

モンテカルロ木探索を用いた構文木構築に基づく頑健な文生成

熊谷 香織[†] 小林 一郎[†] 持橋 大地[¶] 麻生 英樹[‡] 中村友昭[§] 長井隆行[§]
[†]お茶の水女子大学大学院 [¶]統計数理研究所 [‡]産業総合技術研究所 [§]電気通信大学大学院
[†]{g1120515,koba}@is.ocha.ac.jp, [¶]daichi@ism.ac.jp, [‡]h.asoh@aist.ne.jp,
[§]tnakamura@uec.ac.jp, [§]tnagai@ee.uec.ac.jp

1 はじめに

自然言語処理の分野において、非言語情報を言語で表現する文生成の研究が盛んになっている。近年の一般的な文生成手法は、ニューラルネットワークを用いた言語モデルによる単語の予測をするもので統語情報を考慮したものは数少ない。また、人がある事象を表現するときに生成し得る文は一つに定まらないが、統計的手法を用いた多くの手法はそれぞれのアルゴリズムにおいて最尤となる文を出力するものである。

これに対して本研究では統語構造を考慮した頑健な文生成手法を提案する。提案手法は、文生成のアルゴリズムとしてモンテカルロ木探索 [1][2] を使用し、適用規則に確率文脈自由文法を用いた構文木構築に基づく文生成を行う。ここで、文生成技術の重要な要素の一つとして、入力情報などの条件が様々に変更する状況下で適切な文を必ず出力するという頑健性が要求されるが、提案手法はモンテカルロ木探索によるシミュレーションに基づく手法であるため、これを可能とする。また、文生成の方針として、生成内容として主語、述語、目的語 (SVO) に相当する単語を入力情報として与え、探索のシミュレーションで得られた生成文を生成内容との類似度に基づき評価することで、生成内容を踏まえかつ多様な言い回しが可能な文生成手法を開発する。

2 モンテカルロ木探索 (MCTS)

本研究では、UCB (Upper Confidence Bounds) 1 値 [3] をモンテカルロ木探索に応用した UCT アルゴリズムを文生成に用いる。UCB1 値は、勝率の項、および探索が不十分なノードに対して選択の可能性を考慮した項から構成される (式 1)。

$$v_i + C \sqrt{\frac{2 \log N}{n_i}} \quad (1)$$

v_i はそのノードの勝率、 C は調整係数、 N は全試行回数、 n_i はそのノードを選択した回数を示す。UCB1

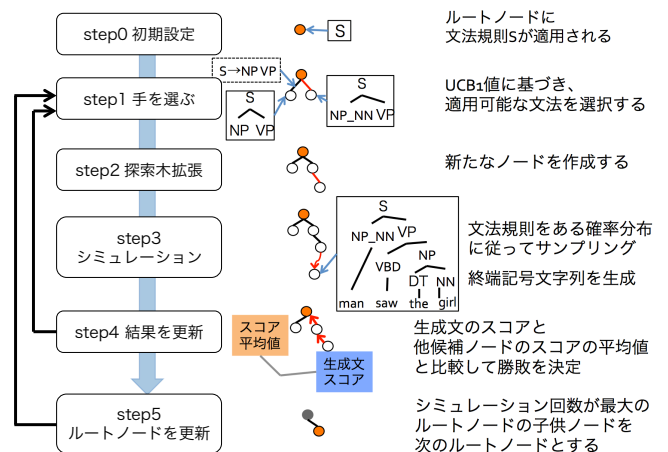


図 1: MCTS for NLG

値における第 1 項が「知識の適用 (exploitation)」を、第 2 項が「探索 (exploration)」を考慮している。それによりバランスをとった探索が実行される。

また、MCTS はコンピュータ囲碁におけるゲーム AI の手法として注目されたが、ゲームの途中の状態の評価関数を使用せず、終了時点での勝敗と探索回数を基に評価する。そのため、MCTS は試行の途中の段階を評価することが難しいタスクに適している。

3 MCTS を用いた文生成

確率文脈自由文法 (PCFG) を用いた構文木形成において MCTS を使用したアルゴリズムを図 1 に示す。文の生成内容として、文の主要な要素となる SVO の単語情報を与えた (e.g., S:dog, V:eat, O:bread)。このような 3 つ組の単語情報をゴールとして探索を進め、適切な文を生成する。

3.1 探索の方針と SVO 判定

文中の主要な要素から構文木を構築することを考えた。動詞 → 名詞 → 形容詞 or 副詞 → ストップワードの順に木を展開する。ここで、PCFG によって構築さ

れる構文木から直接 SVO を判定することはできないため、以下に示す順に木を展開し、SVO を決定した。

1. V から始まる品詞を展開
初めて展開された終端記号を文の述語とする。
2. 述語より左の N から始まる品詞を展開
初めて展開された終端記号を文の主語とする。
3. 述語より右の N から始まる品詞を展開
初めて展開された終端記号を文の目的語とする。
4. J と RB から始まる品詞を展開
5. その他の品詞 (ストップワード) を展開

1, 2, 3 中において、初めて展開された終端記号を SVO とするのは、構文木の浅いところにある単語ほど文の主要な要素となる可能性が高いことを考慮している。

3.2 サンプルング対象の確率分布の設定

図 1 中 step3 において、効果的なシミュレーションを行うため、適用可能な文法の確率分布を設定し、その分布に従って文生成に用いる文法や語彙などをサンプルリングする。その内容を以下に示す。

- 非終端記号
PCFG の確率を使用する。
- SVO
word2vec により与えられた単語との cos 類似度を使用する。cos 類似度の正規化式を式 (2) に示す。

$$\frac{\exp(\beta r)}{\sum(\exp(\beta r))} \quad (2)$$

ここで、 r は cos 類似度であり、 $\beta = 2.0$ とした。

- SVO 以外の自立語
与えられた入力情報を W (e.g. {dog, eat, bread}) とした時の単語分布 $p(v|W)$ を求めることを考える。 W と共起しやすい単語を得るため、LDA (Latent Dirichlet Allocation [4]) を用いた。LDA で学習済みのモデルから新規文書 W のトピック分布 θ_{new} を求め、これを $p(\theta_{new}|W)$ とする。 $p(v|W)$ は式 (3) より求める。また、 $p(v|\theta_{new})$ はトピック毎の単語分布 ϕ を用い、式 (4) より求める。

$$p(v|W) = \int p(v|\theta_{new})p(\theta_{new}|W)d\theta_{new} \quad (3)$$

$$p(v|\theta_{new}) = \sum_k \phi_{k,v}\theta_{new,k} \quad (4)$$

- ストップワード
単語の前後の繋がりを考慮し、bigram と逆 bigram 確率を求め、それらの平均値を使用した。

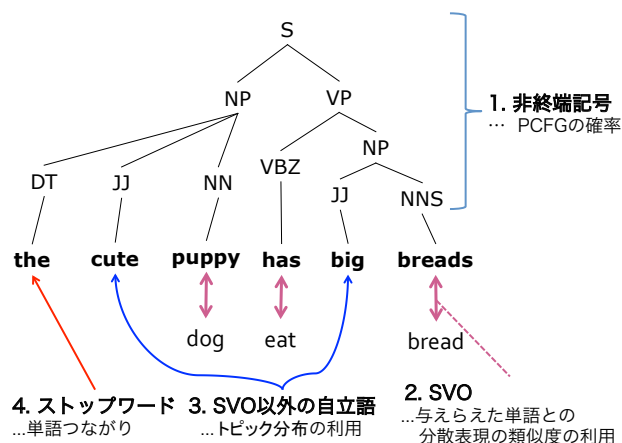


図 2: サンプルング確率の場合分け

上記の場合分けについてのイメージを図 2 に示す。以上のように、適切な確率分布に基づいてサンプルングを行うことで、質の良い文生成が可能となる。

3.3 文の評価値

図 1 中 step4 における生成文のスコアについて説明する。以下の 2 つの視点から評価を行った。

1. 生成内容
ゴールとして与えた単語と生成文の SVO の単語について word2vec による分散表現を求め、それらの cos 類似度を使用した。
2. 文としての正しさ
文としての単語の並びの正しさを評価する値として以下の 2 種類のどちらかを使用した。
 - Perplexity (以下、PP)
Kneser-Ney スムージング [5] による trigram の Perplexity の値を使用した。
 - Acceptability (以下、AP)
文の容認度を測る指標として適切だとされたスコアである Acceptability [6] (式 (5)) を用いた。

$$Acceptability(s) = \log \left(\frac{p_{model}(s)}{p_{uni}(s)} \right)^{\frac{1}{|s|}} \quad (5)$$

p_{uni} は、unigram の値である。また、 p_{model} として、Kneser-Ney スムージング [5] による trigram を使用した。

3.4 語彙の絞り込み

MCTS を用いて文生成をする際、コーパスから収集された語彙が多量である場合、探索範囲が広大になっ

てしまうことが問題となる。そのため、以下に示すように語彙の絞り込みを行った。

1. AP を使用する時のみ、コーパス中での出現回数が5回以上の単語を使用。
2. 3.2 で設定した分布を考慮
 - SVO
cos 類似度が0.3以上の単語を使用。
 - SVO 以外の自立語
それぞれの品詞において、 $p(v|W)$ が上位20単語のみ使用。

また、1 について、3.3 の2 で述べた AP は単語の頻度に影響を受けない値とするために P_{uni} で割り算しているが、極めて稀な語彙を含む文は AP が極端に大きくなってしまふ。そのためこの設定が必要となる。

3.5 勝敗判定と UCB1 値

図1中 step4 における勝敗決定方法を述べる。本研究における UCB1 値を以下、式(6)のように設定した。

$$v_i^{cond.} + v_i^S + v_i^V + v_i^O + v_i^{AP} + C\sqrt{\frac{2\log N}{n_i}} \quad (6)$$

$C = 5$ とした。 $v_i^{cond.}, v_i^{\{S,V,O\}}, v_i^{AP}$ について以下に説明する。

- $v_i^{cond.}$
文の条件 (= {SVO を持つ, 文長制約を満たす}) を満たすとき、勝ち点1を返す。それ以外のとき0を返す。
探索初期において、文の条件を満たすことが困難であるため、条件を満たす時に報酬を与える必要があった。
- $v_i^{\{S,V,O\}}$
3.3 の1 で述べた、cos 類似度を用いた勝率である。 $v_i^{cond.}$ が勝ちの時のみ S, V, O における cos 類似度を計算し、その値が他候補ノードにおけるそれらの平均値より大きい時、勝ち点1を返す。それ以外のとき0を返す。
- v_i^{AP}
3.3 の2 で述べた、 AP を用いた勝率である。 $v_i^{\{S,V,O\}}$ のすべてにおいて勝ちの時のみ AP を計算し、その値が他候補ノードにおける AP の平均値より大きい時、勝ち点1を返す。それ以外のとき0を返す。

4 実験

4.1 設定

使用したモデルの学習コーパスについて説明する。LDA と AP について、Microsoft Research Video Description Corpus(MVDC) ¹ 中の英文全て 85,413 文を用いた。word2vec は、Wikipedia English Corpus ² を用いた。次に、探索範囲となる PCFG と語彙情報に用いたデータについて述べる。PCFG については、Penn TreeBank[7] の WSJ00 における 0000 ~ 0009 から作成した。文法数は 717 である。語彙情報は、MVDC 中の英文全てに出現した語彙の内出現回数が5回以上の4,464単語を用いた。また、文生成の内容の入力情報として式(7)のように3種類について検証を行った。

$$W = \{dog, eat, bread\}, \{boy, play, soccer\}, \{man, write, letter\} \quad (7)$$

文長制約は3~5と6~8について行った。また、シミュレーション回数は候補ノード数の100倍とした。

4.2 結果と考察

生成文例を表1に示す。表1に示すように同じ条件下で様々な言い回しの文が生成された。SVO に関しては正しく語彙選択される事が多かった。与えられた V が $write$ の時に $read$ が選択される例があることから、cos 類似度の大きい多様な語彙が選択される可能性もあることが確認できた。また、 PP よりも AP を使用した時の方が比較的多様な自立語を使用していることを確認したが、文生成の精度としては大きな違いは見られなかった。

また、文として意味的に解釈し難い文も生成された。これは、生成内容について評価をする際、SVO 以外の単語は考慮していないことに依ると考えられる。文の生成内容の評価において不十分な点があるといえる。

5 関連研究

UCT アルゴリズムを使用した統語構造を考慮した文生成の研究に、Sentence Tree Realization with UCT(STRUCT[8], S-STRUCT[9])がある。これはある特定の正解文との相違を報酬として探索を進める。つまり、正解文が用意されることを前提としており、対話や画像キャプション生成などの様々な文生成タスクにおいて応用出来ない。

また、近年は深層学習を用いた文生成の研究が盛んである[10]が、これは、単語の予測をするもので、統

¹<https://www.microsoft.com/en-us/download/details.aspx?id=52422>
²<http://dumps.wikimedia.org/enwiki/>

表 1: 生成文例

<i>W</i>	<i>Len.</i>	<i>PP</i>	<i>AP</i>
{ <i>dog, eat, bread</i> }	3 ~ 5	a dog eats the breads dog eat toward bread calliflower	either dog ate bread connecticut another dog eats handcuffing breads
	6 ~ 8	the dog ate on that breads the dog ate back best breads	another dog eats horizontally recumbent bread all dog eat underneath handcuffing breads
{ <i>boy, play, basketball</i> }	3 ~ 5	curly boys plays a soccer the boy performed 7 soccer	another boy played soccer another boy play overweight sports
	6 ~ 8	each baby play takig soccer oppossum both boy play with each best soccer	this boy play underneath overweight soccer either boy play smooching washington sports horizontally
{ <i>man, write, letter</i> }	3 ~ 5	every man read venomous letters the man wrote our letters	another man read letter connecticut another man wrote another letter
	6 ~ 8	these man learn about the letters and carets	another man read together another smallest letter another man read together letter connecticut

語構造を考慮していない。画像キャプション生成の分野においては、深層学習の台頭により end-to-end の手法 [11] が注目されてきたが、近年の研究において、画像認識と文生成を分ける研究 ([12],[13]) も報告されている。これらは画像認識フェーズの出力である単語情報を文生成器が受け取り文を生成するという手法であり、単語情報からの文生成の研究が必要とされていることが伺える。

6 おわりに

本研究では、確率文脈自由文法を用いた構文木構築において MCTS を用い、統語構造を考慮した頑健的な文生成手法を提案した。効果的に MCTS の探索を行うために、探索の進め方、サンプリング確率分布の設定、文の評価値、語彙の絞り込みや、UCB1 値などを工夫した。実験では、与えた生成内容に従った様々な文が生成されることを確認したが、意味的に解釈し難い文も生成された。今後は、文の評価を工夫し、より自然な文の生成を実現したい。

参考文献

- [1] L. Kocsis and C. Szepesvari. Bandit based monte carlo planning. In *ECML 2006*, pp. 282–293, 2006.
- [2] C. Browne, E. Powley, D. Whitehouse, S. Lucas, P. I. Cowling, P. Rohlfshagen, S. Tavener, D. Perez, S. Samothrakis, and S. Colton. Survey of monte carlo tree search methods. Technical Report 1, 2012.
- [3] P. Auer, N. Cesa-Bianchi, and P. Fischer. Finite-time analysis of the multi-armed bandit problem. *Machine Learning*, Vol. 47, pp. 235–256, 2002.
- [4] D. Blei, A. Ng, and M. Jordan. Latent Dirichlet allocation. *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 3, pp. 993–1022, January 2003.
- [5] R. Kneser and H. Ney. Improved backing-off for n-gram language modeling. In *ICASSP*, Vol. 1, pp. 181–184, 1995.
- [6] J. H. Lau, A. Clark, and S. Lappin. Unsupervised prediction of acceptability judgements. In *ACL 2015*, Vol. 53, pp. 15–1000, 2015.
- [7] Mitchell P. Marcus, Beatrice Santorini, and Mary Ann Marcinkiewicz. Building a large annotated corpus of english: The penn treebank. *Computational Linguistics*, Vol. 19, No. 2, pp. 313–330, 1993.
- [8] Nathan McKinley and Soumya Ray. A decision-theoretic approach to natural language generation. In *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pp. 552–561, Baltimore, Maryland, June 2014. Association for Computational Linguistics.
- [9] Jonathan Pfeil and Soumya Ray. Scaling a natural language generation system. In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pp. 1148–1157, Berlin, Germany, August 2016. Association for Computational Linguistics.
- [10] T. Wen, M. Gašić, N. Mrkšić, P. Su, D. Vandyke, and S. Young. Semantically conditioned lstm-based natural language generation for spoken dialogue systems. In *EMNLP 2015*, pp. 1711–1721, 2015.
- [11] Oriol Vinyals, Alexander Toshev, Samy Bengio, and Dumitru Erhan. Show and tell: A neural image caption generator. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2015.
- [12] Quanzeng You, Hailin Jin, Zhaowen Wang, Chen Fang, and Jiebo Luo. Image captioning with semantic attention. In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2016.
- [13] Qi Wu, Chunhua Shen, Lingqiao Liu, Anthony Dick, and Anton van den Hengel. What value do explicit high level concepts have in vision to language problems? In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2016.