

ベイズ教師なし文境界認識

内海慶

持橋大地

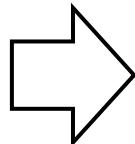
SB Intuitions 統計数理研究所 /
国立国語研究所

daichi@ism.ac.jp

第31回言語処理学会年次大会
2025-3-11(火)

文分割 = 文境界認識

今日は寒いね。もう
朝食は食べた？
政府、自治体に輸送
ゼロへの努力を要請



今日は寒いね。
もう朝食は食べた？
政府、自治体に輸送ゼロへの￥
努力を要請

- 文分割：テキストを文に分解するタスク
 - 文以外は含まれていないと仮定 (\Leftrightarrow 宇田川+ (2023))
- 論理関係など、文単位の現象のための基礎技術
- 標準的な文に対しては、高精度なツールが存在
 - Punkt (2006), PySBD (2020), Ersatz (2021)
 - 文末がピリオドで終わるなど、欧米語の強い仮定

文分割=文境界認識(2)

ひやっはああああああああ
きんっきんに冷えてやがるぜ

雪音さん、おやすみなさーい… 🌙zzz

配信楽しかったです～新クリーチャーっ !!

うーん('ω')
ものをつくるひとは
命をかけてそれをつくってる('ω')
気持ちを込めてつくったら
パワーが込められている。
んだなあ('ω')

- 実際のテキストでは、さまざまな文末が存在
 - 「ナリよ」 「ラジね」 「ねええ💧」
- 文末が句点「。」とは限らず、「。」が文末とは限らない
 - 「モーニング娘。」「いいひと。」「(° ∀。)」

文分割の教師なし学習

ひやっはあああああああああ
きんっきんに冷えてやがるぜ

雪音さん、おやすみなさい… 🌙zzZ

配信楽しかったです～新クリーチャーっ !!

- 「ああああ」 「... 🌙zzZ」 「ナリよ」など、無数にある文末表現をすべて人手でタグ付けするのは不可能
- 教師なし学習?
 - テキストの最後は、必ず文末; 最初は、必ず文頭
 - 統計的なヒントは豊富 →できるはず
- 先行研究: Punkt (Kiss+ CL2006), Where's the Point (Minixhofer+ ACL2023)などは、欧米語のピリオドや行末に依存したヒューリスティック

LLMによる文分割

- 現在のSOTA:
“Segment Any Text (SAT)” (Frohmann+ ACL 2024)
- LLMに次の(ひどい)プロンプトを与えてテキストを文に分割

General LLM Prompt

Separate the following text into sentences by adding a newline between each sentence.
Do not modify the text in any way and keep the exact ordering of words! If you modify it, remove or add anything, you get fined \$1000 per word. Provide a concise answer without any introduction. Indicate sentence boundaries only via a single newline, no more than this!

LLMがテキストを勝手に書き換えることがあるため、後処理も不可欠



こんないい加減な方法がSOTAとは。。

セミマルコフモデルによる定式化

$s = \boxed{\text{お} \mid \text{は} \mid \text{よ} \mid - \mid \text{今} \mid \text{家} \mid ? \mid \text{そ} \mid \text{う} \mid \text{い} \mid \text{え} \mid \text{ば}} \dots$

$\mathbf{b} = \boxed{1 \mid 0 \mid 0 \mid 0 \mid 1 \mid 0 \mid 0 \mid 1 \mid 0 \mid 0 \mid 0 \mid 0} \dots$

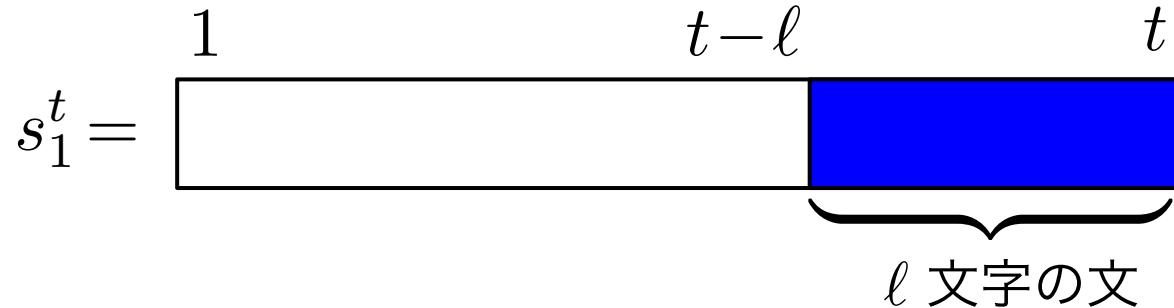
- テキスト $s = c_1c_2c_3 \dots c_T$ の各文字の背後に、文がそこから始まるかを表す二値の**潜在変数** $\mathbf{b} = b_1b_2b_3 \dots b_T$ があると仮定 ($b_t = 1$ の場所が文頭)
- 観測データの確率

$$p(s) = \sum_{\mathbf{b}} p(s, \mathbf{b}) = \sum_{\mathbf{b}} p(s|\mathbf{b})p(\mathbf{b})$$

を最大化する \mathbf{b} を学習する

– 探索空間は 2^T で**膨大**にある

動的計画法による文分割



- 前向き変数 $\alpha(s_{t-(\ell-1)}^t)$ を、「時刻tまでの文字列で最後の ℓ 文字が文になっている周辺確率」とする
- 定義から、 $\alpha(s_{t-(\ell-1)}^t)$ は次のように展開できる

$$\alpha(s_{t-(\ell-1)}^t) = \underbrace{p(s_{t-(\ell-1)}^t | b_t = 1, \sim)}_{\text{文の確率}} q(1 - q)^{\ell-1} \sum_{j=1}^{t-\ell} \alpha(s_{t-\ell-(j-1)}^{t-\ell})$$

$(q = p(b_t = 1) : \text{分割の事前確率})$

文の確率の計算

- 文の確率

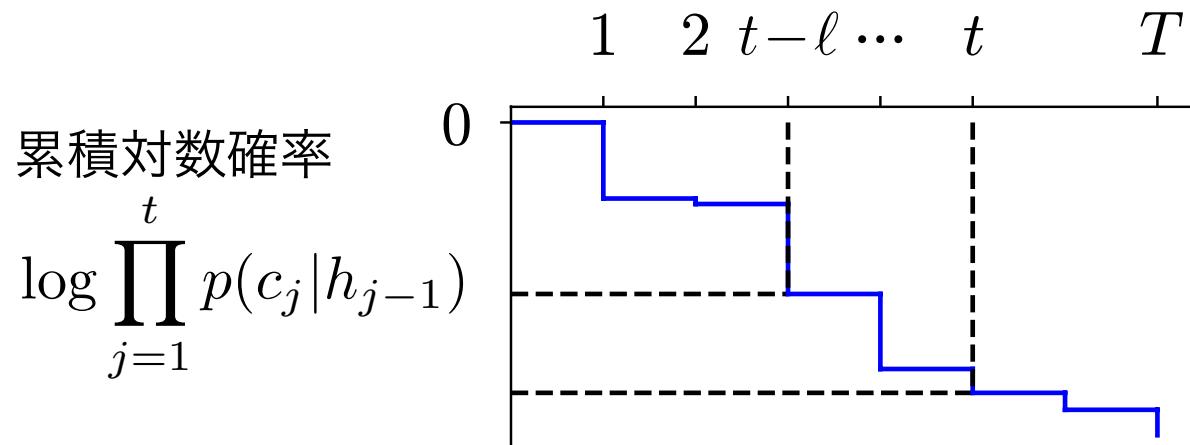
$$p(s_{t-(\ell-1)}^t | b_t = 1, \sim) = \prod_{j=1}^{\ell} p(c_{t-\ell+j} | h_{t-\ell+j-1}) \cdot p(\$ | h_t)$$

は、文字nグラムモデルを用いて計算できる

- h_t : 時刻tまでのnグラム文脈 (文頭文字 \wedge を含む)
- $\$$: 文末を表す特殊文字
- 学習データの文分割に伴って、nグラム言語モデルも更新される
(=何が文頭や文末になりやすいか、が更新される)

MCMC法による文分割の学習

- 前向きフィルタリング-後向きサンプリング法(FFBS)を用いて、学習テキストの文分割をサンプリング
→ 言語モデルを更新、を繰り返す
- 文のnグラム確率は、累積確率 $\Phi(t) = \sum_{j=1}^t \log p(c_j | h_{j-1})$ を事前に計算しておけば、 $\Phi(t) - \Phi(t-\ell)$ を使って $O(1)$ で求められる → $O(T^3)$ から $O(T^2)$ に学習が高速化



改行と事前確率

- 本研究の定式化で、分割の事前確率 $q = p(b_t = 1)$ は重要
 - q を正しく扱うことで、文分割の性能が大きく改善した
 - 元のテキストで改行があった部分は、文末である可能性が高い → 事前確率 q が異なるはず
 - q_2 : 改行があった位置
 - q_1 : 句読点があった位置
 - q_0 : それ以外の位置
- の3種類の事前確率を導入し、 q_i の事後確率分布を学習中に求めて q_i 自体もサンプリングして学習

実験

- 学習データ：
 - APIから取得したランダムな日本語ツイート200K個
 - BCCWJ Core からランダムな200K文
(半教師あり学習の場合)
- テストデータ
 - Twitter (Xのこと)：ランダムな894ツイートをクラウドソーシングで文分割 (5名, 一致率89.6%)
→ 一致率 $>80\%$, $=100\%$ に分けて評価
 - BCCWJ：
10K文をランダムに10文ずつ連結したテキスト
- 言語モデル：5グラムの文字HPYLM (ベイズnグラム)

文分割結果 (1/2)

● 元ツイート：

閃光のハサウェイを
観に行こうとしたけど
ヤメー

絶対数はともかく容易に想像できる

... (= =) トオイメ

それで逆に別姓くんが皆から距離を置かれて「いじめ」に発展する可能性も在る

いとちゃんおはよ～♪(・ω・ۏ)

ギリギリセーフだねw

声がガラガラになるってことは

歌ってみたの録音してるとか?(-v-)ニヤ

(^△^)アッ!?

また21位って書いてあるぞwww

わあ読破ありがとうございます……! 😊 ✨(もしや先ほどの方でしょうか?違ってたら＼
ごめんなさい💦)共通するものがあって嬉しいです!児童書版は本当健やかであれ!\
ですね♪

質問の件ですが(リプ続)

文分割結果 (2/2)

- 提案手法による文分割結果：

閃光のハサウェイを観に行こうとしたけどヤメー

絶対数はともかく容易に想像できる... (==) トイ×

それで逆に別姓くんが皆から距離を置かれて「いじめ」に発展する可能性も在る

いとちゃんおはよ～♪(・ω・♪)ギリギリセーフだねw

声がガラガラになるってことは歌ってみたの録音してるとか? (^v^)ニヤ(°Д°)アツ!?

また21位って書いてあるぞwww

わあ読破ありがとうございます……! 😊 ✨

(もしや先ほどの方でしょうか?

違ってたらごめんなさい💦)

共通するものがあって嬉しいです!

児童書版は本当健やかであれ!

ですね♪

質問の件ですが(リプ続)

実験結果 (Twitter: 崩れたテキスト)

モデル	説明	精度	再現率	F_1
Bunkai [6]	教師あり学習	78.6	83.3	81.0
WtP [4]	自己教師あり学習	81.3	74.4	77.7
SAT [5]	大規模言語モデル	82.7	88.8	85.6
USBD	ベイズ教師なし学習	85.6	87.7	<u>86.6</u>
	ベイズ半教師あり学習	83.3	93.1	<u>87.9</u>

- LLMによるアドホックな文分割を超えて、**提案手法が世界最高精度**
 - 教師あり学習のBunkaiや, 自己教師あり学習のWtP (ACL 2023)より高性能
 - 標準的な文を事前学習した半教師あり学習で, さらに改善

実験結果 (BCCWJ: 標準的テキスト)

モデル	説明	精度	再現率	F_1
PySBD [2]	ルールベース	66.1	54.3	59.6
Ersatz [1]	Transformer	63.2	44.0	51.9
WtP [4]	自己教師あり学習	84.5	71.6	77.5
SAT [5]	大規模言語モデル	80.0	74.6	77.2
USBD	ベイズ半教師あり学習	94.7	88.7	91.6

- 標準的な文の文分割についても、提案法は最高精度
 - 文をランダムに繋いたテストデータなので、結構難しいタスク
- きちんと統計的な定式化をすることが有効

まとめと展望

- テキストの文分割の完全な教師なし学習を提案
 - セミマルコフモデルによる統計的な定式化とMCMC
 - LLMによる文分割を超えて、現在世界最高精度
- ツイートなどテキスト末尾/先頭の情報の統計を利用
 - ヒューリスティックなし; 日本語/中国語/タイ語等にも適用可能
 - 教師なし単語分割との違い→二重分節ではない、探索空間の圧倒的な広さ ($O(T^3)$ だが高速化して $O(T^2)$)
- 今後
 - 言語モデルのニューラル化 (現在は5gram)