method.

1. はじめに

近年、様々なコミュニケーションロボットが開発されている。このようなロボットの多くには感情を表現する機能があり、より人間らしいロボットの実現などの役割を果たしている。ロボットと人のコミュニケーションにおいて感情は重要な要素として考えられており、心理的要因を取り入れた人とロボットのコミュニケーションに関する研究は盛んに行われている [2]～[5]。感情に影響する要因は会話などの言語情報だけではなく、表情・視線・身体動作などの非言語情報も影響を与える。

本研究では人とロボットの円滑なコミュニケーションを目指し、非言語情報の身体動作に着目したヒューマノイドロボットの身体動作による適切な感情表出機能の実現を目標としている。ロボットが身体動作を用いて適切な感情を表出する機能の実現には、次のような機能が必要であると考えられる。

1. 自己の身体動作が相手に与える感情を自覚できる
2. ある感情を表出する身体動作を自律的に生成できる
3. 表出すべき感情を適切に表出できる

本稿ではラバン身体動作表出理論 [6] (以下、「ラバン理論」) に基づいた身体動作の特徴 (以下、「ラバン特徴」) を定義し、1. の機能として機械学習手法の 1 種であるランダムフォレスト [10] の決定木の出力をそれぞれのクラスの得票率と得票数として用いたペアワイズ感情分類手法をそれぞれ提案する。それぞれの感情推定手法の概略と感情推定の一例を図 1 に示す。可能な感情の組み合わせそれぞれについて 2 クラス分類モデルを学習し、それらの出力を統合することで主副関係にある感情を推定する。提案手法については第 4 章で詳しく述べる。

心理学における感情の捉え方の一説として、いくつか存在する基本感情の程度の違いやそれらの混合によって異なる感情が表れる考え方があり、代表的な感情モデルとして Plutchik [7] や Ekman [8], Russell [9] などがある。Plutchik のモデルでは人は 8 種類の行動の原型があり、それぞれに対する基本感情

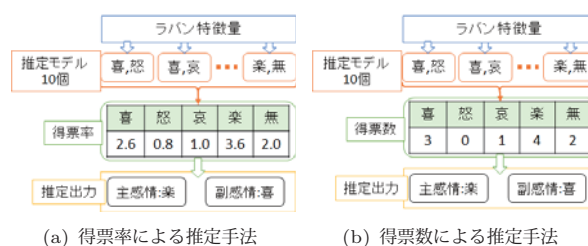


図 1: 感情推定手法の概略と感情推定の一例

(純粹感情) があるとしている。8 種類の基本感情は「喜び－悲しみ」「受容－嫌悪」「恐れ－怒り」「驚き－期待」の両極の組み合わせがある。また Ekman のモデルでは顔の表情について「恐れ」「驚き」「怒り」「嫌悪」「悲しみ」「喜び」6 種類の基本感情を示している。Russell の感情モデルでは図 2 のように快と不快、覚醒と眠気の 2 軸で表される 2 次元平面上に様々な感情が配置されるとしており、2 軸によって 2 次元平面にできる 4 つの領域の代表的な感情として喜怒哀楽が多く使われる。これらの感情モデルに関して共通していることは感情について普遍的なものが存在していると考えられている点である。本稿では Russell の感情モデルを参考に、二次元平面上の原点における感情無しと、4 つの領域の代表的な感情である喜怒哀楽の 4 感情の計 5 種類の感情を対象とする。Russell の感情モデルにおいて喜と怒や喜と楽のように領域が隣り合っている感情は互いに主副の関係になり得ると考えられる。

2. ラバン身体動作表出理論

本節ではラバン理論 [6] に基づいた身体動作の特徴であるラバン特徴の抽出手法を説明する。

2.1 ラバン理論

ラバン理論 [6] とは動作体の心理状態と身体運動の相関を規定する舞踊学の理論である。Darwing が提唱した「動物と身体動作の構造に関する理論」を受け継ぎ、Rudlf von Laban を

連絡先: 加藤昇平, 名古屋工業大学, 愛知県名古屋市昭和区御器所町, 052-735-5625, shohey@katolab.nitech.ac.jp

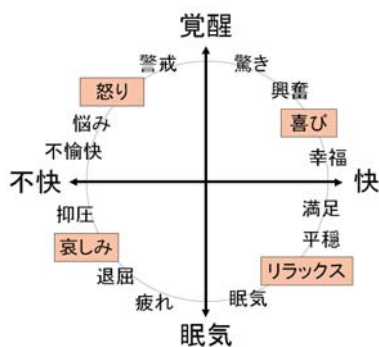


図 2: ラッセルの感情モデルの概略図

表 1: ラバン特徴量

ラバン特徴	特徴	特徴量の抽出法
<i>Space</i>	身体動作の 方向的偏り具合	四肢先端の単位運動ベクトル 顔単位方向ベクトルの 内積の重み付き合計
<i>Time</i>	身体動作の速さ	全関節の角速度の重み付き合計
<i>Weight</i>	身体動作の力強さ	全関節のトルクの重み付き合計
<i>Inclination_x</i>	姿勢の 前方向への偏り	重心位置と支持脚中心位置の 前後方向の差
<i>Inclination_y</i>	姿勢の 左右方向への偏り	重心位置と支持脚中心位置の 左右方向の差
<i>Height</i>	姿勢の高さ	重心位置と基本重心位置との 上下方向の差
<i>Area</i>	姿勢の 水平面上の広がり	四肢先端が水平面上に作る 四角形の面積

中心とするドイツの表現主義舞踊の創作者らが構築した。ラバン理論の概念は数理的かつ具体的であるため、理工学との親和性が高いと言われている。

2.2 ラバン特徴

本研究では、ラバン特徴量の抽出手法として増田ら [1] が提案した抽出手法を使用する。表 1 に増田らが提案した抽出式で得られるラバン特徴・特徴量の概要・特徴量抽出方法の概要を示す。増田らはヒューマンフォームロボット (HFR) KHR-2HV の全身動作からラバン特徴量を得る抽出式を提案し、ラバン特徴量と喜怒哀楽の 4 感情に高い相関があることを示した。時刻 t における各ラバン特徴量は、以下に提示する抽出式を用いて算出される。

Space は身体動作の方向的な偏りの大きさの程度を示す特徴量であり、四肢先端の単位運動ベクトル (運動ベクトルの単位ベクトル)、および顔単位方向ベクトルの内積の重みつき合計と定義する。値が大きい場合は身体動作は単一方向に向かっており、値が小さい場合は身体動作は散逸方向に向かっている。*Space(t)* は下式で算出される。

$$Space(t) = \sum_{m=0}^3 \sum_{n=m+1}^4 a_{mn} (\vec{r}_m(t) \cdot \vec{r}_n(t)) \quad (1)$$

ここで、 m, n は顔および四肢先端の識別番号を示す。 $\vec{r}_m$ は顔の単位方向ベクトル ($m=0$ の場合)、あるいは四肢先端 m の単位運動ベクトル ($m=1,2,3,4$ の場合) を示す。 a_{mn} は重み係数であり、 m, n に関連する部位の視覚的質量と被注目度を考慮し定義者が設定する。

Time は身体動作の速さの程度を示す特徴量であり、全関節

の角速度の重みつき合計と定義する。値が大きい場合は身体動作は素早く、値が小さい場合は身体動作は遅い。*Time(t)* は下式で算出される。

$$Time(t) = \sum_i b_i \dot{\theta}_i(t) \quad (2)$$

ここで、 i は関節番号を示し $\dot{\theta}_i$ は関節 i の角速度を示す。 b_i は重み係数であり、関節 i に関連する部位の視覚的質量と被注目度を考慮し定義者が設定する。*Weight* は身体動作の力強さの程度を示す特徴量であり、全関節のトルクの重みつき合計と定義する。値が大きい場合は身体動作は力強く、値が小さい場合は身体動作は弱々しい。*Weight(t)* は下式で算出される。

$$Weight(t) = \sum_i c_i \tau_i(t) \quad (3)$$

ここで、 i は関節番号を示し τ_i は関節 i のモータのトルクを示す。 c_i は重み係数であり、関節 i に関連する部位の視覚的質量と被注目度を考慮し定義者が設定する。

Inclination は姿勢の偏りの程度を表す特徴量であり、重心位置と支持脚中心位置の差と定義する。*Inclination* は前後 (x 方向)、左右 (y 方向) の両成分についてそれぞれ求められる。それぞれを *Inclination_x*、*Inclination_y* とし、*Inclination_x* が大きい場合は姿勢は前寄りであり、*Inclination_x* が小さい場合は姿勢は後ろ寄りである。また *Inclination_y* が大きい場合は姿勢は左寄りであり、*Inclination_y* が小さい場合は姿勢は右寄りである。*Inclination_x(t)*、*Inclination_y(t)* は下式で算出される。

$$Inclination_x(t) = cog^x(t) - col^x(t) \quad (4)$$

$$Inclination_y(t) = cog^y(t) - col^y(t) \quad (5)$$

ここで、 cog^x は HFR の重心の x 座標を、 cog^y は HFR の重心の y 座標をそれぞれ示し、 col^x は支持脚中心の x 座標を、 col^y は支持脚中心の y 座標をそれぞれ示す。

Height は姿勢の高さの程度を表す特徴量であり、重心位置と基本重心位置 (直立状態での重心位置) との上下方向との差と定義する。値が大きい場合は姿勢は上寄りであり、値が小さい場合は姿勢は下寄りである。*Height(t)* は下式で算出される。

$$Height(t) = cog^z(t) - cog_0^z \quad (6)$$

ここで、 cog^z は重心の z 成分を示し cog_0^z は基本姿勢 (直立) における重心の z 成分を示す。

Area は姿勢の水平面上の広がりを表す特徴量であり、四肢先端が水平面上に作る四角形の免責と定義する。値が大きい場合は姿勢は広く、値が小さい場合は姿勢は狭い。*Area(t)* は下式で算出される。

$$Area(t) = \sum_{m=1}^3 \sum_{n=m+1}^4 \frac{1}{2} |Pos_m^x(t) Pos_n^y(t) + Pos_m^y(t) Pos_n^x(t)| \quad (7)$$

m, n は四肢先端の識別番号を示し、 Pos_m^x, Pos_m^y は四肢先端の x 座標と y 座標をそれぞれ示す。

抽出式 (1) から (7) を用いて抽出された数値を特徴ごとに正規化し、これを身体動作におけるラバン特徴量の時系列データとする。

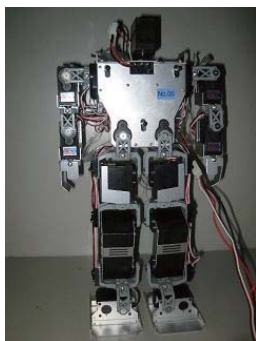


図 3: KHR-2HV の外観

○	喜	1
○	怒	1
○	哀	1
○	楽	1

図 4: 回答用紙

短時間の身体動作を対象とした場合、身体動作時間全体のラバン特徴量の平均をその身体動作のラバン特徴量とみなすものとする。例えば短時間身体動作の $Space$ は下式で算出される。

$$Space = \frac{1}{N} \int_0^T Space^*(t) dt \quad (8)$$

ここで、 N は動作時間長を、 T は単位時間長を示し、 $Space^*(t)$ は $Space$ 全体に対して正規化した $Space(t)$ を示す。他 6 種類のラバン特徴についても (8) 式と同様に短時間身体動作のラバン特徴量を算出する。

3. 予備実験

身体動作が表出する感情を取得する目的で、印象評価実験を行った。

3.1 印象評価実験

被験者は 20 代の男女 15 名、身体動作は HFR である KHR-2HV の 8[s] 間の全身動作を 40 種類用意した。図 3 に KHR-2HV の外観を、図 4 に印象評価実験に用いた回答用紙を示す。被験者は観察した動作から、喜怒哀楽それぞれの感情がどの程度感じられるかを推定し図 4 に示す形式の回答用紙に回答する。その感情を全く感じなければ 0 に印をつけ、その感情を強く感じるほど 1 に近い位置に印をつける。回答の印の位置に応じて 0~100 までの評価値に線形変換し、ある動作について 15 人のそれぞれの感情の評価値の平均を「感情評価値」と定義する。回答を喜怒哀楽のどれか 1 つとしなかったのは、身体動作が混合感情を表出することがあり、いくつかの基本感情が様々な感情強度で存在していると考えたためである。

3.2 身体動作の表出感情

予備実験で得られた感情評価値を用いて身体動作の表出感情を決定する。身体動作の表出感情は喜怒哀楽のどれか 1 種類だけではなく、複数の感情を表出する場合も考えられる。そこで本実験では、身体動作の表出感情を高々 2 種類と仮定し、採択される感情は以下の 2 種類とした。

1. 「主感情」
少なくとも感情評価値が α 以上の値をとり、かつ感情評価値が最大となる感情
2. 「副感情」
主感情が存在している動作について、2 番目に大きい感情評価値をとり、かつその値が主感情の感情評価値の $\beta\%$ より大きい感情

表 2: 各感情を表出する動作の個数

喜	怒	哀	楽	複数感情	無感情
12(1)	6(1)	11(0)	9(1)	3	8

表 3: 主感情—副感情の内訳

		副感情			
		喜	怒	哀	楽
主感情	喜		1	0	1
	怒	0		0	0
	哀	0	0		0
	楽	1	0	0	

ただし α, β はパラメータであり、 $\alpha = 40$ 、 $\beta = 70$ に設定した。主感情として採択される条件を満たす感情が無い場合は副感情も表出されず、動作は感情を表出しないことになる。以上のように身体動作が表出する感情を決定した結果、各感情を表出する動作の個数は表 2 のようになった。ただし () 内の値は、その感情を副感情として表出する動作の個数を表し、無感情の列は主感情と副感情のどちらも表出しない動作の個数となる。複数感情を表出し得る場合における主感情—副感情の内訳を表 3 に示す。ただし、主感情と副感情は同一の感情にはならないため除外してある。

4. 提案手法

提案手法ではランダムフォレスト [10] を用いたペアワイズ分類を行い、主感情と副感情を推定する。

4.1 ペアワイズ分類

ペアワイズ分類とは、 K 個のクラスのうち 2 つを選択してできる組み合わせについてそれぞれの 2 クラスを分類するモデルを作成し、最終的に分類モデルから得られる出力の多数決でクラスを決定する分類手法である。本稿で考慮するクラスは喜怒哀楽の 4 クラスと感情無しの 1 クラスを合わせた計 5 クラスとなる。したがって用意する分類モデルの総数は ${}_5C_2 = 10$ となる。

4.2 ランダムフォレスト

ランダムフォレスト [10] は識別性能の低い決定木を弱学習機として多数用意し、それらの出力を統合して高い予測性能を得ることができる機械学習手法の 1 種である。特徴としてノイズに頑健で高速な識別が可能であり、高次元・低サンプルに強い点があげられる。以下に本研究で用いるランダムフォレストのアルゴリズムを示す。

1. データセット D^{train} から N 個のブートストラップサンプル $B_1, B_2, \dots, B_N$ を作成する。ただし、クラスは C_1, C_2 の 2 クラスのみとする。
2. 作成した各サンプル B_k ($k = 1, 2, \dots, N$) をトレーニングデータとして、 N 本の決定木 T_k ($k = 1, 2, \dots, N$) を作成する。
3. 指定したノード数に達するまで、以下の方法で決定木のノードを作成する。
 - (a) トレーニングデータ B_k の説明変数 M 個のうち、 m 個をランダムに選択する。 $m = \sqrt{M}$ が多く用いられる。

(b) 選択された m 個の説明変数のうち、トレーニングデータを最もよく分類するものと、そのときの閾値を用いてノードの分割関数を決定する。

4. データセット D^{train} のデータ $d_i (i = 1, 2, \dots, D)$ をそれぞれ決定木の群に対し入力として与え、決定木が出力した C_1, C_2 クラスの割合 R_1^{train}, R_2^{train} (得票率と定義する) をそれぞれ算出する。

学習に用いていないデータセット D^{test} も同様にして決定木が出力し各クラス得票率 R_1^{test}, R_2^{test} を算出する。また得票率が大きいクラスを推定出力とすることもできるため、感情推定実験でこれら 2 つの比較を行う。

4.3 提案手法

図 1 に示したように、5 種類の感情から 2 つ選択してできる全ての組み合わせに対して、ラバン特徴から 2 つの感情のどちらに分類されるかを推定するモデルをランダムフォレストを用いて学習する。それぞれの 2 クラス分類モデルで得られた $R_1^{train}, R_2^{train}, R_1^{test}, R_2^{test}$ を感情ごとに合計する。ある動作について 5 つのクラスごとに得票率の合計が得られ、得票率の合計が最大の感情を主感情、2 番目に大きな感情副感情として出力する。あるいは、4.2 で説明したように得票率が大きいクラスのみを推定出力として投票し、得票数が最大の感情を主感情、2 番目に大きな感情を副感情として出力する手法も比較を行う。前者の手法を得票率による推定、後者の手法を得票数による推定と呼ぶことにする。

5. 感情推定実験

予備実験で扱った 40 種類の身体動作について提案手法 2 種類を用いた感情推定実験を行った。また、主感情・副感情の重みは違うと考えられるため、主感情と副感情の 2 つで学習データとして与える個数に違いを与える。主感情として採択された感情は学習データの個数を 2 個として入力し、副感情として採択された感情は学習データの個数を 1 個として入力し、この方法を重み付け有りと呼ぶことにする。また、主感情と副感情の 2 つで学習データに違いを与えない方法を重み付け無しと呼ぶことにする。したがって感情推定実験では重み付け無しの得票率による推定・得票数による推定、重み付け有りの得票率による推定・得票数による推定の 4 種類の実験をすることになる。

5.1 実験結果

正答率を表 4 に示す。手法・重みはそれぞれ得票率と得票数による推定、重み付けの有無の違いを表している。各感情の列は推定出力と正解データが一致した場合の正答率となり、完全正答は 5 感情全て正答した場合の正答率となる。推定モデル全体の性能は完全正答の正答率となる。

5.2 考察

重み付けの有無について考察する。得票率・得票数による推定のどちらにおいても学習データの個数を増やすことの重み付けが有りの方が正答率が大幅に向上している。これは主感情として採択された感情のデータを増やすことにより主副の違いを学習できたことを示している。次に得票率と得票数による推定について考察する。2 クラス分類得票率の差が非常に小さい場合でも、得票数による推定の場合はその差を無視して得票率が大きいクラスを出力とする。これに対して得票率による推定ではこの差も考慮して推定出力を求めることができると考えた。しかし、表 4 を見ると得票数による推定の方が性能が良いことがわかる。これはある 2 クラス分類モデルでの得票率の差

表 4: 正答率

手法	重み	喜	怒	哀	楽	無	完全正答
得票率	無	69.5	92.1	99.1	94.7	73.9	66.2
得票率	有	91.4	92.4	100	92.4	86.5	86.6
得票数	無	73.4	90.5	99.4	94.4	77.3	68.9
得票数	有	92.5	92.5	100	92.9	88.0	88.0

が小さい場合に、他の分類モデルでの得票率が加算されることで得票率の順位の逆転が起こりうるためであると考えられる。この課題については、データセット数を増やしても変化がないのかを調査する必要がある。

6. おわりに

本研究ではロボットの身体動作を用いた感情表現機能の実現に向け、自己の身体動作が表出する感情の推定手法を提案した。提案手法の特徴としては主感情・副感情の複数感情の推定が可能になった点であり、1 つの感情と比較して難易度の高い推定にも関わらず高い正答率が得られた。また、主感情と副感情で学習データの個数に差をつけることで正答率が向上することを確認できた。今後の課題として、主感情と副感情を決定するパラメータの再検討やより多くのデータでの実験が必要であることがあげられる。また、身体動作にある感情を付与させる身体動作生成の研究も行う予定である。

参考文献

- [1] 増田 恵, 加藤 昇平, 伊藤 英則: ラバン理論に基づいたヒューマンフォームロボット身体動作の動作特徴抽出と表出感情推定, 日本感性工学会論文誌, Vol.10, No.2, p.295-303, 2011
- [2] 柴田 寛, 加納 政芳, 加藤 昇平, 伊藤 英則: 感性ロボット ifbot の感情空間を用いた感情遷移に伴う表情変化の主観的影響, 日本知能情報ファジィ学会誌, 知能と情報, Vol. 21, No. 5, pp 630-639 (2009)
- [3] 竹内 将吾, 酒井 あゆみ, 加藤 昇平, 伊藤 英則: 対話者好感度に基づく感性会話ロボットの感情生成モデル, 日本ロボット学会誌, Vol. 25, No. 7, pp 1125-1133 (2007)
- [4] 加藤瑛樹, 加藤昇平: ラバン特徴と Autoencoder を用いたヒューマノイドロボットの身体動作生成に関する研究, 人工知能学会全国大会, ウィンクあいち, Vol.31, pp.1G3-2(4-pages), May 23-26, 2017
- [5] 中田 亨, 森 武俊, 佐藤 知正: ロボットの身体動作表現と生成される印象とのラバン特徴量を介した定量的相関分析, 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 2, pp. 252-259(2001)
- [6] Laban, R. V.: mastery of Movement, Princeton Book Co. Pub. 1988
- [7] Plutchik, R.: A General Psychoevolutionary Theory of Emotion, in Emotion: Theory research, and experience: Vol. 1. Theories of emotion, pp.3-33, New York: Academic (1980)
- [8] P. Ekman and W.V. Friesen, Facial Action Coding System, Consulting Psychologists Press (1978)
- [9] James A. Russell. A circumplex model of affect. In Journal of Personality and Social Psychology, pp. 1161-1178, 1980.
- [10] Breiman L. : Random forests, Machine Learning, 45, pp.5-32, 2001