

英語圏における日本アニメのレビュー文とあらすじに対する テキストマイニングによる評価要因の分析

○中澤奏音 李皓(静岡大学)

Analysis of Evaluation Factors in the Anglosphere by Text Mining on Japanese Anime Review and Synopsis

* K.Nakazawa and H. Lee (University of Shizuoka)

概要一 海外における日本アニメの市場規模変動や評価の要因について、見解や考察が述べられている一方、作品の内容や作品に対する評価に基づいた定量的な分析は行われていない。本研究では、多様性が日本アニメの世界的支持をもたらしたという主張の検証、及び海外での日本アニメの評価要因を調査することを目的とする。多様性動向分析では、作品のあらすじ文をベクトル化し、X-means クラスタリングと SumCos 値の算出を行った。評価要因分析では、作品に対するレビュー文における評価表現の抽出、及び極性辞書を用いた評価語の分類を行った。

キーワード: アニメ、テキストマイニング、Doc2Vec, X-means, 多様性分析, 評価要因分析

1 はじめに

1.1 背景と目的

日本のアニメ産業市場の規模は2018年時点で2兆円を超えている(Fig. 1-1)。また、全体の46%、およそ1兆円の規模を海外市場が占めている。(Fig. 1-2)。海外での日本アニメ作品普及について、日本動画協会(2019)¹⁾によれば、Netflix, Amazon Prime Videoに代表されるインターネット配信プラットフォームの普及に伴う番組販売の活発化、そしてアニメ作品のメディアミックスによる売上の増加が要因ではないかと考えられている。一方で、2017年から2018年にかけての成長率には急ブレーキがかかり、ほぼ横ばいに推移していることが分かる(Fig. 1-3)。この市場成長の鈍化の要因として、日本動画協会(2019)は、中国でのコンテンツの表現規制、また中国国産アニメの大ヒットによる日本産アニメ離れが挙げられると述べている。

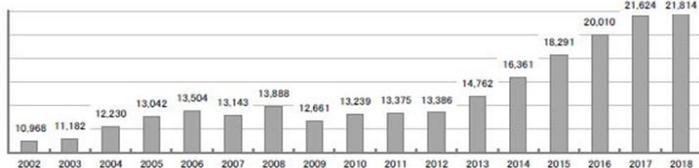


Fig. 1-1: 日本のアニメ産業市場(単位: 億円)¹⁾

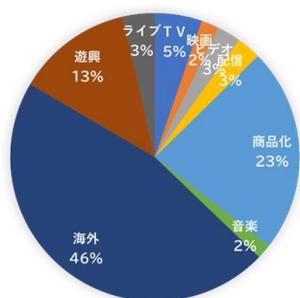


Fig. 1-2: ジャンル別アニメ市場規模割合¹⁾

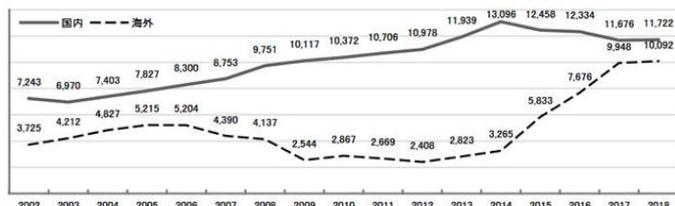


Fig. 1-3: 国内と海外のアニメ市場対比(単位: 億円)¹⁾

¹⁾ 出典: 日本動画協会『アニメ産業レポート2019』

一方で、Maurizio(2018)²⁾は、日本のアニメ作品が世界的に支持されるようになったのは日本アニメの「多様性」が要因であると述べている。多様性がもたらされた背景には手塚治虫が行った「ダンピング政策」があるとしている。これはテレビアニメというジャンルを定着させるために、制作費用を必要以上に低く設定して放送業界の購買欲をかきたてるという策である。この策が用いられた時期のアニメシリーズ制作は、①玩具メーカーが新商品のコンセプトを立案、②放送局に対して新アニメの制作を依頼、③放送局が新シリーズの制作をアニメ会社に下請けさせる、という流れが一般的である。玩具メーカーは自分が売りたい商品を作中に登場させればアニメの内容には関与しないことから、アニメ会社は構成やストーリーを自由に作る事が可能であった。この自由な風土が「日本アニメの多様性」を育むための土壌を作り上げ、「アニメは子供が見るもの」が世界の常識である一方、日本特有の制作システムによって生み出されたユニークなコンテンツが支持されてきたと述べている。

このように海外での日本アニメの市場規模変動や評価の要因についての見解や考察が述べられているが、作品の内容や作品に対する評価に基づいた定量的な分析は行われていない。本研究では、多様性が日本アニメの世界的支持をもたらしたという主張の検証、及び海外での日本アニメの評価要因を調査することを目的とする。

1.2 先行研究

日本のドラマ作品を対象とした評価要因を分析する研究(妹尾, 2007)³⁾では、視聴者の自由回答文を元に作品を5つの型に分類したのち、各類型に対する視聴者の動向分析や類型間の比較を行った。この研究では作品の分類に際して、あらかじめ定めた分類軸と出現単語との関連度を示す「形態素スコア表」を作成し、自由回答文の分類を行う。この研究では2003年4月から2005年12月に放送された121の連続ドラマについて、テレビ視聴者調査サイトである『リサーチQ』で収集された「この番組の良かった点・悪かった点をなるべく具体的にお書きください」という設問に対する自由回答文129,082件を分析対象データとした。テキスト分析の結果をドラマごとに集計することにより、各ドラマの特色を示すと同時に、視聴率データと組み合わせるとドラマのクラスタリングを行った。

この研究における問題点を指摘すると、テキスト分析の過程で、学習用データの分類を8名で分担して行っ

たが、手作業による分類は、分類者の主観の影響が少なからず現れると考えられる。そこで本研究ではこれらの課題を解決するため、ベクトル表現化手法を用いて作品の分散表現を獲得し、非階層型クラスタリング手法により作品の分類を行う。生成されたクラスタ数の推移等から、アニメ作品の多様性動向を調査する。

また、この研究では作品を分類後、類型ごとの基礎意味チャンク(一つの受け語とそこに係る全ての係り語のひとまとまり)、及び形態素の特徴語を抽出することで類型間の特徴の比較分析を行った。ドラマのストーリー展開そのものを表すもの(島-出ていく、先生-居る、描く-三年間、等)が含まれるが、このデータは作品の良し悪しを示すものではない。本研究では、レビュー文中に現れる作品評価表現の品詞の組み合わせに着目し、抽出を行う。

品詞の組み合わせに着目した既存の研究について、立石ら(2001)⁴⁾では、インターネット上のレビューに関するさまざまな研究を、収集・分類・分析という三つの観点から紹介したうえで、商品名と評価表現の組を検出するというアプローチの評判情報検索システムを提案した。また、喻ら(2020)⁵⁾は、商品レビューに現れる特徴評価(キーワードと、それに対する評価を示す語)について、その信頼性を算出し、ユーザの商品選別を支援するためのシステムを提案した。

動画投稿サービスに投稿された動画の偏在性分析を行った研究(佐嘉田・伊東, 2018)⁶⁾では、株式会社ダウンゴが運営する動画投稿サービスである「ニコニコ動画」に投稿された、動画のベクトル表現を獲得してクラスタリングを行い、クラスタの数やサイズ等から偏在性の分析を行った。この研究では投稿されるコンテンツの画一化の進行による文化的な活力の低下、及びサービス運営への影響を問題視し、多様性動向を分析するために、コンテンツ画一化の度合いを定量的に示した。動画のベクトル化においては、動画メタデータである動画タイトル・動画説明文・カテゴリタグ等は情報量が少なく単語のゆらぎも存在するため、インターネット百科事典であるニコニコ大百科の記事を援用した。獲得した動画ベクトルをもとに、月ごとに投稿された動画集合についてX-meansクラスタリングを適用し、自動的に生成されたクラスタ数の増減を示すことで作品の多様性を調査した。一方で、生成された各クラスタ内の動画作品の内容についての分析は行っていない。本研究ではクラスタ数の推移の調査に加え、クラスタ内の作品内容に基づいて各クラスタの傾向を明らかにし、傾向別の作品数の推移を確認する。特定の傾向に偏りが見られた場合は、偏りと作品評価との関連の有無を分析する。

オンライン小説の多様性動向を分析した研究(飯田・伊東・佐嘉田, 2018)⁷⁾では、株式会社ヒナプロジェクトが提供する小説投稿サイトである「小説家になろう」に投稿された小説を対象に、小説のベクトル表現を獲得して作品間の意味的距離を算出することで、作品集合の散らばり度合いの推移を示して多様性動向を分析した。小説のベクトル化には、各小説のあらすじを抽出し、Doc2Vecを用いてベクトルを獲得した。作品間の距離計算にはCos類似度を用いており、獲得したベクトルから全ての小説ペアのCos類似度の合計を算出し、小説が投稿された月ごとにその平均値を示し、推移を調査した。また各小説に登録されたキーワ

ードの出現頻度から、どのジャンルに作品が集中していたのかを示した。本研究では同様の手法によって作品集合の散らばり度合いを調査するとともに、各アニメに複数登録されたジャンルを抽出する。

2 分析手法の提案

2.1 データセットについて

本研究で取り扱うデータは、日本の漫画やアニメを専門とした海外の作品データベースであるMyAnimeList⁸⁾におけるアニメ作品のタイトル、あらすじ、ジャンル等の作品データ 17,904 件、及びアニメ作品に投稿されたスコア評価やレビュー文、レビュー投稿者名等のレビューデータ 192,112 件のデータセットである。作品データの概要を Table 2-1、レビューデータの概要を Table 2-2 に示す。なお本データセットは、研究者がデータを投稿し、世界中のデータサイエンティストがその最適モデルを競い合うコンペティションプラットフォーム「kaggle⁹⁾」にて、パブリックドメインとして公開されているデータセットである。

Table 2-1. 作品データ概要

項目	説明
uid	作品 id
title	作品タイトル
synopsis	作品のあらすじ
genre	ジャンル
aired	放送年月
episodes	エピソード数
members	作品をお気に入りに登録したユーザ数
popularity	members の大きさに基づくランキング
ranked	score の大きさに基づくランキング
score	レビューによるスコア評価の平均値

Table 2-2. レビューデータ概要

項目	説明
uid	レビュー id
profile	レビュー投稿者名
anime_uid	レビュー対象のアニメ作品 id
text	レビュー文
scores	項目別スコア評価 (Overall, Story, Animation, Sound, Character, Enjoyment: 各 1~10 の点数評価)

2.2 あらすじを用いたアニメ作品の多様性動向分析

本節では、アニメ作品のベクトル表現の獲得、及びそれを用いたクラスタリングや作品間の距離計算による作品の多様性動向の分析手法について述べる。具体的な分析の流れは以下のとおりである。なお、以下に登場する各分析手法についての解説を次項より行う。

①各アニメの内容を表すあらすじのベクトル表現を Doc2Vec(Le & Mikolov, 2014)¹¹⁾により獲得し、アニメベクトルとする。

②各アニメを、①で得られたベクトルを用いて X-means により分類する。

③分類結果を集計し、クラスタ数の推移を示す。

④①で得られたベクトルを用いて SumCos 値を計算し、推移を示す。

2.2.1 Word2Vec, Doc2Vec を用いた分散表現の獲得

Word2Vecは、単語を高次元のベクトルで表現する技術である。大量のテキストデータから有益な情報を抽出する自然言語処理において、可変長の文字列そのものは分析では扱いきれない。そこで、テキストデータを固定長のベクトルに変換することによって定量的な分析が可能となり、単語間の意味の近さの計算、単語同士の意味の足し算・引き算が可能になる。Word2VecではニューラルネットワークモデルであるCBOWとskip-gramの二つが用いられる。CBOWモデルでは、コンテキストからターゲットとなる語の推測を行うことを目的とする。入力層にはターゲットとなる語の周辺語を含むコンテキストを、一つの要素だけを「1」、その他の要素を「0」で表現したOne-hotベクトルを与える。各入力層から中間層へ変換され、出力層において中間層から重みベクトルをかけて算出された各単語のスコアを出力する。この出力層のスコアについて、正解ラベルとの誤差を少なくなるように重みの値を更新する。このように学習を進めていくことで算出された重みベクトルを、単語の分散表現として獲得できる。skip-gramモデルはCBOWとは逆に、単語から前後のコンテキストの推測を行うことを目的とする。

Doc2Vecは任意の長さの文書を固定長のベクトルに変換する技術である。Doc2VecではPV-DMとPV-DBOWの二つのアルゴリズムが用いられる。PV-DMはWord2VecのCBOWに対応するものであり、入力層には、ターゲットとなる語の周辺語を含むコンテキストのOne-hotベクトルに、さらに文書IDを加える。文書IDもコンテキストとして保持することで、文書自体のベクトル表現の獲得が可能になる。PV-DBOWはWord2Vecのskip-gramに対応するものである。skip-gramは入力ターゲットとなる語であるのに対し、PV-DBOWでは文書IDを入力とする。

2.2.2 X-meansクラスタリング

X-meansは、Pelleg and Moore (2000)¹²⁾によって提案されたK-meansの拡張アルゴリズムである。K-meansとは異なり、最適なクラスタ数を自動決定することが可能である。以下より、K-meansとX-meansの各アルゴリズムについて解説する。

K-meansは、N個のデータについてデータ間の距離を尺度に、あらかじめ定めたk個のクラスタに分類する非階層型クラスタリング手法である。計算量はO(kN)であり、すべてのデータ間の距離を計算する必要がないため大規模データのクラスタリングに用いられる。一方で、K-meansでは予めクラスタ数を定めておく必要がある。エルボー法やシルエット分析のように最適なクラスタ数を求める手法は存在するが、いずれも発見的なアプローチによる求め方であり、計算量が少ないというK-meansのメリットが失われてしまう。

X-meansでは十分に小さなクラスタ数での分割から始め、各サブクラスタにて分割が妥当と判断されるまで2分割を繰り返す。このアルゴリズムにより、最適なクラスタ数の自動決定が可能となる。X-meansアルゴリズムの具体的な流れは、次のとおりである。

- ①初期値として十分小さなクラスタ数をk0と定める。
- ②K-meansを適用し、データをk0個のクラスタに分ける。分割後のクラスタをC1, C2, ..., Ck0とする。
- ③Ci(i = 1,2,...,k0)について、k=2でK-meansを実行し2分割する
- ④K-means実行の前後におけるバイズ情報量基準BIC

を計算し比較する。

⑤K-means実行後のBICが実行前よりも小さくなった場合2分割モデルを採用し、分割後の各クラスタについても同様に手順④から処理を行う。

⑥BICが大きくなった場合は2分割を停止し、次のクラスタについて同様に手順④から処理を行う。

⑦全てのクラスタについて分割が停止したら、X-meansを終了する。

BIC(バイズ情報量基準)は、以下の式(1)で算出される。

$$BIC = -2 * \ln(L) + k \ln(n) \dots \dots \dots (1)$$

L : 尤度関数

k : パラメータの個数

n : データ数

BICはデータへのモデルの当てはまりの良さを示す値であり、小さいほど当てはまりが良いと評価される。手順②, ③で生成された各クラスタに含まれるデータが多変量正規分布に従うと仮定し、分割前後のBICを求めて比較することにより、分割が適切であるかどうかの判定を行う。

2.2.3 SumCos値

作品集における作品の多様性を示す指標として、SumCos値を用いる。飯田ら(2018)は、文書集合に含まれるすべての文書ペアのCos類似度を足し合わせた値をSumCos値と定義した。ある文書集合に含まれる各文書ペアの意味的な距離に近いほど、SumCos値は大きくなる。SumCos値を用いることで、文書集合の多様性増減の定量化が可能となる。なお、文書数が多いほど文書ペアの数は多くなり、結果としてSumCos値も大きな値を取る。文書数の影響を排除するため、推移を示す際はSumCos値を文書ペア数で割った平均値を用いる。SumCos値の算出には、Cos類似度を利用する。Cos類似度は、ベクトル空間においてベクトル同士の成す角度の近さであり、ベクトル化した文書間の意味的な距離を示す値として用いられる。n次元の文書ベクトルq, d間におけるCos類似度は以下の式(2)で算出される。

$$\cos(\vec{q}, \vec{d}) = \frac{q_1d_1 + q_2d_2 + \dots + q_nd_n}{\sqrt{q_1^2 + q_2^2 + \dots + q_n^2} \sqrt{d_1^2 + d_2^2 + \dots + d_n^2}} = \frac{\vec{q} \cdot \vec{d}}{|\vec{q}| |\vec{d}|} \quad (2)$$

求められる値は-1~1の範囲をとり、1に近いほど類似度が高い。

2.3 評価要因分析

本節では、レビュー文に登場するアニメの評価表現の抽出による評価要因の分析手法について述べる。

2.3.1 形態素・構文解析

評価表現の抽出にあたり、レビュー文の形態素・構文解析のためのツールとして、本研究では、Stanford NLP Groupが公開する自然言語処理ツールキットStanza¹³⁾を使用する。Stanzaでは、人間の書いたテキストを含む入力文字列をもとに、文と単語のリストに変換、単語の基本形の生成、形態素解析、品詞分解、依存関係解析、結果の出力、という一連のパイプライン処理を行う。出力結果として、文書内に含まれる各文書のリストのほか、文書リストに含まれる各単語と、その基本形、品詞、依存関係等のアノテーションが出力される。Stanzaでは実行時、実際に処理を行うプロセスを指定することで、分析結果に任意のアノテーションを付与することが可能である。

2.3.2 評価表現抽出

レビュー文から作品に対する評価表現を抽出するため、文中に登場する単語の品詞と依存関係に着目する。以下に、実際に投稿されたレビュー文から抜粋した一文を示す。

“The action is all stunning, the openings gorgeous, the backgrounds consistent and unique, building a sense of a real lived-in world.”

下線部で示した「action」と「stunning」は、品詞が「NOUN(名詞)」と「ADJ(形容詞)」，依存関係が「nsubj(主語名詞)」であり，作品に対し「アクションが見事である」という評価を示している。レビュー文には，前述の様な名詞+形容詞の組み合わせによって作品を評価する表現が散見される。そこで，本研究ではレビュー文中に登場する名詞+形容詞の組み合わせを作品に対する評価表現とし，Stanzaによる構文解析を用いて評価要因となる名詞の抽出を行う。

なお，評価表現には，作品に対する肯定的な評価に加え，否定的な評価も存在する。名詞抽出のみの場合，その語が作品を肯定的，もしくは否定的に評価しているのかを判断することは難しい。そこで，本研究ではHuら(2004)¹⁴⁾によって作成された極性辞書であるOpinion Lexiconを活用する。Opinion Lexiconは，製品に対する多数のレビュー文から製品に対する肯定的/否定的な意見を示す要約文を生成する研究にあたって作成された。Opinion Lexiconは2つのテキストファイルから成り，それぞれに肯定的な意見を示す語が2005語，否定的な意見を示す語が4783語格納されている。前述の手法によって抽出された評価表現について，名詞にかかる形容詞の極性判定をOpinion Lexiconを用いて行い，抽出した名詞を極性別に集計し評価要因の分析を行う。

3 結果と考察

3.1 実験環境

本研究で行ったデータ分析環境を Table 3-1 に示す。

Table 3-1.データ分析環境

OS	Windows 10 pro
言語	Python
ディストリビューション	Anaconda3 2020.07 (Python 3.8.3 64-bit)
統合開発環境	Spyder 4.1.5

3.2 多様性動向分析

本節では，あらすじ文のベクトル化によって得られたアニメベクトルのクラスタリング結果，及びSumCos値の算出による多様性動向の分析結果を示し，考察を行う。なお，アニメベクトルの獲得にあたり，あらすじ文が300文字以上であるアニメを分析対象とする。これは，短いあらすじ文は作品の内容を十分に表していない場合が多いためである。

3.2.1 クラスタリング結果

全作品のあらすじデータに対するX-meansクラスタリングの結果，45のクラスタが最適である事が判定された。年別のクラスタ数，及び放映された作品数の推移を Fig. 3-1 にて示す。

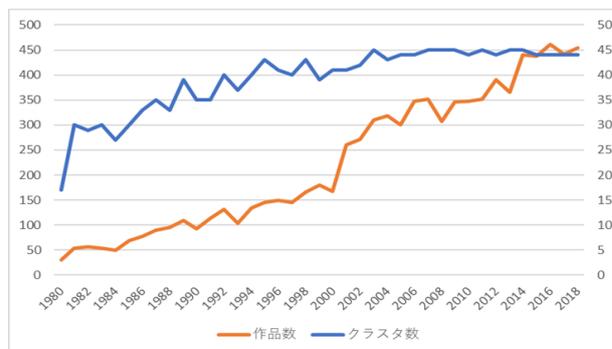


Fig. 3-1:年別クラスタ数・作品数推移

Fig. 3-1 から，1980年から2000年の間では，作品数の増加に伴い生成されたクラスタ数が増加していることが分かる。また2000年以降においては，作品数の増加に対して，クラスタ数はほぼ一定に推移していることが分かる。2000年以降はクラスタ数がほぼ一定であるため，作品の多様性の増加は確認できなかった。しかし，特定のクラスタに作品数が集中している場合，それは内容の近い作品が多く存在することを示すため，多様性が減少していると言える。そこで，Gini係数を用いて，生成された各クラスタの偏りを分析する。

Gini係数は，主に国全体の所得が各世帯にどのように分配されているのかを調べるときに用いられる指標であり，分布の均等度合いを示すものである。Gini係数は以下の式(3)で求められる。

$$Gini = \frac{1/2 - \int_0^1 L(F)dF}{1/2} = 1 - 2 \int_0^1 L(F)dF \quad (3)$$

例として，1980年，2018年におけるローレンツ曲線を，Fig. 3-2 に示す。横軸には，その年におけるクラスタ数の累積比，縦軸には，各クラスタ内の作品数の累積比を示す。1980年の均等配分線とローレンツ曲線間の面積は2018年よりも大きいことから，1980年のGini係数は2018年よりも大きく，作品間の偏りがより大きいことが分かる。

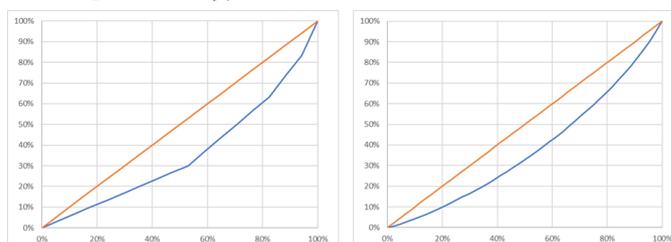


Fig. 3-2:ローレンツ曲線の例(左：1980年,右：2018年)

本研究では，各年におけるGini係数を計算し，その推移を示すことで，クラスタ要素数の偏りの動向を調査した。結果を Fig. 3-3 に示す。

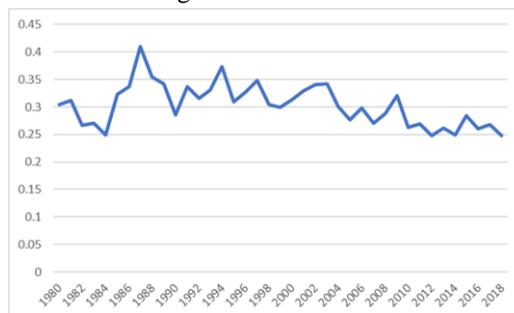


Fig. 3-3:Gini 係数年別推移

Gini 係数は 1987 年をピークに、2018 年まで緩やかに減少傾向であることが分かった。これは、各年におけるクラスタの要素数の偏りが少なくなっていることを示す。

また、クラスタ分析の妥当性を検証するため、クラスタ内の作品のあらすじ文に登場する名詞の出現頻度を集計し、各クラスタの特徴を分析した。各クラスタの特徴分析にあたって、あらすじ文に登場する名詞から BOW(Bag of words)を作成し、各クラスタのベクトルを獲得して、階層型クラスタリングによるクラスタの分類を行った。結果を Fig. 3-4 に示す。なお、横軸の 0~44 の値は、X-means クラスタリングによって生成された各クラスタ ID を表す。

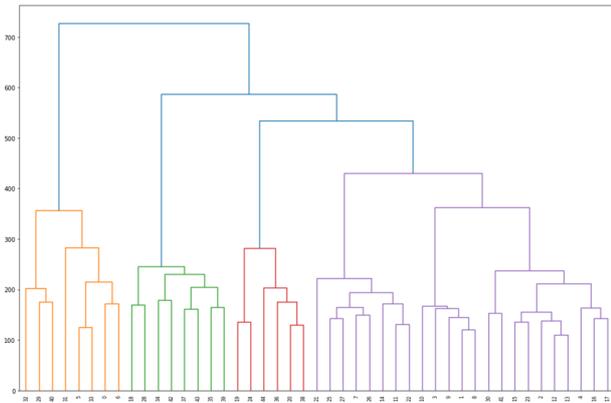


Fig. 3-4:階層型クラスタリングによる分類結果
階層型クラスタリングの解釈のため、45 個のクラスタ

タ内のあらすじ文に登場する名詞のうち、出現頻度上位 20 位のものを出した。類型ごとに特徴語を解釈した結果を以下に示す。また、Fig. 3-4 をもとに、同じ類型に属するクラスタをまとめ、各類型に A~F の文字を割り当てた。

- <類型 A>学校, 学生, 生活, 友達, 家族, 父, 母
- <類型 B>世界, 戦争, 人類, バトル
- <類型 C>シリーズ, ストーリー, エピソード, TV, DVD, 漫画
- <類型 D>世界, 学校, 友達, 女, 男, 力, バトル
- <類型 E>学校, 学生, 生活, 女, 男, 父, 母
- <類型 F>学校, 生活, 女, 時間, 友達, 家族

類型 A,B,D,E,F は、作中に登場する人物や世界観を表す語が見られた。類型 C は、作品が何らかのシリーズ作品であることや、漫画が原作であること、DVD に収録された特別版であることを示す語が見られた。より詳細な特徴分析のため、例として類型 B の各クラ

スタに含まれる名詞について TF-IDF 値を計算し、特徴語を抽出した。

TF-IDF 値は、文書に含まれる単語の重要度を示す値であり、TF 値と IDF 値から求められる。

TF 値は、ある文書中における単語の出現頻度を示す値であり、式(4)で求められる。ある文書中に多く出現する単語ほど、TF 値は高くなる。

$$tf(t, d) = \frac{n_{t,d}}{\sum_{s \in d} n_{s,d}} \quad (4)$$

tf(t,d) : 文書 d における単語 t の TF 値

$n_{(t,d)}$: 文書 d における単語 t の出現回数

$\sum_{(s \in d)} n_{(s,d)}$: 全文書における単語 t の出現回数

IDF 値は、ある単語が出現する文書頻度の逆数であり、式(5)で求められる。ある単語が出現する文書の数が多いほど、IDF 値は低くなる。

$$idf(t) = \log \frac{N}{df(t)} + 1 \quad (5)$$

idf(t) : 単語 t の IDF 値

N : 全文書数

df(t) : 単語 t が出現する文書数

TF 値と IDF 値をかけ合わせることで、TF-IDF 値が算出される。

類型 B の各クラスタについて、あらすじ文に登場する名詞の TF-IDF 値を算出し、値の高い順に 10 単語を抽出した。結果を Table 3-2 に示す。

Table 3-2 の特徴語群から、各クラスタのジャンルを推定した上で、クラスタに含まれる作品を確認し、クラスタと作品の関連性を確認した。

クラスタ 18 は、『ガンダム』シリーズなど、宇宙を舞台に、悪魔や宇宙人などの敵を相手に戦うロボット系ジャンルの作品が含まれる。クラスタ 28 は、宇宙を舞台に、敵の脅威にさらされた人類がロボットを武器に立ち向かうロボット系ジャンルが含まれる。クラスタ 34 は、王国を舞台に、ギルドに所属する冒険者たちがダンジョンに挑むファンタジー系ジャンルである。クラスタ 42 には、「beetle」から、昆虫同士を戦わせるシリーズ作品である『ムシキング』シリーズが含まれる。クラスタ 37 は、スペースコロニーを舞台に、異なる惑星に移住した人類と、宇宙船の操縦士が登場する宇宙系ジャンルの作品が含まれる。クラスタ 43 には、「妖夢(youmu)」と呼ばれる人間に害をなす存在と戦うシリーズ作品である『境界の彼方』や、『ポケモン(pokemon)』シリーズが含まれる。クラスタ 35 は、『ファイナルファンタジー』シリーズや、『鋼の錬金術師』

Table 3-2. 類型 B におけるクラスタ別特徴語

クラスタID	words(TF-IDF)
18	planet,demon,cyborgs,warriors,univers,aliens,robots,destruction,mecha,goats
28	planet,robots,threat,mankind,chef,energy,photon,yoi,demons,enemy
34	kingdom,nation,threat,twintails,guild,adventures,gods,dungeon,challenge,enemy
42	planet,vol,beetle,threat,conflict,youmu,pilot,destruction,mankind,warriors
37	planet,colonies,colony,pilot,section,ship,galaxy,prototype,mankind,threat
43	overfiend,youmu,planet,pokemon,election,serialization,demon,mankind,limbs,crew
35	planet,warriors,heroes,tank,gates,elves,threat,creatures,demons,darkness
39	patients,koto,feelings,swimming,murderer,consequences,sisters,zodiac,users,determination

が含まれる。クラスタ 39 には、『進撃の巨人』や、『アルスラーン戦記』が含まれる。

いずれのクラスタも、戦いをメインとした作品を含む。このことから、類型 B は戦いを中心としたクラスタの集まりであり、作品傾向によって各クラスタに分類されていることが示された。よって、X-means によって生成されたクラスタは作品内容を表すものとして妥当であると考えられる。

以上より、1980 年から 2000 年にかけて生成されたクラスタ数が増加傾向にあること、また 2000 年以降はクラスタ数に大きな変化は見られないが、Gini 係数から、クラスタ間の要素数の偏りが減少傾向にあることが示された。よって、クラスタリング結果からは、アニメ作品の多様性は増加傾向にあると考えられる。

3.2.2 平均 SumCos 値推移

あらすじ文から得られたベクトルに対し、年別に SumCos 値の平均値を計算した結果を、Fig. 3-5 に示す。

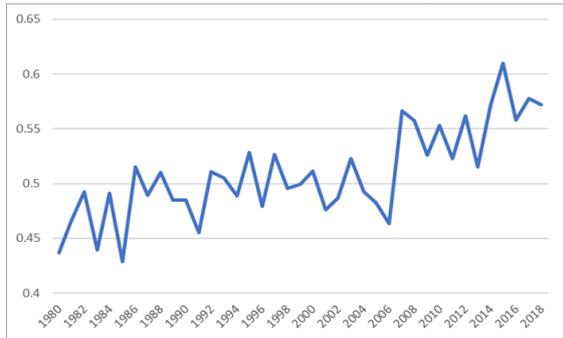


Fig. 3-5: SumCos 値(平均)年別推移

SumCos 値の平均値は、分析対象とした期間を通して増加傾向にある事が分かった。ある作品集合において、Cos 類似度が高い作品ペアが多いほど、SumCos 値の平均値は高くなる。よって、SumCos 値平均値が増加傾向にある事から、あらすじ文の内容が近い作品ペアが増加しており、作品の多様性減少が確認された。

3.2.3 考察

X-means クラスタリングと平均 SumCos 値の計算の結果、多様性の増減について異なる結果が得られた。以下より、分析結果に差異が生じた要因を考察する。類型 A,D,E,F から抽出された語には学校に関連する語 (school, student) が多いことから、日本アニメには学校生活をモチーフとした作品、いわゆる「学園もの」が多いと考えられる。そして、「学園もの」と呼ばれる作品には、バトル、恋愛、青春など、さらに細分化された作品傾向が存在すると考えられる。

平均 SumCos 値は、類似する作品が多いほど高い値を示す。よって、「学園もの」の中に細分化された作品傾向が存在する一方、「学園もの」の作品同士では school など学校を表す共通語が多く、結果的に Cos 類似度は高く算出され、「学園もの」の作品数が増えれば、バリエーションが数多く派生しているにも関わらず、平均 SumCos 値は高く計算される。

このように、平均 SumCos 値の算出による多様性動向分析においては、作品傾向の細分化による多様性の増加を示さない。しかし、Maurizio(2018)の定義する多様性は、「学園もの」や「バトルもの」のようなジャンルという大きな枠組みではなく、ストーリーやキャラクターの構成の多様性を示す。よって、本研究では X-means クラスタリングによる分析結果を多様性動向として採用する。Fig. 3-6 に、作品に対するスコア評価の平均値推移を示す。作品に対するスコア評価は、作品数の少ない 1980 年から 2000 年までは大きく上下しているが、2000 年からは上昇傾向にある。

X-means クラスタリングと Gini 係数の算出結果から、日本アニメの多様性は増加傾向にある事が示された。また、作品に対するスコア評価の平均値も上昇傾向にあることから、Maurizio(2018)における、日本アニメの多様性増加が海外で支持される要因である、という主張がある程度妥当であることが示された。

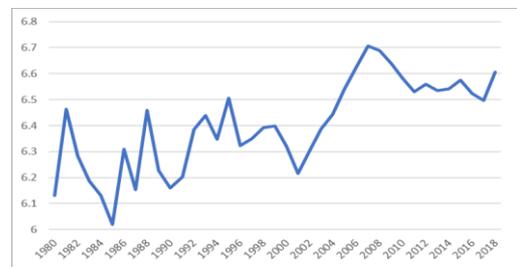


Fig. 3-6: スコア評価平均値推移

3.3 評価要因分析

本節では、作品に対するレビュー文における評価表現の抽出結果を示し、考察を行う。

3.3.1 評価表現抽出

レビューが投稿されたアニメ作品について、レビューによるスコア評価が平均以上の作品と平均以下の作品に分類した。各分類で抽出された名詞を、形容詞の極性別、及び特化係数の高い順に Table 3-3 にて示す。

特化係数は、各分類内におけるある名詞の出現割合を、全分類における同じ名詞の出現割合で割った値で

Table 3-3. 平均スコア・極性別抽出名詞

平均以上						平均以下					
positive	頻度	特化係数	negative	頻度	特化係数	positive	頻度	特化係数	negative	頻度	特化係数
soundtrack	566	1.322217	others	46	2.03551	girls	54	2.275858	dialogue	25	2.977621
music	1377	1.249518	guy	52	2.013385	premise	39	1.694812	girl	18	2.125719
sound	658	1.229366	people	100	1.893678	acting	149	1.653674	people	34	2.068992
opening	440	1.21353	thing	62	1.768845	idea	27	1.590359	thing	22	2.016947
song	375	1.211276	spacing	220	1.75697	art	556	1.584505	plot	107	1.702139
acting	632	1.204915	things	76	1.71654	one	66	1.525608	rest	35	1.631219
season	300	1.19974	plot	305	1.509862	opening	94	1.509211	line	11	1.580288
effects	217	1.19502	dialogue	40	1.482572	concept	27	1.458561	others	11	1.564163
cast	266	1.191422	character	235	1.433309	style	70	1.434892	premise	25	1.548363
background	176	1.187212	part	66	1.402992	song	76	1.429057	guy	12	1.493064

Table 3-4. 視聴率と視聴質の関連とその要因

ドラマ類型		感情移入1	感情移入2	複合的	キャスト	ストーリー
ドラマジャンル		イタイ系	癒し系	トレンド系	消費系	濃密系
高視聴率	番号 要因 視聴質	① 考えさせる 満足 (4.57)	③ 非家族ホームドラマ 満足 (4.56)	⑤ 頑張る男 満足 (4.42)	⑦ 俳優中心 不満 (4.26)	⑨ (名作) 満足 (4.56)
	評価	成功	成功	成功	量的成功	成功
低視聴率	番号 要因 満足度	② イタイだけ 不満 (4.36)	④ ホームドラマ 不満 (4.37)	⑥ 怖い・戦う女 不満 (4.24)	⑧ キャラ中心 不満 (4.27)	⑩ 推理(謎) 満足 (4.44)
	評価	失敗	失敗	失敗	失敗	質的成功
ドラマタイプ		量質連動型			量質非連動型	

出典：妹尾(2007)表 11

あり、この値が高いほど、ある名詞は他の分類と比べてその分類に特化している、ということを示す。

スコア評価が平均以上の作品について、肯定的に評価された語には、楽曲に関連する名詞(soundtrack, music, sound, song), 作中に登場する映像や効果に関連する名詞(opening, effects), 登場するキャラクターを演じる声優に関連する名詞(acting, cast)が確認された。一方、否定的に評価された語には、登場するキャラクターに関連する名詞(guy, people, dialogue, character), 物語の展開の早さや筋, 構想, 及び人物同士の会話のような、作品のストーリー構成に関連する名詞(pacing, plot, dialogue)が確認された。

スコア評価が平均以下の作品について、肯定的に評価された語には、登場するキャラクターとその声優の演技に関連する名詞(girls, acting), 物語の前提や構想, コンセプトに関連する名詞(premise, idea, concept), 作品のビジュアルやオープニング, 楽曲に関連する名詞(art, opening, song)が確認された。否定的に評価された語には、作品のストーリー構成に関連する名詞(plot, line, premise), 登場するキャラクターに関連する名詞(dialogue, girl, people, guy)が確認された。

3.3.2 考察

スコア評価に関わらず、作品の楽曲やオープニング映像, キャラクターの演技や声優に対して、肯定的な評価が特徴的に表れた。このことから、英語圏においては、日本アニメの映像技術, 声優の演技, 楽曲のクオリティが高く評価されていることが示された。一方で、物語の展開の早さや構想, 前提, コンセプトに対しては否定的な評価が特徴的に表れた。

この分析結果から、英語圏の視聴者は、アニメのストーリー構成を厳しく評価する傾向にあると考えられる。アニメの映像技術や声優の演技といったストーリーと直接関連のない語は、スコア評価の高さに関わらず、否定的な評価の特徴語に含まれない。これは、多くの作品において、映像や声優の演技といった技術面が優れており、高く評価されているためであると考えられる。一方で、ストーリー構成に関わる語が否定的な評価として特徴的であるのは、日本アニメに対する否定的な評価のうち、「ストーリー構成が良くなかった・悪かった」という評価が多いためである。よって、英語圏における日本アニメの視聴者は、アニメの技術面を高く評価する一方、ストーリー構成に対しては厳しく評価をつける傾向にあると考えられる。

また、妹尾(2007)のテレビドラマの評価要因に関する先行研究と比較し、アニメの性質を考察する。妹尾は、ドラマの評価に関する自由回答文から、評価観点に基づいて作品を分類、そして類型ごとに視聴率と

視聴質(作品に対する満足度評価)との関連を分析し、評価要因の抽出を行った。結果を Table 3-4 に示す。

アニメと異なり、ドラマの評価要因には技術面や楽曲に関する語は含まれないという差異から、ドラマにおける撮影技術や主題歌は、ドラマの評価に寄与しないと考えられる。撮影技術に関しては、アニメは人の手によって描かれた絵であるため、作品のクオリティが絵を描く人の技術に大きく依存するのに対し、ドラマは現実空間に実在の人間を置いて撮影し、またドラマの制作コストは映画よりも安価であるため、映像表現は作品によって大きな差が生まれないと考えられる。楽曲に関しては、オープニング・エンディング映像の有無によるものであると考えられる。ほとんどのアニメでは、作品の開始時と終了時に、1分ほどの専用の映像とともに主題歌が流れるが、ドラマでは、エンディングで主題歌が流れる場合は多いが、専用の映像は用意されない場合がある。放映時間のうち、アニメの方がオープニングとエンディング映像が占める割合が多く、それらも作品の一部として評価されていると考えられる。このように、同じ映像作品であるが、評価要因を比較することで、それぞれの違いを発見できる。

3.3.3 分析における問題点

本研究では Opinion Lexicon に含まれる語によって、評価語の極性判定を行った。しかし、抽出された名詞・形容詞の組み合わせから、いくつかの形容詞は Opinion Lexicon に含まれていないことが確認できた。具体的には、「premise」に係る simple, 「dialogue」に係る stitled, cheesy といった形容詞である。目視によって全ての語を確認する事は困難であり、その他の評価表現に含まれる形容詞も分析の対象とならなかった可能性がある。また、本研究では名詞と形容詞の組み合わせのみに着目したため、抽出時に失われてしまった評価情報があったと考えられる。具体的には、Table 3-2 に登場する style, rest, thing という名詞からは、何に対する評価であるのか判別できない。

4 おわりに

4.1 まとめ

本研究では、英語圏における日本アニメの評価要因を分析した。

多様性動向分析では、アニメのあらすじ文のベクトル表現を獲得し、作品の内容を表すアニメベクトルとして分析を行った。まず、全作品のあらすじデータに対する X-means クラスタリングの結果、45 のクラスターが最適であると判定された。次に、各クラスターにおける頻出単語の抽出、及び TF-IDF 値の算出による特徴語抽出の結果、各クラスターは作品の性質を表していると示された。クラスター数の年別推移を調査した結果、

1980年から2000年にかけて上昇傾向にあり、多様性の増加が確認された。一方、2000年以降はほぼ一定に推移した。クラスタ数が一定の期間については、Gini係数は減少傾向にあることから、クラスタ間の作品数の偏りは減少傾向にあり、2000年以降についても多様性は増加傾向にあると示された。

次に、SumCos値に基づく多様性動向分析を行った結果、平均SumCos値の年別推移は上昇傾向にあることが示された。SumCos値は、作品集合内にCos類似度の高い作品ペアが多いほど高い値を示すため、この結果は多様性が減少傾向にある事を示す。

Maurizio(2018)では、アニメの多様性はストーリーやキャラクターの構成の多様さと定義されていることから、本研究ではX-meansクラスタリングによる分析結果を多様性動向として採用した。よって、アニメ作品の多様性の増加が示され、アニメに対するスコア評価平均値も増加傾向にある事から、Maurizio(2018)における、日本アニメの多様性増加が海外で支持される要因である、という主張は概ね妥当であると示された。

レビュー文を対象に行った評価要因分析では、レビュー文中に現れる名詞と形容詞の評価表現を抽出し、極性辞書を使って、作品評価に関連する名詞を極性別に分類した。その結果、肯定的に評価された語には、映像や声優の演技、楽曲といった技術面に関連する名詞、否定的に評価された語には、物語の筋、構想といったストーリー構成に関連する名詞が抽出された。以上から、英語圏の視聴者は、日本アニメに対して映像や演技のような技術面を高く評価する一方、ストーリーの構成は厳しく評価していると考えられる。

また、妹尾(2007)のテレビドラマの評価要因に関する先行研究と比較し、ドラマとアニメの性質の違いを確認した。日本ドラマの評価要因には、映像技術面や楽曲に関する語は含まれないことから、ドラマにおける撮影技術や主題歌は、ドラマの評価に寄与しないと考えられる。但し、近年の海外ドラマは非常に高額の予算で制作することが多く、映画同等の映像表現となることが多いため、この考察は日本のドラマとアニメの比較のみに適用できることを注意したい。楽曲の点では、アニメではオープニング・エンディング映像が、主題歌とともに作品の一部として評価されるのに対して、ドラマでは、エンディングで主題歌が流れる場合は多いが、専用の映像は用意されない場合があるため、作品評価に寄与しないと考えられる。

4.2 今後の課題

本研究における問題点を確認した。レビュー文における評価表現抽出において、使用した極性辞書に含まれない形容詞が抽出された。また、名詞と形容詞の組み合わせのみに着目したため、抽出時に失われる評価情報があると考えられる。

アニメのベクトル化について、本研究で用いたデータセットのあらすじ文には、作品内容ではなく、作品の原作や、収録されるDVDを紹介するテキストデータが含まれていた。アニメの内容を表すメタデータとして、本研究とは異なるデータセットを用いることで、クラスタリングによる作品分類がより適切に実行できる可能性がある。Myanimelist以外のデータベース候補として、Wikipediaや、映画やテレビ番組等のオンラインデータベースであるIMDbが挙げられる。

また、評価表現の抽出について、本研究で用いた極性辞書に含まれなかった形容詞については、より多くの語を収録した辞書を用いることで、抽出される評価表現の数が増え、評価要因の分析精度向上に貢献できると考えられる。加えて、本研究と同様の分析手法を、日本語レビューを対象に適用することで、日本と英語圏とのアニメに対する評価観の差異を示すことが出来ると考えられる。

本研究では、あらすじ文に「ストーリーやキャラクターの構成の多様さ」が記述されていることを仮定しているが、実際にどれくらい含まれているかは定量的に検証していない。よって、研究の妥当性を高めるために、ストーリーやキャラクターに関する記述を含まないあらすじ文は、分析対象から排除することが望ましい。そのために、ストーリーの時代背景や地域、キャラクターの属性や人間関係などを定量的に評価できる尺度を開発する必要がある。

参考文献

- 1) 一般社団法人日本動画協会,アニメ産業レポート2019 サマリー版
- 2) Maurizio, Campana. "日本アニメの独自性と海外進出の理由—テレビアニメが産まれた文化的背景や、南西ヨーロッパの事情について—" 阪南論集. 人文自然科学編 54.2: 69-82.
- 3) 妹尾紗恵. "テレビドラマの構造化と評価要因分析: 自由回答文のテキスト解析による分析と解釈." Keio SFC journal 7.2 (2007): 110-125.
- 4) 立石健二, 石黒義英, 福島俊一. "インターネットからの評判情報検索." 情報処理学会研究報告自然言語処理 (NL) 2001.69 (2001-NL-144) (2001): 75-82.
- 5) 喩, 牛尾. "商品レビュー内の特徴評価の信頼性に基づいた商品選別支援手法の提案." 第12回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, DEIM2020
- 6) 佐嘉田悠樹, 伊東栄典. "クラスタリングによる利用者投稿動画の偏在性分析." 第10回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム, DEIM2018
- 7) 飯田委哉, et al. "クラスタリングによるオンライン小説の多様性動向分析." 火の国情報シンポジウム論文集 2018 (2018): 1-7.
- 8) MyAnimeList.net - Anime and Manga Database and Community, <https://myanimelist.net/>
- 9) Kaggle, Anime Dataset with Reviews - MyAnimeList, <https://www.kaggle.com/marlesson/myanimelist-dataset-animes-profiles-reviews?select=animes.csv>
- 10) 石岡恒憲. "クラスタ数自動決定する k - means アルゴリズムの拡張について." 応用統計学 29.3 (2000): 141-149.
- 11) Le, Quoc, and Tomas Mikolov. "Distributed representations of sentences and documents." International conference on machine learning. PMLR, 2014.
- 12) Pelleg, Dan, and Andrew W. Moore. "X-means: Extending k-means with efficient estimation of the number of clusters." Icm1. Vol. 1. 2000.
- 13) Stanza, <https://stanfordnlp.github.io/stanza/>
- 14) Hu, Minqing, and Bing Liu. "Mining and summarizing customer reviews." Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2004.
- 15) 労働政策研究・研修機構「ユースフル労働統計2012」, <https://www.jil.go.jp/kokunai/statistics/kako/2012/documents/useful2012.pdf>