

国際会議論文の 読み方・書き方

Graham Neubig
奈良先端科学技術大学院大学 (NAIST)
2015-3-16

なぜ国際会議論文を 書くのか？

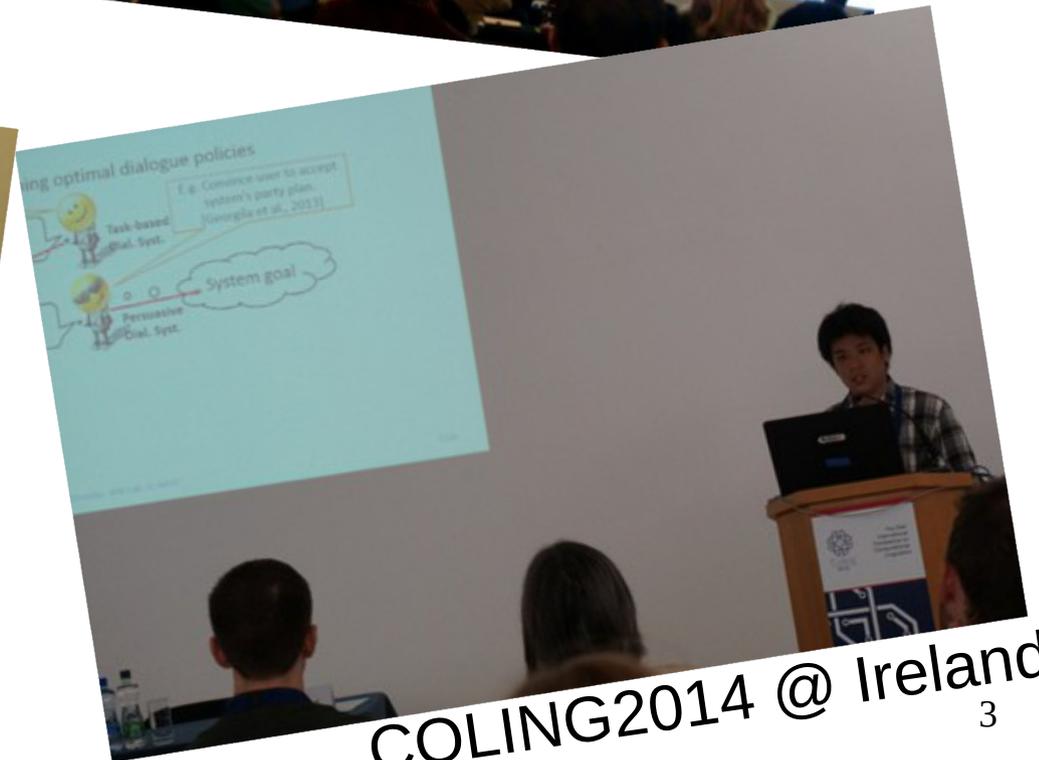
COLING2014 @ Ireland



IWSDS2014 @ Korea



ACL2014 @ USA

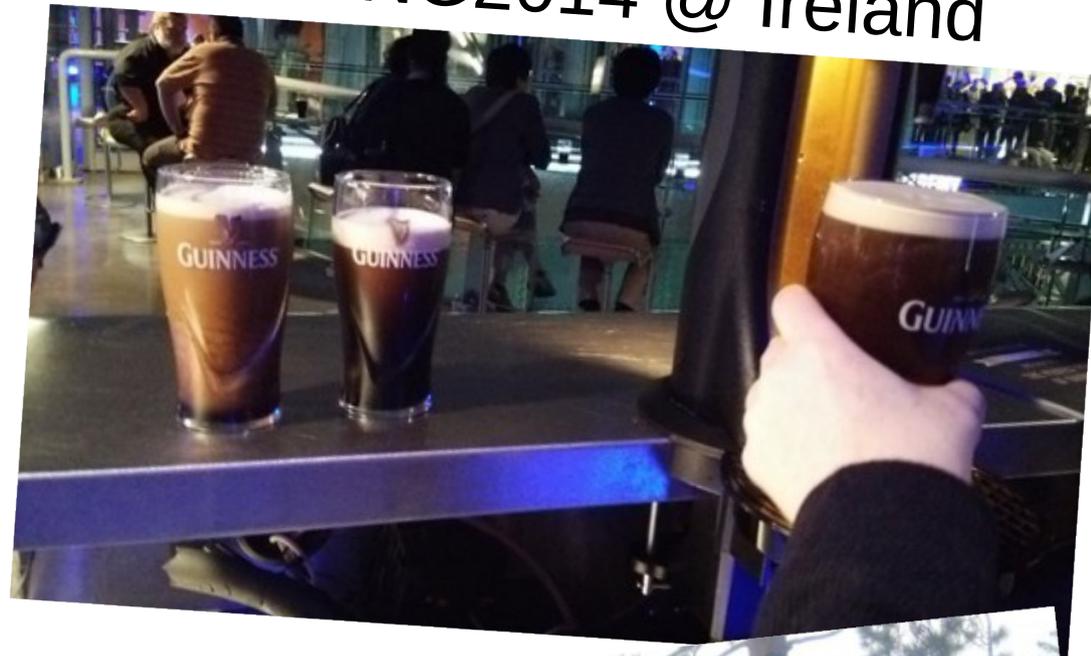


COLING2014 @ Ireland

EACL2014 @ Sweden



COLING2014 @ Ireland



EMNLP2014 @ Qatar



IWSLT/SLT2014 @ USA


ACL Anthology
 A Digital Archive of Research Papers in Computational Linguistics

Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)

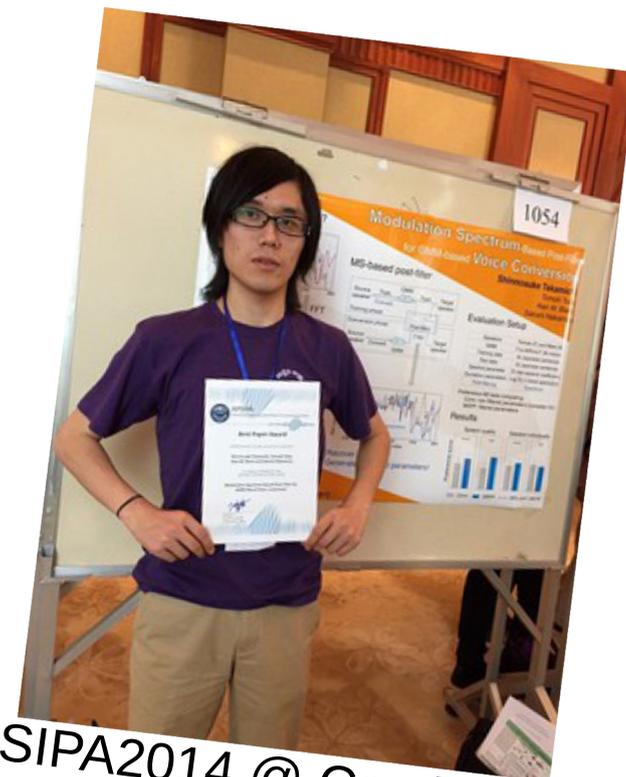
P14-2089 [bib] [MRF: [latexml](#)]: **Mo Yu; Mark Dredze**
Improving Lexical Embeddings with Semantic Knowledge

P14-2090 [bib]: **Yusuke Oda; Graham Neubig; Sakriani Sakti; Tomoki Toda; Satoshi Nakamura**
Optimizing Segmentation Strategies for Simultaneous Speech Translation

P14-2091 [bib]: **Taku Kudo; Hiroshi Ichikawa; Hideto Kazawa**
A joint inference of deep case analysis and zero subject generation for Japanese-to-English statistical machine translation



SLT2014 @ USA



APSIPA2014 @ Cambodia

論文をどこに出す？

論文を多くの人に読まれてほしいなら：

- 1) 最も権威のあるトップ国際会議
- 2) トップ会議付属の分野をしばったワークショップ
- 3) その他

ただ、1回目は必ずしも
こだわらなくて良い

	Google Scholar	CORE スコア	<u>採択率</u>
ACL Association for Computational Linguistics	62	A+	26%
EMNLP Empirical Methods in Natural Language Processing	53	A	27%
NAACL North American Chapter of the Association for Computational Linguistics	48	A	30%
COLING International Conference on Computational Linguistics	31	A	31%
EACL European Chapter of the Association for Computational Linguistics	30	A	22%
IJCNLP International Joint Conference on Natural Language Processing	15	B	36%

そして世界の壁...



とは言え...

- そんなこと到底自分にはできない...
やってみないと分からない。書いてみよう！
- こんな研究は評価されないだろう...
それは査読者が決めること。書いてみよう！
- 今の実験内容じゃ完成度が低い。完成させたい...
 - 完成された研究なんてない。書いてみよう！

ただし、チャレンジするなら、
できる限り良い論文で勝負したい

今後の予定

- 「良い論文」とは？
- 論文執筆のプロセス
- サーベイ
- 論文の構成・各節の書き方
- 添削
- 論文英語の基本
- 論文のアフターケア

「良い論文」とは？

良い論文の定義

- 多くの人に影響を与える論文
- 査読者に高く評価される論文

査読者受け \neq 影響力

「新しいことをしようとするときリジェクトされる。
そして、いずれは評価され、賞を取る。」

とある先生

査読項目

- 明瞭性：分かりやすいか？
- 新規性：新しいか？
- 意味のある比較：先行研究との比較はしっかり？
- 正確性：式や実験がしっかりしているか？
- インパクト：面白いか？有用か？影響を与えるか？
- 再現性：他の研究者が実験を再現できるか？
- 総合評価：どう思ったのか？

結局これ



総合評価は何で決まる？

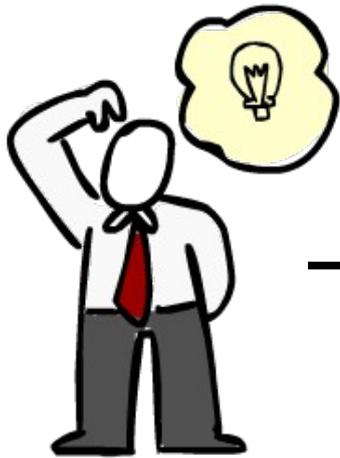
ストーリーを描けたか？
(問題意識・解決法)

それを納得してもらえたか？

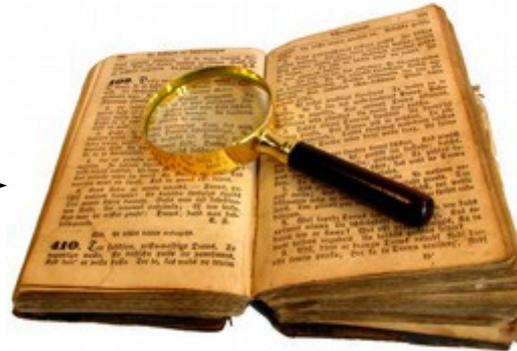
論文執筆の プロセス

プロセス（従来型）

アイデア



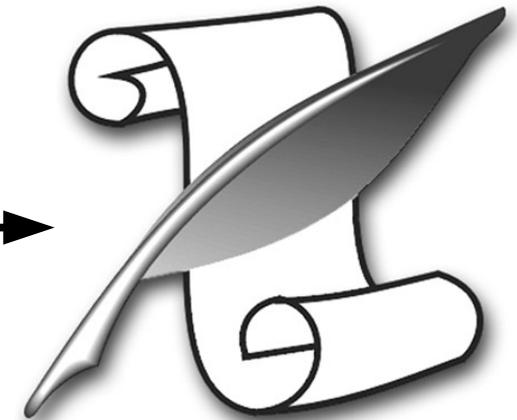
サーベイ



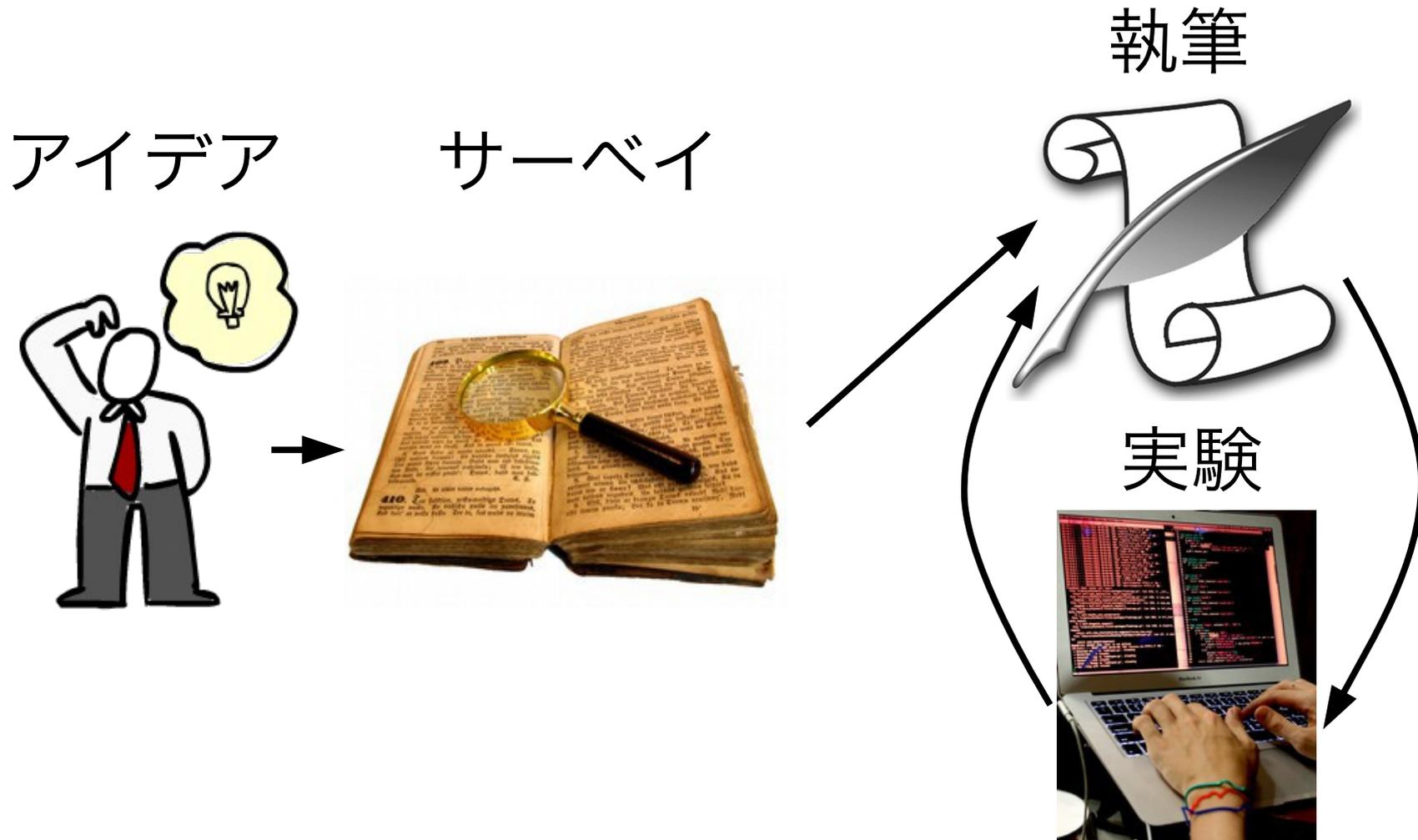
実験



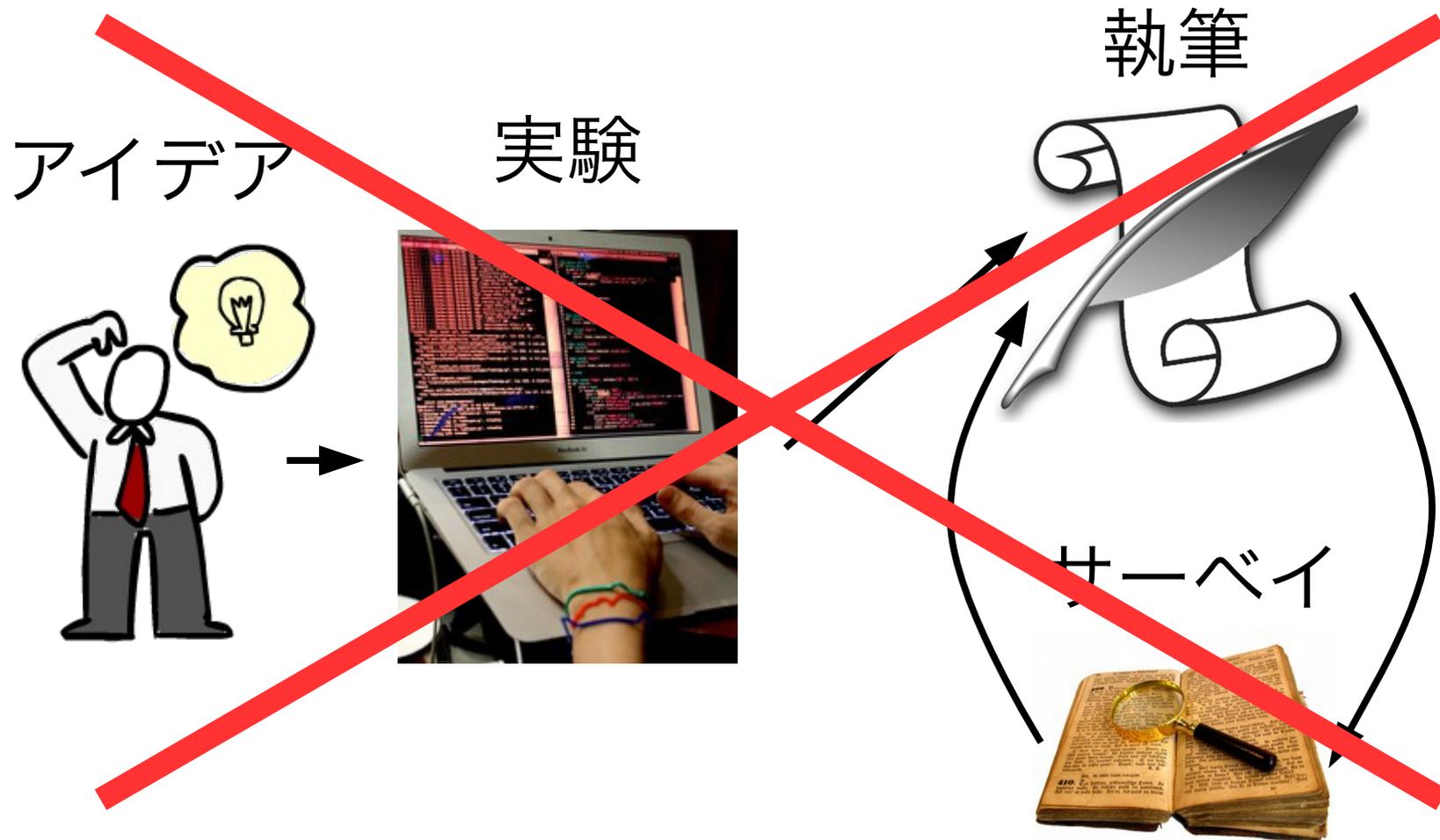
執筆



プロセス（事前執筆型）



プロセス（待ちきれない型）



サーベイ

サーベイの本数

クイズ：

サーベイをきちんとするには何本を読む？

a) 10 本 b) 30 本 c) 100 本 d) 300 本 e) 1000 本

不十分 良い もっと良い もっと良い もっと良い

サーベイの手順

- キーワード検索で論文を発見
- 古い・新しい文献をたどる
- 概要やイントロを読む
- 関係がありそうな論文を熟読

言語処理の論文源

ACL Anthology

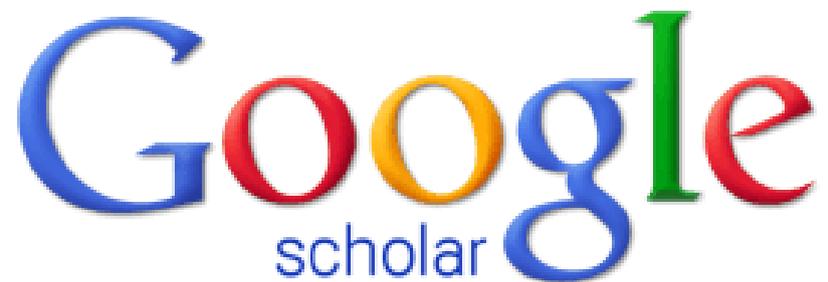


ACL Anthology

A Digital Archive of Research Papers in Computational Linguistics

<http://www.aclweb.org/anthology/>

Google Scholar



<http://scholar.google.com/>

ACL Anthology

- 言語処理の著名な会議・論文誌をほぼ網羅

ACL events

CL: [Intro](#) [FS](#) [MT&CL](#) [74-79](#) [80](#) [81](#) [82](#) [83](#) [84](#) [85](#) [86](#) [87](#) [88](#) [89](#) [90](#) [91](#) [92](#) [93](#) [94](#) [95](#) [96](#) [97](#) [98](#) [99](#) [00](#) [01](#) [02](#) [03](#) [04](#) [05](#) [06](#) [07](#) [08](#) [09](#) [10](#) [11](#) [12](#) [13](#) UPDATED [14](#)
 TACL: NEW [15](#) [14](#) [13](#)
 ACL: [Intro](#) [79](#) [80](#) [81](#) [82](#) [83](#) [84](#)* [85](#) [86](#) [87](#) [88](#) [89](#) [90](#) [91](#) [92](#) [93](#) [94](#) [95](#) [96](#) [97](#)* [98](#)* [99](#) [00](#) [01](#) [02](#) [03](#) [04](#) [05](#) [06](#)* [07](#) [08](#)* [09](#)* [10](#) [11](#) [12](#) [13](#) [14](#)
 EACL: [Intro](#) [83](#) [85](#) [87](#) [89](#) [91](#) [93](#) [95](#) [97](#)* [99](#) [03](#) [06](#) [09](#) [12](#) [14](#)
 NAACL: [Intro](#) [00](#)* [01](#) [03](#) [04](#) [06](#)* [07](#)* [09](#)* [10](#)* [12](#)* [13](#)*
 EMNLP: [96](#) [97](#) [98](#) [99](#) [00](#) [01](#) [02](#) [03](#) [04](#) [05](#) [06](#) [07](#)* [08](#) [09](#) [10](#) [11](#) [12](#)* [13](#) [14](#)
 CoNLL: [97](#) [98](#) [99](#) [00](#) [01](#) [02](#) [03](#) [04](#) [05](#) [06](#) [07](#) [08](#) [09](#) [10](#) [11](#) [12](#) [13](#) [14](#)
 *Sem/
 SemEval: [98](#) [01](#) [04](#) [07](#) [10](#) [12](#) [13](#) [14](#)
 ANLP: [Intro](#) [83](#) [88](#) [92](#) [94](#) [97](#) [00](#)*
 Workshops: [90](#) [91](#) [93](#) [94](#) [95](#) [96](#) [97](#) [98](#) [99](#) [00](#) [01](#) [02](#) [03](#) [04](#) [05](#) [06](#) [07](#) [08](#) [09](#) [10](#) [11](#) [12](#) [13](#) UPDATED [14](#)
 SIGs: [ANN](#) [BIOMED](#) [DAT](#) [DIAL](#) [FSM](#) [GEN](#) [HAN](#) [HUM](#) [LEX](#) [MEDIA](#) [MOL](#) [MT](#) [NLL](#) [PARSE](#) [MORPHON](#) [SEM](#) [SEMITIC](#) [SLPAT](#) [WAC](#)

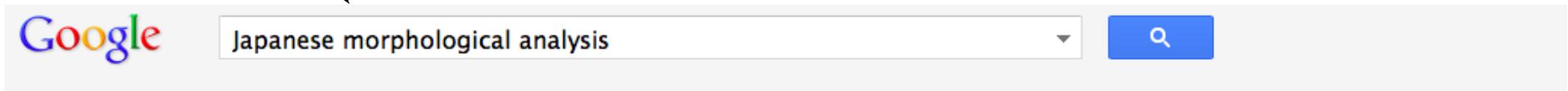
Other Events

COLING: [65](#) [67](#) [69](#) [73](#) [80](#) [82](#) [84](#)* [86](#) [88](#) [90](#) [92](#) [94](#) [96](#) [98](#)* [00](#) [02](#) [04](#) [06](#)* [08](#) [10](#) [12](#) [14](#)
 HLT: [86](#) [89](#) [90](#) [91](#) [92](#) [93](#) [94](#) [01](#) [03](#)* [04](#)* [05](#) [06](#)* [07](#)* [08](#)* [09](#)* [10](#)* [12](#)* [13](#)*
 IJCNLP: [05](#) [08](#) [09](#)* [11](#) [13](#)
 LREC: [00](#) [02](#) [04](#) [06](#) [08](#) [10](#) [12](#) [14](#)
 PACLIC [95](#) [96](#) [98](#) [99](#) [00](#) [01](#) [02](#) [03](#) [04](#) [05](#) [06](#) [07](#) [08](#) [09](#) [10](#) [11](#) [12](#) [13](#)
 Rocling [Intro](#) [88](#) [89](#) [90](#) [91](#) [92](#) [93](#) [94](#) [95](#) [96](#) [97](#) [98](#) [99](#) [00](#) [01](#) [02](#) [03](#) [04](#) [05](#) [06](#) [07](#) [08](#) [09](#) [10](#) [11](#) [12](#) [13](#) NEW [14](#)
 TINLAP: [75](#) [78](#) [87](#)
 Donors Needed: [COLING-65](#), any missing COLING
 ALTA [Intro](#) [0](#)
 RANLP [09](#) [11](#) [1](#)
 JEP/TALN/RECITAL [12](#) [13](#) [1](#)
 MUC: [91](#) [92](#) [9](#)
 Tipster: [93](#) [96](#) [9](#)
 In Progress: Finite S

- まず、過去5年のACL, NAACL, EMNLP, TACL

検索

Google Scholar



- Articles
- Case law
- My library
- Any time
- Since 2015
- Since 2014
- Since 2011
- Custom range...
- Sort by relevance
- Sort by date
- include patents
- include citations
- Create alert

[PDF] Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis.

T Kudo, K Yamamoto, Y Matsumoto - EMNLP, 2004 - chasen.org

Abstract This paper presents **Japanese morphological analysis** based on conditional random fields (CRFs). Previous work in CRFs assumed that observation sequence (word) boundaries were fixed. However, word boundaries are not clear in **Japanese**, and hence ...

Cited by 324 Related articles All 10 versions Cite Saved More

[PDF] from chasen.org

[PS] Japanese morphological analysis system ChaSen version 2.0 manual

Y Matsumoto, A Kitauchi, T Yamashita... - NAIST Technical ..., 1999 - isw3.naist.jp

Japanese Morphological Analysis System ChaSen Manual Yuji Matsumoto, Akira Kitauchi, Tatsuo Yamashita and Yoshitaka Hirano Copyright c 1999 Nara Institute of Science and Technology All Rights Reserved. Use, reproduction, and distribution of this software is ...

Cited by 215 Related articles All 4 versions Cite Save More

[PS] from naist.jp

Pointwise prediction for robust, adaptable Japanese morphological analysis

G Neubig, Y Nakata, S Mori - Proceedings of the 49th Annual Meeting of ..., 2011 - dl.acm.org

Abstract We present a pointwise approach to **Japanese morphological analysis** (MA) that ignores structure information during learning and tagging. Despite the lack of structure, it is able to outperform the current state-of-the-art structured approach for **Japanese MA**, and ...

Cited by 68 Related articles All 13 versions Cite Saved

[PDF] from psu.edu

[CITATION] Japanese morphological analysis system JUMAN version 3.61

S Kurohashi, M Nagao - Department of Informatics, Kyoto University, 1999

Cited by 68 Related articles Cite Save

年別

引用文献数

PDF 入手

新しい論文のたどり方

- Google Scholar の「引用元」をクリック

[\[PDF\] Applying Conditional Random Fields to Japanese Morphological Analysis.](#)

[T Kudo, K Yamamoto, Y Matsumoto - EMNLP, 2004 - chasen.org](#)

Abstract This paper presents **Japanese morphological analysis** based on conditional random fields (CRFs). Previous work in CRFs assumed that observation sequence (word) boundaries were fixed. However, word boundaries are not clear in **Japanese**, and hence ...

[Cited by 324](#) [Related articles](#) [All 10 versions](#) [Cite](#) [Saved](#) [More](#)

[An introduction to conditional random fields for relational learning](#)

[C Sutton, A McCallum - Introduction to statistical relational ...](#), 2006 - [books.google.com](#)

Conditional random fields (CRFs) combine the modeling flexibility of graphical models with the ability to use rich, nonindependent features of the input. In this tutorial, we review modeling, inference, and parameter estimation in CRFs, both on linear chains and on ...

[Cited by 716](#) [Related articles](#) [All 3 versions](#) [Cite](#) [Save](#)

[\[PDF\] An introduction to conditional random fields](#)

[C Sutton, A McCallum - Machine Learning](#), 2011 - [research.ed.ac.uk](#)

Abstract Many tasks involve predicting a large number of variables that depend on each other as well as on other observed variables. Structured prediction methods are essentially a combination of classification and graphical modeling. They combine the ability of ...

[Cited by 145](#) [Related articles](#) [All 71 versions](#) [Cite](#) [Save](#) [More](#)

[\[BOOK\] Computational approaches to morphology and syntax](#)

[B Roark, RW Sproat - 2007 - anthology.aclweb.org](#)

Brian Roark and Richard Sproat have written a compact and very readable book surveying computational morphology and computational syntax. This text is not introductory; instead, it will help bring computational linguists who do not work on morphology or syntax up to ...

[Cited by 79](#) [Related articles](#) [All 7 versions](#) [Cite](#) [Save](#) [More](#)

[An error-driven word-character hybrid model for joint Chinese word segmentation and POS tagging](#)

[C Kruengkrai, K Uchimoto, J Kazama, Y Wang... - ... of the ACL and the 4th ...](#), 2009 - [dl.acm.org](#)

Abstract In this paper, we present a discriminative word-character hybrid model for joint Chinese word segmentation and POS tagging. Our word-character hybrid model offers high performance since it can handle both known and unknown words. We describe our ...

[Cited by 75](#) [Related articles](#) [All 11 versions](#) [Cite](#) [Saved](#)

引用する文献が
検索可能

古い論文のたどり方

- 参考文献で関係がありそうなタイトルをピックアップ

References

Vamshi Ambati and Alon Lavie. 2008. Improving syntax driven translation models by re-structuring divergent and non-isomorphic parse tree structures. In *Proc. AMTA*, pages 235–244.

Necip Ayan and Bonnie Dorr. 2006. Going beyond AER: an extensive analysis of word alignments and their impact on MT. In *Proc. ACL*.

David Chiang. 2007. Hierarchical phrase-based translation. *Computational Linguistics*, 33(2):201–228.

Michael Collins, Philipp Koehn, and Ivo Kucerova. 2005. Clause restructuring for statistical machine translation. In *Proc. ACL*, pages 531–540.

Yang Feng, Yang Liu, Qun Liu, and Trevor Cohn. 2012. Left-to-right tree-to-string decoding with prediction. In *Proc. EMNLP*, pages 1191–1200.

Daniel Flannery, Yusuke Miyao, Graham Neubig, and Shinsuke Mori. 2011. Training dependency parsers from partially annotated corpora. In *Proc. IJCNLP*,

Hideki Isozaki, Tsutomu Hirao, Kevin Duh, Katsuhito Sudoh, and Hajime Tsukada. 2010a. Automatic evaluation of translation quality for distant language pairs. In *Proc. EMNLP*, pages 944–952.

Hideki Isozaki, Katsuhito Sudoh, Hajime Tsukada, and Kevin Duh. 2010b. Head finalization: A simple reordering rule for SOV languages. In *Proc. WMT and MetricsMATR*.

Rasoul Samad Zadeh Kaljahi, Raphael Rubino, Johann Roturier, and Jennifer Foster. 2012. A detailed analysis of phrase-based and syntax-based machine translation: The search for systematic differences. In *Proc. AMTA*.

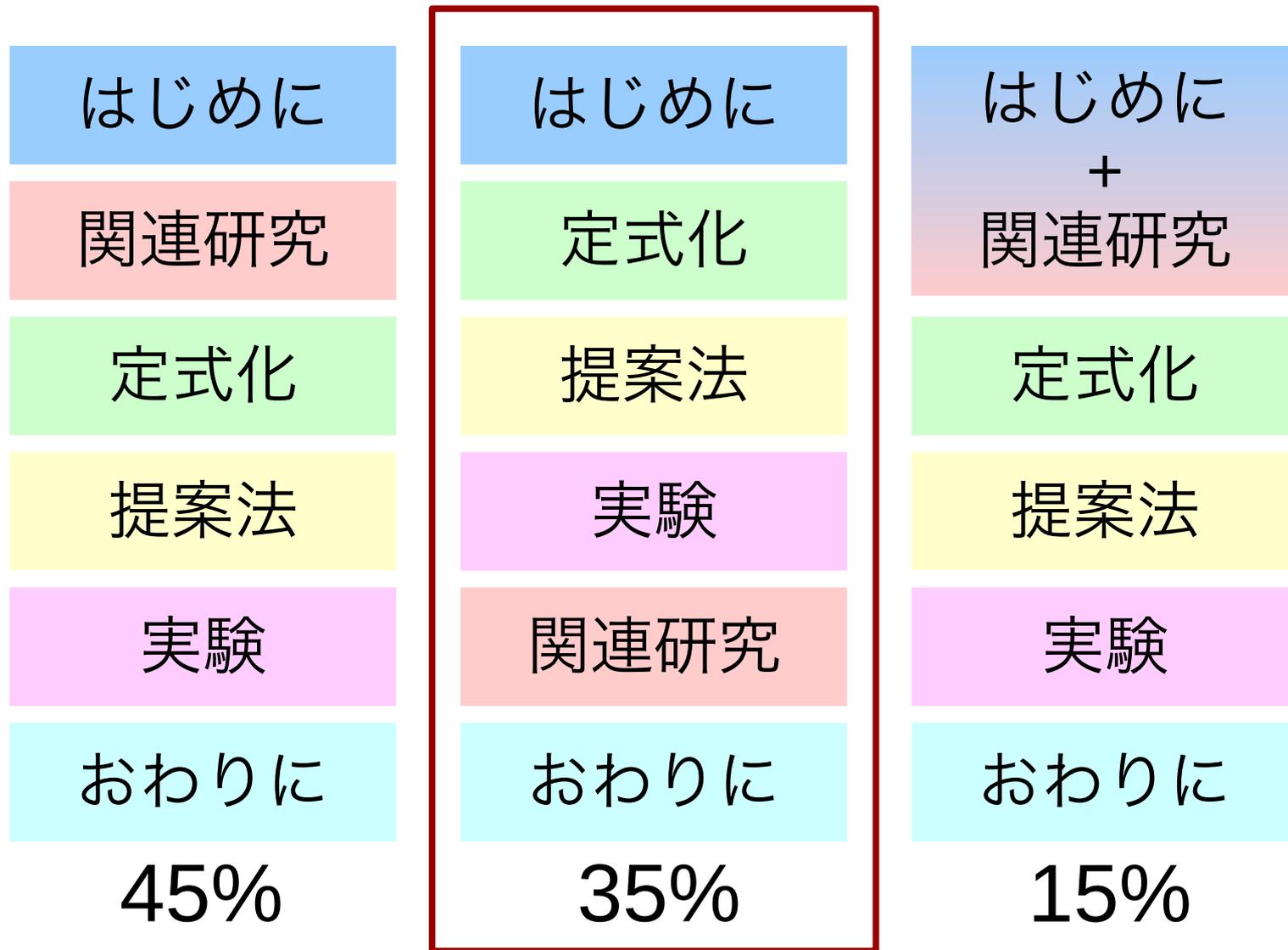
Philipp Koehn, Hieu Hoang, Alexandra Birch, Chris Callison-Burch, Marcello Federico, Nicola Bertoldi, Brooke Cowan, Wade Shen, Christine Moran, Richard Zens, Chris Dyer, Ondrej Bojar, Alexandra Constantin, and Evan Herbst. 2007. Moses: Open source toolkit for statistical machine translation. In *Proc. ACL*, pages 177–180.

英語を大量に読むコツ

- 読むスピードを測る
- 1つの論文でつまづかない [1]
- 早いうちに論文紹介をする [1]
- 読み終わった後で要約を書く

論文の構成

論文の3大構成



ACL 論文
の割合：

今回採用

概要	($\frac{1}{4}$ ページ)
はじめに	(1 ページ)
問題の定式化	(1~2 ページ)
提案法・詳細	(2~5 ページ)
実験	(1~3 ページ)
関連研究	($\frac{1}{2}$ ページ)
おわりに	($\frac{1}{2}$ ページ)
参考文献	(1~2 ページ)

概要 (Abstract) の役割

- 2重の役割
 - 論文の内容を簡潔に説明
 - 論文の査読者を決定

ID	Title, Authors and keywords	Format	Bids
11	[Abstract]		<input checked="" type="radio"/> Yes <input type="radio"/> Maybe <input type="radio"/> No <input type="radio"/> Conflict <input checked="" type="checkbox"/> Yes
19	[Abstract]		<input type="radio"/> Yes <input type="radio"/> Maybe <input checked="" type="radio"/> No <input type="radio"/> Conflict <input type="checkbox"/> No
26	[Abstract]		<input type="radio"/> Yes <input checked="" type="radio"/> Maybe <input type="radio"/> No <input type="radio"/> Conflict <input type="checkbox"/> Maybe

タイトル・キーワード

形式

査読したいか？

30

概要の基本

- 4 文構成：
 - 1) 取り組みたい問題を紹介
 - 2) 提案法の概要を紹介
 - 3) 提案法の詳細・利点を紹介
 - 4) 提案法の効果を紹介

Abstract の例

- Annotation errors can significantly hurt classifier performance, yet datasets are only growing noisier [...].
アノテーション誤りは分類器の精度低下の原因となるが、実データに含まれるノイズの割合はますます増加している
- In this paper, we present a robust extension of logistic regression that incorporates the possibility of mislabelling directly into the objective.
本論文では、ロジスティック回帰に、ラベル付け誤りの可能性を考慮した目的関数を導入することで、頑健に学習するように拡張する
- This model can be trained through nearly the same means as logistic regression, and retains its efficiency on high-dimensional datasets.
提案モデルはロジスティック回帰とほぼ同様の学習法で学習可能であり、高次元データに対する効率性は損なわれない
- We conduct experiments on named entity recognition data and find that our approach can provide a significant improvement over the standard model when annotation errors are present.
実験的評価を固有表現抽出タスクで行い、ノイズを含むデータにおいて提案法が従来法を有意に上回ることを示す

概要	($\frac{1}{4}$ ページ)
はじめに	(1 ページ)
問題の定式化	(1~2 ページ)
提案法・詳細	(2~5 ページ)
実験	(1~3 ページ)
関連研究	($\frac{1}{2}$ ページ)
おわりに	($\frac{1}{2}$ ページ)
参考文献	(1~2 ページ)

はじめに (Introduction)

ストーリーの説明
今回の貢献の説明
以上。

ストーリーの説明

- 今回解きたい問題は何？
- この問題はなぜ面白いのか？
- (一番関連する先行研究で)
なぜ解けないか？

今回の貢献の説明

- 述べた問題をどう解決するか？
- その結果、どの嬉しいことがあるか？

べし・べからず集

- べからず
 - 「近年、...」
 - 「本論文の構成は、...」
- べし
 - 違いを明らかに
 - 図を活用
 - 問いかける
 - 貢献を明らかに

貢献を明らかに

community). Below is a high-level outline of this paper.

- We formalize our approach within a probabilistic graphical model framework, inference in which yields “code-switched” text that maximizes a surrogate to the acquisition rate objective.
- We compare this global method to several baseline techniques, including the strong “high-frequency” baseline.
- We analyze the operating range in which our model is effective and motivate the near-future extension of this approach with the proposed improvements.

[Labutov+ 14]

parsing (McClosky et al., 2010). Our contributions are summarised as follows:

- Given the distribution w_S of a word w in a source domain S , we propose a method for learning its distribution w_T in a target domain T .
- Using the learnt distribution prediction model, we propose a method to learn a cross-domain POS tagger.
- Using the learnt distribution prediction model, we propose a method to learn a cross-domain sentiment classifier.

To our knowledge, ours is the first successful attempt to learn a model that predicts the distribution of a word across different domains.

[Bollegala+ 14]

箇条書きが効果的

「近年…」

- In recent years, with the spread of the Web, massive amounts of text information have become available.
近年、ウェブの普及により、膨大なテキスト資源が入手可能となっている。
- In recent years, with our increasingly international society, the need to communicate with people of other cultures is more important than ever.
近年、社会の国際化に伴い、文化間のコミュニケーションはますます重要性を増している。

ほぼ情報量ゼロ！

(削除して次の文から始めよう)

違いを明らかに

In this paper, we present a hybrid approach to sentence simplification which departs from this previous work in two main ways.

First, it combines a model encoding probabil-

...

Second, our approach is semantic based. While

...

[Narayan+ 14]

To solve above issues, this paper proposes a more general and effective framework for semi-supervised dependency parsing, referred to as *ambiguity-aware ensemble training*. Different from traditional self/co/tri-training which only use 1-best parse trees on unlabeled data, our approach adopts ambiguous labelings, represented by parse

[Li+ 14]

本研究は以下の要因が先行研究と異なる：

まず、...

また、...

1-best 構文木を用いる通常の自己学習と異なり、提案手法は曖昧性を残したラベルを取り扱える。

図の活用

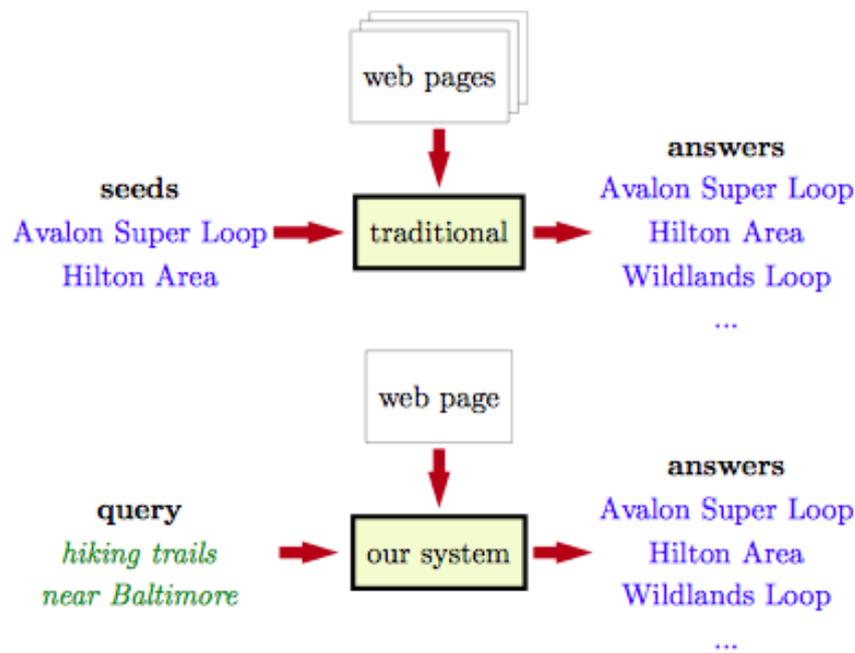


Figure 1: Entity extraction typically requires additional knowledge such as a small set of seed examples or depends on multiple web pages. In our setting, we take as input a natural language query and extract entities from a single web page.

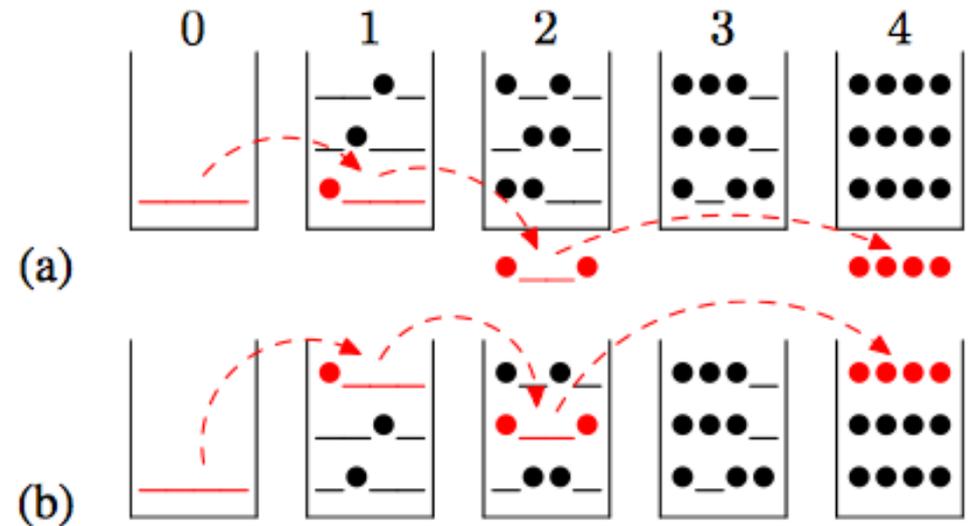


Figure 1: (a) Some potentially promising partial translations (in red) fall out of the beam (bin 2); (b) We identify such partial translations and assign them higher model scores so that they are more likely to survive the search.

[Liu+ 14]

[Pasupat+ 14]

質問で問いかける

To achieve its expressiveness, CCG exhibits so-called “spurious” ambiguity, permitting many non-standard surface derivations which ease the recovery of certain dependencies, especially those arising from type-raising and composition. But this raises the question of what is the most suitable model for CCG: *should we model the derivations, the dependencies, or both?* The choice for

[Xu+ 14]

しかし、CCGの最も有効なモデル化手法は何なのか？導出をモデル化すべきか、係り受けをモデル化すべきか、それとも両方をモデル化すべきか？

How does one make a message “successful”? This question is of interest to many entities, including political parties trying to *frame* an issue (Chong and Druckman, 2007), and individuals attempting to make a point in a group meeting. In the first

[Tan+ 14]

伝えたいメッセージを読者の頭に残るようにするには、どうしたら良いのか？

「本論文の構成は...」

The structure of the paper is as follows. First, in Section 2 we introduce the formulation of the problem. In Section 3, we introduce our proposed method. In Section 4, we describe our experiments, and summarize the results. In Section 5 we describe related work, and in Section 6 we state our conclusions and discuss future work.

(本論文の構成は以下の通りである。まず2節で問題の定式化を行う。3節では、提案法を導入する。4節では実験的評価について述べ考察を行う。5節で先行研究を紹介し、6節で今回のまとめと今後の課題について述べる)

ほぼ情報量ゼロ！

代わりにイントロ中に参照を

However, the utility of such a representation for summarization depends on the quality of pattern clusters. In particular, event patterns must correspond to grammatically correct sentences. Introducing an incomplete or incomprehensible pattern (e.g., *PER said PER*) may negatively affect both event detection and sentence generation. Related work on paraphrase detection and relation extraction is mostly *heuristics-based* and has relied on hand-crafted rules to collect such patterns (see Sec. 2). A standard approach is to focus on binary relations between entities and extract

the dependency path between the two entities as an event representation. An obvious limitation of this approach is there is no guarantee that the extracted pattern corresponds to a grammatically correct sentence, e.g., that an essential prepositional phrase is retained like in *file for a divorce*.

In this paper we explore two novel, data-driven methods for event pattern extraction. The first, *compression-based* method uses a robust sentence compressor with an aggressive compression rate to get to the core of the sentence (Sec. 3). The second, *memory-based* method relies on a vast collection of human-written headlines and sentences to find a substructure which is known to be grammatically correct (Sec. 4). While the latter method comes closer to ensuring perfect grammaticality, it introduces a problem of efficiently searching the vast space of known well-formed patterns. Since standard iterative approaches comparing every pattern with every sentence are prohibitive here, we present a search strategy which scales well to huge collections (hundreds of millions) of sentences.

[Pighin+ 14]

概要	($\frac{1}{4}$ ページ)
はじめに	(1 ページ)
問題の定式化	(1~2 ページ)
提案法・詳細	(2~5 ページ)
実験	(1~3 ページ)
関連研究	($\frac{1}{2}$ ページ)
おわりに	($\frac{1}{2}$ ページ)
参考文献	(1~2 ページ)

先行研究はまだ！

先行研究は複雑...



先行研究は長い...



画像：
Flickr cristiano_betta,
CollegeDegrees360

問題の定式化

- どのような問題を詳しく？
- 変数等の紹介
- この部分ではまだ「提案法」に触れない

問題の説明にも実例を！

2 Preordering for SMT

Machine translation is defined as transformation of source sentence $F = f_1 \dots f_J$ to target sentence $E = e_1 \dots e_I$. In this paper, we take the pre-ordering approach to machine translation (Xia and McCord, 2004), which performs translation as a two step process of reordering and translation (Figure 1). Reordering first deterministically transforms F into F' , which contains the same words as F but is in the order of E . Translation then transforms F' into E using a method such as phrase-based SMT (Koehn et al., 2003), which can produce accurate translations when only local reordering is required.

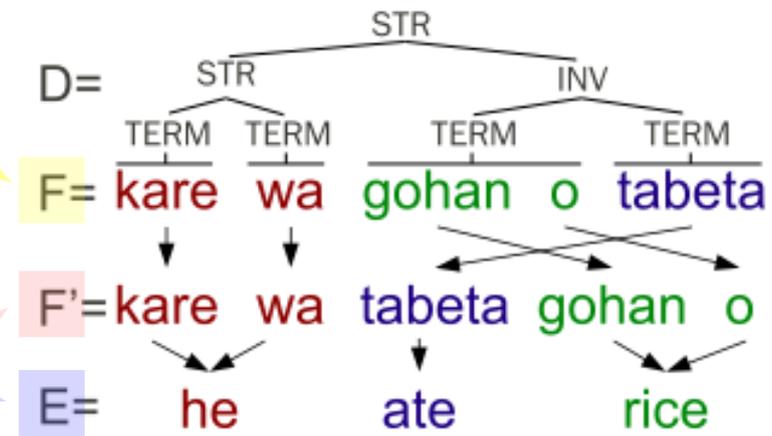


Figure 1: An example with a source sentence F reordered into target order F' , and its corresponding target sentence E . D is one of the BTG derivations that can produce this ordering.

[Neubig+ 12]

提案法

- 直感的に伝える (1 番！)
- 詳細も伝える (2 番)

提案法の説明でありがちな間違い

- いきなり詳細に入って、直感を伝えない
 - 直感が分かって初めて詳細を
- 逆に重要な詳細を伝えない
 - 式・アルゴリズムは書くべし
- イントロで約束したことを書かない
 - イントロがすべてカバーされたことを確認

概要	($\frac{1}{4}$ ページ)
はじめに	(1 ページ)
問題の定式化	(1~2 ページ)
提案法・詳細	(2~5 ページ)
実験	(1~3 ページ)
関連研究	($\frac{1}{2}$ ページ)
おわりに	($\frac{1}{2}$ ページ)
参考文献	(1~2 ページ)

実験の2つの役割

- 1) イントロの約束が満たされたか？
- 2) 他の手法と比べてどうか？

2) を忘れる研究は非常に多い

2) を忘れると痛い目に遭うことが多い

分かりやすい評価・分かりにくい評価

分かりやすい評価	分かりにくい評価
標準のデータ (評価タスク) を利用	独自のデータを利用。公開しないなら更に
標準の評価尺度 (BLEU, ROUGE) を利用	独自の評価尺度を利用
最近発表された研究をベースラインにし、精度で上回る	ベースラインとの比較がない。 もしくは、有意差で上回らない

ただ、分かりにくいからと言って
悪いという訳ではない

価値があれば覚悟を決めて取り組もう

詳細な実験結果

- 要因を明らかにする 1 個抜き実験 (Ablation Test)

Method	Ave. prec. (%)
Proposed	46.27
w/o Context features	45.68
w/o Association features	45.66
w/o Semantic relation features	44.44
Base features only	41.29

Table 3: Ablation tests.

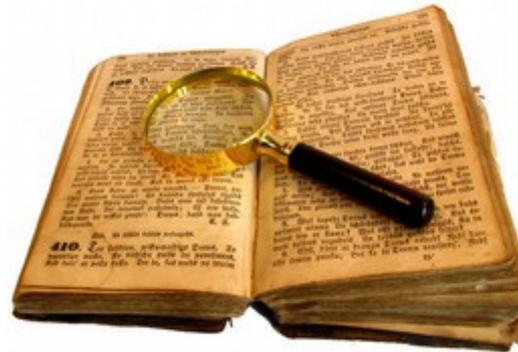
[Hashimoto+ 14]

- 実例
 - + 実例がたまたまでないことを示す分析！

概要	($\frac{1}{4}$ ページ)
はじめに	(1 ページ)
問題の定式化	(1~2 ページ)
提案法・詳細	(2~5 ページ)
実験	(1~3 ページ)
関連研究	($\frac{1}{2}$ ページ)
おわりに	($\frac{1}{2}$ ページ)
参考文献	(1~2 ページ)

関連文献の2つの役割

1) 読者の分野の理解を深める



2) 今回の研究の違いを明らかに

	A	B	C
従来法	○	×	×
提案法	○	○	○

関連した研究が入っていないならば

知らなかった

→ 十分周りの技術を**把握**していない

知っていた

→ わざと不都合な情報を**隠**している

どちらも問題...
論文の採否が決まる可能性

叩く必要はない！

叩く

Smith et al. (2015) has the serious disadvantage of not incorporating semantic context, which is known to be essential for this task.

Smith ら (2015) の研究は本タスクにおいて重要とされている意味情報を取り入れることができないという深刻な問題点がある。

叩かない

We follow in the footsteps of Smith et al. (2015), further expanding their model to allow the incorporation of not only syntactic, but also semantic information.

我々は Smith ら (2015) の研究を、統語情報だけでなく、意味情報も考慮できるように拡張する。

Smith さんはこの論文を読む可能性が高い！

概要	($\frac{1}{4}$ ページ)
はじめに	(1 ページ)
問題の定式化	(1~2 ページ)
提案法・詳細	(2~5 ページ)
実験	(1~3 ページ)
関連研究	($\frac{1}{2}$ ページ)
おわりに	($\frac{1}{2}$ ページ)
参考文献	(1~2 ページ)

おわりに (Conclusion)

- 3文ぐらいで、問題、提案法、結果
- 今後の課題
 - 出来なかったことを素直に認めよう

概要	($\frac{1}{4}$ ページ)
はじめに	(1 ページ)
問題の定式化	(1~2 ページ)
提案法・詳細	(2~5 ページ)
実験	(1~3 ページ)
関連研究	($\frac{1}{2}$ ページ)
おわりに	($\frac{1}{2}$ ページ)
参考文献	(1~2 ページ)

参考文献の落とし穴

- 参考文献がそもそもリストに入っていない
- 会議名等が抜けている

It is important to check the references [?].

- 著者の表記法（頭文字か、フルネームか）の不一致

Philipp Koehn and Hieu Hoang. 2007. Factored translation models. In *Proc. EMNLP*.

P. Koehn, F.J. Och, and D. Marcu. 2003. Statistical phrase-based translation. In *Proc. HLT*, pages 48–54.

- 固有名詞が小文字

T. Kudo, H. Ichikawa, and H. Kazawa. A joint inference of deep case analysis and zero subject generation for *japanese-to-english* statistical machine translation. In *Proc. ACL*, pages 557–562, 2014.

P. Pasupat and P. Liang. Zero-shot entity extraction from web pages. pages 391–401, 2014.

- 会議名が揃っていない

I. Labutov and H. Lipson. Generating code-switched text for lexical learning. In *Proceedings of the 52nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pages 562–571, 2014.

Z. Li, M. Zhang, and W. Chen. Ambiguity-aware ensemble training for semi-supervised dependency parsing. In *Proc. ACL*, pages 457–467, 2014.

BibTeX を使いましょう

- BibTeX ファイルの作り方：

```
@inproceedings{neubig11aclshort,
  title = {Pointwise Prediction for Robust, Adaptable {Japanese} Morphological Analysis},
  author = {Graham Neubig and Yosuke Nakata and Shinsuke Mori},
  booktitle = ACL11,
  ;;address = {Portland, USA},
  pages = {529--533},
  year = {2011}
}
```

中括弧で
大文字を保持

会議名を変数にし、
正式名称・略称の
切り替えが可能に

- BibTeX データ源

Google
Scholar

[Pointwise prediction for robust, adaptable Japanese morphological analysis](#)
[G Neubig, Y Nakata, S Mori - Proceedings of the 49th Annual Meeting of ..., 2011 - dl.acm.org](#)
 Abstract We present a **pointwise** approach to **Japanese morphological analysis** (MA) that ignores structure information during learning and tagging. Despite the lack of structure, it is able to outperform the current state-of-the-art structured approach for **Japanese MA**, and ...
 Cited by 68 Related articles All 13 versions Cite Saved

ACL
Anthology

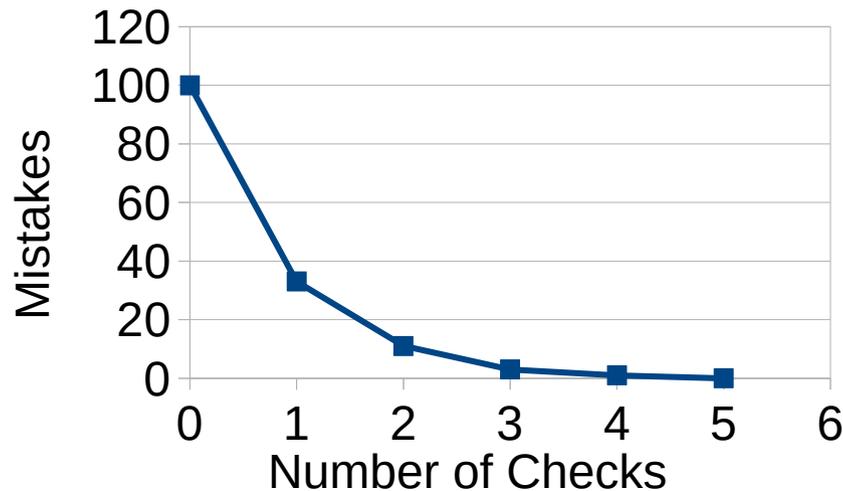
[P11-2093 \[bib\] \[software\]: Graham Neubig; Yosuke Nakata; Shinsuke Mori](#)
[Pointwise Prediction for Robust, Adaptable Japanese Morphological Analysis](#)

添削が命

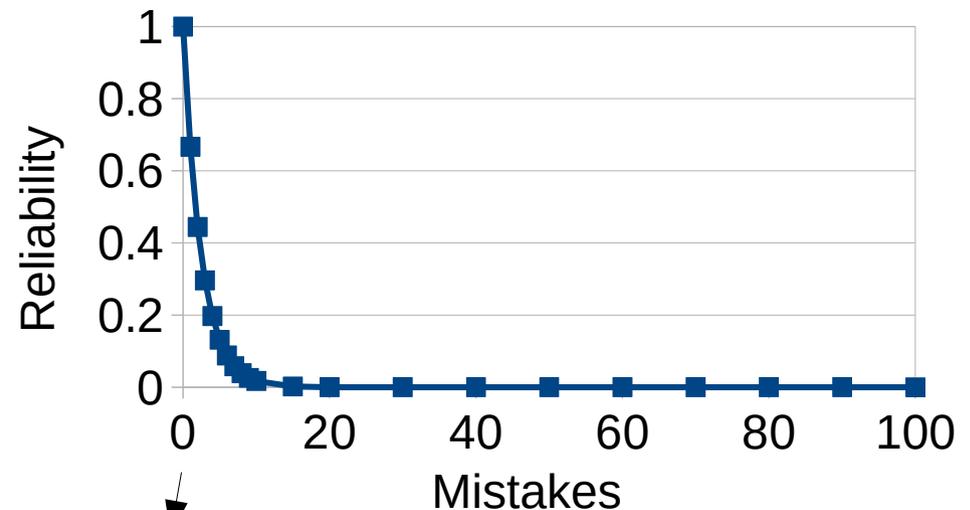
添削回数、論文のミス、論文の信頼性

仮定：第1稿に100個のミス

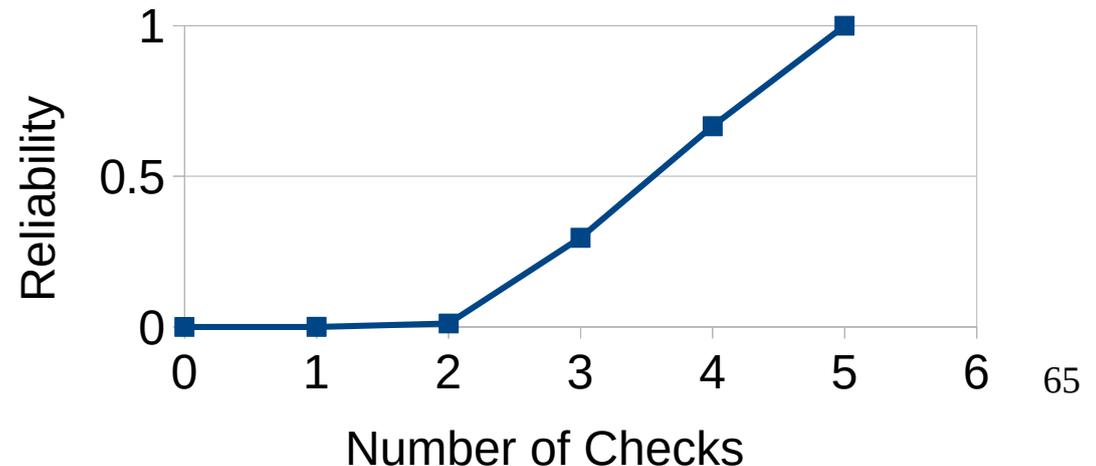
仮定：添削をするたびに、
ミスの2/3が見つかる



仮定：含まれるミスごとに、
読者の信頼が1/3減少



つまり、添削回数と
信頼性の関係は：



誰に読んでもらう？

- 自分
- 共著者
- 知り合い
- 査読者

自分で読む時

- 意味的な矛盾
- 形式的なミス
- スペルチェック・文法チェック

紙にプリントして、声を出して
読みましょう

共著者が読む時

- 自分で読むときと同じ役割
- 共著者の方が研究経歴が長い場合が多い

目安：初めての国際会議なら、
遅くて2週間前に第1稿？

知り合いが読む時

- 「知らない人の観点」がものすごく大事
- 細かいところより、「分からなかった」
のが重要

「初めて読む」のは一回しかできない

査読者が読む時

- 論文の採否が決まる
- と同時にアドバイスをもらうことが多い

査読者の時間も貴重
(厳しくても) コメントに感謝しよう

他人のアドバイスを受け入れる

これはとても難しい...

きちんと読んでいない...理解できていない...

斜め読みでも理解できる書き方をしよう

コメントが細かい...木を見て森を見ず...

価値観の違いはある、きっちり対応しよう

論文英語の基本

基本中の基本

- スペルチェックを使う
- 句読点のスペースに注意
 - 前にスペースを入れる ([{
 - 後にスペースを入れる)] } : . , ! ?
- 大文字に注意
 - 文中の大文字は人名・地名だけ、手法名は小文字
 - タイトルでは、内容語が大文字、機能語が小文字

論文特有の言い回しを

- a lot → many
- means → indicates
- really → very
- 文頭の But, → However,
- 文頭の Also, → In addition,
- 文頭の So, → Thus,

冠詞

- つけない
 - 人名などの固有名詞
 - 「~ion」で終わる、動作を表す名詞
 - 複数形。ただし、特定の集合の場合はつける
- つける
 - それ以外。つけないのは例外だと考えて
- 悩む場合は Weblio で「可算名詞」か「不可算名詞」かを確認

なるべく能動態を使うように

受動態

A corpus was gathered
and a model was trained.

It can be seen that ...

In the next section, ...
is described.

It may be thought that
this will

能動態

We gathered a corpus
and trained a model.

We can see that ...

The next section
describes

You may think that this
will ...

論文の アフターケア

論文 != 影響

「ある分野の第一人者になるのは簡単。新しい分野を作れば良い。ただ、第二人者になってくれる人はそう簡単には見つからない。」

とある先生の言葉

影響を与える論文の条件

- 内容：
他の研究者が重要と認識する問題を解決
- 見せ方：
学会やウェブページで研究をうまく発信
- 使いやすさ：
ツールやデータを提供

発表のこつ

- スライドのテキストをなるべく少なく
(ただし、原稿を用意)
- 最初の数枚を工夫
(問題意識を分かりやすく)
- 練習・練習・練習
(最初の発表なら、50回?)

コード・データの公開

	コード	データ
公開する時	自分のデータセットですぐに動かせる	すぐに再現実験ができる
公開しない時	再実装するコスト 詳細が合っているかどうか どうかが不明	作り直す必要があり、非常に労力がかかる

プロジェクトページ

Deep Visual-Semantic Alignments for Generating Image Descriptions

Abstract

We present a model that generates free-form natural language descriptions of image regions. Our model leverages datasets of images and their sentence descriptions to learn about the inter-modal correspondences between text and visual data. Our approach is based on a novel combination of Convolutional Neural Networks over image regions, bidirectional Recurrent Neural Networks over sentences, and a structured objective that aligns the two modalities through a multimodal embedding. We then describe a Recurrent Neural Network architecture that uses the inferred alignments to learn to generate novel descriptions of image regions. We demonstrate the effectiveness of our alignment model with ranking experiments on Flickr8K, Flickr30K and COCO datasets, where we substantially improve on the state of the art. We then show that the sentences created by our generative model outperform retrieval baselines on the three aforementioned datasets and a new dataset of region-level annotations.

Technical Report

Deep Visual-Semantic Alignments for Generating Image Descriptions
 Andrej Karpathy, Li Fei-Fei

Code

See our code release on [Github](#), which allows you to train Multimodal Recurrent Neural Networks that describe images with sentences. You may also want to download the dataset JSON and VGG CNN features for Flickr8K (50MB), Flickr30K (200MB), or COCO (750MB). See our Github repo for more instructions. See the NeuralTalk [ModelZoo](#) for pretrained models.

Retrieval Demo

Our full retrieval results for a test set of 1,000 COCO images can be found in this [interactive retrieval web demo](#).

Region Annotations

We are collecting region annotations in text with AMT and will release them here. Coming soon.

Multimodal Recurrent Neural Network

Our Multimodal Recurrent Neural Architecture generates sentence descriptions from images. Below are a few examples of generated sentences:



"man in black shirt is playing guitar."



"construction worker in orange safety vest is working on road."

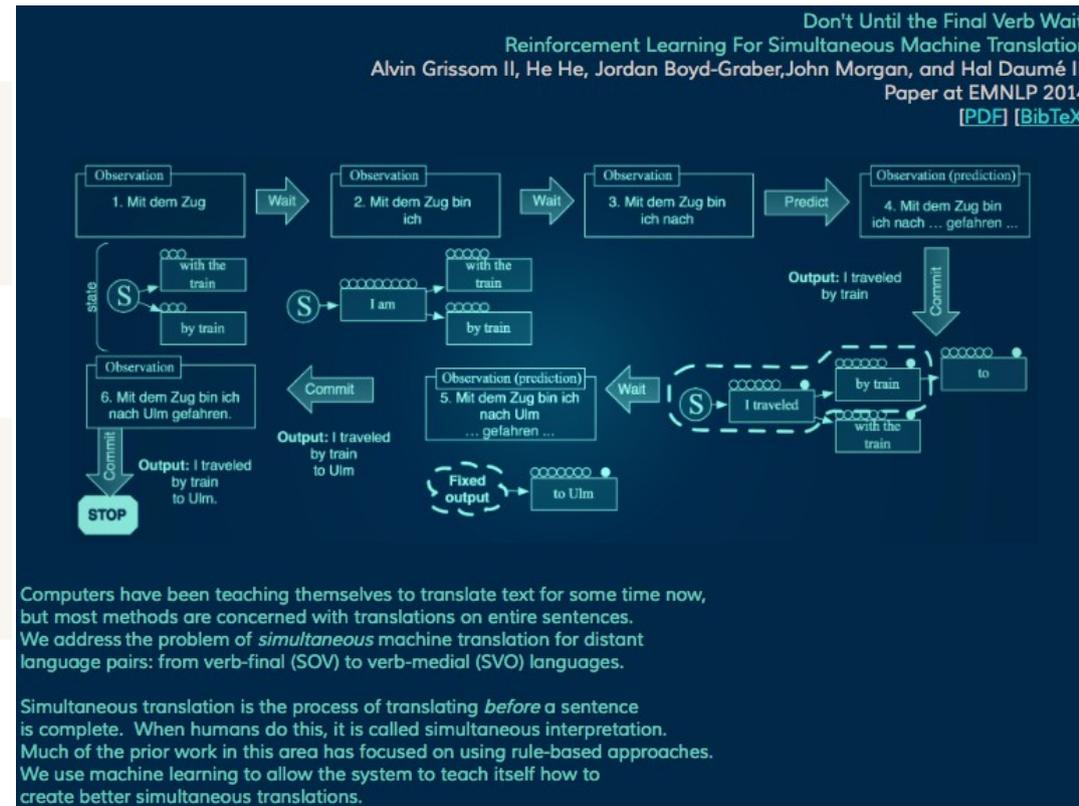


"two young girls are playing with lego toy."



"boy is doing backflip on wakeboard."

[Karpathy 14]



[Grissom 14]

おわりに

覚えておいてほしいこと

- 書いてみよう。
- ストーリーを伝えよう。
- 図や例をたくさん使おう。
- 何回も色々な人に見てもらおう。

参考文献

発表に関するアドバイス

- Simon Peyton Jones: How to Write a Great Research Paper
<http://research.microsoft.com/en-us/um/people/simonpj/papers/giving-a-talk/writing-a-paper-slides.pdf>
- 松尾豊：松尾ぐみの論文の書き方：英語論文
http://ymatsuo.com/japanese/ronbun_eng.html
- Graham Neubig：論文執筆スタイルガイド
<http://phontron.com/paper-guide.php>

論文例

- D. Bollegala, D. Weir, and J. Carroll. Learning to predict distributions of words across domains. In Proc. ACL, pages 613–623, 2014.
- C. Hashimoto, K. Torisawa, J. Kloetzer, M. Sano, I. Varga, J.-H. Oh, and Y. Kidawara. Toward future scenario generation: Extracting event causality exploiting semantic relation, context, and association features. In Proc. ACL, pages 987–997, 2014.
- I. Labutov and H. Lipson. Generating code-switched text for lexical learning. In Proc. ACL, pages 562–571, 2014.
- Z. Li, M. Zhang, and W. Chen. Ambiguity-aware ensemble training for semi-supervised dependency parsing. In Proc. ACL, pages 457–467, 2014.
- L. Liu and L. Huang. Search-aware tuning for machine translation. In Proc. EMNLP, pages 1942–1952, 2014.
- S. Narayan and C. Gardent. Hybrid simplification using deep semantics and machine translation. In Proc. ACL, pages 435–445, 2014.
- P. Pasupat and P. Liang. Zero-shot entity extraction from web pages. In Proc. ACL, pages 391–401, 2014.
- C. Tan, L. Lee, and B. Pang. The effect of wording on message propagation: Topic- and author-controlled natural experiments on twitter. In Proc. ACL, pages 175–185, 2014.
- J. Tibshirani and C. D. Manning. Robust logistic regression using shift parameters. In Proc. ACL, pages 124–129, 2014.
- W. Xu, S. Clark, and Y. Zhang. Shift-reduce CCG parsing with a dependency model. In Proc. ACL, pages 218–227, 2014.

プロジェクトページ例

- Andrej Karpathy: Deep Visual-Semantic Alignments for Generating Image Descriptions
<http://cs.stanford.edu/people/karpathy/deepimagesent/>
- Alvin Grissom II: Don't Until the Final Verb Wait: Reinforcement Learning For Simultaneous Machine Translation
<http://www.umiacs.umd.edu/~alvin/research/simtrans/>