

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/329774183>

Analyse de sentiments à base d'aspects par combinaison de réseaux profonds : application à des avis en français

Conference Paper · May 2018

CITATIONS

0

READS

822

2 authors, including:



Nihel Kooli

Lorrain de Recherche en Informatique et Ses Applications

11 PUBLICATIONS 33 CITATIONS

SEE PROFILE

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



Document on Demand [View project](#)

Analyse de sentiments à base d'aspects par combinaison de réseaux profonds : application à des avis en Français

Nihel Kooli Erwan Pigneul

PagesJaunes - Solocal, 125 boulevard Albert 1er, 35200 Rennes, France

nkooli@pagesjaunes.fr, epigneul@pagesjaunes.fr

RÉSUMÉ

Cet article propose une approche d'analyse de sentiments à base d'aspects dans un texte d'opinion. Cette approche se base sur deux étapes principales : l'extraction d'aspects et la classification du sentiment relatif à chaque aspect. Pour l'extraction d'aspects, nous proposons une nouvelle approche qui combine un CNN pour l'apprentissage de représentation de caractères, un b-LSTM pour joindre l'apprentissage de représentation de caractères et de mots et un CRF pour l'étiquetage des séquences de mots en entités. Pour la classification de sentiments, nous utilisons un réseau à mémoire d'attention pour associer un sentiment (positif, négatif ou neutre) à une expression d'aspect donnée. Les expérimentations sur des corpus d'avis (publics et industriels) en langue Française ont montré des performances qui dépassent les méthodes existantes.

ABSTRACT

A combination of deep learning methods for aspect-based sentiment analysis : application to French reviews

This paper proposes an aspect based sentiment analysis approach in an opinionated text. The proposed method is composed of two main steps : aspect extraction and sentiment classification. The aspect extraction step uses a novel method that combines three processes : a CNN for the character level embedding, a b-LSTM to join the character and the word level embedding and a CRF for entity sequence tagging in the sentence. The sentiment classification process is based on a deep memory network to assign a sentiment polarity (positive, negative or neutral) to a given aspect target. The experiments on three French review datasets outperforms the state of the art.

MOTS-CLÉS : Analyse de sentiments à base d'aspects, Apprentissage de représentation, Étiquetage de séquences, Réseau de neurones convolutifs, Réseau récurrent à mémoire court et long terme bidirectionnel, Champs aléatoires conditionnels, Réseau à mémoire d'attention.

KEYWORDS: Aspect-based sentiment analysis, Word embedding, Entity sequence tagging, Convolutional Neural Network (CNN), bidirectional Long Short-Term Memory (b-LSTM), Conditional Random Fields (CRF), Deep memory network.

1 Introduction

L'analyse de sentiments à base d'aspects représente une tâche importante dans le domaine d'analyse de sentiments (Pang & Lee, 2008; Liu, 2012; Pontiki *et al.*, 2016). Il s'agit d'attribuer une polarité (positive, négative ou neutre) à chaque aspect évoqué dans une phrase d'opinion. Ceci est souvent réalisé par deux tâches principales : extraction d'aspects et analyse de sentiments niveau aspect.

L'extraction d'aspects consiste à identifier les aspects dans une phrase d'opinion donnée. Par exemple, dans l'avis "personnel sympathique, plats savoureux mais la note est chère", il s'agit d'extraire les expressions d'aspects : "personnel", "plats" et "note" et de leur associer respectivement les catégories : "service", "qualité" et "prix". L'analyse de sentiments niveau aspect consiste à associer un sentiment étant donné une expression d'aspect. Dans l'exemple ci-dessus, il s'agit d'attribuer un sentiment de polarité positive à "plats" et un sentiment de polarité négative à "note". Nous présentons ci-dessous un aperçu sur les travaux existants pour résoudre ces deux tâches.

Dans la littérature, les méthodes d'extraction d'aspects sont souvent des méthodes à base de patrons linguistiques ou d'apprentissage supervisé. Les approches à base de patrons linguistiques (Hu & Liu, 2004; Poria *et al.*, 2015) se basent principalement sur des règles grammaticales (et éventuellement sémantiques) et des dictionnaires lexicaux pour étiqueter et catégoriser les expressions d'aspect dans le texte d'opinion. Le problème de ce type d'approches est qu'elles nécessitent une pré-définition manuelle de ces règles par des experts, ce qui est très coûteux. De plus, ces règles sont dépendantes du langage et du domaine. Les approches à base d'apprentissage supervisé traitent souvent le problème comme un problème d'étiquetage de séquence de mots en aspects. Les méthodes à base de champs aléatoires conditionnels (en anglais CRF), telle que celle proposée par Toh & Wang (2014), ont montré de bonnes performances. Le problème avec de telles méthodes est que le CRF est un modèle linéaire qui nécessite la définition manuelle d'un nombre important de caractéristiques. Les méthodes à base d'apprentissage profond, qui sont des modèles appropriés pour traiter des données brutes, surmontent ces limites. En effet, ces méthodes ont montré récemment de très bonnes performances pour plusieurs tâches dans le domaine de TAL (Collobert *et al.*, 2011). À titre d'exemple, Poria *et al.* (2016) proposent une approche d'étiquetage des expressions d'aspects basée sur les réseaux de neurones convolutifs (en anglais CNN). Cette méthode dépasse les résultats obtenus par un CRF et prouve l'intérêt de l'emploi de l'apprentissage profond pour l'extraction d'aspects.

Dans cet article, nous proposons une nouvelle méthode d'extraction d'aspects qui combine plusieurs modèles : un CNN pour la représentation niveau caractère, un réseau récurrent à mémoire court et long terme bidirectionnel (en anglais b-LSTM) pour joindre la représentation niveau caractère et niveau mot et un CRF pour l'étiquetage du texte en aspects. Récemment, Ma & Hovy (2016) ont montré l'intérêt d'une telle combinaison pour d'autres tâches de TAL, notamment l'étiquetage morpho-syntaxique et la reconnaissance d'entités nommées.

Le problème d'analyse de sentiments par rapport à une expression d'aspect donnée a été généralement traité comme un problème de classification supervisée en utilisant des modèles à base de caractéristiques prédéfinies ou des réseaux profonds. Le SVM s'est montré le modèle à base de caractéristiques prédéfinies le plus performant pour cette tâche. Nous citons, à titre d'exemple, Jiang *et al.* (2011) qui proposent d'utiliser des caractéristiques syntaxiques, contextuelles et lexicales, telles que les mots clés, la ponctuation, l'étiquetage morpho-syntaxique, etc. Le problème de ces approches est qu'elles sont très dépendantes des caractéristiques manuellement définies. Dans le cadre d'apprentissage profond, les LSTM (Tang *et al.*, 2015) ont montré de bonnes performances pour la classification de sentiments niveau aspect. À titre d'exemple, Tang *et al.* (2016a) proposent deux architectures de LSTM qui intègrent les informations de mot d'aspect. La première (en anglais target dependent LSTM : TD-LSTM) modélise le contexte qui le précède et le suit de façon à ce qu'il soit pris en compte dans l'apprentissage de caractéristiques. Quant à la deuxième (en anglais target connection LSTM : TC-LSTM), elle prend en compte explicitement la connexion entre le mot d'aspect et chaque mot du contexte dans la phrase d'opinion. Les expérimentations ont prouvé l'intérêt de la prise en compte explicite de la connexion dans la représentation de la phrase d'opinion. Wang *et al.* (2016) proposent un LSTM à base d'attention, qui offre un mécanisme d'attention permettant

de se concentrer sur différentes parties de la phrase d’opinion étant donnés plusieurs aspects. La représentation sémantique (en anglais *embedding*) de l’expression d’aspects est prise en compte avec la représentation sémantique de la séquence de mots pour attribuer des poids d’attention par rapport à un aspect donné à chaque mot. Suite au succès du mécanisme d’attention dans ce contexte, Tang *et al.* (2016b) proposent un réseau à mémoire d’attention profond pour l’analyse de sentiment niveau aspect. Ce réseau est composé de plusieurs couches d’attention, qui emploient des informations sur le contenu et la localisation entre les mots, et qui partagent des paramètres de calcul. Cette approche dépasse les résultats de l’état de l’art sur l’analyse de sentiment dans des avis en Anglais.

Dans ce travail, nous proposons d’utiliser un réseau à mémoire d’attention combiné avec un apprentissage de représentation de mots basé sur les *n*-grammes pour prendre en compte les mots rares (Bojanowski *et al.*, 2016) dans le corpus.

Le reste de cet article est organisé comme suit. D’abord, la section 2 détaille notre nouvelle approche d’analyse de sentiments à base d’aspects. Ensuite, la section 3 reporte les expérimentations réalisées sur trois corpus d’avis en langue Française. Enfin, la section 4 présente les conclusions et les perspectives de ce travail.

2 Méthode proposée

Nous proposons une nouvelle méthode d’analyse de sentiments à base d’aspects qui combine plusieurs réseaux profonds : CNN, b-LSTM et réseau à mémoire d’attention, et un modèle CRF. Cette méthode prend en entrée un texte d’opinion et propose d’extraire et catégoriser les expressions d’aspects. Un sentiment de polarité positive, négative ou neutre est ensuite attribué à chaque expression extraite. Dans le cas où plusieurs expressions référant à une même catégorie d’aspect occurrent dans le texte, la moyenne est calculée sur leurs sentiments associés. Dans le reste de cette section, nous détaillons les deux principales étapes de notre approche.

2.1 Extraction d’aspects

Le modèle global de l’approche d’extraction d’aspects est montré dans la FIGURE 1. D’abord une étape de représentation de caractère est réalisée à l’aide d’un réseau CNN. Ensuite, la représentation de caractère est combinée avec la représentation de mots à l’aide d’un b-LSTM. Enfin, le texte d’opinion est étiqueté en utilisant un CRF.

2.1.1 Représentation niveau caractère

Afin d’extraire les informations morphologiques (telles que le préfixe et le suffixe de mots), nous proposons d’apprendre une représentation profonde de caractères en utilisant un CNN, comme proposé par (Chiu & Nichols, 2015). En effet, il s’agit de générer un nouveau vecteur représentatif d’un mot en entrée en employant une couche de convolution suivie par une couche de max-regroupement (voir FIGURE 1). Pour ce faire, nous utilisons 30 filtres de taille 3 et 50 unités cachées.

2.1.2 Combinaison de représentation niveau mot et niveau caractère

La représentation sémantique de mots est apprise à l’aide d’une méthode basée sur les *n*-grammes, disponible sous la librairie Fasttext (Bojanowski *et al.*, 2016), sur les données de Wikipédia combinées

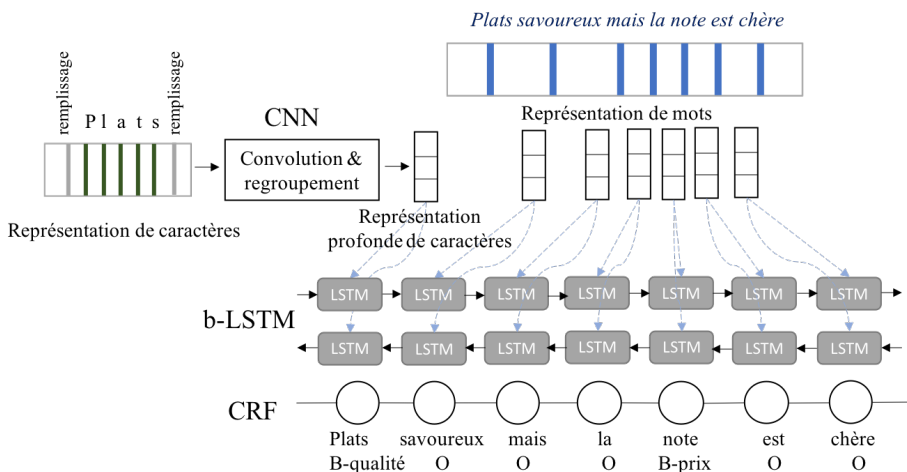


FIGURE 1 – Combinaison de CNN, B-LSTM et CRF pour l’extraction d’aspects

avec un corpus privé d’avis en Français. L’avantage de cette méthode est qu’elle permet de rajouter des informations sur les sous-mots offrant ainsi une représentation robuste des nouveaux mots qui n’apparaissent pas dans le corpus d’apprentissage. Nous utilisons ici des vecteurs de taille 100.

Cette représentation de mots est combinée avec la représentation niveau caractères à l’aide d’un b-LSTM permettant de représenter séparément la séquence de mots en avant et en arrière pour capturer les informations passées et futures, puis de les concaténer pour former la sortie finale (voir FIGURE 1). Nous utilisons ici un b-LSTM de taille 200 et nous nous servons de l’algorithme RMSprop (Tieleman & Hinton, 2012) pour l’optimisation de la descente de gradient sous 50 itérations.

2.1.3 Étiquetage de séquence de mots

Nous proposons d’étiqueter le texte d’opinion en entrée par les entités correspondantes aux catégories d’aspects en utilisant le mode IOB2 (Sang & Veenstra, 1999). Pour ce faire, nous utilisons un modèle CRF qui permet de prendre en compte les relations entre les entités voisines dans l’étiquetage de la séquence de mots dans le texte d’opinion.

2.2 Analyse de sentiments au niveau d’aspects

Pour l’analyse d’aspects dans un texte d’opinion étant donné une expression d’aspect, nous proposons d’utiliser un réseau à mémoire d’attention (voir FIGURE 2), comme proposé par Tang *et al.* (2016b).

Ce réseau est composé d’une séquence de blocs, où chaque bloc est composé d’une couche d’attention et d’une couche linéaire. La couche d’attention permet de donner plus d’importance à certains mots de contexte que d’autres par rapport à un mot d’aspect en se basant sur la relation sémantique et de position entre mots. Par exemple, le mot “chère” est plus important que le mot “savoureux” pour le

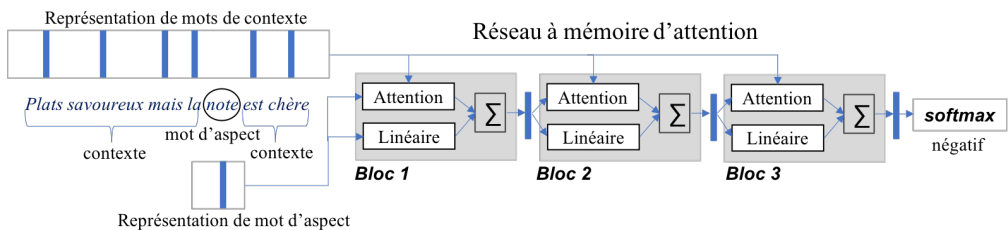


FIGURE 2 – Réseau à mémoire d’attention pour l’analyse de sentiments au niveau d’aspects

mot d’aspect “note” dans l’avis “Plats savoureux mais la note est chère”. La couche linéaire est une transformation linéaire du vecteur de représentation sémantique de mot d’aspect. L’intérêt de cette couche a été démontré expérimentalement par Tang *et al.* (2016b).

L’entrée du réseau est la concaténation de la représentation sémantique des mots de contexte (les mots à gauche et droite de l’expression d’aspect) dans le texte et celle du mot d’aspect (la moyenne dans le cas d’une expression d’aspects ayant plusieurs mots). Nous employons ici la même représentation utilisée dans l’étape d’extraction d’aspects. La sortie représente la polarité de sentiment associé à l’expression d’aspect fournie par la fonction *softmax*. La succession de blocs permet d’augmenter le niveau d’abstraction. Le nombre de blocs est fixé empiriquement à 5. La descente de gradient est optimisée à l’aide de l’algorithme du gradient stochastique sous 150 itérations

3 Expérimentations

Nous avons testé notre approche sur trois corpus d’avis sur des restaurants et des musées en Français (voir TABLE 1). Les deux premiers (Restaurants1 et Musées) sont publics (Apidianaki *et al.*, 2016) et le troisième (Restaurants2) est un corpus industriel extrait du site “Pagesjaunes.fr”. L’apprentissage est effectué sur un même corpus public de restaurants pour toutes les expérimentations. Six types d’aspects sont considérés pour ce corpus : service, prix, qualité, ambiance, localisation et général.

Corpus		# avis	# phrases	# aspects
Apprentissage	Restaurants	337	1669	1797
Test	Restaurants1	120	696	708
	Musées	162	655	582
	Restaurants2	100	268	406

TABLE 1 – Corpus

Les résultats d’extraction d’aspects sont reportés dans la TABLE 2. Ce dernier montre que les performances obtenues en précision (69.73%), rappel (71.76%) et f1-mesure (70.73%) dépassent celles obtenues par l’approche basée sur les CNN (Poria *et al.*, 2016). Ces résultats montrent également l’intérêt de l’apprentissage de la représentation niveau caractère et de l’emploi du modèle CRF pour l’étiquetage de séquences. Les cas d’échecs sont essentiellement dus à des erreurs orthographiques ou à un champ lexical très variable pour certains types d’expressions d’aspects (notamment, les aspects

Méthode	Restaurants1			Restaurants2		
	P (%)	R (%)	F1(%)	P (%)	R (%)	F1(%)
CNN (Poria <i>et al.</i> , 2016)	61.45	63.76	62.58	91.00	70.68	79.56
b-LSTM (Poria <i>et al.</i> , 2016)	64.68	69.62	67.06	91.07	71.50	80.10
CNN+b-LSTM	66.29	72.06	69.06	93.71	69.63	79.89
b-LSTM+CRF	71.14	70.38	70.76	92.12	71.03	80.21
CNN+b-LSTM+CRF	70.65	71.30	70.97	92.40	73.83	82.08

TABLE 2 – Résultats d’extraction d’aspects en Précision (P), Rappel (R) et F1-mesure (F1)

Méthode	Restaurants1	Musées	Restaurants2
LSTM (Tang <i>et al.</i> , 2015)	68.22	62.37	76.47
TD-LSTM (Tang <i>et al.</i> , 2016a)	66.99	60.48	81.62
TC-LSTM (Tang <i>et al.</i> , 2016a)	65.13	61.86	80.15
LSTM à base d’attention (Wang <i>et al.</i> , 2016)	69.74	64.95	80.88
Réseau à mémoire d’attention	74.23	66.71	83.82

TABLE 3 – Résultats d’analyse de sentiments relatifs aux aspects en taux de classification (%)

en relation avec la qualité de la cuisine).

Nous avons comparé notre approche de classification de sentiments à base d’aspects avec des méthodes de la littérature basées sur les LSTM, sur les trois corpus. Les résultats en taux de classification sont reportés dans la TABLE 3 et montrent la généricité des approches testées. En effet, malgré un apprentissage sur le corpus de restaurants, les résultats de tests sur le corpus de musées sont satisfaisants. De plus, ces résultats montrent que le réseau à mémoire d’attention maximise les taux de classification (74%) et confirment l’intérêt du mécanisme de mémoire d’attention.

Les cas d’échec sont essentiellement causés par des formules ironiques (par exemple, “*mais le summum fut l’arrivée des entrées*”), des formulations imagées (par exemple, “*une table qui tient la route dans un quartier où les tables changent très vite ?*”) ou des formules complexes contenant des oppositions (par exemple, “*vraiment dommage vu le quartier et le cadre*”) dans les commentaires.

4 Conclusion

Cet article propose une nouvelle approche d’analyse de sentiments à base d’aspects dans un texte d’opinion. Cette approche est une combinaison de plusieurs réseaux profonds : CNN, b-LSTM et réseau à mémoire d’attention, et un modèle CRF. Les expérimentations sur trois corpus d’avis en Français ont montré des performances qui dépassent l’existant et ont prouvé l’intérêt de cette combinaison pour l’extraction d’aspects et pour l’analyse de sentiment relatif à chaque aspect extrait.

Comme perspectives de ces travaux, nous proposons de traiter les cas où les aspects ne sont pas explicitement mentionnés dans les avis. Par exemple, dans l’avis “Tout n’est pas fait maison mais c’est bon”, l’aspect “qualité” est implicite dans la phrase. Un autre point à approfondir concerne la tolérance aux erreurs orthographiques. Enfin, nous envisageons d’expérimenter notre approche sur d’autres domaines, tels que des avis sur des médecins, des plombiers, des films, de la musique, etc.

Références

- APIDIANAKI M., TANNIER X. & RICHART C. (2016). Datasets for aspect-based sentiment analysis in french. In N. C. C. CHAIR, K. CHOUKRI, T. DECLERCK, S. GOGGI, M. GROBELNIK, B. MAEGAARD, J. MARIANI, H. MAZO, A. MORENO, J. ODIJK & S. PIPERIDIS, Eds., *Proceedings of the Tenth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC 2016)*, Paris, France : European Language Resources Association (ELRA).
- BOJANOWSKI P., GRAVE E., JOULIN A. & MIKOLOV T. (2016). Enriching word vectors with subword information. *arXiv preprint arXiv :1607.04606*.
- CHIU J. P. C. & NICHOLS E. (2015). Named entity recognition with bidirectional lstm-cnns. cite arxiv :1511.08308.
- COLLOBERT R., WESTON J., BOTTOU L., KARLEN M., KAVUKCUOGLU K. & KUKSA P. (2011). Natural language processing (almost) from scratch. *J. Mach. Learn. Res.*, **12**, 2493–2537.
- HU M. & LIU B. (2004). Mining and summarizing customer reviews. In *Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD '04*, p. 168–177, New York, NY, USA : ACM.
- JIANG L., YU M., ZHOU M., LIU X. & ZHAO T. (2011). Target-dependent twitter sentiment classification. In *Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics : Human Language Technologies - Volume 1, HLT '11*, p. 151–160, Stroudsburg, PA, USA : Association for Computational Linguistics.
- LIU B. (2012). *Sentiment Analysis and Opinion Mining*. Morgan & Claypool Publishers.
- MA X. & HOVY E. H. (2016). End-to-end sequence labeling via bi-directional lstm-cnns-crf. *CoRR*, **abs/1603.01354**.
- PANG B. & LEE L. (2008). Opinion mining and sentiment analysis. *Found. Trends Inf. Retr.*, **2**(1-2), 1–135.
- PONTIKI M., GALANIS D., PAPAGEORGIOU H., ANDROUTSOPOULOS I., MANANDHAR S., AL-SMADI M., AL-AYYOUB M., ZHAO Y., QIN B., DE CLERCQ O., HOSTE V., APIDIANAKI M., TANNIER X., LOUKACHEVITCH N., KOTELNIKOV E., BEL N., JIMÉNEZ-ZAFRA S. M. & ERYİĞİT G. (2016). Semeval-2016 task 5 : aspect based sentiment analysis. In *Proceedings of the 10th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval-2016)*, p. 19–30 : Association for Computational Linguistics.
- PORIA S., CAMBRIA E. & GELBUKH A. (2016). Aspect extraction for opinion mining with a deep convolutional neural network. *Know.-Based Syst.*, **108**(C), 42–49.
- PORIA S., CAMBRIA E., GELBUKH A. F., BISIO F. & HUSSAIN A. (2015). Sentiment data flow analysis by means of dynamic linguistic patterns. *IEEE Comp. Int. Mag.*, **10**(4), 26–36.
- SANG E. F. T. K. & VEENSTRA J. (1999). Representing text chunks. In *Proceedings of the Ninth Conference on European Chapter of the Association for Computational Linguistics, EACL '99*, p. 173–179, Stroudsburg, PA, USA : Association for Computational Linguistics.
- TANG D., QIN B., FENG X. & LIU T. (2016a). Effective lstms for target-dependent sentiment classification. In *COLING*, p. 3298–3307 : ACL.
- TANG D., QIN B. & LIU T. (2015). Document modeling with gated recurrent neural network for sentiment classification. In L. MÀRQUEZ, C. CALLISON-BURCH, J. SU, D. PIGHIN & Y. MARTON, Eds., *EMNLP*, p. 1422–1432 : The Association for Computational Linguistics.

TANG D., QIN B. & LIU T. (2016b). Aspect level sentiment classification with deep memory network. *CoRR*, **abs/1605.08900**.

TIELEMAN T. & HINTON G. (2012). Lecture 6.5—RmsProp : Divide the gradient by a running average of its recent magnitude. COURSERA : Neural Networks for Machine Learning.

TOH Z. & WANG W. (2014). DLIREC : aspect term extraction and term polarity classification system. In *SemEval@COLING*, p. 235–240 : The Association for Computer Linguistics.

WANG Y., HUANG M., ZHU X. & ZHAO L. (2016). Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification. In J. SU, X. CARRERAS & K. DUH, Eds., *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP 2016, Austin, Texas, USA, November 1-4, 2016*, p. 606–615 : The Association for Computational Linguistics.