

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

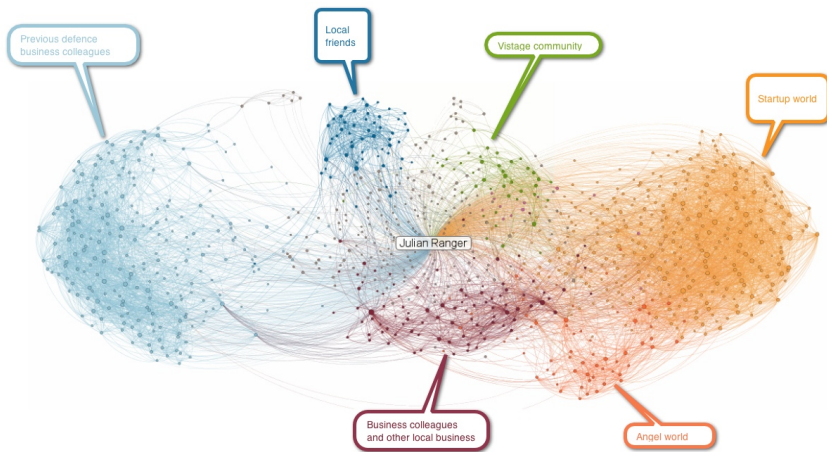
- Les systèmes de recommandation guident nos connexions sur les réseaux sociaux.
- Mais nous ouvrent-ils vraiment à l'autre, ou nous renvoient-ils toujours aux mêmes profils ?

- 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*

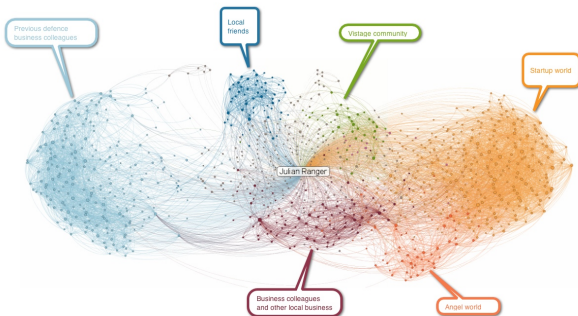
- Dans un graphe social, un **cycle** = un retour vers un profil déjà connu.
- Trop de cycles \Rightarrow peu de diversité, risque de fermeture.

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

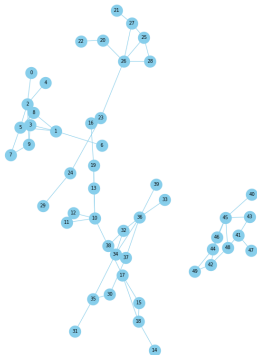
Mesurer comment chaque stratégie influence la structure du graphe.

Table des matières

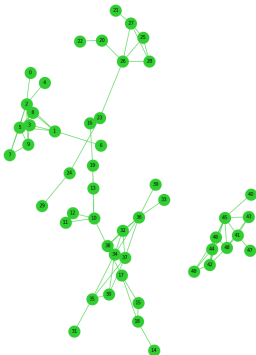
- 1 Introduction
- 2 Stratégies et métriques
- 3 Simulation - graphe non orienté**
- 4 Simulation - graphe orienté
- 5 Résultats
- 6 Conclusion

Simulation pour un graphe non orienté

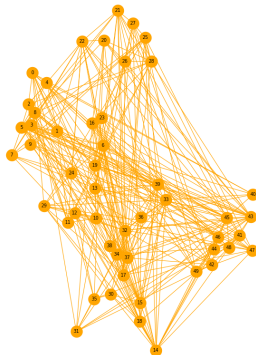
Graphe initial



Recommandation par liens



Recommandation par intérêts



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

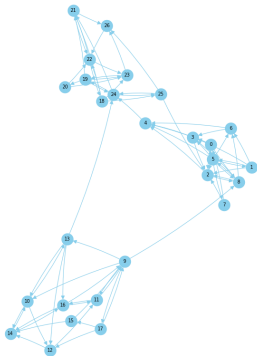
Recommandation par intérêts

Table des matières

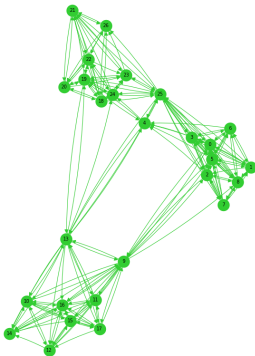
- 1 Introduction
- 2 Stratégies et métriques
- 3 Simulation - graphe non orienté
- 4 Simulation - graphe orienté**
- 5 Résultats
- 6 Conclusion

Simulation - graphe orienté

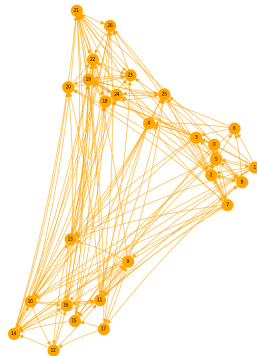
Graphe orienté initial



Recommandations par liens



Recommandation par intérêts



Moyenne sur 30 essais

Graphe initial

Nombre d'aretes	: 48.0
Clustering coefficient	: 0.842
Composantes connexes	: 14.0
Modularity	: 0.918

Graphe initial

Recommandation par liens

Nombre d'aretes	: 56.4
Clustering coefficient	: 0.948
Composantes connexes	: 14.0
Modularity	: 0.895

Recommandation par liens

Recommandation par interets

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

Recommandation par intérêts

Moyenne sur 30 essais

Graphe initial

Nombre d'aretes	: 48.0
Clustering coefficient	: 0.842
Composantes connexes	: 14.0
Modularity	: 0.918

Graphe initial

Recommandation par liens

Nombre d'aretes	: 56.4
Clustering coefficient	: 0.948
Composantes connexes	: 14.0
Modularity	: 0.895

Recommandation par liens

Recommandation par interets

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

Graphe initial

Recommandation par liens

Recommandation par intérêts

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

Définition — Le coefficient de *clustering*.

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

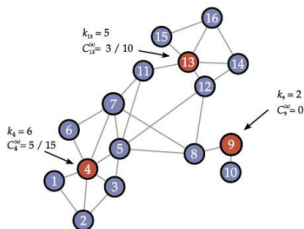
avec

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

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 :

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