

Semi-supervised Learning with Multi-Domain Sentiment Word Embeddings

Ran Tian et Al. résumé par Maxime Marlot, Martin Maarand et Nethanel Dabi

ICLR 2019 Conference

Introduction

L'article présente une méthode capable de prédire le sentiment d'un document de manière semi-supervisée. Plusieurs points intéressants :

- **L'apprentissage simultané** d'un prédicteur et de **Word Embeddings** enrichi avec l'information de sentiment et de domaine .
- L'architecture est entraînée sur un corpus qui possède peu de labels : **90% non labellisés**
- Prédiction de pseudo-label sur les données non étiquetées grâce au classifieur

Les auteurs montrent qu'il est possible d'obtenir des résultats similaires à la baseline avec un corpus bien plus faible (non-étiquetés).

Datasets et pré-processing

L'apprentissage et l'évaluation se fait sur le Multi-Domain Sentiment Dataset [1] qui contient des revues de différents produits (DVD, electronics ...). Dans notre cas 4000 revues, soit 32723 phrases.

- **Suppression** accents, ponctuation, stop words occurrence d'un mot < 3
- **Création de Lookup table** pour pré-calculer certaines opérations.
- Passage en minuscule

Methods and tricks

Sentiment aware word generation

$$P(w_i|y) \propto \exp(v_{senti}(w_i) \cdot (M(y) + (\sum_j u(w_j)) + b(y)))$$

Domain aware word generation

$$P(w_i|c) \propto \exp(v_{domain}(w_i) \cdot (c(c) + d(D)))$$

Sentiment classification

$$q_\phi(y|D, c) \propto \exp(q_{gen}(y) \cdot f_{CNN}(D) + q_{spec}(y; c) \cdot f_{DAN}(D; c))$$

Quelques astuces :

- Plusieurs learning rate
- Entraînement stochastique : label alterné

Classifieur

Utilise une **composante convolutionnel** qui prend en entrée les words embeddings de la phrase enrichis avec les sentiments et une composante qui **combine les words embeddings enrichi avec le domaine**.

Permet de **considérer à la fois les sentiment et le contexte du domaine**. Par exemple, le mot "broken" aura une connotation positive dans le domaine des livres, mais une connotation négative pour le domaine de l'électronique.

Pour les données non étiquetées on utilise un NN simple pour leur **donner un pseudo-label**. L'erreur est la différence entre l'inférence de ce NN et la prédiction du classifieur.

Résultats

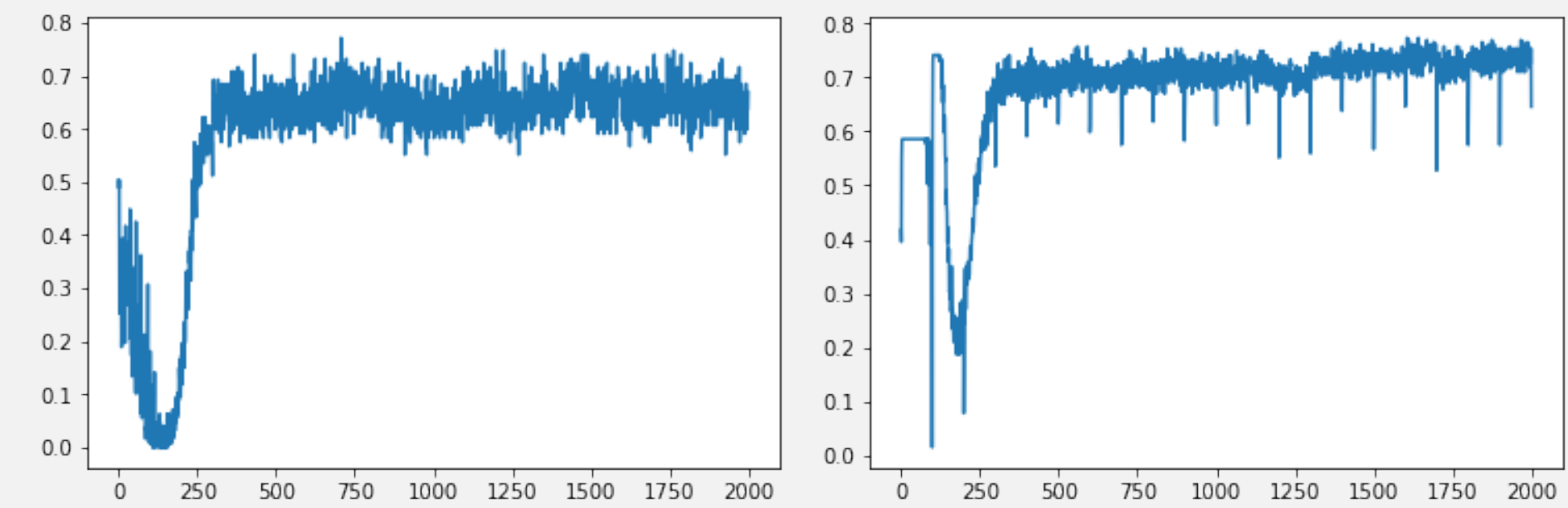


Figure: Précision en train sans ré-étiquetage

Figure: Précision en train avec ré-étiquetage

Table: Quelques exemples de V_{senti} et V_{domain}

Vsenti		Vdomain	
bad	great	dvd	book
worst	worth	started	enclosed
refund	better	shows	creep
waiting	best	video	maintains
terrible	true	start	happen
motion	performance	napoleon	wolves

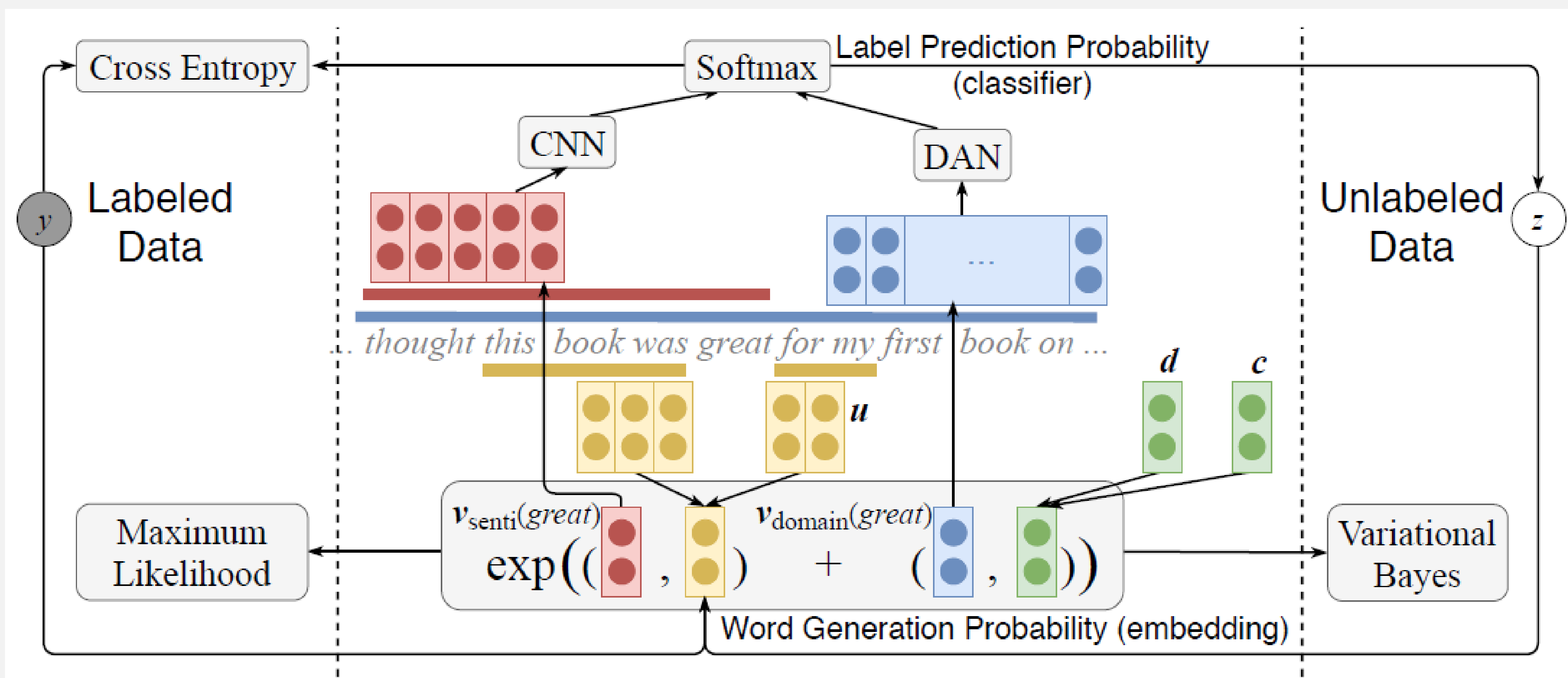
Conclusion

- Article **assez clair**.
- Résultat **très légèrement au dessus** de la baseline.
- Création de **Words Embedding enrichis**.
- **Manque quelques détails** techniques pour la procédure d'entraînement.

Références

- [1] John Blitzer.
Multi-Domain Sentiment Dataset.
<https://www.cs.jhu.edu/~mdredze/datasets/sentiment/index2.html>, 2007.

Description du modèle



Le classifieur et les embeddings sont entraînés conjointement sur les données étiquetées et non étiquetées.