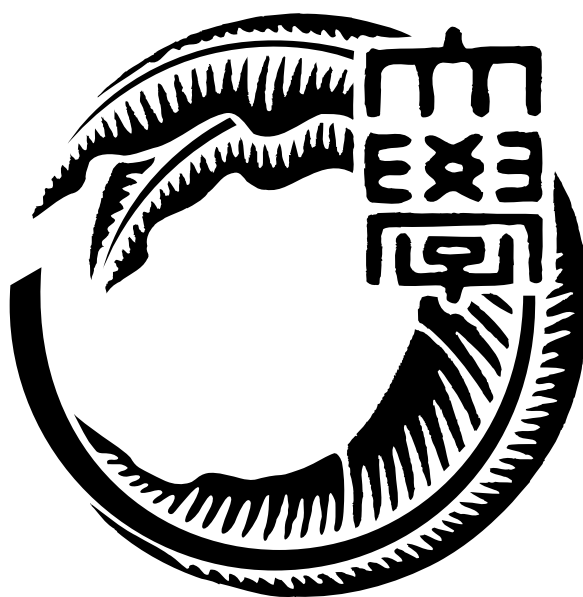


令和元年度 卒業論文



琉球大学工学部情報工学科

165742K 具志堅大輝

指導教員 山田孝治

目次

第1章	はじめに	1
1.1	背景と目的	1
1.1.1	研究背景	1
1.1.2	研究目的	1
1.2	論文の構成	2
第2章	基礎概念	3
2.1	感情単語リスト	3
2.2	形態素解析	4
2.3	クラスタリング	4
2.3.1	k-means 法	4
2.4	Word2Vec	4
2.5	ネガポジ判定	5
第3章	先行研究	6
3.1	感情単語リストの作成	7
3.2	形態素解析による歌詞単語情報の抽出	7
3.3	あらかじめ作成した感情単語リストと歌詞のマッチング処理	7
3.4	特徴ベクトル作成	7
3.5	評価実験	8
3.5.1	評価方法	8
第4章	提案手法	9
4.1	Word2Vec を使用するためのモデル作成	10
4.1.1	モデル1	10
4.1.2	モデル2	10
4.2	対象楽曲の歌詞から出現頻度の高い単語を取得	11
4.3	取得した単語を Word2Vec を用いて類似単語を抽出し，抽出した単語に感情単語が含まれていたら，対象楽曲の感情単語一覧に追加	11

第 5 章	実験	12
5.1	初期実験	14
5.2	実験 1	14
5.2.1	5.1 に加えて提案手法 4.1.1 のモデル 1 を用いた分類	14
5.2.2	考察	15
5.3	実験 2	16
5.3.1	5.1 に加えて提案手法 4.1.2 のモデル 2 を用いた分類	16
5.3.2	考察	16
第 6 章	結論	18
6.1	まとめ	18
6.2	今後の課題	18

目 次

2.1	感情単語リスト	3
2.2	形態素解析	4
3.1	クラスタリング	6
3.2	特徴ベクトル	7
3.3	楽曲感情の決定例	8
4.1	歌詞情報に基づく楽曲の感情分類手法 提案手法	9
4.2	頻出単語例	11
5.1	アンケート質問例	12
5.2	アンケート回答例	13

表 目 次

5.1	歌詞から取得した感情単語の総数	14
5.2	各感情カテゴリーの分類精度	14
5.3	歌詞から取得した感情単語の総数	14
5.4	各感情カテゴリーの分類精度	15
5.5	感情全体	15
5.6	歌詞から取得した感情単語の総数	16
5.7	各感情カテゴリーの分類精度	16
5.8	感情全体	16

第1章 はじめに

1.1 背景と目的

1.1.1 研究背景

音楽聴取時、ユーザーは基本的にその日の気分や、ランダム再生で聴く楽曲を選択する事が出来る。その場合、ユーザーは自身の知識の中から選択する必要がある。

しかしこの選曲方法は、その楽曲を聴いたことがあるという前提が必要となっている。現在、楽曲の検索システムや、ユーザーの聴取傾向に応じて楽曲をおすすめするシステムなどが存在するが、どちらの方法でも実際に聴くまではその楽曲がどのような内容なのかを判断することが困難である。始めに楽曲から得られる情報として、タイトルやアーティスト名、また歌詞を見ることが可能であるが、それらからは聴き手の気分を満たす曲であるかの判断をするための情報量が不足しており、また歌詞をみる方法では手間がかかる為、実際にその楽曲を聴いた方が早い。

歌詞には、作詞者の感情や伝えたい事が込められており、曲のテンポと同様に重要な役割を持つ。また [4] では、歌詞は多くの人にとって重要視されることが示されており、音楽聴取時において歌詞のある音楽、また特に日本語詞の音楽が大半を占めていることも示されている。

1.1.2 研究目的

そこで本研究では、楽曲の歌詞に注目し、歌詞情報に基づく楽曲聴取者の気分に応じた楽曲推薦システムを実現するために、楽曲の歌詞に含まれる感情を表す単語から楽曲の分類を行い、歌詞の有用性を示す。古屋瑞生ら [2] は、歌詞中の感情単語の出現回数から算出した特徴ベクトルに対して、クラスタリング手法を用いることによって、歌詞情報に基づいて音楽分類を実現している。分類結果と聴取時の印象を比較することにより、手法の有効性を示している。それに加えて今回は、歌詞中の感情単語の出現回数に着目し、従来よりも多く感情単語を取得する手法を示すことで楽曲の分類精度向上を目指す。

1.2 論文の構成

本論の構成を以下に示す.

1. 第1章では本研究の背景と目的について述べる.
2. 第2章では本研究に使用した技術について述べる.
3. 第3章では先行研究について述べる.
4. 第4章では提案手法について述べる.
5. 第5章では本研究に関する実験について述べる.
6. 第6章では結論について述べる.

第2章 基礎概念

2.1 感情単語リスト

長岡技術科学大学 自然言語処理研究室 [6] の日本語感情表現辞書に含まれる単語の中から、「喜び, 悲しみ, 安らぎ, 昂り, 好意」の5つの感情カテゴリーを持つ感情単語リストを作成.

感情カテゴリー	単語例	単語数
喜び(1)	嬉しい, 楽しい	90
悲しみ(2)	悲しい, 寂しい, 泣く	201
安らぎ(3)	安心, 寛ぐ	48
昂り(4)	興奮, 激しい	38
好意(5)	好き, 敬う	88

図 2.1: 感情単語リスト

2.2 形態素解析

形態素解析 (Morphological Analysis) とは、対象となる言語の文法や単語の品詞情報をもとに、文章を形態素に分解することを指す。形態素解析は、類似度計算等の主処理を行う際の事前処理として実施されることが多い。また本研究では、形態素解析器である MeCab, Janome を使用する。

今日は天気が良いですね！	
今日	名詞,副詞可能,*,*,*,*,今日,キョウ,キョー
は	助詞,係助詞,*,*,*,*,は,ハ,ワ
天気	名詞,一般,*,*,*,*,天気,テンキ,テンキ
が	助詞,格助詞,一般,*,*,*,*,が,ガ,ガ
良い	形容詞,自立,*,*,形容詞・アウオ段,基本形,良い,ヨイ,ヨイ
です	助動詞,*,*,*,特殊・デス,基本形,です,デス,デス
ね	助詞,終助詞,*,*,*,*,ね,ネ,ネ
！	記号,一般,*,*,*,*,!,!,!

図 2.2: 形態素解析

2.3 クラスタリング

クラスタリング (clustering) とは、教師なし学習に分類される機械学習の種類の 1 つを指す。クラスタリングの特徴として、与えられたデータの類似度に基づいて、複数のグループに分類することが可能である。クラスタリングを行うためのアルゴリズムには、「階層クラスタ分析」「非階層クラスタ分析」があり、本研究では、非階層クラスタ分析手法である「K-means 法」を用いる。

2.3.1 k-means 法

k-means 法とは、クラスター数を k(任意) 個定め、クラスターの中心点の位置を対象のデータからランダムに k 個決める手法である。k 個のどれかと距離の近いベクトルのグループに分類し、それぞれのグループのデータの平均を取り、その平均を次の体表するベクトルとする。この作業を繰り返し、クラスターの代表するベクトルが変化しなくなった時点で作業は終了となる。

2.4 Word2Vec

Word2Vec とは、2 層からなる、テキスト処理を行うニューラルネットワークである。テキストコーパスを入力すると、出力結果にはコーパスにある単語の特徴ベクトルが出力

される。Word2Vec の有用性には、類似語のベクトルをベクトル空間にグループ化することにある。つまり、数値に基づいて類似性を検知する。本研究における実験ではこの特性を利用する。

2.5 ネガポジ判定

ネガポジ判定とは、感情分析の一種である。文章に含まれる感情に対する表現を抽出し、感情を解析する技術を指す。本研究では、ネガポジ判定を東北大学の乾・岡崎研究室「日本語評価極性辞書」の用言編と名詞編を用いて行う。

第3章 先行研究

図3に示すように，以下の4つの手順で楽曲の分類を行い，評価実験を行う．図3は[2]から引用．

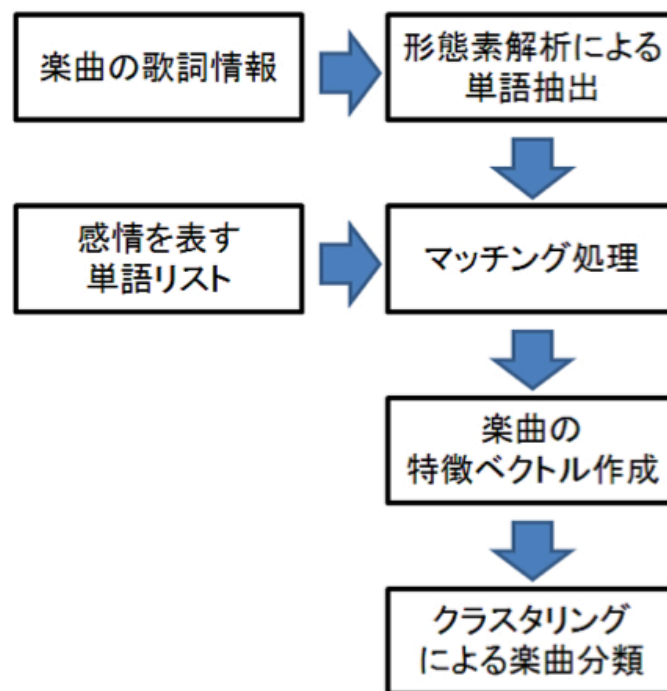


図 3.1: クラスタリング

1. 感情単語リストの作成
2. 形態素解析による歌詞単語情報の抽出
3. あらかじめ作成した感情単語リストと歌詞のマッチング処理
4. 特徴ベクトル作成
5. 評価実験

3.1 感情単語リストの作成

日本語感情表現辞書 [6] に含まれる言葉の中で 1 単語で表されている単語を対象に抽出を行い，単語リストを作成．感情カテゴリーは，「喜び」「安らぎ」「悲しみ」「昂り」「好意」の 5 つのカテゴリーを使用する．

3.2 形態素解析による歌詞単語情報の抽出

楽曲の歌詞を形態素解析エンジンの MeCab を用いて形態素解析を行い，歌詞を単語ごとに区切ることが可能である．その際，感情単語リストに含まれている品詞である名詞，動詞，形容詞，形容動詞の 4 種類を対象に単語抽出を行う．

3.3 あらかじめ作成した感情単語リストと歌詞のマッチング処理

抽出された歌詞に含まれる単語と感情単語リスト間でマッチング処理を行い，感情単語リスト中の感情単語に当てはまる歌詞の出現回数をカウントする．

3.4 特徴ベクトル作成

マッチング処理により求めた，各感情カテゴリーに含まれる単語の出現回数 A_i が歌詞情報の総単語数 B に占める割合を算出する．この割合を楽曲の感情を表す特徴ベクトル X とする．に特徴ベクトルの算出の式を表す．

$$X = \left(\frac{A_1}{B}, \frac{A_2}{B}, \dots, \frac{A_i}{B} \right)$$

図 3.2: 特徴ベクトル

3.5 評価実験

先行研究では、評価実験において、男性 8 人と女性 2 人の被験者 10 人 (いずれも 20 代) を対象に行っている。また評価実験で使用する楽曲数を 50 とした。これらの 50 曲は被験者が普段聴取している楽曲からランダムに選択した。これらの 50 曲の楽曲の各々について、被験者に実際に聴いてもらい、楽曲の印象を上記の 5 種類の感情の中から 1 つ以上選択してもらった。被験者の半数以上が選択した感情カテゴリーをその楽曲の正解感情として、正解集合を求めた。

例として、図 3.5 であれば、本楽曲は「喜び」と「好意」の感情を持つとする。本手法で分類した楽曲の感情カテゴリーと実際の楽曲聴取時との印象を比較する。

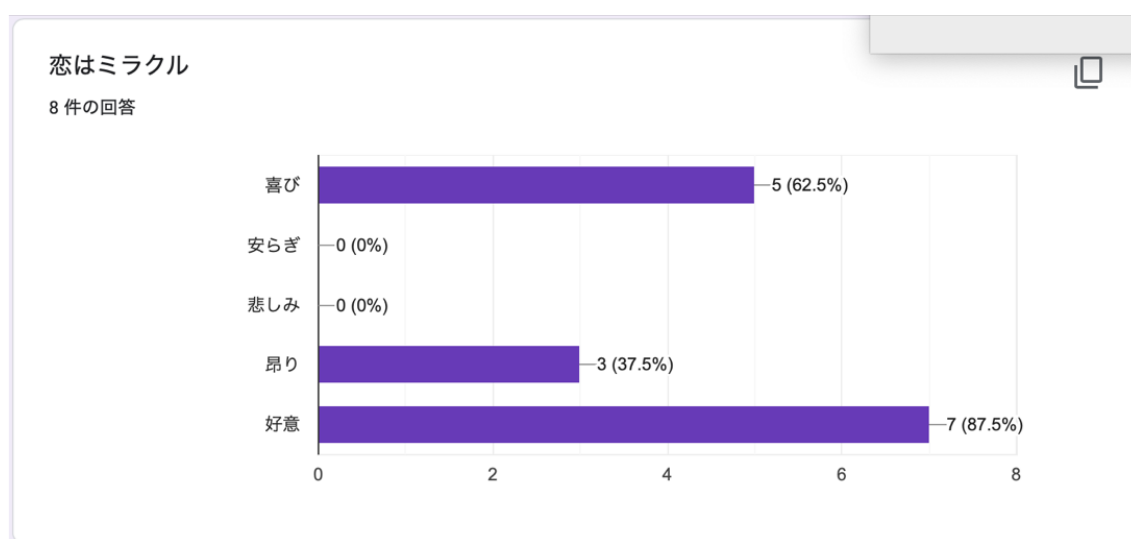


図 3.3: 楽曲感情の決定例

3.5.1 評価方法

実験結果の評価は、クラスタリングにより分類された楽曲の集合と正解集合間における分類精度を求めることによって行っている。分類精度は F 値を用いることによって求める。F 値とは再現率と適合率の調和平均から分類精度を求める評価尺度である。

第4章 提案手法

分類精度の向上手段として，本研究では，歌詞中の感情単語の出現回数に着目し，従来よりも多く感情単語を取得することで実現する．

Word2Vec は，文章中に含まれる単語と特徴ベクトルが類似した単語を取得することが可能である．本研究では，歌詞中に頻出する単語は，楽曲内において重要な意味を持つ単語であると定めた．歌詞中に頻出する単語を名詞と動詞毎に上位3単語ずつ取得し，Word2Vecで類似語を出力する．出力された単語の中に感情単語リストに含まれる単語があれば，重要語であると定めた頻出単語も感情情報を持つとして抽出する．

これによって楽曲毎に取得される感情単語の総数を増加させ，クラスタリングによる分類精度の向上を目指す．

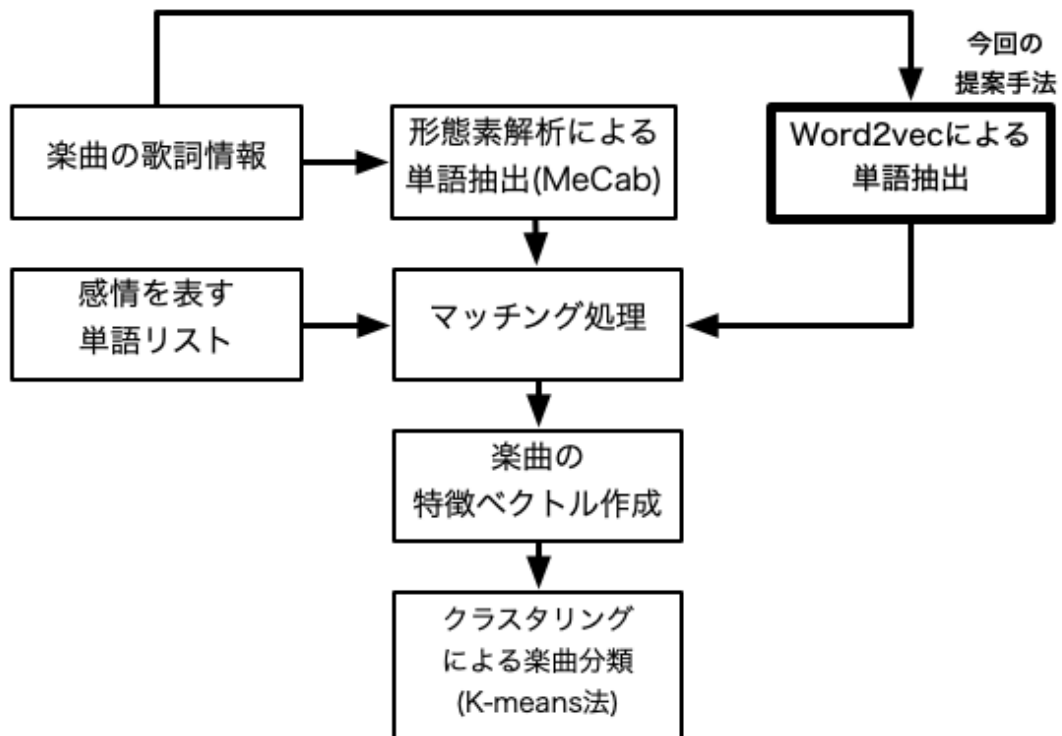


図 4.1: 歌詞情報に基づく楽曲の感情分類手法 提案手法

1. Word2Vec を使用するためのモデル作成
2. 対象楽曲の歌詞から出現頻度の高い単語を取得
3. 取得した単語を Word2Vec を用いて類似単語を抽出し，抽出した単語に感情単語が含まれていたら，対象楽曲の感情単語一覧に追加

4.1 Word2Vec を使用するためのモデル作成

4.1.1 モデル 1

1. 対象楽曲の歌詞を取得
2. Janome を用いて歌詞テキストから単語リストを生成
3. 生成したデータを用いて Word2Vec のモデルを作成するために学習を実施

モデル 1 では，対象楽曲のみでモデルを作成した．これを用いることで楽曲の特徴ベクトルの値をより明確化することを期待する．注意点として，対象楽曲のみでモデルを作成している事から，モデル内に含まれる感情カテゴリーの種類が増加することはない．例として，ある楽曲の歌詞に含まれる感情カテゴリーの種類が「喜び」と「悲しみ」のみであった場合，新たに別の感情カテゴリーに相当する感情単語が出現することはない．

4.1.2 モデル 2

1. 対象楽曲の歌詞を取得
2. 同アーティストの楽曲を全て取得し，それぞれにネガポジ判定を行い，対象楽曲と等しいの楽曲の歌詞を抽出
3. Janome を用いて取得した歌詞テキストから単語リストを生成
4. 生成したデータを用いて Word2Vec のモデルを作成するために学習を実施

モデル 2 は，対象楽曲に加えて，同アーティストにおける全ての楽曲から対象楽曲とネガポジ判定における値が等しい楽曲を抽出して作成した．モデル作成毎に使用する楽曲が増加するため，モデル 1 と比較してボキャブラリーが同様に増加している．これによってモデル 1 には含まれていなかった単語 (感情カテゴリー) が新たに追加された．

4.2 対象楽曲の歌詞から出現頻度の高い単語を取得

対象楽曲の歌詞を取得し，形態素解析器である MeCab を用いて分かち書きを行う．その後同様に MeCab を用いて，分かち書きを行なった歌詞テキストから出現頻度の高い単語を抽出する．ここでは，抽出する単語を名詞と動詞に分け，その中から出現頻度の高い単語上位 3 つずつ抽出した．



1	自分
2	世界
3	瞬間
4	変える
5	しまう
6	決める
7	

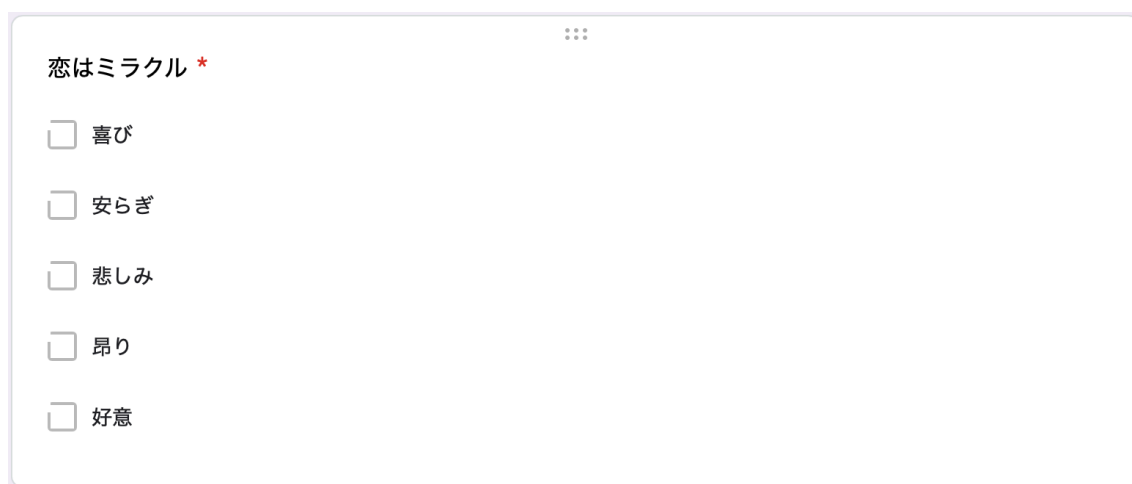
図 4.2: 頻出単語例

4.3 取得した単語を Word2Vec を用いて類似単語を抽出し，抽出した単語に感情単語が含まれていたら，対象楽曲の感情単語一覧に追加

Word2Vec を用いて，4.2 で抽出した単語との類似単語を抽出する．抽出した単語が感情単語リストに含まれていた場合，対象楽曲の取得感情単語として追加する．

第5章 実験

本研究において用意した楽曲とアンケート結果 (正解集合) をもとに実験を行う。先行研究 [2] をもとに、男性 8 人 (いずれも 20 代) を対象にアンケートを行った。使用する楽曲を 38 曲とし、これらの楽曲については被験者が普段聴取している楽曲からランダムに選曲した。楽曲は全て日本語歌詞を主とする歌唱曲とする。アンケート作成には、図 5.1 のように Google フォームを用いて作成した。図 5.2 にアンケートの回答例を示す。



恋はミラクル *

☐ 喜び

☐ 安らぎ

☐ 悲しみ

☐ 昂り

☐ 好意

図 5.1: アンケート質問例

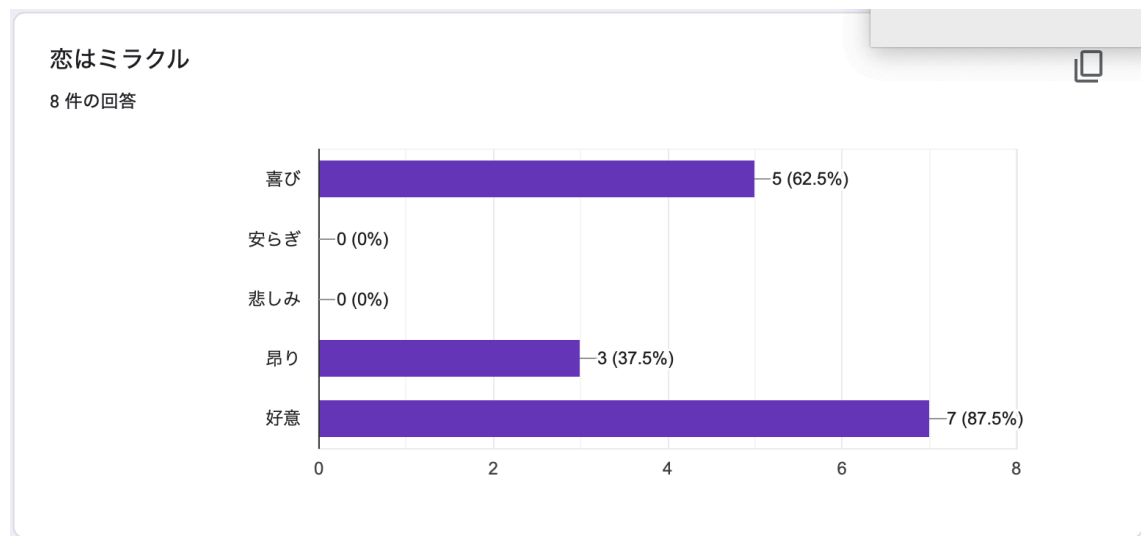


図 5.2: アンケート回答例

5.1 初期実験

まず始めに先行研究 [2][3] をもとに、歌詞から取得した感情単語の総数 [表 5.1] と、クラスタリングを行なった際の分類精度 [表 5.2] を示す。

表 5.1: 歌詞から取得した感情単語の総数

感情カテゴリー	喜び	悲しみ	安らぎ	昂り	好意	All
単語数	42	113	23	8	67	253

表 5.2: 各感情カテゴリーの分類精度

感情	再現率	適合率	F 値
悲しみ	50%	13%	21%
安らぎ	7%	25%	11%
昂り	43%	60%	50%
好意	14%	11%	12%

初期実験の結果から、実験 1 および実験 2 では、歌詞から取得する感情単語を 253 個以上取得し、各感情カテゴリーにおける分類精度の向上を目標とする。

尚、初期実験ではクラスタリングによる楽曲の分類を感情カテゴリー毎に行なった際に、喜びの特徴を持つクラスが現れなかった為、表 5.2 の分類精度からは除外している。

5.2 実験 1

5.2.1 5.1 に加えて提案手法 4.1.1 のモデル 1 を用いた分類

まず始めに実験 1 における、歌詞から取得した感情単語の総数 [表 5.3] を示し、クラスタリングを行なった際の分類精度 [表 5.4] を示す。

表 5.3: 歌詞から取得した感情単語の総数

感情カテゴリー	喜び	悲しみ	安らぎ	昂り	好意	All
初期実験	42	113	23	8	67	253
実験 1	58	153	32	8	97	348

表 5.4: 各感情カテゴリーの分類精度

感情	再現率	適合率	F 値
喜び	20%	33%	25%
悲しみ	75%	18%	29%
安らぎ	7%	33%	11%
好意	29%	25%	27%

初期実験と共通した感情カテゴリー「悲しみ, 安らぎ, 好意」全体の分類精度 [表 5.5] を示す.

表 5.5: 感情全体

感情	再現率	適合率	F 値
初期実験	24%	21%	16%
実験 1	38%	28%	25%

5.2.2 考察

実験 1 では, 取得単語の総数が初期実験と比較して 95 単語の増加が見られた. 特に取得単語の増加数が多かった悲しみの感情において F 値が 8%, 好意の感情において F 値が 15% の分類精度の向上が見られた. 表 5.5 で示した, 初期実験と共通した感情カテゴリー「悲しみ, 安らぎ, 好意」全体の分類精度においては, F 値が 9% 増加する結果となった. これらの結果から, 取得単語する感情単語の増加に伴って, 感情カテゴリー毎の分類精度の向上がみられ, 提案手法の有用性が明らかとなった.

5.3 実験2

実験1において、本提案手法における有用性が示されたことから、更なる楽曲の分類精度向上に向けて、Word2Vecを使用するためのモデルの改善を行う。

5.3.1 5.1に加えて提案手法4.1.2のモデル2を用いた分類

歌詞から取得した感情単語の総数 [表 5.6] を示し、クラスタリングを行なった際の分類精度 [表 5.7] を示す。

表 5.6: 歌詞から取得した感情単語の総数

感情カテゴリー	喜び	悲しみ	安らぎ	昂り	好意	All
初期実験	42	113	23	8	67	253
実験2	65	163	32	11	90	361

表 5.7: 各感情カテゴリーの分類精度

感情	再現率	適合率	F 値
喜び	40%	33%	36%
悲しみ	50%	14%	22%
安らぎ	7%	50%	12%
好意	29%	22%	25%

初期実験と共通した感情カテゴリー「悲しみ, 安らぎ, 好意」全体の分類精度 [表 5.8] に示す。

表 5.8: 感情全体

感情	再現率	適合率	F 値
初期実験	24%	21%	16%
実験2	31%	31%	23%

5.3.2 考察

実験2では、取得単語の総数が初期実験と比較して108単語の増加が見られた。喜び、悲しみにおける感情単語がより増加し、喜びカテゴリーのF値の向上が見られた。しかし悲しみカテゴリーにおいては再現率、適合率が低下し、それに伴ってF値も低下する結果となった。

感情全体の分類精度においても、実験1と比較してF値の向上が見られなかった。

また、モデルのボキャブラリーの増加は、取得単語の増加に繋がることが分かった。
しかし、モデルの作成に使用したネガポジ判定の結果は本提案に対して有用ではなく、更なる改善が必要である。

第6章 結論

6.1 まとめ

本研究では，歌詞中における感情単語の出現回数に着目し，従来よりも多く感情単語を取得する手法を示すことで楽曲の分類精度向上を目指した．結果として，行なった実験 1,2 において感情単語の出現回数の増加がみられた．

それに伴って初期実験と実験 1,2 において共通する感情カテゴリー全体の F 値も向上したこと [表 5.5][表 5.8] から，本提案手法に有用性があると言える．

実験 2 においては改善の余地がみられ，ネガポジ判定には今後別の手法を検討したい．

6.2 今後の課題

今回の実験では，正解集合の作成において被験者 8 名，楽曲数が 38 曲のみであった．被験者がすべて 20 代の男性であることから，実験対象とした楽曲において一定の偏りがあると考えられる．このことから，今後は被験者の年齢層と楽曲数を増やし，楽曲の分類における正当性を向上させる必要がある．

また，楽曲の歌詞と感情単語リストのマッチング処理において，感情単語が取得出来なかった楽曲なども存在したため，古屋瑞生ら [2] で行なっていた感情単語リストの拡張とも合わせて実験を行いたい．

参考文献

- [1] 歌詞情報を用いた歌の感情抽出手法の提案, 山田彬, 2011, 甲南大学知能情報学部知能情報学科卒業論文
- [2] 古屋瑞生・黄宏軒・川越恭二 (2014) 「歌詞情報に基づく聴取目的に応じた楽曲推薦システムの提案」, 情報処理学会第 76 回全国大会
- [3] 聴取目的に応じた音楽推薦のための歌詞からの音楽印象分類方法, 古屋瑞生・黄宏軒・川越恭二, DEIM Forum 2015 B8-1
- [4] 日常の音楽聴取における歌詞の役割についての研究, 森・数馬, 2010, 対人社会心理学研究. 10 P.131-P.137
- [5] 感情表現辞典, 中村 明, 東京堂出版, 456 ページ, 1979 年
- [6] 日本語感情表現辞書, 長岡技術科学大学, 自然言語処理研究室, 2018

謝辞

本研究の遂行及び本論文の作成にあたり、日頃より終始懇切なる御教授と御指導を賜りました山田考治教授に心より深く感謝致します。

数々の貴重な御助言と細かな御配慮を戴いた複雑系工学研究室 (山田研) 研究室の比嘉聖氏, 森井大介氏, 金城大輝氏, 幸地卓氏, ZHANG KUN 氏に深く感謝致します。

また一年間共に研究を行い、暖かな気遣いと励ましをもって支えてくれた複雑系工学研究室 (山田研) の奥濱君、上原君、川口君に感謝致します。

最後に、有意義な時間を共に過ごした情報工学科の学友、並びに物心両面で支えてくれた両親に深く感謝致します。

2020 年 3 月
具志堅大輝