

トピックモデルと感情推定を活用した ネガティブ感情軽減のための 音楽推薦システムの開発

Development of a Music Recommendation System to Reduce Negative Emotions
Using Topic Models and Emotion Estimation

水上 和秀 (Kazuhide Mizukani)
u355020@st.pu-toyama.ac.jp

富山県立大学大学院 工学研究科 電子・情報工学専攻 情報基盤工学講座

N210, 09:30-10:00 Thursday, February 13, 2025.

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

1. はじめに

2/32

研究の背景

- 現代社会において、個人の幸福感や健康は感情のバランスに大きく影響される。特に、ストレスや悲しみなどのネガティブな感情が強くなると、やる気・集中力の低下、うつ病などの心理的な問題が悪化する恐れがある。
- ネガティブな感情を軽減する方法の1つとして音楽を聴くことがあげられる。音楽を聞くことによってネガティブな感情を軽減させることがわかっている。



・意欲
・感情
・うつ病
・PTSD
・PTG など



・疲労
・不眠
・交感神経
・免疫機能
・心身症 など



・記憶力
・創造性
・判断力
・意思決定
・チーム意識
・エラー など

ネガティブな感情による影響



音楽を聴くことによる効果

1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

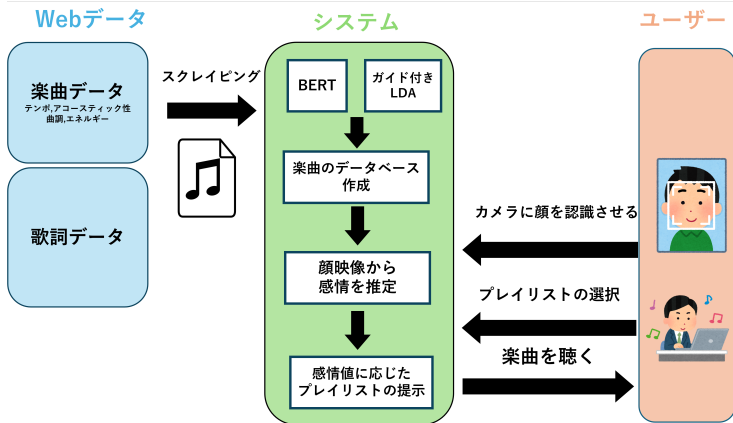
5. 数値実験

6. おわりに

研究の目的

ユーザのネガティブ強度に応じた特徴量を持つ音楽を推薦するシステムの開発を行う

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



2.1 音楽が感情・心理に与える影響 1/4

4/32

音楽を用いたネガティブ感情の軽減のアプローチ

- 能動的音楽療法
音楽を自分で演奏したり歌ったりすることでストレスを抑制する手法
- 受動的音楽療法
音楽を聴くことによってリラクゼーションや心理的な回復を促進する手法

受動的音楽療法から、ユーザの感情にあった音楽を推薦する。



能動的

既成の曲や即興演奏などで
実際に歌う、楽器演奏する、
身体を動かす、音楽づくりなど



受動的

音楽を聴くことで
リラクゼーション、瞑想、
精神治療など

2.1 音楽が感情・心理に与える影響 2/4

5/32

音楽の特徴量による感情の影響 1/2

音楽の感情的効果はいくつの特徴量に影響される。主な特徴量として、テンポ、曲調、エネルギー、アコースティック性、そして歌詞の内容が挙げられる。

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

テンポ

1分間の曲の拍数(BPM)



- ・ 速いテンポの曲
→ 気分の向上を促進
- ・ 遅いテンポの曲
→ 副交感神経の活性化、深いリラックス効果

曲調

音階による音の響き

長調 → 明るいメロディー
短調 → 暗いメロディー



- ・ 長調の曲
→ リラックス効果や気分の向上をもたらす
- ・ 短調の曲
→ 感情を穏やかに整える効果がある

エネルギー

音楽が持つ「活力」や「力強さ」を示す指標



- ・ エネルギーが高い曲
→ 喜び、興奮、活力といった感情を感じやすくなる
- ・ エネルギーが低い曲
→ ストレスや緊張を緩和する効果がある

2.1 音楽が感情・心理に与える影響 3/4

6/32

音楽の特徴量による感情の影響 2/2

音楽の感情的効果はいくつの特徴量に影響される。主な特徴量として、テンポ、曲調、エネルギー、アコースティック性、そして歌詞の内容が挙げられる。

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

アコースティック性

曲がどれだけ自然な楽器の音、または生音に近い
かを示す指標



- ・ アコースティック性の高い音楽
→ リラックスを促し、気分が改善される
- ・ アコースティック性の低い音楽
→ 活力や興奮を促進する

歌詞

音楽に含まれる歌詞の内容



- ・ ポジティブな歌詞
→ 気分を向上させ、ストレスや不安を軽減する効果がある
- ・ ネガティブな歌詞
→ 共感が生じ悲しみが軽減される

2.1 音楽が感情・心理に与える影響 4/4

7/32

同質の原理

音楽による効果は、その時に聞く人の現在の感情状態に大きく依存する。音楽による気分の変化について、「同質の原理」が提唱されている。

- 人は自分の感情状態に似た特徴を持つ音楽を選び、その音楽を聴くことで感情が安定するという効果がある原理

ネガティブな感情が強いとき

- ・ テンポが遅い曲
- ・ 悲しい歌詞
- ・ 暗いメロディー
- ・ アコースティック性が高い曲
- ・ エネルギーが低い曲



ネガティブな感情が中程度のとき

- ・ テンポが少し早い曲
- ・ 少し明るい歌詞
- ・ 少し明るいメロディー
- ・ アコースティック性が少し低い
- ・ エネルギーが少し高い曲



ネガティブな感情が少ないとき

- ・ テンポが速い曲
- ・ 明るい歌詞
- ・ 明るいメロディー
- ・ アコースティック性が低い曲
- ・ エネルギッシュな曲



1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

5. 数値実験

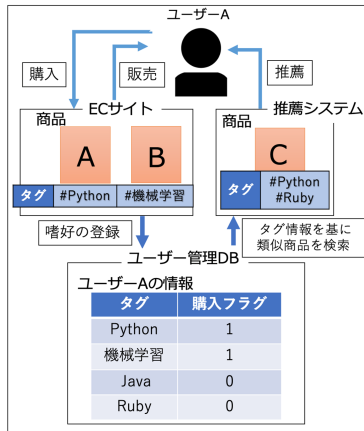
6. おわりに

2.2 音楽及び他分野における推薦システムの事例

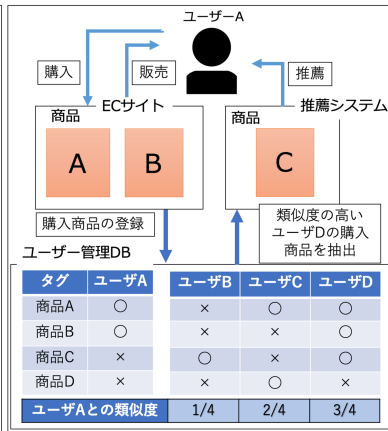
8/32

音楽分野や EC サイトなどの分野で情報推薦推薦システムが存在する．多種多様な消費者のニーズに応えるための手段の 1 つである情報推薦システムの嗜好予測方法が複数ある．

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



コンテンツベースフィルタリング



協調フィルタリング

2.2 音楽及び他分野における推薦システムの事例

9/32

推薦システムの事例

■ Amazon の推薦システムの事例

→コンテンツベースフィルタリング、協調フィルタリングを用いて、商品を購入した人に対して、商品の特徴や属性の類似した商品を推薦している

■ Spotify の推薦システムの事例

→ Spotify はユーザのプレイリスト、再生履歴、楽曲への「いいね」などの行動データを分析し、似たような嗜好を持つユーザが気に入った楽曲を推薦している

既存の推薦システムの問題点

既存の推薦システムは、主に過去のユーザデータや他のユーザの行動履歴に基づいてアイテムを推薦することが多く、現在のユーザの感情状態を考慮し、その感情に合った情報を推薦する

1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

2.3 感情分析の手法

10/32

感情分析

感情分析とはデータから人々の感情的な状態や意図を抽出し、それを定量的・定性的に分析する技術のことである。感情分析の対象は、テキストや音声、表情、生体情報などがある。

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

感情認識・解析するデータの種類



文章



声



表情



生体データ

3.1 テキストからの感情分析

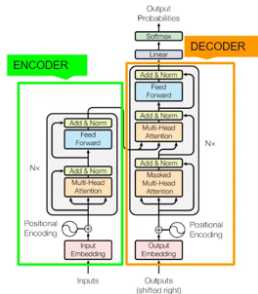
11/32

BERT による歌詞の感情分析

曲の歌詞は感情に影響を与えることが示されており、その影響は感情値によって異なっている。

本研究では歌詞を Bidirectional Encoder Representations from Transformers(BERT) を用いて感情分析を行い、歌詞の感情値を推定する

- Transformer の Encoder 部分のニューラルネットワークを利用している自然言語処理モデルであり、文中の各単語が他の全ての単語とどのように関連しているかを捉えることができる



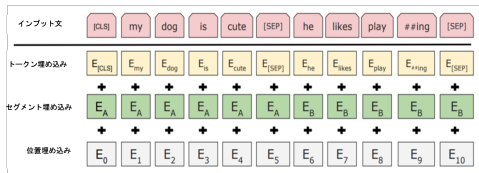
3.1 テキストからの感情分析 2

12/32

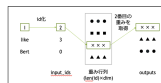
BERT の入力部分

テキストを入力する際、テキストを単語ごとに分割し、「トークン埋め込み」、「セグメント埋め込み」、「ポジション埋め込み」を加えて、埋め込みベクトルに変換する。これにより、文の意味を捉えつつ、単語の順序や文のつながりも考慮したベクトルを得ることができる

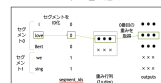
- トークン埋め込み: 単語の id ごとの重み行列を掛ける
- セグメント埋め込み: 文章の番号ごとに重み行列を掛ける
- ポジション埋め込み: 単語の番号ごとに重み行列を掛ける



BERTの入力部分



トークン埋め込み



セグメント埋め込み



位置埋め込み

1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

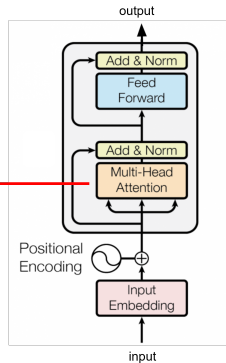
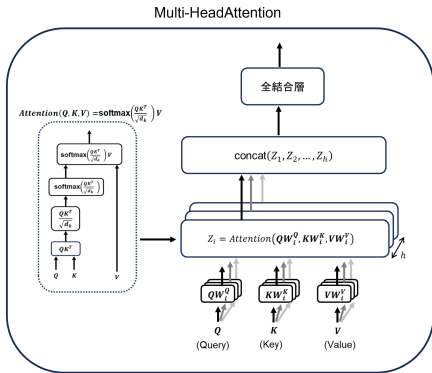
3.1 テキストからの感情分析 3

13/32

BERT の処理部分

入力された埋め込みベクトルは

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



TransformerのEncoder部分

3.2 画像からの感情分析 1/3

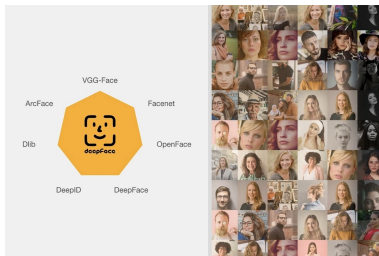
14/32

DeepFace による感情分析

本研究では DeepFace を用い、表情からユーザの 7 つの感情極性 (「怒り」「悲しみ」「喜び」「驚き」「恐れ」「嫌悪」「ニュートラル」) を検出する。そして、それぞれのスコアをもとにユーザのネガティブ強度を算出する

- Python 用の学習済みの顔認識ライブラリで、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いて顔の特徴を抽出し、埋め込みベクトル間の距離計算で表情の分析を行う

DeepFace では「3D アライメント」「8 層の CNN」を用いて特徴量を抽出する



DeepFace

1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

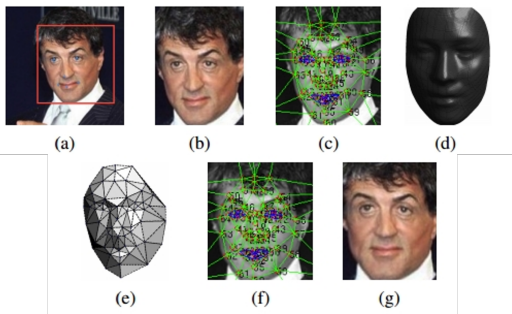
3.2 画像からの感情分析 2/3

15/32

3D アライメントを用いた処理

入力された画像は 3D アライメント技術を用られる

顔画像から 67 個の基準点を抽出し、汎用 3D 形状モデルに照らし合わせることで正面画像に変換される
→これにより正面を向いていなくても正面を向いた姿を推定できる



3Dアライメントの流れ

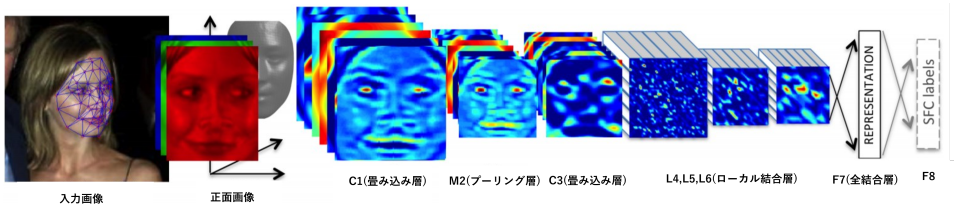
1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

3.2 画像からの感情分析 3/3

16/32

入力画像から特徴量取得

- 入力された画像は 8 層の CNN により 4096 次元の特徴量ベクトルが抽出される
- 特徴量により 7 つの感情 (喜び、悲しみ、怒り、驚き、恐怖、中立) の感情の確率を推定。



1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

3.3 トピックモデルによるトピック分類

17/32

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

LDA

LDA (Latent Dirichlet Allocation、潜在ディリクレ配分法) は、文書の潜在的なトピック構造を発見するための確率的生成モデルである。LDA は、文章がどのように生成されるかを仮定し、文書中に出現する単語の頻度からそのトピックを推定する手法である。LDA の生成モデルは、以下の過程を経て文章が生成されると仮定する。

3.3 トピックモデルによるトピック分類

18/32

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

LDA による考え

- 各文章 d_i は、いくつかのトピックから成り立っていると仮定する。
- 各トピック k は、特定の単語分布を持っていると仮定する。
- 各文書内の単語は、文書に関連するトピックから選ばれ、そのトピックに関連する単語分布から生成されると仮定する。

3.3 トピックモデルによるトピック分類

19/32

ガイド付き LDA

LDA では、クラスタのトピックの割り当てを自動で行われる。ガイド付き LDA は、クラスタにトピックに関連した単語 (予約語) を設定することにより、任意のトピックに分類することができる。

```
#各トピックの定義
topic=["恋愛","青春","応援","友情","絶望、孤独","夢、目標","人生","ストーリー","季節、情景描写","地名場所"]

# シードワードの定義 (各トピックに10個のシードワードを追加)
seed_topics = {
    0: ["愛","好き","ハート","恋","感情","心","思い","抱く","涙","運命"], # 恋愛
    1: ["青春","夏","青春時代","友情","希望","未来","夢","仲間","熱い","冒険"], # 青春
    2: ["応援","頑張る","支える","声援","挑戦","負けない","力","前進","目標","勝利"], # 応援
    3: ["友達","仲間","絆","信頼","共感","助け合い","支え","関係","理解","約束"], # 友情
    4: ["絶望","孤独","切ない","寂しい","悲しみ","涙","暗闇","痛み","空虚","苦しみ"], # 絶望、孤独
    5: ["夢","目標","挑戦","希望","未来","力","成功","願い","飛ぶ","踏み出す"], # 夢、目標
    6: ["人生","生きる","道","選択","目的","運命","決断","人生の意味","成長","自由"], # 人生
    7: ["物語","ストーリー","冒険","過去","未来","伝説","出会い","運命","証明","探す"], # ストーリー
    8: ["春","秋","季節","雪","桜","花","風","空","雨","日の出"], # 季節、情景描写
    9: ["東京","大阪","故郷","海","山","街","空港","駅","夜","風景"] # 地名、場所
}
```

1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

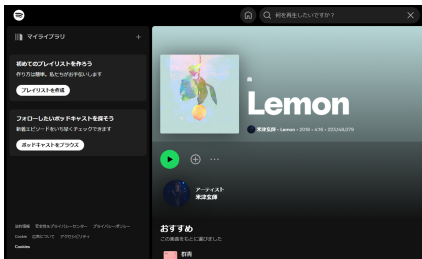
4.1 音楽の特徴量の特徴量の取得

20/32

楽曲の特徴量取得 1

SpotifyAPI を用いてアコースティック性、エネルギー、曲調、テンポを取得する。

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



Spotifyのホームページ

```
{
  'acousticness': 0.2239,
  'analysis_url': 'https://api.spotify.com/v1/audio-analysis/6KDmk0EF3Qk7zJfDDtRoF2',
  'danceability': 0.873,
  'duration_ms': 241680,
  'energy': 0.755,
  'id': '6KDmk0EF3Qk7zJfDDtRoF2',
  'instrumentalness': 0,
  'key': 7,
  'liveness': 0.336,
  'loudness': -3.352,
  'mode': 0,
  'speechiness': 0.135,
  'tempo': 122.01,
  'time_signature': 4,
  'track_href': 'https://api.spotify.com/v1/tracks/6KDmk0EF3Qk7zJfDDtRoF2',
  'type': 'audio_features',
  'uri': 'spotify:track:6KDmk0EF3Qk7zJfDDtRoF2'
}
```

取得できる特徴量

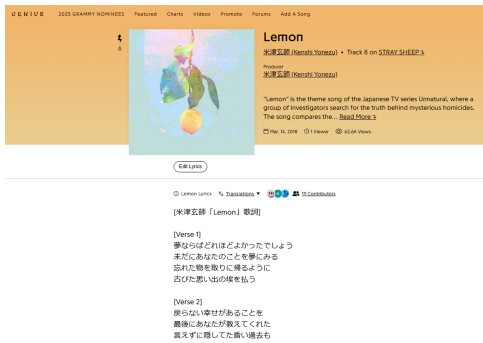
4.1 音楽の特徴量の特徴量の取得

21/32

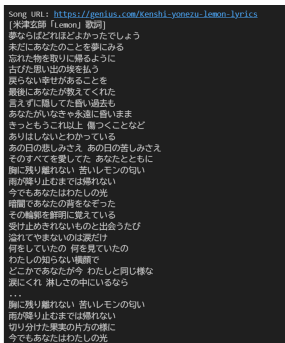
楽曲の特徴量取得 2

Spotify から取得したアーティスト名と楽曲名をもとに GeniusAPI を用いて曲の歌詞を取得する

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに



Geniusのホームページ



取得できる歌詞の例

4.1 音楽の特徴量の特徴量の取得

22/32

楽曲の特徴量取得 3

BERT を用いて歌詞の感情値を分析する。

モデルは事前学習モデル「cl-tohoku/bert-basejapanese-v2」に感情分析のデータセット「chABSA-dataset」をファインチューニングさせることによって感情分析に適応させる

- はじめに
- 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
- 感情推定と歌詞のトピック分類
- 提案手法
- 数値実験
- おわりに

曲名	アーティスト名	id	アコースティック性	楽曲url	エネルギー	コード	テンポ	感情値	歌詞
夏祭り	Jitterin' Jinn	07h39XEI	0.00842	https://a	0.875	0	140.897	0.67162	君がいた夏は遠い夢の中 ああ 空に消えてった打ち上げ花火
どんなときも。	Noriyuki Makiha	4feDzcxtJ	0.344000012	https://a	0.809	1	123.827	0.69255	僕の背中では自分が 思うより正直かい？ 誰かに聞かなくや 不
僕の彼女はウツ	Noriyuki Makiha	6yDwkmi	0.129999995	https://a	0.787	1	120.017	0.75061	留守番電話のメッセージ バイトの途中耳にしたのが 2人で歌
Rain	Senri Oe	1vlqve7dl	0.310000002	https://a	0.632	1	96.033	0.45869	言葉にできず凍えたままで 人前ではやさしく生きていた し
風	Yuji Oda	5734o6Bz	0.0137	https://a	0.886	1	122.935	0.90041	すみれ色のまま夕暮れを止めて 新しい自転車で高原をすべ
ロマンスの神様	Kohmi Hirose	0xYSgQH	0.149000004	https://a	0.802	1	125.91	0.71456	勇気と愛が世界を救う 絶対いつか出会えるはずなの 沈む夕
微笑みの爆弾	Matsuko Mawat	4J91rrMG	0.087300003	https://a	0.827	0	128.5	0.68957	都会の人ごみ 肩がぶつかって ひとりぼっち 果てない草原 風
もう泣かないで	Azusa Senou	37YGzao4	0.079499997	https://a	0.846	1	160.133	0.82147	街角が映し出す 寂しげなシルエット私よ さよならのセリフ
アンブレラ・コ	Onyanko Club	4NmJAWI	0.114	https://a	0.712	0	95.202	0.84409	急に振り出した雨 天気予報もはずれ 逃げまどう 人達の影が
渚の『・・・』	Ushiroyubi Sasa	3UirTml6	0.105999999	https://a	0.743	1	149.855	0.77214	やってくれますね やってくれますね あなたって… カッコイ
うしろゆびさし	Ushiroyubi Sasa	2zA6aHq	0.145999998	https://a	0.933	1	160.004	0.50553	長い渡り廊下で あのひとと すれ違う度 心臓が止まる まるでI
夏休みは終わ	Onyanko Club	0lsvV1Wi	0.069700003	https://a	0.899	1	135.255	0.38858	走るバスの窓から 君は身を乗り出し ずっと手を振りながら
セーラー服を脱	Onyanko Club	5qcLX6W	0.263999999	https://a	0.742	1	121.02	0.5238	今はダメよ 我慢なさって 嫌なダメよ こんなところじゃ 女
LIKE A CHER	Onyanko Club	3U9xPmJ	0.153999999	https://a	0.746	1	165.06	0.46687	眠い目をこすり 息を弾ませて 滑り込む 朝のステーション 昇
真赤な自転車	Onyanko Club	4gykafJk	0.170000002	https://a	0.709	1	180.024	0.60047	海へと続く坂道は 黄昏の運河みたいね 9月が過ぎて少しづつ
シングルベット	Sharam Q	7M3oRWI	0.593999982	https://a	0.499	1	82.426	0.65411	流行の唄も歌えなくて ダサいはずのこの俺 お前と離れ一年
Hello, my frie	Yumi Matsutoya	41NIQxcv	0.437999994	https://a	0.499	1	82.969	0.58834	君に恋した夏があったね みじかくて 気まぐれな夏だった D

4.2 半教師あり LDA と楽曲特徴量によるプレイリスト作成

23/32

予約語の設定

本研究では、歌詞を任意のトピックに分類するために、トピックのカテゴリを設定する。カテゴリは一般的によく使われる 10 つのテーマとし、それぞれのテーマに合った予約語を設定する。設定した予約語を各トピックの初期単語分布として設定し、トピックを推定することによって歌詞を任意のトピックに分類することができる

トピック	予約語									
恋愛	愛	恋	好き	ハート	思い	抱く	運命	感情	心	涙
青春	青春	夏	友情	希望	未来	夢	仲間	笑顔	時代	冒険
応援	頑張る	挑戦	力	勝利	支える	声援	負けない	全身	成功	エール
友情	友達	絆	信頼	仲間	助け合い	約束	支え	関係	共感	笑い
孤独・絶望	孤独	絶望	悲しみ	苦しみ	切ない	涙	痛み	空虚	寂しい	暗闇
夢・目標	夢	目標	挑戦	努力	願い	踏み出す	達成	叶う	ビジョン	挑む
人生	人生	生きる	道	選択	自由	終わり	意思	旅	出発点	経験
ストーリー	物語	ストーリー	冒険	過去	未来	伝説	出会い	探す	運命	証明
季節・風景	春	夏	秋	冬	季節	雪	桜	雨	空	風
地名・場所	東京	大阪	故郷	海	山	街	空港	駅	夜	風景

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

4.2 半教師あり LDA と楽曲特徴量によるプレイリスト作成

24/32

特徴量によるプレイリストの作成

特徴量でクラスタリングを行う。これにより、それぞれのネガティブ強度とトピックごとのプレイリストを作成する

高ネガティブ強度

テンポ:80未満

曲調:マイナー調

エネルギー:0.33未満

アコースティック性:0.66以上

歌詞の感情値:0.33未満

中ネガティブ強度

テンポ:80以上120未満

曲調:マイナー調、メジャー調

エネルギー:0.33以上0.66未満

アコースティック性:0.33以上0.66未満

歌詞の感情値:0.33以上0.66未満

低ネガティブ強度

テンポ:120以上

曲調:メジャー調

エネルギー:0.66以上

アコースティック性:0.33未満

歌詞の感情値:0.66以上

1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

表情から感情分析 1

DeepFace により顔から 7 つの感情の確率を取得する

ネガティブ強度測定



喜び:	0.00001
驚き:	0.00000
恐怖:	0.00000
悲しみ:	0.00062
怒り:	0.98752
嫌悪:	0.01114
中立:	0.00072

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

4.3 提案システムの概要

26/32

表情から感情分析 2

単語感情極性対応表を用いて感情の確率からネガティブ強度に変換する

- 単語感情極性対応表は、各単語が持つ感情値を-1~1 の範囲で割り振ったものであり、0 未満の単語はネガティブ、0 以上の単語はポジティブに分類される。ネガティブ強度は、各感情のうちネガティブに分類される嫌悪、恐怖、怒り、悲しみそれぞれの感情スコアとその重みを掛けて計算する

優れる:すぐれる:動詞:1
 良い:よい:形容詞:0.999995
 喜ぶ:よろこぶ:動詞:0.999979
 褒める:ほめる:動詞:0.999979
 めでたい:めでたい:形容詞:0.999645
 賢い:かしこい:形容詞:0.999486
 善い:いい:形容詞:0.999314
 適す:てきす:動詞:0.999295
 天晴:あつぱれ:名詞:0.999267
 祝う:いわう:動詞:0.999122
 功績:こうせき:名詞:0.999104
 賞:しょう:名詞:0.998943
 嬉しい:うれしい:形容詞:0.998871
 喜び:よろこび:名詞:0.998861
 才知:さいち:名詞:0.998771
 徳:とく:名詞:0.998745
 才能:さいのう:名詞:0.998699

単語感情極性辞書



感情	感情値
喜び	0.998861
驚き	0.266928
嫌悪	-0.5892
恐怖	-0.71366
怒り	-0.99667
悲しみ	-0.99924

それぞれの感情と感情値



ネガティブ強度=0.5892×嫌悪のスコア+ 0.71366 ×恐怖のスコア+ 0.99667×怒りのスコア+ 0.99924×悲しみのスコア

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

4.3 提案システムの概要

27/32

ネガティブ強度に応じたプレイリストの提示

ネガティブ強度に応じたプレイリストの提示を行う。楽曲を表示するまでのネガティブ強度の平均値に応じたプレイリストが埋め込まれた HTML に移動する。

また、似た任意に別のトピックを選択できる

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

ネガティブ強度
0.66以上(高ネガティブ)



トピック名:恋愛_高強度



他のトピックへ移動

- 1. 恋愛→感動
- 2. 恋愛→悲劇
- 3. 恋愛→友情
- 4. 恋愛→恋愛
- 5. 恋愛→恋愛
- 6. 恋愛→恋愛
- 7. ストリーミング→感動
- 8. 恋愛→恋愛
- 9. 恋愛→恋愛

ネガティブ強度
0.33以上0.66未満(中ネガティブ)



トピック名:恋愛_中強度



他のトピックへ移動

- 1. 恋愛→感動
- 2. 恋愛→悲劇
- 3. 恋愛→友情
- 4. 恋愛→恋愛
- 5. 恋愛→恋愛
- 6. 恋愛→恋愛
- 7. ストリーミング→感動
- 8. 恋愛→恋愛
- 9. 恋愛→恋愛

ネガティブ強度
0.33未満(低ネガティブ)



トピック名:恋愛_低強度



他のトピックへ移動

- 1. 恋愛→感動
- 2. 恋愛→悲劇
- 3. 恋愛→友情
- 4. 恋愛→恋愛
- 5. 恋愛→恋愛
- 6. 恋愛→恋愛
- 7. ストリーミング→感動
- 8. 恋愛→恋愛
- 9. 恋愛→恋愛

4.3 提案システムの概要

28/32

動画

提案システムの流れを動画でお見せします.

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

5. 実験の概要

29/32

実験の概要

システムの有用性の検証として、実際にシステムを使用してもらい、ネガティブ強度が減少したかどうか検証した。

- 調査対象: 同研究室の 8 名
- 楽曲を提示する前に、15 分間カメラに顔を映し、楽曲推薦前のネガティブ強度を測定
- 楽曲推薦後、15 分間カメラに顔を映し、楽曲推薦後のネガティブ強度を測定
- 楽曲推薦前後のネガティブ強度の比較

実験の評価方法

ユーザの楽曲推薦前後のネガティブ強度の平均に対して、片側の t 検定を実施した。帰無仮説として「楽曲推薦前後でネガティブ強度の平均値に有意な差が生じない」を設定し、対立仮説として「楽曲推薦前後でネガティブ強度の平均値が有意に減少する」を設定した。

1. はじめに

2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ

3. 感情推定と歌詞のトピック分類

4. 提案手法

5. 数値実験

6. おわりに

5. 数値実験の結果および考察

30/32

各ユーザの楽曲推薦前後のネガティブ強度の平均値は以下のとおりである。

表 推薦前後のネガティブ強度の変化

	推薦前	推薦後	変化率
ユーザ1	0.72803	0.53875	-0.25999
ユーザ2	0.825086	0.756219	-0.08347
ユーザ3	0.811251	0.722563	-0.10932
ユーザ4	0.687888	0.47066	-0.31579
ユーザ5	0.466594	0.299254	-0.35864
ユーザ6	0.737784	0.691062	-0.06333
ユーザ7	0.670398	0.384993	-0.42572
ユーザ8	0.38685	0.319925	-0.173
平均値	0.664235	0.522928	-0.22366

表 推薦前後におけるt検定の結果

	推薦前	推薦後
平均	0.664235	0.522928
分散	0.024795	0.033685
観測数	8	8
ピアソン相関	0.883232	
仮説平均との差異	0	
自由度	7	
t	4.637091	
P(T<=t) 片側	0.001189	
t 境界値 片側	1.894579	
P(T<=t) 両側	0.002378	
t 境界値 両側	2.364624	

5. 数値実験の結果および考察

31/32

1. はじめに
2. 音楽と感情に基づく推薦システムのアプローチ
3. 感情推定と歌詞のトピック分類
4. 提案手法
5. 数値実験
6. おわりに

ネガティブ強度の推移の結果と考察

動画

まとめ

- 本研究では、ユーザのネガティブ強度に応じた特徴量を持つ楽曲を推薦するシステムを開発した
- 実際に使用して有意差検定を行うことによりシステムの実用性を示した

今後の展望

- 表情からネガティブ強度を推定することに限界がある
→心拍数や脳波データなどを複合してより詳細な感情の推定が必要
- 本研究ではプレイリストを選択することによって曲を選択できるようにしている
→ユーザの好みを考慮した推薦が必要
- あ
→あい