

登場人物の属性と関係性を統合した 相関図の自動生成に関する検討

Automatic Generation of Correlation Diagrams Integrating Character Attributes and Relationships

吉田 真紘[†]

藤川 雄翔[†]

松下 光範[†]

Mahiro Yoshida[†]

Taketo Fujikawa[†]

Mitsunori Matsushita[†]

1 はじめに

インターネット上で物語を自由に創作・発信できる環境が整いつつある。こうした環境の変化と生成 AI (以下、AI と記す) 技術の発展に伴い、物語創作を支援する多様なツールが登場している¹²。AI を用いた創作支援では、AI を仮想的な編集者として機能させることによる創作物の評価や改善案の提示といった活用が期待される。今後、創作支援がより高度化すれば、プロからアマチュアまで幅広い創作者が、AI を通じて自身の創作物を客観的に検証・改善可能になると考えられる。こうした技術の実現には、物語の構造やキャラクターの設定といった情報を AI が参照・処理可能なデータとして表現する必要がある。

物語は登場人物の役割に基づく言動が交わることで生じる相互作用によって進行する [2]。この相互作用は、登場人物の関係性に依拠して変化する。そのため、物語の創作において、登場人物の属性 (e.g., 外見, 性格, 役割) や登場人物間の関係性は、物語の魅力や展開を左右する重要な構成要素となる。創作者がこれらの構成要素を把握することは、物語の一貫性を保つうえで不可欠である。しかし、物語が長尺化するにつれて登場人物が増加し、属性や関係性の数も膨大になるため、これらを確認できる手段が求められる。

登場人物の属性や関係性を創作者が確認する手法の 1 つに相関図がある。相関図はノードに登場人物の名前とその外見画像、エッジに関係性の情報を格納したグラフ表現である。このノードへさらに登場人物の属性を追加することで、物語の創作に必要な登場人物の設計情報を確認可能になる。そこで本研究では、物語テキストから物語の構造やキャラクターの設定を確認可能な相関図を自動生成する手法の実現を目指す。相関図の生成にあたり、テキストの文脈を解釈可能な大規模言語モデル (以下、LLM と記す) を用いて登場人物

の属性や関係性を抽出し、外見属性をもとに画像生成 AI で外見画像を生成する。本稿ではその端緒として、LLM による登場人物の属性と関係性は適切な抽出が可能か、LLM によって抽出した外見属性をもとに生成した外見画像は読者の登場人物へのイメージと乖離がないか、の 2 点から提案手法の妥当性を検証する。

2 提案手法

本稿では、著者らの先行研究 [4] を拡張し、登場人物間の関係性に加えて属性と外見画像を統合した相関図の自動生成システムを提案する。提案システムでは、(1) LLM を用いた登場人物の属性、関係性、物語の世界観を示す文章の抽出、(2) 登場人物の外見属性と物語の世界観を示す文章から画像生成 AI を用いた外見画像の生成、(3) 得られたデータの整形と統合、(4) 統合したデータをもとに相関図の出力、という手順で相関図の自動生成を行う。手順 1 では、ユーザが入力した物語テキストとシステムプロンプトを LLM に入力し、登場人物の役割、外見、性格、関係性、物語の世界観を示す文章を抽出する。物語の世界観を示す文章は、手順 3 の外見画像生成時に登場人物間の絵柄を統一するプロンプトとして使用するため、抽出対象に含めた。本稿では、LLM に Google Gemini API (モデル: gemini-3.5-flash) を使用し、出力の再現性を確保するため Temperature を 0.0、乱数シード値を 42 に設定する。手順 2 では、抽出した外見属性と物語の世界観を示す文章をもとに各登場人物の外見画像を生成する。本稿では、外見画像を生成するための画像生成モデルとして、Google Gemini API (モデル: gemini-3.1-flash-image) を使用する。この画像生成 AI に入力するためのプロンプトは、抽出した外見属性と物語を示す文章をそれぞれカンマ区切りで記述したもののほかに、アニメ風のイラスト、外見画像の構図、白背景、高品質などの条件を追加し、作成する。生成された画像データは DataURL 形式に変換してシステム内部に保持する。手順 3 では、抽出・生成した登場人物の属性、関係性、外見画像を 1 つのファイルに構造化する。手順 4 では、構造化されたデータをもとに相関図を生成し、ユーザへ提示する。登場人物の外見画像は Canvas API を用いて顔、上半身がノード

[†] 関西大学大学院総合情報科学研究科, Graduate School of Informatics, Kansai University

〒 569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2 丁目 1-1

¹ 創作のアイデアを相談できる AI ツール『ComicCopilot』URL: <https://lp.comic-copilot.ai/> (2026/06/15 確認)

² 創作物の詳細な閲覧データを確認できる AI 分析ツール『マンガノアナリティクス』URL: <https://manga-no.com/analytics> (2026/06/15 確認)

表 1: 推定対象とする登場人物の役割一覧. Truby や沼田の文献 [1, 3] より引用.

役割	説明
Maincharacter	物語の中心人物
Mentor	主人公に知識や指導, 助言を行い成長を促し, 導く存在
Rival	主人公と同じ目的を持ち, 共に競い合う存在
Enemy	主人公の目的達成を妨害し, 対立する存在
Heroine	主人公の感情面や成長に影響を与え, 一緒に目的に向かう存在
Others	上記 5 種類の役割に該当しない登場人物

内に収まるよう円形にトリミングし, 各ノードの境界線色を役割別に設定することで登場人物の役割を視覚的に識別可能にする. 以下に, 各手順で用いるシステムプロンプトの設計およびデータの構造化方法について述べる.

システムプロンプトでは, LLM に対して登場人物の役割, 外見, 性格, 関係性, 物語の世界観を示す文章の抽出に制約条件を付与している. 本稿で抽出対象とする登場人物の役割は, Truby や沼田の文献 [1, 3] を参考に表 1 に示す 6 種類と定義した. 登場人物の役割は物語に登場する全ての登場人物に設定され, それに基づく言動は物語の展開に影響を与えること [2] から, 物語テキスト中に含まれる登場人物の言動から役割の情報を抽出できると考えられる. そこで本稿では, 登場人物の意図や感情が直接的に現れるセリフ文を優先的な根拠とし, セリフ文がない場合は地の文の行動描写を手がかりとして役割を抽出するよう LLM に指示した. 外見属性は“species (種族)”, “hair (髪)”, “face (顔)”, “body (体型)”, “clothing (服装)”, “accessories (アクセサリ)”, “extras (特記事項: 他のフィールドに該当しない外見情報)”の 7 フィールドに分け, テキスト根拠があるもののみ自由記述で抽出するよう LLM に指示した. 性格属性は種類が膨大であるため自由記述で抽出する方針を採用し, 他の属性情報の混入を防ぐため性格のみを抽出することを明示した. 出力は 2~8 文字の単語に制限し, テキストから推測できない情報は抽出しないよう LLM に指示した. 関係性の表現は, 登場人物間の相互の繋がりを把握可能にするため, 関係性を有向グラフとして表現する. 関係性の定義については, 「RELATIONSHIP³」から「Participant (参加者)», 「Participant In (～への参加者)», 「Relationship (関係性)」を除く 32 種類の関係性ラベルを採用した. 関係性の識別についても同様に, セリフや対話といった直接的な相互作用を主たる根拠としつつ, 明示的な会話がなくても地の文の行動描写から関係性が認められる場合は抽出対象に含めるよう LLM に指示した. 物語の世界観を示す文章については, 物語テキスト全体から読み取れるジャンルや雰囲気, 設定などを 30~60 字程度の文章で抽

出するよう LLM に指示した.

本稿では, 抽出した登場人物の属性, 関係性, 外見画像を JSON 形式で構造化する. JSON はキーと値のペアで階層構造を明示的に表現可能であり, 任意のフィールドへのアクセスが容易なため, LLM の出力を後続の処理系へ受け渡すデータ形式として適している. 抽出結果を JSON 形式で保持することで, 必要な情報を随時参照可能な設計図として活用可能である. 以下に, 定義した JSON の出力スキーマを示す.

```
{
  "worldContext": "物語の世界観",
  "characters": (登場人物) [{
    "id": "登場人物を識別する id",
    "name": "登場人物の名称",
    "role": "登場人物の役割",
    "personality": "登場人物の性格",
    "appearance" (外見): {
      "species": "種族",
      "hair": "髪に関する特徴",
      "face": "顔に関する特徴",
      "body": "体型に関する特徴",
      "clothing": "服装に関する特徴",
      "accessories": "アクセサリ・持ち物",
      "extras": "上記項目に分類できない特徴"
    }
    "image": "外見画像の URL"
  }],
  "relationships": [
    { "from": "起点の id", "to": "終点の id",
      "label": "関係性ラベル"
    }
  ]
}
```

出力 JSON は, 物語の世界観を示す worldContext, 登場人物の情報を格納する characters 配列, 関係性を格納する relationships 配列から構成される. characters の各要素は登場順に付与される id (c1, c2,...), name, role, personality, 外見属性を格納する appearance, 外見画像の URL を格納する image を持つ. relationships の各要素は関係の起点 (from), 終点 (to) となる登場人物の id および関係性ラベル (label) を格納する.

3 実験

提案手法の妥当性を検証するため, (1) 登場人物の属性および関係性が正しく抽出できているか, (2) 生成された登場人物の外見画像が読者のイメージと乖離がないか, の 2 つの観点から実験を行った.

本稿では, 一般投稿作品に類する 2 作品, 商業作品 2 作品の計 4 作品を対象とする. 本研究の対象ユーザは, アマチュアの創作者からプロの創作者まで幅広く想定されるため, 入力テキストの完成度についても, Web 小説投稿サイト『小説家になろう⁴』の一般投稿レベルから商業作品まで考慮する必要がある. そのため本実験では, 一般投稿作品として筆者と AI の共作

³ <https://vocab.org/relationship/> (2026/06/15 確認)

⁴ <https://syosetu.com/> (2026/06/15 確認)

表 2: 作品ごとの評価結果. 列見出しの括弧内は, E: エッジレベル, M: 意味レベル, P: 適合率, R: 再現率を示す. 関係性列の値にある括弧は, (正解数/関係性の総数) を示す.

作品名	役割	(E/P) 関係性	(E/R) 関係性	(M/P) 関係性	外見	性格	外見画像
作品 A	1.000	0.950 (19/20)	0.905 (19/21)	0.789 (15/19)	0.948	0.852	0.967
作品 B	1.000	1.000 (18/18)	0.900 (18/20)	0.778 (14/18)	0.923	0.930	0.956
市郎の店	1.000	1.000 (12/12)	1.000 (12/12)	0.667 (8/12)	0.923	0.812	0.835
山さち川さち	0.857	1.000 (20/20)	0.769 (20/26)	0.650 (13/20)	0.953	0.800	0.857

2 作品, 商業作品として青空文庫の掲載作品 2 作品を対象とした. 筆者と AI の共作作品は, AI が物語のベースとなる文章を生成し, 筆者の介入を最小限にとどめることで客観性を担保した. 物語の作成には先行研究で作成したプロンプト [4] を使用し, 登場人物 5 名以上, 3200~4800 文字の範囲で Gemini (モデル: gemini-3.5-flash) を用いて作品 A, B の 2 作品を作成した. 青空文庫の掲載作品も, 同様の条件を満たす作品として『市郎の店 (豊島与志雄 著)』と『山さち川さち (沖野岩三郎 著)』を選定した. 本実験では計 4 作品を用いて提案手法の妥当性を検証する.

提案手法の妥当性検証として, 実験に使用する作品を未読である男女 20 名を実験協力者としたアンケート調査を行った. 実験では, 物語作品を閲覧させたうえで質問紙形式による評価を実施した. 設問 1 では登場人物の役割および関係性として最も適当なものを選択肢の中から選択させた. 設問 2 では抽出した外見, 性格の正誤判定を「あてはまる」から「あてはまらない」までの 5 段階で評価させた. 設問 3 では生成した外見画像が登場人物の外見を適切に表現しているか, 外見属性を適切に反映しているかの 2 項目を同様に 5 段階で評価させた. なお, 設問 2, 3 では提案手法が抽出できていないと感じる要素を自由記述で求めた.

本実験の評価方法について述べる. 役割と関係性の正解データは過半数が選択した回答を正解とし, 存在しない場合は最頻値を正解とした. 最頻値が複数存在する場合はそれら全てを正解とした. 役割の評価は提案手法が抽出した役割の正解率を算出した. 関係性の評価は, 関係性がある登場人物間を適切に結び付けられているかを評価するエッジレベルと, 関係性ラベルが適切に選択されているかを評価する意味レベルの 2 点から行う. エッジレベルでは適合率と再現率を算出し, 意味レベルではエッジレベルで抽出された関係性に対するラベルの適合率のみを算出した. 外見, 性格, 外見画像の評価は, システムの抽出, 生成結果に対して実験協力者が妥当と判断するかを問うものであるため, 「あてはまる」または「少しあてはまる」と回答した割合を各設問の評価値とし, 要素内の全設問における評価値の平均を最終的な評価指標とした.

表 2 に評価結果を示す. 役割の正解率は, 3 作品で 1.000 となり, 提案手法の抽出結果と実験協力者の回答は概ね一致した. 関係性におけるエッジレベルの適合率は全作品で 0.950 以上となり, 提案手法が結び付けた関係性の多くは実験協力者の回答と一致したが, 再現率は 0.769~1.000 の範囲となり, 一部の関係性を結び付けることができなかった. 意味レベルの適合率は 0.650~0.759 の範囲となり, 提案手法が選択した関係性ラベルに一部誤りが見られた. 外見の評価値は全作品で 0.923 以上となり, 提案手法は外見属性を概ね抽出可能であることが確認された. 性格の評価値は 0.800~0.930 の範囲となり, 提案手法が抽出した性格属性に一部誤りが見られた. 外見画像の評価値は 0.835~0.967 の範囲となり, 提案手法が作成した外見画像は読者の登場人物のイメージとの乖離が少ないことが確認されたが, 青空文庫の作品は AI との共作作品と比較してやや低い傾向が見られた.

以上の結果から, 作品間, 要素間で精度に差が観察されるものの, 物語テキストから一定の精度で相關図を自動生成できる可能性が示唆された.

4 考察

前章で得られた評価結果より, 提案手法の達成点と問題点について考察する. 以下, 役割, 関係性, 外見と性格, 外見画像の順に述べる.

役割について, 3 作品で正解率が 1.000 を達成し, 提案手法の抽出結果は実験協力者の回答と概ね一致していた. その理由として, 登場人物の役割や目的を示す言動が地の文やセリフ文に明示されており, 役割の識別が容易であったと考えられる. 例えば, 作品 B では『名乗るほどの価値もない者たちよ. 私は塔の守護者だ. この先の領域へ進むことは, このザルディスが死を以て禁ずる』のように, 主人公に対して明確に敵対する言動が見られる. そのため, 提案手法は誤った役割を抽出することがなかったと考えられる.

関係性について, エッジレベルの適合率は 3 作品で 1.000 を達成し, 4 作品を通して誤って抽出した関係性は 1 件のみであった. その理由として, 物語テキスト中に登場人物間の会話のやり取りが明示的に描写され

ており、提案手法が登場人物を正確に識別しやすかったことが考えられる。例えば、『市郎の店』では『翌日、市郎は山川さんのところに、報告かたがた相談に行きました。』のように、セリフ文の前後に地の文で登場人物名が明示的に記述されるケースが見られた。そのため、提案手法は誤った登場人物間で関係性を結び付けることがなかったと考えられる。エッジレベルの再現率は 0.769~1.000 の範囲となり、一部の関係性を結び付けることができなかった。結び付けられなかった関係性には、一方の登場人物が一方的にセリフを話すのみのケースや、登場人物間の直接的な会話のやり取りがなく地の文によって関係性が示されているケースが見られた。例えば、作品 B では『「あ、レオンさん。昨日の報告書の件ですが……」セリアが呼び止めるように声をかけたが、レオンは彼女の声を完全に無視し、真っ直ぐにアレンへと歩み寄った。』とあり、セリアとレオンの間には以前から関係性が存在したと考えられるが、双方向の会話のやり取りがないため提案手法は関係性を結び付けられなかったと考えられる。意味レベルの適合率は 0.650~0.759 の範囲となり、関係性ラベルの選択に一部誤りが見られた。誤って選択された関係性ラベルの傾向として、定義の差異が小さいラベル間での混同が挙げられる。例えば、作品 B では実験協力者の回答において「Acquaintance Of (知り合い)」と「Has Met (会ったことがある)」の割合が一致するケースが見られた。両ラベルの定義の差異は小さく、関係性の解釈が主観に依存する面もあるため、こうした関係性ラベルを提案手法は選択することが難しいと考えられる。

外見と性格について、評価値はどちらも 0.800 以上であることから、提案手法は外見と性格を一定の精度で抽出可能であることが確認された。一方で、実験協力者があてはまらないと回答したケースには、物語テキストから読み取れない情報を提案手法が抽出するハルシネーションが見られた。また、特定の登場人物によっては抽出された外見や性格が少ないケースも見られたため、1 設問あたりの外見や性格の評価が評価値を大きく左右したと考えられる。本実験では、提案手法が抽出すべき外見や性格の見逃しを考慮した評価を行っていないため、網羅性を考慮した実験方法については今後の検討課題である。

外見画像の評価値は 0.835~0.967 の範囲となり、提案手法が生成した外見画像は読者の登場人物のイメージとの乖離が少ないことが確認された。この評価値は抽出した外見属性の数や具体性に影響されると考えられる。抽出された外見属性が少ない場合や抽象的な場合、画像生成 AI は不足する情報を補完して外見画像

を生成する。そのため、実験協力者の解釈と一致しない外見画像が生成された可能性があり、外見画像の生成方法についても今後の検討課題である。

5 おわりに

本稿では、物語テキストから登場人物の相関図を自動生成する手法を提案した。提案手法では LLM を用いて登場人物の役割、外見、性格、関係性、物語の世界観を示す文章を抽出し、外見属性と物語の世界観を示す文章から画像生成 AI で外見画像を生成した。実験では LLM による登場人物の属性と関係性が適切に抽出できたか、生成された外見画像は抽出した外見属性が読者の登場人物に対するイメージとに乖離がないか、の 2 点から提案手法の妥当性を検証した。その結果、今回対象とした作品間、要素間で精度に差が観察されたが、物語テキストから一定の精度で相関図を自動生成できる可能性が示唆された。

今後の展望として、関係性ラベルの見直しと、プロンプト改善が挙げられる。本稿で定義した関係性ラベルには、意味的な差異が小さいラベルが混在し、LLM が適切なラベルを選択できないケースが見られた。これらのラベルについて、統合・削除の基準を含めた再検討が必要である。さらに、地の文で示されるような間接的な描写から関係性を結び付けることが困難なケースへの対応として、プロンプト設計の改善も必要である。最後に、本実験における外見、性格の評価では抽出結果の正誤のみを検証しており、物語テキスト中に存在する要素がどの程度抽出できるかは検証できていない。今後は網羅性も考慮した実験設計を検討し、より実用的な相関図の自動生成手法構築を目指す。

謝辞

本研究の実施にあたり、JSPS 科研費 24K15255 の支援を受けた。記して謝意を表す。

参考文献

- [1] Truby, J.: *The anatomy of story: 22 steps to becoming a master storyteller*, Farrar, Straus and Giroux (2008).
- [2] Vogler, C.: *The writer's journey : mythic structure for writers : 25th anniversary edition*, Film Art, Inc. (2022).
- [3] 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).
- [4] 吉田真紘, 藤川雄翔, 松下光範: LLM を用いた人物相関図の自動生成に関する基礎検討, 電子情報通信学会第 13 回コミック工学研究会予稿集, pp. 1-8 (2026).