

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^{††}

[†] 立命館大学大学院情報理工学研究科 〒525-8577 滋賀県草津市野路東1丁目1-1

^{††} 立命館大学大学院情報理工学部 〒525-8577 滋賀県草津市野路東1丁目1-1

E-mail: [†]is0086hk@ed.ritsumeai.ac.jp, ^{††}huang@fc.ritsumeai.ac.jp, ^{††}kawagoe@is.ritsumeai.ac.jp

あらまし 音楽には、集中力の向上やストレスの軽減といった運動能力向上効果、心理状態緩和効果があるといわれており、この影響を利用したスポーツや高齢者ケアの分野で精神面のサポートが行われている。近年、音楽情報科学として音楽検索や分類方法に関する研究が数多く行われているが、従来の音楽分類手法では、歌詞の存在しないクラシックの楽曲を使用したメロディ、テンポによる音楽分類が中心で、歌詞による音楽分類は少ない。しかし、歌詞にも作詞者の感情が込められておりメロディ、テンポと同様に音楽の重要な構成要素である。そこで、本論文では、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実現のために、歌詞情報に含まれる感情語に着目した音楽分類手法を提案する。歌詞に含まれる感情語の出現回数から算出した、楽曲の特徴ベクトルをクラスタリングすることで、感情別の音楽分類を実現する。

キーワード 感情分類, 歌詞情報, 情報推薦, 音楽

1. はじめに

現在、音楽には、集中力の向上や疲労、ストレスの軽減など人の心理状態や体に対して、様々な良い影響を与えることが確認されている。特に音楽が与える運動能力向上効果と心理状態緩和効果が注目されており、これらの効果を利用した音楽療法や音楽による精神面のサポートが、スポーツや高齢者ケア等の分野で導入されている。

音楽情報科学の分野において、音楽が与える影響や分類方法に関する研究が数多く行われている。しかし、これらの研究の大多数は音楽の曲調やテンポに基づき音楽感情との関連性を明らかにしたにすぎず、曲調、テンポと同様に音楽の重要な構成要素である歌詞を考慮していない。音楽に含まれる歌詞は、人の心理状態に影響を与える面が存在する。このため、歌詞と音楽感情との関連が明確になることで、音楽療法や音楽による精神訓練に適した楽曲がより明確になると考える。歌詞情報による楽曲の感情分類の有効性を明らかにするため、今回は歌詞情報のみを使用し、メロディやテンポなどの音響情報は使用しないものとする。

そこで本研究では、聴取者の気分、目的に応じた楽曲推薦システムのために音楽の歌詞情報に含まれる感情単語に着目した音楽分類を行う。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、歌詞情報に基づいた音楽分類の実現を実現する。分類結果と聴取時の印象を比較することにより、本手法の有効性を示す。本提案手法の実現により、聴取時の気分高揚や緊張緩和など聴取者の目的に応じた楽曲推薦の精度が向上されることが考えられる。

2. 関連研究

本章では、音楽が持つ感情と人に与える影響についての研究を述べる。2.1節で歌詞情報を用いた研究を述べ、2.2節で音楽

を構成する要素と人の気分を与える影響の研究について述べる。最後に2.3節で既存研究の問題点と解決策について述べる。

2.1 歌詞情報を用いた研究

Dan Yang ら [1] は、音楽から感情を抽出する方法について研究を行った。彼らは機械学習を用いて感情分析を行うことによって、感情分類における音楽と歌詞情報間の関連性及び、その違いを発見した。

Matt McVicar ら [2] は、音楽の推薦、分類のために音楽と歌詞の関連性について研究を行った。彼らは音楽と歌詞の2つの特徴から共通点を発見することにより、音楽と歌詞の関連性を求めた。

2.2 音楽を構成する要素と人に与える影響

Balkwill, L. L. [3] は音楽のメロディとテンポに着目し、人の感情に与える影響について研究を行った。彼らは聴取者が受けた印象と音楽のメロディ、テンポの関連性を調査した。この研究により、テンポが速い曲は気分を活発にさせ、テンポが遅い曲は気分を落ち着かせる効果があることを示した。また、シンプルなメロディは喜びや落ち着きを、複雑なメロディは怒りや悲しみの感情を与えることを示した。

2.3 既存研究の問題点と解決策

2.1節で述べた研究は音楽と歌詞の関連性については明らかにしているが、楽曲分類の実現には至っていない。また、2.2節で述べた研究は曲のテンポやメロディに基づいた楽曲分類であり、歌詞情報については全く考慮されていない。そこで本研究では、音楽の歌詞情報に含まれる単語が表す感情に基づいて楽曲分類の実現を行う。

3. 歌詞情報に基づく楽曲の感情分類方法

本章では、音楽の歌詞情報に含まれる単語から、楽曲を感情別に分類するまでの流れを説明する。図1に本提案手法の分類手順を示す。

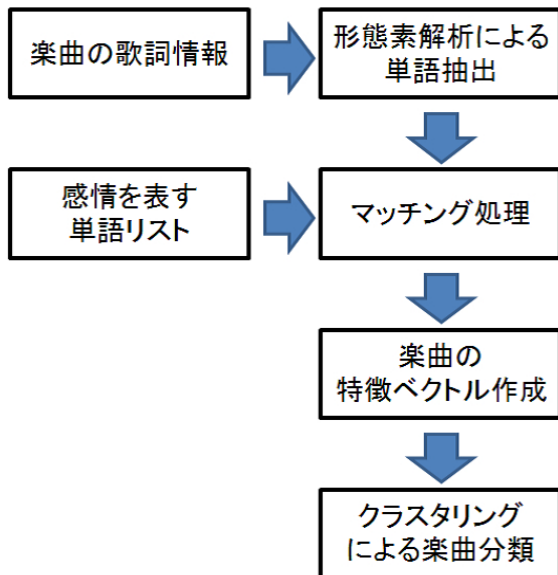


図 1 分類の流れ

図 1 に示すように、本手法では以下の 4 つの処理によって楽曲分類を行う。

- 形態素解析による単語抽出
- マッチング処理
- 楽曲の感情を表す特徴ベクトル作成
- クラスタリングによる音楽分類

3.1 感情単語リストの作成

まず、前処理としてマッチング処理に使用するための、各感情を表す感情単語リストを作成する。感情単語リストの作成には、中村明氏の感情表現辞典 [4] に含まれる感情単語を使用した。使用した単語数は 724 単語である。抽出単語は感情表現辞典の中で、1 単語で表されている単語である。感情単語のカテゴリーは、喜び、安らぎ、悲しみ、昂り、好意、怒り、恥、嫌悪、驚き、恐怖の 10 種類である。表 1 に感情カテゴリー別の単語数と単語の例を示す。

表 1 単語リスト

感情カテゴリー	単語例	単語数
喜び	嬉しい, 楽しい, 笑う	99
悲しみ	涙, 寂しい, 泣く	90
安らぎ	和む, 落ち着く, 気楽	70
怒り	叱る, 慍然, 睨む	67
昂ぶり	高揚, 興奮, ときめく	75
好意	優しい, 敬う, 友情	72
嫌悪	憎しみ, 悩む, 苦しい	113
恐怖	怯え, 臆病, 心配	63
驚き	慌てる, 動揺, 呆れる	40
恥	俯く, 赤面, 冷や汗	35

3.2 形態素解析による歌詞の感情抽出

歌詞情報を単語ごとに抽出するために、形態素解析エンジンの Mecab を用いて形態素解析を行う。今回は感情単語リストに含まれている単語の品詞である、名詞、動詞、形容詞、形容動詞の 4 つの品詞を対象に単語抽出を行う。

3.3 マッチング処理

歌詞情報の中での感情単語の出現回数を求めるためのマッチング処理について述べる。形態素解析によって抽出された歌詞情報に含まれる単語と 3.1 節で作成した感情単語リスト間でマッチング処理を行う。マッチング処理によって、歌詞情報が感情単語リストの単語と一致した回数を感情カテゴリー別にカウントする。

3.4 特徴ベクトルの作成

音楽の感情を表す特徴ベクトルの作成について述べる。特徴ベクトルの要素は、3.3 節のマッチング処理によりカウントした、各感情に含まれる単語の一致回数 $A_i = (A_1, A_2, \dots, A_{10})$ が歌詞情報の総単語数 B に占める割合とする。式 (1) に特徴ベクトル算出の式を示す。

$$X = \left(\frac{A_1}{B}, \frac{A_2}{B}, \dots, \frac{A_{10}}{B} \right) \quad (1)$$

3.5 クラスタリング

楽曲を類似した印象を持つ楽曲の集合に分類するため、3.4 節で作成した各楽曲の特徴ベクトルに対して、k-means と ward 法の 2 種類のクラスタリングを行い楽曲分類を行う。各楽曲において、特徴ベクトルの上位 2 位までの感情を、その楽曲が持つ感情とする。また、クラスタリングにより、分類されたクラス集合内の全ての曲が共通して持っている感情を、そのクラスターの持つ感情とする。

4. 日本語歌詞を対象とした評価実験

本章では、評価実験の内容を述べる。評価実験は、男性 8 人と女性 2 人の被験者 10 人 (いずれも 20 代) を対象に行った。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日本語歌詞の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 10 種類の感情の中から 1 つ以上選択してもらった。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。表 2 に実験の結果を示す。

表 2 実験結果

感情カテゴリー	喜び	安らぎ	悲しみ	好意	昂ぶり
回数	115	213	146	119	149
感情カテゴリー	怒り	恐怖	恥	驚き	嫌悪
回数	13	37	12	9	11

表 2 より、喜び、安らぎ、悲しみ、好意、昂ぶりの感情が被験者に多く選択され、他の感情はほとんど選択されなかった。そこで、本実験では喜び、安らぎ、悲しみ、好意、昂ぶりの 5 つの感情を使用しクラス数も感情数と同じ 5 つとした。

4.1 評価方法

本節では、実験の評価方法について述べる。実験結果の評価は、3.5節で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う。分類精度はF尺度を用いることによって求める。なお、被験者に各楽曲を聴取した後に、楽曲の感情カテゴリーを選択してもらい、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。

4.2 目標値

本実験の目標値を山田の研究における分類精度とする。この分類精度は手動の分類で、被験者が歌詞情報だけを読んで感じた印象に対して求めた分類精度である。そこで、本実験では、この分類精度を目標値と定め楽曲聴取に対する印象で同等の分類精度を得ることを目標とする。表3に山田の研究における分類精度を示す。

表3 山田の手法における分類精度 [5]

再現率	適合率	F 値
45 %	43 %	44 %

4.3 実験結果

本節では、評価実験における本提案手法の分類精度を示す。クラスタリングによる分類で得られた、喜び、悲しみ、昂ぶり、好意の感情カテゴリーについて前節で述べた評価方法により求めたk-meansとward法の分類精度を表2に示す。また、k-meansにおける感情別に求めた分類精度を表3に示す。なお、安らぎの感情カテゴリーについては、被験者がこの感情カテゴリーに設定した楽曲がなく、対応する分類クラスターが存在しなかった。このため、表3と表4では、評価尺度算出の対象外としている。

表4 分類精度

手法	再現率	適合率	F 値
k-means	27.7%	39.0%	32.4%
ward	24.3%	36.0%	29.0%

表5 感情別分類精度

感情	再現率	適合率	F 値
喜び	27.3%	37.5%	31.6 %
悲しみ	36.7%	55.0%	44.0 %
昂ぶり	20.0 %	37.5 %	26.1 %
好意	22.2%	26.1 %	24.0 %

4.4 考察 1

本節では評価結果の考察を行う。表3に示す、k-meansとward法の比較では、k-meansがより高い分類精度が示された。しかし、目標値に比べて11.6%低い値であり改良が必要であることが得られた。また、表4より、感情別の分類精度では、悲しみの感情において、目標値の値が得られた。また、他の感情カテゴリーでは目標値を下回る結果を得た。特に再現率が大きく下回っており改良が必要だという結果が得られた。

4.5 単語リストの拡張

評価実験において、再現率の値が低かったため、再現率の向上を目指し単語リストの拡張を行う。単語リストの拡張には、WordNetとWeblioの2種類の類似語辞書を用いて、作成した単語リストの類似語を検索・追加することによって行った。表6に単語リストの拡張による単語数の変化を示し、表7、表8に単語リスト拡張後の分類精度を示す。

表6 感情単語リストの拡張による感情単語数の変化

感情	拡張前	拡張後
喜び	99 単語	132 単語
悲しみ	90 単語	139 単語
安らぎ	70 単語	92 単語
昂ぶり	75 単語	118 単語

表7 単語リストの拡張による分類精度の変化

感情	拡張前	拡張後	目標値
再現率	27.7 %	46.3 %	45.0 %
適合率	39.0 %	41.3 %	43.0 %
F 値	32.4 %	43.7 %	44.0 %

表8 感情別分類精度

感情	喜び	悲しみ	昂ぶり	目標値
再現率	45.5 %	80.0 %	13.3 %	45.0 %
適合率	55.6 %	37.5 %	40.0 %	43.0 %
F 値	50.0 %	51.1 %	20.0 %	44.0 %

4.6 考察 2

表7より、単語リストを拡張することによって、分類精度が向上したという結果を得た。特に再現率で18.6%、F値で11.3%と大幅な分類精度の向上を得た。また、F値において目標値と同等の分類精度を得た。表8より感情別の分類精度では、喜びと悲しみの感情で目標の分類精度を上回る分類精度を得た。一方で昂ぶりの感情では目標値を下回る結果となった。この原因が本手法の分類にあるのか、歌詞以外の要素によるものなのか更なる検証が必要である。

5. 英語の歌詞に対する感情分類

前章で述べた分類手法は日本語の歌詞のみにしか対応しておらず、英語の歌詞には対応していなかった。本章では、英語の歌詞に対する楽曲分類を実現するための分類手法について述べる。英語の歌詞に対する分類では、以下の2点について日本語の歌詞に対する分類から変更を行った。

- 英語の感情単語リストの作成
- 評価実験に使用する音楽データセット

この2つはともに日本語の歌詞に対応したものであったため、英語の歌詞に対する感情分類を行うために新たに作成および用意をした。形態素解析による感情抽出、マッチング処理、特徴ベクトル作成、クラスタリング処理については日本語の歌詞に対する分類時と同様に行った。

英語の歌詞の感情を表現する感情的な単語リストを作成するために、WordNet-affect [6] を使用する。WordNet-affect は英語の語彙データベース WordNet の言葉に感情的な情報を付与した辞書である。使用する感情カテゴリーは joy, sadness, calm, excitement, afraid, anger, depression, peace の8つの感情である。これらの感情の中で、1単語のみで表されている単語を使用して感情単語リストを作成した。

6. 英語歌詞を対象とした評価実験

この章では、評価実験について述べる。英語の歌詞に対する分類方法の精度を得るために、2つの評価実験を行った。1つ目の実験 (EXP-1) は、日本語の歌詞の分類に使用した感情と同じ感情のについて、分類精度を求める評価実験である。2つ目の実験 (EXP-2) は、ポジティブ・ネガティブ、活動的・非活動的の二次元感情空間を用いた評価実験である。

6.1 データセット

評価実験に用いる音楽のデータセットとして60曲の洋楽のポップスソングを使用した。これらの楽曲は、大規模音楽データベースサイトの All music [7] に含まれている楽曲である。評価に使用する感情につき15曲ずつを使用した。評価に用いる正解感情は All music で定義されている感情とする。

6.2 実験1 (EXP-1)

本節では、各感情に対して分類精度を求めた評価実験の評価結果について述べる。この実験で用いた感情カテゴリーは Joy, Calmness, Sad, Excite の4つの感情カテゴリーである。これらの感情カテゴリーは、日本語の歌詞に対しての分類の評価実験で用いたものと同じである。実験の評価は、分類された楽曲の集合と正解集合間で分類の精度を算出することにより行った。私たちは、All music 内で定義された各カテゴリーの楽曲15曲ずつ計60曲を使用した。結果を表9に示す。表9より、精度の値が日本語の歌詞を用いた手法のものよりも低いことが明らかである。また、最大のF値も18.8%に留まり、ランダムな推測値の25%を下回った。

表9 感情別分類精度 (EXP-1)

感情カテゴリー	Joy	Calmness	Sad	合計
再現率	6.7 %	13.3 %	20.0 %	13.3 %
適合率	16.7 %	20.0 %	17.6 %	18.2 %
F 値	9.5 %	16.0 %	18.8 %	15.4 %
楽曲数	6	10	17	33

6.2.1 実験1の考察

表8より、日本語の分類と同じ感情カテゴリーを用いた評価の結果は、低い値を示した。この理由としては、歌詞に感情的な単語リストと一致する単語が少なく、感情を抽出することがで

きない曲が多くあったため、60曲の約半分である27曲から感情を抽出できなかった。具体的には、英語の感情単語リストでは、日本語の感情単語に含まれる感情単語数の481単語と比べて、はるかに少ない296単語しか感情単語がない。そこで、感情単語リストの単語数を増加させる方法を考える必要がある。以下の実験2はこの観点から、改良された方法の有効性を確認するために行った。

6.3 実験2 (EXP-2)

各感情の単語数を増加させるために、二次元感情空間によって感情カテゴリーの数を増加させた。この増加は、使用する感情単語辞書リスト内の感情単語と歌詞中の単語のマッチング処理に多くの影響を与える。二次元空間は、2つの独立した軸である、ポジティブ・ネガティブの軸と活動的・非活動的の軸から構成されている。二次元空間を使用した、この分類方法により、感情単語リストの単語数を増加させることができる。これは、音楽の感情抽出の割合の増加につながると考えられる。また感情の分類では、Fuら[8]の研究で使用されているRussellの感情分類モデル[9]を使用する。図2に、Russellの感情分類モデルを示す。この実験で使用した感情カテゴリーは、実験1で使用されたJoy, Calmness, Sad, ExciteにAnger, Afraid, Depression, Peaceを加えた8種類である。この感情カテゴリーの増加により、感情単語リスト内の感情単語の数は、694単語に増加した。これらの8つの感情カテゴリーをRussellの感情モデルに依拠して、2次元に分類する。表10に2次元空間における感情分類マップを示す。

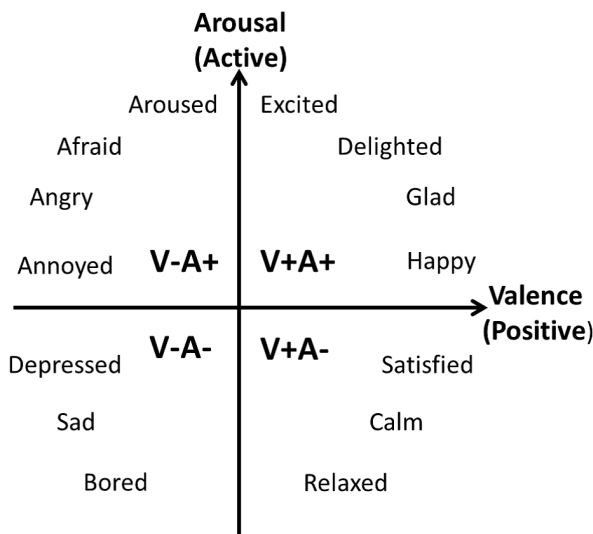


図2 Russellの感情分類モデル [9]

表10 2次元空間における感情分類マップ

カテゴリー	感情の種類
V+A+	Joy, Excitement
V-A-	Calm, Peace
V-A+	Afraid, Anger
V-A-	Sadness, Depression

次に、それぞれの曲に対して感情を表す特徴ベクトルを作成する。特徴ベクトルの計算式を式 2 に示す。

$$(Valence, Arousal) = \frac{|V+| - |V-|}{N}, \frac{|A+| - |A-|}{N} \quad (2)$$

V+ : ポジティブな感情の出現回数
V- : ネガティブな感情の出現回数
A+ : 活動的な感情の出現回数
A- : 非活動的な感情の出現回数
N : 歌詞の総単語数

音楽は特徴ベクトルに対して、クラスタリング手法の ward 法を用いて分類した。評価実験には各感情が定義されている各 15 曲ずつ計 60 曲を使用した。表 11 に、実験の結果を示す。

表 11 感情別分類精度 (EXP-2)

感情カテゴリー	V+A+	V+A-	V-A+	V-A-	合計
再現率	6.7 %	13.3 %	60.0 %	20.0 %	25.0 %
適合率	16.7 %	20.0 %	64.3 %	33.3 %	38.5 %
F 値	9.5 %	16.0 %	62.1 %	25.0 %	30.3 %
楽曲数	6	10	14	9	39

6.3.1 実験 2 の考察

表 11 が示すように、怒りや恐怖の感情を表す V+A-感情カテゴリーが、4 つの感情のカテゴリーの中で最も高い分類精度を示すことが得られた。この結果から、怒りと恐怖の感情は他の感情のカテゴリーに比べ、直接的な感情表現の単語が多く使用されることが考えられる。したがって、感情辞書に含まれる感情単語を使用した感情抽出が有効であり、高精度の値となった。本手法では、この感情カテゴリーに対して良い結果を得たが、他の感情カテゴリーの感情抽出は、依然として悪いという改良すべき課題が残っている。特に、全体の 3 分の 1 の楽曲にあたる、21 曲の楽曲から感情を抽出することができなかった。

表 12 に、Hu の方法と分類精度を比較した結果を示す。Hu らは、中国の歌の歌詞を用いて同様の感情分類の実験を行った。彼らはファジィクラスタリングといわれるクラスタリング手法を使用して分類精度を求めた。彼らの結果と比べて V+A+と V-A-の感情カテゴリーでは低い F 値が得られたが、V+A-と V-A+の感情カテゴリーでは、より高い F 値を得た。感情カテゴリーごとに、分類精度の差が存在することは興味深い。英語の歌詞における V-A+の感情カテゴリーの分類精度は、中国の歌における分類精度よりも優れており、中国の歌での V+A+における分類精度は、英語の歌の分類精度よりも優れていた。この違いの原因が、文化の特徴に関連しているものであるかどうか、V+A-と V-A-の感情カテゴリーの分類精度は単語リストの単語数をさらに増加させることで向上するのか、70% 以上の分類精度を得るためにはどうすればいいかという点についてはさらなる調査が必要である。

表 12 Hu ら [8] の手法との分類精度の比較

感情カテゴリー		Hu らの手法	提案手法
V+A+	再現率	68.6 %	6.7 %
	適合率	71.0 %	16.7 %
	F 値	69.8 %	9.5 %
V+A-	再現率	75.0 %	13.3 %
	適合率	5.5 %	20.0 %
	F 値	10.2 %	16.0 %
V-A+	再現率	32.7 %	60.0 %
	適合率	65.5 %	64.3 %
	F 値	43.7 %	62.1 %
V-A-	再現率	27.8 %	20.0 %
	適合率	31.2 %	33.3 %
	F 値	29.4 %	25.0 %

7. 非感情単語の活用による感情単語リストの拡張

本章では、感情単語の少なさにより、感情抽出が出来ない楽曲が存在するという課題解決に向けた、感情単語リストの拡張方法について述べる。感情単語リストの拡張のために、類似度を用いた非感情単語の感情推定を行う。非感情単語と感情単語の単語間類似度を求めることにより、非感情単語の中から感情単語との類似度が高い単語を求め、その非感情単語を感情単語として、感情単語リストに追加する。単語間類似度の算出は、自然言語処理ツール NLTK[12] の path similarity を用いて、WordNet における同義語集合の synset 間で類似度計算を行うことによって求める。単語間類似度の算出式を式 3 に示し、単語間類似度算出の具体例を図 3 に示す。

$$\text{単語間類似度} = \frac{1}{\text{dist}(\text{wordA}, \text{wordB}) + 1} \quad (3)$$

dist(word A, word B) : 2 単語共通の上位語への距離

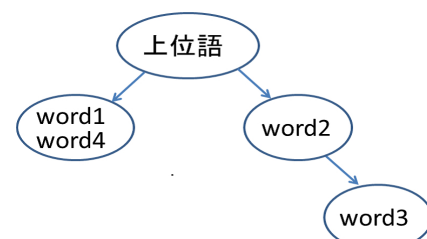


図 3 単語間類似度算出の具体例

図 3 より、word1 と word2 の 2 単語はともに共通の上位語への距離が 1 である。よって式 3 の算出式より、単語間類似度は 0.5 となる。また、word1 と word3 では、word3 の方が共通の上位語への距離が 2 と長いので、距離は 2 となり、単語間類似度は 0.33 となる。さらに、word1 と word4 のように共通の synset に両方の単語が含まれている場合は距離が 0 となり、単語間類似度は 1 となる。今回は単語間類似度が 0.5 以上の単語を感情単語

語との関連性が強い単語として感情単語リストに追加した。この方法により単語数が 296 単語から 352 単語に増加した。非感情単語を利用した分類精度について表 13 に示す。評価実験は実験 1 と同様の内容で行った。

表 13 非感情単語の利用による分類精度の変化

感情	拡張前	拡張後
再現率	13.3 %	26.7 %
適合率	18.2 %	21.6 %
F 値	15.4 %	23.9 %

表 13 より、非感情単語を利用することで分類精度は向上した。しかし、依然として分類精度は低く、非感情単語を利用した感情抽出について、更なる改善が必要である。

8. おわりに

本研究では、楽曲の歌詞情報に含まれる感情単語の観点から楽曲の分類を行った。感情単語の出現回数から特徴ベクトルを作成し、クラスタリング手法を用いることで、感情別の楽曲分類を実現した。また、評価実験において、喜び、悲しみの感情で目標の分類精度を上回る分類精度を得ることで、本分類手法の有効性を示した。さらに、英語の歌詞に対する楽曲の分類手法および分類精度を向上させるための改良された方法を提案した。特に、本提案方法が、怒りと恐怖を示す、V+ A-の感情カテゴリーにおいて効果的な楽曲分類ができるという結果を得た。今後は、楽曲分類の精度向上のために、感情単語だけではなく、非感情単語を利用することで感情単語リストを拡張し、さらなる楽曲の感情抽出に取り組む。また、今回は評価実験において、20 代を対象としたため使用楽曲も 20 代対象の楽曲であった。他の年代の楽曲の分類も行うことで、年代ごとの楽曲の特徴についても調査していきたい。

文 献

[1] Dan Yang, Won-Sook Lee, Music Emotion Identification from Lyrics Multimedia ISM '09. 11th IEEE International Symposium on, 624 - 629, 2009

[2] Matt McVicar, Tim Freeman, Tijn De Bie, Mining the Correlation between Lyrical and Audio Features and the Emergence of Mood, 12th International Society for Music Information Retrieval Conference ISMIR 2011, 783-788, 2011

[3] Laura-Lee Balkwill, William Forde Thompson, A cross-cultural investigation of the perception of emotion in music: Psychophysical and cultural cues, Music Perception vol.17, 43-64, 1999

[4] 感情表現辞典, 中村 明, 東京堂出版, 456 ページ, 1979 年

[5] 山田彬, 歌詞情報を用いた歌の感情抽出手法の提案, 甲南大学知能情報学部知能情報学科卒業論文, 2011

[6] C. Strapparava and A. Valitutti. Wordnet-affect: an affective extension of wordnet. In Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation, Lisbon, 2004.

[7] "All Music" Available from <http://www.allmusic.com>. (accessed 2014-10-14)

[8] Yajie Hu, Xiaou Chen and Deshun Yang. Lyric-Based Song

Emotion Detection With Affective Lexicon And Fuzzy Clustering Method, 10th International Society for Music Information Retrieval Conference ISMIR, Kobe, Japan, October 26-30, 2009.

[9] Russell James. A circumplex model of affect. journal of Personality and Social Psychology, 39(6):1161-1178, 1980)

[10] Rudolf Mayer, Andreas Rauber. Musical Genre Classification by Ensembles of Audio and Lyrics Features, 12th International Society for Music Information Retrieval Conference. ISMIR, Miami, Florida, USA October 24-28, 2011.

[11] 古屋 瑞生, 黄 宏軒, 川越 恭二, 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, 第 76 回情報処理学会全国大会, 東京, 4N-9, 2014 年 3 月 12 日.

[12] Natural Language Processing with Python, Bird, Steven, Edward Loper and Ewan Klein, O' Reilly Media Inc, 512 Page, 2009