

Optimisation des recommandations d'amis sur un réseau social

MATTAN Aishwaria Sania

Numéro de candidat : XXXXXXXX

Cycles et boucles

Travaux d'initiative personnelle encadrés

Table des matières

1 Introduction

2 Stratégies et métriques

3 Simulation - graphe non orienté

4 Simulation - graphe orienté

5 Résultats

6 Conclusion

Introduction

- Les systèmes de recommandation guident nos connexions sur les réseaux sociaux.
- Mais nous ouvrent-ils vraiment à l'autre, ou nous renvoient-ils toujours aux mêmes profils ?

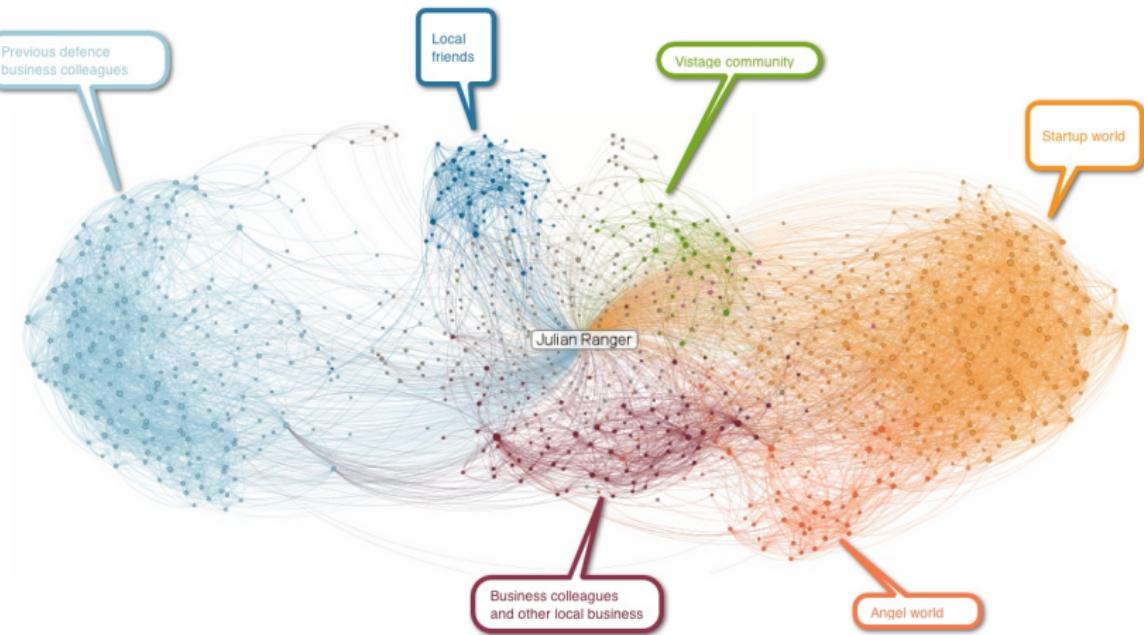
Introduction

- Les systèmes de recommandation guident nos connexions sur les réseaux sociaux.
- Mais nous ouvrent-ils vraiment à l'autre, ou nous renvoient-ils toujours aux mêmes profils ?

Lien avec le thème : *Cycle et boucle*

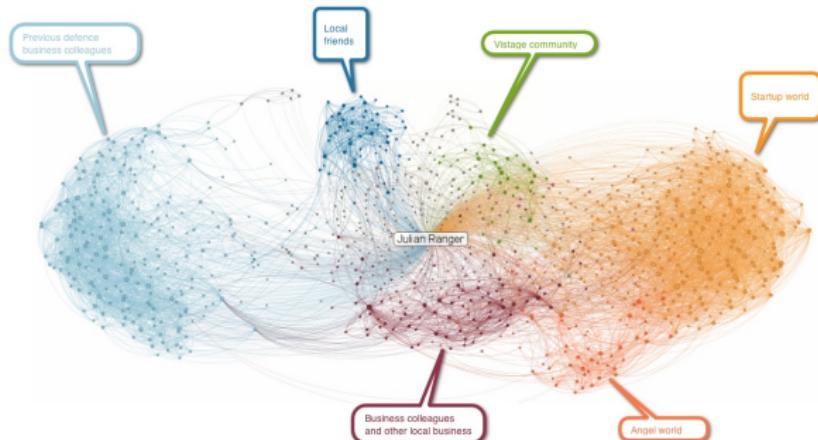
- Dans un graphe social, un **cycle** = un retour vers un profil déjà connu.
- Trop de cycles \Rightarrow peu de diversité, risque de fermeture.

Introduction



www.reseau-canope.fr

Introduction



www.reseau-canope.fr

Problématique

Comment concevoir, sur le graphe d'un réseau social, une stratégie de recommandation qui étend le réseau d'un utilisateur au-delà de son voisinage immédiat ?

Table des matières

1 Introduction

2 Stratégies et métriques

3 Simulation - graphe non orienté

4 Simulation - graphe orienté

5 Résultats

6 Conclusion

Comparaison des deux stratégies

| Stratégie par liens | Stratégie par intérêts |
|--|---|
| Basée sur les amitiés communes | Basée sur un vecteur de préférences |
| Arête ajoutée si ≥ 3 amis en commun | Connexion si similarité cosinus ≥ 0.35 |
| Stratégie locale (voisins proches) | Stratégie globale (connexions éloignées) |
| Peu d'ouverture du réseau | Favorise la diversité et la connectivité |
| Réseau plus fermé | Réseau plus connecté et homogène |

La stratégie par intérêts favorise la création de liens inter-communautés et améliore la connectivité globale du réseau.

Métriques

- **Nombre de cycles** : effet de fermeture
- **Clustering coefficient** : densité locale
- **Composantes connexes** : fragmentation locale
- **Modularité** : fragmentation globale

Métriques

- **Nombre de cycles** : effet de fermeture
- **Clustering coefficient** : densité locale
- **Composantes connexes** : fragmentation locale
- **Modularité** : fragmentation globale

Objectif

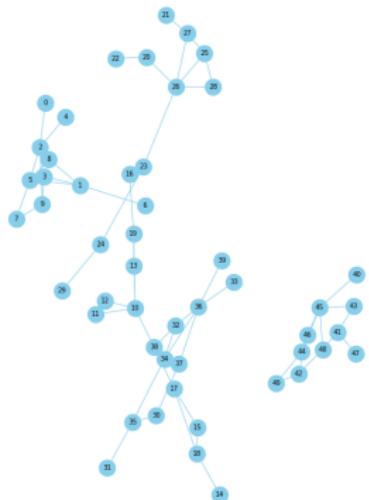
Mesurer comment chaque stratégie influence la structure du graphe.

Table des matières

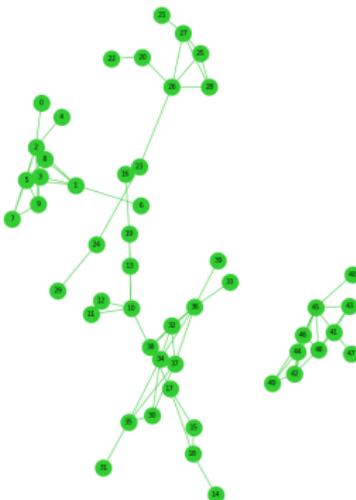
- 1 Introduction
- 2 Stratégies et métriques
- 3 Simulation - graphe non orienté
- 4 Simulation - graphe orienté
- 5 Résultats
- 6 Conclusion

Simulation pour un graphe non orienté

Graph initial



Recommandation par liens



Recommandation par intérêts



Simulation

Moyenne sur 30 essais

Graphe initial

- ↳ Nombre d'arêtes : 48.0
- ↳ Clustering coefficient : 0.820
- ↳ Composantes connexes : 13.6
- ↳ Modularity : 0.914

Graphe initial

Recommandation par liens

- ↳ Nombre d'arêtes : 57.6
- ↳ Clustering coefficient : 0.940
- ↳ Composantes connexes : 13.6
- ↳ Modularity : 0.883

Recommandation par liens

Recommandation par intérêts

- ↳ Nombre d'arêtes : 278.3
- ↳ Clustering coefficient : 0.437
- ↳ Composantes connexes : 1.0
- ↳ Modularity : 0.234

Recommandation par intérêts

Table des matières

1 Introduction

2 Stratégies et métriques

3 Simulation - graphe non orienté

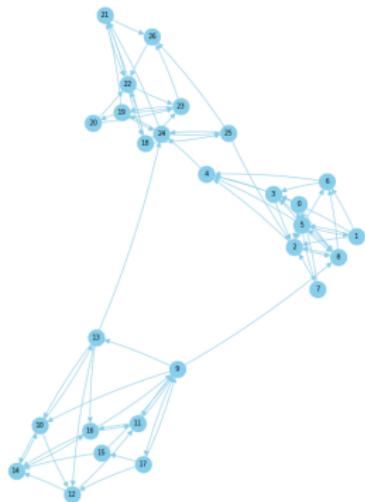
4 Simulation - graphe orienté

5 Résultats

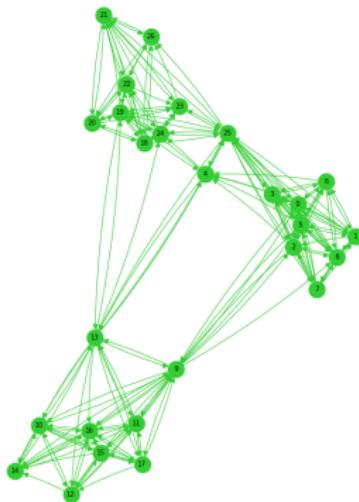
6 Conclusion

Simulation - graphe orienté

Graphe orienté initial



Recommandations par liens



Recommandation par intérêts



Simulation

Moyenne sur 30 essais

Graphe initial

| | |
|-------------------------|---------|
| Nombre d'arêtes | : 48.0 |
| Clustering coefficient: | 0.842 |
| Composantes connexes | : 14.0 |
| Modularity | : 0.918 |

Graphe initial

Recommandation par liens

| | |
|-------------------------|---------|
| Nombre d'arêtes | : 56.4 |
| Clustering coefficient: | 0.948 |
| Composantes connexes | : 14.0 |
| Modularity | : 0.895 |

Recommandation par liens

Recommandation par intérêts

| | |
|-------------------------|---------|
| Nombre d'arêtes | : 357.9 |
| Clustering coefficient: | 0.510 |
| Composantes connexes | : 1.0 |
| Modularity | : 0.180 |

Recommandation par intérêts

Simulation

Moyenne sur 30 essais

Graphe initial

| | |
|-------------------------|---------|
| Nombre d'arêtes | : 48.0 |
| Clustering coefficient: | 0.842 |
| Composantes connexes | : 14.0 |
| Modularity | : 0.918 |

Graphe initial

Recommandation par liens

| | |
|-------------------------|---------|
| Nombre d'arêtes | : 56.4 |
| Clustering coefficient: | 0.948 |
| Composantes connexes | : 14.0 |
| Modularity | : 0.895 |

Recommandation par liens

Recommandation par intérêts

| | |
|-------------------------|---------|
| Nombre d'arêtes | : 357.9 |
| Clustering coefficient: | 0.510 |
| Composantes connexes | : 1.0 |
| Modularity | : 0.180 |

Recommandation par intérêts

Table des matières

1 Introduction

2 Stratégies et métriques

3 Simulation - graphe non orienté

4 Simulation - graphe orienté

5 Résultats

6 Conclusion

Résultats

● Graphe initial
↳ Nombre d'arêtes : 48.0
↳ Clustering coefficient : 0.820
↳ Composantes connexes : 13.6
↳ Modularity : 0.914

● Recommandation par liens
↳ Nombre d'arêtes : 57.6
↳ Clustering coefficient : 0.940
↳ Composantes connexes : 13.6
↳ Modularity : 0.883

● Recommandation par intérêts
↳ Nombre d'arêtes : 278.3
↳ Clustering coefficient : 0.437
↳ Composantes connexes : 1.0
↳ Modularity : 0.234

Graphe initial
Nombre d'arêtes : 48.0
Clustering coefficient: 0.842
Composantes connexes : 14.0
Modularity : 0.918

Recommandation par liens
Nombre d'arêtes : 56.4
Clustering coefficient: 0.948
Composantes connexes : 14.0
Modularity : 0.895

Recommandation par interets
Nombre d'aretes : 357.9
Clustering coefficient: 0.510
Composantes connexes : 1.0
Modularity : 0.180

Graphe initial

Recommandation par liens

Recommandation par intérêts

Comparaison

Par liens

- + aretes
- + clustering
- + composante connexe
- + modularité

Par intérêts

- ++ arêtes
- – clustering
- – composante connexe
- – modularité

Interprétation

L'ouverture du graphe est meilleure avec les recommandations par intérêts.

Table des matières

1 Introduction

2 Stratégies et métriques

3 Simulation - graphe non orienté

4 Simulation - graphe orienté

5 Résultats

6 Conclusion

Conclusion

- Le type de recommandation influence la structure du graphe.
- Recommander par liens d'amitié renforce les cycles et l'enfermement.
- Recommander par intérêts permet plus de diversité.

Conclusion

- Le type de recommandation influence la structure du graphe.
- Recommander par liens d'amitié renforce les cycles et l'enfermement.
- Recommander par intérêts permet plus de diversité.

Ouverture

- Proposer une autre approche
- Combiner les deux stratégies dans la réalité
- Tester sur des données réelles

Annexes

Coefficient de clustering

Définition — Le coefficient de *clustering*.

$$C(p) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i \quad (1)$$

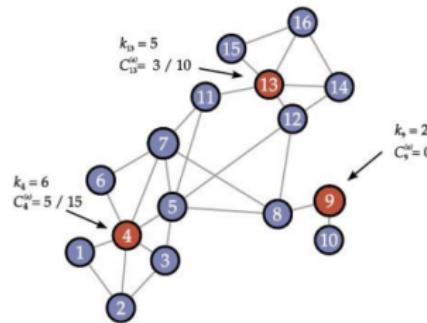
avec

$$C_i = \frac{\text{nombre de triangles dont un des trois sommets est le nœud } i}{\binom{k}{2}} \quad (2)$$

où k est le coefficient local ou le degré du nœud et n le nombre de nœuds du graphe.

Coefficient de clustering

Exemple Avec le graphe présenté ci-dessous,



$$C_4 = \frac{5}{\binom{6}{2}} = \frac{5}{15} = \frac{1}{3}$$

et le coefficient de *clustering* du réseau est :

$$C(p) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i = 0,5208.$$