

University of Yaoundé I

Graph Learning pour les systèmes de recommandation : Etat de l'art

Audrey Dongmo

- 1 Systèmes de recommandation
- 2 Graph Learning
- 3 PinSage : GCN for Web-scale Recommender System, Rex Ying et al.
- 4 Environnement

Systemes de recommandation

Systèmes de recommandation sont partout !

Les systèmes de recommandation sont présents au quotidien.



Figure: Cas applicatifs



Figure: Plus de
70% vidéos

1



Figure: Plus de
75%



Figure: Pus de
35% des achats

Objectif

proposer des suggestions personnalisées et pertinentes aux utilisateurs, en anticipant leurs préférences.

¹<https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/how-retailers-can-keep-up-with-consumers>

De façon formelle

Predire le top K d'articles pertinents pour chaque utilisateur

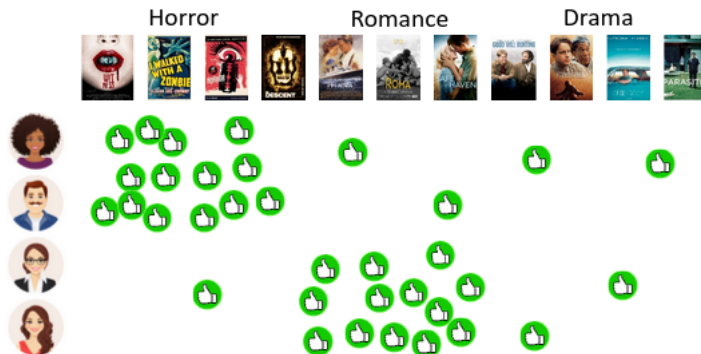
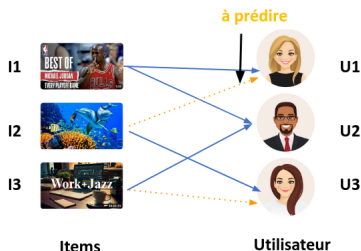


Figure: Formalisation



- Graphe biparti,
- interaction Utilisateur-Item,
- existence de liens.

Approches existantes

Filtrage collaboratif, Filtrage basé sur le contenu,
Decomposition matricielle, [Graph Learning](#)

Graph Learning = Graphes + Machine Learning

Graphe

Un graphe G est défini formellement comme un couple ordonné $G = (X, E)$, où :

- X est l'ensemble des sommets (ou nœuds) du graphe.
- E est l'ensemble des arêtes (ou liens) du graphe, défini comme un sous-ensemble de $X \times X$.

Machine Learning

branche de l'IA qui se concentre sur le développement de modèles et d'algorithmes capables d'apprendre à partir de données

Graph Learning

classe de méthodes d'apprentissage automatique qui vise à exploiter la structure de graphe dans les données

- Construction du Graphe $G=(X,E)$:
 - Homogène,
 - Hétérogène.
- ;
- Embedding de graphe $h_i = E(x_i)$, ou E est la fonction d'embedding:
 - Node2Vec,
 - GraphSAGE,...
- ;
- Mise en œuvre de l'algorithme de ML;
- Graph Convolutional Network(GCN),
- Graph Neural Network (GNN),...

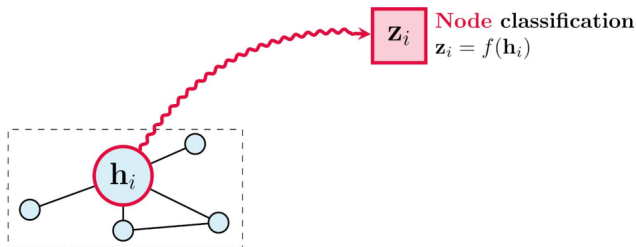


Figure: Classification de noeuds

Exemple : Classer les utilisateurs d'un réseau social (jeune, diplômé, ...)

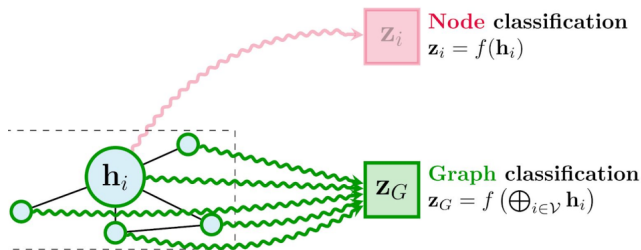


Figure: Classification de graphes

Exemple : Détection d'une communauté d'un réseau social (jeune, diplômé, ...)

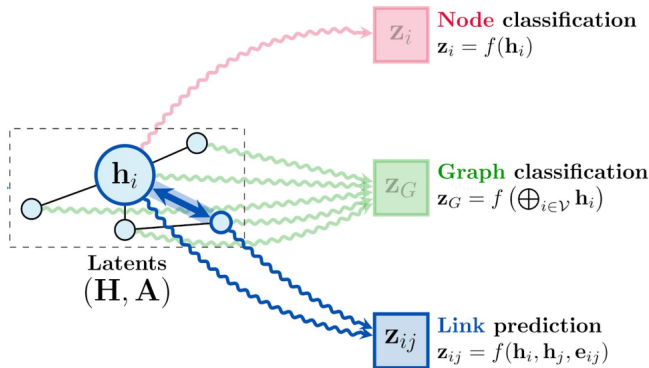


Figure: Prédiction de liens

Exemple : système de recommandation,)

PinSage : GCN for Web-scale Recommender System, Rex Ying et al.

- Échelle des Données : Les volumes de données générés par les interactions ,
- Complexité des Relations : Les relations entre utilisateurs et éléments ,
- Besoin de Personnalisation : Les utilisateurs attendaient des recommandations hautement personnalisées.

Objectif

Proposer une approche de recommandation pour exploiter efficacement la structure du graphe des interactions.

Construire les représentations en exploitant **le voisinage local d'un nœud**.

Consiste en:

- Échantillonner le voisinage;
- Agréger les informations du voisinage;
- Générer les embeddings.



Figure: Extrait d Dataset

Description

- Item **Query** : item recherché,
- Item **Pins** : L'item obtenu.

- Construction du graphe $G = (X, E)$, / $X = \{\text{requêtes}, \text{pins}\}$,
 $E = \{(x_1, x_2) / x_1 \text{ est une requête à pins } x_2\}$
- Construire les représentations primaires (description, image, ...),
- Sélectionner les voisinage : Marche aléatoire,
- Appliquer Graphsage,
- Construire le dataset d'apprentissage : Positifs et négatifs,
- Classification supervisé
- Evaluation



Figure: Images de choux

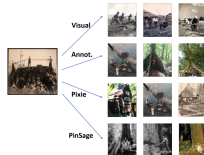


Figure: Images de guerre

Facon générale

Amélioration de 20% sur la qualité de recommandation.

Environnements

Un écosystème riche ...

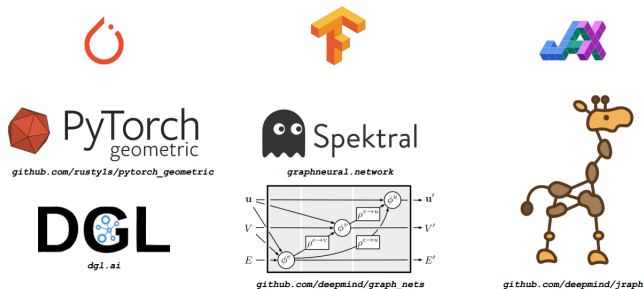


Figure: Framework pour les GL

Un écosystème riche ...



PyTorch
geometric
<https://pytorch-geometric.readthedocs.io/en/latest/modules/datasets.html>



TUDataset
graphlearning.io

Figure: Benchmarks pour les GL

- Construire le graphe approprié pour une tâche spécifique,
- Construire un modèle efficace qui capture bien les informations du graphe,
- Optimiser le modèle, ...

- [1] *Hamilton, Will and Ying, Zhitao and Leskovec, Jure*
Inductive representation learning on large graphs.
- [2] *Graph Convolutional Neural Networks for Web-Scale*
Recommender Systems Rex Ying, Ruining He, Kaifeng Chen,
Pong Eksombatchai, William L. Hamilton, Jure Leskovec.