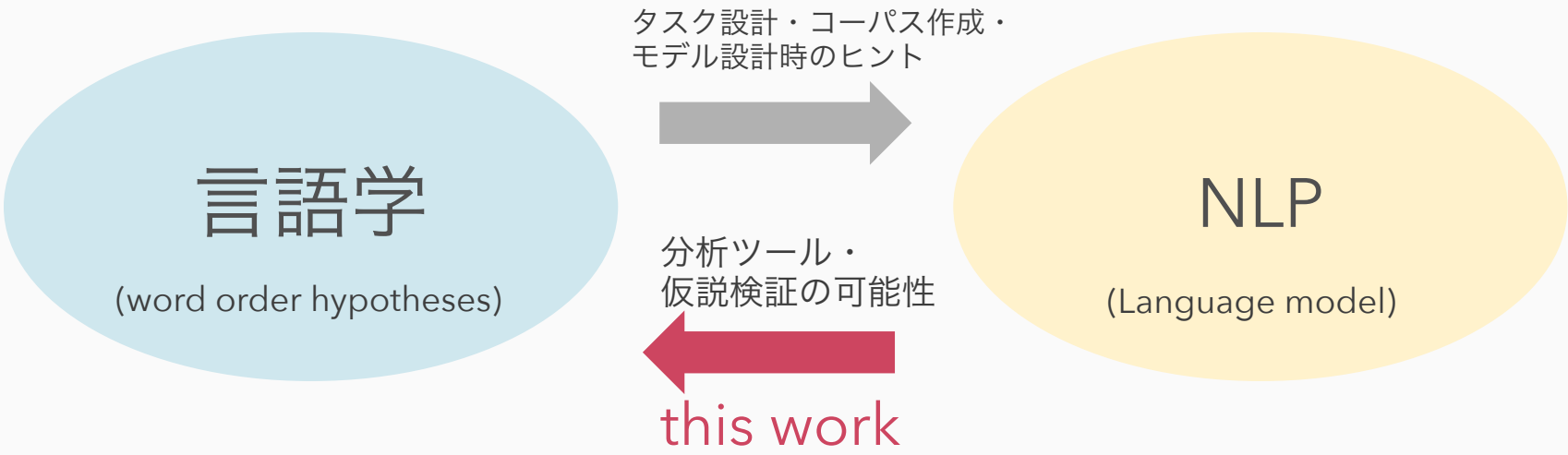
Language Models as an Alternative Evaluator of Word Order Hypotheses: A Case Study in Japanese

東北大学D1 栗林樹生

経緯

もともと神藤さんが本論文を含めて二本紹介してくださるということでしたが，著者が運営にいるため，著者が発表する運びとなりました

Language Models as an Evaluator of Word Order Hypotheses



言語モデルを語順分析器として売り込む

(語順の研究において仮説の検証に使って欲しい)

"repackage" the language models and "sell" it as a tool to limit the hypothesis space

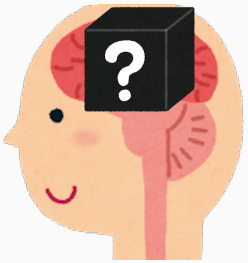
背景: 語順

- 言語の線状性: 言語における重力

同時に一文字 (音) 以上伝達できません ※手話除く

→ time

- どのように並ぶか？
  - 文法で決まっている部分・よく分からない部分
  - 基本語順 (母語話者の処理負荷が低い) の存在を仮定



「影響を質に与える」よりも「質に影響を与える」
「鳥に人を例える」よりも「人を鳥に例える」

- 基本語順規則に諸説あり
  - 規則がわかると…

言語類型研究
思考の順序?
ものの捉え方?

言語学

言語教育
ライティング
支援ツール

教育・応用

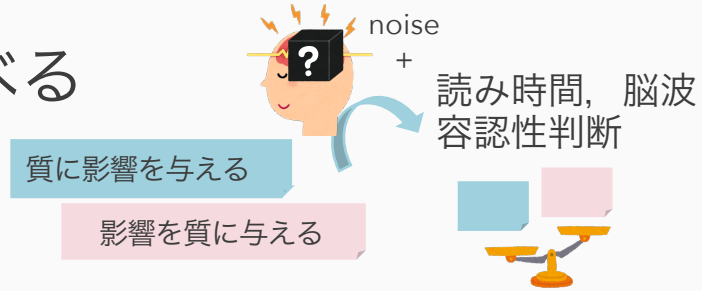
FAQ. 文脈に応じて好まれる語順が変わるよね？

-- この研究では，文脈非依存に支配的な語順 (基本語順) の傾向に焦点を絞る

どうやって調べる？

- 1. ヒトを調べる
  [心理言語学]

仮説



直接的だが高コスト

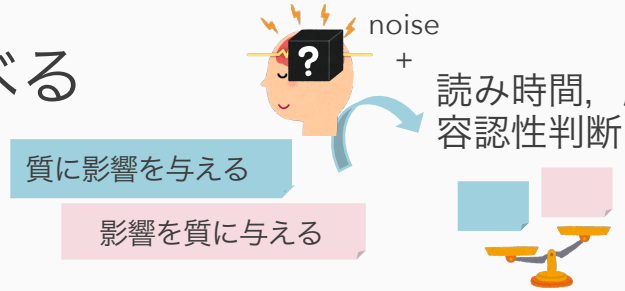
偏りのないヒトを集める，実験設定の統制

~~アイトラッカーなど異様に高額~~

どうやって調べる？

- 1. ヒトを調べる
  [心理言語学]

仮説



直接的だが高コスト

偏りのないヒトを集める，実験設定の統制

~~アイトラッカーなど異様に高額~~

- 2. コーパス頻度を調べる

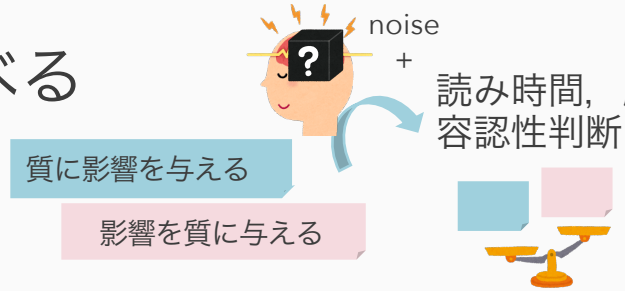
[コーパス言語学全般][Sasano+, 2016]
仮定: 基本語順は産出されやすい

間接的だが低コスト

仮説に従う文と従わない文に分類して，数える

どうやって調べる？

- 1. ヒトを調べる
  [心理言語学]



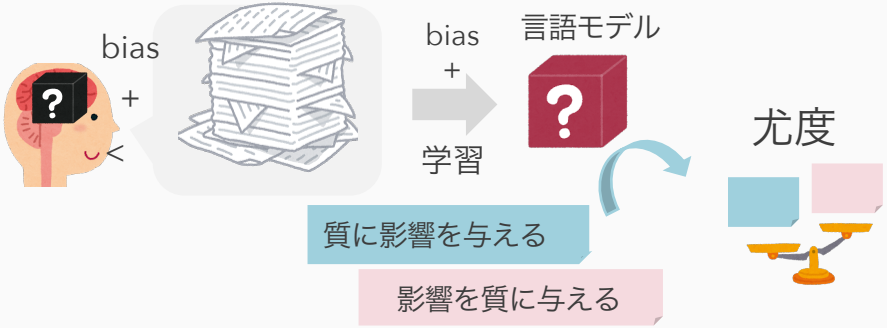
直接的だが高コスト
偏りのないヒトを集める，実験設定の統制
~~アイトラッカーなど異様に高額~~

- 2. コーパス頻度を調べる
  [コーパス言語学全般][Sasano+, 2016]
  仮定: 基本語順は産出されやすい

仮説に従う文と従わない文に分類して，数える

間接的だが低コスト

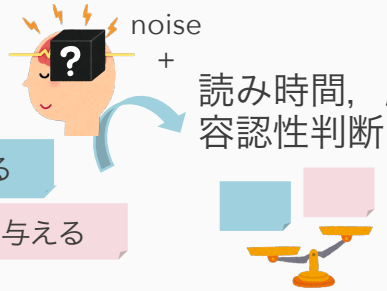
- 3. 言語モデル尤度で比較する (本研究)



本論文の主張:
上2つの方法よりも使いやすく
同じ結果が導かれる

どうやって調べる？

- 1. ヒトを調べる
  [心理言語学]



仮説

直接的だが高コスト
偏りのないヒトを集める，実験設定の統制
~~アイトラッカーなど異様に高額~~

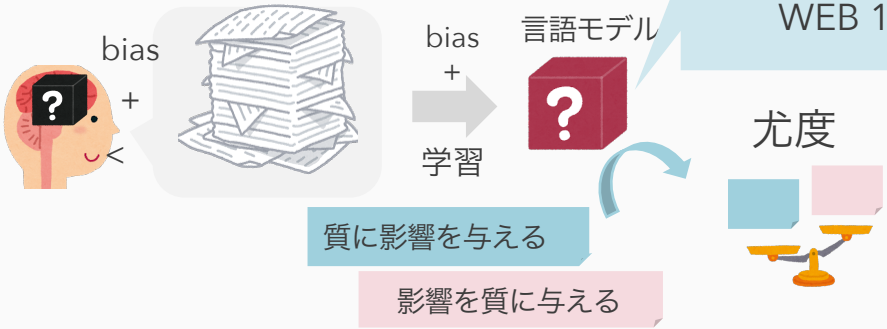
- 2. コーパス頻度を調べる
  [コーパス言語学全般][Sasano+, 2016]
  仮定: 基本語順は産出されやすい

仮説に従う文と従わない文

間接的だが低コスト

- 3. 言語モデル尤度で比較す

Transformer-based
unidirectional
unidic -> bpe
WEB 14GB



論文の主張:
上2つの方法よりも使いやすく
同じ結果が導かれる

売り込みポイント1: 使いやすい

解析器が用意できないと検証可能な仮説が狭まる

ドメイン間の傾向を分析したい (話し言葉，学習者の書く文，詞...)

マイナーな言語

各ドメイン・言語で動く解析器 (教師データ) をつくる必要性

同定が難しい現象

格助詞の省略と語順の関係を調べたい

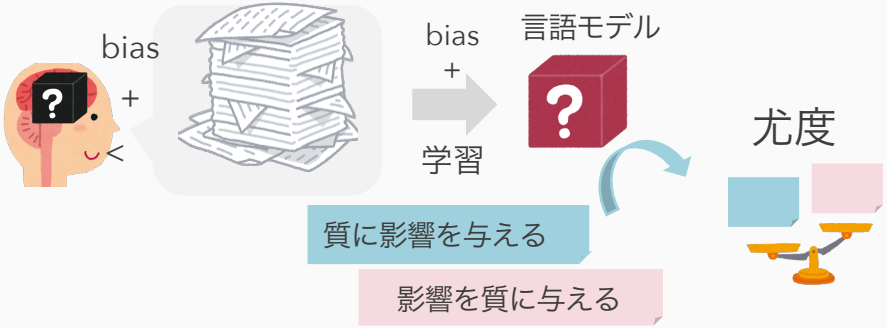
解析器のノイズ

設定の統制

- 2. コーパス頻度を調べる [コー 仮定 , 2016] 出されやすい

仮説に従う文と従わない文に分類して，数える

- 3. 言語モデル尤度で比較する (本研究)



売り込みポイント1: 使いやすい

解析器が用意できないと検証可能な仮説が狭まる

ドメイン間の傾向を分析したい (話し言葉，学習者の書く文，詞...)

マイナーな言語

各ドメイン・言語で動く解析器 (教師データ) をつくる必要性

同定が難しい現象

格助詞の省略と語順の関係を調べたい

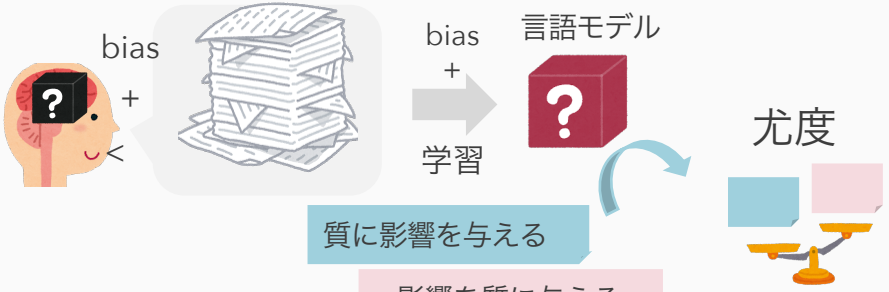
解析器のノイズ

設定の統制

- 2. コーパス頻度を調べる [コー … 仮定 … , 2016] … 出されやすい

仮説に従う文と従わない文に分類して，数え

- 3. 言語モデル尤度で比較する (本研究)



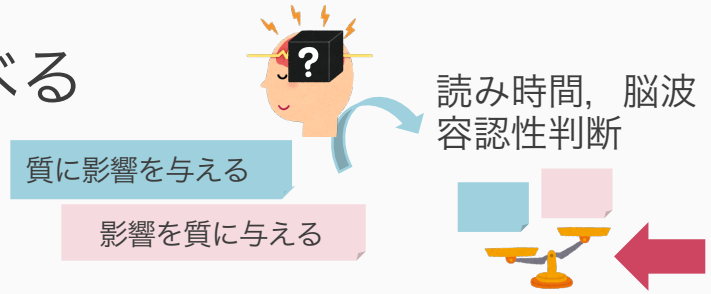
言語モデル学習には生コーパスがあれば良い

同定は難しいが作例は簡単なケースがある

格助詞が省略された文を作成するのは簡単

売り込みポイント2: 同じ結論が導かれる

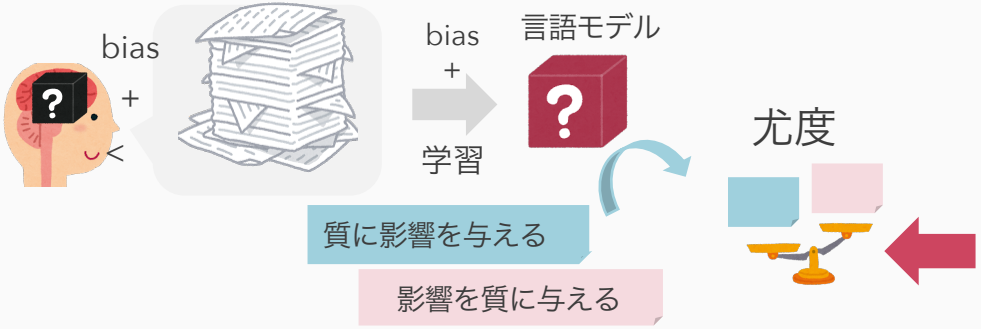
- 1. ヒトを調べる
  [心理言語学]



- 2. コーパス頻度を調べる
  [コーパス言語学全般][Sasano+, 201
  仮定: 基本語順は産出されやすい

仮説に従う文と従わない文に分類して，数える

- 3. 言語モデル尤度で比較する (本研究)

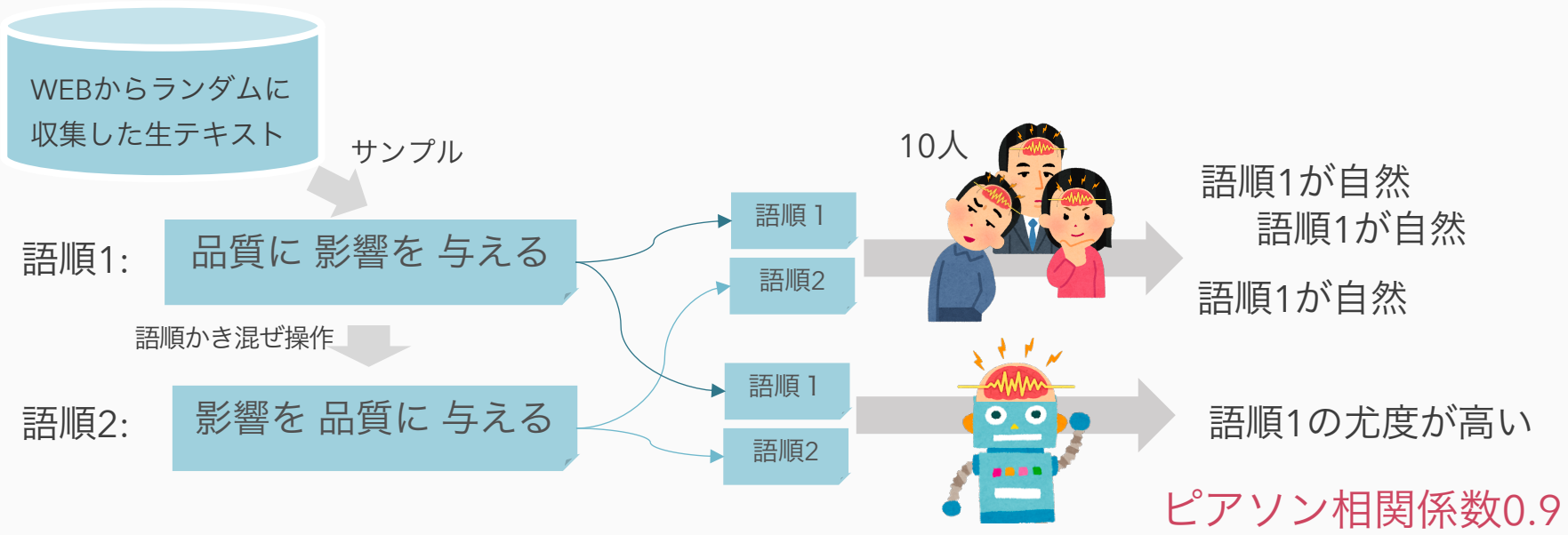


日本語基本語順の分析においては，どの方法論でも同じ結論が得られる (noiseやbiasは無視できる程度)

※少なくとも今回の実験の範囲では

実験1: 人間の選好との相関

- Yahoo!クラウドソーシングを利用 (計756人が参加)



以下の条件を満たす2.6k 文ペアを使用

- どちらの語順も非文でない (ワーカーによる判断)
- ワーカー10人中9人以上の選好が一致

実験2: コーパス頻度に基づく検証との一貫

対象	仮説	既存の検証結果	言語モデル
二重目的語	動詞によらず基本語順は「にを」である	棄却	**棄却**
	基本語順は動詞のタイプによって異なる	棄却	**棄却**
	省略されにくい格は基本語順において動詞の近くに位置する	支持	**支持**
	基本語順はニ格名詞の意味役割や有生性によって異なる	支持	**支持**
	対象の動詞と高頻度に共起するヲ格，ニ格名詞は動詞の近くに位置する	支持	**支持**
副詞	副詞のタイプにより基本生起位置は異なる	支持	**支持**
主語	主語は時間・場所を表す格よりも後ろにくる	**支持**	**支持**
場所	場所を表す格は時を表す格より後ろ，主語よりも前に位置する	**支持**	**支持**
時	時間を表す格は場所，主語よりも前に位置する	**支持**	**支持**
(一般)	長い句が短い句よりも前に来る	支持	**支持**

一致

各仮説の詳細は省略

分析: 大規模なデータで検証されていなかった仮説をさらに検証

対象	仮説	既存の検証結果	言語モデル
二重目的語	動詞によらず基本語順は「にを」である	棄却	**棄却**
	基本語順は動詞のタイプによって異なる	棄却	**棄却**
	省略されにくい格は基本語順において動詞の近くに位置する	支持	**支持**
	基本語順はニ格名詞の意味役割や有生性によって異なる	支持	**支持**
	対象の動詞と高頻度に共起するヲ格，ニ格名詞は動詞の近くに位置する	支持	**支持**
副詞	副詞のタイプにより基本生起位置は異なる	支持	**支持**
主語	主語は時間・場所を表す格よりも後ろにくる	**支持**	**支持**
場所	場所を表す格は時を表す格より後ろ，主語よりも前に位置する	**支持**	**支持**
時	時間を表す格は場所，主語よりも前に位置する	**支持**	**支持**
(一般)	長い句が短い句よりも前に来る	支持	**支持**
とりたて	基本語順で前に来る格ほど主題化されやすい	-	**支持**
	目的語の主題化されやすさは動詞の「をに」率に依存	-	**支持**
	とりたてられた格の移動しやすさは副助詞と格に依存	-	**支持**

各仮説の詳細は省略

分析

結論

- 言語モデル尤度で日本語基本語順の傾向を分析する方法論について妥当性を支持する結果を提示した
  - 状況によっては，解析器を使って頻度を数えるより現実的

この話のいろんな角度からの見方

ヒトの認知負荷のモデル化

- 近年，言語モデルサプライザルとヒトの認知負荷に強い関係があることが共通認識となりつつある [Smith and Levy, 2013] [Goodkind and Bicknell, 2018] [Merkx and Frank, 2020][Wilcon+, 2020]
  - 読み時間・脳活動をどれぐらいモデル化できるかで議論

この単語の
認知負荷を計算したい

(続きの) エントロピー

$$H(t) = -\sum_{v \in V} p(v|W_{[0,t]}) \log_2 p(v|W_{[0,t]})$$

$\cdots \quad w_{t-2} \quad w_{t-1} \quad w_t \quad w_{t+1} \quad w_{t+2} \quad \cdots$

サプライザル (predictability)

$-\log_2 p(w_t|W_{[0,t-1]})$

エントロピーの変化

$H(t) - H(t-1)$

lead to more processing effort. For instance, in psycholinguistics it is common to take reading times as a measure of word processing difficulty and the positive correlation between reading time and surprisal has firmly been established (Hale, 2001; Levy, 2008; Mitchell and Keller, 2010; Monsalve et al., 2012; Smith and Levy, 2013; Hahn and Keller, 2016) with Goodkind and Bicknell (2018) recently showing

The effect of word predictability on reading time is logarithmic

Nathaniel J. Smith [a,*], Roger Levy [b]

Predictive power of word surprisal for reading times is a linear function of language model quality

Adam Goodkind and **Klinton Bicknell**
Department of Linguistics
Northwestern University
Evanston, IL 60208
a.goodkind@u.northwestern.edu kbicknell@northwestern.edu

英語における実験だけで
(日本語でもそうです (手元の実験より))

ヒトの認知負荷のモデル化

- 「(単方向) 言語モデルで計算した文尤度が高い」
  言い換えれば「文全体の累積サプライザルが小さい」

$$p(s) = \prod_t p(w_t | W_{[0,t-1]})$$ が大きい

$$\log_2 \frac{1}{p(s)} = \sum_t \underbrace{-\log_2 p(w_t | W_{[0,t-1]})}_{\text{各単語のサプライザル}}$$ が小さい

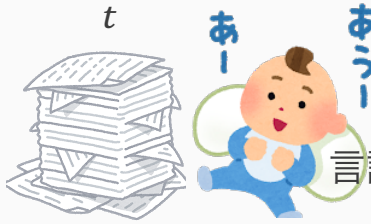
- 言語モデル尤度 (累積サプライザル) とヒトの語順選好に強い相関 (実験1より)
- ヒトの選好 (容認度) とサプライザルに関係があることを語順が自由な言語における語順選好の観点で初めて検証・支持

語順規則の統一的な解釈

対象	仮説
二重目的語	動詞によらず基本語順は「にを」である
	基本語順は動詞のタイプによって異なる
	省略されにくい格は基本語順において動詞の近くに位置する
	基本語順はニ格名詞の意味役割や有生性によって異なる
	対象の動詞と高頻度に共起するヲ格，ニ格名詞は動詞の近くに位置する
副詞	副詞のタイプにより基本生起位置は異なる
主語	主語は時間・場所を表す格よりも後ろにくる
場所	場所を表す格は時を表す格より後ろ，主語よりも前に位置する
時	時間を表す格は場所，主語よりも前に位置する
(一般)	長い句が短い句よりも前に来る

コーパス上で学習した言語モデルから得られる情報量の観点で統一的に示せる

$$\underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \sum_{t} \log_2 p(w_t | W_{[0,t-1]}; \theta)$$



言語モデル獲得

驚かないような語順～

$$\underset{w \in \text{可能な語順}}{\operatorname{argmin}} \sum_{t} -\log_2 p(w_t | W_{[0,t-1]})$$

補足: 産出されやすい言語と基本語順が異なる言語もある

- カクチケル語では，文法的基本語順がVOS語順であり，彼らにとっては文処理の負荷が低い
- しかし産出頻度はSVO語順が高い
- 出来事を認識する際の順序はSOの順

強調: 本研究は，あくまで日本語ではという話

関連研究

- Futrell, R., & Levy, R. (2019). Do RNNs learn human-like abstract word order preferences?. In *Proceedings of the Society for Computation in Linguistics (SCiL) 2019* (pp. 50-59).
- Smith, N. J., & Levy, R. (2013). The effect of word predictability on reading time is logarithmic. *Cognition*, *128*(3), 302-319.
- Goodkind, A., & Bicknell, K. (2018, January). Predictive power of word surprisal for reading times is a linear function of language model quality. In *Proceedings of the 8th workshop on cognitive modeling and computational linguistics (CMCL 2018)* (pp. 10-18).
- Wilcox, E. G., Gauthier, J., Hu, J., Qian, P., & Levy, R. (2020). On the Predictive Power of Neural Language Models for Human Real-Time Comprehension Behavior. *arXiv preprint arXiv:2006.01912*.
- Merkx, D., & Frank, S. L. (2020). Comparing Transformers and RNNs on predicting human sentence processing data. *arXiv preprint arXiv:2005.09471*.
- Sasano, R., & Okumura, M. (2016, August). A Corpus-Based Analysis of Canonical Word Order of Japanese Double Object Constructions. In *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)* (pp. 2236-2244).