

Boaknin Jonathan

Fiche de lecture 1

Référence de l'article étudié

Tsu-Jui Fu, Peng-Hsuan Li, Wei-Yun Ma. GraphRel: Modeling Text as Relational Graphs for Joint Entity and Relation Extraction. 57ème conférence annuelle ACL - pages 1409-1418 - Florence, Italy, July 28 - August 2, 2019

Objectif de l'article

L'article présente un outil d'extraction de relation basée sur les réseaux de neurones. L'objectif de cet article est d'évaluer les performances de GraphRel sur deux jeux de données publiques. GraphRel est un outil qui utilise les réseaux de neurones convolutionnels avec des entités qui sont toutes reliées par un graphe. Ainsi, les prédictions se chevauchent ce qui d'après les auteurs, augmente considérablement la précision sans négliger le rappel.

Le but est d'évaluer la pertinence de cette implémentation de réseaux de neurones avec l'approche des graphes en tant que modèle d'extraction de relations.

Définition des termes principaux

- Le Deep Learning

Le Deep Learning (ou réseaux de neurones profond) est une méthode d'apprentissage automatique au même titre que le machine learning, à la différence que celui-ci utilise des couches de neurones. On a en effet en entrée des données à analyser pour chaque couche de neurones qui renvoie les résultats à d'autres couches de neurones pour enfin avoir un résultat final en sortie. On trouve différents type de réseaux de neurones pour différents usages (CNN, GCN dans le cas de GraphRel, RNN...).

- GCN

C'est un modèle de deep learning qui possède un graphe reliant les entités en relation entre elles, munies d'un poids pour l'arc qui les relie.

Difficultés de la tâche

Une première difficulté que les auteurs rencontrent est d'intégrer la déduction de relation commune entre deux triplets. En effet, à partir du triplet suivant (Trump, WhiteHouse, UnitedState), on peut déduire celui-ci (Trump, President, UnitedState) ce qui n'est pas simple pour des réseaux de neurones qui doit tenter de deviner ce genre de relation avec des entités qu'ils ne possèdent pas en entrée.

Apport du travail

La principale contribution des auteurs est la mise en place de GraphRel. Leur contribution sur l'outil est multiple: d'une part, les relations avec les entités sont importants en partie parce que elles sont pondérées, d'autre part, l'outil permet d'extraire des caractéristiques cachées des paires d'entités.

Résumé de la méthode / algorithme

L'architecture globale du projet GraphRel contient 2 phases de prédiction.

- Dans la 1ère phase, nous les auteurs adoptent bi-RNN et GCN pour extraire les entités de mots de dépendance séquentielles et régionales. Puis, on ils réalisent des prédictions sur les relations pour chaque paire de mots et les entités pour tous les mots.
- Puis, en 2ème phase, sur la base des prévisions des relations de la 1ère phase, nous ils construisent des graphes relationnels complets pour chaque relation, à laquelle nous ils appliquent GCN afin d'intégrer les informations de chaque relation et examiner plus avant l'interaction entre entités et relations.

Résultats

Pour le jeu de données NYT, nous voyons que GraphRel surperforme NovelTagging de 18,0%, OneDecoder de 4,0% et MultiDecoder de 1,3% en termes de F1-score. On constate donc une amélioration notable de GraphRel par rapport aux méthodes plus "classiques".

From:

<https://sourcesup.renater.fr/wiki/commlimsi/> - **wiki de l'option wia**

Permanent link:

https://sourcesup.renater.fr/wiki/commlimsi/themes:relations:fiche_lecture1:start

Last update: **2019/12/16 12:25**

