

# 一筆書きの絵を対象とした感情判断理由の生成 Generation reason for emotion judgement for one-stroke sketches

鈴木哲司\*<sup>1</sup>  
Satoshi Suzuki

堂坂浩二\*<sup>1</sup>  
Kohji Dohsaka

\*<sup>1</sup> 秋田県立大学  
Akita Prefectural University

Our research objective is to develop a method for recognizing emotion of the authors of one-stroke sketches and generating reason for the emotion judgment in natural language. We intend to use this method for the creation of communication robots that can support human affective communication. In this paper, we present a method for generating reason for emotion judgment in shape and color of sketches. We collected 840 sketches from 35 authors. Emotions were grouped into eight classes, the shapes of sketches were classified into five classes, and the colors of sketches were classified into seven classes. We trained an emotion classifier and a shape classifier from the collected data using the Support Vector Machine. The classification accuracy was 53.5 % for emotion and 65.4 % for shape. The reasons for emotion judgment were generated based on the classification results and the statistical relation among emotion, shape and colors. The experimental result shows that the method would not worsen the relevance of the emotion judgment.

## 1. はじめに

言葉や身振りを使って人と会話する会話ロボットは、親しみやすいインタフェースで人間の様々な活動を支援できる利点があり、盛んに研究が進められている [Cassell 2000]. なかでも、会話ロボットを使って人間同士のコミュニケーションを支援するためには、感情のやり取りの扱いが重要な役割を果たす. 実際、会話ロボットによる共感的な言語表現が人・ロボット間の多人数会話を活性化することが報告されている [Dohsaka 2014]. そこで、我々は、図 1 に示すような人が感情を表した一筆書きの絵に着目し、言葉と絵の両方を使って人間の感情コミュニケーションを支援する会話ロボットの実現を狙いとして研究を進めている. より具体的には、一人の会話参加者が日常の出来事に対して覚えた感情について、他の参加者とロボットが絵と言葉を使って会話するという場面を想定し、ロボットの働きかけにより人間同士の会話を活性化することを目指している.

こうした会話ロボットの実現を目指し、我々は一筆書きの絵から書き手の感情を認識する方法の開発に取り組んできた [鈴木 2015]. 絵からの感情認識に関する関連研究としては、水を含む風景写真から感情を認識する研究 [Dellagiacomma 2011] があるが、本研究はシンプルな一筆書きの絵を用いることに特徴がある. 我々は絵からの感情認識を人・ロボット間のコミュニケーションに適用することを意図しているため、一筆書きの絵のように誰もが容易に感情を表現できる絵を使うことに利点がある. また、関連研究では写真を見た人が感じる感情を認識するのに対し、本研究では絵の書き手の感情を認識する点が異なる.

本研究では、絵から認識した感情が何であるかを伝える文を感情判断文と呼ぶ. 会話ロボットが絵から感情を認識できるようになれば、ロボットが感情判断文を発話することにより、人間同士の会話に参加したり、会話のきっかけを作ることができる. それに加えて、なぜその感情と判断できたのかという判断理由も付与して、感情判断文を発話できるようになれば、会話のさらなる活性化につながる可能性がある. また、そうすることで会話ロボットの感情判断の説得性が増したり、ロボットの信頼性が高ま

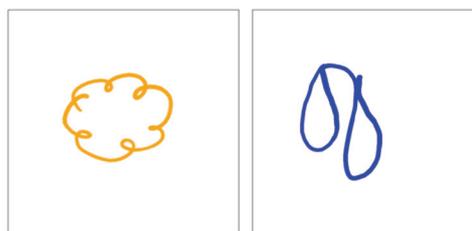


図 1. 感情を表した一筆書きの例(左:喜び, 右:悲しみ)

る可能性もある.

そこで、本研究では、一筆書きの絵から感情を認識するだけでなく、判断理由を付与した感情判断文を生成する手法を提案する. 判断理由は絵の形状と色の観点から生成する. 感情判断文によって会話を活性化するためには、まず、判断文が妥当なものである必要がある. そこで、提案法によって生成された判断理由有りの感情判断文の妥当性を評価し、その結果について考察する.

以下において、2 節で、これまで提案してきた絵からの感情認識法を改善した結果について述べる. 3 節で絵の形状認識の方法を示し、4 節で感情判断理由の生成手法について述べる. 5 節で評価のための実験結果について考察する.

## 2. 絵からの感情認識

### 2.1 感情分類

本研究では、Plutchik の分類 [Plutchik 2001] にしたがって、感情を喜び、悲しみ、受容、嫌悪、恐れ、怒り、驚き、受容の 8 つのカテゴリに分類した.

### 2.2 描画データ収集実験

本研究では、絵から感情を認識する感情認識器を機械学習により開発する. そこで、機械学習のために用いる描画データ (絵の画像データ、描画プロセスデータ) を実験により収集した [鈴木 2015]. 実験には 35 名の参加者が参加した. 各参加者には、8 種類の感情それぞれに対して、大・中・小と感情の強さを 3 段階に変えて、一色の選択と一筆書きにより感情を表す絵を書いてもらった. キャンパスのサイズは 1000 × 1000 pixel であ

った。一名の参加者から取得した描画データの数は 24 個であり、合計 840 個の描画データを取得した。

## 2.3 特徴量

一筆書きの絵の描画データから抽出した特徴量について説明する。本研究では、我々のこれまでの研究 [鈴木 2015] で使用した特徴量の他に、新たに以下の特徴量(1)~(6)を使用した。(1)~(5)の特徴量は、キャンパスに描かれた一筆書き絵自体がちょうど収まるように画像データを正方形にトリミングをし、それを 64 × 64 pixel のサイズに正規化したものから抽出した。

### (1) 絵の輪郭線連結方向ごとの総和

絵の輪郭線をピクセル単位で追跡し、輪郭線同士が繋がる連結方向をそれぞれ総和したもの [堀 1998]。

### (2) 絵の輪郭線連結方向ごとの割合

連結方向ごとの割合。

### (3) 分割領域ごとの輪郭線連結方向の総和

キャンパスを 4 × 4 分割し、分割した領域ごとに連結方向の総和をとったもの。

### (4) 絵から生成した凸包の面積

描かれている絵から生成した凸包の面積。

### (5) 凸包を用いて塗りつぶした絵の分割領域ごとの面積

生成した凸包の形に塗りつぶした絵を 4 × 4 に分割したときの分割領域ごとの面積。

### (6) 線を描く平均速度

絵を描き始めてから描き終えるまでの線を描く平均速度。

## 2.4 感情認識における特徴選択

実験により取得した特徴量に対し、カイ二乗独立性検定を用いた特徴選択を適用した。その結果、以下の特徴量が感情の認識に有効であることが分かった。

- 色(色相, 明度, 彩度)
- HOG 特徴量 [Dalal 2005]
- 絵の輪郭線方向ごとの総和
- 分割領域ごとの輪郭線方向の総和
- 凸包を用いて絵を塗りつぶしたときの絵の面積
- 凸包を用いて塗りつぶした絵の分割領域ごとの面積

## 2.5 SVM による感情認識器の学習結果

特徴選択によって選出した特徴量を用いて機械学習を行い、感情認識器を構築した。機械学習にはサポートベクトルマシン (SVM) を用いた。SVM の実装には Weka の SMO を使った。10 分割交差検定により評価したところ、分類正解率 53.5% を得た。混同行列を表 1 に示す。これまでの研究 [鈴木 2015] の正解率 51.9% と比較すると、分類正解率が向上した。また、驚き

表1. 感情認識器における認識結果

		認識した感情								分類正解率[%]
		喜び	悲しみ	受容	嫌悪	恐れ	怒り	驚き	期待	
正解の感情	喜び	47	1	8	2	1	7	12	27	44.8
	悲しみ	0	85	2	4	13	1	0	0	81.0
	受容	14	2	72	0	6	3	5	3	68.6
	嫌悪	0	10	1	44	31	9	9	1	41.9
	恐れ	2	15	2	31	44	5	5	1	41.9
	怒り	9	1	0	7	8	75	5	0	71.4
	驚き	17	4	4	10	7	15	39	9	37.1
	期待	32	4	9	3	0	1	13	43	41.0

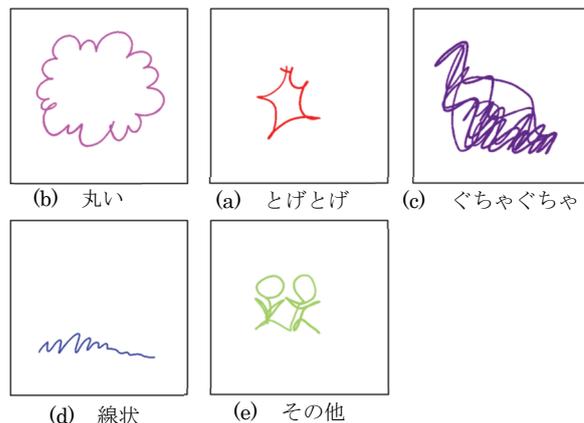


図 2. 形状分類の例

の感情はその他の感情と比べると正解率が低いですが、これまでの研究からは正解率が 15.2% から 37.1% に大きく向上した。新たに追加した特徴量が驚きの正解率の向上に貢献したことが分かる。

水を含む風景写真から感情を認識する関連研究 [Dellagiacomma 2011] では感情を 5 分類 (悲しみ, 幸せ, 嫌悪, 恐れ, 驚き) とし、分類正解率は 61.82% を得ている。これと比べると、本研究の分類正解率は低い値となったが、その理由としては感情の分類数が本研究の方が多くことが考えられる。また、従来研究では複数の色を含む写真を対象としているが、本研究で対象とした一筆書きの絵は単色しか含まない。関連研究では絵に含まれる色の種類が多いことで認識がしやすくなっている可能性がある。

## 3. 絵からの形状認識

### 3.1 形状分類

一筆書きの絵の形状認識を行うため、収集した描画データを分析し、典型的なカテゴリとして次の 5 分類の形状を抽出した。840 個の描画データを手動で形状分類した。形状分類の例を図 2 に示す。

- 「丸い」: 外側への緩やかな凸形状が目立つ閉ループの絵 [図 2 (b)]
- 「とげとげ」: 外側への鋭い凸形状が目立つ閉ループの絵 [図 2 (b)]
- 「ぐちゃぐちゃ」: ぐちゃぐちゃとした形状の絵 [図 2 (c)]
- 「線状」: 閉ループをもたず、直線や波状の絵 [図 2 (d)]
- 「その他」: 絵自体に意味をもつものや、上記 4 つのカテゴリに当てはまらない絵 [図 2 (e)]

### 3.2 形状認識における特徴選択

これまでの研究 [鈴木 2015] に使用した特徴量と新たに追加した特徴量(色相, 彩度, 明度を除く)に対し、カイ二乗独立性検定を用いた特徴選択を行った。その結果、以下の特徴量が形状の認識に有効であることが分かった。

- 絵の輪郭線連結方向ごとの割合
- 分割領域ごとの輪郭線連結方向の総和
- 線を描く方向の変化数
- 線を描く平均速度
- HOG 特徴量
- 凸包を用いて塗りつぶした絵の分割領域ごとの面積

感情認識と形状認識のいずれにおいても、HOG 特徴量と輪郭線連結方向を考慮した特徴量が有効であることが分かる。また、形状認識においては、線を描く平均速度が有効であるという結果が得られた。このことは、人は、描く形状によって、絵を描き終わるまでにかかる時間が異なる可能性があることを示している。

### 3.3 SVMによる形状認識器学習結果

特徴選択によって選出した特徴量を用いて、SVMにより形状認識器を構築した。5分割交差検定により評価した結果、分類正解率 65.4%を得られた。混同行列を表2に示す。形状それぞれの分類正解率では形状の「丸い」が 80%近くを得ることができ、それ以外の形状も 60%に近い分類正解率が得られた。

表2. 形状認識器における認識結果

		認識した形状					分類正解率[%]
		丸い	とげとげ	ぐちゃぐちゃ	線状	その他	
正解の形状	丸い	139	9	8	4	14	79.9
	とげとげ	15	49	4	1	15	58.3
	ぐちゃぐちゃ	18	12	110	18	26	59.8
	線状	3	4	29	95	24	61.3
	その他	23	16	16	32	156	64.2

### 4. 感情判断理由の生成手法

本研究では、絵の形状と色の観点から感情判断理由を生成する。形状は形状認識器の認識結果を使用し、色は絵の画像データから取得した色を用いる。色は7つのカテゴリ(赤, 黄, 緑, シアン, 青, マゼンタ, 黒)に分類した。細かく色を分類すると色ごとに名前を付けにくいと考えたためである。本研究では HSV 表色系を用いており、色相は 0° から 360° の角度で表される。そこで、360° を 6 分割し、それぞれの色の名前を赤, 黄, 緑, シアン, 青, マゼンタとし、それに黒を加えた7色を判断理由に用いた。現在は色の彩度, 明度は考慮していない。

判断理由を付与した感情判断文に違和感が生じないようにするため、形状と感情、ならびに色と感情がそれぞれどのような関係であるか、カイ二乗検定と残差分析を用いて調べた。まず、カイ二乗検定の結果、形状と感情ならびに色と感情が有意に関係することが分かった ( $p < 0.05$ )。それぞれの残差分析の結果を表3と4に示す。

表3. 形状-感情における残差分析

		感情							
		喜び	悲しみ	受容	嫌悪	恐れ	怒り	驚き	期待
形状	丸い	▲	▽	▲	▽	▽	▽	▽	▲
	とげとげ	▽	▽	▽			▲	▲	
	ぐちゃぐちゃ		▽	▽	▲	▲	▲		▽
	線状	▽	▲	▽		▲	▲		
	その他		▲	▲		▽	▽		

(▲:有意に多い,▽:有意に少ない [p < .05])

表4. 色-感情における残差分析

		感情							
		喜び	悲しみ	受容	嫌悪	恐れ	怒り	驚き	期待
色	赤	▲	▽	▽	▽	▽	▲		▽
	黄	▲	▽	▲	▽	▽	▽	▲	▲
	緑	▽	▽	▲	▽	▽	▽		▲
	シアン	▽	▲				▽	▽	
	青	▽	▲	▽	▲	▲	▽	▽	▽
	マゼンタ		▽			▲	▽		▽
	黒	▽		▽	▲	▲			▽

(▲:有意に多い,▽:有意に少ない [p < .05])

残差分析の結果に基づいて、表5に示すように、判断理由有りの感情判断文の生成テンプレートを手動で作成した。どの生成テンプレートを使うかは、感情と色ならびに感情と形状が残差分析の結果においてどのような関係(有意に多い, 有意に少ない, どちらでもない)をもっているかで決定する。形状あるいは色が感情に対して「有意に少ない」という関係をもっているとき、「なんだけど」という逆接を使って判断文を生成する。例えば、喜びに対して青色は有意に少ないので、「青色なんだけど、喜びの感情だと思う」と生成することで、違和感を少なくできると考えた。感情と形状もしくは感情と色との関係が「どちらでもない」という関係の場合には、色・形状を判断文に含めず、自信がなさそうな印象を与える文を生成する。感情と形状ならびに感情と色の関係がいずれも「有意に多い」という関係の場合には、自信をもっている印象を与える文を生成する。

形状にはカテゴリ「その他」が存在するが、判断文に用いることは適切でないため、形状カテゴリ「その他」が認識された場合、表3の残差分析の結果がどうであれ、判断文には含めないこととした。

### 5. 評価

#### 5.1 実験方法

本研究の狙いは、絵から感情を認識し、その判断理由を説明できる機能を備えた会話ロボットによって、人間同士の感情コミュニケーションを支援することにある。ロボットに絵から人間の感情を認識させるだけでなく、判断理由を付与した感情判断文を発言させることで、人間の参加者の発言を促進することが期待できる。しかし、そのためには、判断理由を付与した感情判断文が妥当なものである必要がある。感情判断文に判断理由を付与することは、理由がもっともらしければ判断文の妥当性を向上させるだろうが、そうでなければ妥当性を損なう可能性もある。

そこで、提案手法で生成した判断理由有り感情判断文の妥当性を評価する実験を行った。まず、収集した 840 個の一筆書きの描画データを無作為に学習データ 810 個とテストデータ 30 個に分け、学習データを使った感情認識器と形状認識器の学習と、テストデータを使った感情と形状の認識を 3 回繰り返した。生成された 90 個のテストデータを評価に用いた。

90 個のデータのそれぞれについて、判断理由有りの感情判断文と判断理由無しの感情判断文を生成した。絵と感情判断文の対が 180 個生成されたことになる。判断理由有りの判断文は表5の生成テンプレートにしたがって生成し、判断理由無しの判断文は文末を「感情だと思います」に統一して生成した。例えば、図2(a)の絵に対しては、判断理由有りの感情判断文として「形状が丸いから、喜びの感情だと思うんだ。」を生成し、判断理由無しの感情判断文として「喜びの感情だと思います。」を生成した。図2(c)の絵に対しては、判断理由有りの感情判断文として「形状がぐちゃぐちゃで、色がマゼンタだから、嫌悪の感情だよね！」を生成し、判断理由無しの感情判断文として「嫌悪の感情だと思います。」を生成した。

30 名の実験参加者を集めた。各参加者は異なる 30 枚の絵の画像と感情判断文を見て、感情判断文の妥当性を 5 段階で評価した。一人の参加者には、同一の絵に関して、判断理由有りの判断文か判断理由無しの判断文かのいずれかを見せた。結果として、一つの感情判断文に対して 5 名の参加者が妥当性を評価したことになる。感情判断文の妥当性は、5 名の参加者の妥当性の評点の平均とした。

表 5. 判断理由有りの感情判断文の生成テンプレート

形状-感情		色-感情		感情判断文の生成テンプレート			[感情名]	の感情を表現したのかな？ の感情だと思っただ。 の感情だと思っただ。 の感情だよ！ の感情じゃないかな？ の感情じゃないかな？ の感情だと思っただ。 の感情だと思っただ。
						もしかして、		
▲	▲	形状が[形状名]		色が[色名]	だから、			
▲	▲	形状が[形状名]	で、	色が[色名]	だから、			
	▽				なんだけど	たぶん、		
▽	▽	形状が[形状名]			なんだけど	たぶん、		
▽	▽	形状が[形状名]	で、	色が[色名]	なんだけど	もしかしたら、		
▲	▽	色が[色名]	なんだけど	形状が[形状名]	だから、			
▽	▲	形状が[形状名]	なんだけど	色が[色名]	だから、			

## 5.2 実験結果

図 3 に感情判断文の判断理由有りと無しの場合の妥当性を比較した結果を示す. 等分散を仮定しない場合の t 検定(両側検定)を適用した結果, p 値は 0.41 となり, 判断理由有りと無しの場合で感情判断文の妥当性に有意な差はないことが分かった. これは必ずしも落胆すべき結果ではなく, 提案法で感情判断文に判断理由を付与しても, 感情判断文の妥当性が損なわれることはないことを示している.

判断理由の付与により感情判断文の妥当性が損なわれた典型例としては, 第一に, 判断理由として使われた色カテゴリーの言語表現が不適切な場合があった. これは, 色カテゴリーの分類に明度と彩度の情報を十分に考慮できていなかったためである. 明度が低いと明らかに黒色と認識される場合であっても, 色相が青色にあたるため, 青色と表現していた例がこれにあたる.

第二に, 形状の認識結果が誤っていた場合があった. 例えば, 本研究で使っている形状分類では, 「四角く囲まれた」形状の絵の場合, 認識結果は「丸い」となってしまう. そのような場合, 絵の印象と適合しない形状が理由として述べられるので, 感情判断文の妥当性が下がったと考えられる.

第三に, 絵の形状が「人」や「涙」など意味のある表象である場合があった. 実験参加者から見ると, そのような表象であることが感情判断の最も顕著な理由であっても, そのことが判断文の中で言及されないため, 妥当性が下がったと考えられる.

第四に, 判断理由有りの感情判断文の文末が「～の感情だよ!」と断定的な場合に対して違和感を覚えたという参加者の意見があった. 絵からの感情判断と判断理由は人間にとっても曖昧なことが多いので, 断定的な判断文が妥当性を下げたと考えられる.

## 6. おわりに

本研究では, 人間同士の感情コミュニケーションを支援する会話ロボットを実現することを狙いとして, 人間が感情を表した一筆書きの絵から感情を認識し, 判断理由を付与した感情判断文を生成する手法を提案した. 判断理由は絵の形状と色の観点から生成した. 形状は開発した形状認識器の認識結果を使用し, 色は絵の画像データから取得した. 感情と色, ならびに感情と形状の間の統計的関係を使うことにより, 違和感をできるだけ生じさせないように, 判断理由有りの感情判断文を生成する. 感情判断文の判断理由有りと無しの場合の妥当性を評価した結果, 判断理由有りと無しの場合で感情判断文の妥当性に有意な差がないことが分かった. このことは, 提案法で感情判断文に判断理由を付与しても, 感情判断文の妥当性が損なわれることはないことを示している.

今後の課題としては, まず, 判断理由有りの感情判断文の妥当性を向上させることがある. 次に, 本研究が目標としている会話ロボットの利用シーンにおいて, 感情判断の理由を発話する

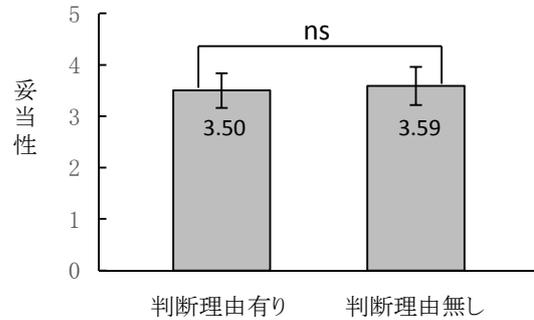


図3. 感情判断文の判断理由有りと無しの場合の妥当性の比較

ことが人間の発言を促進する効果があるかどうかを評価することを計画している.

## 謝辞

本研究の遂行にあたって, 日頃からご議論いただいた草苺良至准教授, 能登谷淳一准教授, 橋浦康一郎助教に感謝いたします.

## 参考文献

- [Cassell 2000] Justine Cassell, Joseph Sullivan, Scott Prevost and Elizabeth F. Churchill: Embodied Conversational Agents, MIT Press, 2000.
- [Dalal 2005] Navneet Dalal, Bill Triggs: Histograms of oriented gradients for human detection, Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 886-893, 2005.
- [Dellagiocoma 2011] Michela Dellagiocoma, Pamela Zontone, Giulia Boatom, and Liliana Albertazzi: Emotion Based Classification of Natural Images, in: Proc. the International Workshop on DETecting and Exploiting Cultural diversity on the social web, 17-22, 2011.
- [Dohsaka 2014] Kohji Dohsaka, Ryota Asai, Ryuichiro Higashinaka, Yasuhiro Minami, and Eisaku Maeda: Effects of Conversational Agents on Human Communication Agents on Human Communication in Thought-Evoking Multi-Party Dialogues, IEICE Transactions on Information and Systems, Vol.E97-D, No.8, 2147-2156, 2014.
- [Plutchik 2001] Robert Plutchik: The Nature of Emotions, American Scientist, Vol. 89, Iss. 4, 344-350, 2001.
- [堀 1998] 堀桂太郎, 根本孝一, 伊藤彰義: 文字の輪郭線に着目した特徴抽出法に関する一考察—外郭局所的輪郭線特徴と外郭局所的モーメント特徴—, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU, 97(558), 77-84, 1998.
- [鈴木 2015] 鈴木哲司, 橋浦康一郎, 能登谷淳一, 草苺良至, 堂坂浩二: 一筆描きされた絵からの感情認識, 2015 年度人工知能学会大会, 4J1-2, 2015.