

編集操作予測に基づく語彙制約による制御可能なテキスト平易化

大阪大学大学院 情報科学研究科 舌 達也

Accepted by EMNLP 2022 Workshop (TSAR)

制御可能なテキスト平易化

- 特定の難易度に向けて文章を平易に変換するタスク
- 子供や非母国語話者の言語学習を支援する

Original

So Yan, a widow since her husband's death nearly a decade ago, spends every weekday at a modest community center near her home.

Grade 8

She spends every weekday at a community center near her home.

Grade 5

Yan's husband died almost 10 years ago.

Grade 2

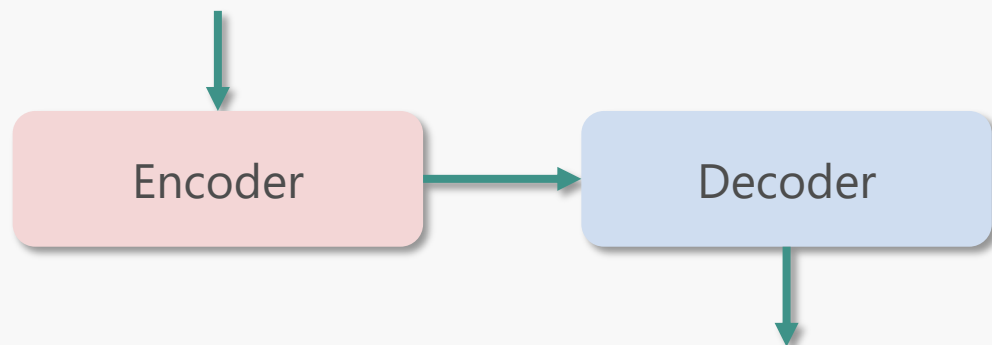
Yan is a widow.

テキスト平易化に対するアプローチ

● 生成ベース

- 単一言語翻訳（難解→平易）タスクとみなす
- 機械翻訳モデルを適用

Owls are the order Strigiformes, comprising 200 bird of prey species.

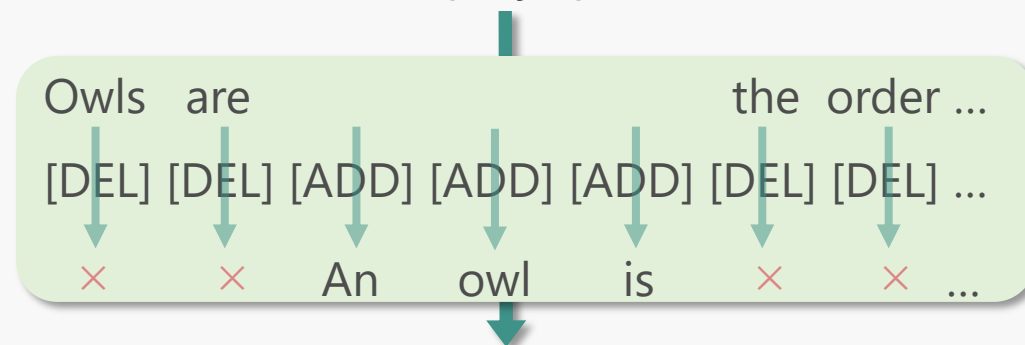


An owl is a bird. There are about 200 kinds of owls.

● 編集ベース

- 入力文を単語単位で編集
- 追加or置換, 保持, 削除の編集操作を適用

Owls are the order Strigiformes, comprising 200 bird of prey species.



An owl is a bird. There are about 200 kinds of owls.

生成ベースの手法

- DRESS [1]

強化学習を用いて平易性の評価指標SARIを最大化する手法

- MUSS [2]

Webから取得した大量のパラフレーズをモデルに与える手法

[特徴]

- 文全体を書き換えることができる柔軟性
- 難解な単語をそのまま出力してしまう保守的な振る舞い

編集ベースの手法

- EditNTS [3]

Neural Programmer Interpretersで明示的に編集操作を学習

- Kumar et al. [4]

入力文の編集を繰り返し行う手法

[特徴]

- 明示的な編集操作によって保守的な振る舞いを緩和
- 文の構造を大きく変えるような柔軟な書き換えができない

ハイブリッドな手法

- Kajiwara [5]

負の語彙制約付きデコーディングにより難解な単語の出力を防ぐ

- Dehghan et al. [6]

入力文に言い換え及び削除を適用した出力候補を繰り返し作成

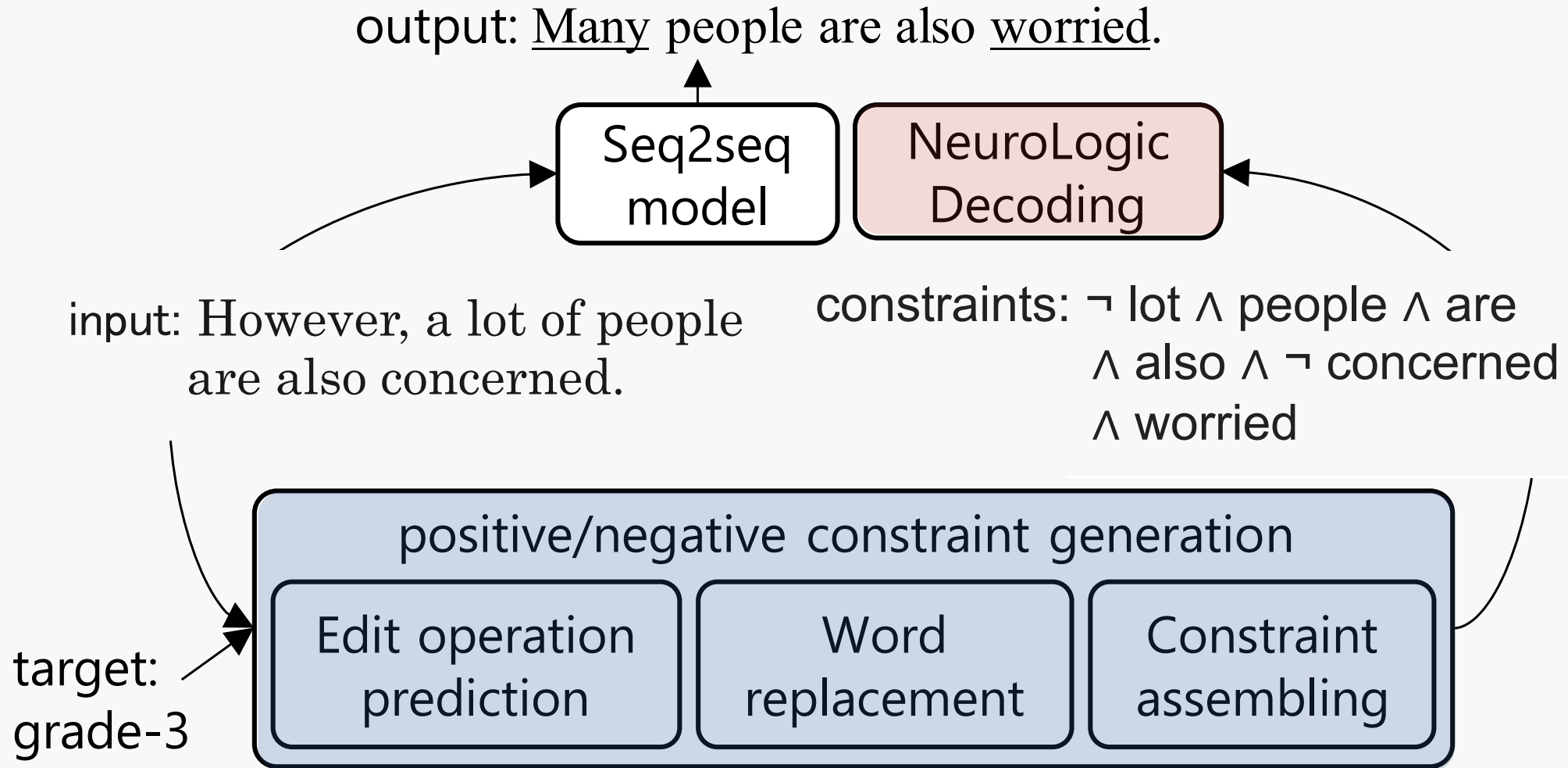
これらは成功を収めた一方、**負の制約**のみを加えている

特定の単語の出力を促す**正の制約**も制御可能なテキスト平易化に有効では？

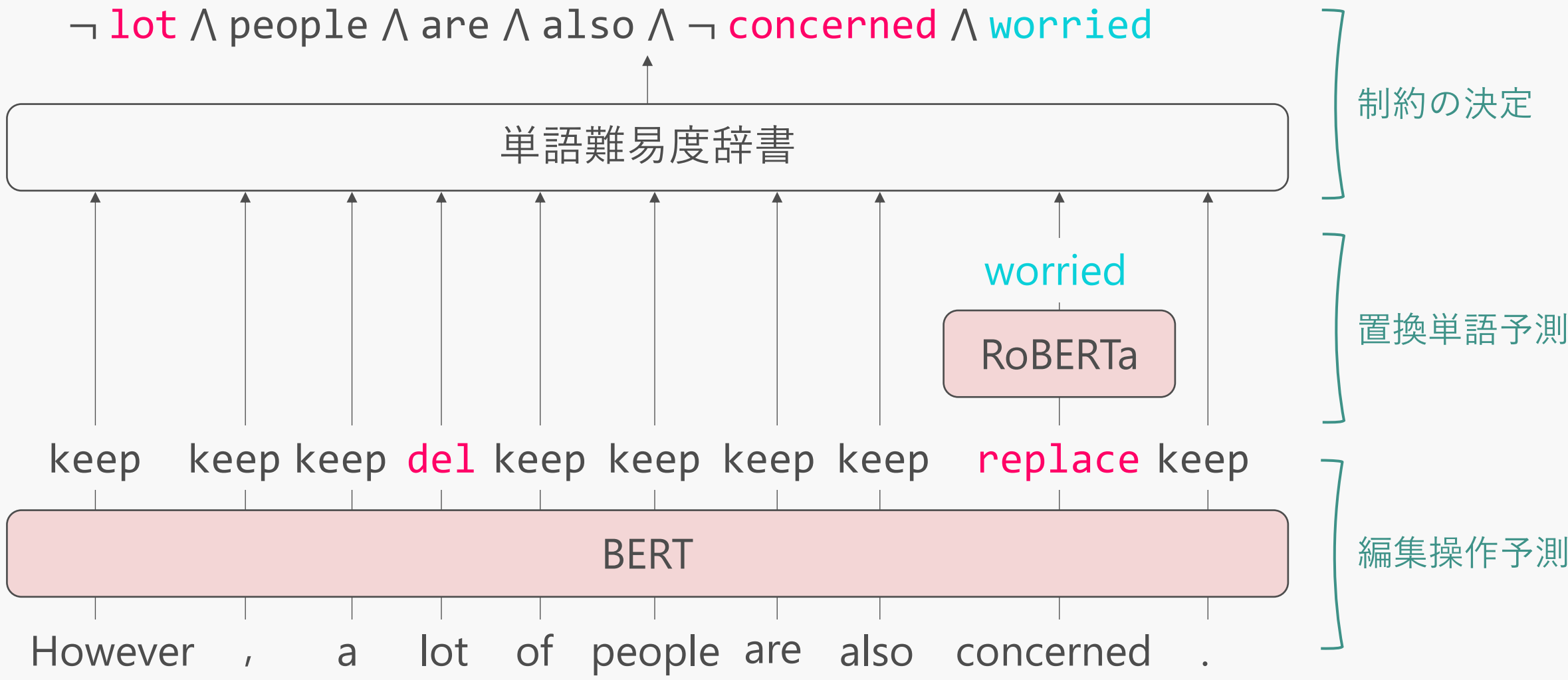
- NeuroLogic decoding [7] を用いて平易化モデルに語彙制約を加える
 - 正の制約: 出力文に出現すべき単語
 - 負の制約: 出力文に出現すべきでない単語
- 生成確率が高く (≡自然な文) かつできるだけ制約を満たした出力文を探索

$$\mathbf{y} = \arg \max_{\mathbf{y} \in \mathcal{Y}} P(\mathbf{y}|\mathbf{x}) - \lambda \sum_{i=1}^{\dots\dots\dots} (1 - C_i)$$

Number of unsatisfied constraints



正/負の制約生成



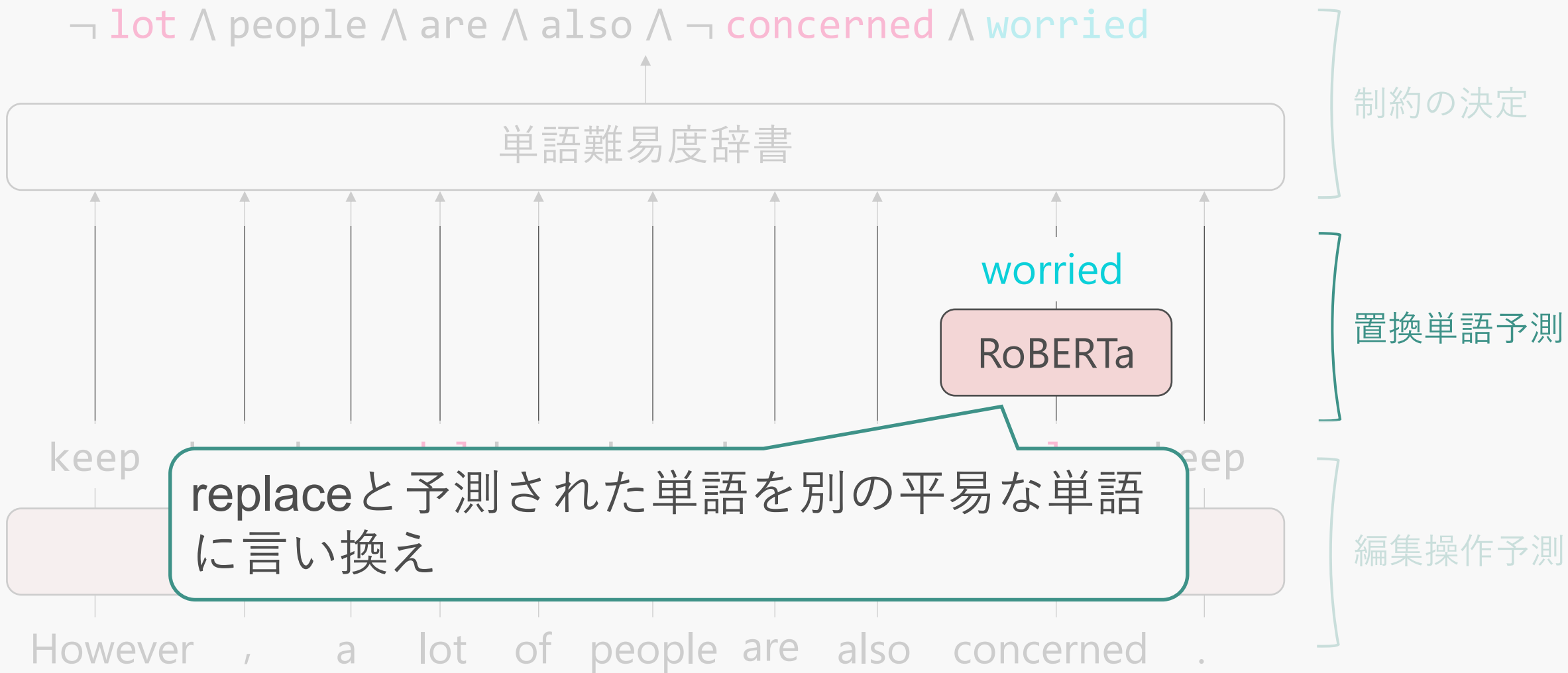
正/負の制約生成



編集操作予測

- 3つの編集操作は対象学年に依存
- 入力文に対象学年を表すspecial tokenを付与
例: <3> However, a lot of people are also concerned.
- 入力文と正解文のアラインメントから編集操作の正解ラベルを作成しBERTを学習

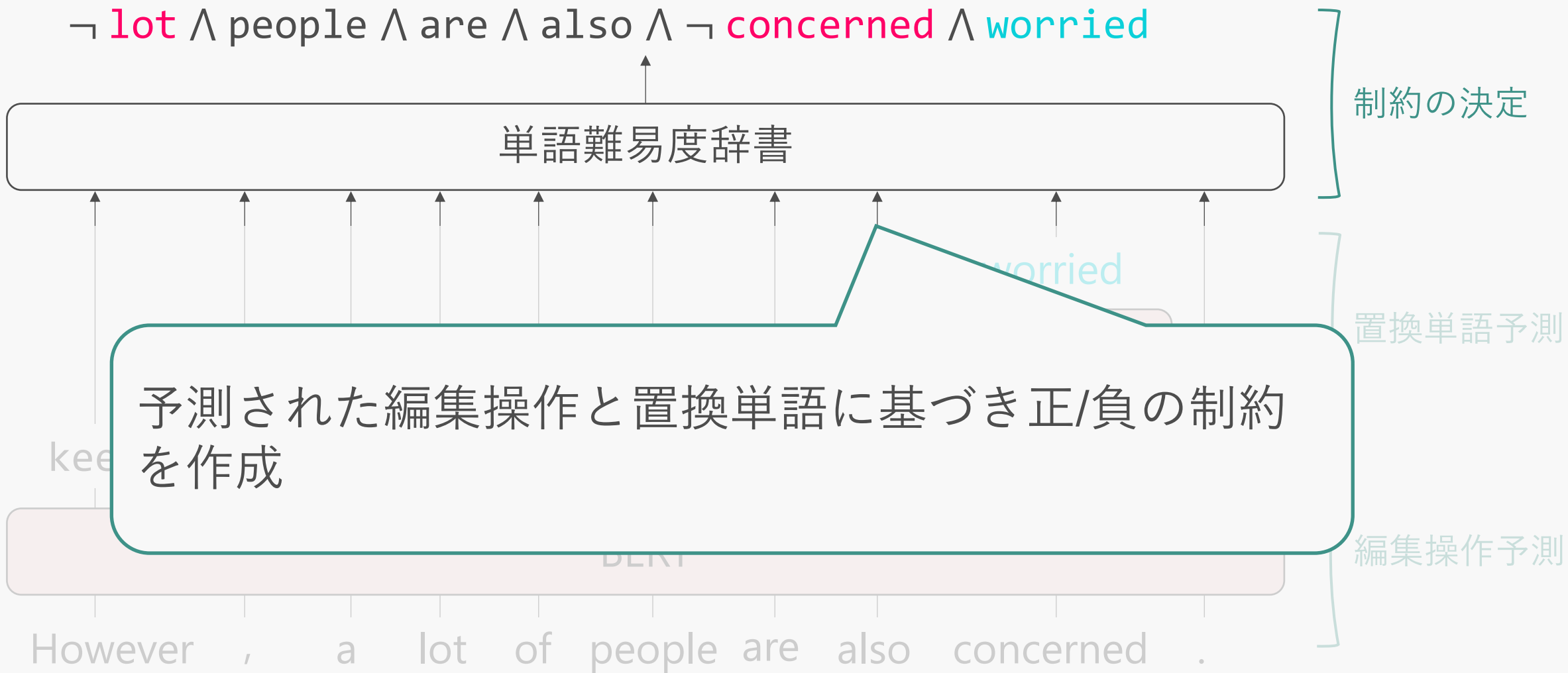
正/負の制約生成



置換単語予測

- 事前に、対象学年が付与された訓練データから単語難易度辞書を作成
- 対象学年が高い文に頻出する単語＝難解な単語と仮定
- 対象学年以下の語彙から難解な単語と最も類似した単語を選択

正/負の制約生成



制約の決定

- 単語の難易度から出力レベルの制御に関連する編集操作を選択
- 全ての単語が正/負の制約になるわけではない
- 制約にしなかった単語の出力の要否はモデルに委ねる

対象学年: l	replace	keep	delete
単語難易度 $\leq l$	-	正	-
単語難易度 $> l$	負, 正	-	負

制約の決定

- 単語の難易度から出力レベルの制御に關連する操作操作を選択
- 全
- 制

予測された操作がdelかつ対象学年より難解な単語
→負の制約

対象学年: l	replace	keep	delete
単語難易度 $\leq l$	-	正	-
単語難易度 $> l$	負, 正	-	負

制約の決定

- 単語の難易度から出力レベルの制御に關連する編集操作を選択
 - 全
 - 制
- 予測された操作がkeepかつ対象学年より平易な単語
→ 正の制約

対象学年: l	replace	keep	delete
単語難易度 $\leq l$	-	正	-
単語難易度 $> l$	負, 正	-	負

制約の決定

- 単語の難易度から出力レベルの制御に関する操作を選択
 - 全
 - 制
- 予測された操作がreplかつ対象学年より難解な単語→**負の制約**
その平易な言い換え→**正の制約**

対象学年: l	replace	keep	delete
単語難易度 $\leq l$	-	正	-
単語難易度 $> l$	負, 正	-	負

制約の決定

- 単語の難易度から出力レベルの制御に関連する編集操作を選択
- 全ての単語が正/負の制約になるわけではない
- 制約にしなかった単語の出力の要否はモデルに委ねる

対象学年: l	replace	keep	delete
単語難易度 $\leq l$	-	正	-
単語難易度 $> l$	負, 正	-	負

- データセット

- Newsela
- Newsela-Auto

- 評価指標

- SARI
- FKGL
- Pearson correlation coefficient (対象学年とFKGL)
- MSE (対象学年とFKGL)

Model	SARI	Add	Keep	Delete	FKGL	PCC	MSE
Source	12.24	0.00	36.72	0.00	9.18	0.338	47.2
Reference	100.0	100.0	100.0	100.0	3.96	100.0	0.0
DRESS (Zhang and Lapata, 2017)	38.03	2.43	42.20	69.47	4.97	0.388	13.0
MUSS (Martin et al., 2022)	41.20	6.02	35.88	81.70	2.43	0.362	13.3
BART	38.54	3.64	40.59	71.40	4.63	0.350	13.6
EditNTS (Dong et al., 2019)	37.05	1.23	36.55	73.37	3.82	0.266	16.1
(Kumar et al., 2020)	38.37	1.01	36.51	77.58	2.95	0.334	12.6
(Kajiwara, 2019)	38.48	4.55	43.41	67.47	5.01	0.417	12.2
(Dehghan et al., 2022)	40.01	3.06	36.53	80.43	3.20	-	-
Proposed	42.65	4.55	42.49	80.90	3.74	0.420	11.1
Proposed (Oracle)	54.73	10.98	66.07	87.14	4.07	0.591	8.0

Model	SARI	Add	Keep	Delete	FKGL	PCC	MSE
Source	12.04	0.00	36.12	0.00	10.11	0.393	57.5
Reference	100.0	100.0	100.0	100.0	4.34	1.000	0.0
BART	39.66	4.16	39.17	75.65	4.38	0.342	16.4
EditNTS (Dong et al., 2019)	37.43	0.97	34.78	76.53	3.12	0.215	20.4
(Kajiwara, 2019)	38.30	4.42	40.51	69.96	5.03	0.371	16.0
Proposed	43.09	4.41	42.74	82.13	3.89	0.391	15.1
Proposed (Oracle)	51.75	7.45	61.14	86.66	4.64	0.611	9.9

- より良い制約を作成できれば提案手法はさらに改善
- しかし正解ラベルにおける出現数の少なさからreplaceの予測は難しい

Edit Operation	Newsela			Newsela-Auto		
	precision	recall	F1	precision	recall	F1
replace	0.28	0.21	0.24	0.28	0.15	0.19
keep	0.58	0.57	0.57	0.58	0.57	0.58
delete	0.70	0.73	0.72	0.73	0.77	0.75

- モデルの保守的な問題に対処するための正/負の制約の作成手法を提案
- **Newsela**と**Newsela-Auto**において高い平易性と制御性を達成
- 単語レベルの制約のみでなく、フレーズレベルの制約の検討

- [1] Zhang and Lapata 2017. Sentence simplification with deep reinforcement learning. In Proc. of EMNLP 2017
- [2] Martin et al. 2022. MUSS: Multilingual unsupervised sentence simplification by mining paraphrases. In Proc. of LREC 2022
- [3] Dong et al. 2019. EditNTS: An neural programmer-interpreter model for sentence simplification through explicit editing. In Proc. of ACL 2019
- [4] Kumar et al. 2020. Iterative edit-based unsupervised sentence simplification. In Proc. of ACL 2020
- [5] Kajiwara 2019. Negative lexically constrained decoding for paraphrase generation. In Proc. of ACL 2019
- [6] Dehghan et al. 2022. GRS: Combining generation and revision in unsupervised sentence simplification. In Proc. of ACL 2022
- [7] Lu et al. 2021. NeuroLogic decoding: (un)supervised neural text generation with predicate logic constraints. In Proc. of NAACL-HLT 2021