

# 項の復元は必要か？

## 日英機械翻訳における省略された項の扱いの分析

野末 慎之介<sup>1</sup> 松林 優一郎<sup>1,2</sup> 藤井 諒<sup>3,1</sup> 岸波 洋介<sup>3</sup> 森下 睦<sup>3,1</sup> 坂口 慶祐<sup>1,2</sup>  
<sup>1</sup> 東北大学 <sup>2</sup> 理化学研究所 <sup>3</sup> フューチャー株式会社  
 nozue.shinnosuke.q5@dc.tohoku.ac.jp

### 概要

Pro-drop 言語の機械翻訳では省略された項の同定や復元が重視されてきたが、原文の文意伝達には、どの程度の項で復元が求められるかに関する実証的な研究は不足している。本研究では文意伝達においてそれらが必須かを検証するため、項の復元と翻訳品質の関係、および項の同定性能の影響について、LLM の日英翻訳を対象に事例分析を行った。その結果、受動態等の構文活用により項を復元せずとも文意伝達は可能であることが示された。また、項の同定に失敗した事例では項の復元を避ける傾向が見られたが文意伝達は可能であった。これらは、項の同定や復元は必須ではなく、適切な構文選択により項が暗黙のままでも翻訳ができることを示唆する。

### 1 はじめに

機械翻訳において、日本語のような述語の項が頻繁に省略される pro-drop 言語から、英語のような項の明示がより求められる非 pro-drop 言語への翻訳では、省略された項の予測、復元が重要な課題とされてきた [1]。しかし、省略された項の明示的な復元や推測能力が翻訳品質の向上に及ぼす影響については、肯定的な報告がある一方で [2, 3, 4, 5]、必ずしも品質向上に直結しないとする結果も示されており [6, 7, 8]、統一的な見解が得られていない。また、図 1 のように、受動態等の構文を使用すれば、日本語で省略された項が明示的に補われずとも、文意を適切に伝達できる翻訳が可能であると考えられる。これらの背景から、項の明示的な復元が真に翻訳の必須要件であるか、今後の機械翻訳研究においてその必要性を再検討する余地がある。

本研究はこの問いに示唆を与えるべく、LLM の日英翻訳を対象に、項省略の取り扱いと翻訳品質の関係について多角的かつ詳細に分析することを目的



図 1 省略項を復元せずに翻訳が成功する例。省略された主語 ( $\phi_{GA}$ ) は、代名詞で復元して訳すことも (MT-1)、行為者を明示せず受動態として訳すこともできる (MT-2)。

とする。具体的には、同一原文に対して同一モデルで省略項の同定と翻訳を実施し、主に項省略が翻訳においてどのように復元(あるいは省略)され品質に影響するか、項の同定の失敗が翻訳品質の低下に直結するか、という2つの観点で分析を行う。まず、日本語コーパスから項の省略を含む事例を抽出し、LLM を用いて省略された項を同定するタスクであるゼロ照応解析(ZAR)を行い、その成否に基づいて事例を分類する。次に、同一のLLMを用いて各事例を英訳し、両群間における翻訳の文意伝達性、項の復元傾向、項が復元されない際に採用された英語の構文構造などの観点で比較分析を行う。

結果として、受動態等の構文を使用することで、項を復元せずとも原文の文意を適切に翻訳した事例が多く見られた。また、項の同定に失敗した事例では復元率が低下したが、文意伝達性は維持された。以上から、翻訳において、項の同定や復元は文意伝達の決定的な要因ではないことが示唆された。

### 2 データ準備

分析のデータとして日本語から英語への機械翻訳対訳ペアを構築した。日本語側で項省略(ゼロ照応)が生じている文を抽出し、LLMを用いて英訳した。この目的のため、NAIST Text Corpus 1.5 (NTC) [9] に

含まれるゼロ照応事例を抽出した。NTCは、述語項構造、省略された項のゼロ照応関係、および共参照関係のアノテーションが付与された日本語新聞記事コーパスである。本研究ではNTCから分析に適した事例を抽出して日本語文の候補事例集合を作成し、ZARと翻訳の両方を実行した。

## 2.1 事例の抽出と選別

原言語における各事例を、ゼロ照応を含む対象文  $s$ 、対象述語  $p$ 、省略された表層格  $c \in \{\text{ガ格}, \text{ヲ格}, \text{ニ格}\}$ 、最大3文までの先行文脈  $T$ 、およびNTCのアノテーションに基づく正解先行詞クラスタの候補  $A$  からなる、 $j = (s, p, c, T, A)$  と定義する。正解先行詞クラスタとは、与えられた文脈内において、省略された正解の項に対応するエンティティを表す表現の集合である。

予備調査の結果、NTCは述語に直接係らない項全てをゼロ照応とみなし、通常省略とみなされない並列構造などの項の共有も含むことが判明した。例えば「モデルはデータを分析し、結果を出力する」において、「出力する」の主語は一般に省略ではなく共有とみなされる。そのため、正解先行詞が文脈  $T$  に出現し、かつ対象述語  $p$  を含む対象文  $s$  には出現しない事例(文間ゼロ照応)のみを分析の対象とすることで、これらの事例を除外した。

Tairaら[10]のデータ分割に従い、開発セットを事例抽出に使用した。このセットから文間ゼロ照応としてアノテーションされた全事例を抽出して事例集合を作成し、1つの  $(s, T)$  ペアにつきランダムに1事例のみを選択して保持した。さらに、いくつかの基準(付録A)を用いて候補事例を選別した。

## 2.2 正解先行詞の拡張

LLMによる項の同定・復元を正確に評価するため、正解先行詞クラスタの定義を拡張した。NTCでは、述語の各項スロットに対して単一の正解共参照クラスタが割り当てられており、これは単一のエンティティのみが正解の項として扱われることを意味する。しかし、この基準を厳密に適用すると、動作主-道具や組織-構成員の関係にあるものなど、実質的に妥当なエンティティが多く誤りとして分類されてしまうことになる(例は付録A)。そこで我々は、手作業でNTCのアノテーションを補完し、追加の正解エンティティを  $A$  に加えた。これらのエンティティは、入力の記事  $(T$  および  $s)$  において妥当な項

として解釈できるものである。その上で、それらの事例が文間照応の条件を満たすかを再評価した。

# 3 分析手法

## 3.1 ゼロ照応解析精度の評価

本節では、LLMによるZARの評価手順を述べる。本研究の主眼はZARにおける性能評価ではなく同定成否による事例分類にある。したがって、出力の正誤については人手で厳密に評価を行う。

### 3.1.1 ゼロ照応解析タスク

本研究の設定では、モデルに入力テキスト  $(T, s)$  の順と、省略された格  $c$  を伴う述語  $p$  を与える。モデルには、同定した項、対応する項が存在しないことを示すラベル(「該当なし」)、あるいは先行詞が文脈  $T$  外に存在する事例(外界ゼロ照応)を示すラベルのいずれかを出力するよう求める。本分析は文間ゼロ照応に限定しており、正解先行詞は常に文脈内に存在するため、「該当なし」が出力された場合はいずれも不正解とし、モデルが正しい表現を出力したか否かの二値で判定した。

### 3.1.2 LLM出力の揺れの低減

**プロンプト候補の生成と選定** LLMの性能はプロンプトの表現により変動するため、性能上位のプロンプトを用いた多数決方式を採用することでこれを低減した。具体的には、半数以上のプロンプトで正解した場合に、その事例の同定が成功したとみなした。130個のプロンプト候補(付録B.1)を作成し、事例集合から無作為に抽出した100事例における精度に基づき、上位  $k$  個 ( $k=5$ ) を選択した。出力形式を制御するため、文間ゼロ照応、外界ゼロ照応、および正解の項が存在しない事例を表す、3つの固定例を用いた文脈内学習を適用した。出力は、先行詞クラスタ  $A$  により評価した。結果として各プロンプトにおける精度は38%から68%の範囲であったが、2つの外れ値を除くと、スコアは53%から68%の間で正規分布に近似した。我々は、精度68%を達成した3つと、67%のものから無作為に抽出した2つからなる、5つのプロンプトを選定した。

**少数ショット追加学習によるタスク適応** ZARは複雑なタスクであり、プロンプトのみではタスク理解が不十分な可能性があるため、少量データによる教師あり追加学習でタスクへの適応を図った。

NTC の訓練セットを用い、選択した上位 5 つのプロンプトそれぞれに対して 10~50 事例のサブセットでモデルを追加学習し、プロンプト選択に使用した 100 事例において、各プロンプトにつき最も精度の高いモデルを選定した。その結果、精度は 86~89% に向上した。形式への適応と知識の獲得を厳密に分離することは困難だが、この向上は主に形式への適応に起因すると考えられる。少量事例では広範な談話パターンを網羅できず、また知識獲得であれば継続的な改善が見込まれるはずであるが、学習曲線は最初の 20~30 事例で飽和していたためである。

### 3.2 日英翻訳の評価

Sudoh ら [11] や樽本ら [12] で用いられた 7 段階の文意伝達性尺度 (Adequacy) を指標とし、翻訳を人手評価した。LLM には事例の全文を翻訳させたが、原文の最終文  $s$  に対応する翻訳のみを評価対象とした。本研究では、誤解が生じないと判断できる 5 点以上を成功とし、著者間の合意に基づき評価した。

項の復元傾向を分析するため、格  $c$  に対応する項が訳文中で明示的な表現として復元されているかを確認した。例えばガ格では、受動態における  $by$  に続く表現が該当する。これらは著者 2 名が合意を取りつつ人手で同定した。復元された項の文脈の妥当性の評価では、正解の共参照クラスタや文脈に基づいてその表現の妥当性を判断し、特に代名詞については、先行詞が文脈から同定可能かも確認した。

分析の過程で原文でも項の明示的な同定を必要としない事例や、原文から項を信頼性高く同定できない事例が見られた。これらの事例を含めると、訳文における項の復元や必要性に関する議論が不明瞭になるため、項の復元傾向の分析からは除外した。

## 4 結果

### 4.1 実験設定

分析対象の LLM として gpt-4o-2024-11-20 (GPT-4o) を用い、翻訳と ZAR 両方においてより決定的な出力を得る目的で temperature を 0 に設定した。

### 4.2 事例の収集結果

事例集合の先頭から順に ZAR を実行した結果、最初の 100 事例中 88 事例で解析に成功した。しかし、このままでは成否の事例数の不均衡により比較が困難となるため、両群がそれぞれ 100 事例に達するま

表 1 ZAR の成否別の項復元率。\*はカイ二乗検定に基づく統計的に有意な差 ( $p < 0.01$ ) を示す。

	# 補完事例	# 合計	割合 (%)
解析成功	60	99	60.6*
解析失敗	33	88	37.5*
合計	93	187	49.7

で抽出を継続し、計 200 事例を収集した。内訳は、成功群がガ格 87 件、ヲ格 9 件、ニ格 4 件、失敗群がガ格 89 件、ヲ格 6 件、ニ格 5 件であった。なお、収集データには原文においても項の同定が不要な事例 8 件 (成功群 1 件、失敗群 7 件) と項を推論できない事例 7 件 (失敗群 7 件) が含まれていた。これらの事例は翻訳評価には用いたが、3.2 節に従い、項に関する分析からは除外した。結果として、項の復元傾向の分析対象は 187 事例 (成功群 99 件、失敗群 88 件) となった。また、除外事例が失敗群に多かったことは、人間にとって曖昧または不要な項は、モデルも同定が困難であることを示唆する。さらに、プロンプト間の正誤の一貫性は高く、成功群 99 件中 92 件で上位 5 プロンプト全てが正解した一方、失敗群では 88 件中 56 件で全てが不正解だった。失敗群における強い一致は、これらがプロンプトエンジニアリングや追加学習では解決しがたい、GPT-4o にとって本質的に難解な事例であることを示唆する。

### 4.3 翻訳の分析

本節では、項の同定・復元が翻訳に及ぼす影響を調査する。具体的には、項の復元率や代名詞の頻度、さらには項が復元されない場合の構文構造や項の推論可能性に着目し、ZAR の成否がこれらに与える差異を包括的に分析する。特に、ZAR 失敗時には項が同定できないことにより、項の復元率は下がり、代名詞の頻度は上がることが予想される。

**翻訳の文意伝達性** 翻訳成功率は ZAR 成功群で 94%、失敗群で 98% であった。この結果は、ZAR の成否にかかわらず、GPT-4o が原文の意味を概ね伝達できていることを示している。数値上は成功群の方が翻訳成功率が低くなっているが、定性分析の結果、翻訳失敗事例 6 件のうち 5 件は、難解な固有表現の誤訳などに起因するものであり、項の省略とは無関係であった。一方で、ZAR 失敗群における 2 件の誤りはいずれも省略に直接起因しており、一部の事例においては、項の誤認識が依然として文意伝達を阻害する要因となり得ることを示唆する。

**表 2** 翻訳成功 179 件における、日本語の節タイプごとの項復元率。括弧内は割合 (%) を表す。<sup>+</sup>,<sup>-</sup>: 項復元事例数における有意な正・負の残差 ( $|z| \geq 2.58$ )。

	項復元事例	合計
主節 <sup>+</sup>	46 (66.7)	69
連体節 <sup>-</sup>	9 (24.3)	37
その他従属節	31 (42.5)	73
合計	86 (48.0)	179

**表 3** ZAR 成否別の項復元事例に占める代名詞の割合 (一人称代名詞を除く)。

	# 代名詞	# 合計	割合 (%)
解析成功	48	60	80.0
解析失敗	23	33	69.7

**項の復元傾向** 表 1 に示すように、ZAR 失敗群における復元率は、成功群と比較して有意に低かった ( $\chi^2(1) = 9.05, p = 0.0026$ )。これは、GPT-4o が ZAR タスクにおいて項を同定できない場合、翻訳においてその項の復元を避ける傾向があることを示唆している。その高い翻訳成功率を考慮すると、この結果は、翻訳の成功に項の復元が必須ではないことを示すと同時に、明示的な同定が困難な場合は項の省略を維持することが有効な戦略であることを示唆している。次に、翻訳成功事例 179 件全体において、原文における述語の節タイプごとに項の復元率を算出した結果を表 2 に示す。節タイプと項の復元の有無には有意な関連が見られ ( $\chi^2(2) = 18.84, p = 0.00008$ )、主節では項が復元されやすく、連体節では復元されにくい傾向にあった。特筆すべきは、最も項が復元されやすい主節でも 30% 以上の項が復元されていない点であり、これは翻訳成功に項の復元が必須ではないという主張を補強する結果と言える。一方で、ZAR の失敗が代名詞使用の増加につながるという仮説は支持されなかった (表 3)。ZAR 失敗群のうち項が復元された 33 事例において、そのうち 10 件では特定のエンティティを指す項が復元されていた。そのうち 2 件は前述の翻訳失敗の要因となる誤った項の復元であったが、その他は正しく復元されていた。これは、GPT-4o が ZAR のような独立した言語タスクと比較して、end-to-end の日英翻訳においてより強力な文脈理解能力を発揮することを示唆する。なお、代名詞が復元された 71 件中、不適切な事例は成功群の 1 件にとどまり、他は全て文脈的に妥当であった。

**英語の構文構造** 表 4 に、項が復元されない翻訳における構文の分布を ZAR の成否ごとに示す。い

**表 4** 項を復元せずに翻訳が成功した事例における、ZAR 成否別の英語構文の分布。() 内は割合。「原文と対応なし」は、意識等により対応付けが不可能な事例を示す。

	ZAR 成功	ZAR 失敗	合計
名詞・動名詞	12 (31.6)	14 (25.5)	26
受動態	11 (28.9)	15 (27.3)	26
不定詞	5 (13.2)	11 (20.0)	16
原文と対応なし	5 (13.2)	8 (14.5)	13
分詞	3 (7.9)	4 (7.3)	7
形容詞・副詞	2 (5.3)	0 (0.0)	2
語法	0 (0.0)	2 (3.6)	2
分詞構文	0 (0.0)	1 (1.8)	1
合計	38	55	93

ずれの群においても、名詞や受動態といった、英語において暗黙的な項を許容する構文 [13, 14, 15] が活用され、項を復元せずとも自然な翻訳が成立していた。なお、ZAR の成否により、細かな違いは見られるものの、両群間に顕著な差異は見られなかった。

**省略された項は翻訳から推論可能か?** 項の復元なしで翻訳に成功した 80 件について、省略された項が英訳文から推論可能かどうかを人手で評価した。なお、意識などにより原文と述語の対応が取れない事例は除いている。結果として、対象の全事例において、省略された項は文脈および常識的知識から推論可能であると判断された。これは、項が復元されずとも翻訳から読解可能であることを示す。

## 5 おわりに

本研究では、GPT-4o および日英の言語ペアをケーススタディとして、pro-drop 言語から非 pro-drop 言語への翻訳において LLM の省略項の同定性能と項の補完傾向、および翻訳の文意伝達との関係を調査した。分析の結果、英訳において省略が維持されても文意が伝達されていたことから、項の復元は翻訳の文意伝達において必須ではないことを示唆する。実際、モデルは受動態等の構文を活用し、項を復元せずとも自然な翻訳を生成していた。特に ZAR との関連においては、モデルは項の同定に失敗した際、暗黙的な項を許容する構文をより頻繁に選択し、項の復元を回避しつつ文意伝達性を維持した。

以上の結果から、LLM ベースの翻訳において、一部の事例を除いて項の同定や復元は必ずしも必須ではなく、項の省略はもはや主要な障壁ではないと結論付ける。今後の機械翻訳研究では項の復元のみならず、焦点を当てるのではなく、文脈に応じて省略を保持する翻訳戦略の存在を考慮することが望まれる。

## 謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP25K00470 および JP25K03175 の助成を受けたものである。

## 参考文献

- [1] Longyue Wang, Siyou Liu, Mingzhou Xu, Linfeng Song, Shuming Shi, and Zhaopeng Tu. A survey on zero pronoun translation. In **Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)**, pp. 3325–3339. Association for Computational Linguistics, July 2023.
- [2] Taku Kudo, Hiroshi Ichikawa, and Hideto Kazawa. A joint inference of deep case analysis and zero subject generation for Japanese-to-English statistical machine translation. In **Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)**, pp. 557–562. Association for Computational Linguistics, June 2014.
- [3] Longyue Wang, Zhaopeng Tu, Xiaojun Zhang, Siyou Liu, Hang Li, Andy Way, and Qun Liu. A novel and robust approach for pro-drop language translation. **Machine Translation**, Vol. 31, pp. 65–87, 06 2017.
- [4] Ryuichiro Kimura, Shohei Iida, Hongyi Cui, Po-Hsuan Hung, Takehito Utsuro, and Masaaki Nagata. Selecting informative context sentence by forced back-translation. In **Proceedings of Machine Translation Summit XVII: Research Track**, pp. 162–171. European Association for Machine Translation, August 2019.
- [5] Masaaki Nagata and Makoto Morishita. A test set for discourse translation from Japanese to English. In **Proceedings of the Twelfth Language Resources and Evaluation Conference**, pp. 3704–3709. European Language Resources Association, May 2020.
- [6] Hirotoishi Taira, Katsuhito Sudoh, and Masaaki Nagata. Zero pronoun resolution can improve the quality of J-E translation. In **Proceedings of the Sixth Workshop on Syntax, Semantics and Structure in Statistical Translation**, pp. 111–118. Association for Computational Linguistics, July 2012.
- [7] Sho Shimazu, Sho Takase, Toshiaki Nakazawa, and Naoaki Okazaki. Evaluation dataset for zero pronoun in Japanese to English translation. In **Proceedings of the Twelfth Language Resources and Evaluation Conference**, pp. 3630–3634. European Language Resources Association, May 2020.
- [8] Ryokan Ri, Toshiaki Nakazawa, and Yoshimasa Tsuruoka. Zero-pronoun data augmentation for Japanese-to-English translation. In **Proceedings of the 8th Workshop on Asian Translation (WAT2021)**, pp. 117–123. Association for Computational Linguistics, August 2021.
- [9] Ryu Iida, Mamoru Komachi, Naoya Inoue, Kentaro Inui, and Yuji Matsumoto. Naist text corpus: Annotating predicate-argument and coreference relations in Japanese. In **Handbook of Linguistic Annotation**, pp. 1177–1196. Springer Netherlands, 2017.
- [10] Hirotoishi Taira, Sanae Fujita, and Masaaki Nagata. A Japanese predicate argument structure analysis using decision lists. In **Proceedings of the 2008 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing**, pp. 523–532. Association for Computational Linguistics, October 2008.
- [11] Katsuhito Sudoh, Kosuke Takahashi, and Satoshi Nakamura. Is this translation error critical?: Classification-based human and automatic machine translation evaluation focusing on critical errors. In **Proceedings of the Workshop on Human Evaluation of NLP Systems (HumEval)**, pp. 46–55. Association for Computational Linguistics, April 2021.
- [12] 樽本空宙, 畠垣光希, 宮田莉奈, 梶原智之, 二宮崇. Chatgpt の日本語生成能力の評価. *自然言語処理*, Vol. 31, No. 2, pp. 349–373, 2024.
- [13] Edwin Williams. Pro and subject of np. **Natural Language & Linguistic Theory**, Vol. 3, No. 3, pp. 297–315, 1985.
- [14] Thomas Roeper. Implicit arguments and the head-complement relation. **Linguistic Inquiry**, Vol. 18, No. 2, pp. 267–310, 1987.
- [15] Rajesh Bhatt and Roumyana Pancheva. **Implicit Arguments**, chapter 34, pp. 558–588. John Wiley & Sons, Ltd, 2006.

## A 候補事例集合作成の詳細

**データセットからの除外事例** 本研究では、「ある」「いる」「なる」などの汎用性の高い動詞や、コピュラ表現を除外した。復元された項を抽出するためには、翻訳において原文の対象述語の対応語を特定する必要があるが(3.2節)、これらはより具体的な動詞として訳されることが多く、項構造の対応関係が不安定になる傾向がある。また、慣用的な述語も除外した。例えば、「欠かせない」という述語において、その基本形である「欠かせる」は、「ない」を伴わずに単独では成立しない。このような述語を基本形にして項を分析することは不自然であり、また、こうした文脈での分析は、下流タスクにおける読解性能の向上に直結しない。さらに、表層は動詞に似ているが、述語として機能していない表現も除外した。例えばアンケートで「上がる」という選択肢がある場合、これはラベルとして機能し、文脈上は実質的に名詞とみなせる。

**追加の正解先行詞として認めた例** 文脈において特定の関係にある複数のエンティティが、ある述語に対し、いずれも適切な項として認められる場合がある。動作主-道具の関係にあるエンティティ群はその一例である。例えば、「A 総合研究所はあるレポートを発行した。事故の検証結果を報告した。」という文脈において、「報告した」の主語は「A 総合研究所」であるが、「(A 総合研究所が発行した) レポート」を主語とみなすことも可能である。このような事例では、これらを正解先行詞として認めた。また、組織-構成員の関係にあるエンティティについても同様である。例えば、「教団は十数人の幹部が犯行を繰り返していた。ダミー会社を使い、薬物 A を製造していた。」という文脈では、「使い」の主語は「教団」であるが、実行の主体である「十数人の幹部」も主語として解釈できる。このような事例においても、妥当な候補すべてを正解先行詞として認めた。

## B ゼロ照応解析の設定詳細

### B.1 プロンプトの作成

まず、「格」や「項」などの言語学用語の有無とマークダウン形式の構造化の有無を組み合わせた4種類のベースプロンプトを作成した(用語あり/なし×構造化/非構造化)。平易な表現がタスク理解に有効と仮定し、「用語なし」の2種についてはgpt-4o-2024-11-20を用いてプロンプト内3箇所の言い換えをそれぞれ3種類作成した。結果として各箇所に4通り(元表現+言い換え3種)を組み合わせることで $4^3 \times 2 = 128$ 通りを生成し、言い換えなしの「用語あり」2種を加えた計130種類を用意した。最高精度のプロンプトを表5に示す。実際に、最も性能の低かったプロンプトは「用語なし」の2種であり、専門用語の複雑さが性能を低下させることを示唆している。

### B.2 追加学習の設定

GPT-4oの追加学習はOpenAI APIを使用して行った。ハイパーパラメータは、乱数シード42、バッチサイズ1、学習率乗数2で固定した。エポック数については、学習事例数が10の場合に10、20の場合に5とし、その他(30、40、50)では3を用いた。

## C 翻訳生成に使用したプロンプト

日英翻訳で使用したプロンプトは表6に示す。

表5 ゼロ照応解析において最も性能の良かったプロンプト。{text}には解析対象の文章( $T, s$ )が入る。

以下の文章内で、「\*\*」で囲まれた「生きて」という述語は、誰が、もしくは何が、生きるか分かるでしょうか。もし、「～が生きる」に当てはまるフレーズが本文から推測でき、本文中に推測したフレーズがある場合は本文から抜き出して答えてください。

述語が受け身形や使役形になっている場合は、それを基本の形に置き換えて考えてください。例えば、「食べられる」は「食べる」、「食べさせる」も「食べる」として考えます。推測したフレーズが複数ある場合は、最も適切だと考えられるフレーズを1つ選んで答えてください。

また、「～が生きる」の「～」に当てはまるフレーズは本文から推測できるが、本文中に推測したフレーズが見当たらない場合は以下の3つの選択肢から選んで答えてください。

1. その言葉が自分の場合は「私」、2. その言葉が相手の場合は「あなた」、3. その言葉が自分でも相手でもない場合は「誰か/何か」と答えてください。

具体的に「～が生きる」と言えない場合や、その表現が不自然な場合は、「該当なし」と答えてください。

必ず回答は項のみ、もしくは「私」、「あなた」、「誰か/何か」のいずれか、もしくは「該当なし」のいずれかにしてください。

## 例

### 本文

雪の季節を、また迎えた。今年は、どのくらい\*\*積もる\*\*だろうか。

### 回答

雪

### 本文

東照大権現とも\*\*いう\*\*。

### 回答

誰か/何か

### 本文

「鉄腕アトム」を\*\*つくり\*\*たい。

### 回答

該当なし

## 本文

{text}

表6 日英翻訳を行うプロンプト。{text}に翻訳する日本語の文章( $T, s$ )が入る。

以下の日本語の文章を原文に忠実に翻訳してください。回答はHTMLやマークダウンのような構造化された文章ではなく、普通の自然な文章をお願いします。

## 本文

{text}

## 翻訳