

任意の文における言い換え文の作成

宮本歩¹ 村上仁一²¹ 鳥取大学 工学部 電気情報系学科 ² 鳥取大学 工学部¹b20t2112c@edu.tottori-u.ac.jp²murakami@tottori-u.ac.jp

概要

本稿では、任意の入力文において言い換え文を作成する手法を提案する。言い換え文の作成に関する研究は数多く行われているが、松本の手法 [1] では言い換え文の作成に日英対訳文の存在を前提としていた。本研究では対訳文のない文章でも正解率 90% の精度で言い換え文を作成を実現した。

1 はじめに

言い換えとは、同じ意味であるが表現や構造を異なる表現に変える行為である。言い換えに関する研究は幅広く展開されている。適した意味表現に関する研究 [2] では意味構造の分解と変換を行い、言い換え処理の手続きを示した。他にニューラル言い換え作成を活用した言語学習支援 [3] では、少資源問題と少置換問題という言い換え作成の2つの課題に焦点を当て、言語学習支援にどのように関連しているか説明している。機械翻訳を用いた研究では、松本が行った対訳文を用いた言い換え文の作成 [1] がある。折返し翻訳を用いることで機械翻訳の弱点である翻訳機の精度に対する依存度を減少させた。

本研究では入力文に対訳文のない状況に焦点を当て、言い換え文を得ることができるか探究する。

2 従来手法

松本の手法には次の特徴がある。

- 入力文に日英対訳文が必要
- 翻訳を2度行う

まず、入力英文を英日翻訳する。次に日英翻訳し、翻訳結果と入力対訳英文が一致したとき2つの文は言い換え文であると仮定する。以下の図1に従来手法の例を示す。

1. 入力対訳英文”The signal turned green.”を英日翻訳する

2. 1の結果から得た”信号機が緑になった。”を日英翻訳する
3. 入力対訳英文と2の結果で得た”The signal turned green.”が一致しているか比較する
4. 一致している場合、入力対訳日本語文と1の結果の”信号機が緑になった”は言い換え文であると

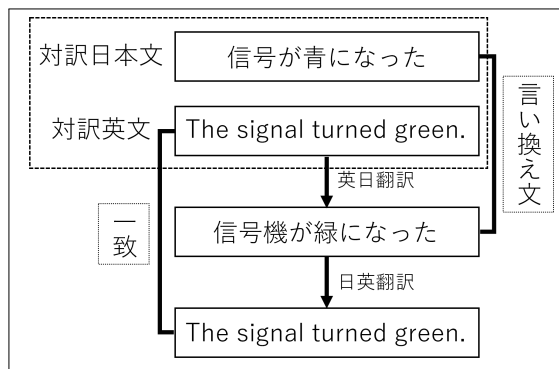


図1 松本の例

なお、人手評価による正解率は80%であった。

2.1 問題点

松本の手法では、日英対訳文の存在が前提条件である。そのため、任意の入力文に対応できない。

3 提案手法

本研究では、対訳文のない入力文で言い換えを作成することで、任意の文で言い換えの作成を可能にする。

提案手法には次の特徴がある。

- 入力文は英語文のみ
- 翻訳を2度行う
- N-Best を利用する

本実験は任意の入力文で行っているため、入力文の増加によって言い換え文を大量に得ることが可能である。以下の図3に提案手法の例を示す。

1. 入力英文“My hobbies are various.”を 2-Best で英日翻訳する
2. 1 の結果から得た“私の趣味は様々だ.”、“私は多趣味である.”をそれぞれ 2-Best で日英翻訳する
3. 入力英文と 2 の結果で得たどちらかの英文が“My hobbies are various.”と一致しているか比較する
4. 一致している場合,3 の“私の趣味は様々だ.”と“私は多趣味である.”は言い換えであるとする

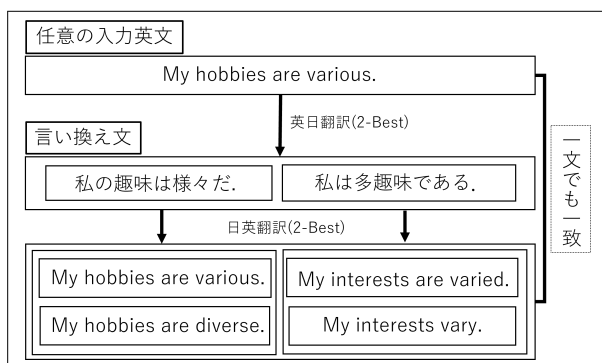


図 2 提案手法の例

4 実験

本実験では、OpenNMT-py[4]を用いて翻訳を行う。なお、OpenNMT のデフォルトパラメータを使用している。

4.1 実験環境

電子辞書などの例文から抽出したコーパス [5] を使用する。翻訳には単文対訳学習文を、入力には単文テスト文を用いる。データ数を表 1 に示す。

表 1 実験環境

単文対訳学習文	163,188 文
単文テスト文	16,328 文

5 実験結果

実験結果を表 2 に示す。なお、日本語文同士が一致した場合や未知語を含んでいる場合は、翻訳の出力から除去している。

表 2 実験結果

	提案手法
言い換え文数	2,880

5.1 出力例

以下に提案手法の出力結果を示す。表 3 は成功例を、表 4 は失敗例を示す。

表 3 提案手法の出力例 (成功)

入力英文 1	The police gave a detailed explanation of the case.
英日訳文	警察はその事件を詳しく説明した。
言い換え文	警察はその事件について詳細な説明をした。
入力英文 2	The water shimmered in the moonlight.
英日訳文	月光に水面がきらきら光っていた。
言い換え文	月光に水面がきらめいた。

表 4 提案手法の出力例 (失敗)

入力英文 1	Her feet touched the bottom of the pool.
英日訳文	彼女の両足がプールのそこに触れた。
言い換え文	彼女の両足が水たまりの底に触れた。
入力英文 2	The champagne loosened my tongue.
英日訳文	シャンパンが舌にしみた。
言い換え文	シャンパンで舌が軽くなった。

表 4 の入力英文 1 で言い換えに失敗した理由として、「pool」の日本語訳に(水泳)プール、(地面や床などにできた)水たまりの訳が存在することが挙げられる。入力英文 2 で言い換え失敗した理由としては、英日翻訳における誤訳が考えられる。

6 評価

実験で作成された言い換え文から無作為に 100 文を抽出し、人手評価を行う。文によっては主語がないため複数の解釈が可能になる場合がある。そこで、本実験では包含関係にあるものも言い換えと判断する。

6.1 人手評価

表 5 に提案手法の入力文 100 文に対して得られた言い換え文の人手評価結果を示す。なお、評価者は 2 人である。

表 5 提案手法の人手評価

	評価者 1	評価者 2
正解	79	86
不正解	21	14
正解率 (%)	79	86

表 5 より, 2 者の正解率の平均は 83%である. 評価者は異なるが, 松本の手法において正解率の平均は 79%であった. つまり, 同等の評価を得ることができている.

7 4-Best

本節では, 言い換え文を増加させるために N-Best を N=4 に拡張する. 学習文と入力文は提案手法と同一である. なお, 1 つ目に出力されたものを英日訳文とし, それ以降の出力文を言い換え文として評価する. 以下の図 3 に例を示す.

1. 英日翻訳を行い, 英文 1 文に対して日本語文 4 文を出力する
2. 英日翻訳で得た英文 1 文に対して日英翻訳を行い, 4 文出力する
3. 日英翻訳を行った結果の 4 文に 1 つでも 1 の結果である英文と一致したとき, 入力英文と 3 の日英翻訳した結果を言い換えとする
4. 無作為に抽出した入力文 100 文に対して人手評価を行う

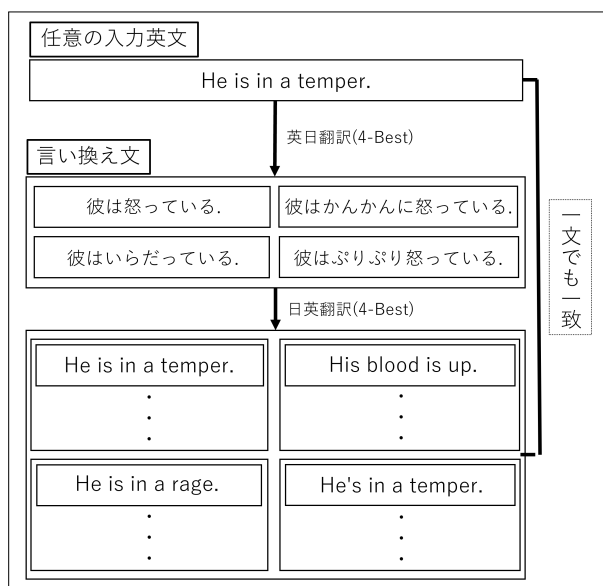


図 3 提案手法における 4-Best の例

7.1 4-Best における実験結果

表 6 に 4-Best における実験結果を示す.

表 6 4-Best における実験結果

	4-Best
言い換え文数	6,476

表 3 と表 6 を比較すると, 得られた言い換え文が増加したことが確認できる.

7.2 4-Best における出力例

表 7, 8 に 4-Best の場合の出力例を示す.

表 7 4-Best における出力例 1

入力英文	His attitude changed suddenly.	評価
英日訳文	彼の態度が急に変わった.	
言い換え文 1	彼の態度ががらりと変わった.	○
言い換え文 2	彼の態度は急に変わった.	○
言い換え文 3	彼の態度が急転した.	○

表 8 4-Best における出力例 2

入力英文	I have a lot of eggs.	評価
英日訳文	卵をたくさん持っている.	
言い換え文 1	卵をたくさん産む.	×
言い換え文 2	卵をたくさん飼っている.	×
言い換え文 3	卵がたくさんある.	○

表 7, 8 より, 言い換えがすべて正解であるものと正解不正解のどちらも存在するパターンがあることが分かる.

7.3 4-Best における人手評価

表 9 に 4-Best の入力文 100 文に対して得られた言い換え文の人手評価結果を示す. 3 つの言い換え文それぞれに対して評価を行った. また, 評価者は 2 人である.

表 9 4-Best における出力の人手評価

	評価者 1	評価者 2
言い換え文	300	
正解	261	263
不正解	39	37
正解率 (%)	87	88

表 5 と表 9 を比較すると, 同等の正解率であることが確認できる.

8 N-Best & M-System

7 節の N-Best と M-System を組み合わせて実験を行う. M-System とは, 機械翻訳のモデルを M 個用いて翻訳を行う手法である. OpenNMT ではデフォルトパラメータで実験を行う際, モデル学習に乱数を使用されるため同一の学習データで異なるモデルを作成することができる. なお, 本実験では M=4 とする. また, 学習文と入力文は 4 つのモデルにおいても提案手法と同じものを用いる.

8.1 4-Best & 4-System における実験結果

表 10 に 4-Best と 4-System における実験結果を示す。学習文、入力文は提案手法と同じものを使用した。

表 10 4-Best & 4-System における実験結果

	4-System & 4-Best
言い換え文数	25,861

表 2 と表 10 を比較すると、得られた言い換え文が大幅に増加したことが確認できる。

8.2 4-Best & 4-System における人手評価

表 11 に 4-Best と 4-System の入力文 100 文に対して得られた言い換え文の人手評価結果を示す。なお、評価者は 1 人である。

表 11 4-Best & 4-System における出力の人手評価

言い換え文	300
正解	233
不正解	67
正解率 (%)	78

表 5 と表 11 を比較すると、正解率は若干減少した。

9 追加実験 (3 回翻訳法)

提案手法とは異なる手法を検討した。なお、実験環境は提案手法と同じである。この手法には次の特徴がある。

- 入力文は日本語文のみ
- 翻訳を 3 度行う

以下の図 4 に例を示す。

1. 入力日本語文”私は 3 月に北海道を旅した。”を日英翻訳する
2. 1 の結果から得た”I traveled to Hokkaido in March.”を英日翻訳する
3. 2 の結果から得た”我は弥生に蝦夷を旅せり。”を日英翻訳する
4. 1 の結果の”I traveled to Hokkaido in March.”と 3 の結果で得た”I traveled to Hokkaido in March.”が一致しているか比較する
5. 一致している場合、入力日本語文”私は 3 月に北海道を旅した。”と 3 の”我は弥生に蝦夷を旅せり。”は言い換えであるとする

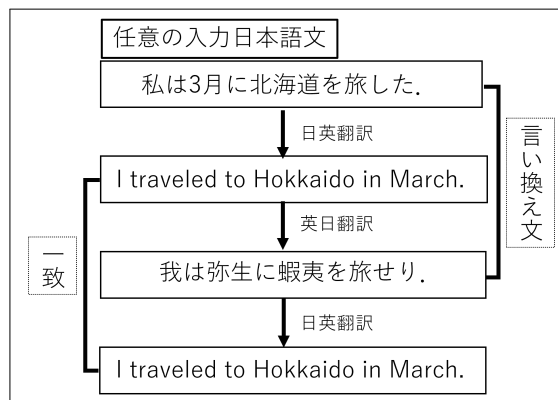


図 4 追加実験の例

9.1 追加実験の実験結果

実験結果を表 12 に示す。なお、日本語文同士が一致している場合や未知語を含んでいる場合、翻訳の出力から除去している。

表 12 実験結果

	追加実験
言い換え文数	2,002

表 12 より、本追加実験で得た言い換え文数は表 2 の提案手法と比較して減少した。

9.2 人手評価

表 13 に追加実験の入力文 100 文に対して得られた言い換え文の人手評価結果を示す。なお、評価者は 1 人である。

表 13 追加実験の人手評価

言い換え文数	100
正解	58
不正解	42
正解率 (%)	58

表 13 より、提案手法の人手評価結果である表 5 と比較して正解率が大幅に低下した。原因として翻訳を 3 回行っていることが挙げられる。

10 おわりに

本研究では言い換え作成において入力文に対訳文のない状況に焦点を当てた。実験結果より、対訳文のない任意の入力文において、松本の手法と同等の精度で言い換え文を得ることができることを示した。今後は、複文などでも高精度な言い換え文を得るための手法を検討していく。

謝辞

以下の方に人手評価に協力頂きました。感謝申し上げます。

駿河 樹

参考文献

- [1] 松本武尊, 村上仁一. 折り返し翻訳を利用した言い換え生成. 言語処理学会第29回年次大会, pp. 1043–1047, 2023.
- [2] 麻生英樹, 高木朗, 伊東幸宏. 言い換えに適した意味表現について. 人工知能学会全国大会論文集, Vol. JSAI08, pp. 89–89, 2008.
- [3] 小町守, 梶原智之. 言語学習支援のためのニューラル言い換え生成. 人工知能, Vol. 34, No. 4, pp. 451–459, 2019.
- [4] Opennmt - open-source neural machine translation, 2017. <https://opennmt.net/>.
- [5] 村上仁一, 藤波進. 日本語と英語の対訳文対の収集と著作権の考察. 第一回コーパス日本語学ワークショップ, pp. 119–130, 2012.