

2023年度 卒業論文

Transformer を用いたアニメテーマ曲の
トレンド変化に関する分析

大東文化大学
経営学部経営学科

共同研究

20161028 浜岡正治

21161189 宮坂理輝

21161013 羽田萌花

目次

第一章 序論	3
1.1. 研究目的	3
1.2. 研究意義	3
1.3. 研究概要	3
第二章 研究方法	3~4
2.1. 研究手順	3
2.2. 研究対象データの取得法	4
2.3. 分析方法	4
第三章 研究結果	4~9
3.1. 余弦計算による類似性判定	4~6
1. 年代別での余弦計算による類似性判定	5
2. ジャンル別での余弦計算による類似性判定	5~6
3.2. User Local を用いた感情分析	6~7
1. 年代別での感情分析	6
2. ジャンル別での感情分析	7
3.3. Spotify API を用いたクラスタリング	7~9
1. Spotify API の結果	8
2. クラスタリング結果	8~9
第四章 分析を通しての考察	9~10
第五章 総括	10~11
謝辞	11
参考文献	11

第一章 序論

1.1. 研究目的

日々移り行く流行の中で、音楽も様々な姿を見せてきた。今回我々はアニメソングに焦点を定め、各時代で人気曲はなぜ人気だったのか、時代ごとにどのような変遷を見せてきたのか、アニメソングの流行はアニメによるものなのか、またはその逆かを明らかにする。そして、今後のアニメソングの動向を予測することを目的とする。

1.2. 研究意義

移り行く流行とともに技術も進歩し、誰でも音楽にかかわる機会が多くなり、自らが音楽制作に携わることへの難易度も低下した。今回はアニメソングだが、様々な人が挑戦する為の参考となればと思う。

1.3. 研究概要

本研究は、歌詞、アニメのストーリーと曲調で大きく分け、時代ごとの移り変わりを様々な分析から考察している。歌詞とアニメのストーリーでは、BERT を用いた余弦計算による類似性判定から、近さを定量的に求めた。また、User Local での感情分析を行い、2方向からの研究を行った。曲調は Spotify API を用いたクラスタリングによって、アニメソングを分類し、流行の予測を試みた。

第二章 研究方法

2.1. 研究手順

本研究の手順は以下の通りで進めていく。

1. 1980年代から2023年現在までのアニメソングを10年区切りで選定する。
2. 選定したアニメソングをアニメのストーリーとともに形態素解析にかける。
3. BERTによる特徴ベクトルを獲得し、余弦計算による類似性判定から、年代、ジャンル別で変化を探る。
4. Spotify APIの結果を考察したうえで、クラスタリングを行い分類する。
5. すべての結果をもとに流行の予測を行う。

2.2. 研究対象データの取得法

本研究に使用されるアニメソングのデータは、インターネット上でのランキングを参照し、各年代 14~16 曲を選定している。その後、歌詞、ストーリーと曲調でデータを取得するのだが、歌詞、ストーリーと曲調で取得法が異なる。ストーリーは Bing AI で全体のストーリーを要約したものを使用している。(*1 参照)その後、歌詞とストーリーを形態素解析にかけ、単語単位に分割したものを利用した。曲調に関しては、Spotify API に楽曲を解析することで、様々なデータ取得している。

物語は、ペンギン村に住む発明家の則巻千兵衛が作った女の子型の人間型ロボット（アンドロイド）、則巻アラレのハチャメチャな日常を描いています。

アラレは千兵衛の妹として村に紹介され、中学校に通います。そこで木緑あかねや空豆ピースケなどの友達や、オボッチャマンという同じくロボットの恋人を作ります。アラレは見た目は13歳の女の子ですが、超人的な力やスピードを持ち、目からビームを出したり、頭から手を出したりすることができます。しかし、常識がなく天然でおバカな性格で、周囲にトラブルを巻き起こします。

ペンギン村には人間だけでなく、人語を話す動物や宇宙人や怪獣なども住んでおり、不思議な出来事が頻繁に起こります。千兵衛は様々な発明品を作りますが、大抵は失敗したり悪用されたりします。千兵衛は則巻みどりという女性と結婚し、則巻ターボという息子と則巻ガッチャンという娘（実はアラレの妹ロボット）をもうけます。

物語は基本的に1話完結型ですが、千兵衛とみどりの新婚旅行や運動会など複数回にわたるエピソードもあります。最終回ではアラレたちが高校生になって卒業式を迎える姿が描かれました。

* 1

2.3. 分析方法

今回の分析法は大きく 3 種類ある。

1. 余弦計算による類似性判定

形態素解析にかけた歌詞とストーリーに BERT を使い、それぞれについて 768 次元の分散表現を獲得する。その後、余弦計算を行い、年代、ジャンル別で近さを定量的に求める。

2. User Local による感情分析

User Local が提供する、テキスト感情認識 AI によって、歌詞、Bing AI で要約を行ったストーリーから感情を読み取り(300 字まで)、喜び、好き、恐れ、悲しみ、怒りの 5 つにどの程度当てはまるかを数値化することで求める。(*2 参照)



* 2

3. Spotify API によるクラスタリング

Spotify API から楽曲の特徴データを 12 項目で取得。

(Length, Popularity, Acousticness, Danceability, Energy, Instrumentalness, Liveness, Loudness, Mode, Speechiness, Tempo, Valence)

その後、クラスタリングツール「weka」を使い Spotify API の結果を階層的クラスタリング Ward 法でクラスタリングした。

第三章 研究結果

3.1. 余弦計算による類似性判定

1.年代別での余弦計算結果

1980 年代から 2023 年現在までの楽曲を 10 年区切りで余弦計算を行った。ストーリーとストーリー、歌詞と歌詞、ストーリーと歌詞の組み合わせで、平均を調べたものが下の表である。

この分析で分かったことは、歌詞と歌詞は、年代ごとでの差が最も大きく、90 年代以降数値が減少傾向にあるということである。反対に、ストーリーとストーリーは最も差が小さく、90 年代以降数値が上昇傾向にある。この結果から、今回選定したアニメソングを使用しているアニメは、ストーリーに共通点が増えていき、歌詞に関しては多様性を持つようになったということがわかる。

また、年代別で分けた際、最も類似性が高いのは、2010 年以降のストーリーとストーリー、90 年代の歌詞と歌詞、ストーリーと歌詞であった。

各平均値		
80 スト × スト	80 歌詞 × 歌詞	80 スト × 歌詞
0.910396580	0.834162699	0.823933947
90 スト × スト	90 歌詞 × 歌詞	90 スト × 歌詞
0.899470972	0.887519101	0.848903717
2000 スト × スト	2000 歌詞 × 歌詞	2000 スト × 歌詞
0.904505595	0.863541264	0.833643778
2010 ~ スト × スト	2010 ~ 歌詞 × 歌詞	2010 ~ スト × 歌詞
0.915943092	0.849995456	0.846202706

2. ジャンル別の余弦計算結果

ジャンル	使用アニメ例	曲名
SF/ファンタジー	血界戦線	シュガーソングとビターステップ
アクション/バトル	ドラゴンボール	摩訶不思議アドベンチャー
コメディ/ギャグ	SPY・FAMILY	ミックスマッツ
恋愛/ラブコメ	うる星やつら	ラムのラブソング
日常/ほのぼの	Dr.スランプアアラレちゃん	ワイワイワールド
スポーツ・競技	スラムダンク	君が好きだと叫びたい
ドラマ/青春	けいおん	Cagayake!GIRLS
ホラー/サスペンス/推理	化物語	君の知らない物語

使用したジャンルは上記のとおりである。

今回は関係が深そうなジャンルと、関係が浅そうなジャンルに分類して分析を行った。

関係が深そうなもの			
ジャンル	SF×アクション	コメディ×日常	スポーツ×ドラマ青春
平均(すべて)	0.862294911	0.842129985	0.853338318
(スト×スト)	0.908245083	0.904129403	0.8965139
(歌詞×歌詞)	0.860065199	0.827759991	0.861884439
(スト×歌詞)	0.843179785	0.804810721	0.827128411
(歌詞×スト)	0.839444243	0.833651726	0.830289459

関係が浅そうなもの			
ジャンル	日常×サスペンス	SF×スポーツ	アクション×日常
平均(すべて)	0.844756151	0.850314984	0.845914304
(スト×スト)	0.912167009	0.894336558	0.904212365
(歌詞×歌詞)	0.818584091	0.853940446	0.829680292
(スト×歌詞)	0.840901563	0.830660668	0.806202411
(歌詞×スト)	0.807371943	0.822322262	0.844019365

分析を行った結果、分類したものの大きな差がみられなかった。双方ストーリーとストーリーの数値が高く、ストーリーと歌詞の組み合わせの数値が低いことがわかった。これは年代別で見たときも同じような特徴がみられた。結果、ストーリーはどの分け方をしても類似性を持ち、ストーリーと歌詞は類似性が低いいため、どの分け方をしても同じような結果になることが予測される

1.2. User Local を用いた感情分析

年代	アニメ	種類	ジャンル	強い感情	喜び	好き	恐れ	悲しみ	怒り	余弦	(怒りなし)
1970	あしたのジョー	あらすじ	スポーツ/競技	好き	0.34	0.45	0.32	0.21	0.31	0.85424567	0.847417769
1970	あしたのジョー	歌詞	スポーツ/競技	怒り	0.73	0.85	0.04	0.02	0.97	0.85424567	0.847417769
1970	あらいぐまラスカル	あらすじ	日常/ほのぼの	好き	0.26	0.46	0.38	0.29	0.41	0.83109303	0.802024966
1970	あらいぐまラスカル	歌詞	日常/ほのぼの	好き	0.14	0.95	0	0.62	0.46	0.83109303	0.802024966
1970	アルプスの少女ハイジ	あらすじ	日常/ほのぼの	怒り	0.46	0.39	0.01	0.22	0.53	0.79560122	0.847435266
1970	アルプスの少女ハイジ	歌詞	日常/ほのぼの	怒り	0.17	0.19	0.13	0.01	0.97	0.79560122	0.847435266
1970	エースをねらえ	あらすじ	スポーツ/競技	恐れ	0.22	0.13	0.29	0.02	0.21	0.71278111	0.669344201

[感情認識 AI - ユーザーローカル \(userlocal.jp\)](#)を使用。

この分析では、ストーリーを 300 字以内に収まるように Bing AI で再編纂し、歌詞とストーリーで、どのような差や変化が年代間、ジャンル間であるのかを分析した。また、怒りの数値に関しては明らかにおかしいと感じる部分が多かったため、除外し、余弦計算を行ったものを平均値として用いている。

1. 年代別での感情分析

年代	余弦(怒りなし)平均	総数
1970	0.760530043	40
1980	0.754769522	32
1990	0.77621594	28
2000	0.78628117	32
2010-2020	0.846323949	28

年代別で余弦平均値を求めたところ、1980 年代が最も平均値が低く、2010 年から現在までが最も平均値が高かった。1970 年代から 1980 年代にかけては平均値が減少しているものの、それ以降現在までの平均値は上昇し続けており、ストーリーと歌詞は感情の類似性が高くなっ

ていることがわかった。

2. ジャンル別での感情分析

ジャンル	余弦(怒りなし)平均	総数
スポーツ/競技	0.737493126	8
日常/ほのぼの	0.75077627	16
アクション/バトル	0.787875249	56
SF/ファンタジー	0.801300644	38
ホラー/サスペンス/推理	0.98089864	4
恋愛/ラブコメ	0.658069347	10
コメディ/ギャグ	0.777747267	12
ドラマ/青春	0.802867608	16

ジャンル間で怒りなしの余弦平均値を出したところ、ホラー・サスペンス・推理が最も類似性が高く、反対に恋愛・ラブコメは類似性が低いことがわかった。しかし総数を見てわかる通り、ホラー・サスペンス・推理は、4つしかないため、偶然似通ったものが集まり、今回のような結果になったことも予想できるため、分析をし直す必要がある。

アニメ	種類	ジャンル	強い感情	喜び	好き	恐れ	悲しみ	怒り	余弦
うる星やつら	あらすじ	恋愛/ラブコメ	怒り	0.48	0.33	0.38	0.11	0.5	0.75334227
うる星やつら	歌詞	恋愛/ラブコメ	怒り	0.16	0.85	0	0.03	0.98	0.75334227
タッチ	あらすじ	恋愛/ラブコメ	喜び	0.8	0.25	0.1	0.56	0.49	0.66174074
タッチ	歌詞	恋愛/ラブコメ	悲しみ	0.04	0.1	0.2	0.85	0.27	0.66174074
円盤皇女ワるきゅーレ	あらすじ	恋愛/ラブコメ	好き	0.08	0.57	0.01	0.02	0.46	0.74270057
円盤皇女ワるきゅーレ	歌詞	恋愛/ラブコメ	怒り	0.06	0.27	0.16	0.44	0.57	0.74270057
とらドラ!	あらすじ	恋愛/ラブコメ	恐れ	0.46	0.07	0.61	0.04	0.43	0.76296234
とらドラ!	歌詞	恋愛/ラブコメ	恐れ	0.32	0.37	0.45	0.42	0.18	0.76296234
狼と香辛料	あらすじ	恋愛/ラブコメ	恐れ	0.54	0.25	0.76	0.01	0.35	0.71907214
狼と香辛料	歌詞	恋愛/ラブコメ	怒り	0.43	0.34	0.14	0.08	0.71	0.71907214

ジャンル	余弦平均
スポーツ/競技	0.731054228
日常/ほのぼの	0.745549932
アクション/バトル	0.799633433
SF/ファンタジー	0.784846124
ホラー/サスペンス/推理	0.980573996
恋愛/ラブコメ	0.727963612
コメディ/ギャグ	0.764935135
ドラマ/青春	0.798933484

恋愛ラブコメに関しては、怒りを除いた余弦平均値に関してはかなり低いですが、怒りの感情を多く含むものが多いため、その数値を除いたことで極端に数値が低くなってしまっている。その他のジャンルを見てもこれほどの変化をしているジャンルはないため、怒りの感情を除く必要はなかったように感じた。しかしながら、平均値が一番低いことには変わ

りなく、恋愛・ラブコメがジャンルの中で最も作品間で歌詞とストーリーの感情の差が大きいということがわかった。

3.3. Spotify API を用いたクラスタリング

[Web API | Spotify for Developers](#) を使用。

1. Spotify API の結果

・年代別

	popularity	Acousticness	Danceability	Energy	Instrumentalness	Liveness	Loudness	Mode	Tempo	Valence
1970	20.50000	0.41380	0.55039	0.66306	0.15192	0.27569	-7.95993	0.50000	128.47094	0.70194
1980	28.56250	0.15898	0.63038	0.81656	0.00317	0.21346	-7.01636	0.56250	132.38938	0.65669
1990	40.21429	0.22377	0.59200	0.85850	0.01068	0.23893	-4.58622	0.71429	142.94986	0.62436
2000	40.75000	0.15539	0.49381	0.86994	0.05894	0.18535	-4.25082	0.75000	144.65488	0.52594
2010-2020	54.78571	0.04668	0.52221	0.92121	0.00003	0.19832	-3.93867	0.50000	143.37014	0.53150

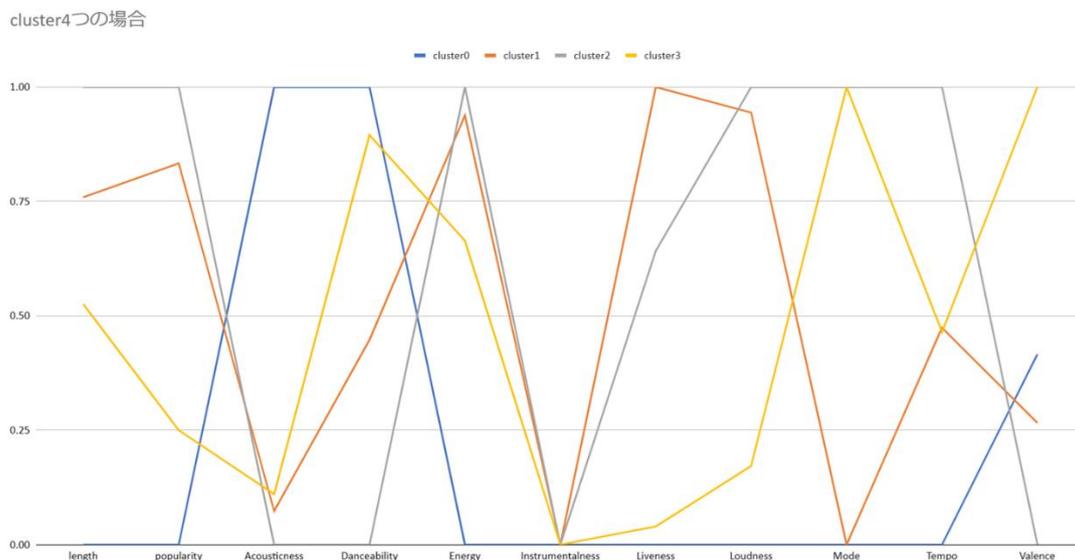
年代別では Energy、Loudness(音圧)の数値が上昇し続けており、Tempo(テンポ)は 1990 年代から 142 以上を維持し、Valence(悲観的か楽観的か)は 1970 年代から減少傾向にあることがわかる。つまり、現在重要視されているのは、エネルギッシュ、音量(音圧)、テンポ(bpm)、悲観的な要素である。

・ジャンル別

	データ個数	popularity	Acousticness	Danceability	Energy	Instrumentalness	Liveness	Loudness	Mode	Tempo	Valence
SF/ファンタジー	16	37.81250	0.10703	0.56256	0.87925	0.00013	0.19011	-5.63594	0.56250	139.53450	0.59381
アクション/バトル	22	44.59091	0.12498	0.53595	0.89468	0.04979	0.27610	-4.25841	0.50000	136.86214	0.51882
コメディ/ギャグ	6	32.50000	0.27853	0.63233	0.83050	0.00122	0.23955	-6.62567	1.00000	138.16483	0.77933
恋愛/ラブコメ	5	41.40000	0.38620	0.53720	0.74240	0.00175	0.17236	-5.84340	0.60000	146.21300	0.62940
日常/ほのぼの	2	25.00000	0.29981	0.74700	0.72200	0.00592	0.10720	-4.89850	1.00000	127.98500	0.67950
スポーツ/競技	1	44.00000	0.08300	0.62300	0.89300	0.00000	0.20300	-9.16900	1.00000	141.99900	0.81300
ドラマ/青春	8	42.00000	0.05405	0.54038	0.89075	0.00263	0.19995	-4.12200	0.62500	145.67075	0.56313
ホラー/サスペンス/推理	1	58.00000	0.01690	0.43300	0.89700	0.00000	0.10900	-3.15600	1.00000	164.98600	0.56300

ジャンル別ではジャンルごとでの差が出たものの、Danceability(踊りやすさ)や Loudness、Tempo、Valence の項目に特に差がみられ、ジャンルごとに年代関係なく適当な調整をしていることがわかる。

2. クラスタリング結果



今回クラスタリングを行うにあたって、最適な Cluster 分割は 4 つであった。

	length	popularity	Acousticness	Danceability	Energy	Instrumentalness	Liveness	Loudness	Mode	Tempo	Valence
cluster0	155595	29	0.808	0.638	0.523	0	0.121	-6.85	0	132.607	0.63
cluster1	233320	39	0.0978	0.559	0.886	0	0.322	-4.553	0	140.019	0.581
cluster2	257950	41	0.0414	0.495	0.91	0	0.25	-4.417	1	148.237	0.494
cluster3	209373	32	0.126	0.623	0.78	0	0.129	-6.432	1	139.87	0.821
max	257950	41	0.808	0.638	0.91	0	0.322	-4.417	1	148.237	0.821
min	155595	29	0.0414	0.495	0.523	0	0.121	-6.85	0	132.607	0.494

Cluster0

短めの曲で、エネルギッシュさ、音圧、テンポが低い、踊りやすい楽曲が多い。

1970年代から1980年代の曲だけが含まれる。

例)あしたのジョー、宇宙戦艦ヤマト など

Cluster1

エネルギッシュで、ライブ感が強い楽曲が多い。

アクション・バトル、SF・ファンタジーの楽曲が多い。

例)残酷な天使のテーゼ、紅蓮華 など

Cluster2

長めの曲で、かなりエネルギッシュであり、音圧とテンポが高い楽曲が多い。

1990年代から現在までの楽曲がほとんど。

例)そばかす、ミックスマッツ など

Cluster3

音圧が低い、踊りやすく、楽観的な楽曲が多い。
日常・ほのぼの、コメディ・ギャグの楽曲が多め。
例)ケロロ軍曹、ドラえもん など

第四章 分析を通しての考察

今回我々は3種類の分析を行った。

余弦計算による類似性判定では、年代別、ジャンル別での分析を行ったが、双方ストーリーとストーリーの類似性が高く、反対にストーリーと歌詞の類似性は低いという結果だった。形態素解析で単語単位に分解し、類似性を見るというものだったが、本研究は時代ごとの変遷を見るのが主題であった。しかしながら大きな差は見られなかった。研究対象としていたアニメソングは、書き下ろしのものが多かったが、年代が進むにつれ、書き下ろしのものが増えていき、2010年から現在にかけて最も多いことがわかっている。それならば、年代別での余弦計算による類似性判定では2010年からは最もストーリーと歌詞の類似性が高くなるはずだが、そうではなかった。一般に、歌詞には、擬態語や擬音語のオノマトペが多く含まれ、そのまま自然言語的分析にかけることは必ずしも正確ではないということがわかった。今後は、歌詞が意味する内容等を別なソースから取得することで分析できるか検討したい。

User Local を用いた感情分析でも年代別、ジャンル別での分析を行った。年代別では、余弦平均値が年々上昇傾向にあり、ストーリーと歌詞の感情の類似性が上昇していることがわかった。この結果に関しては、先に述べた通り作品に合わせた書き下ろしの楽曲が増加傾向であることと関係があるように思えた。一つの見解として、単語単位で同じにはならずとも、同じ意味を持つ言葉などを利用し、ストーリー進行に対して少しずつ意味合いの違う感情を持つ単語を利用しているのではないかと考えられる。

ジャンル別での感情分析に関しては、総数が足りてないものがあるため、まだまだ改善の余地がみられる。だが、ジャンルごとでの平均値も0.75から0.80に位置していることがわかるため、ある一定の総数になれば平均としてこの程度の値になると予想される。恋愛・ラブコメに関しては怒りの感情が強いものが多かったため、怒りを除外した平均値では大幅に平均値が上昇した。そのことから明確に怒りが含まれているものも存在していることがわかる。なお、一般に自然言語の感情分析は必ずしも精度が高くない。特に、アニメソングのような歌詞では、全く逆の感情分析が行われているような例も散見された。今後、特に歌詞の感情分析をどのように進めていくべきか検討する必要がある。

Spotify API を用いたクラスタリングに関して、まず Spotify API の結果だが、年代別では、現在に近づくにつれ重要視されているのはエネルギー、音量(音圧)、テンポ(bpm)、悲観的な要素であることが読み取れた。この傾向から読み取れるのは、現在の人は、アニメソングに対してとは限らないかもしれないが、元気になるが、悲観的な

要素などの共感できるものを求めているのではないかと考えられる。ジャンル別では、ジャンルごとでの差が出たが、Danceability(踊りやすさ)や Loudness、Tempo、Valence の項目に特に差がみられ、ジャンルごとに年代関係なく適当な調整をしていることがわかった。しかし、これも総数が足りないものがあるため、まだ改善し考察を行う必要がある。だが、ジャンルごとに色が出ている為、大方この数値に合わせた楽曲を作成すれば、人気曲の特徴を出せると考えられる。

Cluster 分析では4つでの分割が最適解であった。この分析により、作曲の際、どのようなものを作りたいかによって、どの Cluster を参考にすればよいか明確になった。Cluster0 は、1970年から1980年代だけが含まれるため、現在作曲を行うならば、昭和風を演出したい時などにこの特徴をとらえればよいと考えられる。Cluster3 は、音圧が低く、楽観的など、現在の傾向には逆行しているものの、日常・ほのぼののジャンルが多く該当していたため、このジャンルのアニメソングを作成する場合は参考にするといいだろう。

Cluster1 と Cluster2 に関しては Energy、Liveness、Loudness、Tempo の数値が高いため、ジャンルに限らず、流行の楽曲を作成したいのならば、この二つの Cluster の数値を参考にするといいと考えられる。

第五章 総括

本研究では、各時代で人気曲はなぜ人気だったのか、時代ごとにどのような変遷を見せたのか、アニメソングの流行はアニメによるものなのか、またはその逆かを明らかにするし、今後のアニメソングの動向を予測することが目的であった。

このなかで研究できたのは時代ごとの変遷、今後のアニメソングの動向の予測であった。しかしながら、成果としては、歌詞やストーリーなどの言語的なものより、曲調部分が多かった。歌詞やストーリーでは、感情分析の線での成果がみられた。余弦計算による類似性判定の問題点としては、形態素解析を用いている点であるように思う。重要なのは、てにをはではなく、強い意味を持つ単語、その単語が持つ意味を理解してストーリーと照らし合わせることである。この点を解決する分析方法を見つけるのは今後の課題だ。課題点としては、ジャンルの総数を増やすこと、研究しきれなかった人気曲であった理由、アニメソングの流行は曲によるものなのかアニメによるものなのかという点も挙げられる。現状、今後のアニメソングの動向を考察するならば、歌詞とストーリーの感情の類似性が高く、エネルギッシュで音圧、テンポが高い、悲観的な曲であることは重要だろう。それに付随し、どのような色を付けるかは、アニメ、または作曲者個人の趣向によるだろう。

今後の研究においては例に挙げた課題点を解決し、精密な考察にしていこうと思う。

謝辞

本研究は3年生の宮坂君、羽田さんの協力、白井康之教授の多大なる支援の下行いました。心より感謝申し上げます。最後の学年で皆様と研究できたこと、今回の研究で培った知識や経験を活かしていきたいと思います。

参考文献

年代別 名曲アニメソング | 年代流行

[年代別 名曲アニメソング | 年代流行 \(nendai-ryuukou.com\)](http://nendai-ryuukou.com)

アニメランキング | d アニメストア

[アニメランキング | d アニメストア \(docomo.ne.jp\)](http://docomo.ne.jp)

年代別アニメソング一覧 (オープニング曲)

[年代別アニメソング一覧 \(オープニング曲\) - Wikipedia](#)

指導教員からの講評：

本研究は、昨年度卒業生から開始された研究で、本年度は、浜岡君のほか、3年生も2名参加し、さまざまな検討を精力的に行ってきました。現時点では、傾向がある程度見えてきた部分もありますが、逆に既存解析ツールではうまくいかなかったり、ツールの限界が見えてきた部分があります。一般にこの種の分析は、既存ツールを使ってすぐに結果が出るようなものであれば、誰がやってもすぐに同じ結果が得られるので、研究としての価値はありませんから、逆にいえば、今後の可能性を指し示してくれたものと思います。