2025年03月15日 言語処理学会第31回年次大会 併設ワークショップ 日本語言語資源の構築と利用性の向上 (JLR2025)

複数の作業工程を経た 翻訳コンテンツの学習における課題

NHK 放送技術研究所 **美野 秀弥**,河合 吉彦,山田 一郎

背景と目的

■背景

- 外国人に対する情報発信の強化
 - √ やさしいことばニュース (2024年9月~ NHKラジオ第1(R1))
 - 「日本に住んでいる外国人の皆さんや、子どもたちに、できるだけやさしい日本語で ニュースを伝えます.」 (https://www3.nhk.or.jp/news/easy/)
 - NHKがラジオニュースで始めた"お堅く"ない "やさしいことば"に込めた思いとは
 - https://www.nhk.or.jp/info-blog/674856.html
 - ✓ NEWS WEB EASY (~2024年9月 NHK NEWS WEB)

■目的

- 情報発信の効率化の検討
 - ✓ やさしい日本語の機械翻訳器の構築

やさしい日本語機械翻訳器構築の課題

課題1:低リソース

- NEWS WEB EASYが年間で制作していたニュースは約950本
 - ✓ 平日のみ1日4本程度
- 高品質な機械翻訳器の構築には100万文程度の対訳データが必要

課題2:作業工程の複雑さ

- 複数の観点での作業が必要
 - ✓ 内容の正確性と伝えるべき内容の取捨選択(≒要約)
 - ✓ 外国人や小学生が理解できる語彙・文法への変換(≒平易化)
 - ✓ 内容の適切さなどを総合的に判断(≒校閲)
- タスクの複雑さは精度に直結する



課題解決へのアプローチ

課題1:低リソース

→ 大規模言語モデル (LLM)の追加学習

- LLMの追加学習は少ない学習データでも精度向上が報告
 - ✓ ただし、得意なタスク、不得意なタスクがある
 - 得意なタスク例:質問応答,翻訳,要約,対話,ソースコード生成等

課題2:作業工程の複雑さ → 作業工程を複数のタスクで再定義

● やさしい日本語翻訳作業を「1.要約作業→2.平易化作業→3.校閲作業」と 定義

提案手法:再定義したタスクのデータによるLLMの追加学習

提案手法:工程ごとのデータを用いたLLMの追加学習

■学習手順

① 定義した工程ごとの対訳データを抽出

(一般ニュース文, やさしい日本語文)

← 翻訳データ対

+ (一般ニュース文, 記者OBの作業結果)

← 要約データ対

+ (記者OBの作業結果, 日本語教師の作業結果)

← 平易化データ対

+ (途中結果,報道局の作業結果=やさしい日本語文)

← 校閲データ対

* システムのログからデータ対は抽出

② ①のデータに工程を表すメタ情報をタグとして付与してLLMを追加学習

■ 推論手順

① 要約 → 平易化 → 校閲の順に3回推論してやさしい日本語文を生成

翻訳実験

■ 実験データ

- 学習データ: NEWS WEB EASY (2017/04 2021/08) 48万文対

 ✓ やさしい日本語翻訳: 10万文対, 平易化: 13万文対, 要約: 16万文対, 校閲: 9万文対
- テストデータ: NEWS WEB EASY (2021/09) 779文対

■ 大規模言語モデル(LLM)

- Llama-3.1-8B, 3-2-3B, Llama-3.1-Swallow-8B (decoder-only transformer)
 - ✓ Llama: Meta社が商用利用可で公開しているLLM(学習データの大半は英語)
 - ✓ Swallow:東科大がLlamaをベースに日本語の能力を強化したLLM

■ 追加学習手法

- PEFT LoRA
 - ✓ パラメータの少ない別のモデルを用意して追加学習する手法

■ 比較手法

● やさしい日本語翻訳の対訳データ(10万文対)のみで学習したモデル

実験結果

- 提案手法の精度が高い
- パラメータ数が小さくても後発LLMのほうが精度が高い
- 日本語特化型LLMのほうが精度が高い

	翻訳精度: BLEU		
	3.1-8B	3.2-3B	Swallow-8B
比較手法	10.0	12.9	14.0
提案手法	11.4	13.3	15.9

まとめ

- やさしい日本語機械翻訳器の試作
 - LLMの追加学習手法を用いたやさしい日本語翻訳器を試作
 - ✓ 少ない学習データでも翻訳精度が向上
 - ✓ 翻訳過程のデータを活用することで翻訳精度が向上
 - 今後、定義した工程の適切な推論手順を検討

- 作業過程のデータの重要性
 - ログデータも重要な学習データとなりうる