

NAISTにて取り組みたい研究について

本稿では, はじめにこれまでの修学内容について簡単に述べた後, 貴学にて取り組みたい研究について述べる.

1 これまでの修学内容について

甲南大学に入学後, 自然言語処理の講義を履修したことで自然言語処理に興味を持った. この講義では, 形態素解析や品詞解析をはじめとした言語処理の流れを扱うと共に, 実習としてビタビアルゴリズムを用いた品詞解析器を実装した.

3 年次では, 自然言語処理研究室を希望し配属された. 配属後は文法誤り訂正に関する研究を行い, 言語処理学会にて発表を行った [6]. この研究の概要は, 文法誤り訂正タスクにおける新しい評価尺度を提案するものである. 具体的には, 2 つ以上の既存システムの出力によって誤りの訂正難易度を数値化し, 訂正難易度を配点と考えることでシステムを評価した. この研究を行う中で文法誤り訂正に興味を持ったこともあり, 4 年次では卒業研究として, 冠詞誤りの検出に取り組んでいる.

2 貴学において取り組みたい研究分野・課題

貴学にて取り組みたい研究分野は, 文法誤り訂正である. 具体的な課題は, 「品詞の訂正難易度を考慮した誤り訂正システム」である. 詳細は以降の節に譲るが, 誤り訂正モデルの性能を向上させることを目的とする.

2.1 研究背景と目的

文法誤り訂正タスクは, 学習者が書いた文法的な誤りを含む文を正しい文に訂正するタスクである. 本タスクの研究は盛んに行われており, 近年では誤り文を原言語, 正解文を目的言語とみなして機械翻訳タスクとして解くことが主流である. また, アノテーションコストが高く大量の訓練データの準備が困難であることから, 擬似誤りデータを生成し訓練に用いる手法が提案されている [4, 5]. 擬似誤りデータを用いた手法は, BEA-2019 で開催された文法誤り訂正コンペにおける優勝システム [2] や, 同コンペの評価データで世界で初めて 70% を上回る $F_{0.5}$ を示したシステム [3] で用いられている. このような事実から, 擬似誤りデータを用いて訓練する手法が性能向上に貢献することが分かる. さらに, 同タスクの評価手法として, Baryant ら [1] の手法がよく用いられる. Baryant らの貢献として, 誤りを分類し, 誤り種類 (Error Type) を定義したことがある. 誤り種類とは, 誤りが関係している品詞を示すものである. 例えば, ある誤りが動詞に関する誤りであること

が分かる. 本稿でも, 誤り種類という言葉積極的に用いることにする.

これまでに述べたように, 文法誤り訂正タスクの研究は一定の成果を挙げているが, 課題も存在する. 私の 3 年次の研究 [6] では, 誤り種類によってその訂正難易度に差が現れることを示唆している. 例をあげると, 形容詞や代名詞といった誤りは難しく, 綴り誤りや動詞の活用といった誤りは比較的簡単である. このような背景から, 誤り訂正システムの性能をさらに向上させるには, 訂正が難しい誤り種類を訂正できるようになることが望ましい. よって, 貴学では, 誤り種類の訂正難易度を考慮した誤り訂正システムについて研究することを考えている.

2.2 研究計画

前節でも述べたように, 訂正が難しい誤りを訂正できるようにしたい. そのため, 既存システムが訂正を困難とする誤り種類を定量的に把握する. また, 疑似誤りデータの生成手法に注目し, 各誤り種類がどれくらい生成されているかも把握する. 具体的には, 次の 3 つのステップで進める予定である.

1. 既存の誤り訂正システムの性能限界を誤り種類別に調査する.
2. 疑似誤りデータの生成性能について調査する.
3. 新たな手法の提案を行う.

Step(1) 既存の誤り訂正システムの性能限界を誤り種類別に調査する.

このステップでは, 既存の誤り訂正システムが訂正を困難とする誤り種類を分析したい. ここで, 既存システムの性能を俯瞰的に調査するため, 性能限界に注目する. 性能限界は, いくつかの既存システムの訂正結果を用意し, ある誤りについて, 少なくとも 1 システム以上が訂正に成功していれば正解数に加えるという評価尺度で計算できる (オラクルスコアと言い換えることもできる.). このようにして得られた性能限界に対し, 誤り種類ごとに訂正成功率を求める. ここで訂正成功率が低い誤り種類は, 訂正が難しいと言える.

Step(2) 疑似誤りデータの生成性能について調査する.

このステップでは, 既存の疑似誤りデータ生成手法の性能を調査したい. 具体的には, 各誤り種類に関する誤りがどれくらい疑似生成されているかを定量的に調査する. これは, 実際に誤りを疑似生成し, 生成された誤りの総数に対する各誤り種類が占める割合を見ることで実現できる. しかし, 調査に用いる疑似誤りデータの生成手法をどのよ

うに決定するかという問題がある。同手法が既にいくつか考案されている中で、これらの手法を俯瞰的に調査するという意味でも、複数の手法に注目するべきだと考えている。例えば、論文として一定以上の引用数がある手法を集めてきて、割合を算出することを考えている。

Step(3) 解決策の提案.

このステップでは、具体的な手法について提案する。いま、Step(1) で訂正が困難な誤り種類が特定できており、Step(2) では、そのような誤りについて疑似誤りデータの生成具合が確認できる。これにより、(i) 訓練データが十分あるのにも関わらず学習できていない、もしくは、(ii) そもそも訓練データの不足によって学習できていない、の2通りに問題が切り分けられる。(i) の原因の場合、学習手法を改良することで性能が改善する可能性がある。一方で(ii) の原因の場合、訓練データを増やすことで性能が改善する可能性に加えて、(i) と同様に学習手法の改良によっても性能が改善する可能性があるため、厄介である。以降、より問題が明確である(i) の原因の解決策を中心に手法を提案する。

(i) 学習モデルの問題に対する解決策

訓練データは十分にあるがうまく学習されない問題を解決するため、学習手法を提案する。いま、ニューラルネットワークの学習方法より、損失に重み付けを行うことで、学習の進め方をある程度コントロールできる期待がある。このことから、各誤り種類に対して、その訂正成功率と反比例するような値¹を損失の重みとすることで、訂正成功率が低い誤り種類ほど学習させることを考えている。ここでの訂正成功率は、Step(1) で求めたものを用いる。もしくは、Step(1) で求めたものを初期値とし、学習の途中で逐次的に更新することも考えている。具体的には、図1のように学習が一定のエポック進むたびに開発データで評価を行うことで、訂正成功率を逐次的に更新する。

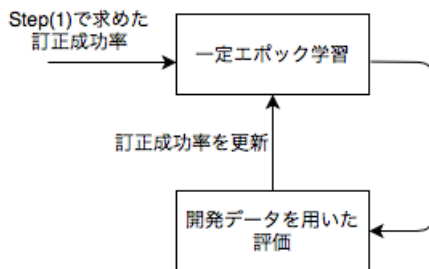


図 1: モデルの学習サイクル.

(ii) 疑似生成の性能の問題に対する解決策

ある誤り種類の訓練データが不足している問題を解決したい。既存の疑似誤りデータ生成手法では、既存コーパスに直接ノイズを加える手法 [5] や、正しい文から誤り文を出力するように学習させる逆翻訳の手法 [4] が提案され

ている。これらはいずれも誤りを全体的に生成するようなものであり、特定の誤り種類の生成に特化したものではない。よって、特定のトークンの近傍だけノイズを強く加える・強く学習させることで、特定の誤り種類の誤りを集中的に生成することを考えている。合わせて、擬似生成された誤りの質についても議論すべきである。例えば、生成した誤りと学習者の実際の誤りにできるだけ乖離が無いようにすべきである。

3 おわりに

本稿では、これまでの修学内容と、貴学で取り組みたい研究課題について述べた。本研究を行うことで、文法誤り訂正システムの性能が向上することを期待している。また、既存の誤り訂正システムの性能を詳細に調査することで、コミュニティへの貢献も行え则认为している。

参考文献

- [1] C. Bryant et. al., “Automatic Annotation and Evaluation of Error Types for Grammatical Error Correction,” ACL, 2017.
- [2] R. Grundkiewicz et. al., “Neural grammatical error correction systems with unsupervised pre-training on synthetic data,” BEA, 2019.
- [3] S. Kiyono et. al., “An empirical study of incorporating pseudo data into grammatical error correction,” EMNLP- IJCNLP, 2019.
- [4] Z. Xie et al., “Noising and Denoising Natural Language: Diverse Backtranslation for Grammar Correction”, ACL, 2018.
- [5] W. Zhao et. al., “Improving grammatical error correction via pre-training a copy-augmented architecture with unlabeled data,” NAACL, 2019.
- [6] 五藤巧 et. al., “訂正難易度を考慮した文法誤り訂正のための性能評価尺度,” 言語処理学会第 26 回年次大会, 2020.

¹例えば、訂正成功率を p とすると、 $1 - p$ などが考えられる。