

Cours

Charles Vin

Date

1 Généralité

Métrique

- Taux de reconnaissance : $\frac{\text{bonnepred}}{\text{totalpred}}$
- Précision pour une classe c : $\frac{N_{correct}^c}{N_{predits}^c}$
- Rappel / Recall pour une classe c : $\frac{N_{correct}^c}{N_{tot}^c}$
- F1 : need plus de vulgarisation
- ROC : Faux positif VS Vrais positif
- AUC :

Problème d'équilibre des classes

- Accuracy poubelle → Utiliser les autres metrics : AUC / ROC
- Ré-équilibrer le jeux de données : supprimer des données dans la classe majoritaire
- Fonction de coût : pénaliser plus les erreurs dans la classe minoritaire (cours 1 diapo 51)

Problème de dimension Ajouter un terme sur la fonction coût (ou vraisemblance) pour pénaliser le nombre (ou le poids) des coefficients utilisés pour la décision. (Cours 1 diapo 50)

TF-IDF encoding if word k is in most documents, it is probably useless → TF-Idf encoding : Donne plus de poids au keyword et un petit peu moins au stopword. A combiner avec blacklist **EXPLIQUER PLUS LES MATH?? car ça à l'air important on l'utilise tout le temps**

Zipf law

2 Liste des pré-processing

2.1 Noisy entity removal

- Ponctuation, capital/lower case
- Stop word
- Rare word (less than a threshold)

2.2 Text Normalization

- Lemmatization : Lions → Lion, are → be
- Stemming

2.3 Word standardisation

Regular expression, e.g. for removing "." or expanding words' contractions ("I'll" → "I will")

3 Bag of Word

3.1 Stengths and drawbacks

Avantage :

- Easy light fast
- Opportunity to enrich (Context encoding, Part Of Speech)
- Efficient implementation
- Still very effective with classification

Limite :

- Loose document / sentence structure : mitigated with N-gram
- Several task missing : POS tagging, text generation
- Semantic gap : On peut pas utiliser la distance euclidienne pour mesurer la différence sémantique

3.2 Classification

Naive Bayes Rapide, interprétable, naturellement multiclasse. Perf à améliorer. Bien filtrer les stop word. Extension par robustesse (?)

Classifieur linéaire Scalable, attention sensible au dimension

4 Apprendre la sémantique

- Première approche : WordNet : trop statique (nouvelle expression, hashtag, vocab technique) et fait à la main
- Deuxième approche : Mesure de co-occurrence : "Fair **and** legitimate", "Fair **but** brutal" → Marche bien + combo avec BoW

5 Unsupervised approaches

5.1 LSA : Latent Semantic Analysis

On un un vocabulaire de taille d , N document, une LSA avec k greatest singular values.

On décompose la matrice $X \in \mathbb{Q}^{N \times d}$ en

- $U \in \mathbb{R}^{k \times d}$: une ligne de U représente un vecteur de poids par mot. Les poids les plus haut donne la classe du document (?)
- $\Sigma \in \mathbb{R}^{k \times k}$
- $V \in \mathbb{R}^{d \times k}$ Une colonne de V représente le champs lexical d'une classe (?). C'est les mots les plus important.
- Est-ce que V et U sont pareil??
- Comment on classif un nouveau document la dedans?

5.1.1 Stength and drawbacks

- Bon combo avec t-SNE.
- Entièrement basé sur BoW : même problème plus +
 - Not robust to stop word (=high singular values)
 - Problème forme négative
- Problème avec les mots rare dans les petits corpus (?)

5.2 Kmean

Comme d'hab, à combo avec LSA pour réduire les dimensions.

5.3 Dérivé LSA

- P-LSA : K-mean mais avec un assignment soft mesurer par la probabilité
- LDA : On rajoute un prior : modèle plus complexe → Les méthodes EM → on utilise MCMC pour estimer les vraisemblance
- D'autre extension bien complexe

6 Word Embeddings & Neural network

Word that appear in similar contexts in text tend to have similar meanings

6.1 Words2Vec

Implémentation de l'idée précédente : Modèle auto-supervisé, input OH encoding; + backpropagation

- CBoW : Predict surrounding words (context) from central word; work well for frequent words
- Skipgram : Predict context from central word; work well for rare words

On note :

- Soft max en sortie sur $|V|$ (taille du vocab) valeur → Lourde → Evitable par négative sampling je crois??
- Analogie dans l'espace latent H : Féminin/Masculin, Capitale, sémantique
- **Difficulté pour aller au delà des mots** : Comment encoder une phrase entière dans H → moyenne, sommes, min, max

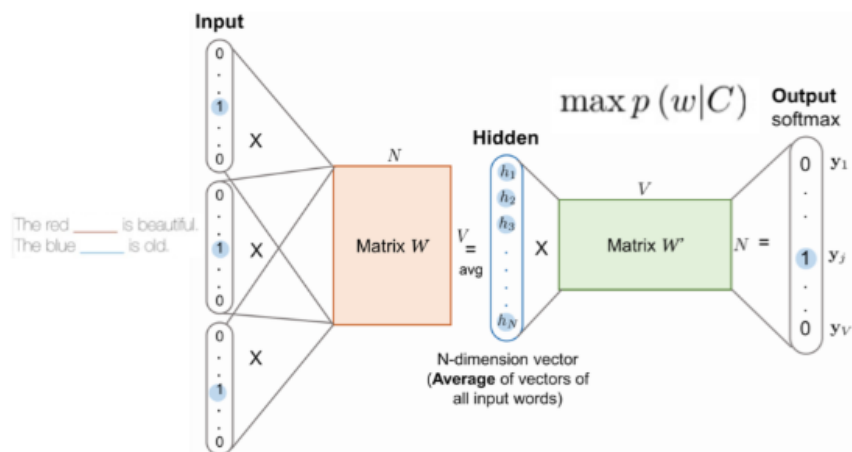


Figure 1 – CBoW

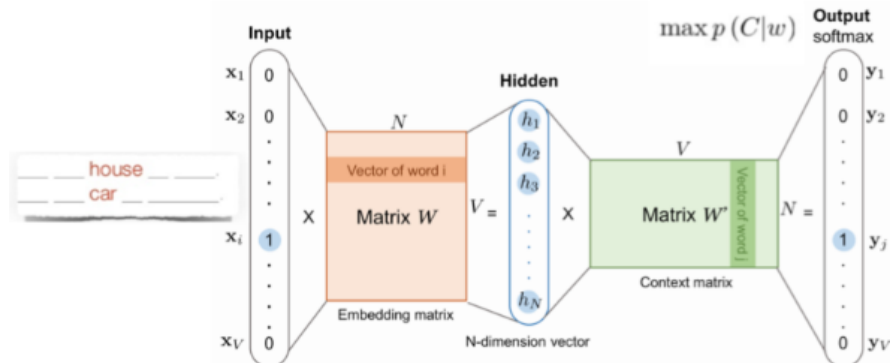


Figure 2 – Skip-Gram

6.1.1 Glove

- Input : matrice de co-occurrence + accès aux word embedding
- On veut explicitement que la proximité dans l'espace latent représente la co-occurrence des mots
- Fonction de coût et de prédiction de GloVe \approx PLSA (espace latent pour les co-occurrences) + Contexte local + les words embedding

6.2 Neural Networks

6.2.1 CNN

How to scale/classify with Word Embedding? → Convolutional Neural networks

1. Latent représentation of the word
2. Couche de convolution
3. → Une représentation d'un document dans une dimension fixe
4. → Classification : Régression, NN w/ soft max, ...

+ une back propagation sur la layer de convolution, l'espace de représentation latent.

Problème : 2 mois de train

6.2.2 RNNs

- Code des séquences **entière** => parfait pour du texte
- Forme de mémoire du passé dans le réseau
- Problème de profondeur et d'évanouissement du gradient

3 types de classification :

- One to many : Image captionning (input une image, sortie plusieurs mots)
- Many to one : Sentiment classification, Question answering (how many ...)
- Many to many : Text generation, translation (input anglais sortie français), speech2text

Evolution :

- Architecture spéciale contre la disparition du gradient : LSTM, GRU == long term memory
- Bi-directionnal RNNs : incorporate information from words both preceding and following

Toujours problème d'évanouissement du gradient + goulot d'étranglement pour encoder tout une phrase

6.3 Attention model & Transformers

- Encode l'information globale (!= CNN que local)
- Matrice d'attention == encodage de
 - Chaque mot encodé avec Key, Query, Value
 - la similarité de chaque mot de la phrase
 - inclusion du contexte globale
- Multi-head attention : on stack en parallèle les self-attention layer + combinaison
- Perte de la position : Fully connected layers : permutation invariant → Encodage manuel

6.3.1 BERT

Comme word2vec avec de l'attention : pré-train pour apprendre l'espace latent → Fine tune sur other task.

Token de classe CLS t_0 qui représente la phrase entière dans un espace latent → utile pour prédire la classe avec des modèle classique (regression ect) → **Plus le problème de W2V avec la moyenne ou la somme**

6.3.2 Transformers Decoder

GPT

- Prédire le mot suivant en fonction du contexte.
- Masked Attention : hide (mask) information about future tokens from the model. On donne la phrase au fur et à mesure pour pas tout apprendre d'un coup. On peut pas utiliser les mots d'après vu qu'on génère