

# 配役傾向にもとづく声優ネットワークの構築と分析

牧野 純之介<sup>1,a)</sup> 藤本 直樹<sup>2,b)</sup> 山西 良典<sup>1,c)</sup>

**概要：**本稿では、配役傾向に基づく声優ネットワークを構築し、声優の個性や関係性を分析する。声優の演技音声の分析では音響特徴量の観点から数多く分析されている。我々は、声優の配役歴を分析する事で声優の音声特徴を非音響的アプローチで分析出来る可能性があると考えた。提案手法では、キャラクタがもつ感性情報であるキャラクタ属性と声優の配役歴に基づいて声優ネットワークを構築し、配役の類似性や代替性を考察する。分析結果は、演技傾向の分類や配役の妥当性の検討につながる事が期待される。

**キーワード：**声優、キャラクタ分析、ネットワーク分析、可視化、コミック工学

## 1. はじめに

アニメ声優の演技音声は、キャラクタへ音響的に命を吹き込むエンタテインメントコンテンツである。声優総合情報雑誌の声優グランプリ「声優名鑑」<sup>\*1</sup>によれば、2024年3月時点で1,742名の声優が登録されている。様々な声色を使い分けられる声優も存在する一方で、特定のプロファイル（例えば、残虐や大人しいなど）に特化した演技を得意とする声優もいる。多くの声優が存在するなかで、原作者や製作委員会によってキャラクタのプロファイルや言動に合致した声優を配役されている[1]。声優の配役は、アニメ全体のクオリティにも影響を与える重要な要素である。

声優の演技音声を分析するにあたって、音声信号として観測されるアニメの演技音声 *speech* を下式のフィルタモデルのように考える。

$$speech = actor \times character \times context \quad (1)$$

ここで、*actor* は声優、*character* は配役、*context* はアニメのシーンごとの状況や感情を示す。*actor* を音源とみなすと、*character* や *context* といったフィルタによって調音されて表現されたものが演技音声であると考えられる。アニメでは、キャラクタの属性に応じて発生する感情に差異が存在する。例えば、新世紀エヴァンゲリオンの綾波レイは「怒る」「喜ぶ」といった感情の発話が極端に少ない。

キャラクタの属性に応じて発生する感情に差異が存在するのであれば、*character* × *context* のフィルタ間の組み合わせは一体化させ、*context* を無視して考えることができる。また、アニメ声優の演技音声を観察すると、声優によって特定の属性のキャラクタに偏った配役が存在する。例えば、堀川りょう氏は作品中で主人公のライバルにあたるキャラクタを演じることが多い。このことから、音源とフィルタが独立して制御される一般的な音源フィルタモデル[2]とは異なり、アニメの演技音声では、*actor* × *character* の音源とフィルタの組み合わせに何らかの従属性が存在すると考えられる。これらのことから、*actor* と *character* といったアニメ声優に独自に存在するコンテンツ特性に着目することで、声優の音声特徴を音声信号処理を介さずに分析できる可能性があると考えた。

本稿では、声優の配役歴を分析することで、非音響的アプローチによって声優ネットワークを構築する。配役歴は、各声優が過去どんなキャラクタを演じたかの記録であり、配役歴は各々の声優が適したキャラクタ属性（例えば、性格や作品内での立場など）を反映した結果と捉えられる。本稿の分析では、配役歴からこれまでに演じたキャラクタを特定し、演じたキャラクタのキャラクタ属性を特徴量とするネットワークを構築する。このネットワークの分析にもとづいて声優をグループ化して観察することで、声優間の類似性や代替性を考察する。

## 2. 関連研究

音声の印象は、音響特徴の観点から数多く分析されている。これまでに、声優の音声と評価の対応付きデータセットの構築[1]や、基本周波数と被験者の印象から声質を分

<sup>1</sup> 関西大学

<sup>2</sup> 関西大学大学院

a) k975801@kansai-u.ac.jp

b) k503587@kansai-u.ac.jp

c) ryama@kansai-u.ac.jp

\*1 <https://seigura.com/directory/> (2024年7月22日確認)

析 [3], 個人性の知覚 [4] が報告されている。このほか、日常とアニメ、ドラマの 3 番面間における声質の印象の比較 [5] や、アニメ声優と一般人の音声の音響パラメータの比較分析 [6], 声質と印象の分析 [7] も報告されている。また、同一声優から異なるキャラクタ音声を生成するアプローチ [8] も提案されており、分析だけでなく音声の生成に向けたアプローチも多く報告されている。しかしながら、これらは音声そのものに着目したアプローチであり、声優自身の演技力やアニメのキャラクタといったコンテンツを扱っているわけではない。

声優が演じることになる創作物のキャラクタの特性は、データ分析や画像処理の観点から研究されている。これまでも、ご当地キャラの印象とご当地アピール効果の関係 [9] やゲーム内のキャラクタの魅力的要素 [10] が報告されている。ほかにも、キャラクタの属性間の相関関係の分析 [11] や、キャラクタの性格と描画特性の関連付け [12] が研究されている。これらはキャラクタを主なターゲットとした研究であり、声優に焦点を当ててキャラクタと関連付けたものは少ない。キャラクタのセリフの分析 [13] も行われているが、声優とキャラクタの紐付けにもとづく分析は行われていない。

### 3. 配役歴にもとづく声優ネットワークの構築

- 本稿では、以下の手順での声優ネットワークを構築する。
- (1) 各声優の配役歴の取得
  - (2) 配役歴中のキャラクタ属性の取得
  - (3) 声優のキャラクタ属性ベクトルの獲得
  - (4) キャラクタ属性ベクトルにもとづく声優ネットワークの構築

下節にて、それぞれの処理手順について詳細を述べる。

#### 3.1 声優の配役歴の取得

声優の配役歴は、アニメの総合情報サイトから取得した。本稿では、「アニメハック」<sup>\*2</sup>を参照する。同サイトから「声優名」「出演したアニメタイトル」「演じたキャラクタ名」を取得する。ここで、アニメタイトルとキャラクタ名を紐つけて収集することで、同姓同名キャラクタを区別する。収集対象とする声優は、2019 年から 2023 年に放送されたアニメで「メインキャスト」と設定されている人物とした。キャラクタ名が掲載されていない声優については除外した。結果として、合計 1,195 名の声優名を取得した。

得られた声優の配役歴をデータクレンジングによって整形する。まず、アニメが複数シーズンにわたって放送されている場合、声優の演じたキャラクタ名に同一のキャラクタ名の重複が発生する。重複の解消では、まずジャロ・ウインクラー法によってアニメタイトルの名寄せを行い、

<sup>\*2</sup> <https://anime.eiga.com/> (2024 年 6 月 30 日確認)

表 1 配役歴とキャラクタ属性の例。ただし、データは堀川りょう氏のデータを一部抜粋。複数のキャラクタで共通したキャラクタ属性には下線で示す。説明のための例示のため全データを掲載せず、キャラクタ名についても略称とする。

ベジータ	服部平次	ラインハルト	長野影虎
壯年	高校生程度	青年	壯年
戰闘する	戰闘する	戰闘する	元気がありあまる
プライド高い	天才的	天才的	熱血
戦いが好き	スポーツ好き	戦いが好き	スポーツ好き

同一アニメ作品を判定する。複数のアニメタイトルの文字列間でジャロ・ウインクラー距離を算出する。ここで、得られたデータ内でのジャロ・ウインクラー距離と文字列の組み合わせを第一著者が観察したところ、距離が 0.40 以下の文字列同士は類似していても異なるアニメタイトルであることが多かった。そのため、本処理におけるジャロ・ウインクラー距離の閾値  $\theta_{actor}$  を 0.41 と設定した。閾値以上となったアニメタイトルは同一作品とし、文字数が最も少いものに名寄せした。

#### 3.2 配役歴中のキャラクタ属性の取得

配役歴に含まれるキャラクタの特徴をキャラクタ属性によって表現する。本稿では、ファンサイトの 1 つであるキャラ属性王国 [14] で各キャラクタに付与されているタグをキャラクタ属性として扱う<sup>\*3</sup>。キャラ属性王国は、ユーザが自由にキャラクタを登録し、キャラクタの属性を付与/変更可能なソーシャルサイトである。そのため、キャラ属性王国内で各キャラクタに付与されているタグは、アニメファンがキャラクタに対する共通了解の印象や評価が蓄積されていると考えられる。キャラ属性王国内のアニメタイトル数は 2,159 件、キャラクタ数は 14,677 件であった。

3.1 節で構築した声優の配役歴とキャラ属性王国から得られる各キャラクタのキャラクタ属性を参照し、各声優の配役歴中のキャラクタ属性を取得する。これらの異なるデータセット間でアニメタイトル名とキャラクタ名が必ずしも一致するとは限らない。そのため、ジャロ・ウインクラー距離にもとづく名寄せを行う。3.1 節での分析と同様にジャロ・ウインクラー距離の閾値を第一著者が観察し、アニメタイトルの距離閾値  $\theta_{title}$  を 0.45、キャラクタ名の距離閾値  $\theta_{chara}$  を 0.92 とそれぞれ設定した。アニメタイトルとキャラクタ名について、それぞれデータセット間で総当たりで照合した。アニメタイトルが  $\theta_{title}$  を超えており、かつ、キャラクタ名も  $\theta_{chara}$  を超えている場合に、声優と演じたキャラクタに対応するキャラクタ属性を声優に割り当てる。配役歴中のキャラクタについてのキャラクタ属性が取得できなかった声優は、分析対象から除外した。その結果、キャラクタ属性を有する声優は 719 名となり、声

<sup>\*3</sup> キャラ属性王国の運営者より、キャラ名や属性の一覧、及びそれぞれのキャラが持つ属性などを整理したデータセットの提供を受けた。

優に付与されたキャラクタ属性の総種類数は 1,053 種類となつた。

各声優は配役歴中のキャラクタの各キャラクタ属性の合計値を要素とし、全キャラクタ属性数 1,053 を系列長とする多次元ベクトルとして表現される。例えば、表 1 のような配役歴とキャラクタ属性があった場合、壮年 : 2, 高校生程度 : 1, 青年 : 1, 戰闘する : 3, 元気がありあまる : 1, プライドが高い : 1, 天才的 : 2, 熱血 : 1, 戦いが好き : 2, スポーツが好き : 2 といった属性値を持ち、他の 1,043 次元のそれぞれの値は 0 となる。

### 3.3 声優のキャラクタ属性ベクトルの獲得

声優ごとに得られたキャラクタ属性の各値をキャラクタ属性の相対頻度と稀少度にもとづいて特徴化する。まず、声優ごとにキャラクタ属性の出現頻度を正規化し、相対頻度に変換する。各声優が保持する全キャラクタ属性値の合計値、任意のキャラクタ属性  $p$  の出現数をそれぞれ  $N$  と  $k_p$  とすると、正規化されたキャラクタ属性の相対頻度  $StdFreq(k_p, N)$  は、下式で表される。

$$StdFreq(k_p, N) = \frac{k_p}{N}. \quad (2)$$

次に、キャラクタ属性  $p$  の希少度  $Rarely(p)$  を算出する。キャラクタ属性  $p$  を有する声優数  $m$  としたとき、分析対象の声優数は 719 名であるため、 $Rarely(p)$  は下式で算出される。

$$Rarely(p) = \log \frac{719}{m}. \quad (3)$$

最後に、下式したがって、キャラクタ属性  $p$  ごとに式 (2) と式 (3) の値をもとに特徴値  $f_p$  を取得する。

$$f_p = StdFreq(k_p, N) \times Rarely(p). \quad (4)$$

各声優の配役歴から得られるキャラクタ属性の種類数は、全キャラクタ属性の総種類数に比較して極端に少ないため、多くのキャラクタ属性の特徴値が 0 の疎ベクトルである。そこで、ベクトルによる特徴表現能力を高めるために、キャラクタ属性の特徴値ベクトルを密ベクトル化する。全声優 719 名を対象とした分析データ全体で  $719 \times 1,053$  の行列とする。この行列に対して、主成分分析によって累積寄与率 100% になるまで次元削減する。結果として、709 主成分に次元圧縮されたため、声優 × 主成分として  $719 \times 709$  の行列データが得られた。本稿では、ここで得られた 709 次元の主成分ベクトルを声優のキャラクタ属性ベクトルとして扱う。

### 3.4 キャラクタ属性ベクトルにもとづく声優ネットワークの構築

声優ネットワークを構築するために、すべての声優の組み合わせで 3.3 節で獲得したキャラクタ属性ベクトルのコ

表 2 声優ネットワーク構築に利用するキャラクタ属性ベクトル間のコサイン類似度要約統計量

総数	110,089
mean	0.041138
std	0.041538
min	0.000000
25%四分位	0.012696
50%四分位	0.029215
75%四分位	0.056176
max	1.000000

表 3 エッジ結合条件とするコサイン類似度閾値の変更による声優ネットワークの統計特徴量の変化

コサイン類似度閾値	0	0.13	0.18	0.3	0.5
ノード数 (エッジ数 $\geq 1$ )	719	707	575	188	23
エッジ数	110,089	4,294	1,351	158	13
平均経路長	1.573	3.492	1.289	1.293	1.0
密度	0.426	0.017	0.008	0.008	0.051

サイン類似度を算出する。ここで、すべての声優間の組合せ数は、 ${}_{719}C_2 = 258,121$  となった。このうち、キャラクタ属性ベクトルの類似性が高い声優のみを結合するためにコサイン類似度が 0 以上の組み合わせを取り出したところ、110,089 件の組み合わせが得られた。ここで得られた 110,089 件の声優間の組み合わせをコサイン類似度にもとづくエッジによって結合する。

表 2 に、声優ネットワーク構築に利用するキャラクタ属性ベクトル間のコサイン類似度要約統計量を示す。極端にコサイン類似度が高い声優の組み合わせは少数であった。特定のキャラクタの配役が交代したり、スピンオフ作品などで同一タイトルの同一キャラクタを異なる声優が演じた場合、コサイン類似度が非常に高くなる傾向が見られた。例えば、荒牧大輔（攻殻機動隊）役は阪脩氏から中博史氏への交代があった。本稿で収集したデータセットでは、阪脩氏と中氏のどちらの声優も荒牧大輔（攻殻機動隊）のキャラクタ属性のみが配役歴として記録されていた。このようなケースでは、キャラクタ属性ベクトルが完全一致するためコサイン類似度が非常に高くなった。また、名寄せ時のエラーによって本来の配役歴とは異なる同一キャラクタのみを演じたことになってしまった場合にも、高いコサイン類似度が見られた。このようなデータは極少数であったため、ネットワークの全体の信頼性や考察には大きな影響は及ぼさないと考えられる。一方でネットワーク全体の信頼性向上のため、今後の課題として名寄せの精度向上に取り組みたい。

## 4. 声優ネットワークの分析と考察

構築された声優ネットワークを分析し、非音響アプローチからの声優の特性を考察する。様々なコンテンツを対象としたネットワーク分析の先行事例 [15], [16], [17] を参考

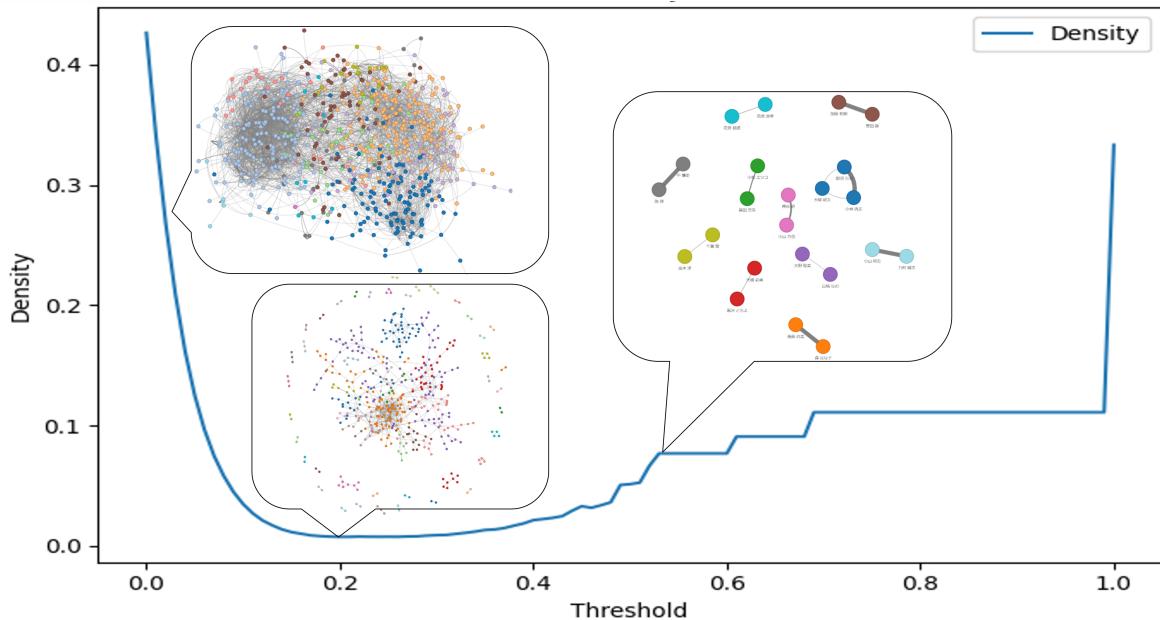


図 1 エッジ結合条件であるコサイン類似度閾値に応じた密度の推移とネットワークの全体像

表 4 次数中心性についての男女別上位 5 名の声優とその値

男性	次数中心性	女性	次数中心性
宮野 真守	0.2325	花澤 香菜	0.1991
細谷 佳正	0.2311	日高 里菜	0.1935
中村 悠一	0.2270	佐倉 紗音	0.1754
諏訪部 順一	0.2242	早見 沙織	0.1754
杉田 智和	0.2214	本渡 楓	0.1629

にし、ネットワーク全体の統計特徴量やノードに着目した分析を行う。図 1 に、エッジの結合条件とするコサイン類似度閾値を変更に伴うネットワーク密度の推移とネットワークの全体像を示す。また、表 3 に、エッジの結合条件とするコサイン類似度閾値を変化させた場合のネットワークの統計特徴量の概略を示す。

構築された声優ネットワークでは、エッジの結合条件としてコサイン類似度の閾値を 0.069 とした場合、すべてのノードが少なくとも 1 つ以上のエッジを有した。表 3 から、エッジ条件とするコサイン類似度が 0.18 から 0.30 の間でエッジをノード数が大きく減ることがわかる。平均経路長は、コサイン類似度の閾値を 0.13 とした時最大をとり、その後大きく値が低下した。コサイン類似度の閾値が 0.5 以上になるとエッジはほぼすべて消滅し、ネットワークは崩壊すると見られる。

下節では、得られた声優ネットワークについて、以下の観点から詳細な分析と考察を行う。

- (1) ネットワークの統計指標にもとづく分析と考察
- (2) ネットワーククラスタリングにもとづく分析と考察
- (3) 特定のノードに着目した分析

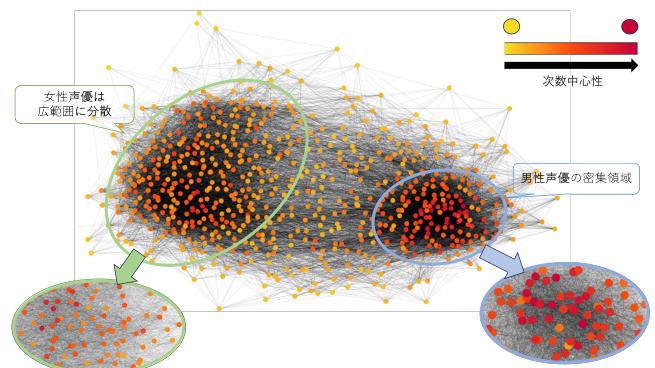


図 2 次数中心性における男女の差に着目したネットワーク

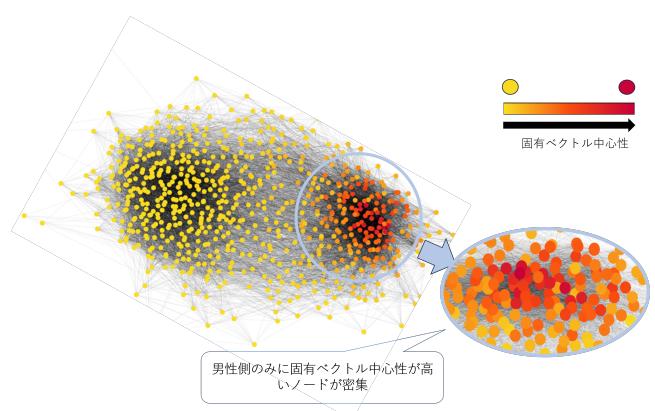


図 3 固有ベクトル中心性における男性に着目したネットワーク

#### 4.1 ネットワークの統計指標にもとづく分析と考察

ネットワーク内のノードの重要度や影響力を分析するために、ネットワーク中心性に着目した。本稿では、近傍ノードとの結合度合いを示す次数中心性と重要ノードとの結合度合いを示す固有ベクトル中心性にもとづいて、声優

間の類似性と配役の傾向を考察する。ここでは、すべてのノードが少なくとも 1 つ以上のエッジを有するコサイン類似度の閾値 0.069 でエッジが結合されたネットワークを対象として分析した。

図 2 に、次数中心性について声優の男女差に着目したネットワーク図を示す。図中、男女それぞれの密集地帯を拡大表示している。男女間で比較すると、男性声優は次数中心性が比較的高く、密集しており、女性声優は次数中心性が比較的低く、分散していた。全体としても、男性声優は女性声優に比べ次数中心性が高いノードが多く見られた。表 4 に、男女別の次数中心性が高い声優 5 名とその次数中心性を示す。同表より、男性声優の方が女性声優に比べて多くの声優と近傍で結合していることが示された。ネットワーク全体で次数が大きい重要ノードとの結合度合いを分析するために、固有ベクトル中心性を算出した。本稿の声優ネットワークでは、様々なキャラクタ属性を有しており多くの声優との共通点をもつ声優とのつながりが多いほど、固有ベクトル中心性は高くなる。図 3 に、固有ベクトル中心性に着目したネットワーク図を示す。固有ベクトル中心性が高いノードが密集している領域は、男性声優の密集領域と重なっていた。対して、固有ベクトル中心性が低いノードが分散している領域では、女性声優の多くが分散して確認された。これらのことから、固有ベクトル中心性は男性声優に偏って高い傾向が確認された。以上の結果をまとめると、以下の考察が得られた。

- 男性声優は、多くの声優同士でキャラクタ属性を共有している
- 女性声優は、声優同士で共有するキャラクタ属性が比較的少ない

これらのネットワーク特性の男女差は、声優の年代によって差異が見られた。若手声優に着目すると上記の男女特性の差異は顕著に見られネットワーク内でも大きく分離していた一方で、熟練の声優間では男女間でも類似性の高い組み合わせが見られた。熟練の声優は、長い芸歴の中で多様なキャラクタを演じている場合が多く、その結果様々な声優とキャラクタ属性を共有していた可能性が考えられる。また、年代による声優のネットワーク構造の差異には、アニメキャラクタ自体の変化が影響している可能性も考えられる。キャラクタ属性自体が多様化・特徴化し、それぞれ独立した属性を有するアニメキャラクタへと経年変化した可能性が考えられる。詳細な議論のための声優やアニメ作品の年代ごとのネットワークの構築と分析は、今後の課題とする。

#### 4.2 ネットワーククラスタリングにもとづく分析と考察

ネットワーククラスタリングによって、ノードを複数のクラスタに分類してネットワーク内の様相を分析する。本稿では、ネットワーククラスタリングの手法として Louvain

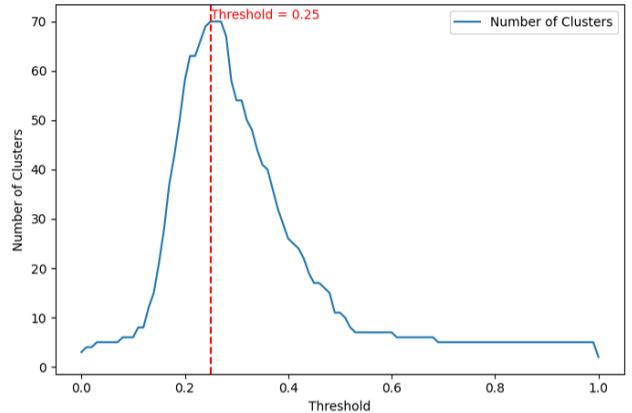


図 4 エッジ結合条件であるコサイン類似度閾値を変化させた場合のネットワーククラスタリングにおけるクラスタ数の推移

表 5 分析対象とした声優のネットワーク統計特徴

声優	次数	次数中心性	固有ベクトル中心性
宮野真守	167	0.2325	0.1317
山寺宏一	65	0.0905	0.0503
釘宮理恵	68	0.0947	0.0136
羊宮妃那	66	0.0919	0.0056

法 [18] を採用した。Louvain 法では、ネットワーク構造から自動的に適切なクラスタ数を検出する事が可能である。データドリブンな声優のコミュニティ数の検出をねらう。

図 4 に、エッジ結合条件であるコサイン類似度閾値を変化させた場合のクラスタ数の推移を示す。クラスタ数が最大になるエッジ条件は 0.25 であった。本稿では、この最大クラスタ数を示したエッジ結合条件でのネットワーククラスタリングの結果を考察する。ネットワークのノード数、エッジ数、クラスタ数はそれぞれ 301, 348, 70 であった。

図 5 に、ネットワーククラスタリングの全体像と大規模クラスタと小規模クラスタの近傍の拡大図を示す。ネットワーク全体の中心に位置するノード数が多い大規模クラスタを見ると、1 クラスタ内に男性声優が集中している様子が見られた。一方で、小規模クラスタは最大で 3 ノードほどで構成されており、女性声優が多く含まれていた。これらのことから、男性声優は共通したキャラクタ属性を有する声優が多い、あるいは、男性声優が演じるキャラクタ自身の属性に大きな違いが存在しない可能性が示唆された。一方で、女性声優ではお互いに異なるキャラクタ属性を演じている、あるいは、女性声優が演じるキャラクタの属性が多様である可能性が示唆された。

#### 4.3 特定の声優に着目した考察

特定の声優に着目し、エッジ結合条件をコサイン類似度閾値を 0.069 とした声優ネットワークにおけるネットワーク統計特徴をもとに分析する。表 5 に、分析対象とする声優とそのネットワーク次数、次数中心性、固有ベクトル中心性を示す。ここで、分析対象とする声優は、出演作品数

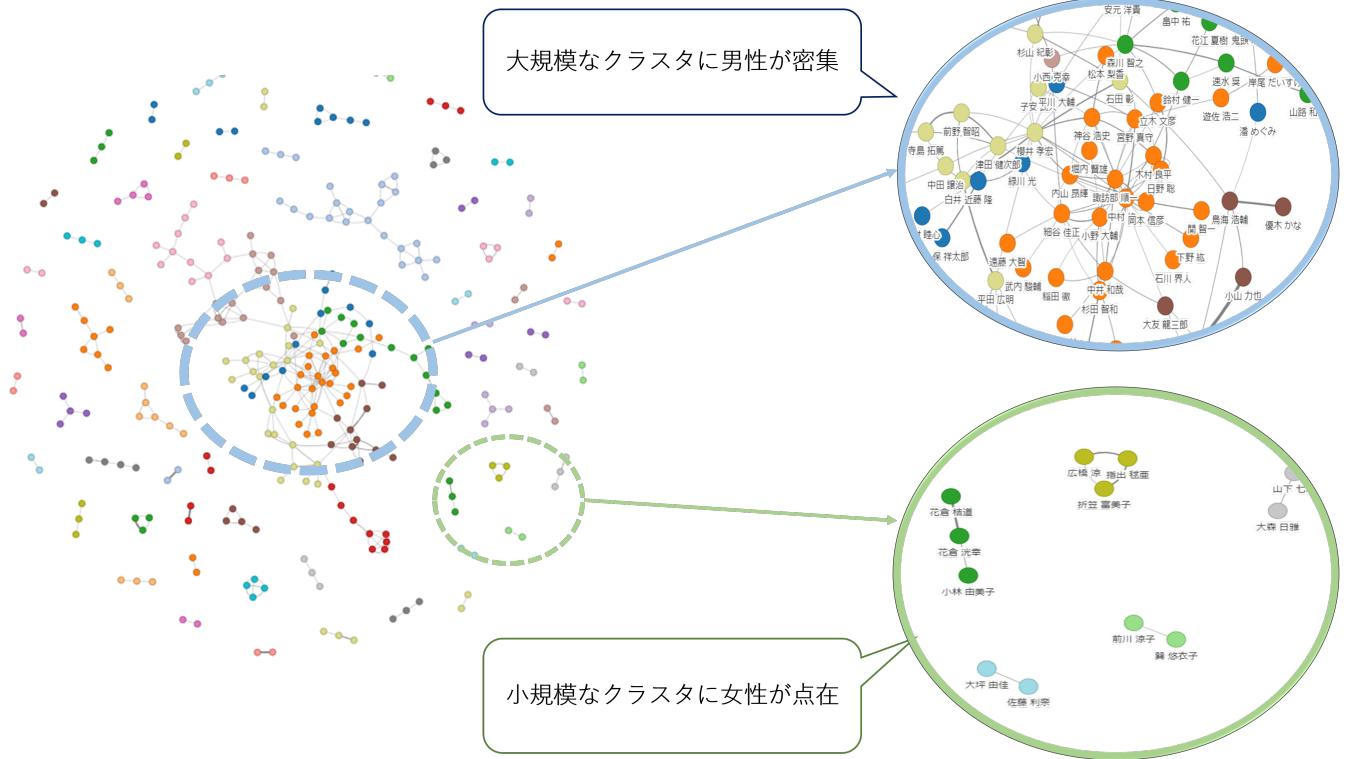


図 5 ネットワーククラスタリングによって得られたネットワークの概略と大規模クラスタと小規模のクラスタの拡大図

表 6 山寺宏一と羊宮妃那の類似度上位 5 位の声優

山寺宏一	羊宮妃那
M・A・O	影山 灯
小松 未可子	花澤 香菜
沢城 みゆき	関根 瞳
高木 渉	竹達 彩奈
千葉 繁	村上 奈津実

等や出演キャラクタ数、声優アワード [19] の受賞歴等をもとに選出した。

表 5 から、出演作品が多い宮野氏は次数が高く、次数中心性および固有ベクトルの中心性も比較的高い。声優ネットワーク全体の中でも中心的な重要ノードである可能性が示唆される。表 6 に山寺氏と羊宮氏のそれぞれの類似度上位の声優を示す。また、図 6 と図 7 に山寺氏と羊宮氏をそれぞれ中心としたネットワークを示す。同図中、黄色いノードがそれぞれ山寺氏と羊宮氏を示し、赤と青はそれぞれ女性と男性の声優を示す。熟練声優と若手声優のネットワーク特性の違いを考察する。山寺氏は、同年代・同性の声優だけでなく、異なる年代の声優と男女差なく高い類似度が確認された。山寺氏と同年代の他の熟練声優も、男女差なく多くの声優と結合されていることが確認できた。一方で、羊宮氏の類似度上位となった声優は、比較的同年代の同性声優であった。この傾向は他の若手声優でも同様に見られ、比較的同年代、同性の声優とのみ結合する特徴が見られた。これらのことから、声優の年代による配役傾向

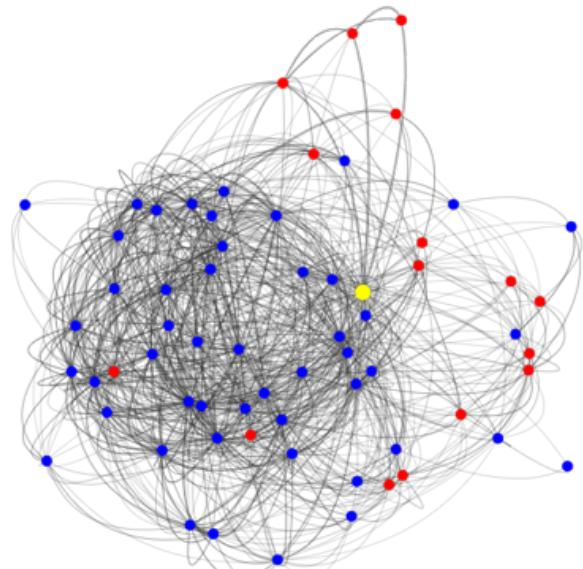


図 6 山寺宏一氏と直接結合したノードのみで構成されたネットワーク。黄色、青、赤のノードはそれぞれ山寺氏、男性声優、女性声優を示す。

やキャラクタ属性の傾向の経年変化が存在する可能性が考えられる。釘宮氏も熟練声優の1人であるが、山寺氏とは異なり様々なキャラクタ属性ではなく、特定のキャラクタ属性（例えば、ツンデレ）の配役が多い。表 5 からも、釘宮氏は次数中心性は比較的低く、固有ベクトル中心性も高くなっていることが確認できる。声優としての活動歴によらず、

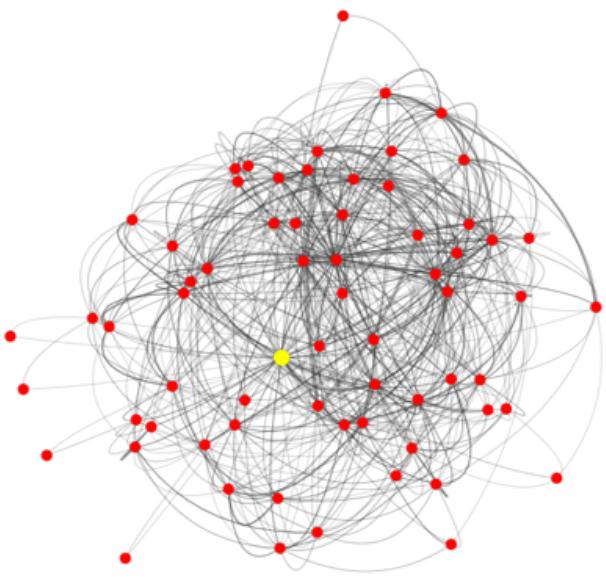


図 7 羊宮妃那氏と直接結合したノードのみで構成したネットワーク。黄色、青、赤のノードはそれぞれ羊宮氏、男性声優、女性声優を示す。

演じてきたキャラクタ属性の偏りによって周囲の声優との関係性が変化することも確認できた。釘宮理恵氏も芸歴が長いが、前述の通り、釘宮理恵氏はツンデレキャラに特化している印象を持たれている。表 5 を見てみると、次数や次数中心性は比較的低く、固有ベクトル中心性も高くはない。特定のキャラクタに特化したような声優は次数中心性が低く、他の声優との類似性が比較的低いことが考えられることが釘宮理恵氏の例から考えられた。

## 5. おわりに

本稿では、声優の配役歴を用いて、声優の演技傾向を示す声優ネットワークを構築・分析した。ネットワーク統計指標とネットワークのクラスタリング結果を分析して、声優の男女差や熟練/若手の差異といった声優の違いが明らかになった。本稿で構築した声優ネットワークは日本のアニメ声優間の類似性を示し、声優の演技指導やキャラクタへの配役における参考情報としての活用が期待される。今後は、キャラクタのネットワークを構築し、声優とキャラクタのネットワーク特性を比較する。また、声優の配役歴の中で知名度の高いキャラクタの属性に重み付けを行うなどの拡張も検討する。

**謝辞** 本研究は、一部、科研費 24K15255 および 22K00803 の支援のもと行われた。本研究の実施にあたって、声優堀川りょう氏、株式会社 IAM 植野敏昭氏には実務者としてのご意見を頂いた。記して謝意を表す。

## 参考文献

- [1] 植野敏昭, 山西良典, 堀川りょう: 声優養成所講師評価付き発話音声データセットの構築, 第 65 回情報処理学会エンタテインメントコンピューティング研究会研究発表会, pp. 1–3 (2022).
- [2] Fant, G.: *Acoustic Theory of Speech Production*, Mouton (1960).
- [3] 酒井えりか, 伊藤彰教, 伊藤貴之: ゲームキャラクタと声質の傾向分析, 映像情報メディア学会技術報告, Vol. 40.11, pp. 123–124 (2016).
- [4] 橋本 誠, 北川 敏, 樋口宜男: 音声の個人性知覚に影響を及ぼす音響的特徴の定量的分析, 日本音響学会誌, Vol. 54, No. 3, pp. 169–178 (1998).
- [5] 林 大輔, 大杉尚之: アニメにおける声質に対する印象の調査: 3 日常場面およびドラマとの比較, 日本心理学会第 82 回大会 (2021).
- [6] 山下泰樹, 松本 弘: 成人の読み上げ音声における声質評価値と音響関係量の分析的検討, 日本音響学会誌, pp. 856–864 (2006).
- [7] 須田仁志, 渡邊亞弓, 高道慎之介: 「キミは私の声、好きかな?」大規模主観評価による声質好感度コーパスの構築とその分析, 研究報告音楽情報科学 No.7, Vol. 2024-MUS-140, No. 7, pp. 1–9 (2024).
- [8] Pongkittiphan, T., Saito, D., Minematsu, N. and Hirose, K.: Eigenvoice-Based Character Conversion for Arbitrary Speakers Using Various Character Voices of a Skilled Voice Actor, *Journal of Signal Processing*, Vol. 17, No. 4, pp. 139–142, July 2013 (2013).
- [9] 松井哲也: 「ご当地萌えキャラ」の印象の因子分析とご当地アピール効果との相関との分析, 芸術科学会論文誌, Vol. 20, No. 2, pp. 120–128 (オンライン), DOI: 10.3756/artsci.20.120 (2021).
- [10] 宇田朗子, 村井 源: モバイルゲームにおける女性キャラクターの魅力的要素の分析, 情報知識学会誌, Vol. 31, No. 2, pp. 173–180 (オンライン), DOI: 10.2964/jsik\_2021\_023 (2021).
- [11] Nakashima, F., Fujimoto, N. and Yamanishi, R.: Do Appearances Represent Personality of Created Characters?, Proc. 27th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information & Engineering Systems, pp. 1776–1785 (2023).
- [12] 中島楓華, 山西良典, 翼 優人, 藤田宜久, 仲田 晋: アニメキャラの顔パーツの位置バランスとキャラクタ属性の関係性に関する基礎検討, 第 6 回コミック工学研究会, pp. 23–28 (2021).
- [13] 南出瞭馬, 山西良典, 松下光範: キャラクタのセリフに表れる音変化の傾向の可視化, 第 10 回コミック工学研究会, pp. 18–23 (2023).
- [14] キャラ属性王国: (2024/01/20 確認). <https://charazokusei.jp/>.
- [15] 濱崎雅弘, 武田英明, 西村拓一: 動画共有サイトにおける大規模な協調的創造活動の創発のネットワーク分析, 人工知能学会論文誌, Vol. 25, No. 1, pp. 157–167 (2010).
- [16] 小川哲司: テキストマイニングとネットワーク分析を用いた映画評価の要因分析, *Economic and Business Review*, Vol. 29, No. 2, pp. 26–35 (2022).
- [17] 内田 誠, 白山 晋: SNS のネットワーク構造の分析とモデル推定, 情報処理学会論文誌, Vol. 47, No. 9, pp. 2840–2349 (2006).
- [18] Blondel, V. D., Guillaume, J.-L., Lambiotte, R. and Lefebvre, E.: Fast unfolding of communities in large networks, *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, Vol. 2008, No. 10, p. P10008 (online), DOI: 10.1088/1742-5468/2008/10/P10008 (2008).
- [19] 第 18 回新人声優アワード: (2024). [https://www.seiyuawards.jp/winning/winning\\_18/index.php\(2024/07/22 確認\).](https://www.seiyuawards.jp/winning/winning_18/index.php(2024/07/22 確認).)