

言い換えラティスを用いた テキスト生成の性能改善

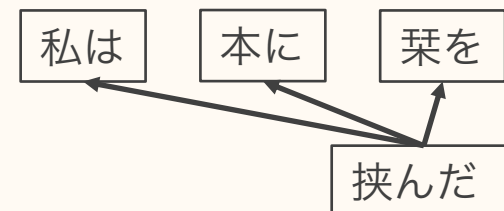
○西原大貴（阪大） 梶原智之（愛媛大）
 荒瀬由紀（阪大） 藤田篤（NICT）

背景：NLPでグラフを使う手法

グラフは、単純な系列では表せない情報を表現できる

例：係り受け解析

「私は本に葉を挟んだ」
「私は葉を本に挟んだ」



グラフは多くのNLP分野で利用されている

- 機械翻訳 [1,2]
- 文書要約 [3,4]
- 対話における感情認識 [5]
- 抽象的意味表現 [6,7]

[1] Li et al. Graph-Based Translation Via Graph Segmentation. ACL-2016.

[2] Bastings et al. Graph Convolutional Encoders for Syntaxaware Neural Machine Translation. EMNLP-2017.

[3] Wang et al. Heterogeneous Graph Neural Networks for Extractive Document Summarization. ACL-2020.

[4] Li et al. Leveraging Graph to Improve Abstractive MultiDocument Summarization. ACL-2020.

[5] Ishiwatari et al. Relation-aware Graph Attention Networks with Relational Position Encodings for Emotion Recognition in Conversations. EMNLP-2020.

[6] Zhu et al. Modeling Graph Structure in Transformer for Better AMR-to-Text Generation. EMNLP-2019.

[7] Yao et al. Heterogeneous Graph Transformer for Graph-to-Sequence Learning. ACL-2020.

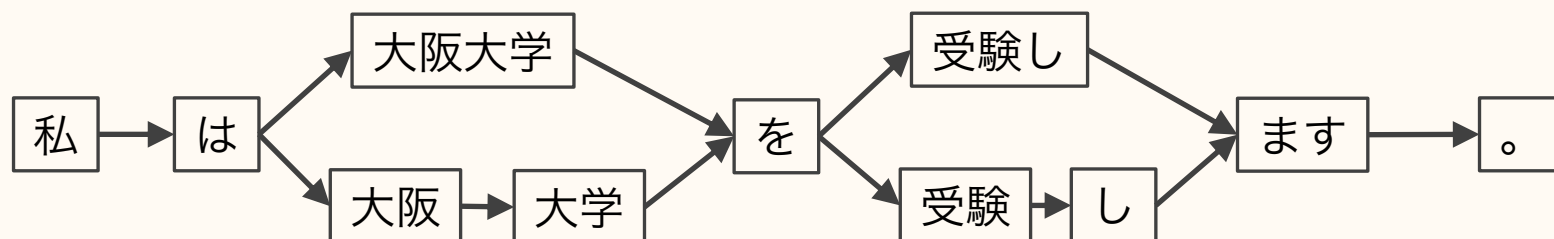
背景：ラティス（1）

入力系列の曖昧性を1つのグラフで表すにはラティス

例：単語分割の曖昧性（単語の分割位置の違い） [8,9]

私	は	大阪大学		を	受験し	ます	。
私	は	大阪	大学	を	受験し	ます	。

単純な単語系列



[8] Su et al. Lattice-Based Recurrent Neural Network Encoders for Neural Machine Translation. AAAI-2017.

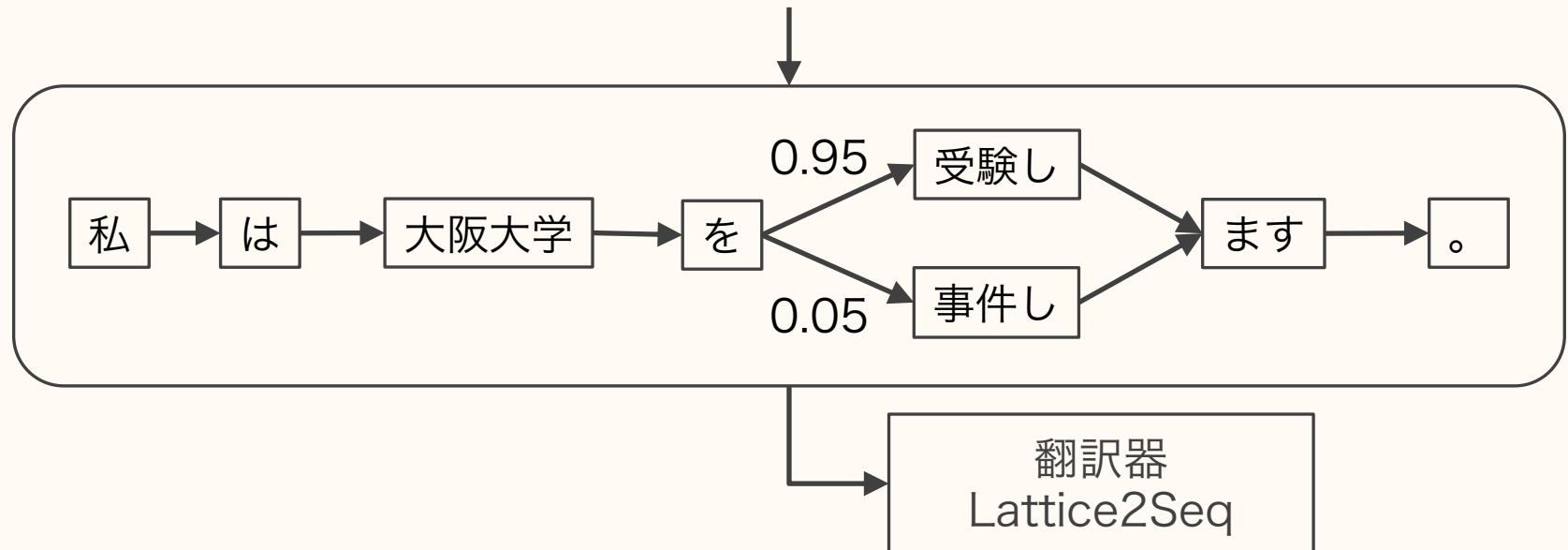
[9] Xiao et al. Lattice-Based Transformer Encoder for Neural Machine Translation. ACL-2019.

背景：ラティス（2）

音声認識の曖昧性 [8,9]

音声認識時の複数候補をラティスとして入力

🔊 「私は大阪大学を受験します。」



[8] Zhang et al. Lattice Trans-former for Speech Translation. ACL-2019.

[9] Sperber et al. Self-Attentional Models for Lattice Inputs. ACL-2019.

既存の問題と提案の着眼点

既存手法の問題点

- 単語の分割位置を変えるだけでは、文字は変わらず、表層的な情報は増えない
- 音声認識の曖昧性は、タスクが限定

提案手法の着眼点

Google翻訳の例

入力テキスト

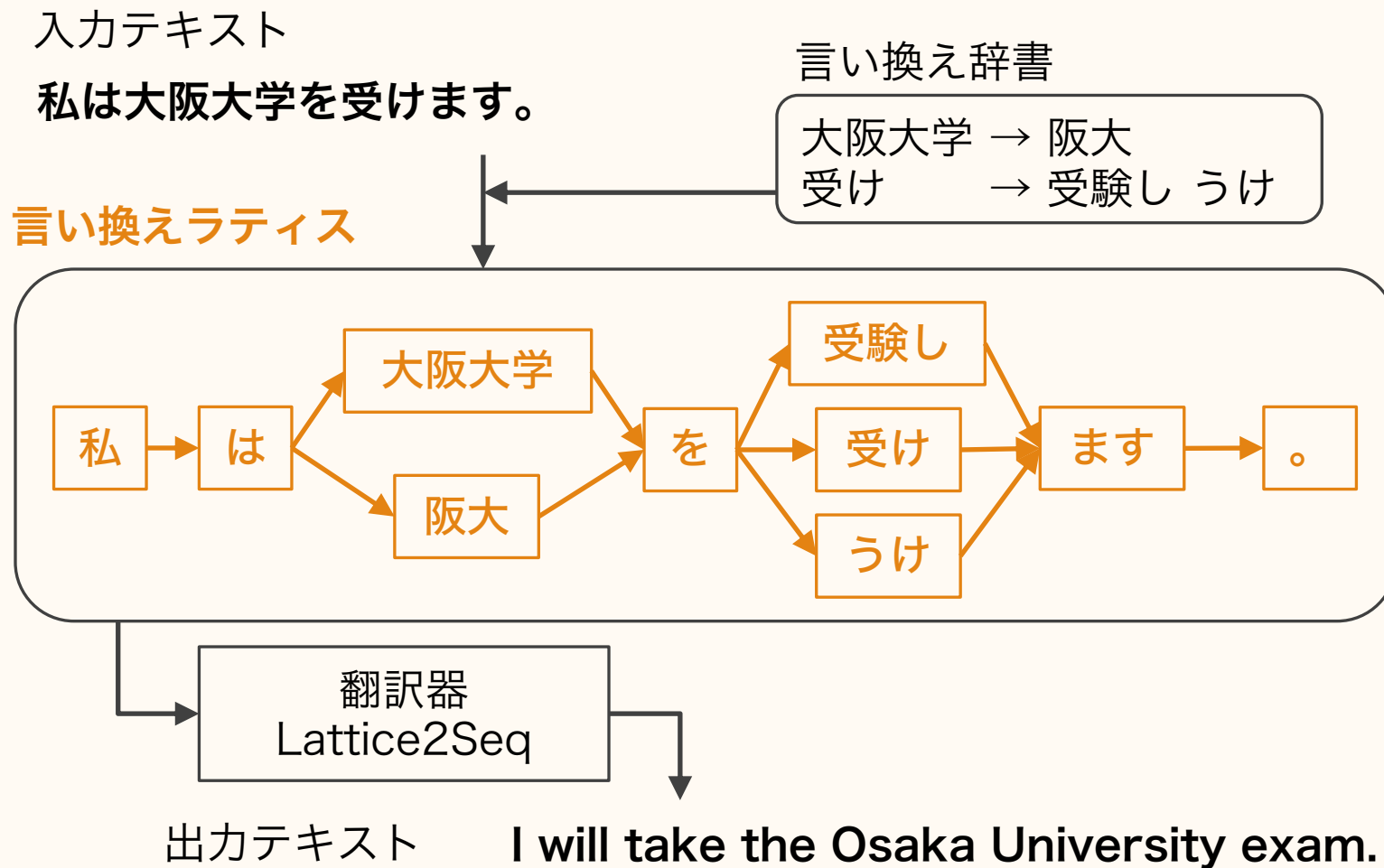
出力テキスト

私は大阪大学を受けます。 I will attend Osaka University.

私は大阪大学を受験します。 I will take the Osaka University exam.

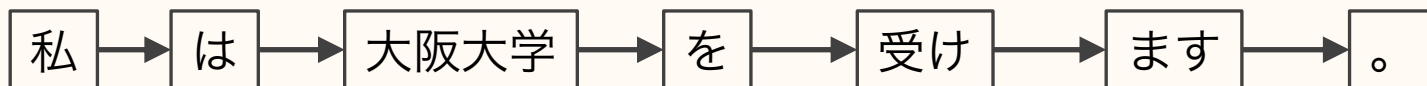
入力テキストの中の個々の表現は一意ではないが、
上手く語彙選択できれば、翻訳品質が改善できる

提案：語彙選択の曖昧性に着目

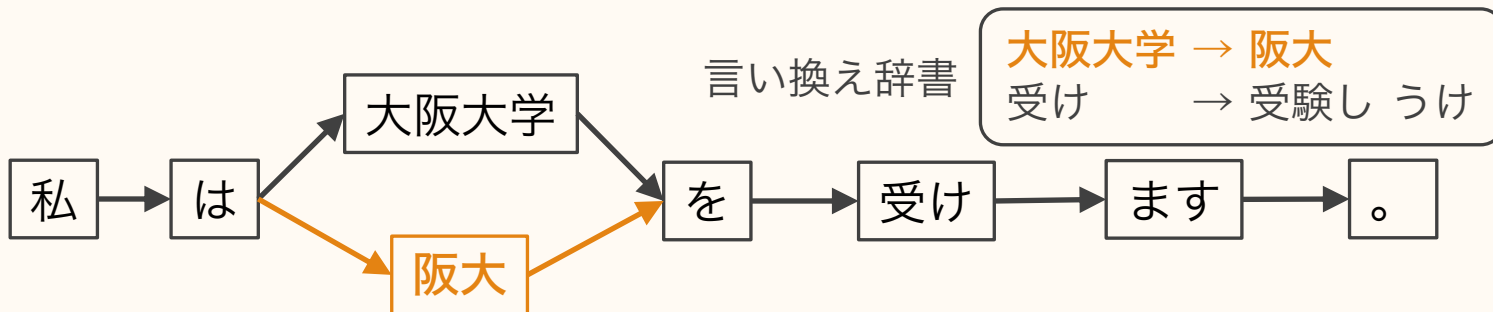


言い換えラティスの構築

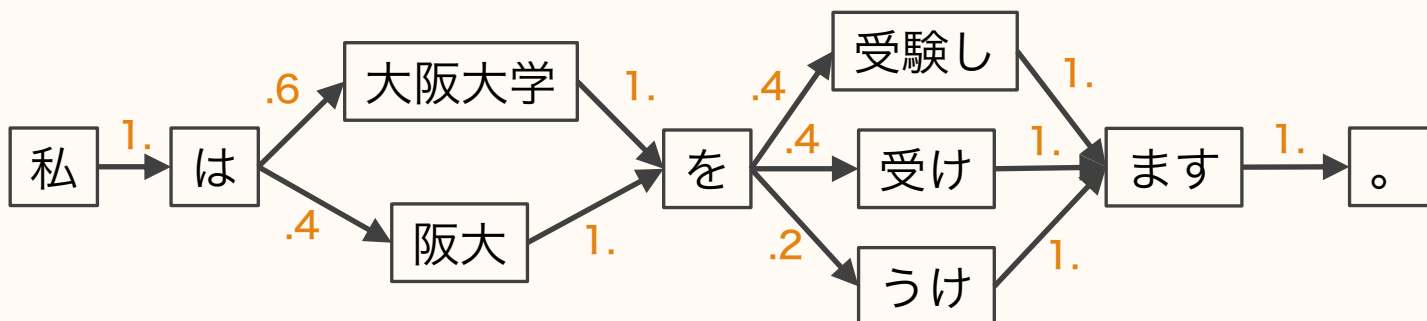
1. 入力テキストのパスを作る



2. 言い換え辞書を用いて、言い換えを追加していく

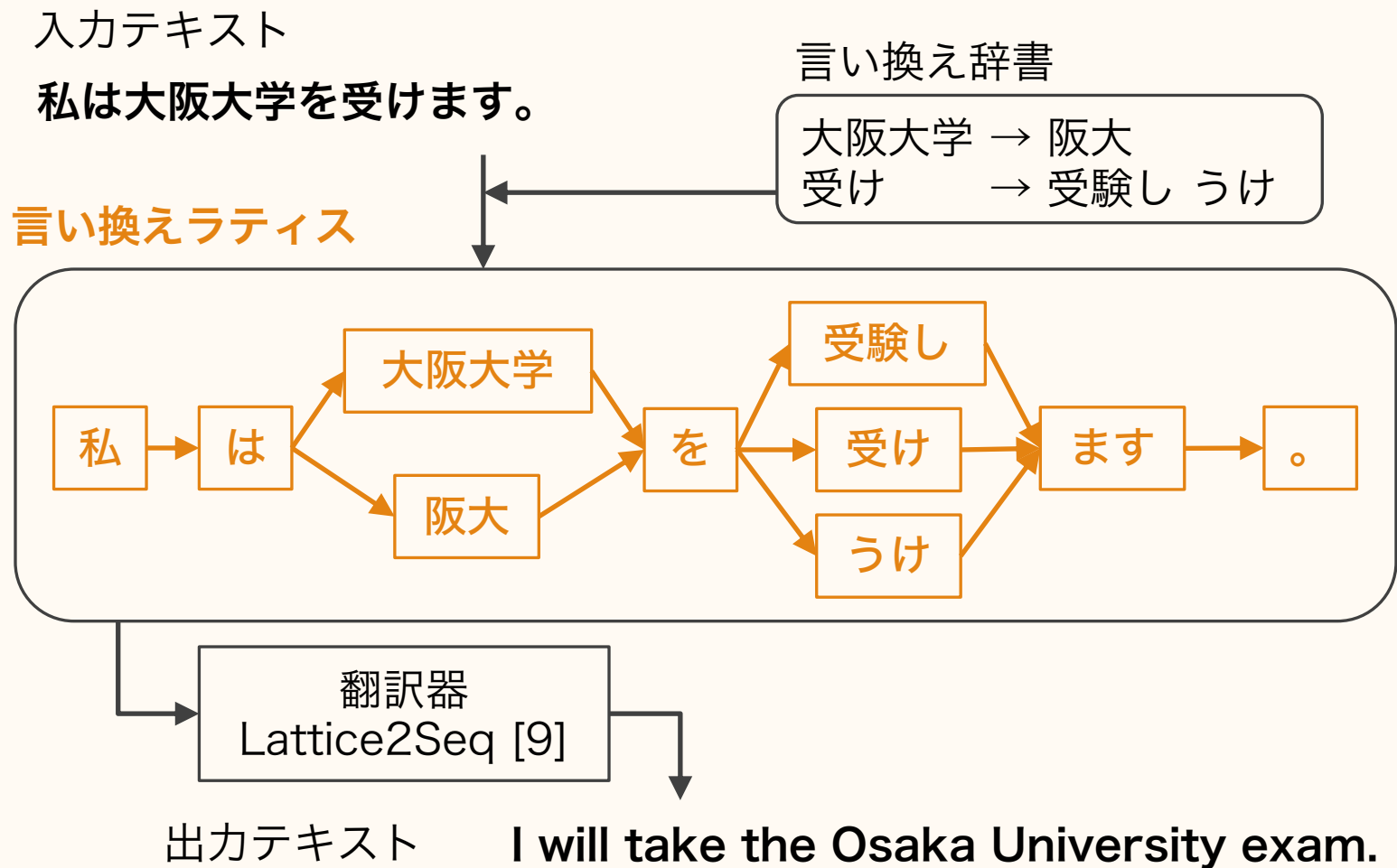


3. エッジの重みは、2-gram言語モデルスコア



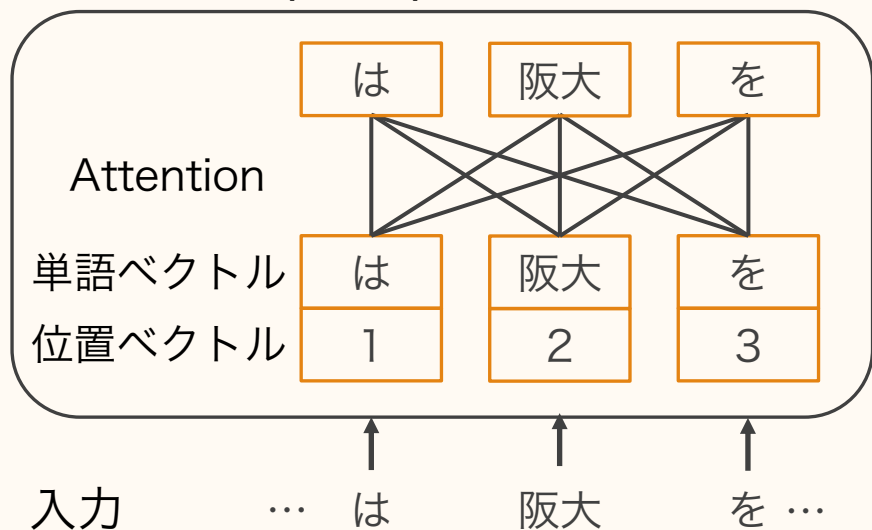
※各ノードの出力エッジの重みの合計は1に正規化

提案手法の概要図 (再掲)

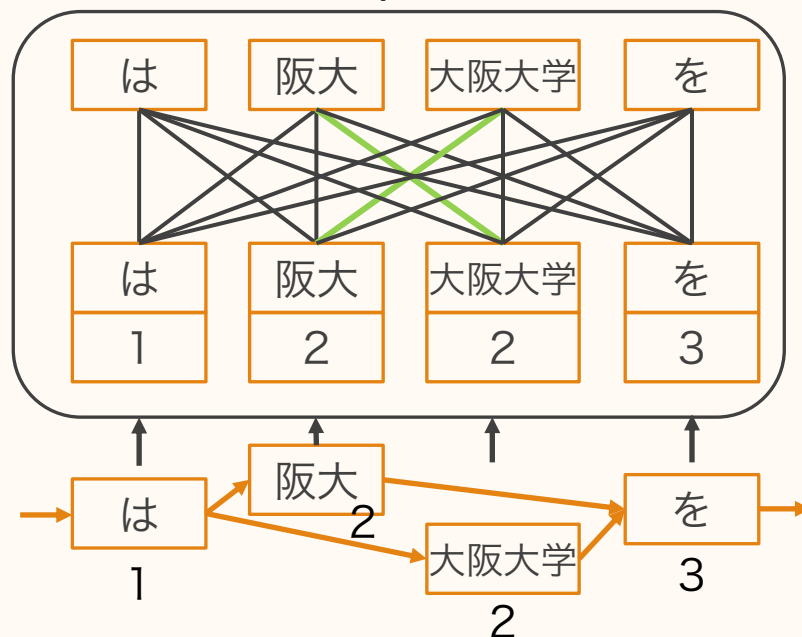


Lattice2Seq (Sperber et al.) [9]

Seq2Seq のエンコーダ



Lattice2Seq のエンコーダ



- 入力文を単語ベクトルの系列に変換
- 位置ベクトル（何番目の単語か）を連結
- Attention で単語間の関係を計算
 - Lattice2Seqでは繋がりのない単語間のエッジ（緑）を消す

実験

タスクとデータセット

- 翻訳 (英→日) : 田中コーパス¹⁾ (50K)
- スタイル変換 (カジュアル→フォーマル)
: GYAFC E&M (53K)
: GYAFC F&R (52K)

言い換え辞書 PPDB [10] (S-size, スコア5.3以上)

2-gram言語モデル KenLM + CC100

評価指標 BLEU

翻訳器 Lattice2Seq [9]

¹⁾ https://github.com/odashi/small_parallel_enja

[10] Ganitkevitch et al., PPDB: The Paraphrase Database. NAACL-2013.

[9] Sperber et al. Self-Attentional Models for Lattice Inputs. ACL-2019.

翻訳器の設定

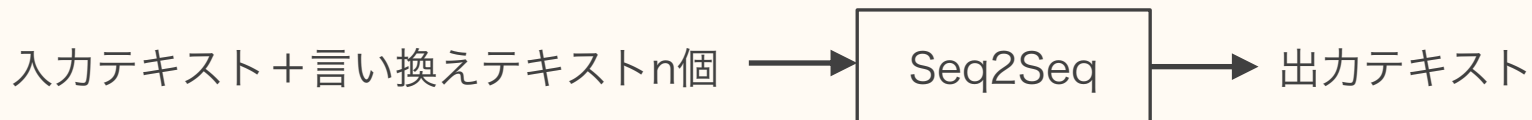
- 実装：JoeyNMT²⁾
- 符号化器・復号化器：Transformer (4層4ヘッド)
- 埋込層・隠れ層：512次元、ドロップアウト率0.2
- 埋込層は、符号化器と復号化器で重みを共有
- 最適化：Adam
- バッチサイズ：4096トークン
- early-stopping：32 checkpoints (perplexity)
- スケジューラ：plateau
 - 初期の学習率 $2e-4$
 - 8回改善しなくなる毎に減衰率0.7を乗ずる

比較手法・実験結果

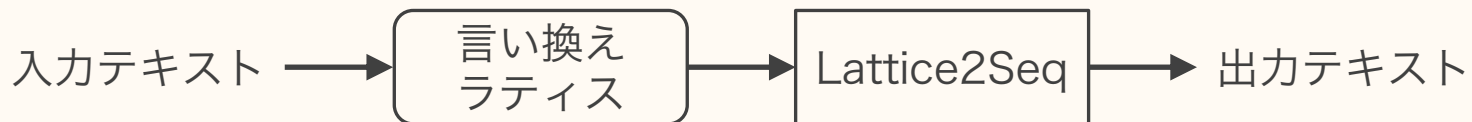
- **ベースライン**：言い換えなしの一般的な翻訳器



- **マルチソース**：言い換えるがラティスなし



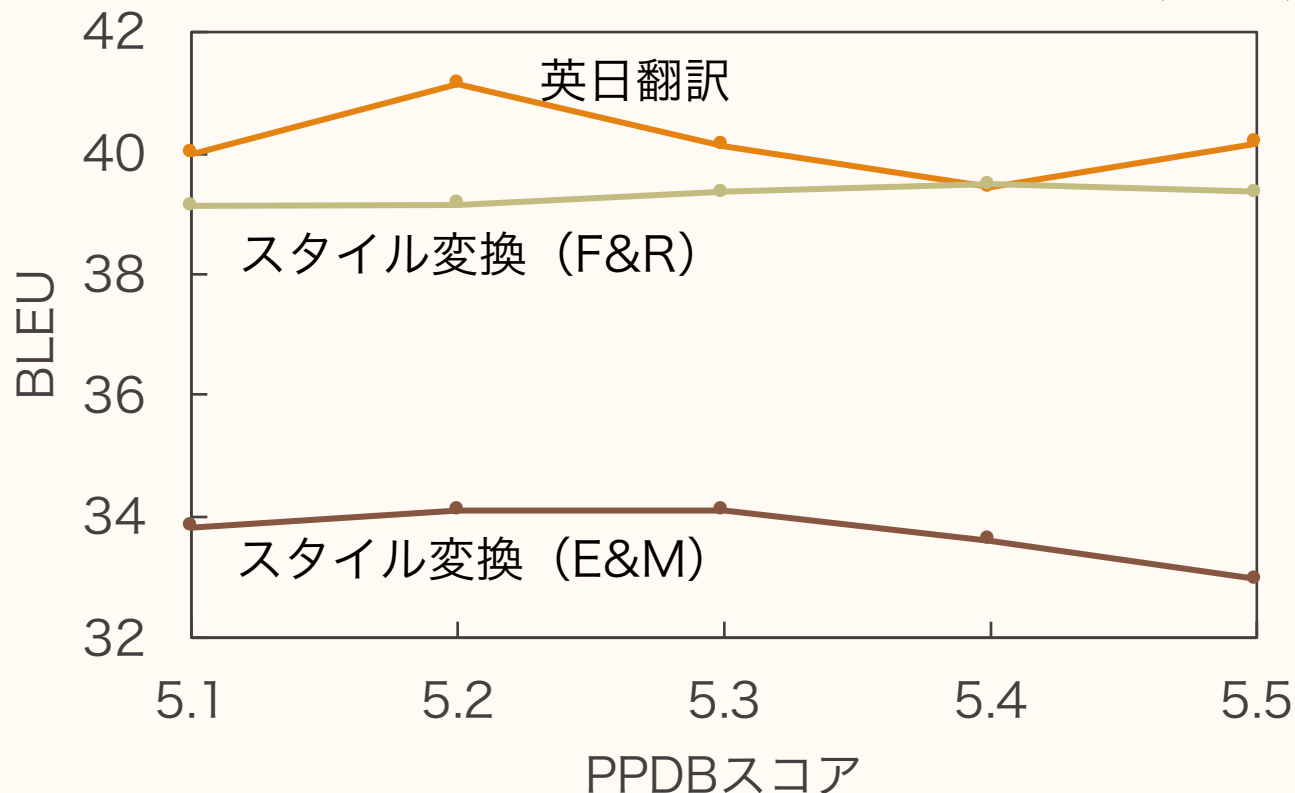
- **提案手法**：言い換えラティス



BLEU	英日翻訳	スタイル変換	
		E&M	F&R
ベースライン：一般的な翻訳器	37.89	64.27	69.46
マルチソース：ラティスなし	37.88	63.18	71.98
提案手法：言い換えラティス	40.01	67.30	73.36

分析：PPDBスコア閾値とBLEU

PPDBスコアの閾値を変化させた際のBLEU (dev)



閾値が小さいと低品質な言い換えを含んでしまい、
大きいと有用な言い換えを使用できない

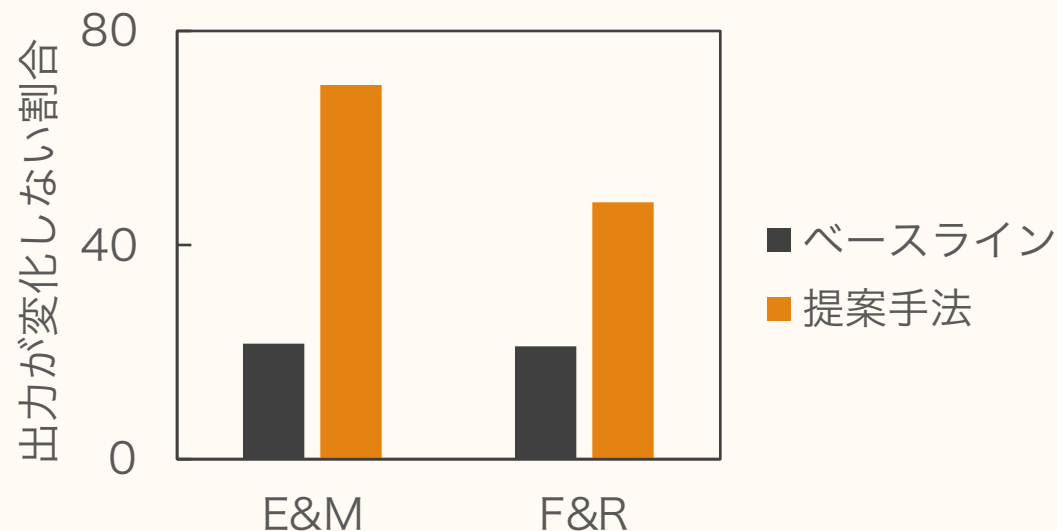
分析：頑健性

入力の表現を変化させた時に、出力が変化しない割合



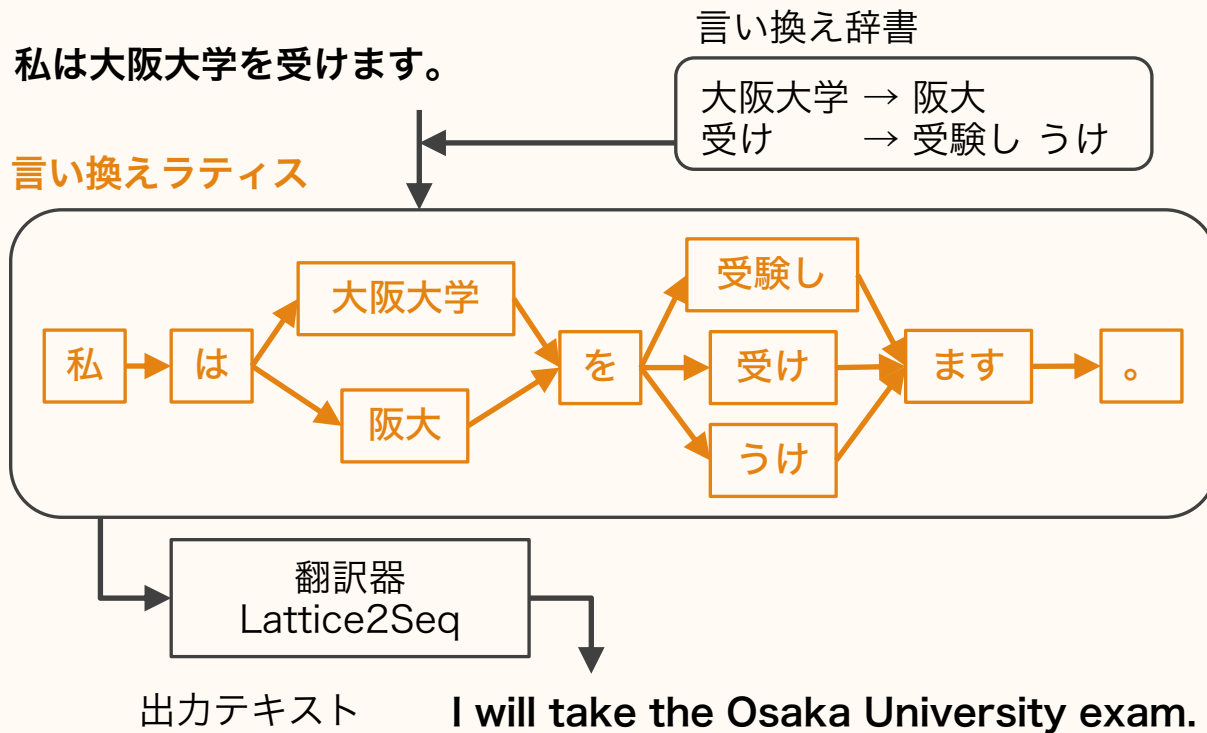
出力1と出力2
が同じか？

結果、頑健性を大幅に高めた



まとめ

語彙選択の曖昧性に着目し、言い換えラティスを構築



結果、翻訳品質 (BLEU) や頑健性を大幅に高めた

