構文木の生成確率を考慮した対訳コーパスを用いた構文解析器の自己学習

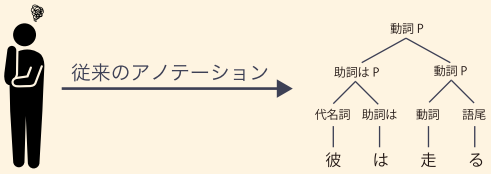
森下 睦，Graham Neubig，吉野 幸一郎，中村 哲
{morishita.makoto.mb1, neubig, koichiro, s-nakamura}@is.naist.jp
奈良先端科学技術大学院大学 (NAIST)

① 研究背景・目的

- 構文解析器の学習には大量の構文木が必要
- 現在構文木が存在する分野には偏りがあり，分野外の文に対しては解析精度が低い
- また，新たに構文木を人手でアノテーションするには，大きなコストがかかり現実的では無い

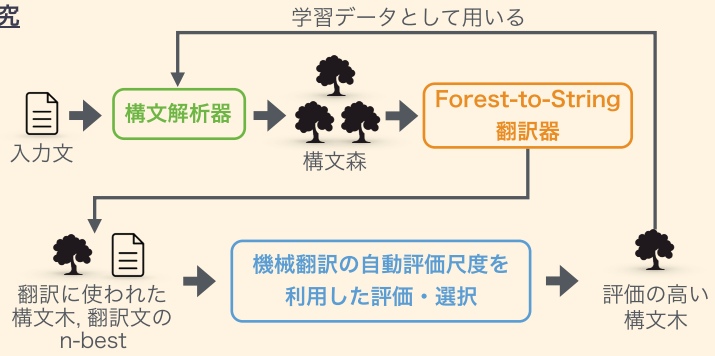
目的

低コストで構文解析器の精度を多分野で向上させる



② 対訳コーパスを用いた構文解析器の自己学習

先行研究



対訳コーパスのみを用いて，構文解析器の精度向上が見込める

Morishita, M., Akabe, K., Hatakoshi, Y., Neubig, G., Yoshino, K. and Nakamura, S.:
Parser Self-Training for Syntax-Based Machine Translation, Proc. IWSLT, pp. 232– 239 (2015).

③ Tree Entropy

先行研究

- 構文解析器の能動学習の際に有効な文選択法
- コーパスの中から，Tree Entropy が最も高い文を，次のアノテーション対象とする

$$H(V) = -\sum_{v \in \mathcal{V}} p(v) \log_2(p(v))$$

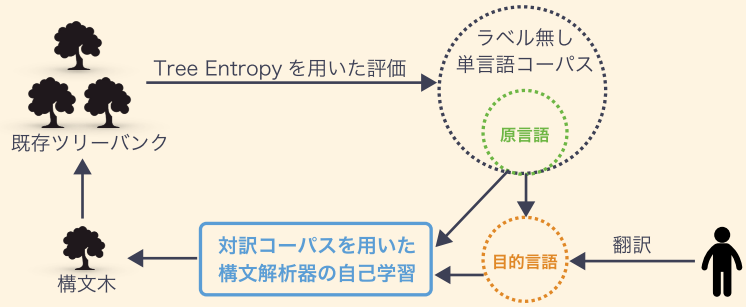
v : 構文木　$\mathcal{V}$: 生成可能な構文木の集合

- Tree Entropy は文が長くなると $\mathcal{V}$ の数が大きくなり，値が大きくなるため正規化する

$$H_n(V) = \frac{H(V)}{\log_2(|\mathcal{V}|)}$$

Hwa, R.: Sample Selection for Statistical Parsing, Computational Linguistics,
Vol. 30, No. 3, pp. 253–276 (2004).

④ 提案手法



Tree Entropy を用いて，次にアノテーションする文を選択
→選択された文のみを翻訳，自己学習に使用する

↓

学習に必要な翻訳文を最小限にして，対訳コーパスを用いた構文解析器の自己学習が可能

⑤ 実験設定

比較手法

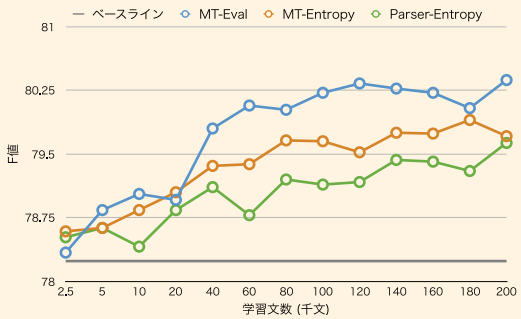
	構文木選択法	文選択法
MT-Eval	機械翻訳の自動評価尺度	機械翻訳の自動評価尺度
MT-Entropy	機械翻訳の自動評価尺度	Tree Entropy
Parser-Entropy	構文解析器 1-best	Tree Entropy

実験設定

原言語 (構文解析言語) : 英語
目的言語 : 中国語
Forest-to-String 翻訳器 : Travatar
構文解析器 : Egret
既存ツリーバンク : WSJ

使用コーパス : UM-Corpus
翻訳器学習用 : 約 145 万文
自己学習用 : 約 72 万文
構文解析器テストセット : Google Web Treebank (Answers, Email, Reviews, Newsgroup, Weblog)

⑥ 実験結果



MT-Eval は最も高い精度が得られているものの，コーパス全体を事前に翻訳する必要がある
一方 MT-Entropy は Tree Entropy を基に選択された文のみを翻訳するため，必要な翻訳文が少ない

Tree Entropy を用いることで，学習に必要な翻訳文を最小限に抑えつつ，構文解析器の精度向上が可能になった