

セリフに着目したキャラクターロール推定に関する基礎検討

吉田 真紘^{†,a}

藤川 雄翔^{†,b}

松下 光範^{†,c}

山西 良典^{†,d}

[†] 関西大学総合情報学部

a) k146344@kansai-u.ac.jp b) k920357@kansai-u.ac.jp c) m_mat@kansai-u.ac.jp d) ryama@kansai-u.ac.jp

概要 物語に登場するキャラクターには物語上のロールが存在する。セリフには、各ロール特有の語彙や表現が使われると仮定し、セリフの特徴を用いたキャラクターのロール推定手法を提案する。本稿では、「アクション、バトル、冒険、ファンタジー」の 4 ジャンル 32 作品を対象に、3 種類のキャラクターロール（師匠・先生、ライバル、敵）120 キャラクターのセリフデータセットを構築し、BERT を用いてセリフからキャラクターロールの推定を行った。その結果、F1 値 0.78 の精度で推定可能であることが確認された。

キーワード キャラクターロール, セリフ, 推定

1 はじめに

物語に登場する全てのキャラクターには、物語上で果たす役割（キャラクターロール）が設定されている。このキャラクターロールに基づく言動は、物語の展開に影響を与える [1]。キャラクターロールには、物語ごとに主人公やライバルといった様々な種類が存在する。これらの違いが、読者の関心や好みに大きく影響している。読者の好みに影響を与えるキャラクターロールは、特定のキャラクターへの共感や感情移入を生み出すきっかけの 1 つであり、キャラクターに関する重要な要素の 1 つである [2]。現状では、ユーザ自身の好みに合うキャラクターと出会うために、キャラクターに関する要素をクエリとした検索が行われている。しかし、キャラクターの物語上での活躍を考慮しなければならないキャラクターロールは、検索クエリとして用いることができない。例えば、『CHARA&ME¹』や『NeoApo²』では、名前や画像が検索クエリとして使用されている。さらに、キャラクターの性格や外見を検索クエリとして用いた検索手法に関する研究も進められている [3][4] が、キャラクターロールに着目した検索は実現されていない。キャラクターロールをクエリとして検索可能になれば、ユーザは既存の検索クエリに加えて物語の中でのキャラクターの動向を基準とした作品やキャラクターの検索が可能になり、これまでになかった作品との出会いを創出できると考える。

キャラクターロールを検索クエリとして活用するためには、各キャラクターに対してキャラクターロールの情報を付与し、データベースを構築する必要がある。キャラクターに関する情報を表現する方法として、ファンコミュニティや検索サイトではタグ (e.g., 主人公, 敵) が用い

られることがある。キャラクターロールをタグとして付与することで、作品の枠を越えた統一の概念としてキャラクターを理解することが可能になる。一方で、キャラクターロールのタグ付けには 2 つの課題が存在する。1 つ目は、全てのキャラクターにタグが付与されているわけではないことである。現状、キャラクターに関するタグの多くはファンコミュニティの有志らによって付与されている。ファンコミュニティの形成には、一連の過程を経る必要がある。まず、対象作品が多く読者に読まれ、認知される。次に、読者が作品に魅力を感じることで、ファンが生まれる。その後、集まったファンにより作品の情報が収集される。最後に、収集された情報が整理されることで、コミュニティが形成されていく。こうした形成過程には、多くの時間と情報付与のコストがかかる。そのため、新作や知名度の低い作品に登場するキャラクターには必ずしもタグが付与されるとは限らず、検索対象から除外されてしまうという課題がある。2 つ目は、計算機を用いて直接情報を抽出することは難しいことである。キャラクターロールに関する情報は作中で明示されることが少なく、タグ付けにはキャラクターの言動を踏まえた読者の解釈が求められる。キャラクターの言動は作中においてセリフや描写、イラストなどの形で断片的に提示される。読者はこれら複数の要素を組み合わせることでキャラクターロールを判断する必要があるため、計算機による直接的な獲得は難しいという課題がある。

これらの課題を解決するため、本研究ではキャラクターが話すセリフに着目する。セリフとキャラクターロールの関係をモデル化できれば、作品の知名度にかかわらず、未知のキャラクターに対してセリフからキャラクターロールのタグを付与できるようになると期待される。本稿ではその端緒として、セリフから発話者のキャラクターロールを推定するモデルを構築し、その有用性を検討する。

Copyright is held by the author(s).

The article has been published without reviewing.

¹<https://shueisha-character-matching.jp/> (2025/07/03 存在確認)

²<https://neoapo.com/> (2025/07/03 存在確認)

2 関連研究

キャラクターロールに関する研究として、Propp は魔法昔話における統一された物語構造を定義した [5]。さらに、その構造において、登場人物は 7 種類のキャラクターロールに分類できることを示した。この理論を活用した研究として、佐久間らは物語創作に不慣れなユーザの創作支援を目的に、Propp の物語内容論に基づくストーリー生成支援システムを提案した [6]。このシステムでは、ユーザが任意のキャラクターロールを入力することで、Propp の物語内容論に基づく行為の順序が自動的に決定される。これにより、簡単なプロットをストーリーとして自動生成することが可能になった。この研究では、キャラクターロールが物語の創作支援に活用されている。キャラクターロールを割り当てることは、コンテンツ制作支援や、物語理解、キャラクタ設計など様々な分野において重要であると考えられる。

キャラクタ検索に関する研究として、Park らはキャラクタの性格要素に着目した検索システムの検討を行った [3]。この研究では、交流分析理論に基づく性格診断法であるエコグラムを用いて、キャラクタの性格タイプの分類を試みた。このシステムにより、キャラクタの性格を類型ごとに分類し、性格類似度に基づくキャラクタの検索が可能になった。小林らは、ユーザ好みのキャラクタが登場する作品を検索できるプロトタイプシステムの構築を行った [4]。この研究では、キャラクタを構成する要素のうち性格と外見に着目し、キャラクタ説明文を用いて要素をベクトル化した。このシステムにより、「キャラクタ A + キャラクタ B」や「キャラクタ A + 要素」のように、ユーザが既知のキャラクタを基準に要素の加減算を行うことで、好みの要素を複数持ち合わせた類似キャラクタの検索が可能になった。これらの研究では、性格や外見といった内面・外面要素に基づくキャラクタ検索システムが提案されている。内面・外面要素はユーザ好みのキャラクタを検索するために重要な要素だが、読者はキャラクタが物語上で果たす役割にも関心を持ちながら、好みのキャラクタを探すと考えられる。

キャラクタの分類に関する研究として、今泉らは漫画に登場する人物の出現率系列に基づき、複数の距離尺度を用いて登場人物を役割ごとに分類する方法を検討した [7]。この研究では、登場人物の出現率系列に対して、DTW (Dynamic Time Warping) や DDTW (Derivative Dynamic Time Warping) などの時系列距離尺度を適用し、各距離尺度による登場人物間の類似度評価を行った。さらに、各距離尺度を適用した登場人物のクラスタリング結果と、作者視点による登場人物の分類結果を比較することで、キャラクターロールに基づくクラスタリングを行う際に最適な距離尺度を明らかにした。この

研究では、登場人物が「いつ、どのくらいの頻度で登場するか」という出現パターンに着目することで、物語上で果たす役割の分類を試みている。一方で、読者が登場人物の役割を判別する際には、出現率系列のみならず、「どのような行動をとるのか、どのようなことを話すのか」といった言語的・行動的側面も手がかりになると考えられる。

セリフに関する研究として、Yamanishi らは漫画作品における登場人物間の関係性理解を目的とし、発話役割を要素とするベクトルを用いて登場人物間の非対称な関係性(有向関係)を表現する手法を提案した [8]。この研究では、発話をあらかじめ定めた役割に分類した上で、ある発話相手に対する発話役割の占有率に基づくベクトルを作成した。そのベクトルを用いて、登場人物間の関係性の表現を試みた。これにより、発話者にとって発話相手の捉え方を発話のベクトルで把握可能になった。西原らは、チームやグループといった人間の集合における関係性の把握を目的とし、任意 2 者間の仲の良さと上下関係を推定するシステムを提案した [9]。この研究では、人間は発話者間の発話から仲の良さや上下関係を把握可能であるという考えに基づき、発話者の発話を発話役割によって表すことで、発話役割から仲の良さや上下関係の推定を試みた。このシステムにより、発話文の文末に含まれる助詞・助動詞の意味に対応付けられた発話役割を同定し、その種類と頻度に基づくルールベースの手法により仲の良さや上下関係の推定が可能になった。これらの研究は、セリフに含まれる役割に着目し、関係性の表現や立場の推定に活用されている。したがって、セリフは単なる会話の記録に留まらず、背後にある関係性を読み解くための重要な情報源であると考えられる。

3 基本方針

キャラクターロールの分類については、現時点で統一された枠組みは存在しないが、物語の主人公に対する言動を基準とした類型化が行われている。表 1 に示す沼田の分類もその一例であり、例えば「師匠・先生」のキャラクターロールには主人公を教え導く支援的な言動が、「敵」のキャラクターロールには主人公を妨害し敵対する攻撃的な言動が、それぞれの傾向として見られる。実際に、Sugishita らは多くのコミックにおいて、主人公を中心としたキャラクタネットワークが構築されており、主人公が他のキャラクタと相互作用する構造になっていることを示した [11]。このことから、読者が解釈するキャラクターロールは、主人公を中心とした関係性に基づいていると考えられる。さらに、キャラクタ間の関係性について Matsumoto らは「人間関係は会話の話し方や感情表現のパターンに影響を与え、会話内容に反映される」と

表 1: キャラクターロール分類の一例 (沼田 [10] の文献を参照)

キャラクターロール	説明
共感型主人公	目的を達成しようと行動し、変化する存在
憧れ型主人公	強い魅力を持ち変化せずに、信念を貫く存在
援助者 (師匠・先生)	主人公に知識を与え成長を促し、導く存在
対抗者 (ライバル)	主人公と同じ目的を持ち、共に競い合う存在
敵対者 (敵)	主人公を妨害し、対立する存在
協力者	主人公を支え、一緒に目的に向かう存在
犠牲者	主人公の動機や信念を強化する存在
依頼者	主人公に目的のきっかけを与える存在

指摘している [12]. キャラクター間の会話を書き起こしたセリフには、客観的な事柄を表す命題と命令や聞き手に対する発話者の態度という 2 つの要素で構成され、発話者の態度の中には発話意図が含まれている [13]. 実際に、村井らは発話意図の傾向が発話者と聞き手との関係性によって異なることを示した [14]. これらの知見から、発話者から主人公に向けられたセリフには発話者のキャラクターロールを特徴づける情報が含まれていると考えられる. そのため、キャラクターが話すセリフにはキャラクターロールを推定するための手掛かりになり得ると仮定した.

本稿では、キャラクターが物語上で話すセリフに着目し、主人公に向けられたセリフから発話者のキャラクターロール推定を試みる. 具体的には、セリフとキャラクターロールのデータセットを手で作成し、BERT を用いてそれらの関係を学習させることで推定モデルを構築した. このアプローチを通して、セリフがキャラクターロールを推定するための手掛かりとなり得るか検討を行う.

4 データセット

本章では、キャラクターロールを推定するために収集したセリフのデータセットについて説明する.

対象とする物語のジャンルは「アクション、バトル、冒険、ファンタジー」の作品を対象とした. これらは、多くの作品に共通する物語構造である「英雄の旅 (ヒーローズジャーニー)」理論 [15] と類似した物語構造を持つ点で共通している. この理論は、主人公が他のキャラクターとの協力や対立を通じて関係性を築き、物語を進行させていく枠組みである. キャラクターロールはこの理論の中で説明されることが多い. さらに、これらのジャンルは他ジャンルと比べて作品数が多く、多くの読者に親しまれている. 以上の理由から、研究の初期段階として、これら 4 ジャンルを対象とした.

推定対象とするキャラクターロールは「師匠・先生」、

「ライバル」、 「敵」の 3 種類を対象とした. これらのキャラクターロールは、対象とする物語ジャンルに頻出し、作品内で主人公と明確な関係性を構築する. さらに、3 種類のキャラクターロールは、統一された枠組みが存在しないにもかかわらず、複数の文献 [2][10] において共通して言及されている. このことから、これらのキャラクターロールは物語を構成するための重要な役割であると考えられる. キャラクターロールの定義に関して、本稿では沼田 [10] の分類を参考に、表 1 の定義に従うものとする.

セリフデータの収集には、Web 小説サイト『小説家になろう』³のテキストデータ、動画配信サービス『Netflix』⁴の字幕データを対象に、横断的に取得した.

『小説家になろう』において、以下の条件を満たす作品を対象とした.

1. 対象とする 4 ジャンルのいずれかを満たす作品であること
2. アニメ化・コミカライズ・ノベライズのいずれかが行われている作品であること
3. 100 話以上掲載されている作品であること
4. 自由参加型 Web 百科事典 (e.g., Wikipedia⁵, Pixiv 百科事典⁶) に作品情報が掲載されていること

セリフの定義としては、括弧 (「, 『」) 内にあるテキストに限定した. セリフの収集範囲は、各作品最大 100 話分の中に含まれているセリフを対象にした.

『Netflix』において、以下の条件を満たす作品を対象とした.

1. 対象とする 4 ジャンルのいずれかを満たす作品であること

³<https://syosetu.com> (2025/07/03 存在確認)

⁴<https://www.netflix.com> (2025/07/03 存在確認)

⁵<https://ja.wikipedia.org> (2025/07/03 存在確認)

⁶<https://dic.pixiv.net/> (2025/07/03 存在確認)

表 2: 収集した作品とキャラクタ（一部抜粋）．括弧内は，M:「師匠・先生（Mentor）」，R:「ライバル（Rival）」，E:「敵（Enemy）」を示す．

作品名	キャラクタ名
鬼滅の刃（竈門炭治郎 立志編）	鱗滝左近次（M），累（E），錆兎（M），真菰（M）
PSYCHO - PASS（シーズン 1）	槇島聖護（R），雑賀譲二（M）
ジョジョの奇妙な冒険（ファントムブラッド）	ウィル・A・ツェペリ（M），ディオ・ブランドー（R）
DRAGONBALL Z（フリーザ編）	界王（M），フリーザ（E），ベジータ（R）
僕のヒーローアカデミア（シーズン 1）	相澤消太（M） オールマイト（M），爆豪勝己（R）

2. 漫画全巻ドットコム⁷の「累計発行部数ランキング」に掲載されている作品であること
3. みんなのランキング⁸の「面白い神アニメランキング」に掲載されている作品であること
4. 自由参加型 Web 百科事典に作品情報が掲載されていること
5. 『小説家になろう』で取得していない作品であること

セリフの定義として，画面上に表示される 1 文を 1 セリフとした．セリフの末尾にハイフン「-」が付く場合（e.g., 「お前には-」, 「絶対負けねえ」といった次のセリフと連続することが明示されている場合）は，それらを連結して 1 つのセリフとして扱うこととした．セリフの収集範囲は，当該アニメ作品における一期・1 シーズン・〇〇編，1 クールなど，物語を構成するまとまりを 1 単位として定義し，その各単位に含まれるセリフを対象とした．収集した結果，『小説家になろう』では 6 作品，『Netflix』では 26 作品，合計 32 作品を収集した．

推定対象とするキャラクタは，収集した作品群の中で 5 セリフ以上話すキャラクタに限定した．収集できたキャラクタの中から，3 種類のキャラクタロールいずれかに該当するキャラクタを抽出した．キャラクタロールの情報を付与する際は，主観的な判断を極力排除するため，公式 Web サイト，Web 百科事典（e.g., マンガペディア⁹），ファンコミュニティサイト（e.g., キャラ属性王国¹⁰）など複数の Web サイトに掲載されている情報をもとに，1 キャラクタにつき 1 種類のキャラクタロールを手作業で付与した．さらに，本稿では，推定対象のキャラクタロールから主人公へ向けて発した単一方向のセリフを抽出対象とした．

抽出したセリフデータに関して，データの前処理を

行った．データの前処理として，ライブラリ mojimoji¹¹を用いてセリフデータの正規化を行った．このとき，英数字は半角に，カタカナ（濁点半濁点含む）は全角に統一した．さらに，「ふんっ」, 「おりゃあああ」など，意味を持たない非言語的なセリフは除外した．

以上の手順により，合計 171 キャラクタ，4897 セリフを手作業で収集した．表 2 に，収集した作品とキャラクタの例を示す．データ数の詳細な内訳は，「師匠・先生」が 40 キャラクタ，1596 セリフ，「ライバル」が 40 キャラクタ，1400 セリフ，「敵」が 89 キャラクタ，1897 セリフであった．

5 提案手法

提案手法では，以下の手順でセリフからキャラクタロールの推定を行う．

1. 同一キャラクタが話したセリフを結合し，セリフ群を作成する
2. 入力をキャラクタのセリフ群，出力をキャラクタロールのラベルとしてセリフ群とキャラクタロールの関係を学習させ，推定モデルを作成する
3. 学習したモデルを用いて，セリフ群から発話者のキャラクタロールを推定する

キャラクタロールの推定モデルは，BERT[16]の事前学習済みモデルを用いて実装した．本研究ではデータ整形やダウンサンプリングの処理において，事前学習済み BERT モデルに付属したトークナイザーを用いた．

5.1 データ整形・ダウンサンプリング

本稿では，キャラクタロール推定において，個々のセリフを独立した単位として扱うのではなく，文脈情報を保持した「セリフ群」としてデータを整形した．セリフには，挨拶や相槌など複数のキャラクタロールに共通して表れるセリフも含まれている．このようなセリフを個別に扱って学習を行うと，各キャラクタロールに共通す

⁷<https://www.mangazengan.com/>（2025/07/03 存在確認）

⁸<https://ranking.net/>（2025/07/03 存在確認）

⁹<https://mangapedia.com/>（2025/07/03 存在確認）

¹⁰<https://chara-zokusei.jp/>（2025/07/03 存在確認）

¹¹<https://github.com/studio-ousia/mojimoji>（2025/07/03 存在確認）

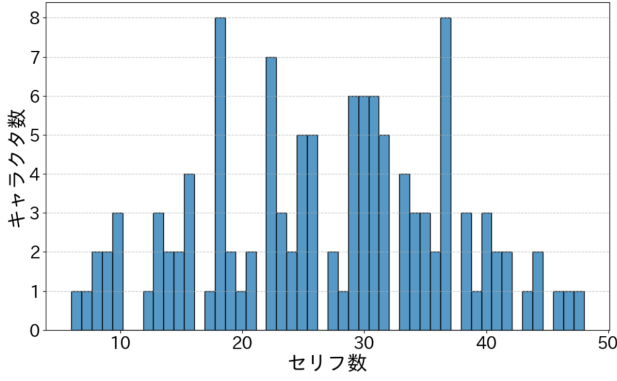


図 1: キャラクタ全体のセリフ数分布

る特徴が混在し、推定モデルにとってノイズになる可能性がある。このため、1つのセリフのみからキャラクターロールを推定することは難しいと考えられる。そこで本研究では、特定のキャラクターが作中で主人公に向けて話したセリフを時系列順に並べ、セリフ同士の間には BERT の特殊トークン [SEP] を挿入することで、セリフ群全体を 1つのテキストとして連結した。これにより、モデルはセリフ群全体を通じて、各キャラクターロールに特徴的な語彙や表現といった文脈情報から関係性を捉えることができると考えられる。

連結されたセリフ群を用いたキャラクターロール推定を行うにあたり、実装上の課題が確認された。一部のキャラクターではセリフ群が長大となり、事前学習済みモデルの最大トークン長 (512) を超過するケースが見られた。この課題に対応するため、本稿ではダウンサンプリングを実施した。ダウンサンプリングにあたり、各キャラクターのセリフ群を事前学習済み BERT モデルに付属するトークナイザーでトークン化した。セリフ群のトークン数が最大長を超える場合には 1 セリフ単位でランダムに削除し、最大長に収まるよう調整を行った。収集したキャラクター数が多かった「敵」のキャラクターロールは、BERT が文脈情報を学習する特性を踏まえ、セリフ数が少ないキャラクターから順に除外することで、他のキャラクターロールのキャラクター数と同数になるまで絞り込んだ。図 1 にはダウンサンプリング後の全キャラクターに対するセリフ数の分布を示す。図 2 には結合したセリフのトークン長の分布を示す。最後に、最大トークン長に満たないセリフ群に対しては [PAD] トークンを挿入し、入力の高さを統一した。その結果、各キャラクターロールのセリフ数は、「師匠・先生」が 1091 セリフ、「ライバル」が 1110 セリフ、「敵」が 1036 セリフの計 3237 セリフとなった。本研究ではこのデータセットを用いて、キャラクターロール推定モデルの学習・評価を行う。

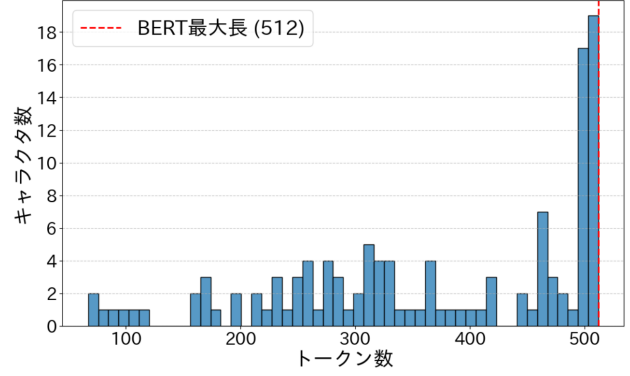


図 2: キャラクタ全体のトークン長分布

5.2 学習・評価

セリフ群とキャラクターロールとの関係性を学習するため、事前学習済み BERT モデルに対してファインチューニングを行った。本稿では、東北大学乾研究室が公開している日本語 BERT モデル「base-japanese-v3¹²」を事前学習済みモデルとして採用し、ファインチューニングを行った。ファインチューニングにおけるハイパーパラメータは、バッチサイズ 16、エポック数 10 とし、キャラクターロールを正解ラベルとした多クラス分類タスクとして推定モデルを構築した。モデルの入力には、5 節で作成した各キャラクターのセリフ群を用いた。出力には、Softmax 関数を適用し、各キャラクターロールに該当する正規化された確率分布を出力する。さらに、得られた確率分布のうち最も高い確率値を持つキャラクターロールを、推定モデルの最終的な推定結果として出力した。Softmax 関数は、式 (1) により定義される。

$$P(y = i|x) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad (K = 3) \quad (1)$$

ここで、 x は入力されたセリフ群、 z_i はクラス i に対するモデルの内部スコア、 K は推定対象とするキャラクターロールの総数 (本稿では 3) を示す。

推定モデルの性能評価には、5.1 節で作成したデータセットの規模を考慮し、層化 5 分割交差検証を採用した。このとき、各フォールドにおいてモデルを再学習させ、未学習のテストデータに対する推定性能を評価した。評価指標には、正解率 (Accuracy)、適合率 (Precision)、再現率 (Recall)、F1 値を採用し、全体評価とクラス別評価の両方を算出した。本稿では、5 分割交差検証で得られた各指標の平均値を、モデルの推定性能として評価する。

表 3 に、推定結果を示す。推定の結果、「師匠・先生」のキャラクターロールの F1 値の平均値は 0.864 と比較的

¹²<https://huggingface.co/tohoku-nlp/bert-base-japanese-v3>
(2025/07/03 存在確認)

表 3: 層化 5 分割交差検証での平均評価結果

キャラクターロール	正解率	適合率	再現率	F1 値
師匠・先生	0.900	0.848	0.900	0.864
ライバル	0.817	0.772	0.700	0.722
敵	0.850	0.820	0.750	0.769
全体	0.783	0.814	0.783	0.785

高い結果が得られた。対して、「ライバル」のキャラクターロールの F1 値の平均値は 0.722 と比較的低い結果となった。

これらの結果から、キャラクターロールごとの推定性能に多少ばらつきが見られるものの、セリフ群を入力として用いることで、キャラクターロールを推定できる可能性が示唆された。一方で、本稿で作成したデータセットのキャラクターの総数が 120 名と限られているため、今回の結果は限定的なデータセット内での性能として解釈する必要がある。

6 考察

表 3 の結果や表 4 の結果をもとに、各キャラクターロールにおけるセリフの傾向や、推定結果について考察した。

「師匠・先生」のキャラクターロールは、他のキャラクターロールより比較的高い精度で推定が行われた。正しく推定された「鱗滝左近次」や「幻海」などのキャラクターは、「何も気にすることなくゆっくり休むといい」、「これからみっちり基礎を教えてやる」といった、指導的・教育的なセリフが共通して見られた。これらのセリフには、主人公に知恵や能力を授け、鍛えようとする意図が表れている。さらに、「人に聞くな自分の頭で考えられないのか」、「何バカな面してんだい」といった、叱責を含むセリフも見られ、厳しさを伴いつつも成長を促す姿勢を反映している。こうしたセリフの傾向が、推定モデルによる判断の手掛かりとして機能し、推定精度の向上に寄与した可能性がある。

「ライバル」のキャラクターロールは、主人公との関係性が推定結果に大きく影響したと考えられる。正しく推定された「シーザー・A・ツェペリ」や「ユノ」などのキャラクターは、「俺はただお前に負けたくない」、「ハッ気絶しなかったのは褒めてやる」など、競争における勝利への強い執着や相手を認めるセリフが見られた。これらのキャラクターは、物語上で主人公と友好的な関係を築きつつも、互いに切磋琢磨して競い合う構図で描かれている。こうした関係性に基づくセリフ群の傾向が、キャラクターロールの特徴を捉える手掛かりになったと考えられる。一方で、「敵」のキャラクターロールと誤って推定された「ディオ・ブランドー」や「斎藤一」などのキャラ

クターは、物語上で主人公に元々敵対していた存在や、命を賭けた戦いや因縁によって結ばれた「好敵手」として描かれている。「今ためらいもなく貴様を惨殺処刑してくれよう」、「その甘さが命取りになるぞ」というセリフには、単なる競争心を超えた強い敵意や殺意が表れており、「敵」のキャラクターロールのセリフ傾向と類似していた。このように、競争関係と敵対関係のセリフが混在したことで推定モデルが違いを判断できず、誤って判断した可能性がある。

「敵」のキャラクターロールは、主人公に対する攻撃的なセリフの頻度や内容が推定精度に影響を及ぼしたと考えられる。正しく推定された「累」などのキャラクターには、「言っとくけどお前はひと息では殺さないからね」、「何の末練もなくお前たちを刻めるよ」といった、主人公の命を脅かし侮辱するようなセリフが含まれており、「敵」のキャラクターロールを推定する手掛かりになっていると考えられる。一方で、「ライバル」のキャラクターロールと誤って推定された「フリーザ」などのキャラクターは、「どうかな僕の下で働いてみる気はないか」、「思っていたよりずっと強いようだねちょっと驚いたよ」といった、戦闘中に相手の勧誘をしたり、実力を認めたりするセリフが見られた。このようなセリフは、一方的な強い敵意とは異なり、「ライバル」のキャラクターロールのセリフ傾向と類似するため、推定モデルが誤って判断した可能性がある。

最後に、今回の推定結果について考察する。本実験では推定精度に比較的高い数値が見られたが、データセットの規模が限定的である点から、データ数による影響を考慮する必要がある。5.1 節で述べたように、本手法では連結されたセリフ群を 1 データとして扱っており、データ数はキャラクター数に依存する構造となっている。そのため、各キャラクターに一定数セリフが存在する一方で、全体のデータ数としては限定的になってしまった。このような条件下では、各データの正誤が評価指標に及ぼす影響が大きく、1 つの正誤がスコアを大きく影響させる可能性がある。したがって、本実験で得られたスコアは、セリフを用いたキャラクターロールの推定が可能であることを示唆しつつも、限られたデータ数の影響を少なからず受けていると考えられる。今後はデータ数の拡充を図り、より大規模な検証を通じて、推定モデルの信頼性と汎化性能を段階的に検証していく必要があると考えられる。

7 おわりに

本研究では、セリフを用いてキャラクターロールの推定モデルを構築し、発話者のキャラクターロール推定を試みた。推定モデルの構築には事前学習済み BERT モデルを

表 4: モデルの推定結果 (一部抜粋, 表中の確率値の単位は%)

キャラクタ名	正解ラベル	予測ラベル	師匠・先生	ライバル	敵
鱗滝左近次 (鬼滅の刃)	師匠・先生	師匠・先生	96.11	1.46	2.43
幻海 (幽☆遊☆白書)	師匠・先生	師匠・先生	97.71	1.21	1.08
シーザー・A・ツェペリ (ジョジョの奇妙な冒険)	ライバル	ライバル	1.11	96.99	1.90
ユノ (ブラッククローバー)	ライバル	ライバル	7.52	90.01	2.42
ディオ・ブランドー (ジョジョの奇妙な冒険)	ライバル	敵	0.85	22.92	76.24
斎藤一 (るろうに剣心 —明治剣客浪漫譚—)	ライバル	敵	1.40	43.38	55.22
累 (鬼滅の刃)	敵	敵	0.89	13.23	85.88
フリーザ (DRAGONBALL Z)	敵	ライバル	0.74	95.52	3.75

使用し, 各キャラクタロールに特有の語彙や表現をファインチューニングにより学習させた. 検証の結果, 推定対象としたキャラクタロールに対して一定の精度で推定が可能であることを確認した.

今後の展望として, キャラクタロールの粒度に関する検討が挙げられる. 5.2 節で述べたように, 「ライバル」のロールには主人公に敵対的な立場を取るキャラクタと, 友好的な立場を取るキャラクタが混在していた. このように異なる立場を同一のキャラクタロールとして含めたことで, 推定の曖昧さや推定精度の低下を招いた可能性がある. したがって, 既存のキャラクタロールがどの程度まで細分化可能か検討する必要がある. さらに, 本研究ではキャラクタロールおよびジャンルの範囲を限定したため, 使用したデータセットは小規模となり, 学習・評価に用いたデータ数も限られていた. 今後は, データセットの拡充に加え, 対象とするキャラクタロールやジャンルの範囲を広げることで, 幅広いキャラクタに対応可能な推定モデルの構築を目指す.

謝辞

本研究は, 科研費 24K15255 の支援のもと行われた. 記して謝意を表す.

参考文献

- [1] クリストファー・ボグラー (著), 府川 由美恵 (翻訳): 作家の旅 ライダーズ・ジャーニー 神話の法則で読み解く物語の構造, フィルムアート社 (2022).
- [2] ジョン・トゥルービー (著), 吉田 俊太郎 (翻訳): ストーリーの解剖学 ハリウッド No.1 スクリプトドクターの脚本講座, フィルムアート社 (2017).
- [3] Park, B., Ibayashi, K. and Matsushita, M.: Classifying Personalities of Comic Characters Based on Egograms, *International Symposium on Affective Science and Engineering*, No. B3-2 (2018). DOI: 10.5057/isase.2018-C000029.
- [4] 小林達哉, 松下光範: 性格要素と外見要素の加減算による類似キャラクタの検索, 第 16 回 Web インテリジェンスとインタラクション研究会, pp. 106–111 (2020). DOI: 10.57413/wii.16.0.106.
- [5] ウラジミール・Я. プロップ (著), 北岡誠司 (翻訳), 福田美智代 (翻訳): 昔話の形態学, 白馬書房 (1987).
- [6] 佐久間友子, 小方 孝: プロップの物語内容論を利用したストーリー生成支援システムとその考察, 第 19 回人工知能学会全国大会, 3D3-04 (2005). DOI: 10.11517/pj-sai.JSAI05.0.250.0.
- [7] 今泉港大, 山西良典, 西原陽子, 小沢高広: 任意の区間での出現傾向の類似性による漫画の登場人物の分類, 第 4 回コミック工学研究会, pp. 46–53 (2020).
- [8] Yamanishi, R., Mori, R. and Matsushita, M.: Representation of characters' directed relationships in comics with speech-roles, *Procedia Computer Science*, Vol. 192, pp. 1541–1549 (2021). DOI: 10.1016/j.procs.2021.08.158.
- [9] 西原陽子, 砂山 渡, 谷内田正彦: 発話テキストからの人間の仲の良さと上下関係の推定, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. 91, No. 1, pp. 78–88 (2008).
- [10] 沼田やすひろ: 超簡単!売れるストーリー&キャラクターの作り方, 講談社 (2011).
- [11] Sugishita, K. and Masuda, N.: Social network analysis of manga: similarities to real-world social networks and trends over decades, *Applied Network Science*, Vol. 8, No. 79 (2023). DOI: 10.1007/s41109-023-00604-0.
- [12] Matsumoto, K., Minato, J., Ren, F. and Kuroiwa, S.: Estimating human emotions using wording and sentence patterns, *2005 IEEE International Conference on Information Acquisition*, pp. 421–426 (2005). DOI: 10.1109/ICIA.2005.1635125.
- [13] 益岡隆志: モダリティの文法, くろしお出版 (1991).
- [14] 村井 源, 松本斉子: 物語テキストにおける会話文の意図の話者属性による特徴, 情報処理学会論文誌, Vol. 61, pp. 135–143 (2020).
- [15] Campbell, J.: *The Hero with a Thousand Faces*, NEW WORLD LIB (2008).
- [16] Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K. and Toutanova, K.: Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding, *Proc. 2019 conference of the North American chapter of the association for computational linguistics: human language technologies*, Vol. 1, pp. 4171–4186 (2019). DOI: 10.18653/v1/N19-1423.