

特集

「顔文字の科学」

アスキーアートへの挑戦 –画像特徴量によるアプローチ–

Challenge to ASCII Art –An Image Feature-Based Approach–

藤澤 日明 徳島大学 大学院 先端技術科学教育部
Akira Fujisawa Graduate Schools of Advanced Technology and Science, Tokushima University.
c501547001@tokushima-u.ac.jp

松本 和幸 徳島大学 大学院 理工学研究部
Kazuyuki Matsumoto Graduate Schools of Science and Technology, Tokushima University.
matumoto@is.tokushima-u.ac.jp

奥村 紀之 明石工業高等専門学校
Noriyuki Okumura National Institute of Technology, Akashi College.
okumura@akashi.ac.jp

吉田 稔 徳島大学大学院 理工学研究部
Minoru Yoshida Graduate Schools of Science and Technology, Tokushima University.
mino@is.tokushima-u.ac.jp

北 研二 徳島大学大学院 理工学研究部
Kenji Kita Graduate Schools of Science and Technology, Tokushima University.
kita@is.tokushima-u.ac.jp

Keywords: ASCII Art, Image Feature, Non-verbal expression, Emoticon, Histograms of Oriented Gradients

1. はじめに

近年、携帯端末の普及やインターネット・SNS の広まりにより、文章によるコミュニケーションの機会が増加している。そのようなコミュニケーションにおいては、文章中に顔文字や絵文字、スタンプといった非言語表現がよく用いられている。非言語表現がテキストコミュニケーションでの感情伝達に与える影響は大きく[廣瀬14]、円滑なコミュニケーションを行うために欠かせない表現となっている。

1.1. アスキーアート

非言語表現のうち、本稿で対象とするアスキーアートについて説明する。アスキーアートは文字や記号の組み合わせや配置によって構成される非言語表現であり、形状を利用した視覚的な表現手法である。アスキーアートには、文字の形状を利用して線分をつなぐように作成されるものや、文字の濃淡を利用したドット絵のような構成のものがある。図1にアスキーアートの例を示す。

また、人間の表情を模して作られたアスキーアートとして顔文字がある。顔文字を構成する文字数は10文字前後と少なく、行数も1行以内に収まるものがほとんどであり、本稿で対象とするアスキーアートとは用途が異なる

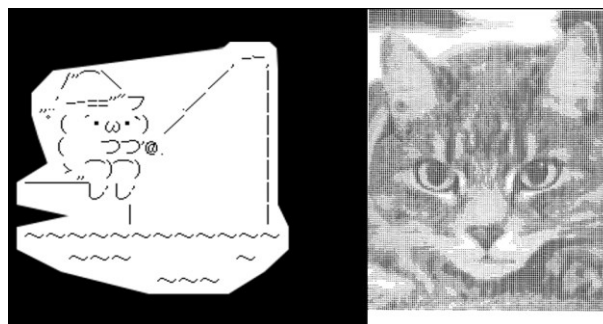


図1 アスキーアートの例

る場合が多いため、以降、本稿では区別する。

日本語はひらがなや片仮名、漢字に加えて、全角半角といった入力形式が存在するため、使用できる文字の種類がアルファベットと比べると膨大なものとなる。そのため、アスキーアートを作成する上では日本語や中国語といった、漢字を扱うことのできる言語環境を用いるほうがより幅広い表現が可能である。こういった事情も手伝い、日本ではアスキーアートの文化が発展している。

日本では、2ちゃんねる[2ch]などのインターネット上の掲示板においてアスキーアートがよく用いられている。アスキーアートは文字や記号の配置で構成される表現であり、文字入力可能な媒体上であれば環境に依存せず誰でも利用することが可能である。こういったアスキー

アートの特性が、テキスト主体のコミュニケーションが行われる掲示板という環境にマッチしたと考えられる。また、アスキーアートは、ベースとなる画像を用意して、そのエッジ部分を再現するように文字を配置して作成されたものが多い。図 2は画像をもとに作成されたアスキーアートの例である

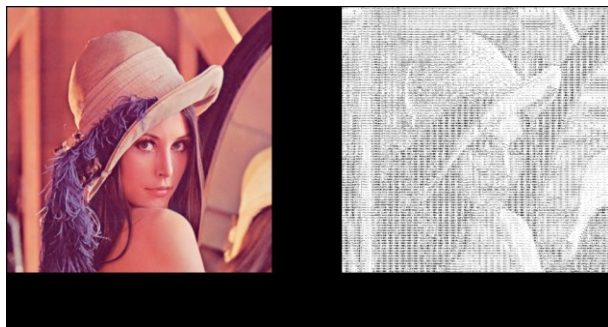


図 2 画像をベースに作成されたアスキーアート

画像をベースとしたアスキーアートを用いることにより、画像投稿が出来ない掲示板でも視覚的にインパクトのある表現が可能となる。また、画像と比べて少ないデータ容量でやり取りができるということも、掲示板においてアスキーアートが用いられるようになった要因の一つだと考えられる。

1.2. 他の非言語表現とアスキーアートの違い

本節では、文章中で用いられる代表的な 2 種類の非言語表現と、アスキーアートとの違いを述べる。

絵文字

絵文字は、一文字サイズで表される画像である。サイズの制限から文中や文末で用いられることが多く、文字や単語的に用いられている。そのため、単体で用いるよ

りも他の絵文字や文章と組み合わせることで、内容の補足や文章の装飾を行うことが多い。

スタンプ

スタンプはチャットや SNS で用いられる画像による表現である。代表的なものにコミュニケーションアプリ”LINE”[LINE]が提供する LINE スタンプがある。スタンプは画像中の情報量が多く、スタンプ画像のみでもある程度文章として成立する。そのため、文書から独立して用いられる場合が多い。

絵文字やスタンプは対話を行うツールやサービスごとに固有であり、あらかじめ準備されたものを利用するのが一般的である。そのため、一般ユーザがオリジナルの絵文字やスタンプを作ることは困難である。アスキーアートは画像と比べ変更しやすく、自分でオリジナルの作品を作成することも比較的容易である。

文章中での使用について考えると、顔文字は文末に表れることが多く、文章全体の装飾や喜怒哀楽の感情表現を行う場合によく用いられる。このような使い方は絵文字と同様で、顔文字は単語の一種として用いられているといえる。しかし複数行にわたって構成されるようなアスキーアートの場合、絵文字や顔文字とは異なり画像としての意味合いが強くなり、スタンプと同じような使い方がなされる。つまりアスキーアートが単語、文章どちらの用途で用いられるかは、アスキーアートのサイズによって変化すると筆者は考えている。

以上のことから、アスキーアートは他の非言語表現と比べても非常に自由度の高い表現手法であるといえる。それぞれの非言語表現の特性についてまとめたものを図 3に示す。

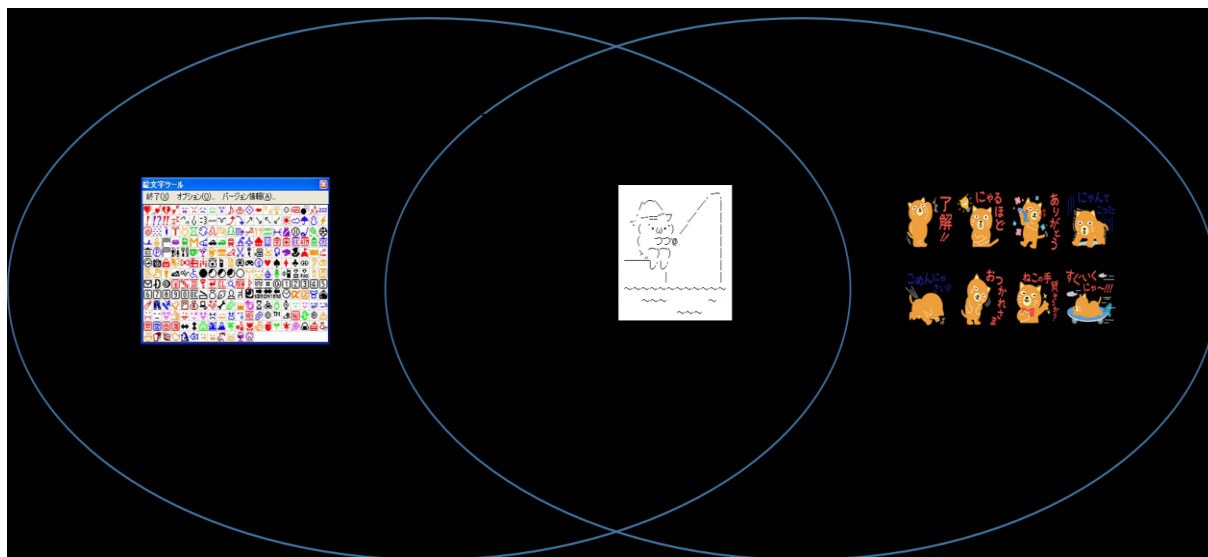


図 3 非言語表現の持つ特性

1.3. アスキーアートと顔文字は同一の表現として扱うべきか

自然言語処理の分野において顔文字を対象とした研究は多くあるが、顔文字以外のアスキーアートを対象とするものはまだ少ない。この原因は、大きく分けて二つ考えられる。一つは、顔文字が用いられる場面が増え、一般的な表現になってきた一方で、アスキーアートが使用される場面は比較的限定され、現時点ではあまり幅広く使用されていないことが考えられる。もう一つは、画像を文字により視覚的に再現したアスキーアートを、既存の言語処理の技術で扱うことの困難さによるものだと考えられる。顔文字は1行以内で構成するために極度にデフォルメされているが、アスキーアートは原画像を細部まで表現できる点で、同じ視覚的な表現であっても処理の仕方が相当に異なると考えられる。

このように、同じ文字による視覚的な表現であるアスキーアートと顔文字だが、用途や文字列としての構成などがそれぞれ異なっている。そのため、アスキーアートと顔文字は、同一の表現手法として扱うことは適切ではないと考えられる。

2. 顔文字を対象とした研究

非言語表現のうち、アスキーアート単体を対象とした研究はまだ少なく、対象を顔文字に限定して研究を行っている例が多い。前節で述べたとおり、顔文字と比較すると、使用される場面が限定されており、ショートテキストが主体の SNS 上では使用頻度が低いことが原因と考えられる。

顔文字を対象とした従来研究では、顔文字を構成する文字に注目し、出現した文字の種類や頻度を利用するといったアプローチが多い。以下、アスキーアートと同じく文字を用いた表現手法である顔文字を対象とした研究を紹介する。

2.1. 顔文字の原型抽出

奥村[奥村 16]は顔文字を構成するパーツとして目、口、輪郭部に注目し、それ以外のパーツを除去することで顔文字の原形抽出を行った。これにより、顔文字は膨大な種類が存在しているが、原形を定義することによりそれらをいくつかのグループに分類できることを示した。アスキーアートも顔文字と同様に種類が膨大であるが、キャラクターや人物を模した作品では表情のみを変更した差別的な派生作品も存在する。図 4 に特定のアスキーアートをベースに差分変更されたアスキーアートの例を示す。



図 4 表情差分を持つアスキーアート

図 4 では、一番左のアスキーアートをベースとして、それぞれ目や口に当たる部分の文字が変更されている。このようなアスキーアートについても、顔文字と同様に原型を定義することが出来れば、アスキーアートに関する辞書データを作成する際に、網羅すべきデータのある程度抑えることができるようになると思われる。

2.2. 文中からの顔文字の抽出

Ptaszynski ら [Ptaszynski 16] が開発した“CAO システム”は、顔文字を構成する目・口・目を表現するパーツの組み合わせに注目し、それらの候補となる文字が文章中にどの程度含まれているかを判定することで、顔文字の抽出を行う手がかりとしている。また抽出した顔文字についても、データベース内の感情タグと照らし合わせることで、その顔文字が表現する感情の推定を行うことを可能としている。

“CAO システム”の他にも、文中からの形態素解析を目的として作成された顔文字に特化した辞書[村上 11, 渡辺 13, 風間 16]の活用により、高い精度での文中からの顔文字の抽出が可能である。こうしたシステムや辞書を用いる場合、辞書やデータベースをアスキーアートにどのように対応させるかが問題となる。アスキーアートは文字の形状を利用するため、視覚的には同じでも実際には異なる文字を用いてアスキーアートを構成している場合があり、データベースや辞書に登録する際に工夫が必要となる。

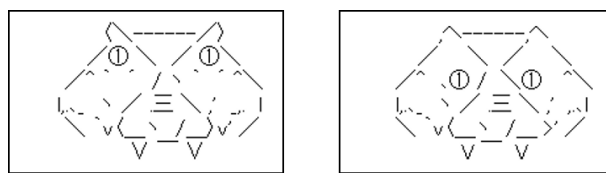


図 5 構成文字が異なるアスキーアート

図 5 は同一モチーフを参考に作成されたアスキーアートである。これらのアスキーアートは私たちにとって、視覚的に類似しているものとして認識できるが、使用されている文字の種類や配置に違いがある。このようなアスキーアートを文字列として捉えた場合、単に使用されている文字を比較するだけでは、アスキーアート間の視覚的な類似性の認識は難しい。そのため、アスキーアート専用の辞書を構築して抽出や分類を行うよりも、アスキーアートが表す形状の類似性を考慮した特徴量の抽出を行うほうが効率的だといえる。

3. アスキーアートを対象とした研究

アスキーアートを対象とした研究にはテキストからの抽出や、入力された画像をアスキーアートに変換するものがある。

3.1. アスキーアートの抽出

谷岡ら[谷岡 05]は画像処理において用いられるパターン認識技術を応用することで、Support Vector Machineを用いてアスキーアートの識別器を作成し、文章中からのアスキーアートの自動抽出を行った。この研究において谷岡らは、文字の出現頻度を特徴量として扱った。同様に文字の出現頻度を特徴量とした研究として中澤ら[中澤 10]の研究がある。中澤らはテキストデータの各行から特徴ベクトルの算出を行い、行単位でアスキーアートが含まれているかどうかの含有確率を計算することで、複数行にまたがって構成されるアスキーアートの抽出を行った。その際、ある行のアスキーアート含有確率が前後の行と比べて大幅に低い場合、図 6のように、アスキーアート中に通常の自然言語が含まれている可能性が高いと考えた。

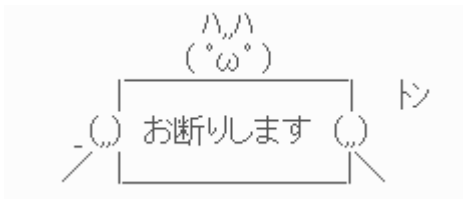


図 6 自然言語を含むアスキーアート

このようなアスキーアートについて、自然言語の含まれる行で分断して抽出されることを防ぐために、中澤らは線形平滑処理を行った。

林ら[林 09]は対象となる文章に識別窓を走査させることでアスキーアートの自動的な抽出を行った。アスキーアートの識別器を作成するにあたり、アスキーアートとして考えられるテキストデータの行数、バイト数に加えて、同じ文字がテキスト中に連続して現れた回数を特徴量として定義した。

3.2. アスキーアートの自動生成

アスキーアートの自動生成に関して、従来手法では元画像の濃淡を利用したドット調のアスキーアートを生成するものが多い[Kalpana 13, Grady 08, 三宅 10]. Xuら[Xu 10]の研究では、文字の形状を活用した線分が主体のアスキーアートの生成に成功している。

これらのアスキーアートの自動生成はもととなる画像を準備して、その画像を再現するようなアスキーアートを作成することを目的としている。

アスキーアートの意味理解や、分類を目的とした研究は国内外において多くない。これは世界的にアスキーア

ートが、感情や意図の表現といったコミュニケーションツールの用途としてより、見た目の美しさや楽しさに重点を置いたアート作品として認知されていることが原因ではないかと考えられる。図 1のアスキーアートについて、左側のデフォルメがなされたアスキーアートは日本のアスキーアート収集サイトやる夫 AA 録 2[AA 録]に掲載されているものであり、右側のアスキーアートは海外のデザイン収集サイト Pinterest[Pinterest]のアスキーアートの項に掲載されているものである。筆者の体感になるが、それぞれのサイトにおいて、日本の収集サイトにはメッセージ性の強い、コミカルなアスキーアートが多く掲載されており、海外の収集サイトでは写真をモチーフにした、精緻なアスキーアートが多く掲載されている。

非言語表現であるアスキーアートを考える上で、それが文章中においてどのような意図で使用されているのか、また対話者にどんな印象を与えるのかを推測するためにも、アスキーアートがもつ意味表現を解析する手法が必要である。

4. 画像としてのアスキーアート

アスキーアートを文字列として捉えた場合、アスキーアートの表す形状や、複数のアスキーアート間の視覚的な類似性といった特徴を活用することが難しいという問題点がある。それらの問題に対処するために、アスキーアートが視覚的な表現手法であることに注目することで、アスキーアートを文字ではなく画像として扱う方法が提案された。

山本ら[山本 13]は視覚的に類似した顔文字の推薦システムを構築するため、顔文字をビットマップ画像形式に変換し、一括学習型自己組織化マップ(Batch-Learning-Self-OrganizingMap:BatchSOM)という階層型のニューラルネットワークを用いることで、各顔文字の類似度を算出するための教師なし学習を行った。

筆者らの研究チームも、アスキーアートを画像化することで、アスキーアートの表現している形状や配置などの視覚的な情報を画像特徴量として抽出する方法を提案している[藤澤 16]. 図 7に筆者らが提案した画像特徴量を用いたアスキーアートの識別についての流れを示す。

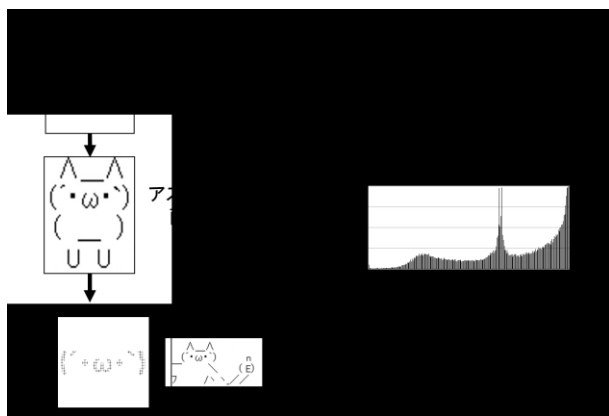


図 7 筆者らの提案手法の流れ

従来手法ではアスキーアートを解析するために、それを構成する文字列を分解し、一文字ずつ認識する必要があった。アスキーアートを画像化することで、文字単位で注目するのではなくアスキーアート全体をそのまま特徴抽出の対象とすることが可能になる。これにより、文字の配置や全体の形状といった、視覚的な情報を特徴量として利用できるようになる。また、顔文字とアスキーアートのように、構成する行数やサイズが異なる場合でも、それぞれのアスキーアートの視覚的な類似性を比較することが可能になる。

4.1. 画像特徴量

画像処理の分野では、画像中のどのような情報に注目するのかわによって、用いられる画像特徴量が大きく異なってくる。本節では、アスキーアートから画像特徴を得るにあたり、有効な特徴について考える。

- 色情報

アスキーアートは文字の集合体であるため、画像化した場合に白黒の2値画像が得られる。そのため、色に関する画像特徴量を用いても、アスキーアートを画像化したものからは十分に特徴量を得ることが出来ない。

- 形状情報

アスキーアートは文字や記号の形状を組み合わせることで、より大きな形状を形成して様々なモチーフを表現している。そのため、アスキーアートが持つ画像的な特徴は、形状に関する情報が最も重要であると考えられる。

このことから、アスキーアートを画像として扱う場合、画像特徴としては形状に関する特徴量を扱うのが、最も適していると考えられる。画像処理の分野において形状認識は一般的な研究テーマであり、用いられる特徴量にはさまざまな種類がある。本節では、シンプルで扱いやすい形状に関する特徴量をいくつか紹介する。

§ Histograms of Oriented Gradients(HOG)

HOG 特徴量は、一定の領域内における輝度の勾配方

向をベースに得られる特徴量である [Dalal 05]。対象画像を複数のブロックに分解し、各ブロックのセル内における輝度の勾配方向をヒストグラム化することにより抽出する。得られる特徴量の次元数は事前に設定したセル数やブロック数により変動する。

HOG 特徴量は、対象の大まかな外形を知りたい場合に用いられる特徴量であり、人検出を目的としたシステムにて、人間のシルエットの取得にも用いられる [Dalal 06]。

参照元の画像サイズが異なる場合でも、サイズの調整を行うことで特徴量の比較が可能となるため、あるモチーフを拡大・縮小するように製作されたアスキーアートを対象とする場合でも HOG 特徴量は有効に活用できると考える。

§ Scale Invariant Feature Transform(SIFT)

SIFT 特徴量は Lowe によって提案された局所領域における勾配強度に注目した画像特徴量である [Lowe 99]。対象画像中に特徴点と呼ばれる特徴量を取得する基点となるポイントを検出することが大きな特徴である。SIFT 特徴量はこの特徴点を利用することで、画像のスケール変化や、回転に対して頑健な性質を持っている。また、特徴点の対応付けを行うことにより、画像中に任意の対象物が写っているかを調べる物体検出の技術にも用いられる。

SIFT 特徴量による、異なるアスキーアート間の特徴点の対応付けを行った例を図 8に示す。

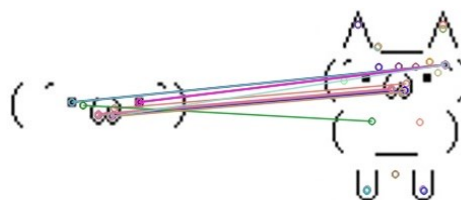


図 8 特徴点の対応付け

図 8において、右側のアスキーアートには、左側の顔文字がそのまま含まれている。アスキーアートにはこのように、既存のアスキーアートの組み合わせや、変更して作成されるものがある。図 8を見ると、左の顔文字から右のアスキーアートの顔部分にかけて対応付けが行われていることが分かる。これにより、右のアスキーアートは左の顔文字と共通した形状を持っており、類似した表情を表現していると推測できる。このように SIFT 特徴量を用いる事で、アスキーアートに対して既存の顔文字辞書を用いた意味解析が行えるようになる。

§ Local Binary Pattern(LBP)

LBP 特徴量は、Ojala ら [Ojala 96]が提案した、輝度の分布をベースにした特徴量である。局所特徴量の一種

であり、画像中の 3×3 の局所領域が特徴量取得のベースとなる。対象領域の中心部の輝度と、周辺 8 近傍の画素の持つ輝度を比較し、輝度の大小からそれぞれ 1,0 の値を決定する。次にそれら 8 個の値を順に並べることで、8 桁の二進数であるバイナリ情報を作成し、それを十進数へと変換することで、対象領域の持つ特徴量を決定する。このとき、特徴量のとり値は 0 から 255 となり、これは画像のサイズに関わらず一定である。全ての領域での特徴量を取得した後、それらを統合することで 256 次元のヒストグラムを作成する。これにより、画像全体での輝度の分布を特徴量として扱えるようになる。

これらの形状に関する画像特徴量を活用することにより、アスキーアートが表現する視覚的な情報を特徴として扱うことが可能になると考える。

5. 画像特徴量の有効性

第 4 章にて、いくつかの画像特徴量を紹介した。これらの特徴量を用いることが、アスキーアートや顔文字の分類・比較を行う場合にどれだけ有効なのかを調査するために、いくつかの特徴量を用いて簡単な実験を行った。

5.1. LBP による顔文字同士の比較

始めに、LBP 特徴量を用いて顔文字の分類を行った。具体的には、感情タグが付与された顔文字画像から LBP 特徴量を抽出し、k 近傍法を用いた機械学習を行うことで、入力された顔文字の持つ感情タグを推測する簡単な実験を行った。表 1 は分類実験に用いた顔文字の例である。

表 1 構成文字が共通する顔文字とその表情推定結果

	顔文字	正解表現	推定結果 (文字)	推定結果 (LBP)
①	(° ∩ °)	驚き	驚き	驚き
②	(#° ∩ °)	怒り	驚き	怒り

顔文字①②は使用されている文字がほとんど共通しており、1 文字のみ異なっている。驚きを表現する顔文字は顔文字①をベースとして作成されたものが多い。そのため、文字の出現頻度を特徴とした場合、顔文字②は顔文字①から派生した顔文字であり、同じ感情を表していると分類されたと考えられる。表 2 は、文字の出現頻度を特徴とした場合に、顔文字②と類似していると判断された驚きを表現する顔文字である。

表 2 顔文字②と類似した顔文字(特徴量:文字)

(;° ∩ °)	(° ∩ °)	(° ∩ ;)	(° x°)
----------	---------	---------	--------

LBP 特徴量を用いた場合、顔文字②のもつ”#”の文字を特徴として活用することで、正しく怒りの感情へと分類することに成功した。”#”は怒りを表す顔文字に良く用

いられる文字である。画像として顔文字を捉えたことで、他の怒りを表す顔文字との視覚的な類似性を、分類を行う手がかりすることができたと考える。表 3 に、LBP 特徴量を用いた場合に、顔文字②と類似していると判断された顔文字の例を示す。

表 3 顔文字②と類似した顔文字(特徴量:LBP)

(#° ∩ °)	(#° ∩ °)	(#° ∩ °)	(#° ∩ °)
----------	----------	----------	----------

これらの顔文字を比較すると、”#”が全角や半角であるという違いがあったが、LBP 特徴量を用いることにより、そのような違いの影響を受けずに比較を行うことが出来た。

5.2. HOG による顔文字とアスキーアートの比較

次に HOG 特徴量を用いて、視覚的に類似した形状を表現する顔文字とアスキーアートについて、それらの類似性を判断できるかを調査する実験を行った。これにより、サイズや使用された文字の異なるアスキーアートであっても、視覚的に類似しているかについて判断できるかを調査する。

実験に用いた顔文字は「(° ∩ °)」である。これと同じ表情を表すアスキーアートとして、図 9 に示すアスキーアートを類似性の比較の対象とした。

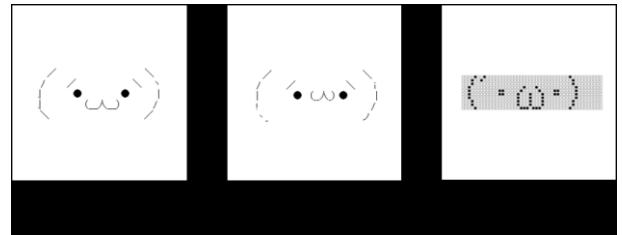


図 9 実験に使用したアスキーアート

アスキーアートから画像への変換には、AtoImage[AtoImage]というツールを用いた。

実験対象となる顔文字とアスキーアートそれぞれから算出した HOG 特徴量をもとに、ユークリッド距離を計算することで、それらのアスキーアートの視覚的な類似性を比較した。

実験の結果、アスキーアート AA1 から AA3 は、顔文字(° ∩ °)に対して距離の近い HOG 特徴量を表していることが分かった。このことから、これらのアスキーアートの視覚的な類似性を、画像特徴量をもとに判断することが出来たと考える。

また、AA1、AA2 は線分によって表現されたアスキーアートであり、AA3 はドット調に表現されたアスキーアートであるという違いがある。AA3 を構成する文字は”■”と”□”の 2 種類だけであり、一般的に用いられる顔文字を構成する文字とは大きく異なっている。しかし HOG 特徴量を用いることで、そのような構成文字の種類に影響されることなく、形状の類似性を比較することが可能

となった。

以上のことから、アスキーアートから抽出した画像特徴量はアスキーアートがもつ視覚的特徴をうまく表現できており、サイズや使用文字が異なる場合でも、それらのアスキーアートが視覚的に類似しているかどうかの判断材料に用いることができることがわかった。

これにより、従来研究で行われているアスキーアートの抽出から発展して、抽出したアスキーアートがどのような感情を表現しているのかの分類や、意味理解を目的としたアスキーアートの類似度比較を、形状に関する特徴を用いることでより直観的に行うことが可能になると考える。

6. まとめ

本稿では、文章中に用いられる非言語表現のうち、顔文字よりも自由度が高く、表現力の高いアスキーアートを対象として、アスキーアートの形状を特徴量として扱う手法を紹介した。アスキーアートは文字情報を用いた表現手法であり、文字列として扱う手法が一般的であった。しかし文字列としてアスキーアートを捉えた場合、視覚的な表現手法であるアスキーアートがもつ、文字の形状や配置といった情報を十分に活用することが出来なかった。

アスキーアートの形状を特徴量として扱うため、アスキーアートを画像化し、画像特徴量を取得する手法を紹介した。それに伴い、アスキーアートを対象とした場合に有効と考えられる画像特徴量について考察を行った。考察の結果、画像特徴量を用いる事でアスキーアート中に用いられている文字の種類や、アスキーアートのサイズに影響されることなく、同じ表情を表しているアスキーアートと顔文字を正しく認識が可能であり、アスキーアートの表現する視覚的特徴を特徴量として活用できていることがわかった。

アスキーアートは日本においては主に感情や意図表現のためのコミュニケーションツールとして用いられており、インターネット上の掲示板を舞台として発展してきた表現手法である。しかし同様の表現手法である顔文字と比べて、研究対象となることが多くなく、まだ解析が進んでいない。本稿で紹介した内容が、これからのアスキーアートを対象とした様々な研究への一助となるよう、さらに研究を進めていきたい。

参考文献 ◇

- [2ch] 2ちゃんねる, <https://www.2ch.net/>, 最終アクセス日 2017-1-25.
[AatoImage] <http://www.nicovideo.jp/watch/sm20296302>, 最終アクセス日 2017-1-25.
[Dalal 05] Dalal, N, and Triggs, B: Histograms of oriented gradients for human detection, IEEE Conference on

- Computer Vision and pattern Recognition (CVPR), pp.886-893, (2005)
[Dalal 06] Dalal, N, Triggs, B, and Schmid, C: Human detection using oriented histograms of flow and appearance, IEEE European Conference on Computer Vision (ECCV), Vol.2, pp.428-441, (2006)
[Face] FACEMARK PARTY, <http://www.facemark.jp/>, 最終アクセス日 2017-1-25
[Grady 08] O'Grady, P. D, and Rickard, S. T : Automatic ASCII Art conversion of binary images using non-negative constraints, IET Irish Signals and Systems Conference (ISSC 2008), pp.186-191, (2008)
[Kalpana 13] Kalpana, C : Automatic Ascii Art Conversion of Binary Images using NNF and Steganography, International Journal of Science & Engineering Research, Vol.4, Issue.6, pp.22-26, (2013)
[LINE] LINE, <https://line.me/ja/>
[Lowe 99] Lowe, D. G: Object recognition from local scale invariant feature, IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), pp.1150-1157, (1999)
[Ojala 96] Ojala, T, Pietikainen, M, and Harwood, D, A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions, Pattern Recognition, Vol.19, Issue.1, pp.51-59, (1996)
[Pinterest] Pinterest, <https://uk.pinterest.com/>
[Ptaszynski 16] Michal Ptaszynski, Pawel Dybala, Rafal Rzepka, and Kenji Araki : Towards Fully Automatic Emoticon Analysis System (^o^), 言語処理学会 第16回年次大会 発表論文集, Vo.:19, No.5, pp.401-418, (2016).
[Xu 10] Xuemiao Xu, Linling Zhang, and Tien-Tsin Wong: Structure-based ASCII Art, ACM Transaction on Graphics(SIGGRAPH 2010 issue), Vol.29, No.4, pp.52.1-52.9, (2010)
[奥村 16] 奥村 紀之: 分類器による顔文字の原型推定, 研究報告自然言語処理(NL) 2016-NL-229, Vol.17, pp.1-4, (2016).
[風間 16] 風間 一洋, 水木 栄, 榊 剛史: Twitterにおける顔文字を用いた感情分析の検討, 2016年度人工知能学会(第30回), 3H3-OS-17a-4, pp.1-4 (2016)
[谷岡 05] 谷岡 広樹, 丸山 稔: 形態素解析に基づく SVM を用いたアスキーアートの識別, 電子情報通信学会技術研究報告, PRUM, パターン認識・メディア理解, 104 巻, 670 号, pp.25-30, (2005)
[中澤 10] 中澤 昌美, 松本 一則, 柳原 正, 池田 和史, 滝鳴 康宏: アスキーアート自動抽出法の提案, 全国大会講演論文集 第 72 回(データベースとメディア), pp.581-582, (2010)
[林 09] 林 和幸, 小熊 光, 鈴木 徹也: テキストアートの言語に依存しない抽出法, 全国大会講演論文集 第 71 回(データベースとメディア), pp.627-628, (2009)
[廣瀬 14] 廣瀬 信之, 牛島 悠介, 森 周司: 顔文字と絵文字が携帯メールでの感情伝達に及ぼす影響, 感情心理学研究 22 巻, pp.20-27, (2014)
[藤澤 16] 藤澤 日明, 松本 和幸, 吉田 稔, 北 研二: 画像特徴量を用いたアスキーアートからの顔文字検出, 2016 年度人工知能学会(第 30 回), 3H4-OS-17b-1, pp.1-2, (2016)
[三宅 10] 三宅 克典, Johan Henry, Trigo Pablo Garcia, 西田 友是: 輪郭を表現したアスキーアート生成の自動化, 全国大会公演論文集 第 72 回(人工知能と認知科学), pp.635-636, (2010)
[村上 11] 村上 浩司, 山田 薫, 萩原 正人: 顔文字情報と文の評価表現の関連性についての一考察, 言語処理学会 第 17 回年次大会 発表論文集, E5-5, pp.1155-1158, (2011)
[山本 13] 山本 恭聖, 徳丸 正孝: 視覚的類似度に基づいた顔文字推薦システム, ファジィシステムシンポジウム講演論文集 29, pp.677-680, (2013)

[AA 録] やる夫 AA 録 2, <http://yaruob4t.jp/>, 最終アクセス日 2017-1-25

[渡辺 13] 渡辺 謙一, 高橋 寛幸, 但馬 康宏, 菊井 玄一郎: 系列ラベリングによる顔文字の自動抽出と顔文字辞書の構築, 言語処理学会 第 19 回年次大会 発表論文集, 分冊 1, No.P6-13, pp.866-869, (2013)

年, 同センター長. 2010 年より, 同大学大学院 理工学研究部 教授. 博士 (工学). 言語処理, 情報検索, メディア情報学等の研究に従事. 情報処理学会, 言語処理学会各会員.

2016 年 7 月 7 日 受理

著者紹介



藤澤 日明 (学生会員)

2015 年徳島大学大学院先端技術科学教育部 博士前期課程修了. 修士(工学). 2015 年より現在徳島大学大学院先端技術科学教育部 博士後期課程在学中. 画像認識, 感性情報処理, 情報検索, 特に, 画像特徴量に基づくアニメイラストの感性的な分類などサブカルチャーを主な対象とした研究に従事.



松本 和幸 (正会員)

2008 年徳島大学大学院工学研究科博士後期課程修了. 博士 (工学). 2009 年 10 月より現在まで, 徳島大学大学院 理工学研究部 助教. 感情計算, 自然言語処理, 対話処理, 知的英作文支援等の研究に従事. 情報処理学会, 電子情報通信学会, 言語処理学会, 電気学会, ヒューマンインタフェース学会各会員.



奥村 紀之 (正会員)

2005 年同志社大学大学院工学研究科知識工学専攻博士前期課程修了. 2008 年同志社大学大学院工学研究科知識工学専攻博士後期課程修了. 同年長野工業高等専門学校電子情報工学科助教を経て 2016 年より明石工業高等専門学校電気情報工学科講師. 博士 (工学). 知識情報処理, 感情解析, 概念連想, 常識的知識の構築などの研究に従事. 人に優しいコンピュータの実現を目指している.



吉田 稔 (正会員)

1998 年東京大学理学部情報科学科卒業. 2003 年東京大学大学院理学系研究科博士課程修了. 博士 (理学). 東京大学情報基盤センター助教を経て, 2013 年より徳島大学大学院 理工学研究部講師. テキストマイニングの研究に従事. 情報処理学会, 言語処理学会, 日本データベース学会各会員.



北 研二 (非会員)

1981 年, 早稲田大学理工学部数学科卒業. 1983 年, 沖電気工業 (株) 入社. 1989 年, カーネギーメロン大学機械翻訳研究所客員研究員. 1992 年, 徳島大学工学部講師. 1993 年, 同助教. 2000 年, 同教授. 2002 年, 同大学高度情報化基盤センター教授. 2008