

Deep Unordered Composition Rivals Syntactic Methods for Text Classification

Mohit Iyyer, Varun Manjunatha, Jordan Boyd-Graber, Hal Daumé III

Université du Maryland, Université du Colorado

Oscar Pastural, Louis Gauthier, Clement Florval

January 6, 2025

Contexte: Introduction à la NLP en 2015

- Conférence : 53ème réunion de l'ACL et 7ème conférence sur le NLP à Pékin (2015).
- ▶ **Problématique** : Représenter le contenu textuel pour des tâches comme la classification.
- ► Tendance : Recherche de modèles plus simples, rapides et performants pour remplacer les solutions syntaxiques complexes.

Avancées et méthodes dominantes en 2015

► Méthodes syntaxiques dominantes :

- Recursive Neural Networks (RecNN), TreeLSTM, CNN.
- Utilisation de parse trees pour capturer les relations syntaxiques.

Inconvénients majeurs :

- Coût computationnel élevé.
- Dépendance à une structure syntaxique consistante.

Avancées récentes :

Premiers succès de l'apprentissage profond grâce aux embeddings préentraînés (e.g., GloVe).

Présentation de la méthode : Deep Averaging Network (DAN)

Étapes principales du DAN :

- 1. Moyenne des vecteurs d'embedding des mots (NBOW).
- 2. Transformation par des couches non linéaires (ReLU/tanh).
- 3. Classification via une couche softmax finale.
- 4. Régularisation par **word dropout**, supprimant aléatoirement des mots pendant l'entraînement.

Points clés :

- Approache non syntaxique, mais profondeur compensant l'absence d'ordre.
- ► Simple, rapide et efficace même sur des ressources limitées.

Comparaison aux modèles syntaxiques

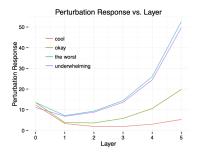
Modèles dominants en 2015 :

- Recursive Neural Networks (RecNN) :
 - Dépendent des parse trees, coûteux en calcul.
 - Performants sur des tâches nécessitant la syntaxe (e.g., négation).
- TreeLSTM et RecNTN :
 - Extensions plus puissantes mais encore plus lourdes computationnellement.
- ► CNN:
 - Capturent les relations locales, mais temps d'entraînement élevé.

Avantages du DAN :

- ► **Simplicité** : Aucun besoin de parse trees.
- Rapidité : Entraînement possible sur un laptop standard.
- ► **Robustesse** : Performances stables même avec des données variées ou bruitées.

Forces du DAN : sensibilité aux variations lexicales



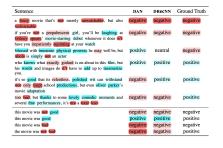
Idée clé:

En augmentant la profondeur (DAN), on capte mieux les changements de mots de polarité différente, contrairement au NBOW superficiel.

En pratique:

Un mot pivot comme "awesome" remplacé par "underwhelming" ou "the worst" a un impact de plus en plus marqué à mesure que le réseau s'approfondit.

Faiblesses du DAN : difficulté à capturer la négation



Problème:

Sans structure syntaxique ni récurrence, le DAN peine à modéliser des phénomènes complexes tels que la double négation.

Note:

Même les modèles syntaxiques de l'époque (RecNN, DRecNN) avaient eux aussi du mal avec la négation. Le DAN se situe donc dans un contexte global de difficulté à traiter ce phénomène.

Benchmarks et résultats

Tâches évaluées :

- Analyse de sentiment :
 - ► SST (fine-grained et binaire), Rotten Tomatoes, IMDB.
- Question answering :
 - Quiz Bowl avec données hétérogènes (e.g., Wikipedia).

Résultats principaux :

- Comparable aux modèles syntaxiques complexes :
 - ► **SST** : 86,3% vs 86,9% (TreeLSTM).
 - ► IMDB : Meilleures performances que RecNN et WRRBM.
- Robustesse avec des données variées :
 - Meilleure adaptation aux données bruitées (Quiz Bowl avec Wikipedia).
- ► Temps d'entraînement réduit : Quelques minutes contre plusieurs heures pour les modèles syntaxiques.

Impact du papier dans le domaine du NLP

- ▶ Remise en question : Démonstration qu'une approche simple comme le Deep Averaging Network (DAN) peut rivaliser avec des méthodes syntaxiques complexes pour la classification de texte.
- ► Accessibilité : Réduction des besoins en ressources computationnelles, rendant le NLP plus accessible.
- Avancées clés :
 - Introduction et utilité du word dropout, optimal à 30%.
 - Mise en évidence de l'importance des embeddings préentraînés.
 - Capacité à s'adapter à des données hors domaine ou bruitées.
 - Capture des nuances subtiles par des réseaux profonds.



Utilisation et période d'application

Applications diverses :

- Principalement en classification de texte.
- Utilisé par NVIDIA en 2020 pour des applications en génomique, telles que le variant calling.
- ► **Références** : Plus de 1400 citations sur Google Scholar.
- Période d'utilisation : Jusqu'à l'émergence des Transformers (BERT, GPT).
- Persistance : Toujours utile pour des environnements limités en ressources.



Méthodes ayant supplanté le DAN

► Transformers :

- ▶ Introduits par le papier Attention Is All You Need (2017).
- ▶ BERT (2018) et GPT surpassent le DAN en capturant des relations contextuelles complexes grâce aux mécanismes d'attention.

► Établissement de nouveaux standards :

- Préentraînement sur de vastes corpus.
- Adaptation efficace à une large variété de tâches NLP.

Conclusion finale et perspectives

- Impact durable : Le DAN a démontré que des modèles simples peuvent être efficaces, influençant les recherches sur des approches efficientes.
- Leçons clés :
 - Simplicité vs complexité : Plus de complexité ne signifie pas toujours meilleure performance.
 - Robustesse face à des données hors domaine ou bruitées.
- ► Supplanté mais inspirant : Bien que remplacé par des modèles Transformers, le DAN reste un exemple marquant d'innovation dans le NLP.