

# Dynamique d'un graphe

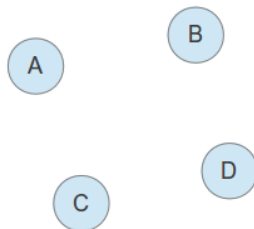
Igor Colin

18 février 2014

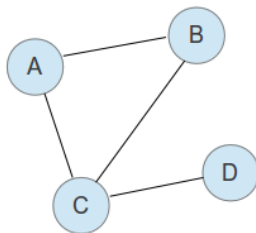
- 1 Données à disposition
- 2 Détection de communautés
- 3 Génération dynamique de graphe

- Données de départs : graphe utilisateurs

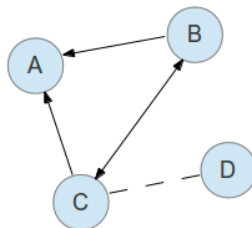
- Données de départs : graphe utilisateurs
- Nœuds : utilisateurs



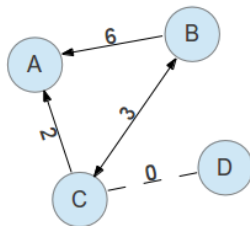
- Données de départs : graphe utilisateurs
- Nœuds : utilisateurs
- Arrêtes :
  - relations d'amitié



- Données de départs : graphe utilisateurs
- Nœuds : utilisateurs
- Arrêtes :
  - relations d'amitié
  - influences



- Données de départs : graphe utilisateurs
- Nœuds : utilisateurs
- Arrêtes :
  - relations d'amitié
  - influences
  - fréquences de partage



Plusieurs objectifs :

- Obtenir les paramètres du graphe (influence, sémantique)
- Comprendre la structure du graphe (communautés, dynamique)
- Agir sur le graphe



- 1 Données à disposition
- 2 Détection de communautés
- 3 Génération dynamique de graphe

- Définition d'une mesure de qualité d'une partition d'un graphe
- Maximisation de cette quantité pour trouver la partition optimale

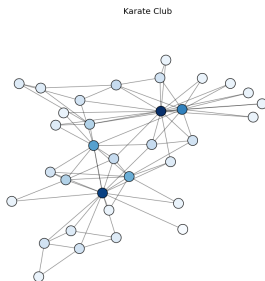


FIGURE: Exemple du club de karaté de Zachary.

# Approche spectrale

## Définition

*Soit  $G = (V, E)$  un graphe non-orienté et soit  $(S, T)$  une partition de  $V$ . La modularité associée à la partition  $(S, T)$  correspond au taux d'arrêtes de  $E$  contenues dans  $S$  ou  $T$  comparé au taux d'arrêtes qui auraient été contenues dans  $S$  ou  $T$  si l'on avait distribué les arrêtes du graphe aléatoirement.*

- Définition de la modularité dépendante de l'aléa autorisé sur les arrêtes
- Approche usuelle : degrés des nœuds conservés

# Approche spectrale

## Définition

Soit  $G = (V, E)$  un graphe non-orienté et soit  $(S, T)$  une partition de  $V$ . On note  $\mathbf{A}$  la matrice d'adjacence associée à  $G$ . Sous les conditions précédentes, la modularité  $Q(S, T)$  peut-être exprimée sous la forme suivante :

$$Q(S, T) = \frac{1}{2|E|} \sum_{(i,j) \in V \times V} \left( A_{ij} - \frac{d_i d_j}{2|E|} \right) \mathbf{1}_{\{s_i = s_j\}},$$

où, pour tout  $k \in V$ ,

$$s_k = \begin{cases} +1 & \text{si } k \in S \\ -1 & \text{si } k \in T \end{cases}$$

# Approche spectrale

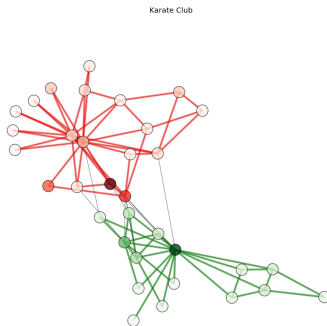
## Théorème

*Soit  $G = (V, E)$  un graphe non-orienté. Soit  $\mathbf{u}^{(2)}$  le vecteur propre associé à la deuxième plus grande valeur propre  $\lambda^{(2)}$  de la matrice de Laplace normalisée. Si  $\lambda^{(2)} > 0$ , alors la partition  $(S, T)$  définie par :*

$$\begin{cases} S &= \{i \in V, u_i^{(2)} > 0\} \\ T &= \{i \in V, u_i^{(2)} \leq 0\} \end{cases},$$

*est solution non triviale du problème de maximisation de la modularité.*

# Approche spectrale



**FIGURE:** Détection de communauté appliquée au club de karaté de Zachary.

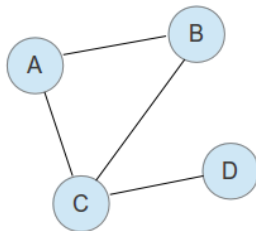
# Approche spectrale

- Méthode simple à implémenter
- Critère interprétable
- Condition d'arrêt
- Limites : coût en  $\mathcal{O}(|V|^3)$ , matrice de Laplace de taille  $|V| \times |V|$
- Nécessité d'utiliser une méthode adaptée pour de grands réseaux (méthodes stochastiques)

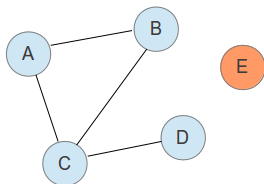
- 1 Données à disposition
- 2 Détection de communautés
- 3 Génération dynamique de graphe



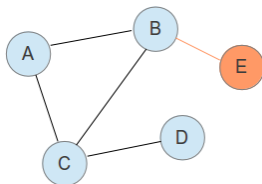
- Graphe d'utilisateurs dynamique :  
 $(G_t = (V_t, E_t))_{t \in \mathcal{T}}$



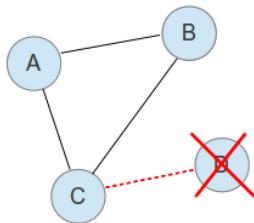
- Graphe d'utilisateurs dynamique :  
 $(G_t = (V_t, E_t))_{t \in \mathcal{T}}$ 
  - Nouveaux utilisateurs



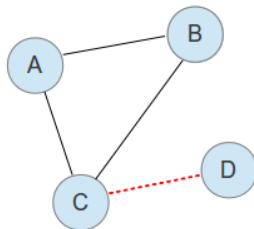
- Graphe d'utilisateurs dynamique :  
 $(G_t = (V_t, E_t))_{t \in \mathcal{T}}$ 
  - Nouveaux utilisateurs
  - Nouvelles connexions entre utilisateurs



- Graphe d'utilisateurs dynamique :  
 $(G_t = (V_t, E_t))_{t \in \mathcal{T}}$ 
  - Nouveaux utilisateurs
  - Nouvelles connexions entre utilisateurs
  - Départ d'utilisateurs



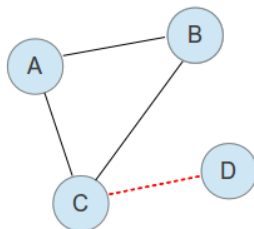
- Graphe d'utilisateurs dynamique :  
 $(G_t = (V_t, E_t))_{t \in \mathcal{T}}$ 
  - Nouveaux utilisateurs
  - Nouvelles connexions entre utilisateurs
  - Départ d'utilisateurs
  - Disparition de connexions



- Graphe d'utilisateurs dynamique :

$$(G_t = (V_t, E_t))_{t \in \mathcal{T}}$$

- Nouveaux utilisateurs
- Nouvelles connexions entre utilisateurs
- Départ d'utilisateurs
- Disparition de connexions
- Évolution des connexions existantes (influence dynamique)



Peu de modèles existants sur graphes dynamiques :

- Épidémiologie (théorie de la survie)
- Génétique (détection de *pattern*)
- Réseaux sociaux, web (citations, Internet)

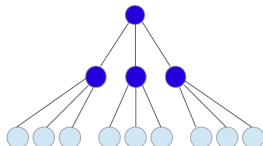
## Community Guided Attachment

- Observation sur des graphes réels (réseaux sociaux, informatiques)
  - Le degré moyen augmente quand le réseau grandit :  
 $|E_t| \propto |V_t|^\alpha$ , avec  $1 < \alpha < 2$
- Possible explication : connexions entre nœuds dépendantes des communautés



## Community Guided Attachment

- Structure des communautés en arbre (communautés dans les communautés)
- Distance  $h$  entre nœuds : distance dans l'arbre



## Community Guided Attachment

- Nouveau nœud  $n_1$  se rattache à un nœud  $n_2$  avec une probabilité  $c^{d(n_1, n_2)}$
- Sous ce modèle, si arbre homogène de degré  $b$ , alors  $|E| \propto |V|^{2-\log_b(c)}$

- CGA donne une interprétation réaliste à un phénomène observé
- Mais ne se penche sur un seul aspect : pas d'effet *small world*, pas de créations d'arrêtes parmi nœuds existants, etc.
- Pas de modélisation temporelle
- Nécessité de mixer les modèles

# Approche générale

- Objectif : prédire l'évolution du graphe
- Définir un modèle d'évolution dynamique
- Utiliser l'historique des évolutions pour retrouver les paramètres du modèle
- Mettre à jour ces paramètres en ligne ou à intervalles déterminés