

国際会議報告 EMNLP2015 (2) ～ 深層学習の観点から～

NTT Media Intelligence Laboratories
増村 亮

EMNLP2015では 深層学習の関連研究はどのくらいあった？

70件 / **312**

次の用語をタイトルに含む論文数 in EMNLP 2015

**“neural”, “lstm”, “recursive”, “rnn”, “recurrent”,
“cnn”, “convolution”, “dnn”, “deep”,
“embedding”, “distributed representation”**

70件をすべてフォローした発表は困難
なので、**2つの話題**に焦点を当て、
面白かった論文をいくつか紹介

- ① Distributed Representationに関する研究
- ② Encoder-Decoderに関する研究

※ 系列ラベリングのためにRNNやLSTMを適用する研究も、
もちろん発表があったが今回は除外

① Distributed Representationに関連する研究

○ 2年前くらいの話題の中心

- 単語の分散表現、いわゆるWord2Vec

○ 1年前～最近の話題の中心

- 文やドキュメントなどの可変長な系列を

固定長のベクトルで表現

- 単語の分散表現はそのためのツール化

○ 従来研究

□ Word Vector

- CBOW, Skip-gram [Mikolov+, NIPS 2013]
- GloVe [Pennington+, EMNLP 2014]

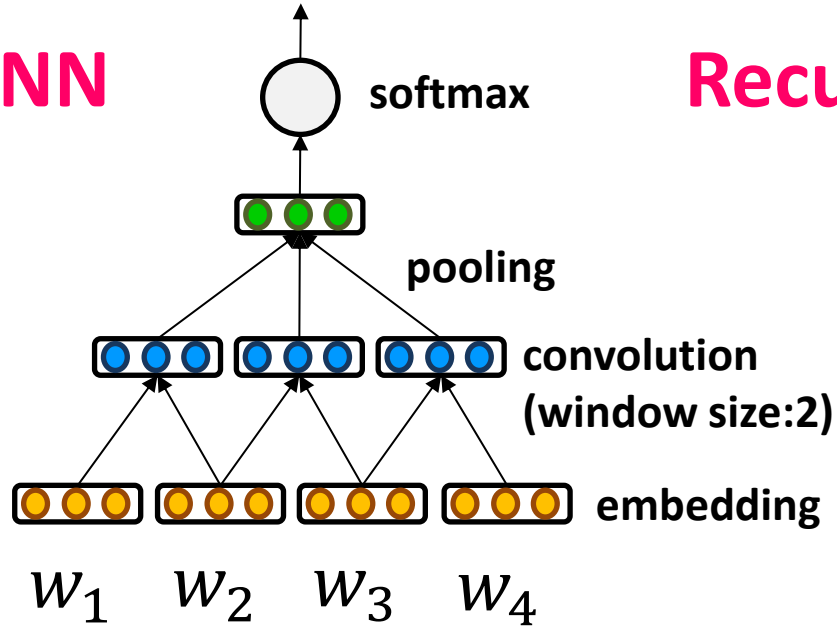
□ Sentence Vector

- Average of Word Vector
- Recursive-NN [Socher+, EMNLP 2011]
- Paragraph Vector [Le and Mikolov, ICML 2014]
- LSTM-RNN [Tai+, ACL 2015]
- CNN [Kalchbrenner+, ACL 2014][Kim, EMNLP 2014]
- Recursive LSTM [Tai+, ACL 2015][Zhu+, ICML 2015]

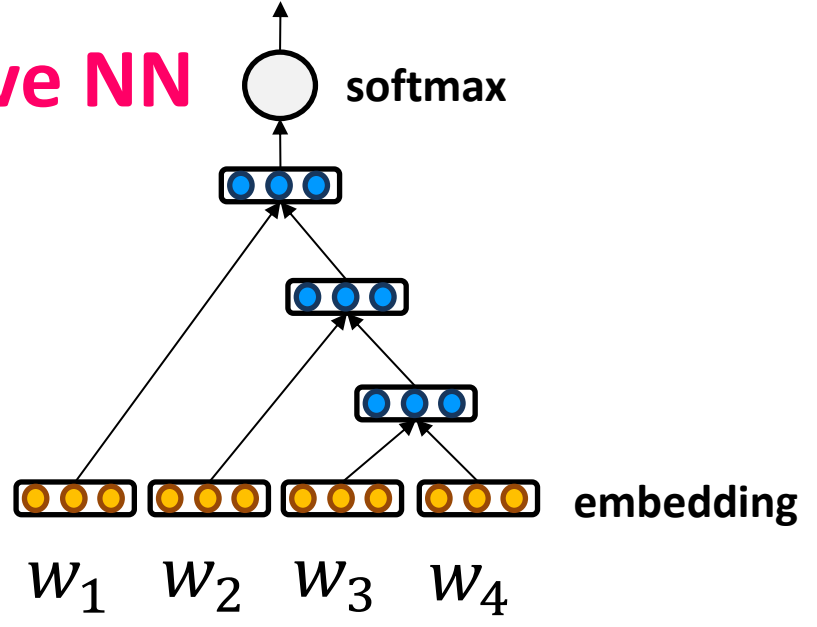
研究の流れ

○ Sentence Vectorによる識別器の例

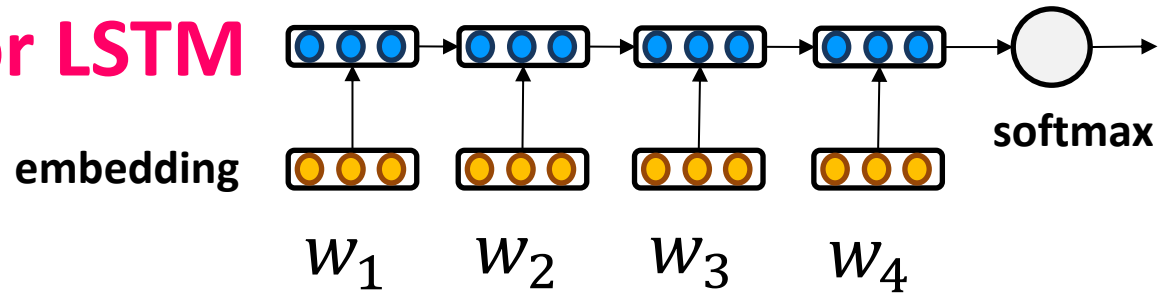
CNN



Recursive NN



RNN or LSTM



○ EMNLP2015における研究

- **文の分散表現の改良**
[Mou+, EMNLP 2015] [Lei+, EMNLP 2015]
- **文を複数含むドキュメントの分散表現**
[Tang+, EMNLP 2015][Lin+, EMNLP 2015][Liu+, EMNLP 2015]
- **2文間の関係をダイレクトにモデル化**
[Zhang+, EMNLP2015][He+, EMNLP 2015]

紹介論文 ①-1

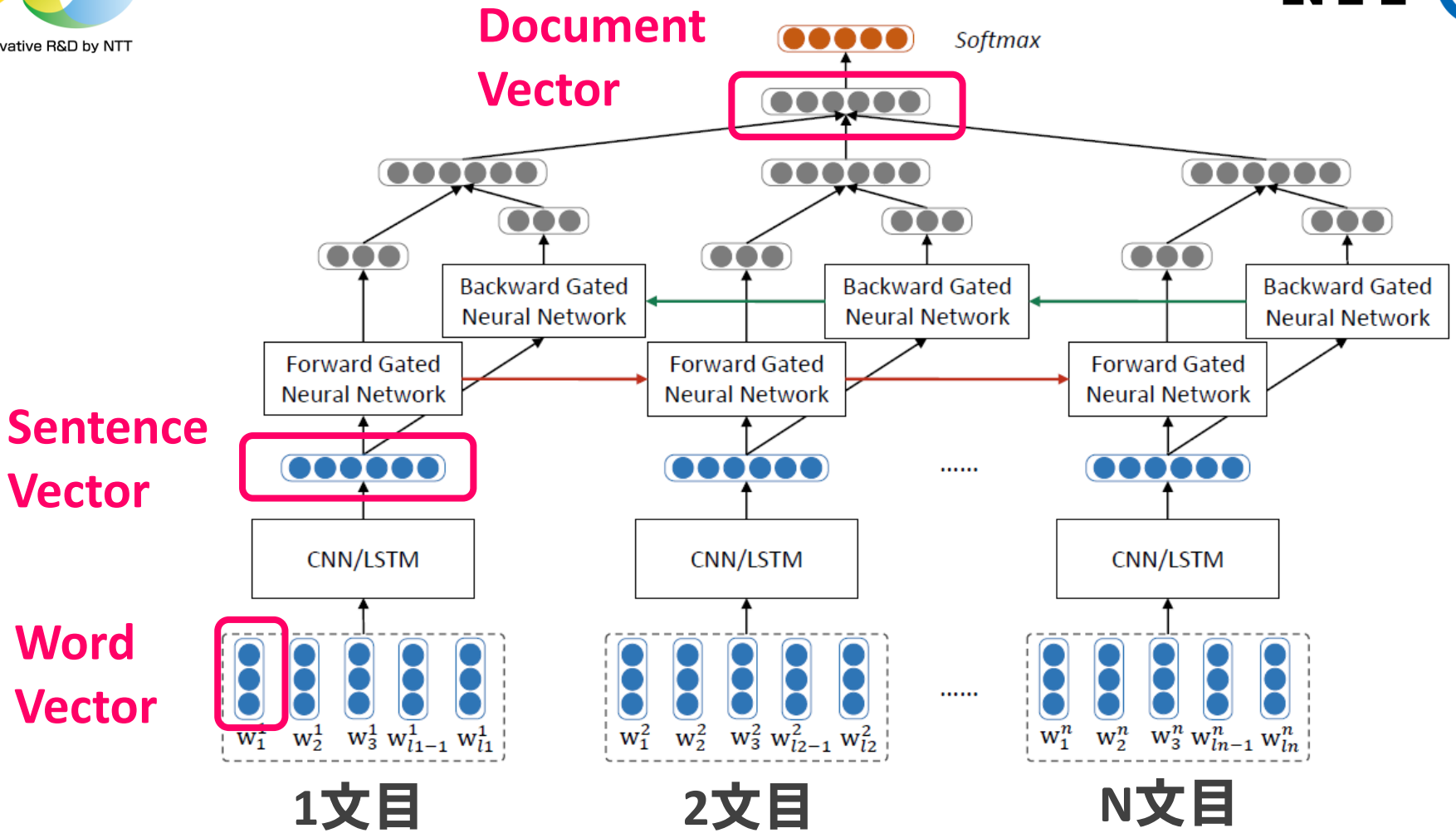
Document Modeling with Gated Recurrent Neural Network for Sentiment Classification [Tang+, EMNLP 2015]

□ 研究課題

- 複数の文を含むドキュメント単位でSentimentを識別したい
- 従来のSentence Vectorでは文を跨いだ関係を捉えられない

□ 内容

- ドキュメントの中に
複数の文を含むことを陽に捉えるために、
Sentence VectorをGated RNNでさらに捉えるモデル化を提案



**ドキュメントとラベルの組から、
誤差逆伝搬に基づき教師あり学習**

ドキュメント単位の Sentiment Classificationタスクによる評価

		Restaurant Review (5 class)	Movie Review (10 class)
	SVM - Bag of Words	61.1	39.9
	SVM - Average of Word Embedding	56.8	31.9
Sentence	Softmax- Paragraph Vector	60.5	34.1
Sentence	Softmax - CNN	61.5	37.6
Document	Softmax - CNN-GRNN	66.0	42.5
Document	Softmax - LSTM-GRNN	67.6	45.3

- Restaurant Review: 1ドキュメントあたり9文、150単語
- Movie Review: 1ドキュメントあたり14文、325単語

※ Stanford Sentimental Treebank: 1文、19単語

紹介論文 ①-2

Hierarchical Recurrent Neural Network for Document Modeling [Lin+, EMNLP 2015]

□ 研究課題

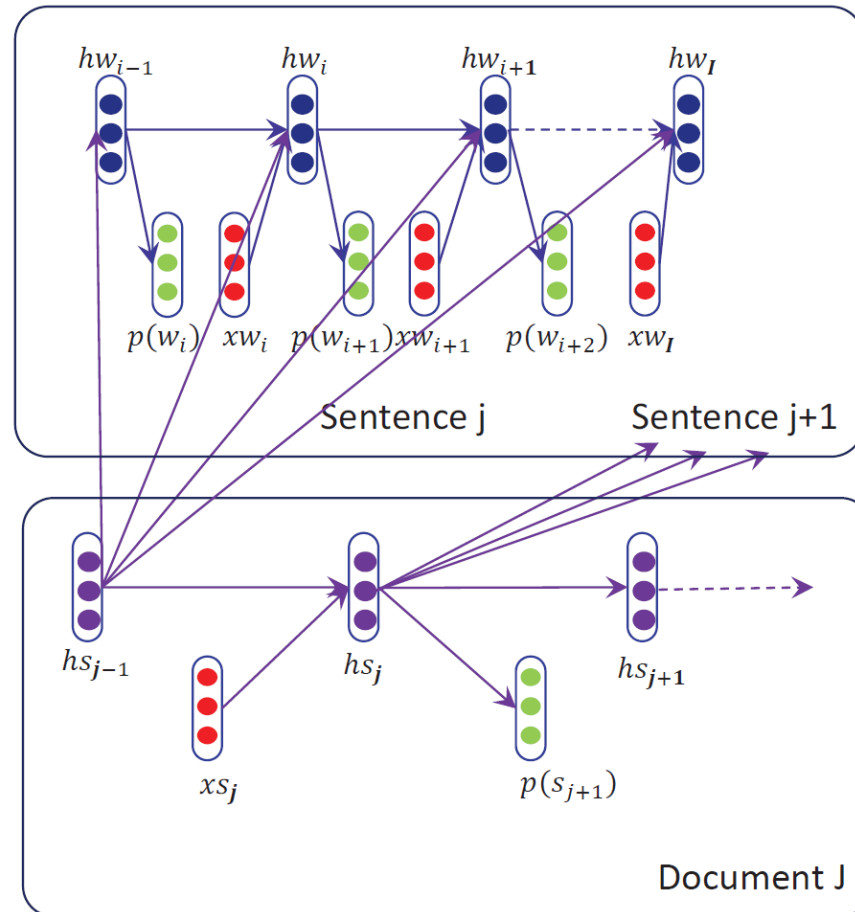
- 複数の文を含むデータに適用可能な言語モデルを作りたい
- 従来の技術では、ドキュメント中の文の並びを考慮できない

□ 内容

- ドキュメントの中の文の並びを捉えるRNNと、通常の単語についてのRNN (つまり、RNN言語モデル) を階層的に融合したモデル化を提案

**Wordの並びを
制御するRNN
(いわゆるRNNLM)**

**Sentenceの並びを
制御するRNN
(Sentenceは
Bag-of-Wordsで捉える)**



- **ドキュメント群から教師なし学習**
- **先にSentenceの並びのモデルを学習し、
そこを固定してWordの並びのモデルを学習**

複数の文を含むドキュメントを用いる IWSLT2014のコーパスから学習・評価 を行った場合のパープレキシティ

	Perplexity
RNNLM	183
Hierarichical RNNLM	174

○ ところで？

Sentence Vector構築に必要となる **Word Vector**
 をみんなどうやって構築している？ => まちまち

	Method	Data size	Dim	Tuning
[Zhang+, EMNLP 2015]	Word2Vec	Other	128	Fine-tuned
[Mou+, EMNLP 2015]	Word2Vec	In-Domain	300	Fixed
[Lei+, EMNLP 2015]	GloVe	Other	512	Fixed
[Zhang+, EMNLP 2015]	Skip-gram	Other	50	?
[Kim, EMNLP 2014]	CBOW	Other	300	Fine-tuned
[Liu+, EMNLP 2015]	Word2Vec	Other	100	Fine-tuned
[Tang+, EMNLP 2015]	Skip-Gram	In-Domain	200	Fixed
[Zeng+, EMNLP 2015]	Skip-Gram	In-Domain	50	Fixed

Fine-Tuningの有無 in Opinion Mining [Liu+, EMNLP 2015]

Word Vector
の学習データを
様々に変えて実験

Elman-RNN		-tune	+tune
+SENNNA	50	60.85	73.86
+Amazon	50	15.51	74.43
+Random	50	38.26	72.99
+Google	300	67.91	72.91
+Amazon	300	15.51	73.67

タスク外のデータから作ったWord Vectorは、
Fine-Tuningが必須であることが明らか

② Encoder-Decoderに関する研究

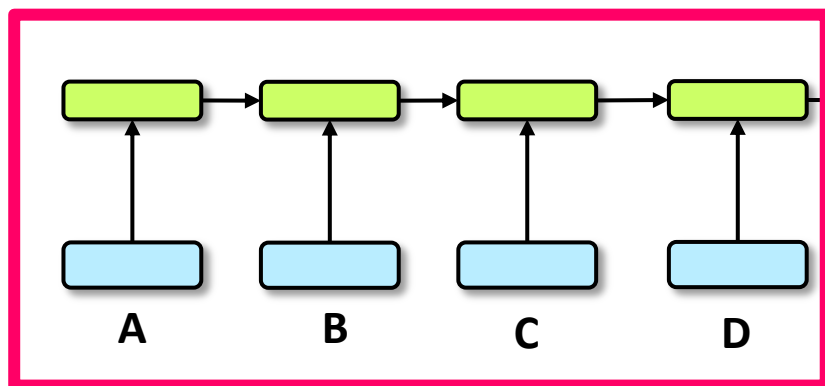
○ Encoder-Decoderとは？

(例) Input: A B C D

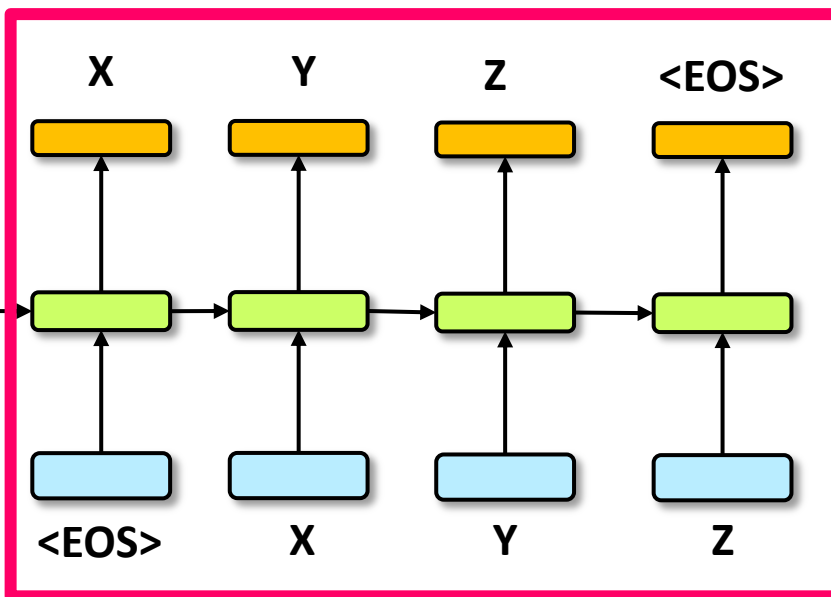
Output: X Y Z

Encoder

(Inputを固定長ベクトル化)



Decoder

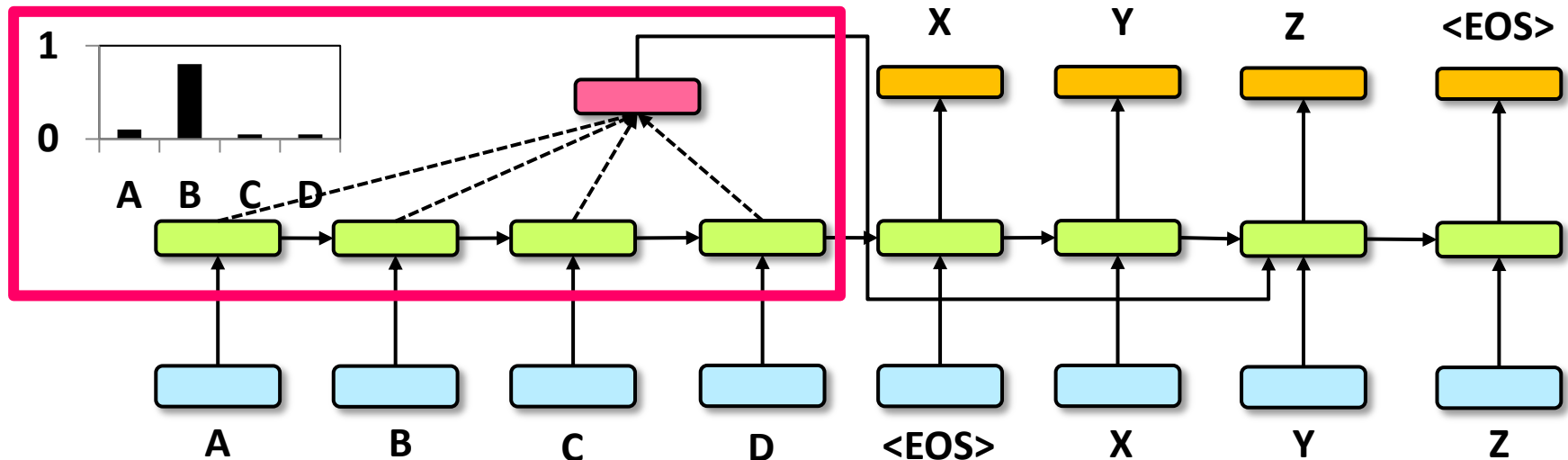


- Neural Machine Translation [Kalchbrenner and Blunsom, EMNLP 2013][Cho+, EMNLP 2014][Sutskever+, NIPS 2014]
- Neural Conversational Model [Vinyals and Le, Arxiv 2015]

○ 最近のEncoder-Decoder = Attention-based Model

- Neural Machine Translation [Bahdanau+, ICLR 2015]
- Speech Recognition [Chorowski+, Arxiv 2015]
- Image Caption Generation [Xu+, ICML 2015]

デコード時に、インプット側の各隠れ層の出力を重みづけの足し合わせて利用（どこに注目するかを決定）



○ EMNLP2015における研究

- **Neural Machine TranslationのState-of-the-art の紹介**
[Jean+, WMT 2015]
- **Attention-basedアプローチの改良**
[Luong+, EMNLP 2015]
- **別タスクでのEncoder-Decoderの利用**
 - **タスク型対話における応答生成** [Wen+, EMNLP 2015]
 - **要約文生成** [Rush+, EMNLP 2015]
 - **圧縮文生成** [Filippova+, EMNLP 2015]

紹介論文 ②-1 (Best paper)

Semantically Conditioned LSTM-based Natural Language Generation for Spoken Dialogue Systems [Wen+, EMNLP 2015]

□ 研究課題

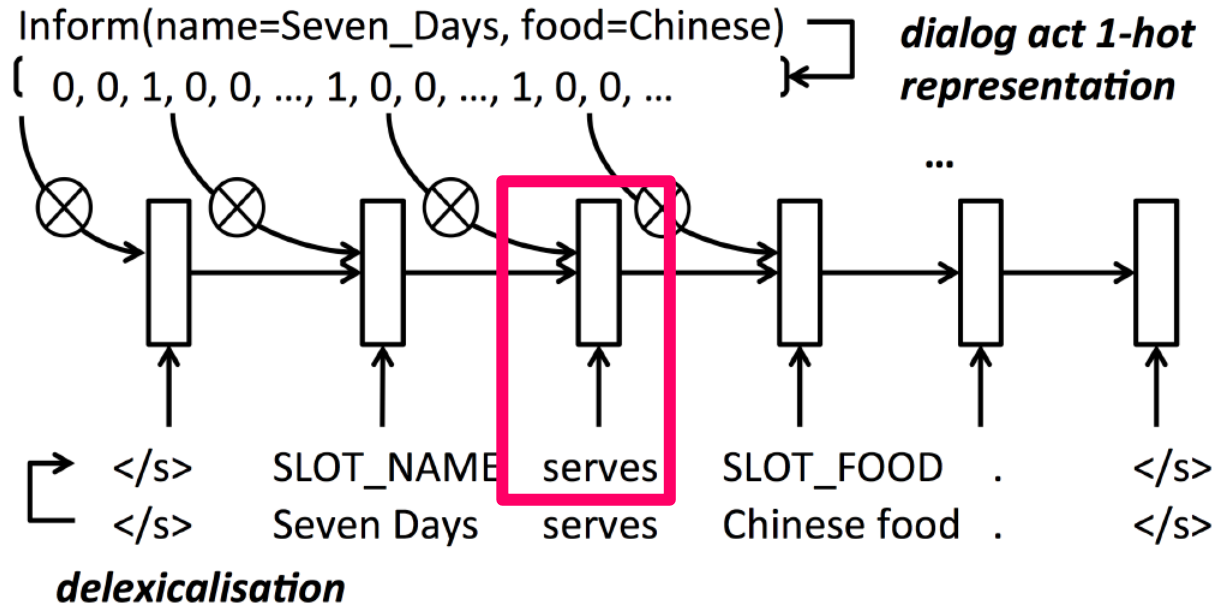
- Dialog Actの情報を入力しLSTMで応答文を生成する枠組み
- Hand-Craftedな仕組みをシステムごとに構築するのは困難
- Dialog Actを入力して文を出力する枠組みをうまく作りたい

□ 内容

- LSTMによるデコーダにおいて、
入力のDialog Actを制御するセルを直接導入

○ Dialog Act to Sentenceの仕組み

Dialog Actの情報と
単語コンテキスト
を用いて逐次生成



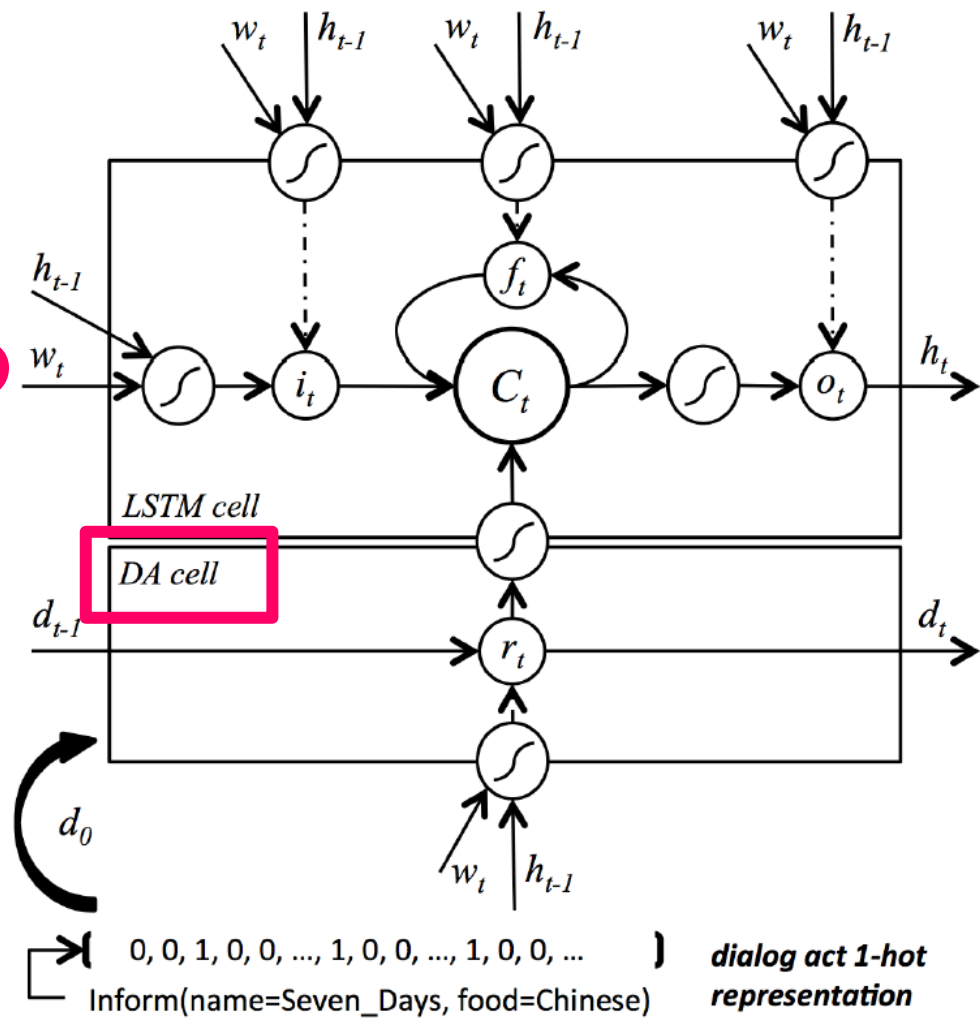
□ やりたいこと

- 生成済みの入力情報を**以後注目しない**ようにしたい

※ 従来はヒューリスティックに生成済みの情報を消していた [Wen+, SIGDIAL 2015]

○ Semantic Controlled LSTM cell

単語の生成時にどの
Dialog Actの情報を
使うかを自動制御



ホテル検索タスクでBLEUとSlot Error Rate (ERR)で評価

	BLUE	ERR (%)
Hand-Crafted	0.56	0.00
K-NN	0.68	1.87
LSTM without heuristics	0.81	1.93
LSTM with heuristics	0.81	1.53
SC LSTM	0.80	0.78
Deep SC LSTM	0.83	0.41

Input:

`inform(type = "hotel", count = "182", dogsallowed = "dontcare")`

Output:

There are 182 hotels if you do not care whether dogs are allowed

紹介論文 ②-2

A Neural Attention Model for Sentence Summarization
[Rush+, EMNLP 2015]

□ 研究課題

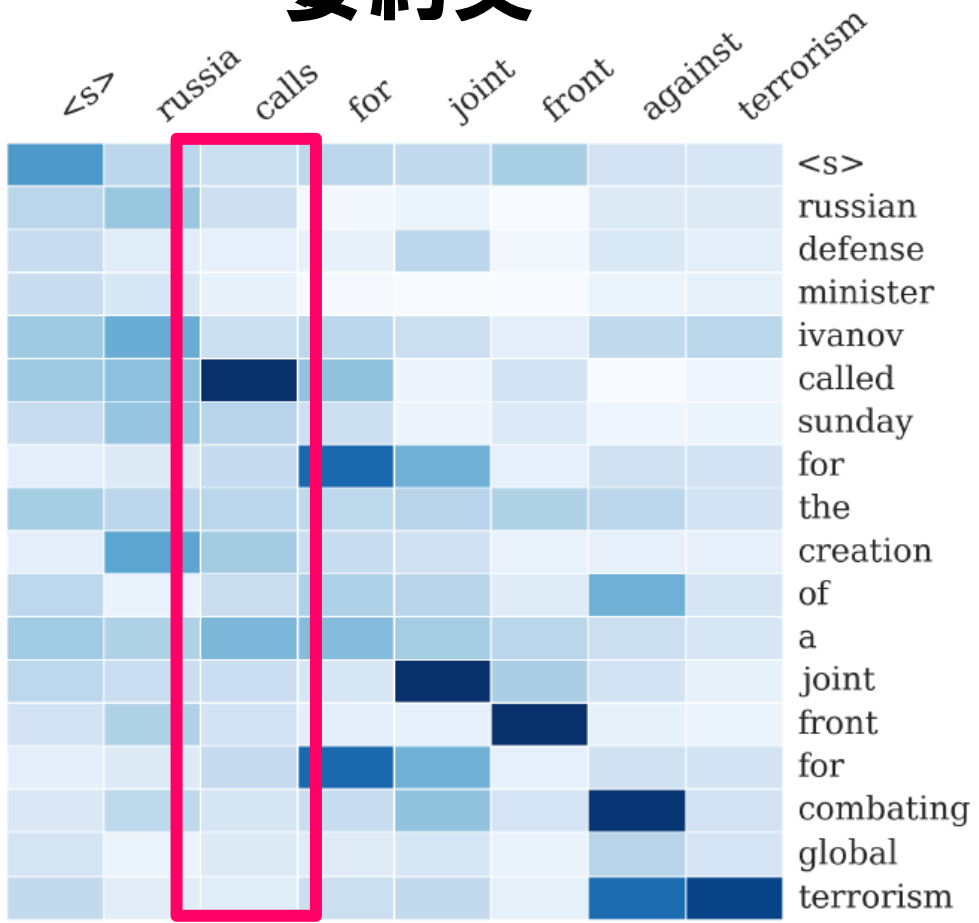
- 抽出型ではない生成型の文要約を対象とした研究
- 従来の生成型の文要約は、
クラシカルな統計的機械翻訳に基づく

□ 内容

- Encoder-Decoderの中でも
Attentionベースの方法による文要約を提案

○要約生成におけるAttentionの様子

要約文



原文

“calls”を生成する際
の原文の各単語
についての重み

DAC-2004コーパスを使って学習・評価

ROUGE-1

Sentence Compression	19.77
Traditional SMT (MOSES) with MERT	26.50
Attention-based NMT (この研究ではNMTはNNLMベース)	26.55
Attention-based NMT with MERT	28.18

原文

australian foreign minister stephen smith sunday congratulated new zealand 's new prime minister-elect john key as he praised ousted leader helen clark as a " gutsy " and respected politician .

要約文 (人手文と比べるとまだまだらしい)

australian foreign minister congratulates smith new zealand as leader .

終わりに

○ まとめ

EMNLP2015において、
深層学習に関連する研究は25%程度

- 文の分散表現 (20単語程度) から
ドキュメント (100-300単語、複数文) の分散表現へ
- Encoder-Decoderは発展途上だが確実に進歩、
様々な生成タスクへの適用が進む

○今後？

□ やはり重要！

- Encoder-Decoderアプローチの**ドメイン適応**

□ 見かけないので狙い目？

- **Connectionist Temporal Classification**
の利用 [Graves+, ICML 2006]

[Loung+, EMNLP 2015]

Minh-Thang Luong, Hieu Pham, and Christopher D. Manning, "Effective Approaches to Attention-based Neural Machine Translation", In Proc. EMNLP, pp.1412-1421, 2015.

[Tang+, EMNLP 2015]

Doyu Tang, Bing Qin, and Ting Liu, "Document Modeling with Gated Recurrent Neural Network for Sentiment Classification", In Proc. EMNLP, pp.1422-1432, 2015.

[Tai+, ACL 2015]

Kai Sheng Tai, Richard Socher, and Christopher D. Manning, "Improved Semantic Representations From Tree-Structured Long Short-Term Memory Networks", In Proc. ACL, pp.1556-1566, 2015.

[Lin+, EMNLP 2015]

Rui Lin, Shujie Liu, Muyun Yang, Mu Li, Ming Zhou, and Sheng Li, "Hierarchical Recurrent Neural Network for Document Modeling", In Proc. EMNLP, pp.899-907, 2015.

[Lei+, EMNLP 2015]

Tao Lei, Regina Barzilay, and Tommi Jakkola, "Modeling CNNs for text: non-linear, non-consecutive convolutions", In Proc. EMNLP, pp.1565-1575, 2015.

[Mou+, EMNLP 2015]

Lili Mou, Hao Peng, Ge Li, Yan Xu, Lu Zhang, and Zhi Jin, “Discriminative Neural Sentence Modeling by Tree-Based Convolution”, In Proc. EMNLP, pp.2315-2325, 2015.

[Liu+ EMNLP 2015a]

Pengfei Liu, Xipeng Qiu, Xinchu Chen, Shiyu Wu, and Xuanjing Huang, “Multi-Timescale Long Short-Term Memory Neural Network for Modelling Sentences and Documents”, In Proc. EMNLP, pp.2326-2335, 2015.

[Liu+ EMNLP 2015b]

Pengfei Liu, Shafiq Joty, and Helen Meng, “Fine-grained Opinion Mining with Recurrent Neural Networks and Word Embeddings”, In Proc. EMNLP, pp.1433-1443, 2015.

[Zhang+, EMNLP 2015]

Biao Zhang, Jinsong Su, Deyi Xiong, Yaojie Lu, Hong Duan, and Junfeng Yao, “Shallow Convolutional Network for Implicit Discourse Relation Recognition”, In Proc. EMNLP, pp.2230-2235, 2015.

[He+, EMNLP 2015]

Hua He, Kevin Gimpel, and Jimmy Lin, “Multi-Perspective Sentence Similarity Modeling with Convolutional Neural Networks”, In Proc. EMNLP, pp.1576-1586, 2015.

[Kalchbrenner+, ACL 2014]

Nal Kalchbrenner, Edward Grefenstette, and Phi Blunsom, “A Convolutional Network for Modelling Sentences”, In Proc. ACL, pp. 655-665, 2014.

[Rush+, EMNLP 2015]

Alexander M. Rush, Sumit Chopra, and Jason Weston, “A Neural Attention Model for Sentence Summarization”, In Proc. EMNLP, pp.379-389, 2015.

[Wen+, SIGDIAL 2015]

Tsung-Hsien Wen, Milica Gasic, Dongho Kim, Nikola Mrksic, Pei-Hao Su, David Vandyke, and Steve Young, “Stochastic Language Generation in Dialogue using Recurrent Neural Networks with Convolutional Sentence Reranking”, In Proc. SIGDIAL, pp.275-284, 2015.

[Wen+, EMNLP 2015]

Tsung-Hsien Wen, Milica Gasic, Nikola Mrksic, Pei-Hao Su, David Vandyke, and Steve Young, “Semantically Conditioned LSTM-based Natural Language Generation for Spoken Dialogue Systems”, In Proc. EMNLP, pp.1711-1721, 2015.

[Filippova+, EMNLP 2015]

Katja Filippova, Enrique Alfonseca, Carlos A. Colmenares, Lukasz Kaiser, and Oriol Vinyals, “Sentence Compression by Deletion with LSTMs”, In Proc. EMNLP, pp.360-368, 2015.

[Kim, EMNLP 2014]

Yoon Kim, “Convolutional Neural Networks for Sentence Classification”, In Proc. EMNLP, pp.1746-1751, 2014.

Zeng+, EMNLP 2015]

Daojian Zeng, Kang Liu, Yubo Chen, and Jun Zhao, “Distant Supervision for Relation Extraction via Piecewise Convolutional Neural Networks”, In Proc. EMNLP, pp.1753-1762.

[Pennington+, EMNLP 2014]

Jeffrey Pennington, Richard Socher, and Christopher D. Manning, “Glove: Global Vectors for Word Representation” In Proc. EMNLP 2014, pp.1532-1543, 2014.

[Socher+, EMNLP 2011]

Richard Socher, Jeffrey Pennington, Eric H. Huang, Andrew Y. Ng, and Christopher D. Manning, “Semi-supervised recursive autoencoders for predicting sentiment distributions” In Proc. EMNLP, pp.151-161, 2011.

[Li and Mikolov, ICML 2014]

Quoc V. Le, and Tomas Mikolov, “Distributed representations of sentences and documents”, In Proc. ICML, pp.1188-1196, 2014.

[Zhu+, ICML 2015]

Xiaodan Zhu, Parinaz Sobhani, and Hongyu Guo, “Long Short-Term Memory Over Tree Structures”, In Proc. ICML, pp.1604-1612, 2015.

[Kalchbrenner and Blunsom, EMNLP 2013]

Nal Kalchbrenner and Phil Blunsom, “Recurrent Continuous Translation Models”, In Proc. EMNLP, pp.1700-1709, 2013.

[Sutskever+, NIPS 2014]

Ilya Sutskever, Oriol Vinyals, and Quoc V. Le, “Sequence to Sequence Learning with Neural Networks”, In Proc. NIPS

[Cho+, EMNLP 2014]

Kyunghyun Cho, Bart Van Merriënboer, Caglar Gulcehre, Dzmitry Bahdanau, Fethi Bougares, Holger Schwenk, and Yoshua Bengio, “Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation”, In Proc. EMNLP, pp.1724-1734, 2014.

[Vinyals+, Arxiv 2015]

Oriol Vinyals, Quoc V. Le, “A Neural Conversational Model”, Arxiv, 2015.

[Bahdanau+, Arxiv 2014]

Dzmitry Bahdanau, Kyunghyun Cho, and Yoshua Bengio, “Neural Machine Translation by jointly learning to align and translation”, Arxiv, 2014.

[Bahdanau+, Arxiv 2015]

Dzmitry Bahdanau, Jan Chorowski, Dmitriy Serdyukz, Philemon Brakelz, and Yoshua Bengio, “End-to-End Attention-based Large Vocabulary Speech Recognition”, Arxiv 2015.

[Xu+, ICML 2015]

Kelvin Xu, Jimmy Ba, Ryan Kiros, Kyunghyun Cho, Aaron Courville, Ruslan Salakhudinov, Rich Zemel, and Yoshua Bengio, “Show, Attend and Tell: Neural Image Caption Generation with Visual Attention”, In Proc. ICML, pp.2048-2057, 2015.