

# 文法誤りに頑健な機械翻訳システムの 実現に向けた敵対性ノイズの検討

藤井 諒<sup>1</sup>, 阿部 香央莉<sup>1</sup>, 塙 一晃<sup>2,1</sup>, 三田 雅人<sup>2,1</sup>, 鈴木 潤<sup>1,2</sup>, 乾 健太郎<sup>1,2</sup>

1. 東北大学 2. 理研AIP

## 概要

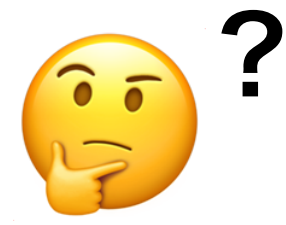
- NMTの文法誤りに対する頑健性向上に向けたノイズ文付与手法の分析
- 逆翻訳モデルに誤り文を生成させる工夫が必要
- タグによる誤り文の学習空間分離は有効

## 1. 研究背景 / 目的

- 実世界には様々な誤りが存在
  - 例: SNS, 文法誤り, 綴りの多様性
- NMTはノイズ文の影響大



Could you please call me a taxi?  
タクシーと呼んでもらえますか?



主要なノイズである文法誤りへの  
モデルの頑健性向上手法の分析

## 2. 手法

混同行列によるルールベースの誤り付加 [Anastasopoulos+'19]



### ① 逆翻訳 (BT) [Sennrich+'16, Vaibhav+'19]

目的言語側単言語コーパスの翻訳結果を利用  
多様な文法誤りに対する網羅性向上が狙い

### ② タグ付き翻訳 [Johnson+'17, Caswell+'19]

誤り文と綺麗な文を区別するタグを付与  
タグによる学習空間の分離 -> 学習効率向上?  
誤りタグの粒<sup>度</sup>, 有<sup>無</sup>による影響を調査

## 5. 分析

### タグのアテンション分布

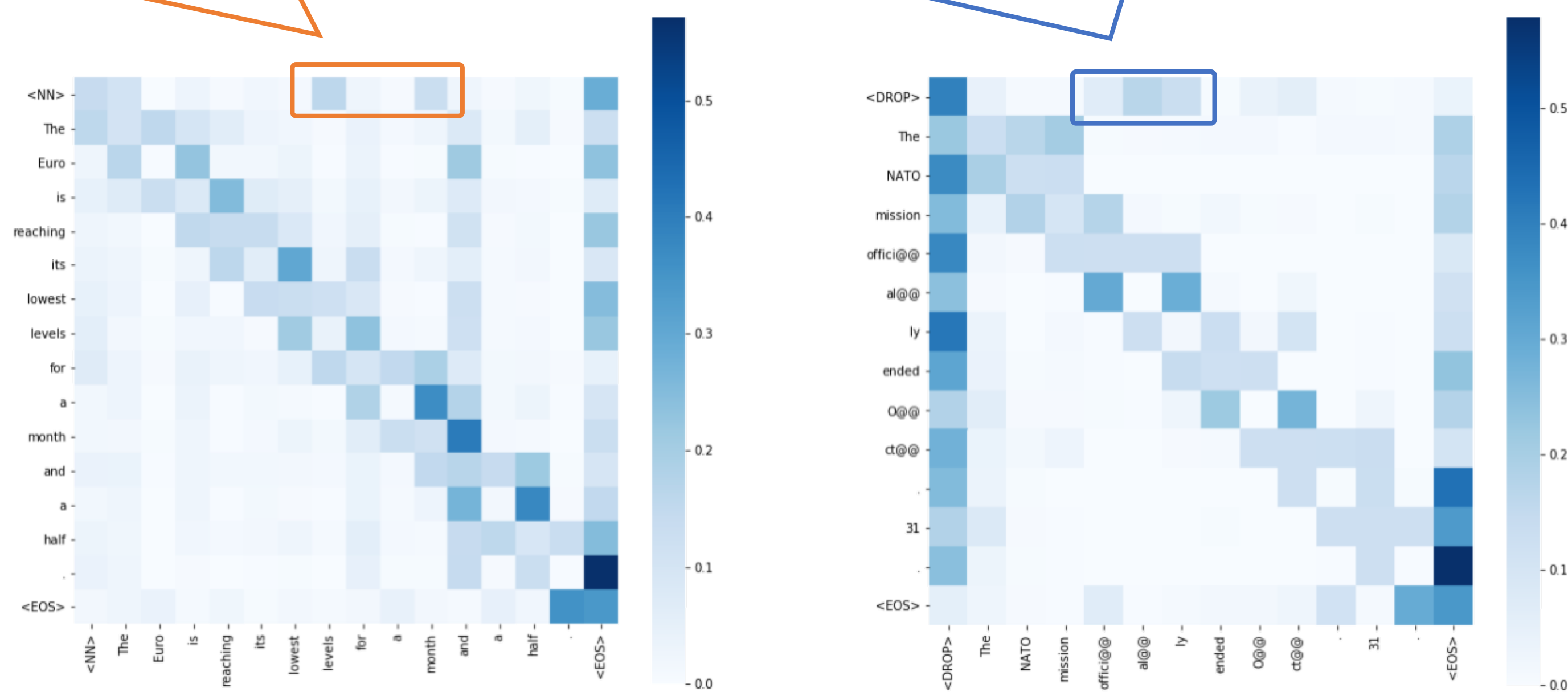
NN: 名詞部分に注目する傾向

DROP: 正しい綴りを欠落が起きた場合と近い分割にして入力 (officially -> offici@@ al@@ ly)

綴り誤りの有無とは関係なく欠落により頻度が上がる  
低頻度subwordに注目

NN: levels, monthなどの名詞

DROP: 綴り〇でも異なる分割では注目



## 3. 実験設定

モデル: Transformer base [Vaswani+, 2017]

付加誤り: DROP (文字欠落), ART (冠詞), PREP (前置詞),  
NN (名詞の単複), SVA (主述の一致)

データセット (En -> Es):

訓練/開発用: Europarl v7/newstest2011

評価用: newstest2012 (擬似誤り付与), JFLEG (自然な誤り)

BT訓練用: News Commentary / News Crawl 2007 - 2012

評価指標: BLEU [Papineni+, 2002]

## 4. 結果

### ① ナイーブなBT: 誤り (ノイズ) に影響受けやすい

BTの対象語 (Es->En) にDROPの適用で改善 (trg=DROP)

課題: 自然な誤り分布を再現可能なBT対訳の作成  
テスト文と同ドメインの大規模単言語コーパス確保

( ) 内: CLEANからの差分, \*: 1シードのみのスコア, 他: 3シードの平均スコア

	newstest2012						JFLEG
	CLEAN	DROP	ART	PREP	NN	SVA	
baseline	32.88	30.21 (-2.67)	31.88 (-1.00)	31.74 (-1.14)	29.90 (-2.98)	32.70 (-0.18)	24.93
MIXALL	33.07	31.96 (-1.11)	32.43 (-0.64)	32.18 (-0.89)	31.10 (-1.97)	32.97 (-0.10)	26.15
BT *	35.27	31.95 (-3.32)	33.80 (-1.47)	33.63 (-1.64)	32.07 (-3.20)	35.03 (-0.24)	25.36
BT (trg=DROP) *	35.61	33.93	34.27	33.98	32.36	35.49	25.82
BT (trg=MIX) *	35.24	32.83	34.25	33.60	32.92	35.00	26.32

### ② 誤り種別タグによる学習空間の分離

誤りのパターンが決まっているARTやNN: 有効

パターン多様なDROP: タグの情報量が少ない?

課題: テスト時のタグ自動付与の困難性

COARSE\_TAG

誤りあり / なし

- <NOISY> Could you please call me taxi ?
- <NOISY> For example ,

FINE\_TAG

誤りタイプ別

- <ART> Could you please call me taxi ?
- <DROP> For example ,

	DROP タグ	CLEAN	DROP	ART	PREP	NN	SVA	JFLEG
MIXALL	-	33.07	31.96	32.43	32.18	31.10	32.97	26.15
COARSE_TAG	✓	32.84	31.85	32.23	32.01	30.99	32.65	26.65
	✗	33.22	32.23	32.46	32.31	31.58	32.75	26.43
FINE_TAG	✓	33.06	32.06	32.54	32.36	31.66	32.94	26.48
	✗	33.22	32.12	32.71	32.57	31.88	33.09	26.19

- DROPにおいては、「タグの持つ情報」より  
「表層的な分割の多様性」が頑健性に寄与?
- 綴り誤りが軽微ならばDROPのみで置換 / 挿入も対処可能

入力:

For ex@@ s@@ ample

ノイズ有: 学習時にe@@ ampleのような例

Por ejemplo (example)

ノイズ無: ex@@やampleはexampleと遠い

Para la muestra (sample)