

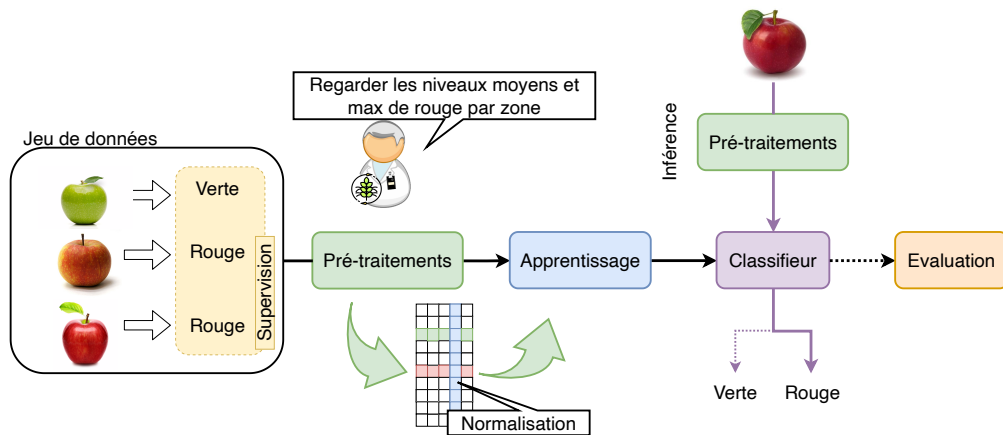
APPRENTISSAGE DE REPRÉSENTATION

Vincent Guigue,
inspiré des supports de Nicolas Baskiotis & Benjamin Piwowski





Chaine de traitements



Facteur de performances: *features* > modèle



Promesse du deep-learning

- Apprendre des représentations continues de concepts **discrets** (+métrique continue)
 - Sémantique des **mots**, profils **utilisateurs**
- Apprendre des représentations compactes de concepts **continus**
 - Représentation des images, extraction de motifs dans les signaux

Optimiser les caractéristiques extraites pour une applications cibles

~~Deep-learning~~ \Rightarrow Representation Learning

Pourquoi est ce que ça marche si bien sur des données complexes+sémantiques mais moins bien sur des données tabulaires?



Grinsztajn et al., NeurIPS 22

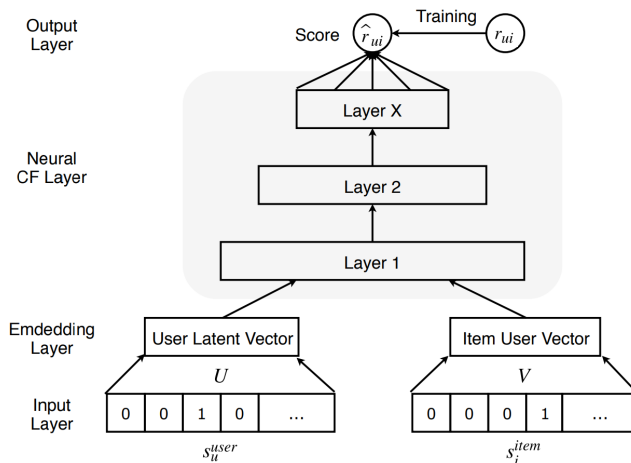
Why do tree-based models still outperform deep learning on tabular data?

REPRESENTATION LEARNING



Apprentissage de représentation

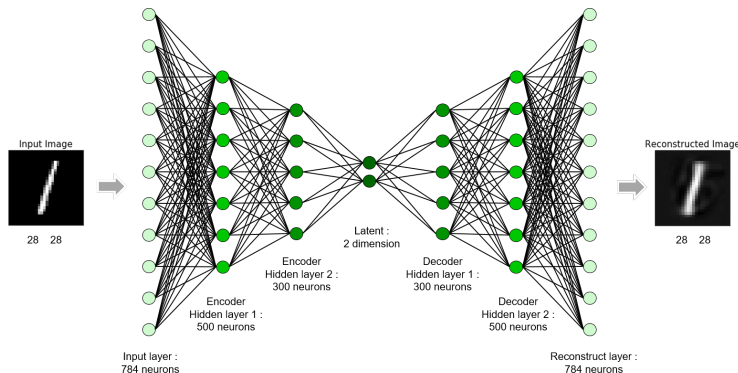
- Domaines : recommandation, représentation de graphes, classification multi-labels multi-classes, audio, radar
- Appris en **end-to-end**, **pré-appris** et/ou **fine-tuné**
- Parfait pour la supervision est indirecte : similarité par triplet, contexte, ...





Apprentissage de représentation

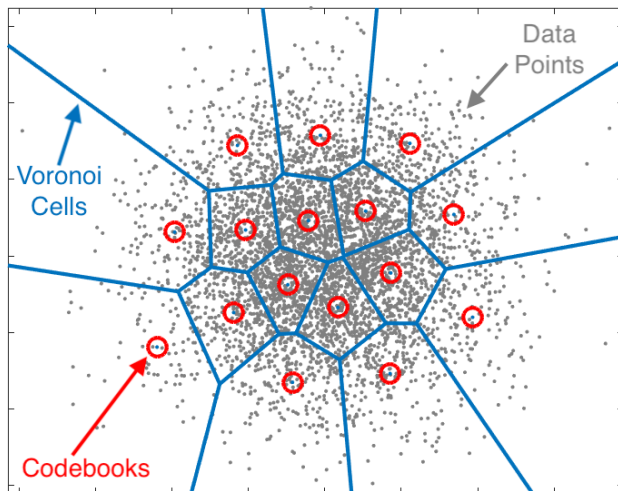
- Domaines : recommandation, représentation de graphes, classification multi-labels multi-classes, audio, radar
- Appris en **end-to-end**, **pré-appris** et/ou **fine-tuné**
- Parfait pour la supervision est indirecte : similarité par triplet, contexte, ...
- Possibilité d'utiliser des auto-encoders





Deep LVQ

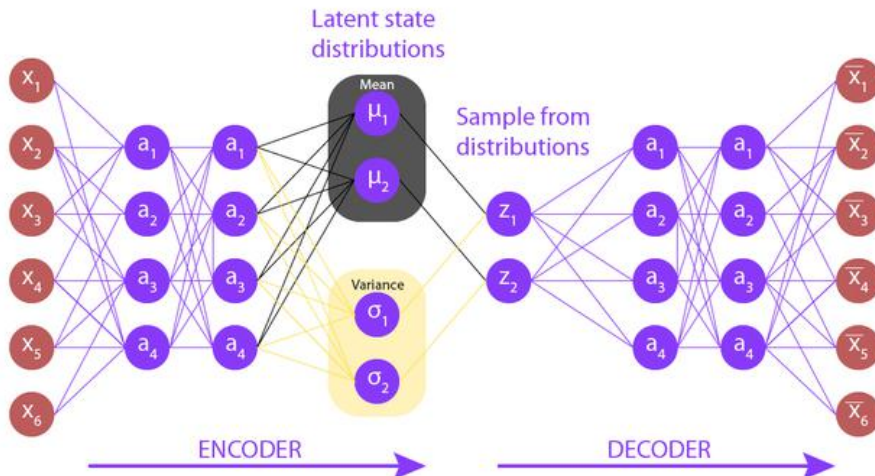
- LVQ = Learning vector quantization
- Idée \sim plus proche voisin
- + deep learning = apprendre la représentation des supports





Structurer l'espace appris

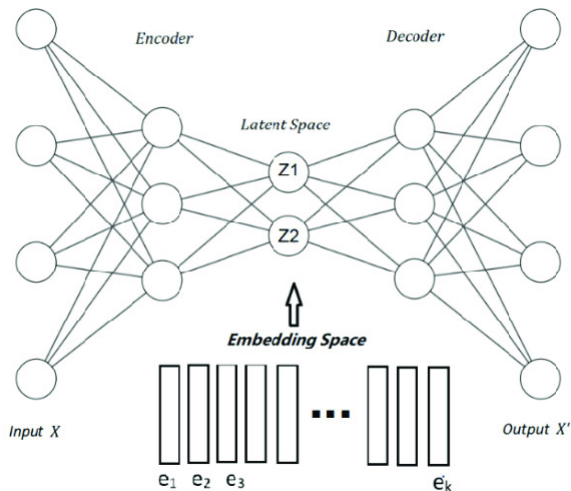
- Variational AutoEncoder
- Reparameterization Trick





Structurer l'espace appris

- Variational AutoEncoder
- Reparameterization Trick





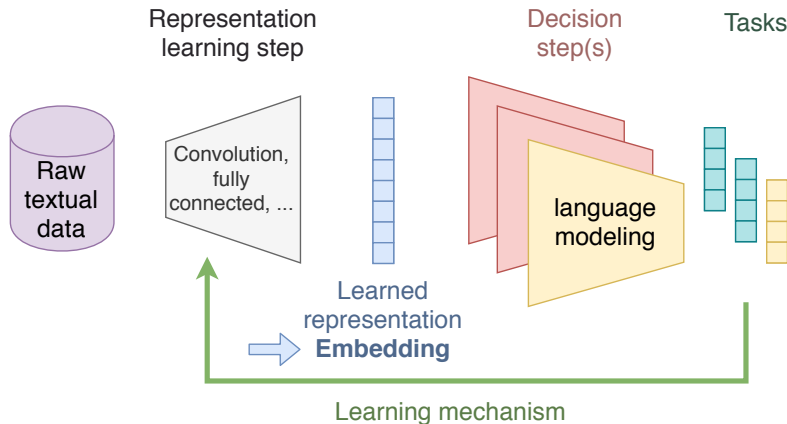
Representation learning & transfer

1 Apprendre la représentation

sur n'importe quel critère

2 Fine-tuner = apprendre un peu

Sur la tâche finale / sur peu de données etc...

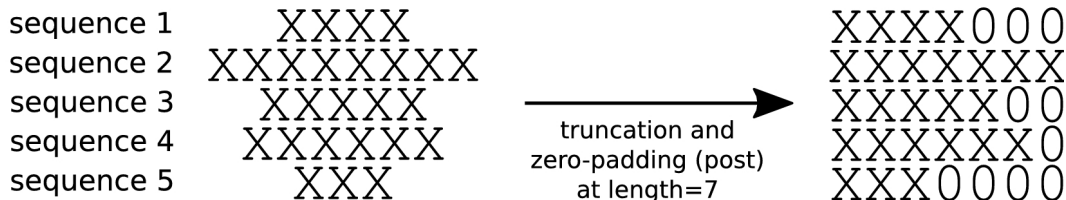


OUTILS CONNEXES POUR LE TP



Padding

- Afin d'avoir des calculs rapides, il faut les séquences de longueurs fixes (batch)

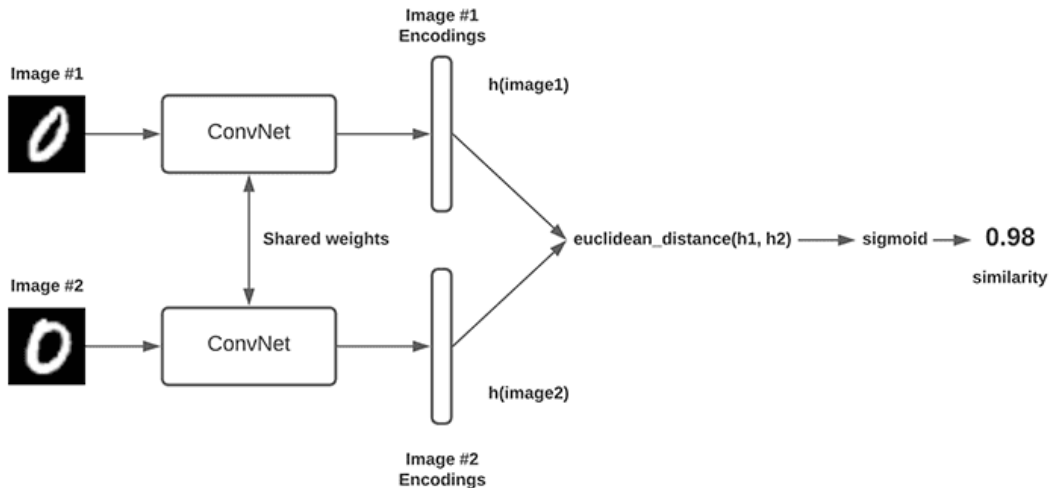




Triplet loss

- Rapprocher ce qui se ressemble... (+ Eloigner autre chose)

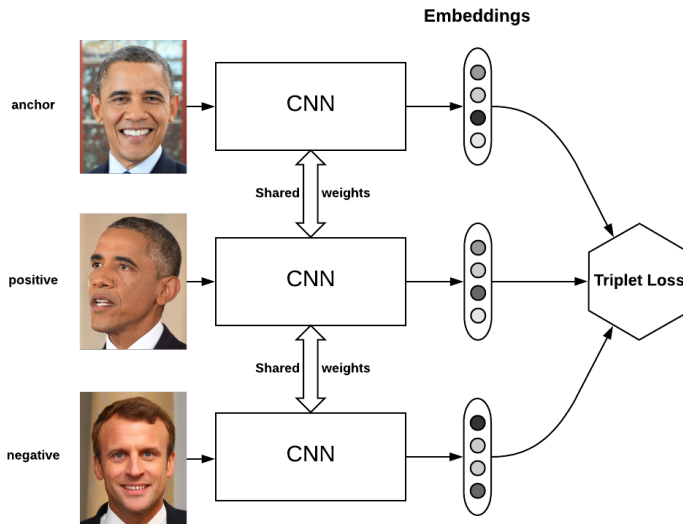
A l'ancienne: Siamese network





Triplet loss

- Rapprocher ce qui se ressemble... (+ Eloigner autre chose)

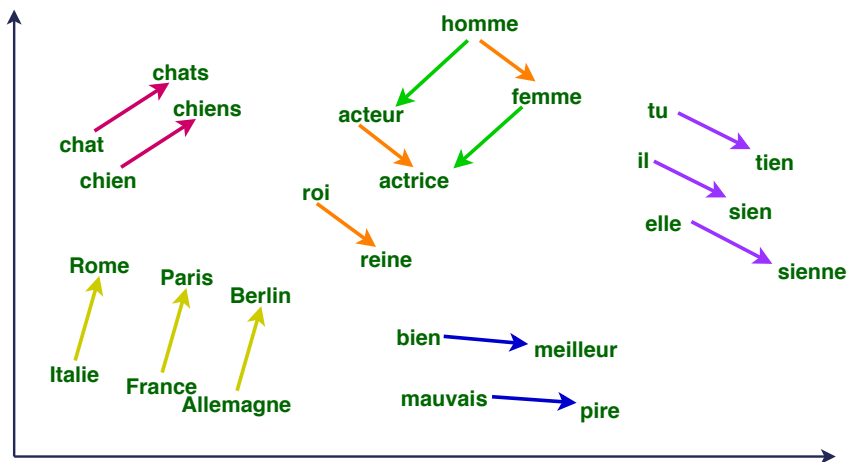


APPLICATIONS (EFFICACES)



Les représentations de mots

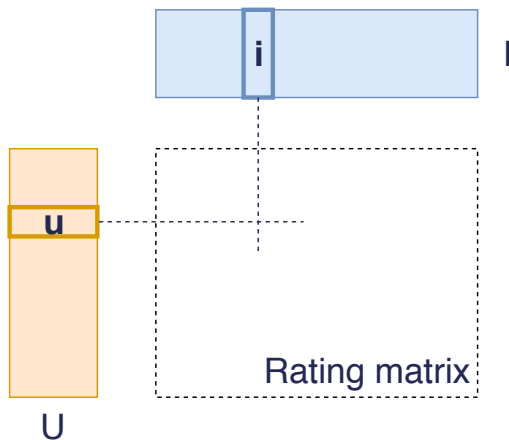
- Discret + semantic gap \Rightarrow Distance \Rightarrow Direction sémantique





Recommandation

- 2001-2010 : Apprendre des profils à partir de trace = factorisation matricielle
- Déjà un modèle de deep-learning?

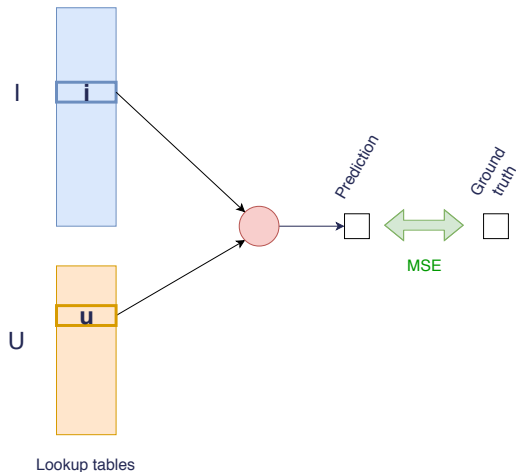


Profils se ressemblent \Rightarrow prédisent les mêmes notes



Recommandation

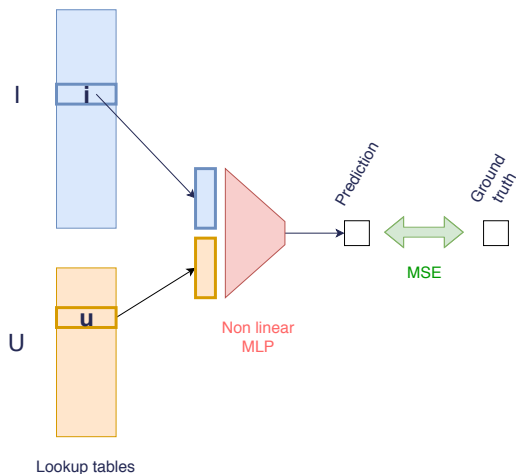
- 2001-2010 : Apprendre des profils à partir de trace = factorisation matricielle
- Déjà un modèle de deep-learning?



Profils se ressemblent \Rightarrow prédisent les mêmes notes

Recommandation

- 2001-2010 : Apprendre des profils à partir de trace = factorisation matricielle
- Déjà un modèle de deep-learning?

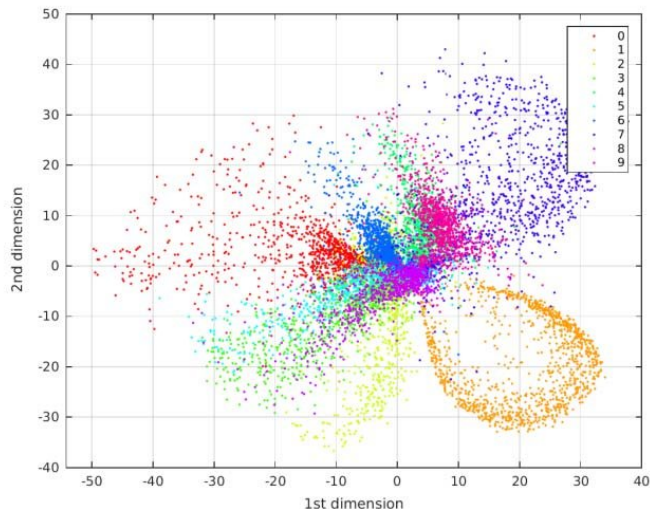
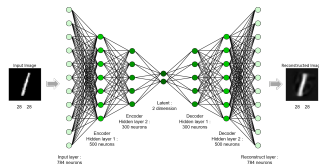


Profils se ressemblent \Rightarrow prédisent les mêmes notes



Visualisation de données

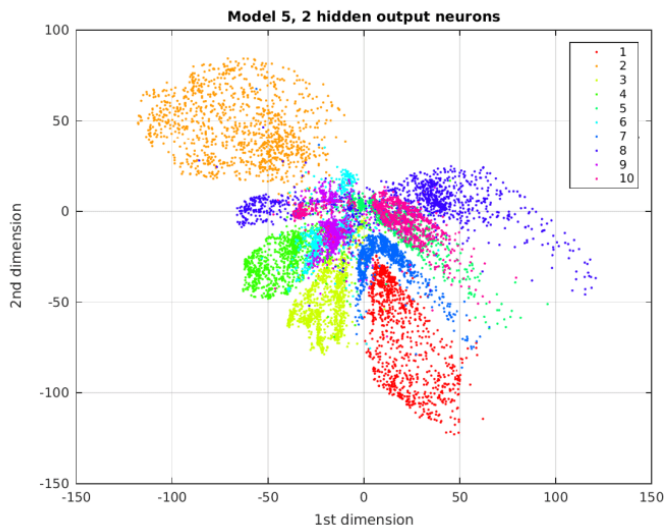
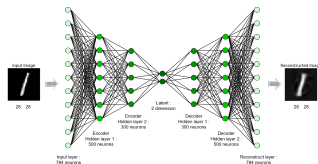
- Auto-encodeur \Rightarrow 2D = visualisation de MNIST
- Passage au VAE (toujours non supervisé)





Visualisation de données

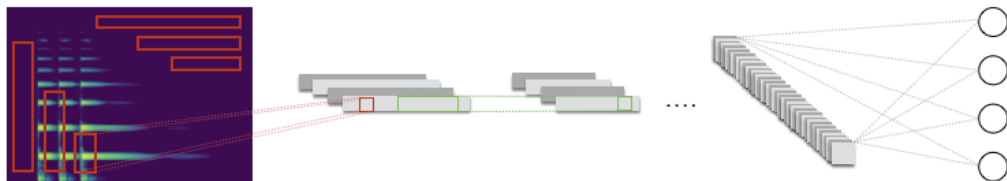
- Auto-encodeur \Rightarrow 2D = visualisation de MNIST
- Passage au VAE (toujours non supervisé)





MusiCNN

- Convolution sur la transformée temps-fréquences
- Apprentissage d'embedding de musique
 - Pour la classification / recommandation
 - Pour la génération





Signal Processing

■ Séparation de sources

