

物語全体の意図推定と意味的段落分けの関係性分析

Analyzing relationship between comprehension of narrative intension and semantic segmentation of text.

布山美慕¹⁾, 日高昇平¹⁾
FUYAMA Miho¹⁾, HIDAKA Shohei¹⁾
miho@sj9.so-net.ne.jp, shhidaka@jaist.ac.jp

1) 北陸先端科学技術大学院大学
1) Japan Advanced Institute of Science and Technology,

【要約】文章理解の基礎的過程である解釈学的循環の認知解明のため、文章理解の過程を文と文から推定される意図の階層的ネットワークの推定と見なすモデルを提案し、このモデルの検証と精緻化のために二種類の課題からなる読書実験を行なった。解釈学的循環は局所的な文情報の意味推定と大局的な文脈の推定の階層的相互依存関係であり、二種類の課題（元童話推定課題と意味的段落分け課題）をそれぞれ解釈学的循環のトップダウン処理とボトムアップ処理に対応させ、両課題成績の関係性を分析することで、階層的相互依存関係を具体的に探索した。実験の結果、両課題の成績に正の相関傾向が見られ、階層的相互依存関係を本課題で観測できることが示唆された。今後より分析を進め、具体的な関係性の解明を目指す。

【キーワード】文章理解、解釈学的循環、段落分け、意図推定

1. 解釈学的循環

読者は文章理解に際し、単語や文の意味の推定と文章全体の意図推定を相互依存的に行うと考えられる。文章全体の意図はそれを構成する単語や文の意味に依存する一方、単語や文は本来的に多義性を持ちその意味の推定は文章全体の意図に依存するためである。この階層的な相互依存的過程は解釈学的循環と呼ばれ（Gadamer, 1975）、手持ちの知識から未知の知識を獲得する基礎的過程と考えられる。しかし、この文章理解や知識獲得の基盤となる解釈学的循環の認知過程には解明すべき点が多く残されている。

2. 研究目的と提案する文章理解モデル

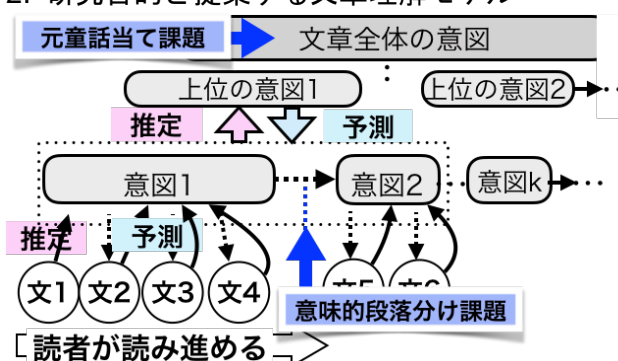


図 1：本研究の文章理解モデルと課題の対応

本研究は、解釈学的循環の認知解明を目指し、解釈学的循環過程を含む文章理解のモデルの提案と検証、精緻化を目的とする。著者らが提案するモデルは、文章の意味を文と文から推定した意図の階層的なネットワークと捉え、この階層的なネットワーク全体の推定を文章理解とするモデルである（図1）。

文章は何かを伝えるために書かれており、文章理解に際しては、読者はその文章の意図を推定す

ると考えられる。ここで意図とは、その文章が伝達したい（と読者が思う）内容であり、文の明示

的な意味に留まらず、文章の雰囲気なども含む。ある範囲の文章の意図は、当該範囲の文章の一種の“要約”に近似できると考えられる。本モデルでは、ボトムアップの処理として、読者は各文から意図を推定し、さらにその意図からより上位の意図を推定する。最上位には文章全体の意図を設定し、読者はこういった階層的な意図ネットワークとして文章を理解すると考える。一方で、トップダウンの処理としては、読者は上位の意図を下位の意図の文脈情報として、下位の意図推定や、次に読まれる意図や文の予測を行う。たとえば、最上位の意図が勧善懲悪で、いま読んでいる文の意図が悪者の繁栄ならば、その先の展開として勇者の登場や悪者の退治などが予想される。そしてその予想のもとに、読んで

いる文の意図が解釈される。

本モデルでは、このボトムアップ・トップダウン処理に際して、読者のもつ部分的な文章の意図ネットワーク構造の知識が利用されると考える。たとえば、起承転結やスキーマ(Alba & Hasher, 1983)といった一種の「物語の型」がこのネットワーク構造の知識に対応すると考えられる。こういった知識を利用して、文章の階層的な意図ネットワーク全体を逐次的に読み進めながら推定する。

このモデルでは、以上の読者の知識を用いたトップダウンとボトムアップ処理の階層的な相互依存関係が解釈学的循環の認知過程に対応する。そしてこの解釈学的循環過程を通してネットワーク全体の構造を把握することが文章理解過程だと考える。新規知識の獲得は、既存のネットワーク構造の知識に基づくトップダウンの下位構造の予測が、ボトムアップの推定で修正され、新規なネットワーク構造の獲得過程として説明される。

本研究では、このモデルの内容のうち、文章全体の意図（およびそれに基づき利用される既知のネットワーク構造）と下位の文や意図情報の相互依存的な関係を探索的に調べる。具体的には、本モデルに基づけば、文章全体の意図推定の変化と下位のネットワーク構造の推定は相互依存的であると予測される。この予測を実験で部分的に検証しつつ、その具体的な相互依存関係を調べ、モデルの検証と精緻化を目指す。

3. 研究方法

本研究では文章全体の意図推定の指標として元童話当て課題の結果を、下位のネットワーク構造推定の指標として意味的段落分け課題の結果を利用する。そしてこの二つの指標間の関係性の分析を行う。次にそれぞれの課題とその指標としての意味を説明する。

3.1 文章全体の意図推定の指標：元童話当て課題

文章全体の意図は、その文章を全て読み終わった時にその文章全体の最小の「要約」として表現される内容に対応する。文章全体の意図の必要条件の一つは、全体の意図のネットワーク構造をある程度制約し、推定可能とすることである。本研究では、よく知られた童話では、この文章全体の意図（最小の「要約」）推定はその童話のタイトル推定によって代替可能と考える。この理由は、有名な童話（例えば「浦島太郎」）ではタイトルからその物語内容の要約を想起可能で、全体の意図のネットワーク構造を推定可能と考えるためである（「浦島太郎」と聞けば、その話の概要が想起でき、「主人公が亀を助ける」→「お礼に亀に竜宮城に連れて行かれる」→「乙姫に歓待される」→「帰る時に玉手箱を渡される」→「数百年経っている」→「玉手箱を開けてしまい老人になる」といった概要から想起される意図ネットワークを元に全体の意図ネットワーク構造を推定できる）。

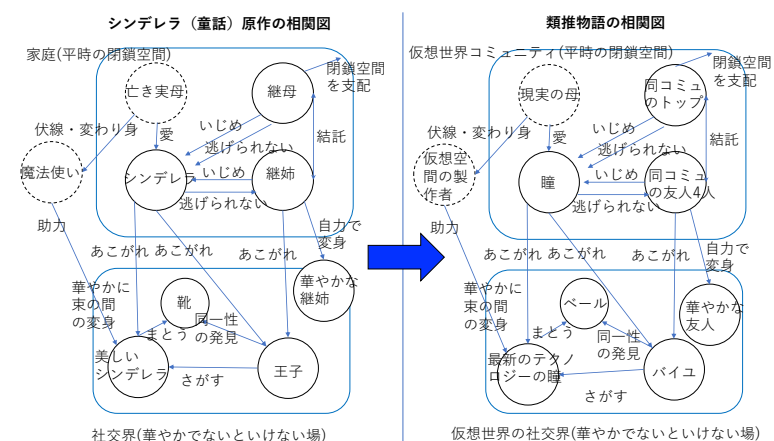


図 2：元の童話と創作した類推物語。丸の中のラベルは変更し、丸同士をつなぐ矢印の構造とその意味は保つ。

を創作した（図 2 参照）。以降、この元童話と構造が同じ創作物語を類推物語と呼ぶ。ここで物語の構造とは、登場人物や登場するアイテムの間の関係性の有向グラフ構造とその有向の矢印にこめられた意味を指す。たとえば、「A さんが Bさんを愛す」という物語は

以上から、本実験では、有名な童話の構造を保存したまま新規な物語を創作し、その物語がどの童話を元に創作されているか当てる元童話当て課題によって、読者の文章全体の意図推定過程を推定する。有名な童話そのものでは、局所的な固有名詞などによって全体の意図を推定せずとも読んで文章がどの童話かわかってしまう（たとえば主人公の名前が『浦島太郎』なのでその文章は「浦島太郎」だと推定してしまう）。この固有名詞などのラベル情報によるタイトル推定を避けつつ、読者の文章全体の意図推定過程を調べるため、有名な童話の局所的な情報を改変した上で、その構造を保った物語

$$\overset{\text{愛する}}{\text{「A} \rightarrow \text{B」}}$$

というように表せる。この物語に対する類推物語の例は「C が D を愛す」などであり、ラベル A や B は変更されるものの、グラフ構造とその矢印の意味は保たれる。

$$\overset{\text{愛する}}{\text{「C} \rightarrow \text{D」}}$$

この元童話と対応する類推物語のグラフ構造の例を図 2 に示した⁽⁴⁾。読者が、表面的なラベル情報ではなく、物語の意図ネットワークの構造の水準で既知の童話の知識を利用できれば、これらの類推物語から元童話のタイトルを当てることが可能と考えられる。

本実験では、10 個の童話のリストを渡し、3 文読むごとにどのリスト中のどの童話が元になっていると思うか被験者に回答を求めた。3 文ごとの元童話タイトル正答率の変化が類推物語の文章全体の意図推定過程を表すと考える（実験手順詳細は後述）。また、実験素材として作成した 4 話の類推物語のうち 2 話で途中で元とする童話を変更し、意図的に文章全体の意図推定過程を変化させた。

3.2 下位のネットワーク構造推定の指標：意味的段落分け課題

本実験では下位のネットワーク構造の指標として、文章の意味的段落分けを用いる。読者は文章を読み進める際に、その意味的なまとまりを認識できるとされ、この認知は文章分割（text segmentation）の認知過程として研究されてきた（Zacks, Speer, & Reynolds, 2009）。この意味的なまとまりは、一つの物語全体（読了時のきちんと話が「終わった感じ」として認識される）、章、段落、文、単語など様々な単位で認知されうる。この中で、単語や文と言ったまとまりの範囲が明示的なものを除いた、最小の意味のまとまりの単位が「段落」である。著者らは、これが図 1 の一番下の階層の「意図」の変化に対応した単位であり、この階層の一つの「意図」に紐づく文章範囲が一段落に対応すると考える。以上から、被験者に段落記号を欠損した文章を提示し、意味的なまとまりに応じた段落分けをしてもらう課題（意味的段落分け課題）の成績が、読者の下位のネットワーク構造推定の指標と見なせると考えた（Fuyama & Hidaka, 2018）。

本実験では、元童話当て課題と同じ物語を（元童話当て課題の被験者群とは別の被験者群に）一文ずつ提示し、次の文が読めない状況で、その文が（意味的な）段落の最後の文だと思える程度の回答を五件法で得た。この被験者回答と作品の元の段落終端との一致度や、被験者間での一致度を下位ネットワーク推定過程の指標とみなして分析した。

4. 実験方法

4.1 被験者

北陸先端科学技術大学院大学の日本語母語話者の大学院生を被験者とした。現在までに、7 名が元童話推定課題、別の 9 名が意味的段落分け課題を行った（現在進行中の実験であり、最終的に各課題 10 名分のデータ取得予定）。各被験者はどちらか一方の課題のみに参加する。

4.2 実験手順

元童話推定課題では、被験者は類推物語を読み、3 文ごとに元の童話だと思えるものをリスト中の 10 話の童話から 1 つ強制選択にて回答した。回答と同時に、その 3 文の中で回答の根拠となった箇所があれば赤ペンで下線のマークを求めた。回答箇所より以前の文章の読み返しは許可し、回答箇所より以降の文章を読むことは禁じた。被験者は以上の教示を受けたのち、まず、10 話の童話タイトルのリストとその回答候補の童話 10 話の概要を読み、その後 4 話の類推物語を順に読んだ。4 話の提示順は被験者によって異なるようランダムに定めた。前述の通り、4 話の類推物語のうち、2 話では途中で元とする童話を変化させた。4 話への回答終了後、実験への感想や直近一ヶ月間の読書量等を尋ねるアンケートへの回答を求めた。

意味的段落分け課題では、被験者は元童話推定課題使用した 4 話の類推物語を一文ずつ読み、その文で段落が終わると思う程度を 5 件法（1：全く終わると思わない、2：あまり終わると思わない、3：どちらとも言えない、4：やや終わると思う、5：強く終わると思う）から強制選択にて回答した。回答箇所より以前の文章の読み返しは許可し、回答箇所より以降の文章を読むことは禁じた。4 話の提示順は、元童話推定課題の提示順と同じにし、被験者によって異なるようにした。各類推物語の最後にはフィラ

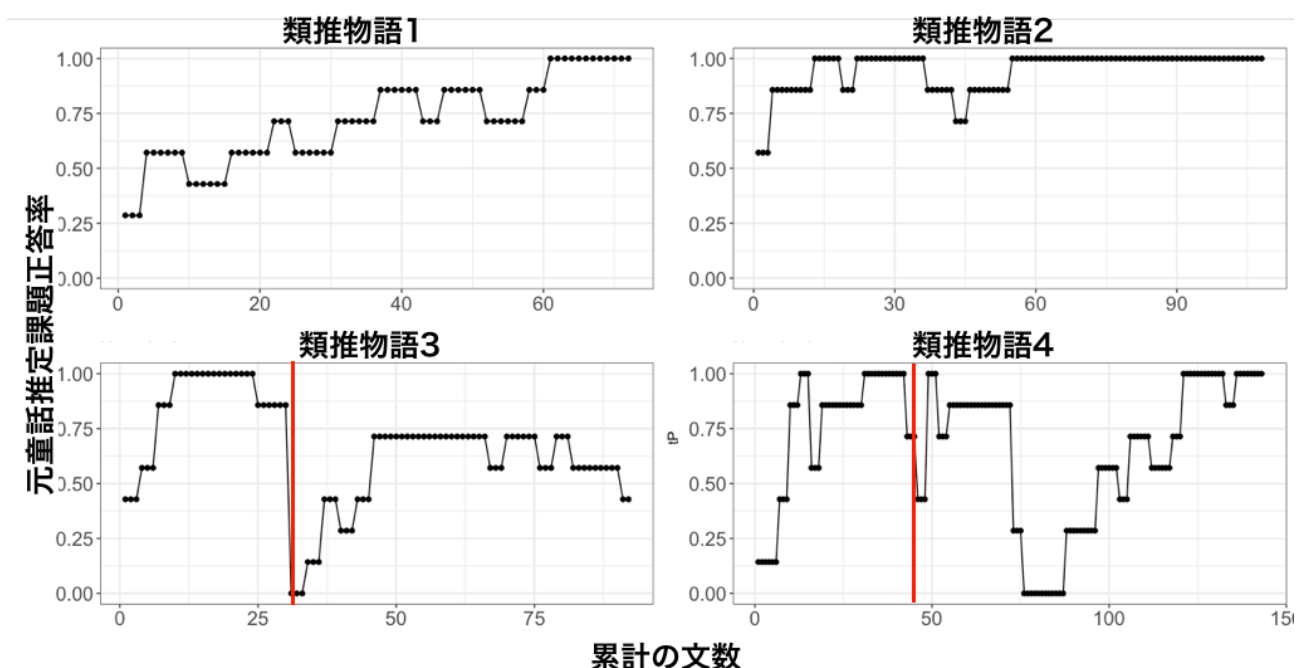


図 3：元童話推定課題正答率。物語 1 と 2 は一つの童話，3 と 4 は二つの童話を元に創作された類推物語。物語 1 と 2 では読み進めるにつれて正答率が上がる。物語 3 と 4 では，元となる童話に変化する地点（赤い線で示した地点）で正答率が下がる。物語 4 では，実験素材の統制の不備のため 70 文めあたりでも正答率が下がる。

一として無関係の物語の文を 5～10 文程度追加した。4 話への回答終了後，実験への感想や，読んだ物語について気づいたこと，直近一ヶ月間の読書量等を尋ねるアンケートへの回答を求めた。

類推物語は，物語 1 が鶴の恩返し，物語 2 がシンデレラ，物語 3 が白雪姫と赤ずきん，物語 4 が眠れる森の美女と浦島太郎を元に創作した。物語 3 と物語 4 では，それぞれ白雪姫を元にした部分から赤ずきんを元にした部分へと，眠れる森の美女から浦島太郎を元にした部分へと物語が変遷する。各類推物語の文数と文字数は，物語 1 が 72 文・2730 文字，物語 2 が 109 文・3983 文字，物語 3 が 92 文・3232 文字，物語 4 が 143 文・4785 文字である。

4.3 現在までの実験・分析結果

元童話推定課題の被験者 7 名の正答率の変化を図 3 に示した。物語 1 と 2 は一つの童話を元に創作されており，読み進めるにつれて正答率が単調に増加する傾向が確認できる。一方，物語 3 と 4 は二つの童話を元に創作されており，別の童話に切り替わった影響で正答率が低下したことが確認された。物語 3 は 30～33 文目で元にする童話を変えており，その地点で正答率が一旦低下し，また上昇することがわかる。物語 4 では 44～47 文目で元にする童話を変えており，その地点での正答率のごく一時的な低下が確認できる。加えて，物語 4 の後半内容に前半部分の元にした童話（眠れる森の美女）の一部とも解釈できる部分（70 文目あたり）が存在する。正答率の計算では，47 文目以降の正答は「浦島太郎」としたため，この地点での正答率が低下した。この 70 文目あたりの解釈多様性は実験素材の統制が不十分であったことに起因するため，他部分での正答率変化の解釈とは分けて考える必要がある⁽²⁾。この物語 4 での実験素材の不備による正答率変化以外は，凡そ予想した正答率の変化傾向と考えられる。

意味的段落分け課題に対しては，被験者 9 名の段落分け評価の相関を二人ずつペアにして計算した。その結果，36 ペアの相関係数は-0.01～0.37 で， p 値 <0.05 が 26 ペア， $0.05 \leq p$ 値 <0.1 が 1 ペア， $0.1 \leq p$ 値が 9 ペアとなった⁽³⁾。この結果は，被験者が何らかの共通の手がかりを利用し，一貫性のある意味的段落分けを行なったことを示唆する。本研究の仮説に基づけば被験者間で共通の下位の意味ネットワーク構造の類推がなされたと解釈できる。

次に，元童話推定課題の正答率が 6 割以上の文と正答率が 6 割未満の文に分け，それぞれの文集合で意味的段落分け課題の段落分け評価の被験者間相関係数を同様に計算した。もし，文章全体の意図推定と下位の意図ネットワーク推定に階層的な相互依存的関係があるならば，元童話推定課題の正答率が高い方が意味的段落分け評価の被験者間相関係数も高くなると予測できる。この分析の結果，元童話推定

課題の正答率 6 割以上の文集合 (293 文) に対する被験者間相関係数は 0.00~0.35 で p 値<0.05 が 27 ペア, 正答率 6 割未満の文集合 (122 文) に対する被験者間相関係数は 0.00~0.40 で p 値<0.05 が 10 ペアとなった. この結果は, 元童話推定課題と意味的段落分け課題の成績に正の関係性があることを示唆しており, 予測と整合的である.

5. 議論と今後の分析予定

現在までの結果から, 元童話推定課題と意味的段落分け課題をそれぞれトップダウン/ボトムアップの文章処理の指標と見なした場合, 解釈学的循環過程の基礎であるトップダウン/ボトムアップ処理の相互依存関係を両指標の関係性として観測可能なことが示唆された. 今後, さらに片方の課題の回答からもう片方の課題の回答の予測が可能なモデル構築を目指し, 両課題成績の関係性をモデリングすることでトップダウンとボトムアップ処理の具体的な関係性を探索する. また, 元童話推定課題で推定の根拠として被験者がマークした文章情報の分析やアンケートの分析も行い, トップダウンとボトムアップ処理の関係性の仮説構築を多角的に進める. 加えて, より長期的には, 本研究結果から構築したモデルを検証しうようよりよく統制された類推物語を作成し, より多くの被験者で実験を行い, 探索的に構築したモデルをより洗練することを目指す.

注

(1) この物語構造の描き方は, 登場人物の誰から見た構造とするか, あるいは第三者的な神の視点で考えるか, などいくつか描き方が考えられる. 現在は, 登場人物からの視点を基礎としつつ一部神の視点が混ざっており, 今後いっそう精緻化が必要である.

(2) この点, 実験素材の不備と考えられるため, このデータの分析手法の再検討および今後実験素材を再作成しての再実験を検討している.

(3) フォーラム発表までに各物語の元の段落の検出程度の指標である d -prime (信号検出理論に基づく指標) も計算予定.

参考文献

- Alba, J. W., & Hasher, L. (1983). Is memory schematic?. *Psychological Bulletin*, 93(2), 203-231.
- Fuyama, M. & Hidaka, S. (2018). Can readers recognize unit of summarization for reading?: an analysis of text segmentation task. *The Proceedings of the 28th Annual Conference of the Japanese Neural Network Society*, 108-109.
- Gadamer, H. G. (1975) Wahrheit und Methode. Grundzüge einer philosophischen Hermeneutik. J.C.B. Mohr (Paul Siebeck) Tübingen (轡田収訳 (1986) 『真理と方法』法政大学出版局.)
- Zacks, J. M., Speer, N. K., & Reynolds, J. R. (2009). Segmentation in reading and film comprehension. *Journal of Experimental Psychology: General*, 138(2), 307-327.

連絡先

住所: 〒923-1292 石川県能美市旭台 1-1 北陸先端科学技術大学院大学 知識科学系 日高研究室 (K43)

名前: 布山美慕

E-mail: miho02@sj9.so-net.ne.jp