

# トピックに基づき言語モデルを制御するテキスト生成手法の開発

理学専攻・情報科学コース

2240675

横川 悠香

## 1 はじめに

近年、大規模コーパスで事前学習を行なった大規模言語モデルによって、テキスト生成の性能は飛躍的な向上を遂げたが、タスクに応じた再学習のコストが問題となる側面も生じている。本研究では、言語モデルに対する追加の学習を必要とせずに制御する手法を、トピックに基づいた言語モデルの制御に適用する。はじめに、トピックの観点から文書要約モデルを制御する手法を提案する。トピックの情報が与える影響を、精度に加えトピック分布の分析から確認した。続けて、修辞構造の観点からテキスト生成モデルを制御する手法を提案する。読解能力のレベルが異なる読者を対象としたデータセットにおける精度の上昇を確認し、修辞構造の情報が幅広い対象にとって適切なテキストの生成に繋がる可能性を考察した。

## 2 トピックに基づく抽象型要約

情報量の増加に伴い、情報を端的に捉える文書要約の重要性が高まっている。文書要約には2つの手法があり、1つは重要な文を抜き出して行う抽出型要約であり、もう1つは適宜省略や言い換えを伴う抽象型要約である。近年研究の中心となっている後者に本研究でも取り組む。

### 2.1 言語モデルを用いた要約手法

PreSumm [1] は、要約を行うエンコーダ・デコーダモデルであり、エンコーダに事前学習済言語モデルであるBERTを用いた手法である。通常のBERTでは、文書の先頭に意味を集約する役割を持つ特殊トークンを挿入するが、PreSummでは各文の先頭に挿入することで、BERTを要約へと適用する。本研究では、PreSummに基づき、エンコーダにBERT、デコーダにGPT-2を用いたモデルを使用する。

### 2.2 言語モデルの制御手法

本研究における生成の制御に用いた手法がPlug and Play Language Models (PPLM) [2] である。導入したい属性  $a$  を持つテキスト  $X$  の生成、すなわち分布  $p(X|a)$  のモデリングを、ベイズの定理  $p(X|a) \propto p(X)p(a|X)$  に従って言語モデルの分布  $p(X)$  に分布  $p(a|X)$  を掛け合わせるにより行う。分布  $p(a|X)$  はトピック導入の場合はトピック固有の単語を集めたBag-of-Words (BoW)、感情導入の場合は単層の分類器で表現される。

### 2.3 BoWを用いたトピック制御

本研究では、PPLMに基づくトピック制御に用いるBoWを、トピックモデルであるLatent Dirichlet Allocationの適用により求める。このとき、正の自己相互情報量を用いることによって、単語の出現頻度の影響を受けずにトピックに代表的な単語を選択した。

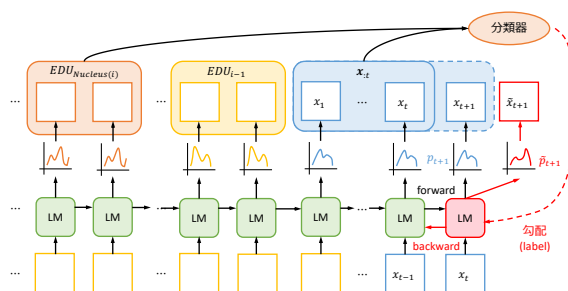


図1: PPLMを用いた制御

## 2.4 実験

精度を測るROUGEに加え、トピック導入の指標としてエントロピーを用いた。トピック導入によってトピック分布に偏りが生じることで、エントロピーが低下すると予想した。実験結果を表1に示す。

表1: CNN/Daily Mail データセットにおける評価

モデル	R-L	エントロピー
GPT-2	38.76	4.486
+ トピック	34.81	4.466

トピック導入を加えると、ROUGEが少し低下した。このことから、トピックの導入は必ずしも要約の精度向上には繋がらないとも考えられる。トピック導入を加えると、エントロピーがわずかに低下した。違いがわずかであった原因として、要約対象の記事自体のトピックが導入したトピックよりも強く影響したことが考えられる。

## 3 修辞構造と語彙の難易度に基づくテキスト生成

テキスト対象者の読解能力レベルの異なるニュース記事で構成されるコーパスを学習の対象とし、レベルによる修辞構造と使用される語彙の難易度の変化に着目した制御により、幅広い対象者に対しての適切なテキストの生成を目指す。

### 3.1 修辞構造

修辞構造理論 [3] では、テキストを意味上の最小単位であるEDUで区切り、テキスト全体の構造をEDUを葉とする木の形で捉える。EDU同士の関係性は、どのような関係を持つかを表す関係ラベルと、どちらがより重要であるかを示すNuclearityの2つで表現される。本研究では、テキスト上で隣接するEDU間の関係のみを考慮することで、修辞構造をリストに変換して用いる。

### 3.2 修辞構造に基づく制御

関係ラベルについての分類器を用い、生成を制御する。学習時には、テキストを接続する単語であること

が多い EDU の先頭トークンに対応する隠れ状態に対して分類器を適用し、分類器を言語モデルと同時に学習する。生成時には、分類器を用い、EDU の先頭トークンを出力する際に指定した関係ラベルを持つ確率が高くなるように PPLM の手法で制御する。

### 3.3 語彙難易度に基づく制御

先行研究 [4] に従って、コーパスにおける各レベルで出現確率が高い単語を求める。学習時には、各レベルで出現確率の高い単語には損失の計算時に重みを加え、生成時には、指定したレベルに対応する単語を集めた BoW を用い、指定したレベルに基づく単語が生成されるように PPLM の手法で制御する。

### 3.4 実験

語彙難易度についての指標として、正解文に出現するレベル別の BoW 内の単語をどれだけ正しく出力したかを表す再現率を用いる。実験結果を表 2 に示す。

表 2: Newsela コーパスにおける評価

モデル	B-4	R-L	MTR	再現率
BART	43.20	57.21	55.41	63.90
+ 修辞構造	44.60	58.01	56.06	65.49
+ 修辞構造, 語彙	43.17	56.99	54.91	67.85

修辞構造の制御では精度が少し向上したが、語彙難易度の制御を加えると精度が低下した。原因として、PPLM で見られる単語の繰り返しがある。精度の向上には繋がらなかったが、語彙難易度の評価は向上した。

## 4 修辞構造に基づく分類器を用いたテキスト生成制御

3 章では、修辞構造を線形のリストに変換して用いたが、階層性を考慮した生成に取り組む。言語モデルは単語を左から順に生成するため、修辞構造のような木構造を取り入れるには工夫が必要となる。

### 4.1 修辞構造を言語モデルに取り入れた手法

RSTGen [5] では、修辞構造を木の中の親ノードに対応する RST の情報を並べた列として表現する。修辞構造を埋め込むための層を用いて埋込みを獲得し、言語モデルの入力に追加することでテキスト生成に修辞構造を反映させる。

RSTGen が修辞構造全体を埋め込んでモデルに与えるのに対して、本研究では、生成と同時に、生成するテキストにおける修辞構造に基づく関係性を考慮しながら制御を行う。

### 4.2 修辞構造に基づく制御

入力には修辞構造と重要なフレーズ（キーフレーズ）である。本研究では、考慮する関係の数を制限するため、修辞構造の木の深さを 2 以下とする。修辞構造は関係ラベルを並べた列  $rel$  として表す。キーフレーズは正解文となるトークン列に対してキーフレーズ以外をマスクしたトークン列  $\hat{x}$  として表す。

関係ラベル  $rel$  に基づきトークン  $x_{t+1}$  を生成することを、分布  $p(x_{t+1}|rel, \mathbf{x}_t, \hat{\mathbf{x}})$  のモデリングと定義する。本研究ではこのモデリングを、PPLM に基づき

キーフレーズを与えてテキストを生成するモデルの分布  $p(x_{t+1}|\mathbf{x}_t, \hat{\mathbf{x}})$  に対して関係ラベルを識別する分類器の分布  $p(rel|x_{t+1}, \mathbf{x}_t, \hat{\mathbf{x}})$  を掛け合わせることで行う。

$$p(x_{t+1}|rel, \mathbf{x}_t, \hat{\mathbf{x}}) \propto p(rel|x_{t+1}, \mathbf{x}_t, \hat{\mathbf{x}})p(x_{t+1}|\mathbf{x}_t, \hat{\mathbf{x}}) \quad (1)$$

修辞構造の階層性を考慮し、図 1 に示す生成の制御を 2 つの階層についてそれぞれ行う。得られた 2 通りの出力に対して、トークン列全体が指定した関係ラベル列を持つ確率を分類器により求め、比較することで最終的な出力を得る。

### 4.3 実験

意味的な精度を測る指標として BERT スコアを用いる。実験結果を表 3 に示す。

表 3: Newsela コーパスにおける評価

モデル	B-4	R-L	MTR	BERT スコア
BART	58.10	73.03	74.05	95.32
+ 修辞構造埋込み	54.42	72.44	74.77	95.41
+ PPLM 制御	59.47	73.93	74.70	95.85

提案手法のモデルでは精度に改善が見られた。修辞構造を取り入れたモデルは、ともにベースラインと比べて BERT スコアが向上していることから、修辞構造の情報はテキストの意味的な精度向上に寄与するとも考えられる。

## 5 おわりに

本研究では、トピックに基づき言語モデルを制御するテキスト生成手法を提案した。まず、抽象型要約モデルに対してトピックの観点から制御を加えた手法を提案した。精度の改善には至らなかったものの、エントロピーによりトピック制御の効果を確認した。続けて、修辞構造の観点からテキスト生成を制御する手法の提案を行なった。修辞構造に加えてテキストで使用される語彙の難易度に着目した制御を行い、精度と語彙の難易度についての指標において改善が見られた。また、修辞構造の階層性を利用したテキスト生成手法の提案も行い、意味的な精度を測る指標から、修辞構造の情報がその向上に寄与する可能性を考察した。

## 参考文献

- [1] Yang Liu et al. Text summarization with pretrained encoders. In *Proc. of EMNLP-IJCNLP-2019*, pp. 3730–3740, Hong Kong, China, November 2019. Association for Computational Linguistics.
- [2] Sumanth Dathathri et al. Plug and play language models: A simple approach to controlled text generation. In *ICLR-2019*, 2019.
- [3] William C. Mann et al. Rhetorical structure theory: Toward a functional theory of text organization. *Text & Talk*, Vol. 8, pp. 243 – 281, 1988.
- [4] Daiki Nishihara et al. Controllable text simplification with lexical constraint loss. In *Proc. of ACL-SLW-2019*, pp. 260–266, Florence, Italy, July 2019. Association for Computational Linguistics.
- [5] Rilwan Adewoyin et al. RSTGen: Imbuing fine-grained interpretable control into long-FormText generators. In *Proc. of NAACL-2022*, pp. 1822–1835, Seattle, United States, July 2022. Association for Computational Linguistics.