

モンテカルロ木探索を用いた確率文脈自由文法に基づく テキスト生成

熊谷 香織[†] 持橋 大地[¶] 小林 一郎[†] 麻生 英樹[‡] Muhammad Attamimi[§]

中村友昭[§] 長井隆行[§]

[†]お茶の水女子大学 [¶]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,

[§]m.att@apple.ee.uec.ac.jp, [§]tnakamura@uec.ac.jp, [§]tnagai@ee.uec.ac.jp

1 はじめに

非言語情報を言語で表現する, テキスト生成の研究が盛んになってきている [1, 2, 3]. とくに視覚情報を説明するテキスト生成において, 静止画にキャプションをつける研究は古くからロボット工学の分野の研究の一環として進められており [4, 5, 6], 近年では, Deep Neural Net を使った手法が Google から提案されている [1]. 一方, 動画に対する扱いとして, Yu ら [2] や Regneri ら [3] は, 動画に映る人の動作を説明するテキスト生成手法を提案している. 同様に, 本研究の先行研究 [7] において, 人の動作を Kinect カメラで捉え, その動作を説明するテキスト生成手法の提案を行った. そこでは, 人の動作を説明する文を収集し, その文から構築されたバイグラムモデルを用いて, 尤度が最も高くなるような単語の組み合わせにより動作を説明するテキストの生成を行った. しかし, 生成された文は文法規則に基づいて生成されていないため, 繰り返し同じ表現が現れるなど, 文として意味を成さないものも生成された. このことから, 本研究では, 文法規則に確率文脈自由文法を採用し, モンテカルロ木探索により尤度の高い構文木を探索することにより, 文法規則を伴った尤もらしい文の生成を行うことを目的とする.

2 モンテカルロ木探索

モンテカルロ木探索に関する処理 (アルゴリズム等) を説明する. モンテカルロ木探索 (MCTS) は, ランダムシミュレーションと木構造に対する正確な探索を組み合わせたアルゴリズムである. コンピュータ囲碁における MCTS の成功により, ゲームに対する課題だけではなく, 状態と行動の対のデータを有する様々

なドメインに適用され, シミュレーションによってその出力を予測することに用いられている.

2.1 基本アルゴリズム

MCTS の基本アルゴリズムの概要を図 1 に示す¹.

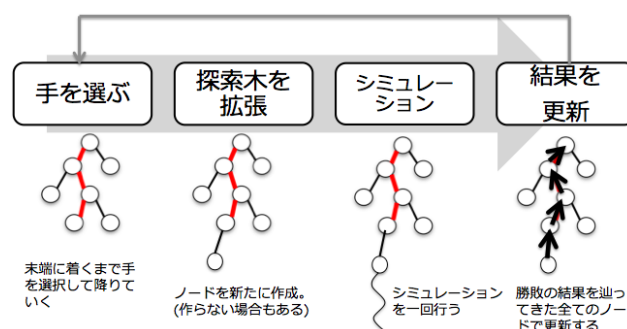


図 1: MCTS アルゴリズムの概要

MCTS は「選択 (Selection)」、「拡張 (Expansion)」、「シミュレーション (Simulation)」、「逆伝搬 (Backpropagation)」4 つの基本処理から構成されている.

Step 1: (選択): 探索木の末端に辿り着くまで手を選択していく.

Step 2: (拡張): ノードを新たに作成し, 探索木を拡張する.

Step 3: (シミュレーション): 新たに作成したノードから 1 回シミュレーション (プレイアウト) を行う.

Step 4: (逆伝搬): シミュレーションによって得られた報酬をその時のルートノードまでの全てのノードへ逆伝搬し, それらノードの評価値を更新する.

¹図 1 は文献 [12] より引用.

2.2 UCB1 値

Multi-Armed Bandit 問題に対処するアルゴリズムとして, Auer ら [8] によって UCB1 というアルゴリズムが提案された. そこでは, スロットマシンを選択する指標として, 従来の報酬の平均から UCB1 値が代わりに用いられた. UCB (Upper Confidence Bounds) 1 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).

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

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 はそのノードを選択した回数を示す. UCB1 値における第 1 項が「知識の適用 (exploitation)」を, 第 2 項が「探査 (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.

3 MCTS を用いたテキスト生成

モンテカルロ木探索において, 本研究では, ひとつのノードを確率文脈自由文法 (PCFG) を適用して得られる構文木とし, エッジを適用される文法規則とする. モンテカルロ木探索を行うことにより, 尤度の高い構文木を生成するような文法規則の適用手順を学習する. それにより統語的に妥当なテキストの生成を行う. また, UCB1 値における勝率の取り方において, 安田ら [9] は, 着目しているノードの親ノードを決定するまでに得られた最大の評価値よりも高い評価値を得る事ができた場合, 勝ちとしている. 我々は, 探索木のルートノードが 'S' の時を除いて安田らと同じ評価方法を取り入れ, ルートノードが 'S' の時は全ての候補ノードを万遍なく探索し, 評価値が高いノードを選択している.

3.1 処理の流れ

以下に PCFG を用いたテキスト生成アルゴリズムとして, MCTS を適用した処理の流れを示す.

step0. (初期設定): ルートノードに文法規則 S が適用される.

step1. (選択): ルートノードから適用可能な文法規則を一つ選択する.

step2. (拡張): 新たなノードを生成する.

step3. (シミュレーション): 生成されたノードから文法規則をランダムに適用し終端記号の文字列を生成する.

step4. (逆伝搬): 生成された文字列の尤度が対象とするノードのひとつ上のノードにおける尤度の最大値を超えた場合, 勝ちとして 1 の値を, 辿ってきた全てのノードの勝率を更新する.

step5. (ルートノードの更新): step1 から step4 を規定回数繰り返した後, ルートノードの子ノードの内, 評価値が最大のノードを次のルートノードとして, step1 へ戻る.

4 実験

以下の大きさの異なる文法規則を持つ, 二つの対象に関するテキスト生成実験を行う.

実験 1: 非常に簡単な文法規則に従う文を対象とする.

実験 2: 2014 年度ノーベル物理学賞受賞記事の英文を対象とする.

実験においては, 何も制約を課さず PCFG の展開を MCTS を用いて行う場合, 文長に関して制約を課す場合, および, 生成文に出現する語彙に制約を課す場合について行う. 以下, それぞれについて示す.

4.1 実験 1

使用する PCFG は, 総文法数 18, 総語彙数 8 のもので, "I saw a girl with a telescope." の文の文法規則を持つものである².

制約を課さない場合

表 1 に制約を課さない場合の MCTS の設定をまとめて示す. シミュレーション回数は 1000 とした.

表 1: 制約を課さない MCTS の設定

ルートノードの位置	開始記号 (S)	開始記号 (S) 以外
勝敗の決め方	全て 1 を返す (万遍なく探索)	得られる文字列の尤度がひとつ上のノードにおける尤度の最大値を超えた場合 1 を返す
決定する次のルートノード	得られた尤度の最大値が最大の子供ノード	シミュレーション回数 (選択された回数) が最大の子供ノード

生成された文字列は以下の 2 通りに落ち着いた.

[man saw a man] [i saw a man]

² 奈良先端科学技術大学院大学の Graham Neubig 氏のチュートリアル資料より <http://www.phontron.com/teaching.php>

文長制約を課した場合

上記の制約を課さない実験において、文長が長くなる（適用する文法規則数が多くなる）につれ、計算回数が増えるため文全体の尤度は低くなる。それにより、短い文しか出力されない結果となった。このことから文長に対する制約を考慮する。

文の長さを N 、素性を λ として、生成された文の確率 $P_0(S)$ に λ の N 乗をかけた値を評価値とする。これにより、文長が小さいと値が小さくなり、大きいと値が大きくなるとした。 λ の値は予備実験により、 $\lambda = 1.3$ とした。

$$P(S) = \exp(\log(P_0(S) + N \log \lambda)) = P_0(S) \cdot \lambda^N \quad (2)$$

生成された文字列を以下に示す。

```
[a man saw a man with a man]
```

文長制約および語彙制約を課した場合

上記のように文長のみの制約の場合、確率の高い単語が複数回使用されてしまう傾向があり、説明したい内容が表現出来ていない。そのため語彙選択に制限を施す必要がある。今回は、同じ名詞は2度以上使用しないように設定した。生成された文字列を以下に示す。

```
[i saw a girl with a man]
```

4.2 実験2

実験に使用したコーパスは、20個の英字新聞サイトから取得した2014年度ノーベル物理学賞受賞記事（2014年10月7日の記事）において、受賞を直接表現している1文を対象とする。コーパスは全20文からなり、総語彙数は208である。使用するPCFGは、対象コーパスをStanford Parser³を用いて構文解析し、その結果に基づき確率を付与し構築したものをを用いる。総文法規則数は369である。MCTSのシミュレーション回数を10,000回とする。

以下の2つの場合で検証を行った。その結果を示す。

文長制約を課した場合

今回は文長制約を課す方法として、MCTSの設定を変更し、文長を指定した。指定する文長を N とするとき、勝敗の決め方は文長 $\neq N$ のときはいずれも0を返すとする。文長が N のときは、実験1と同じ

³<http://nlp.stanford.edu/software/lex-parser.shtml>

とする。これにより、文長が N の時が評価が高いとする文法規則の適用の仕方を学習をする。

次のルートノードの決定方法は、いずれもシミュレーション回数（選択された回数）が最大の子ノードとする。表2に上記の設定をまとめて示す。

表2: 文長を指定したMCTSの設定

ルートノードの位置	開始記号(S)	開始記号(S)以外
勝敗の決め方 文長= N	全て1を返す	得られる文字列の尤度がひとつ上のノードにおける尤度の最大値を超えた場合1を返す
勝敗の決め方 文長 $\neq N$	全て0を返す	全て0を返す
決定する次のルートノード	シミュレーション回数（選択された回数）が最大の子ノード	シミュレーション回数（選択された回数）が最大の子ノード

生成された文字列を以下に示す。

- 文長を10で指定した場合

```
[the efficient efficient efficient  
scientists inventing the Nobel Nobel .]
```

- 文長を15で指定した場合

```
[one spurred to LEDs -- LED LED -- to  
LEDs ( Nobel Nobel) .]
```

語彙選択に制限を施した場合

実験1と同様、文長のみの制約の場合、確率の高い単語が複数回使用されてしまうため、語彙選択に制限を施す必要がある。今回は、コーパス中に使用された名詞と形容詞の中で使用された回数が多い上位15個を使用し、生成された文字列の中にその15単語を一つ含むにつき尤度を10倍し、評価するとした。これにより、生成文は説明したい内容に近くなることが考えられる。また、同じ単語を複数回使用しないようにするために、その15単語は2回以上使用されないように設定した。出力された文字列を以下に示す。

- 文長10で指定した場合

```
[the Physics Amano Nakamura light up  
the 2014 Nobel Prize]
```

- 文長15で指定した場合

```
[a light's helped more energy-saving,  
and now, light up Nobel, .]
```

4.3 考察

実験1では、3つの場合の検証を行った。MCTSに制約を課さない場合、短い文しか生成されなかった。文長制約を課した場合、制約を課さない場合よりも少し長い文が生成されたが、同じ単語が複数回出現する文になってしまった。語彙選択を課した場合では、同じ単語を2度以上使用しないように設定し、表現したい内容に近い文が生成された。

実験2では、2つの場合の検証を行った。文長制約を課した場合、やはり同じ単語が複数回出力されてしまった。次に、説明したい内容を出力するために、出現頻度の高い単語が生成文に出現するように、かつ、その単語が複数回出現しないように語彙選択を課した。その結果、多少は意味の通る文が生成されたが、依然として自然な文とは言い難い結果となった。

以上の結果より、説明したい内容を的確に表現はしていないが、文法的には正しい文が生成された。このことから、文法の学習においてはMCTSが有効であるが、語彙選択においては評価の与え方を工夫する必要があると考えられる。

5 おわりに

本研究では、文法規則に確率文脈自由文法を採用し、モンテカルロ木探索により尤度の高い構文木を探索することにより、文法規則を伴った尤もらしい文の生成を試みた。尤度の高さを評価値とすると、短い文長のテキストが生成されてしまった。そのため、文長の制約および使用する語彙に制約を付与して文の生成を行ったが、文法規則が複雑多数になると希望するような生成文は得られなかった。

今後の課題として、語彙選択に対する工夫や使用する文法の見直しなどが考えられる。

参考文献

- [1] Oriol Vinyals, Alexander Toshev, Samy Bengio, Dumitru Erhan, Show and Tell: A Neural Image Caption Generator, arXiv:1411.4555 [cs.CV], 2014.
- [2] Haonan Yu and Jeffrey Mark Siskind, Grounded Language Learning from Video Described with Sentences, Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational

Linguistics, pages 53–63, Sofia, Bulgaria, August 4–9 2013.

- [3] M.Regneri, M.Rohrbach, D. Wetzl, S. Thater, B. Schiele, and M. Pinkal, Grounding Action Descriptions in Videos, Transactions of the Association for Computational Linguistics (TACL), 2013.
- [4] Takano, W. and Nakamura, Y.: Integrating whole body motion primitives and natural language for humanoid robots, Proc. IEEE-RAS Int. Conf. Humanoid Robots, pp.708-713, 2008.
- [5] Takano, W. and Nakamura, Y.: Incremental learning of integrated semiotics based on linguistic and behavioral symbols, Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, pp.1780-1785, 2010.
- [6] Yoshitaka Ushiku, Tatsuya Harada, and Yasuo Kuniyoshi. A Understanding Images with Natural Sentences. the 19th Annual ACM International Conference on Multimedia (ACMMM 2011), pp.679-682, 2011.
- [7] 小林瑞季, 麻生英樹, 小林一郎, 人の動作を対象にした確率的言語生成への取り組み, 言語処理学会第20回年次大会, pp.920-923, 北海道大学, 2014.
- [8] P.Auer, N.Cesa-Bianchi, and P.Fischer, Finite-time analysis of the multi-armed bandit problem, Machine Learning, 47:235-256, 2002.
- [9] 安田 宣仁, 平尾 努, 永田 昌明, 文生成を題材とした両方向からのモンテカルロ木探索, 第27回人工知能学会全国大会, 1B5-5, 2013.
- [10] 美添一樹, 山下 宏著(松原 仁編), コンピュータ囲碁 - モンテカルロ法の理論と実践, 共立出版, 2012.
- [11] Monte Carlo Tree Search (MCTS) research hub, <http://mcts.ai/>
- [12] Guillaume M. J-B. Chaslot, Mark H. M. Winands, H. Jaap Van Den Herik, and Jos W.H.M. Uiterwijk, Progressive Strategies for Monte-Carlo Tree Search, New Mathematics and Natural Computation 11/2008; 04(03):343-357.