Evolution de communautés égocentrées

Sergey Kirgizov

UBFC

3 mai 2016

1. Nos projets : TEE 2014 et PEPS 2015
2. Structures communautaires
3. Densité temporelle des réseaux complexes & Évolution de la structure communautaire
4. Conclusion & Discussion

1. Nos projets : TEE 2014 et PEPS 2015
2. Structures communautaires
3. Densité temporelle des réseaux complexes & Évolution de la structure communautaire
4. Conclusion & Discussion

1. Nos projets : TEE 2014 et PEPS 2015
2. Structures communautaires
3. Densité temporelle des réseaux complexes & Évolution de la structure communautaire
4. Conclusion & Discussion

1. Nos projets : TEE 2014 et PEPS 2015
2. Structures communautaires
3. Densité temporelle des réseaux complexes & Évolution de la structure communautaire
4. Conclusion & Discussion

Projet TEE 2014

"Twitter aux élections européennes : une étude contrastive internationale des utilisations de Twitter par les candidats aux élections au Parlement Européen en mai 2014"

$\approx$ **45 chercheurs** (majoritairement politologues, sociologues, chercheurs en communication)

10 laboratoires de recherche

6 pays européens (France, Allemagne, Belgique, Italie, Espagne et Angleterre)

50M de tweets pour un volume total de 50Go

Graph-**s**treaming pour l'**é**tude de la dynam**i**que des **s**phères **me**diatiques et politiques

Participants :

Le2i CombNet :
Benoit Darties (porteur), Olivier Togni, Nicolas Gastineau

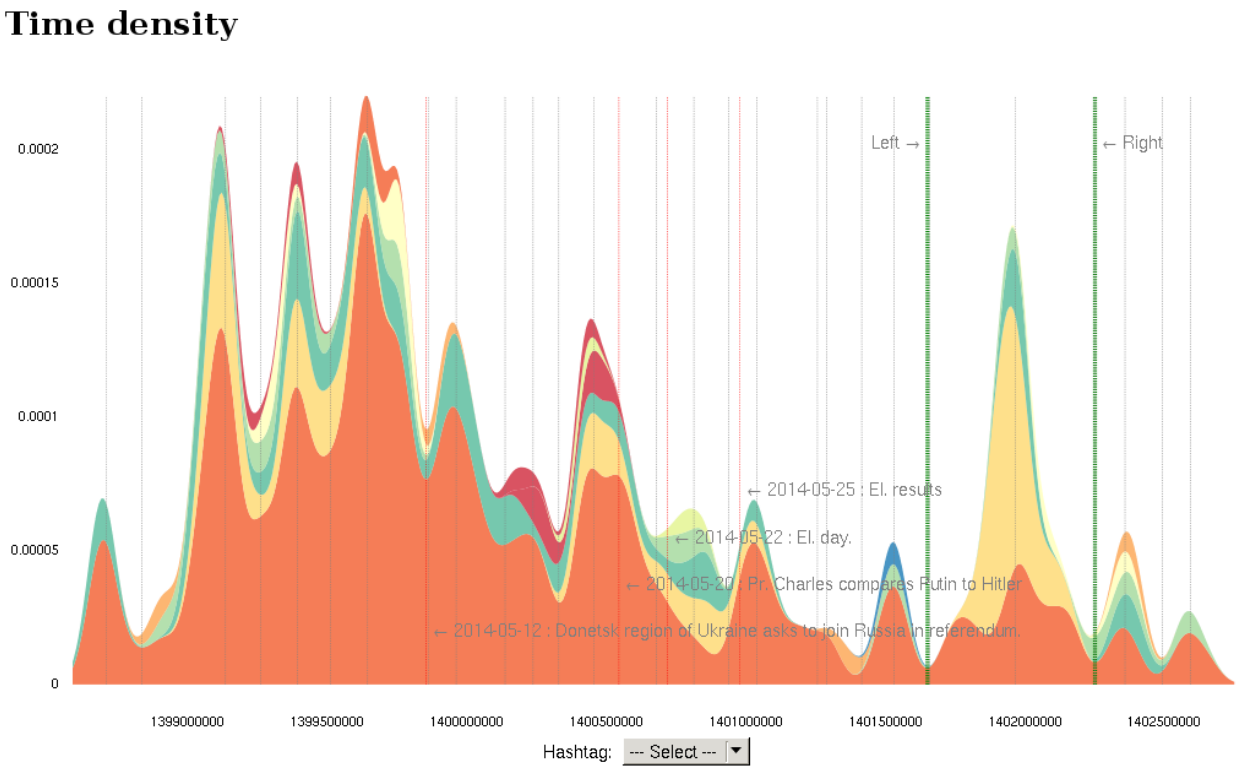
Le2i SISI : Eric Leclercq, Sergey Kirgizov

LIRIS GOAL : Hamamache Kheddouci, Hamida Seba Lagraa

CIMEOS 3S et TIL : Gilles Brachote, Alexander Frame et Tatiana Kondrashova

Observatoire de la dynamique de Twitter

Densité temporelle des hashtags + caractérisation des périodes sélectionnées



Top 10 hashtags

50 #hashtag1
60 #HASHTAG3
60 #hashtag2
...

Top 10 users

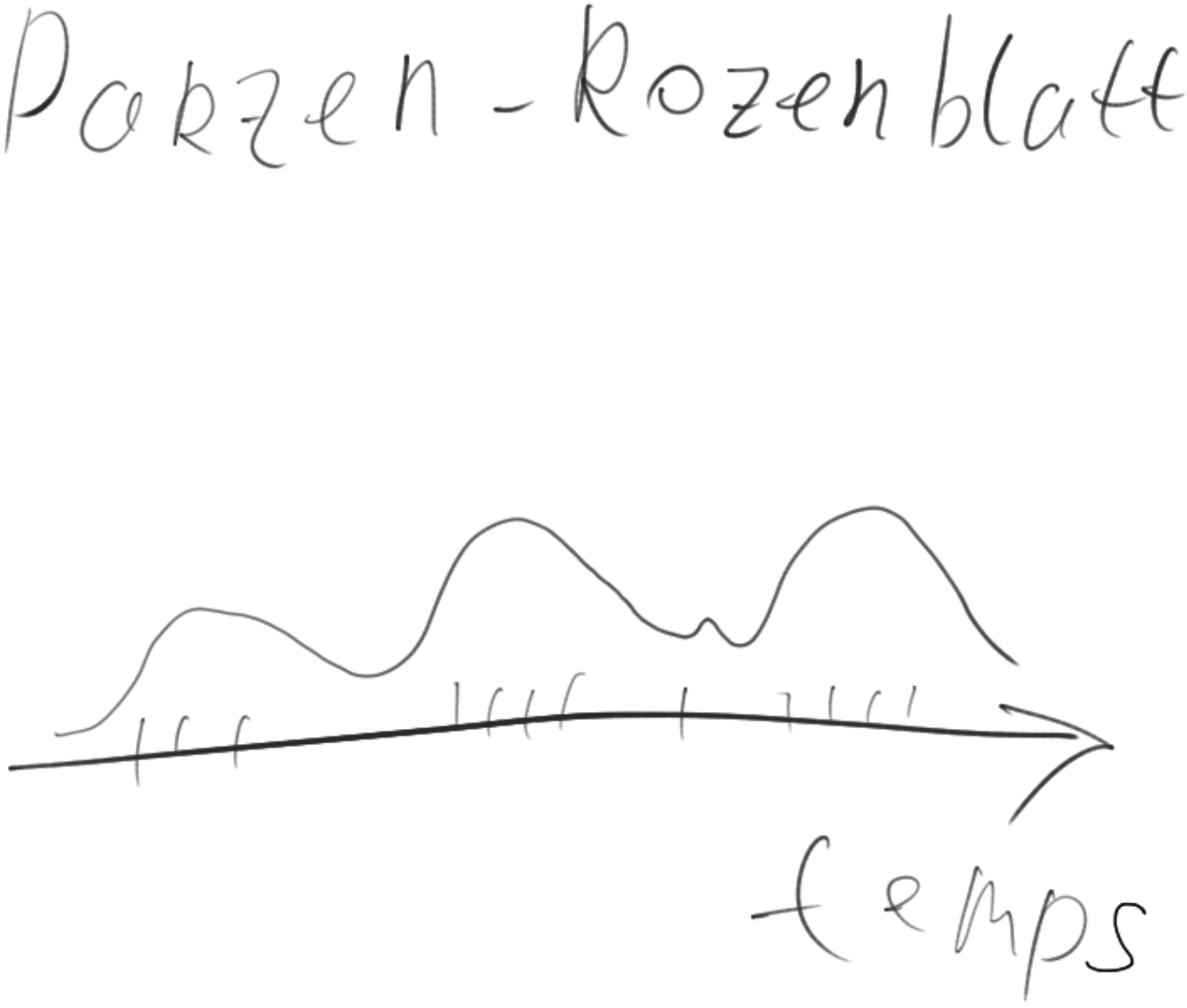
500 Ya
400 Ty
300 On
200 Ona
...

Tweets

1398777777: User1: bla-bla #hashtag1 #hashtag2
1398777778: User1: bla-bla #HASHTAG3
1398777788: User2: bla-bla #hashtag2
...

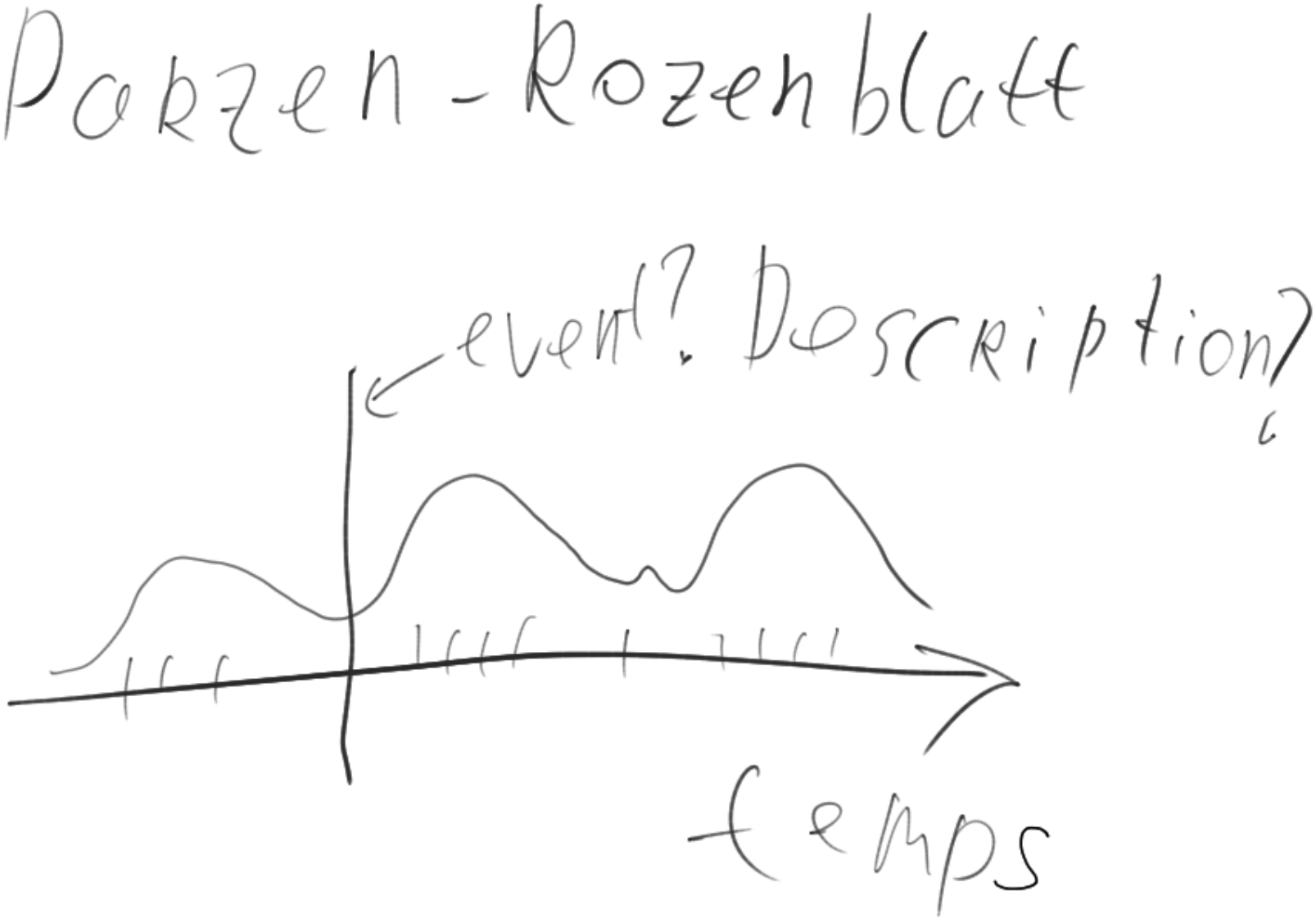
Densité temporelle des hashtags

Densité temporelle des hashtags

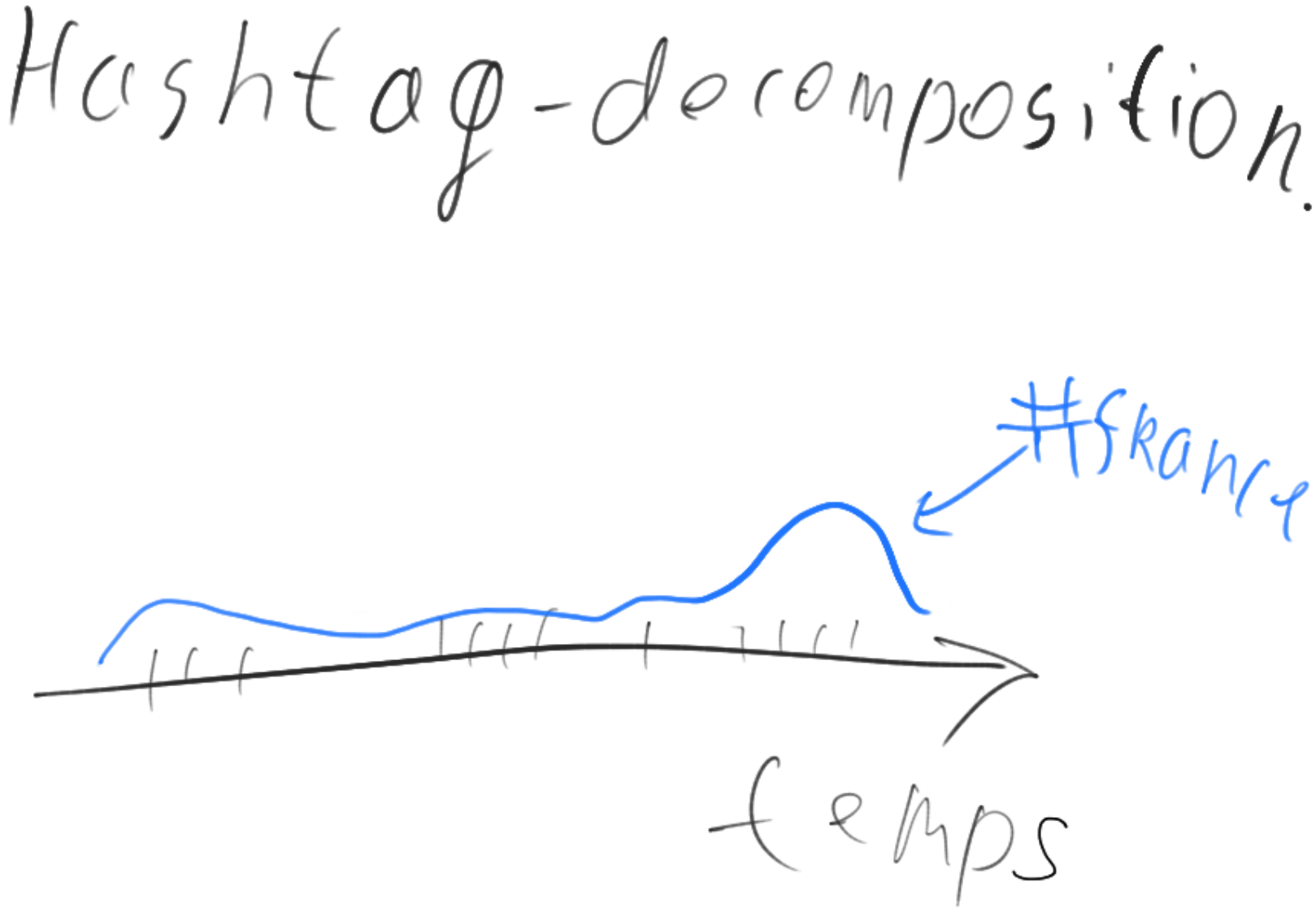


Densité temporelle des hashtags

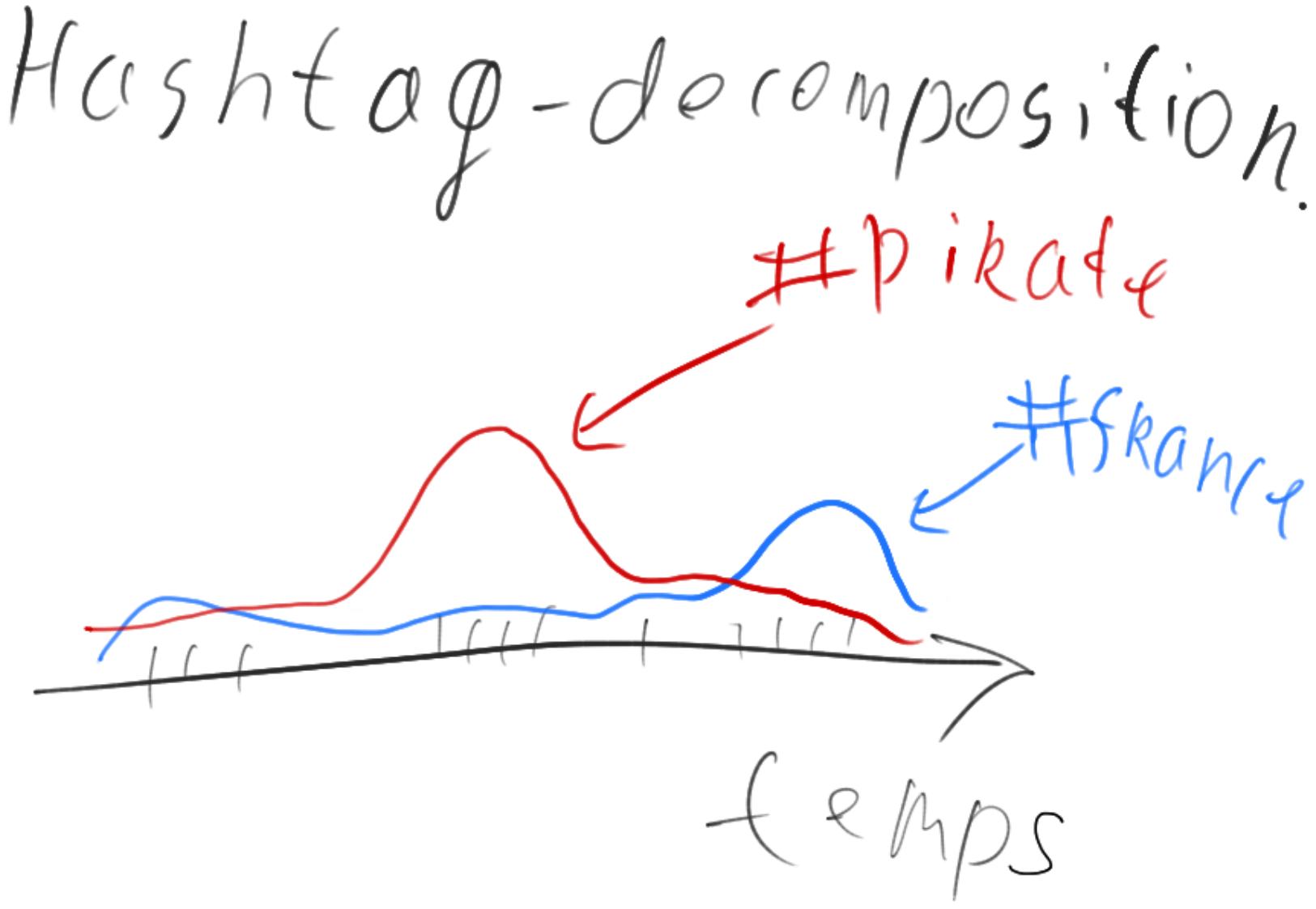
Densité temporelle des hashtags



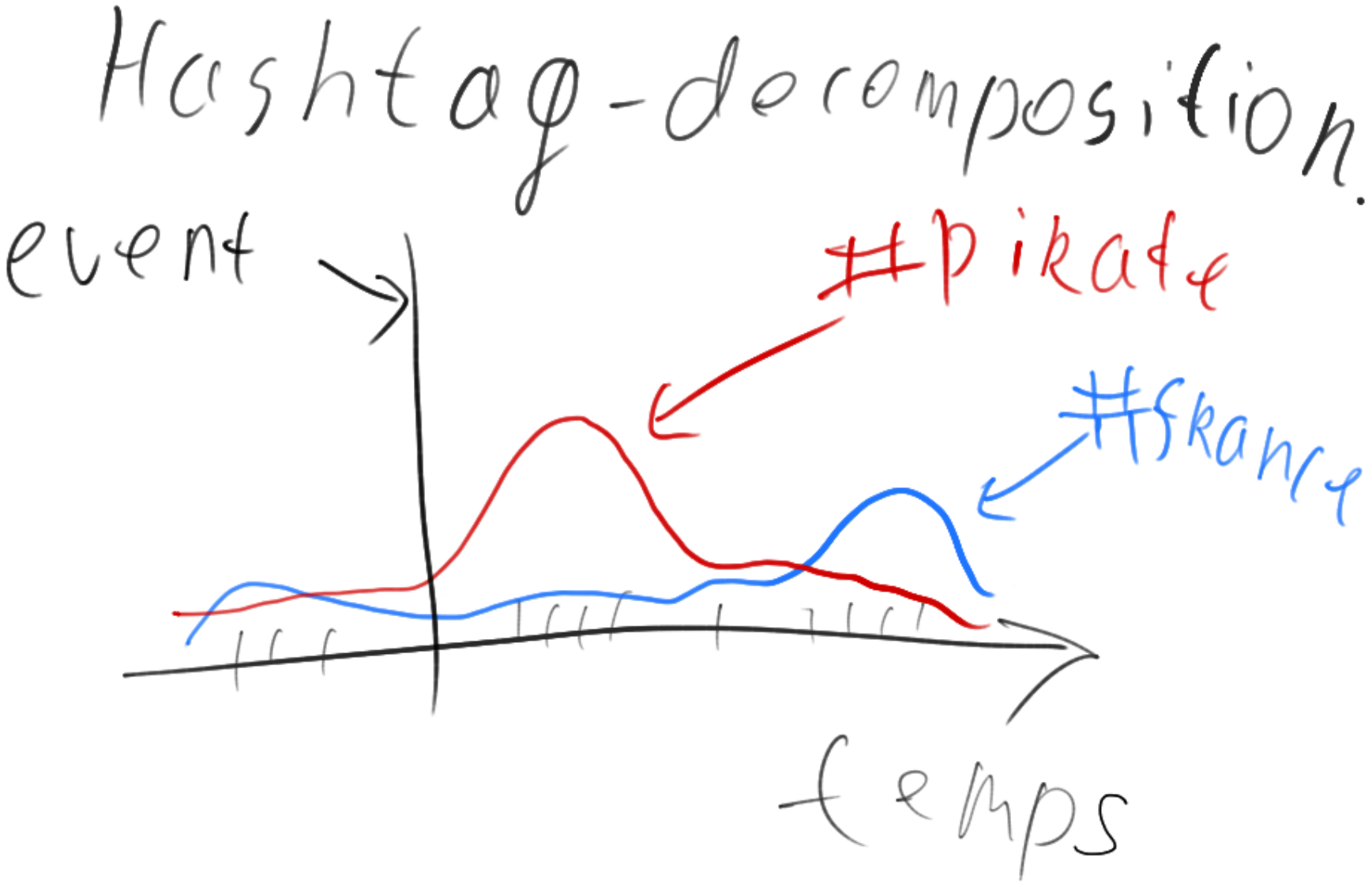
Densité temporelle des hashtags



Densité temporelle des hashtags

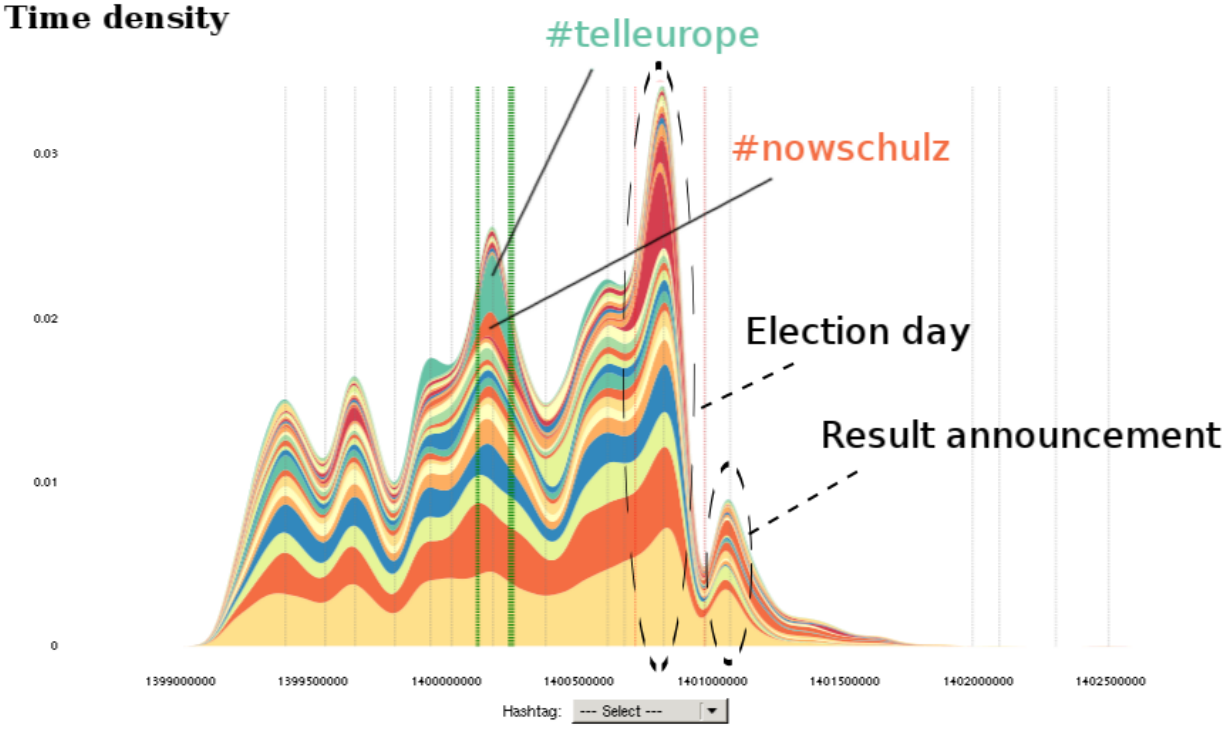


Densité temporelle des hashtags



Observatoire de la dynamique de Twitter

Densité temporelle des hashtags + caractérisation des périodes sélectionnées



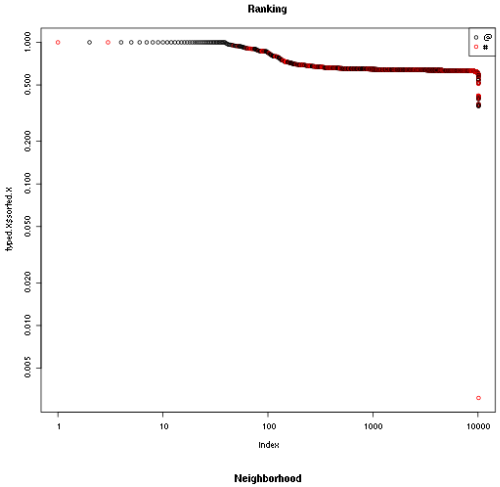
Top 10 hashtags

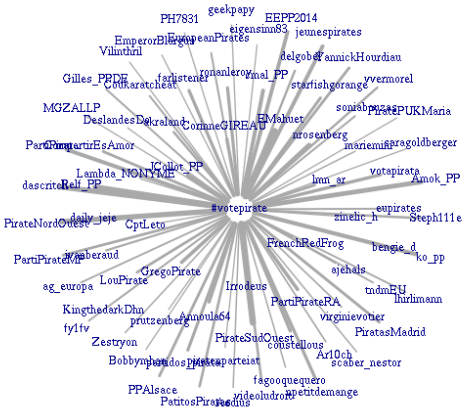
	count	hashtag
1	570	ep2014
2	443	telleurope
3	438	ee2014
4	256	notreeurope
5	237	europeennes2014
6	200	eelv
7	190	nowschulz
8	108	europe
9	91	tafta
10	85	ump

Top 10 users

	count	from_user_name	from_user
1	121	JS Herpin	@jsherpin
2	108	Elodie Massé	@masselodie
3	81	Yannick Jadot	@yjadot
4	79	Béatrice DELGENDRE	@bdelgendre
5	74	Guillaume Balas	@BalasGuillaume
6	53	Raquel Garrido	@RaquelGarridoPG
7	47	Aleksander GLOGOWSKI	@Aleks_Paris
8	44	Sandrine Bélier	@sandrinebelier
9	39	Dolorès BAUDELOT	@Yodado
10	38	Franck Proust	@franckproust

Étude d'un graphe (snapshot) défini par un intervalle de temps d'intérêt





Publications et talks sur ce sujet

1. **Towards a Twitter Observatory : A multi-paradigm framework for collecting, storing and analysing tweets.** Ian Basaille, Sergey Kirgizov, Éric Leclercq, Marinette Savonnet, et Nadine Cullot, *RCIS 2016, IEEE Tenth International Conference on Research Challenges in Information Science, 1-3 June 2016, Grenoble, France*
2. **A la recherche des mini-publics : un problème de communautés, de singularités et de sémantique.** Eric Leclercq, Sergey Kirgizov et Maximilien Danisch, *journée "Données Participatives et Sociales" (conférence Extraction et Gestion des Connaissances (EGC 2016)), Reims 19 janvier 2016*
3. **(Re)constuire la temporalité d'un événement médiatique sur Twitter : une étude contrastive.** Tatiana Kondrashova, Alex Frame et Sergey Kirgizov, *XXe congrès de la SFSIC : Temps, temporalités et information-communication 8-10 juin 2016 Metz (France)*
4. **Twitter in mediatized society : the dynamics of news circulation through politicians' tweets.** Alexander Frame et Tatiana Kondrashova, *6th International* **"Language In The Media"** *Conference, September 2015, Hamburg*
5. **SNFreezer : a Platform for Harvesting and Storing Tweets in a Big Data Context.** *chapitre du livre"SNFreezer : a Platform for Harvesting and Storing Tweets in a Big Data Context", à paraître, éditeur Peter Lang*
6. **Approche multi-paradigmes pour l'analyse et la caractérisation des réseaux sociaux complexes** Éric Leclercq, *Séminaire Traitement de l'information multimodale et "Big Data" Direction Générale de l'Armement, Arcueil, October 2015*
7. **A web application for event detection and exploratory data analysis for Twitter data**, Sergey Kirgizov, Eric Leclercq, Marinette Savonnet, Alexander Frame, Ian Basaille-Gahite *Twitter at the European Elections 2014 : International Perspectives on a Political Communication Tool, Dijon, 2015*

Que faire maintenant ?

Déjà

- ♣ Les collègues sont heureux
- ♦ Nos travaux ont été présentés et publiés

Maintenant !

Étude des communautés dans des “graph-snapshots”

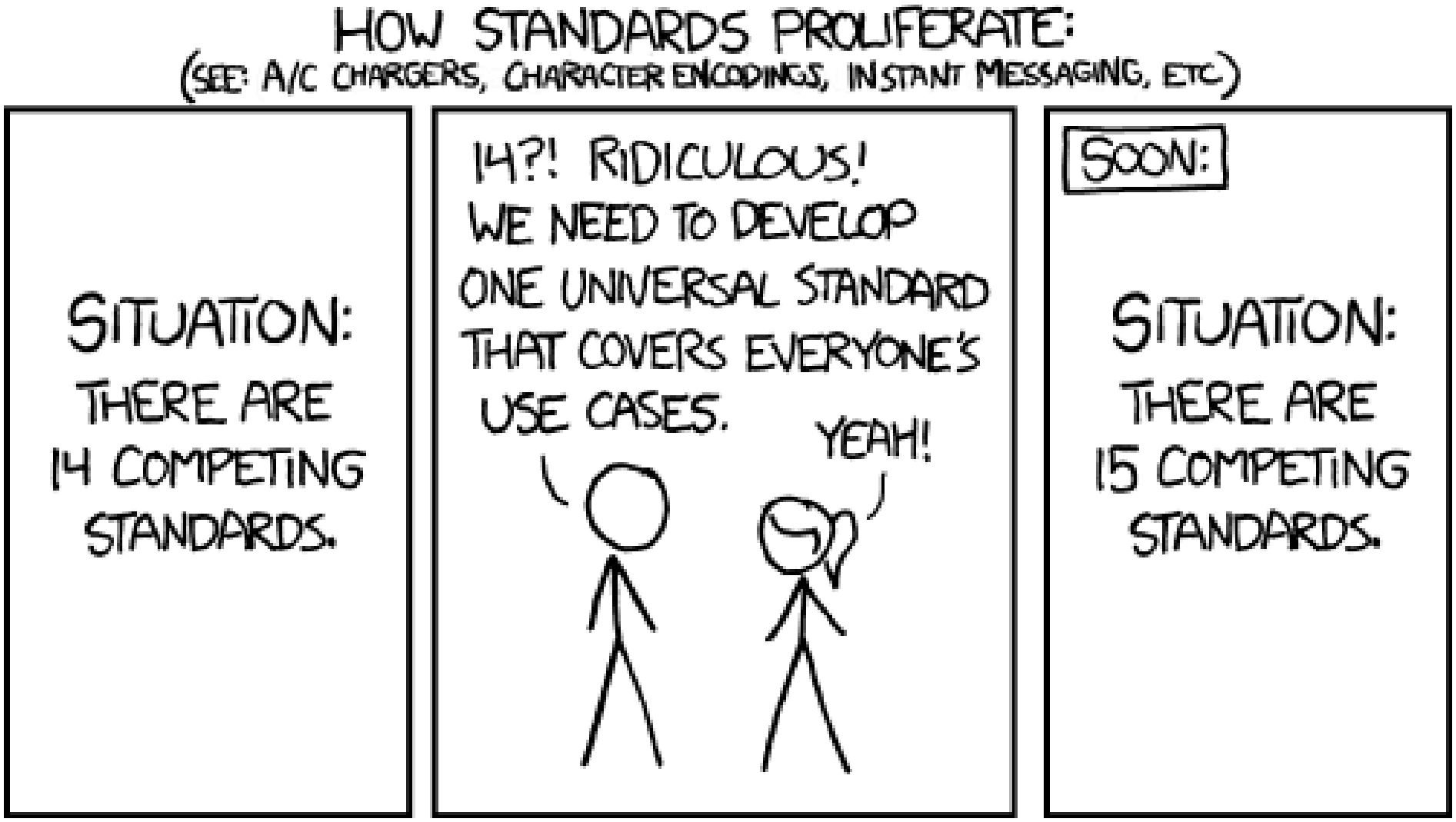
→

Étude de l’évolution de communautés du graphe dynamique

1. Nos projets : TEE 2014 et PEPS 2015
2. Structures communautaires
3. Densité temporelle des réseaux complexes & Évolution de la structure communautaire
4. Conclusion & Discussion

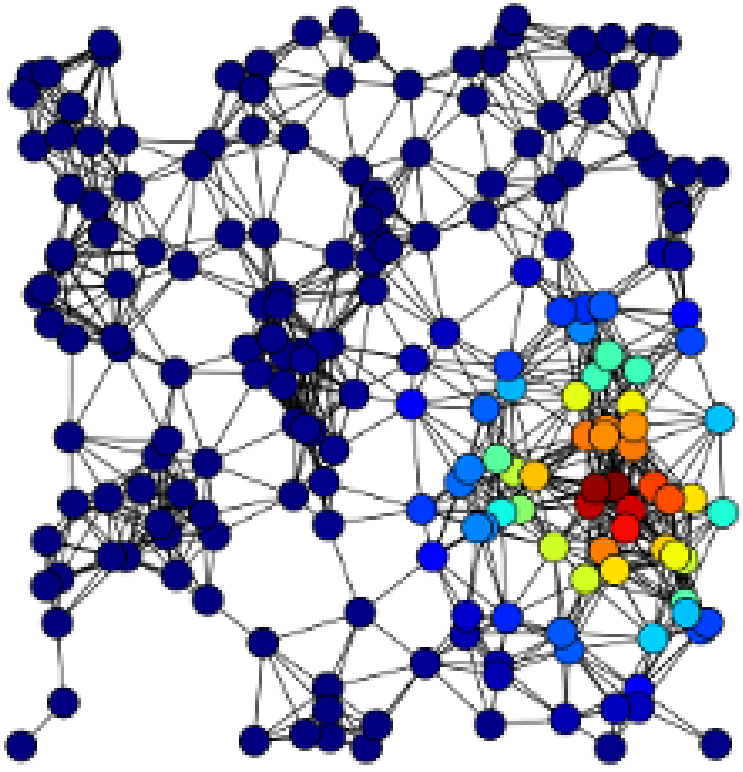
L'immense article de survey de Santo Fortunato "Community detection in graphs" contient 500 références et 103 pages

Malheureusement, nous ne somme pas en 2010 et maintenant la situation est devenue encore pire.

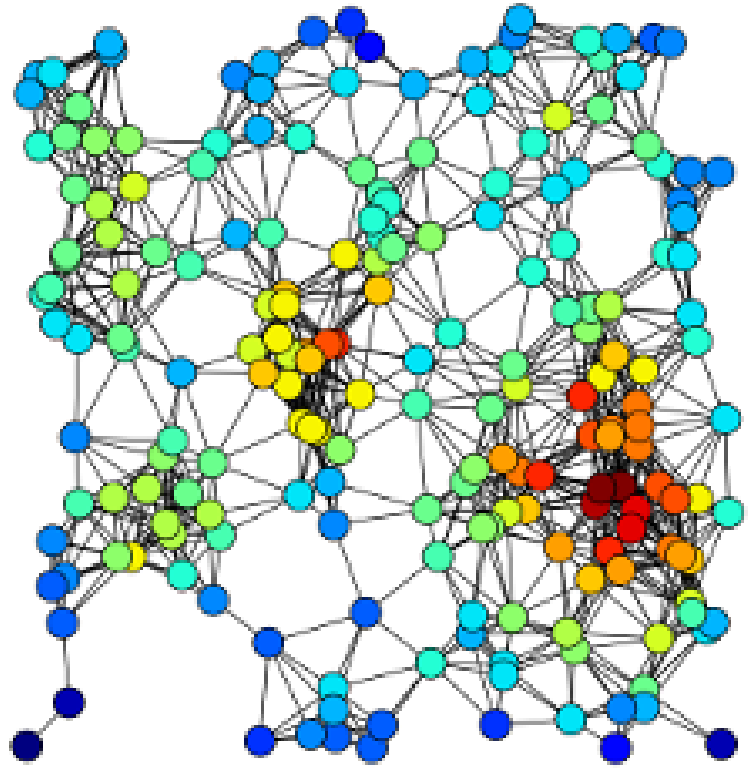

HOW STANDARDS PROLIFERATE:
(SEE: A/C CHARGERS, CHARACTER ENCODINGS, INSTANT MESSAGING, ETC)
SITUATION: THERE ARE 14 COMPETING STANDARDS.
14?! RIDICULOUS! WE NEED TO DEVELOP ONE UNIVERSAL STANDARD THAT COVERS EVERYONE'S USE CASES.
YEAH!
SOON:
SITUATION: THERE ARE 15 COMPETING STANDARDS.

Liens entre différentes définitions

1. Centralité spectrale (eigenvector centrality)
2. Une version de la coupure minimale (mincut)
3. Pagerank



Centralité spectrale



Degrés

Définitions

V : ensemble des nœuds

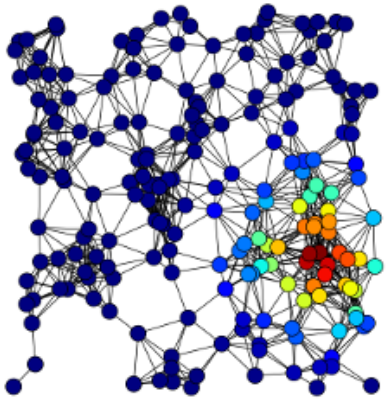
E : ensemble des liens

G : graphe

A : matrice d'adjacence du graphe G, éventuellement pondéré

Centralité spectrale, deux interprétations

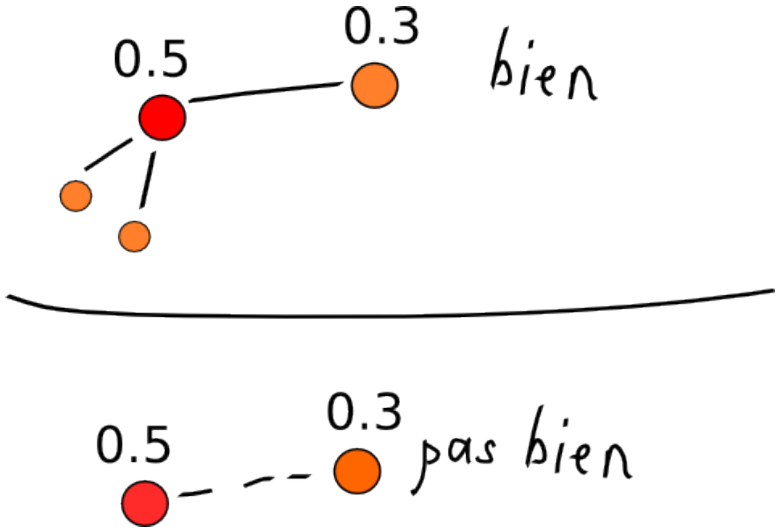
Soit A une matrice symétrique, par exemple une matrice d'adjacence du graphe non orienté.



Optimisation

$$\max \sum A_{ij} x_i x_j$$

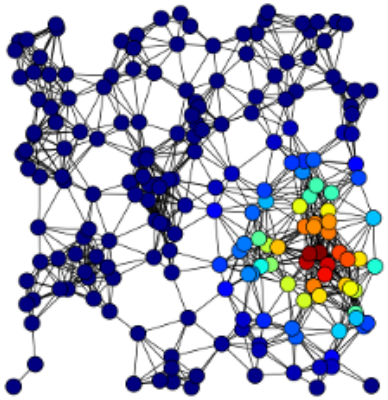
$$||x|| = 1$$



On met plus de poids sur les nœuds adjacents !

Centralité spectrale, deux interprétations

Soit A une matrice symétrique, par exemple une matrice d'adjacence du graphe non orienté.



Optimisation

$$\max \sum A_{ij} x_i x_j$$

$$||x|| = 1$$

Interprétation spectrale, théorème min-max de Courant-Fischer

$$\sum A_{ij} x_i x_j = x A x^T$$

$$\max_{||x||=1} x^T A x = \lambda_{max}$$

$$\operatorname{argmax}_{||x||=1} x A x^T = v_{max}$$

v_{max} est le vecteur propre associé à $\lambda_{max}(A)$,
C'est mieux quand ils sont uniques.

Une version de mincut, deux interprétations

Soit A une matrice symétrique, par exemple une matrice d'adjacence du graphe non orienté.

Une version de mincut

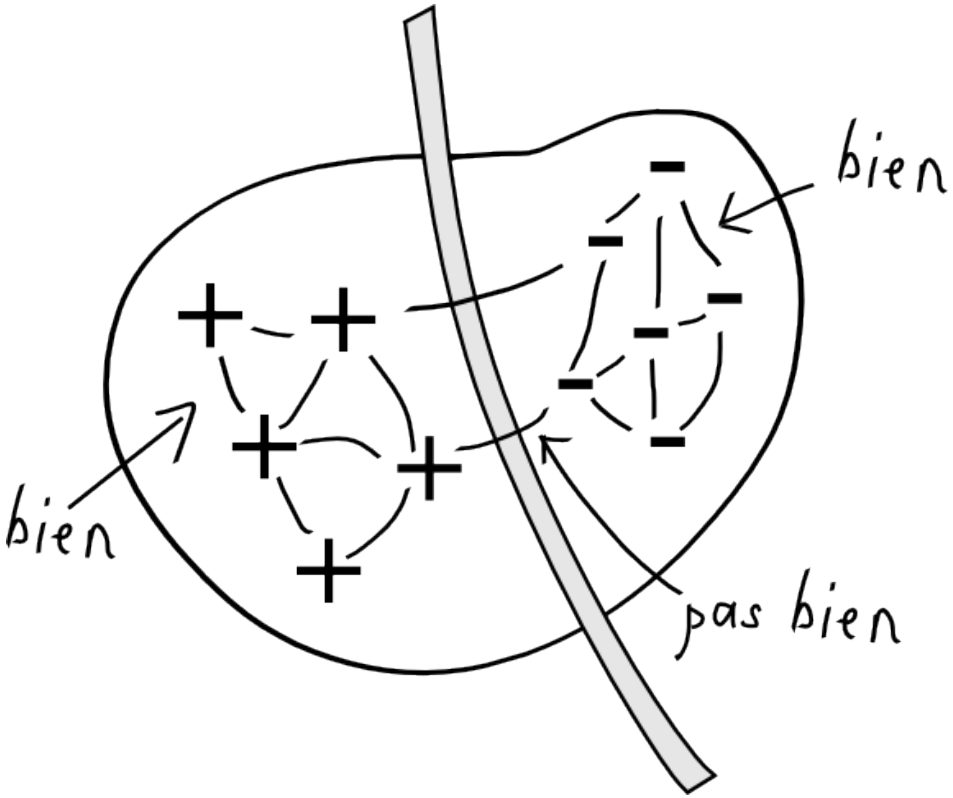
$$\max \sum A_{ij} x_i x_j$$

$$||x|| = 1, \sum x_i = 0$$

$$S = \{i \in V \ : \ x_i \leqslant 0\}$$

$$\overline{S} = \{i \in V \ : \ x_i > 0\}$$

$$G = S + \bar{S} + cut(S, \overline{S})$$



Une version de mincut, deux interprétations

Soit A une matrice symétrique, par exemple une matrice d'adjacence du graphe non orienté.

Une version de mincut

$$\max \sum A_{ij} x_i x_j$$

$$||x|| = 1, \sum x_i = 0$$

$$S = \{i \in V \ : \ x_i \leqslant 0\}$$

$$\overline{S} = \{i \in V \ : \ x_i > 0\}$$

$$G = S + \bar{S} + cut(S, \overline{S})$$

$$\sum x_i = 0 \iff x \perp \mathbf{1}$$

Une version de mincut, deux interprétations

Soit A une matrice symétrique, par exemple une matrice d'adjacence du graphe non orienté.

Une version de mincut

$$\max \sum A_{ij} x_i x_j$$

$$||x|| = 1, \sum x_i = 0$$

$$S = \{i \in V \ : \ x_i \leqslant 0\}$$
$$\overline{S} = \{i \in V \ : \ x_i > 0\}$$

$$G = S + \bar{S} + cut(S, \overline{S})$$

$$\sum x_i = 0 \iff x \perp \mathbf{1}$$

On transforme un peu la matrice de telle sorte que $v_{\max} = \mathbf{1}$

Une version de mincut, deux interprétations

Soit A une matrice symétrique, par exemple une matrice d'adjacence du graphe non orienté.

Une version de mincut

$$\max \sum A_{ij} x_i x_j$$

$$||x|| = 1, \sum x_i = 0$$

$$S = \{i \in V \ : \ x_i \leqslant 0\}$$

$$\overline{S} = \{i \in V \ : \ x_i > 0\}$$

$$G = S + \bar{S} + cut(S, \overline{S})$$

$$\sum A_{ij} x_i x_j = x A x^T$$

Courant-Fischer

$$\max_{\substack{||x||=1 \\ x \perp \mathbf{1}}} x^T A x = \lambda_2$$

$$\operatorname{argmax}_{\substack{||x||=1 \\ x \perp \mathbf{1}}} x A x^T = v_2$$

v_2 est le vecteur propre associé à la deuxième plus grande valeur propre de A.

Inégalité(s) de Cheeger

Définitions

δ_v : degré du nœud v

D : matrice diagonale des degrés

$M = D^{-1}A$: matrice des transitions

$$G = S + \overline{S} + cut(S, \overline{S}), \quad Vol(S) = \sum_{v \in S} \delta_v$$

Conductance

$$\Phi(G) = \min_{\emptyset \subset S \subset V} \frac{|cut(S, \overline{S})|}{Vol(S)Vol(\overline{S})} \cdot 2|E|$$

Inégalité(s) de Cheeger

$$\frac{\Phi^2}{16} \leqslant 1 - \lambda_2 \leqslant \Phi$$

λ_2 deuxième plus grande valeur propre de M

Plus en profondeur

Articles, livres

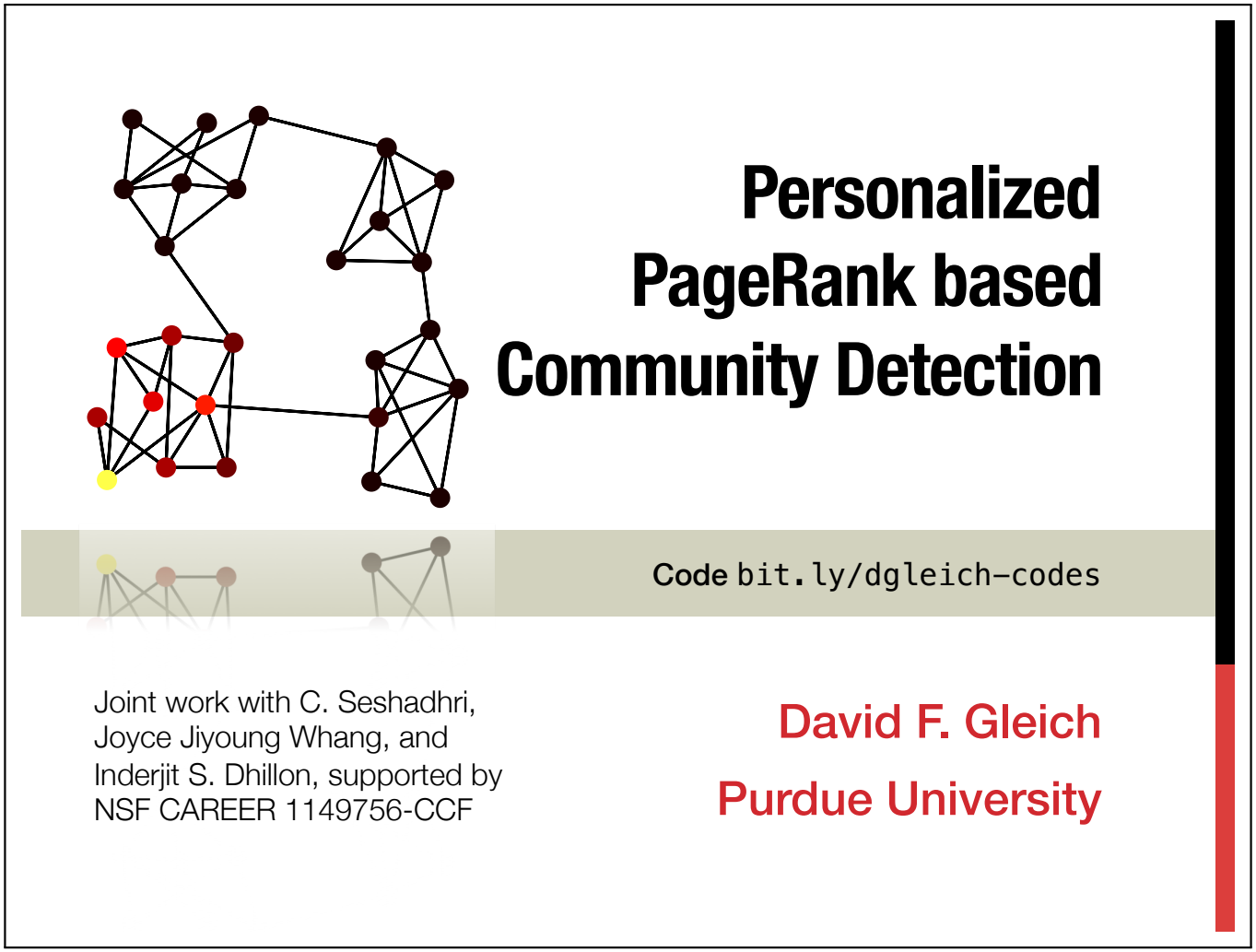
Four Cheeger-type Inequalities for Graph Partitioning Algorithms
Fan Chung, 2007

Normalized cuts and image segmentation
Jianbo Shi and Jitendra Malik, 2000

Eigenvalues of graphs
László Lovász, 2007

Spectres de graphes
Yves Colin de Verdière, 1998

Pagerank personnalisé



David F. Gleich

http://snap.stanford.edu/mlg2013/slides/gleich.pdf

Pagerank personnalisé

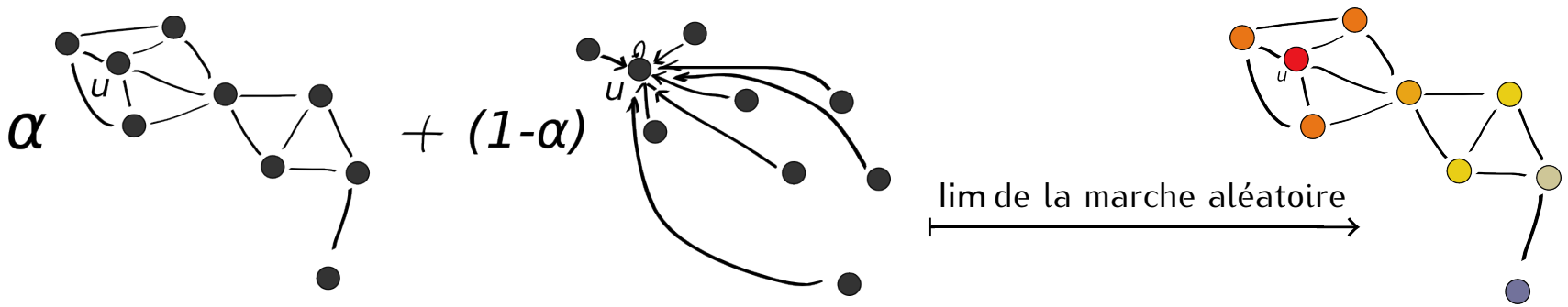
$M = (D^{-1}A)^T$: matrice des transitions

x_0 : distribution initiale de probabilité définie sur les nœuds

α : un paramètre de téléportation

$\Upsilon = (1-\alpha)x_0\mathbf{1}^T$: matrice de téléportation

$\widehat{M} = \alpha M + (1-\alpha)\Upsilon$: matrice de google



Pagerank personnalisé est un vecteur r t.q. $r = \widehat{M}r$

The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine

Brin et Page, 1998

Pagerank personnalisé, trois interprétations

Soit M une matrice symétrique, stochastique, irréductible et apériodique :

Convergence de la chaîne de Markov, Marche aléatoire sur graphe

$$r = \lim_{n \to \infty} M^n x_0$$

Interprétation spectrale

$$r = v_{max}$$

vecteur propre associé à la plus grande valeur propre λ_{max} de M.

Optimisation

$$\operatorname*{argmax}_{||x||=1} \sum M_{ij} x_i x_j = v'_{max}, \qquad v_{max} = \frac{v'_{max}}{||v'_{max}||_1}$$

Pagerank personnalisé, trois interprétations

Si la matrice M est non symétrique, c'est un peu plus compliqué, car l'interprétation spectrale ne marche pas directement. Pour montrer la relation entre les coupures minimales et les vecteur propres les gens font une certaine symétrisation.

Voir par exemple,

The mixing rate of Markov chains, an isoperimetric inequality, and computing the volume

1990 Lovász et Simonovits

Local partitioning for directed graphs using pagerank, 2007

Reid Andersen, Fan Chung et Kevin Lang

Algorithme HITS (Hyperlink-Induced Topic Search)

A une matrice d'adjacence du graphe orienté.
Elle n'est pas toujours symétrique.

Mais AA^T et A^TA sont toujours symétriques !

HITS de Kleinberg

$v_{max}(AA^T)$: scores de hub (hub $\approx$ degré sortant élevé)

$v_{max}(A^TA)$: scores de autorité (autorité $\approx$ degré entrant élevé)

Authoritative Sources in a Hyperlinked Environment

1999 Kleinberg

En 2002 Kleinberg a prouvé quelque chose très sympa.

An Impossibility Theorem for Clustering

Jon Kleinberg
Department of Computer Science
Cornell University
Ithaca NY 14853

Abstract

Although the study of *clustering* is centered around an intuitively compelling goal, it has been very difficult to develop a unified framework for reasoning about it at a technical level, and profoundly diverse approaches to clustering abound in the research community. Here we suggest a formal perspective on the difficulty in finding such a unification, in the form of an *impossibility theorem*: for a set of three simple properties, we show that there is no clustering function satisfying all three. Relaxations of these properties expose some of the interesting (and unavoidable) trade-offs at work in well-studied clustering techniques such as single-linkage, sum-of-pairs, k-means, and k-median.

Réseaux complexes du monde réel

Pagerank personnalisé trouve de bonnes communautés (même si elles se chevauchent) dans les réseaux complexes du monde réel (DBLP, Youtube, Amazon)

Community membership identification from small seed sets

Kloumann et Kleinberg, SIGKDD, 2014

Overlapping Community Detection Using Neighborhood-Inflated Seed Expansion

Whang, Gleich, Dhillon, 2015

1. Nos projets : TEE 2014 et PEPS 2015
2. Structures communautaires
3. Densité temporelle des réseaux complexes & Évolution de la structure communautaire
4. Conclusion & Discussion

Graphes dynamiques classiques

Graphes dynamiques

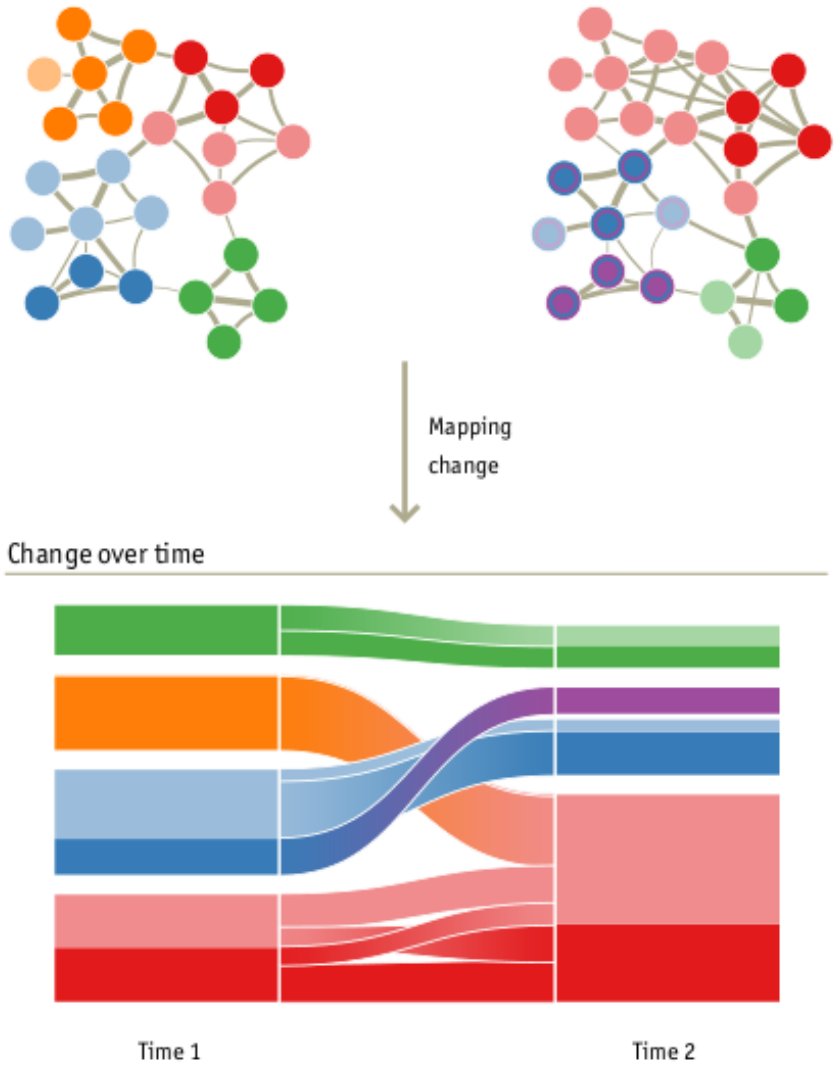
- Snapshots [Hopcroft et al., 2004, Leskovec et al., 2005],
- Time-varying graphs [Casteigts et al., 2012, Wehmuth et al., 2013]
- Flot de liens [Viard et al., 2016]

Dans ces modèles, les changements de la structure sont des changements discrets, c'est-à-dire la fonction de présence des liens est de type $\texttt{Temps} \times V^2 \rightarrow \{0, 1\}$.

Evolution de communautés classiques (snapshots)

Mapping change in large networks

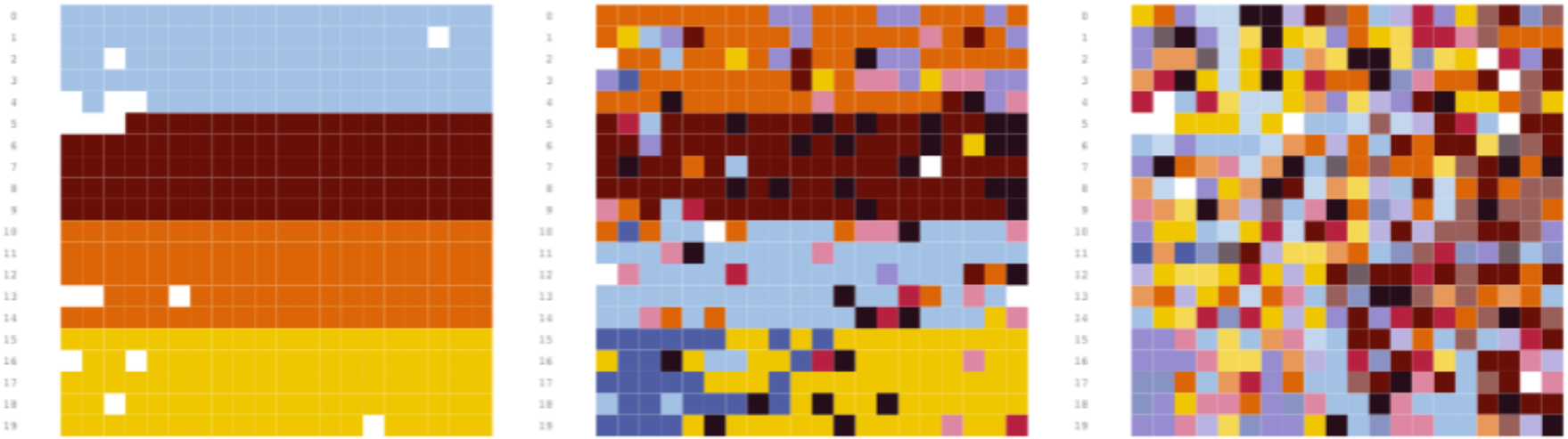
Rosvall, Bergstrom, 2010



Evolution de communautés (mieux que snapshots)

Intrinsically Dynamic Network Communities

Bivas Mitra, Lionel Tabourier, Camille Roth, 2011



(a) $p = 1$ (b) $p = 0.85$ (c) $p = 0.5$

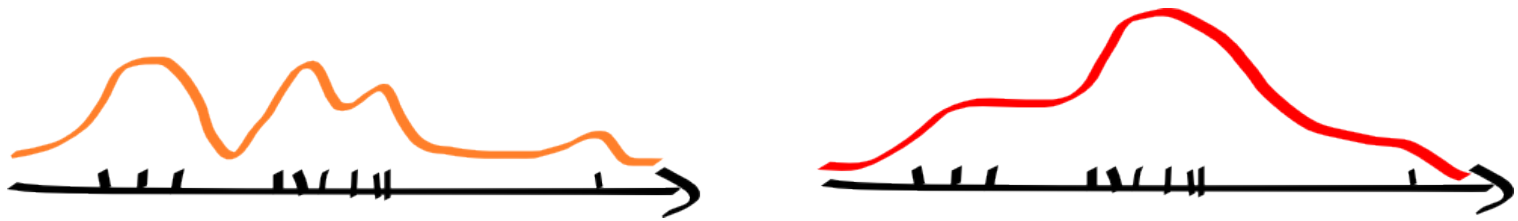
Figure 2: Temporal graph $\mathcal{G}$ constructed from the synthetic data, with $n_c = 4$, $m = 5$, $w = 10$, and $d = 3$ for various probabilities of intra-community linking p. Left to right: $p = 1$, $p = 0.85$ and $p = 0.5$, with respectively 5, 9 and 16 detected temporal communities, each labeled using distinct colors; time goes from left to right, while physical nodes are spread on the y-axis (#0 to #19).

Mais ici les changement sont brutals :(

Densité temporelle

Je propose de “passer du discret au continu” et de commencer à envisager les réseaux dynamiques avec une fonction de présence de type $\texttt{Temps} \times V^2 \to \mathbb{R}$.

(La version normalisée de cette fonction ($\texttt{Temps} \times V^2 \to [0,1]$) peut être considérée comme la probabilité)



Paramètre de lissage : les événements locaux vs globaux.

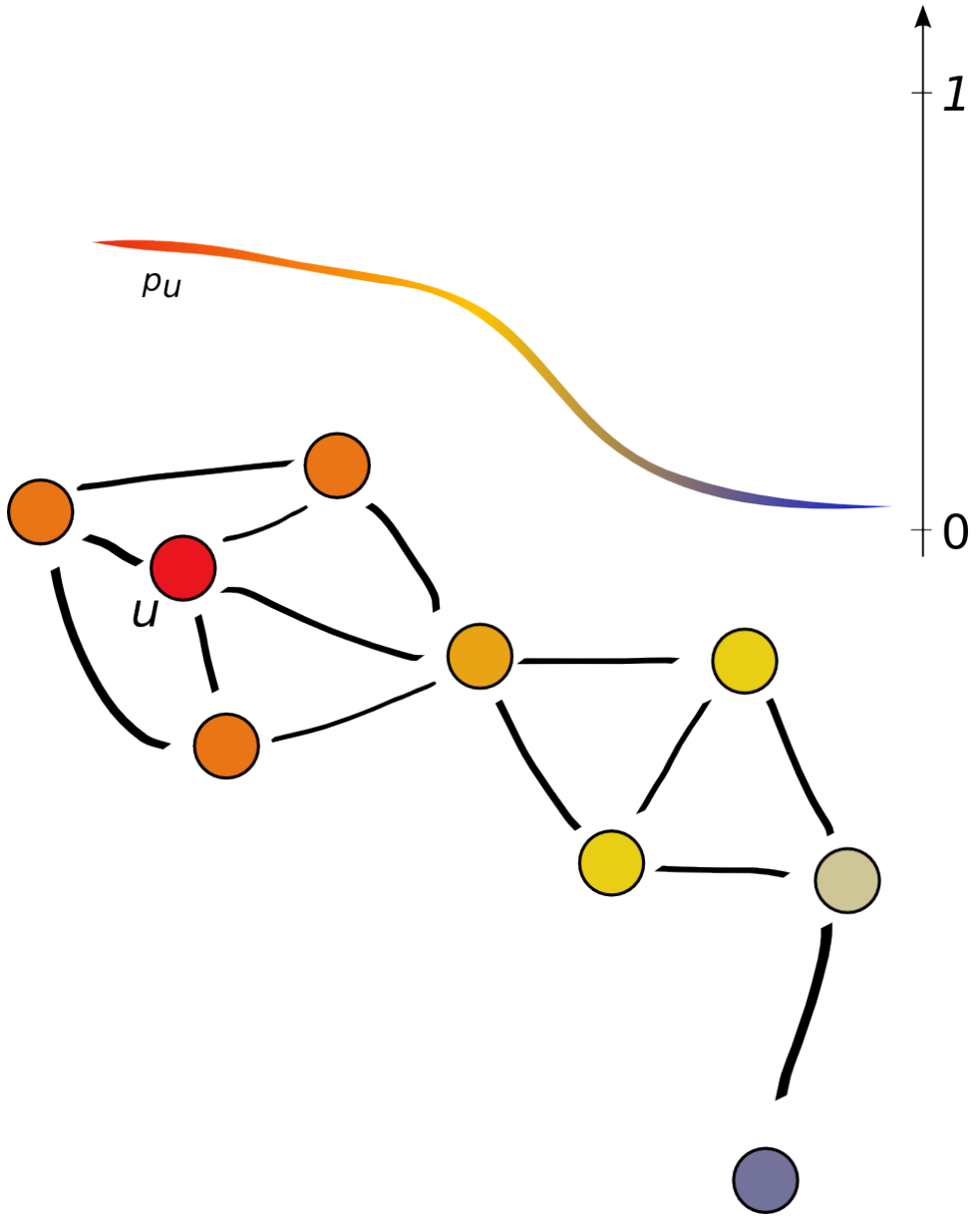
La définition d'une structure communautaire

Structure ego-communautaire

C'est une fonction $p_u : V \to [0, 1]$ qui donne la probabilité que le nœud v soit dans la communauté du nœud u.

Structure communautaire

Ensemble des mesures de proximité $p_{u \in V}$



Évolution de la structure communautaire

Maintenant, la matrice d'adjacence dépend du temps. Et donc, la structure ego-communautaire aussi.

$p_{u,v}(t)$: probabilité que le nœud v soit dans la communauté du nœud u à l'instant t.

$p_{u,v}(t) =$ 

Théorème

$A(t)$ est lisse $\Rightarrow$ $p_{u,v}(t)$ est lisse.

Schéma de la preuve

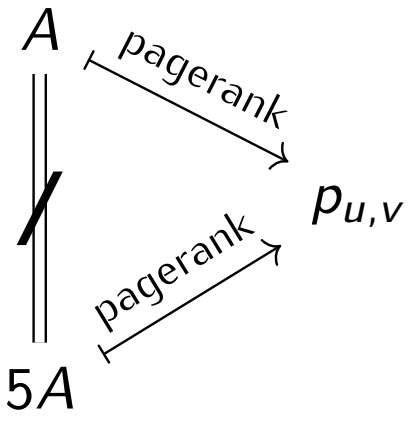
Pagerank : $A(t) \mapsto \widehat{M}(t) \mapsto p_{u,v}(t)$

$\widehat{M}$ est irréductible et apériodique

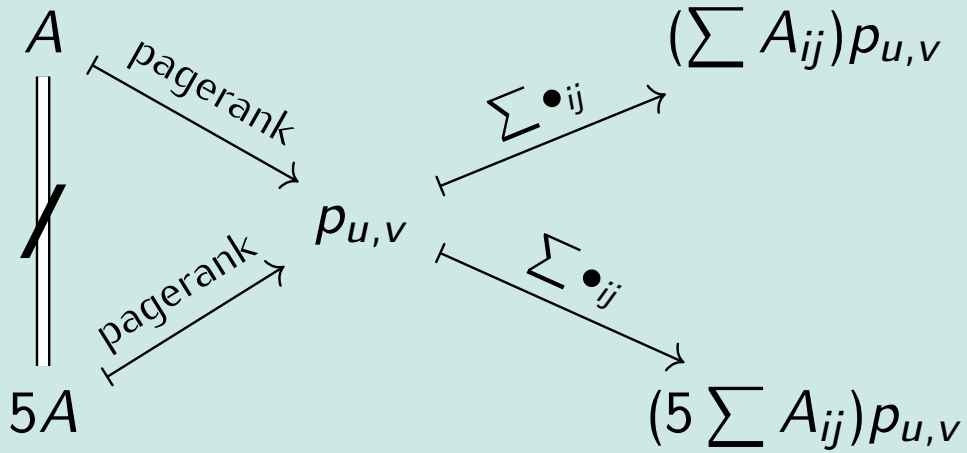
Théorème 3.2 de **A Note on Perturbations of Stochastic Matrices**
Huppert et Willems, 2000

Dénormalisation

Problème :



Solution : dénormalisation !



Algorithme et sa complexité

k : nombre des tranches du temps (j'ai choisi 100 pour la visualisation)
n : nombre de nœuds
m : nombre total de liens
μ : max nombre de liens entre deux nœuds

Algorithme

1. Lisser les fonctions de présence de chaque lien (Binned FFT), faire k tranches du temps — $O\big(m(\mu + k \log k)\big)$
2. Pour chaque tranche faire du pagerank $\approx k \cdot O(m \log m)$ (ça dépend de la deuxième valeur propre)
3. Dénormalisation

au totale... $\approx O\big(km \log(km) + m\mu\big)$

Fast computation of kernel estimators

Raykar, Duraiswami, et Zhao, 2010

Using pagerank to locally partition a graph

Andersen, Chung, Lang, 2007

Dataset

SocioPatterns

ABOUT | GALLERY | PUBLICATIONS

DATASET: Primary school temporal network data

Release data: Sep 30, 2015

This data set contains the temporal network of contacts between the children and teachers used in the study published in BMC Infectious Diseases 2014, 14:695. The file contains a tab-separated list representing the active contacts during 20-second intervals of the data collection. Each line has the form "t i j Ci Cj", where i and j are the anonymous IDs of the persons in contact, Ci and Cj are their classes, and the interval during which this contact was active is [t – 20s, t]. If multiple contacts are active in a given interval, you will see multiple lines starting with the same value of t. Time is measured in seconds.

Terms and conditions

The data are distributed to the public under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike license. When this data is used in published research or for visualization purposes, please cite the following papers:

242 nœuds, 125 773 liens

Visualisation de l'évolution de la communauté

Nœud u c'est un élève de la classe "4A"

v et w représentent autres élèves.

$p_{u,v}(t) =$ 

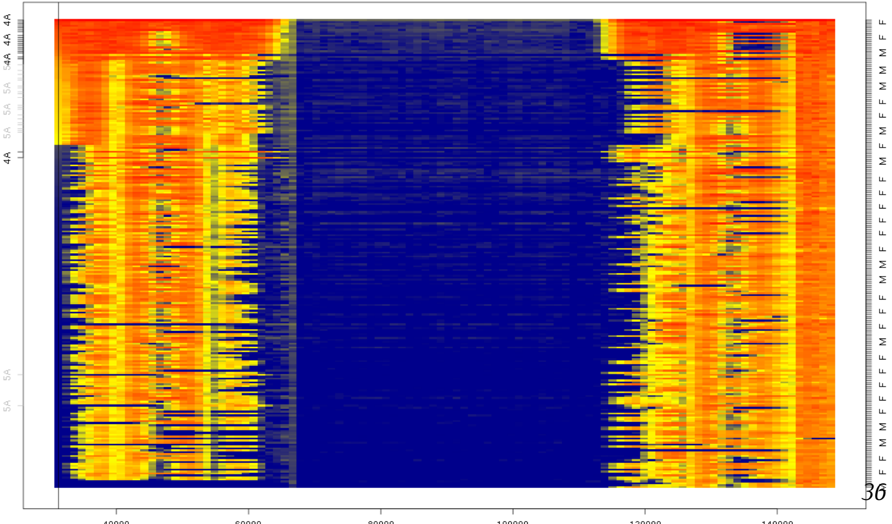
$p_{u,w}(t) =$ 

$\ldots \quad \ldots$

Il faut choisir l'instant t et faire le tri !
La visualisation dépend de ce tri.

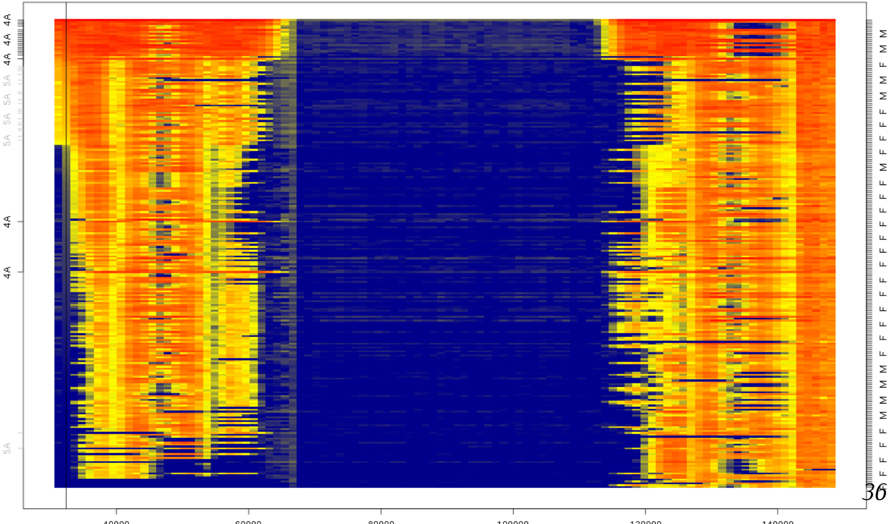
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



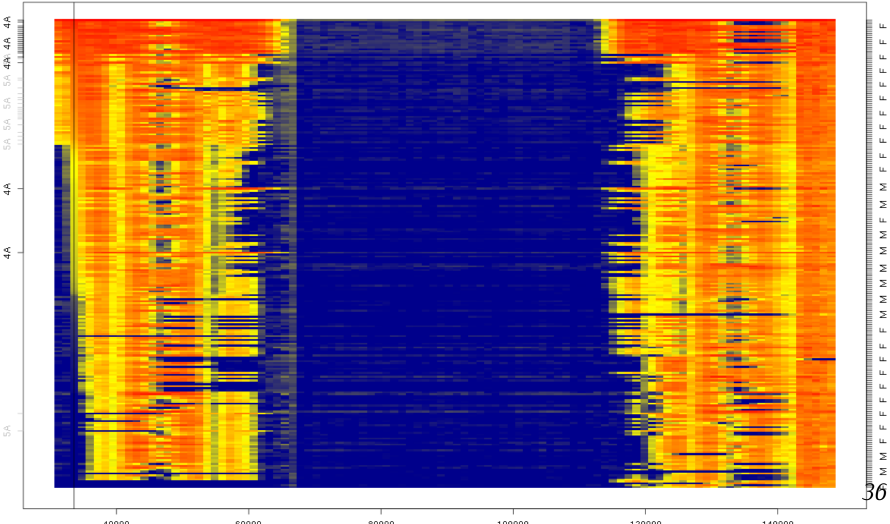
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



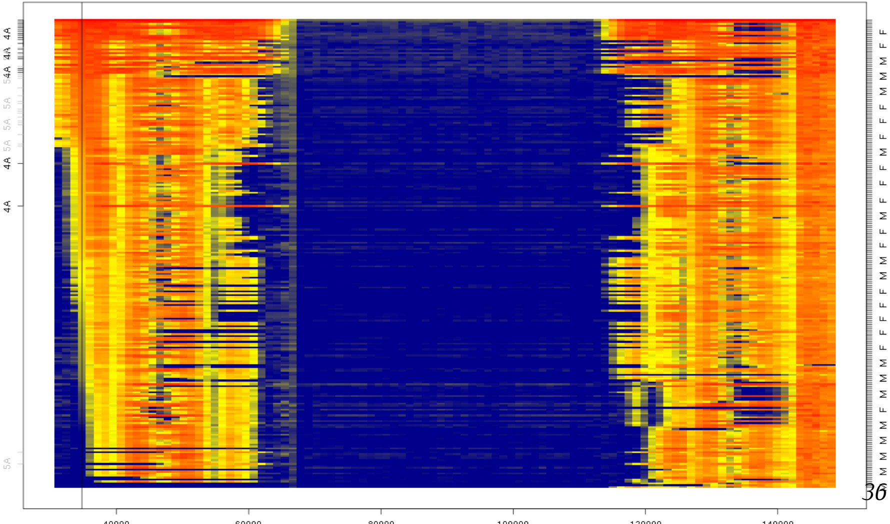
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



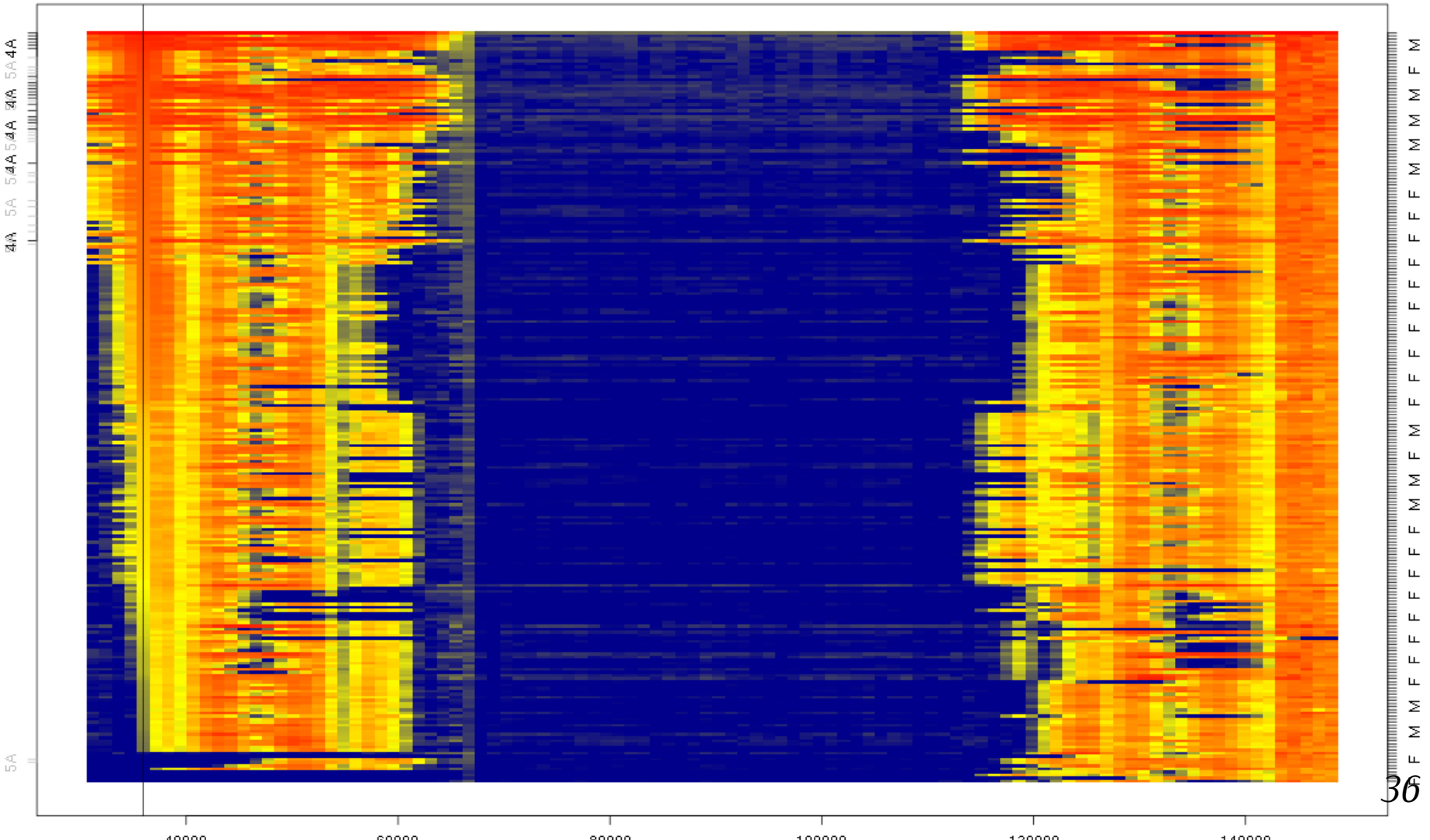
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



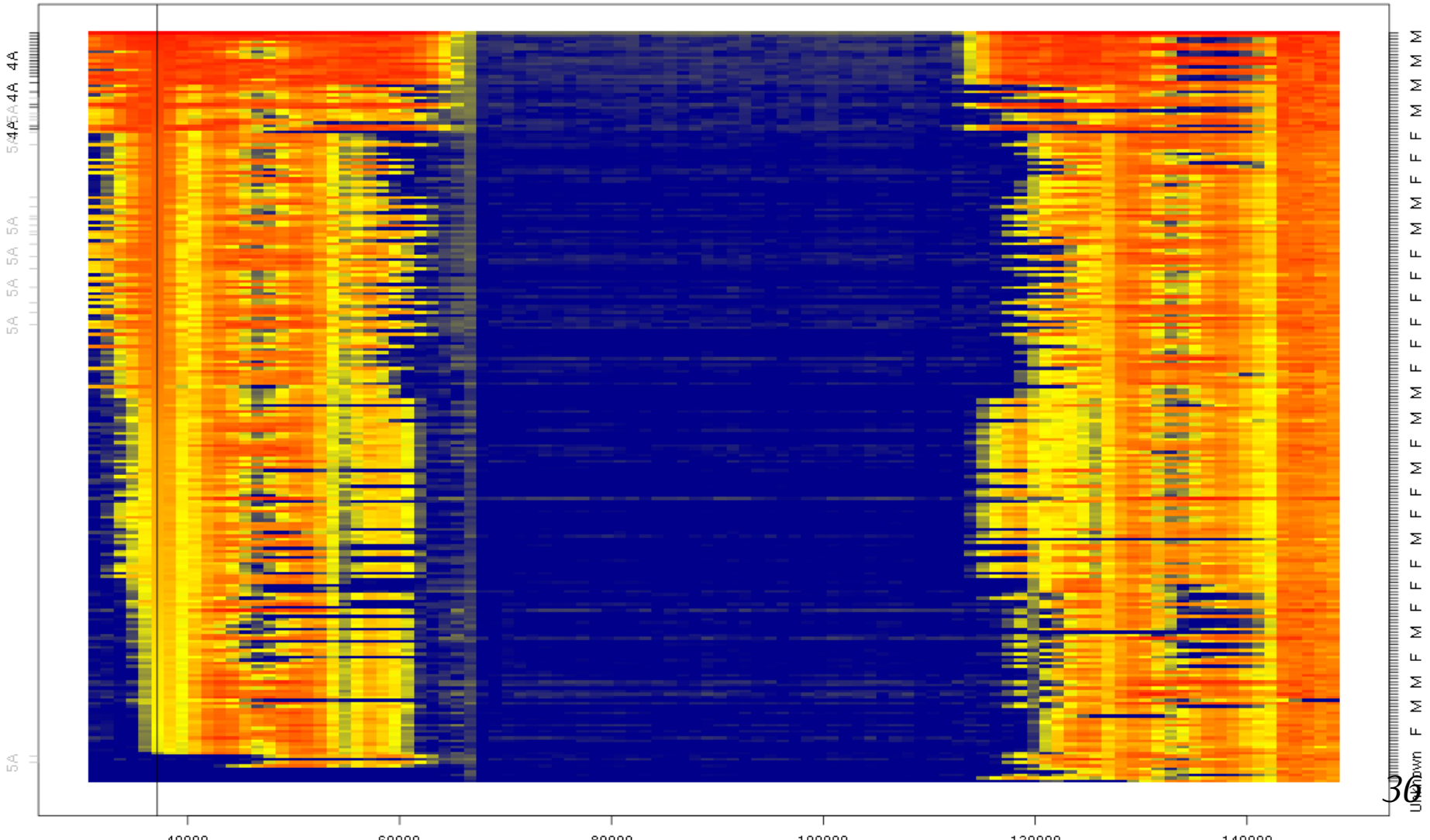
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



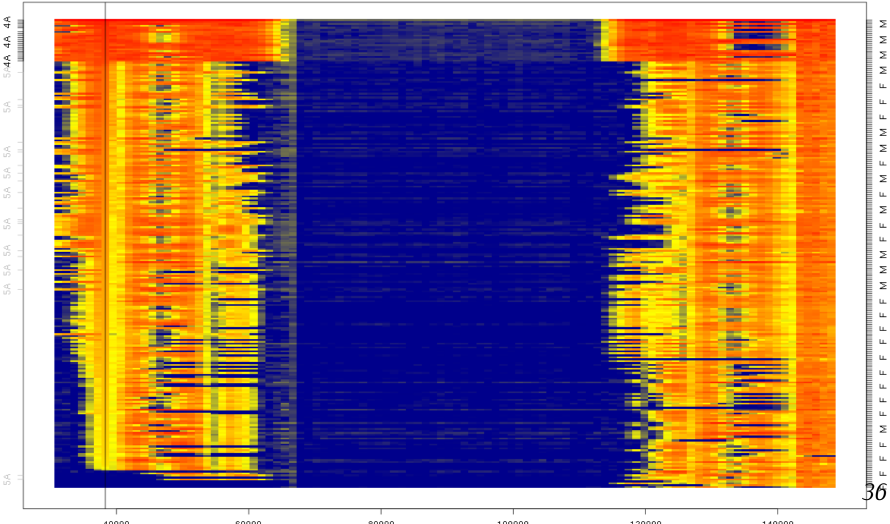
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



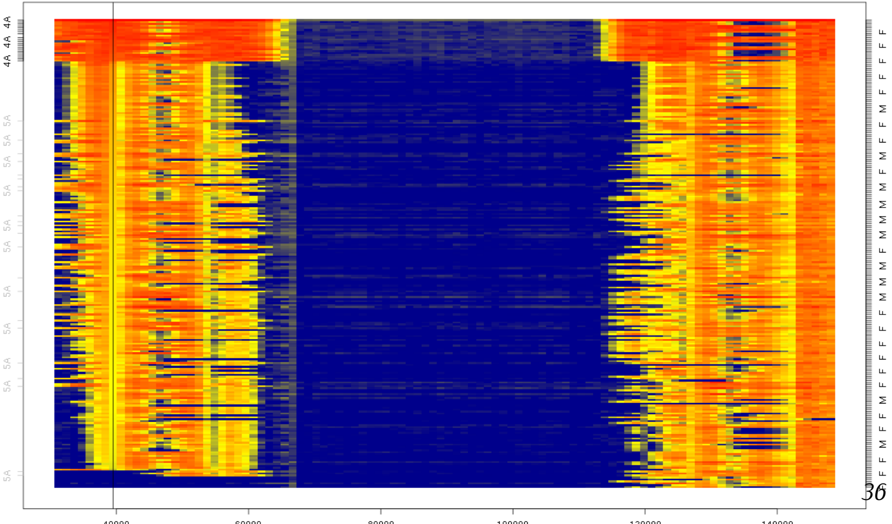
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



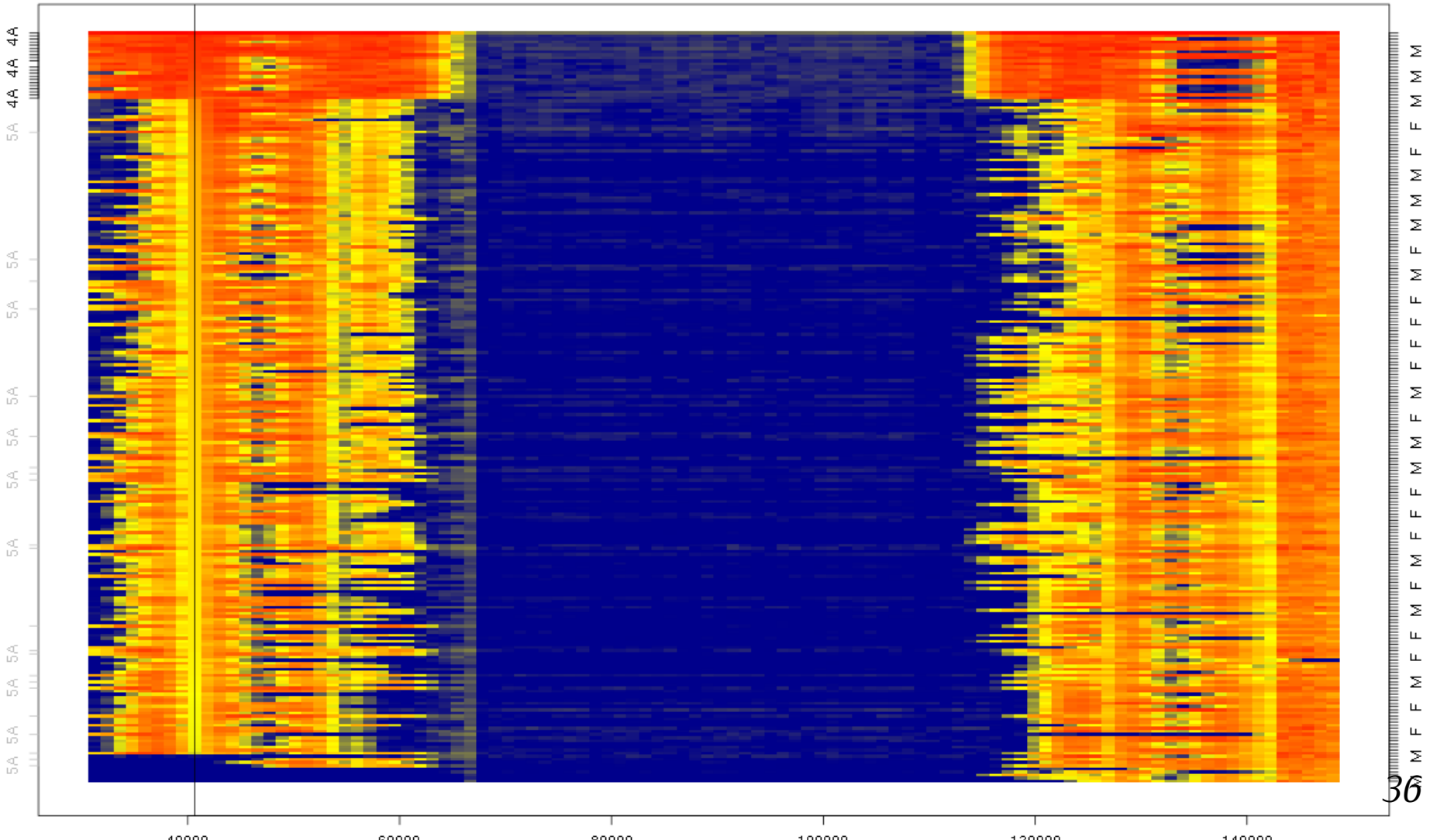
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



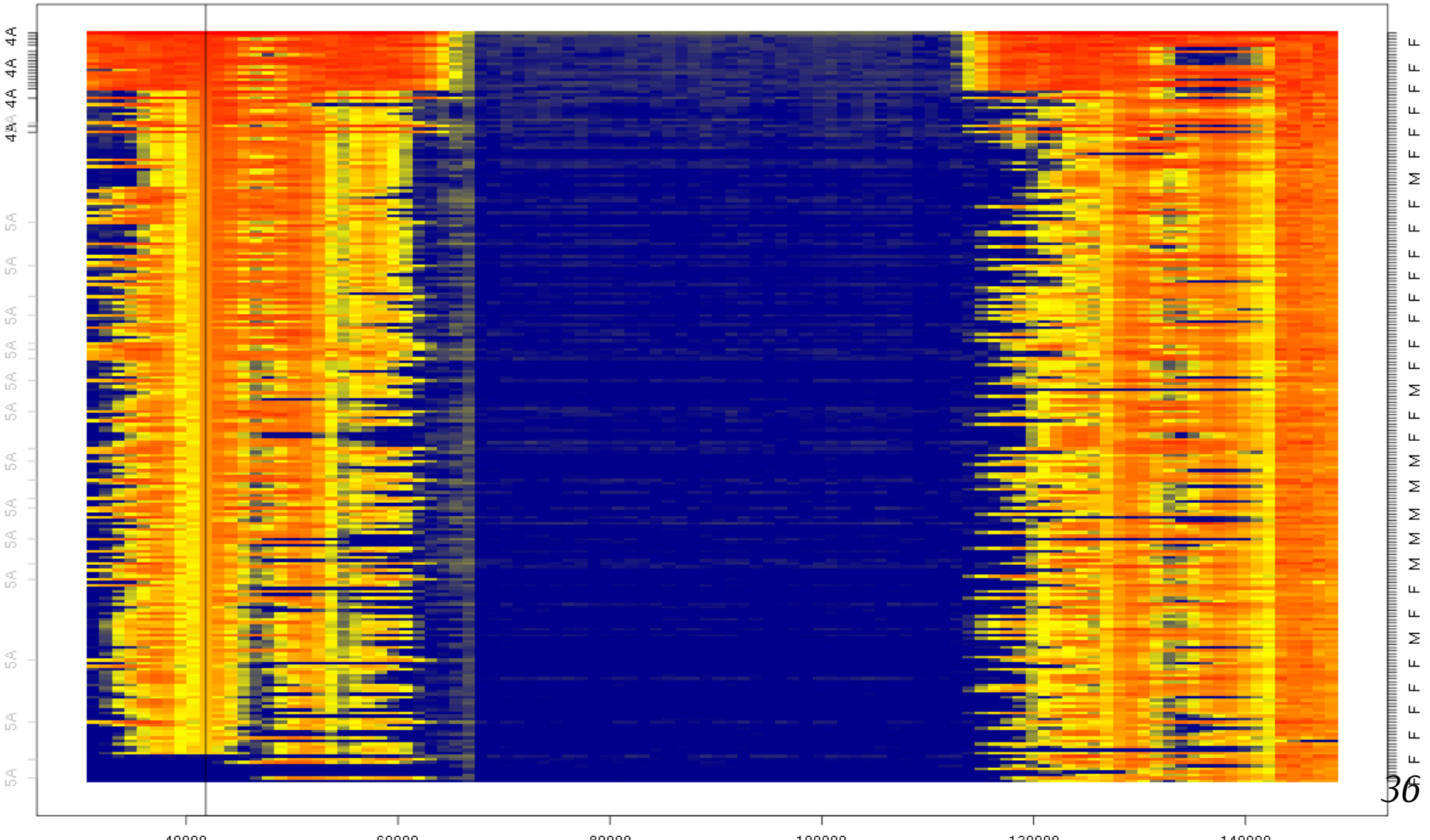
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



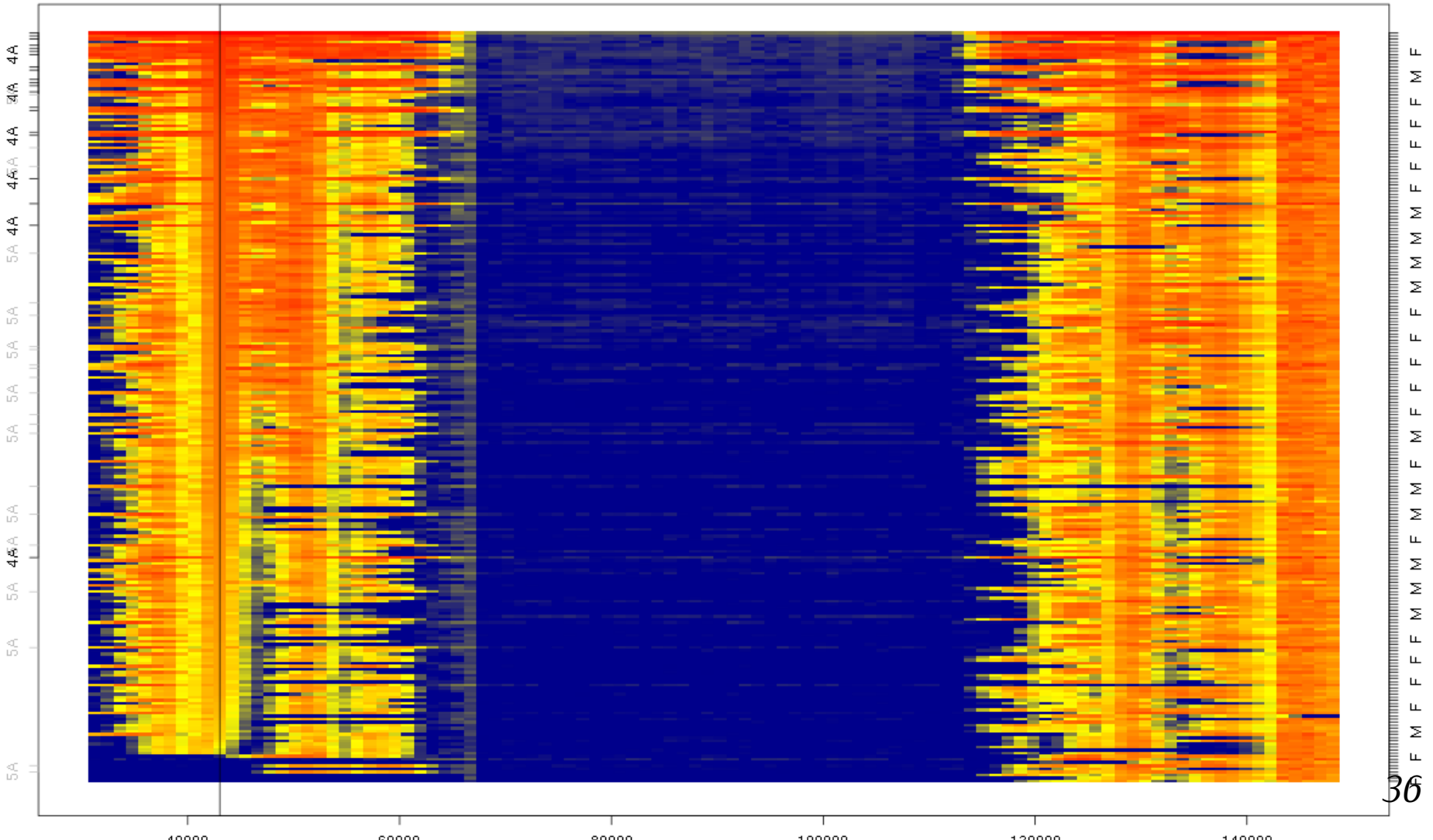
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



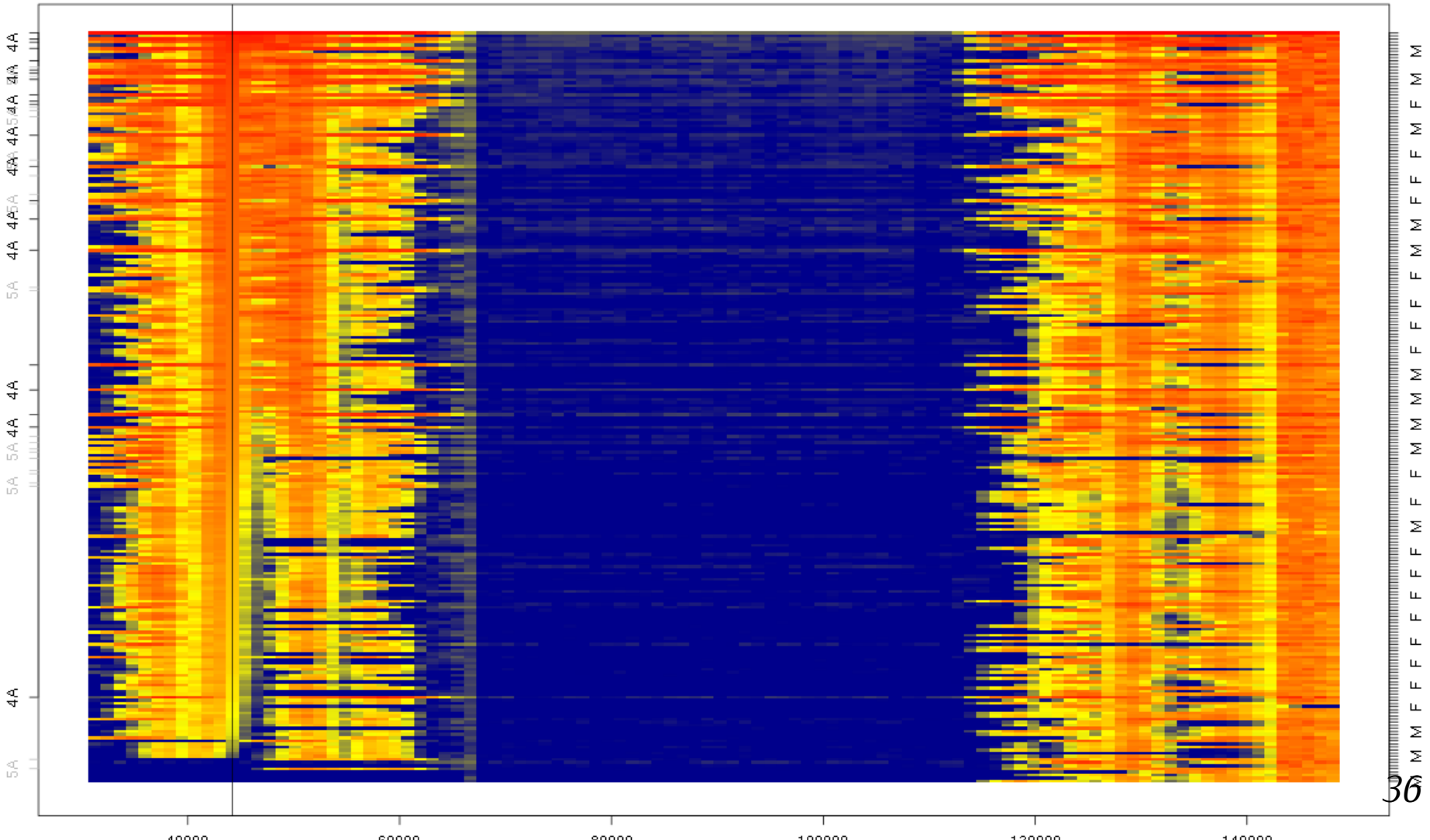
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



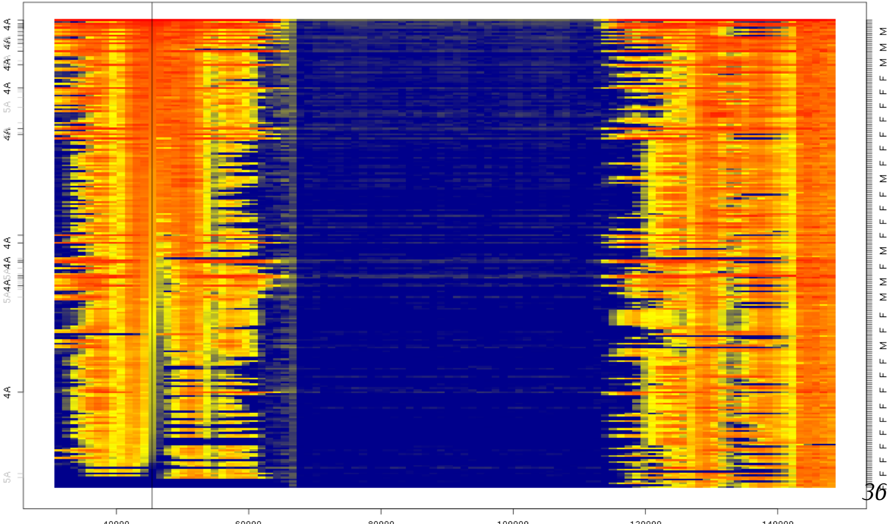
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



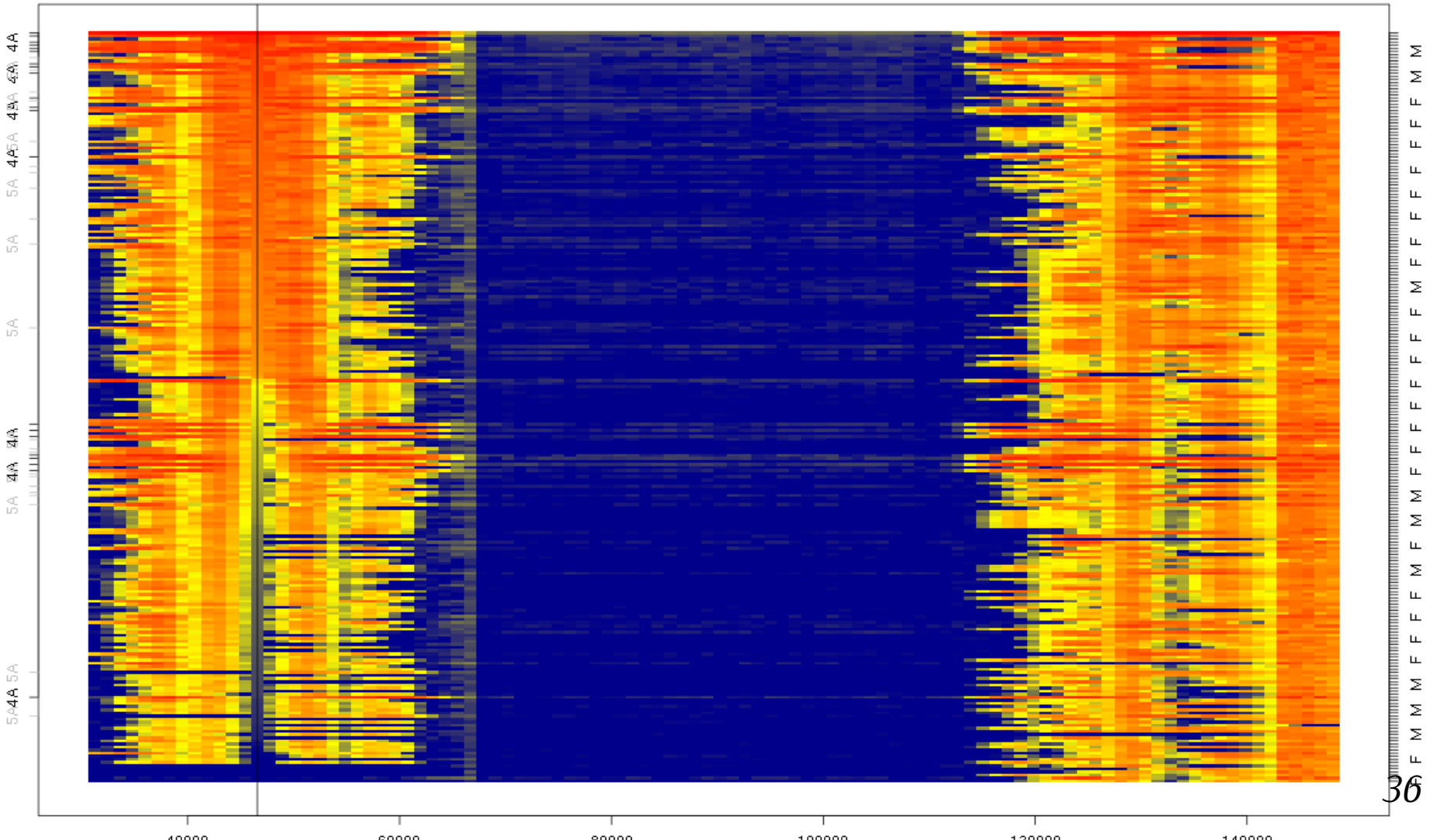
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



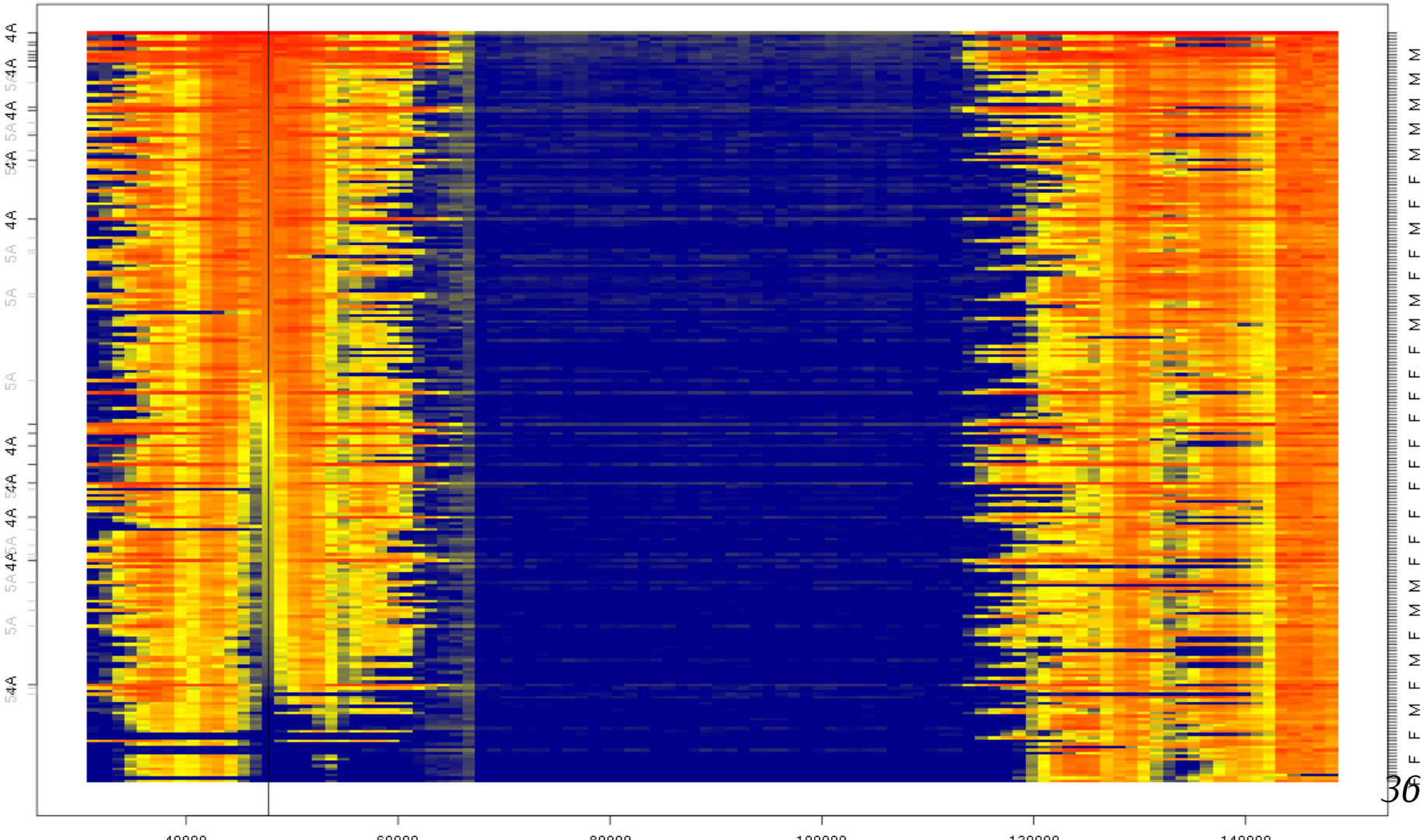
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



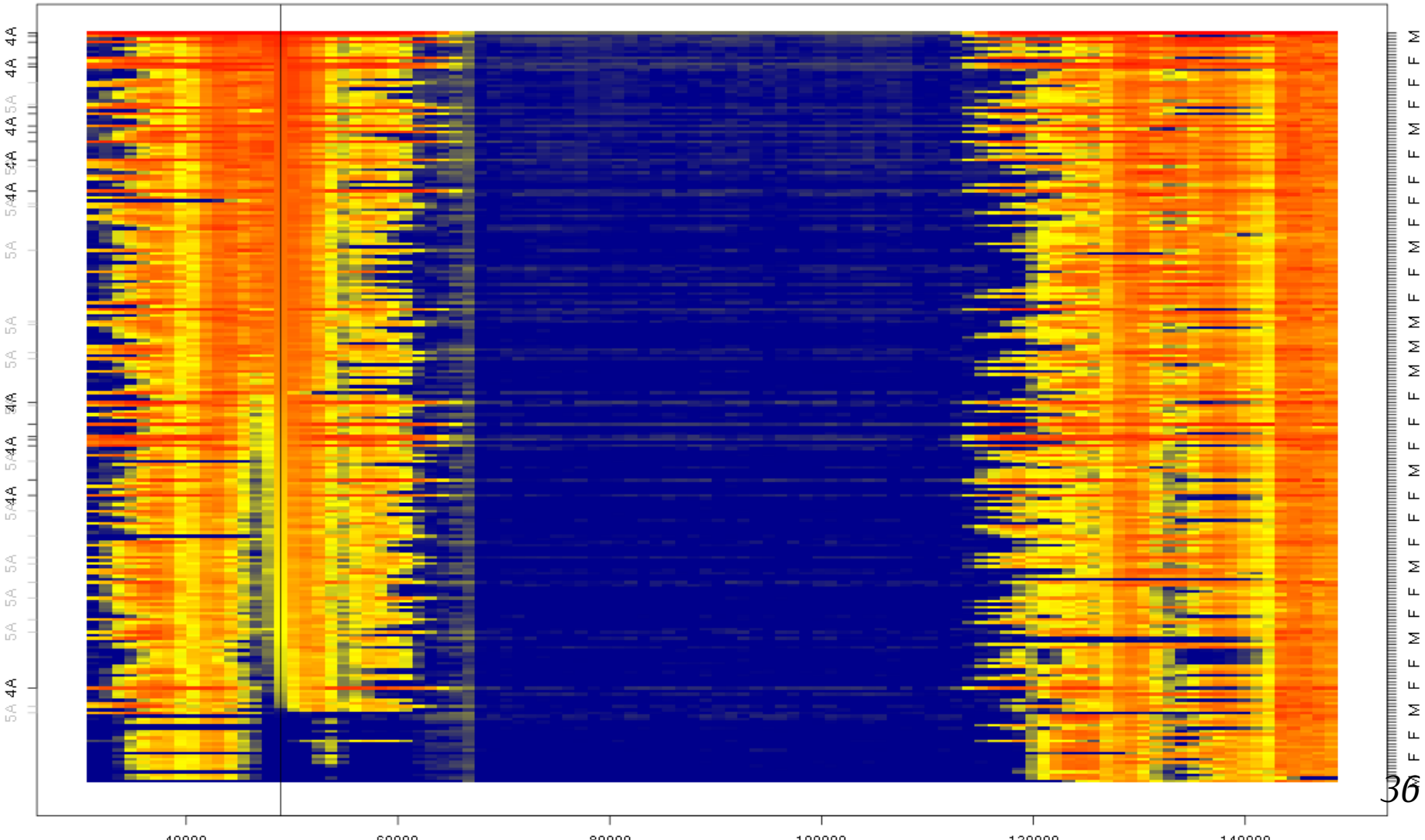
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



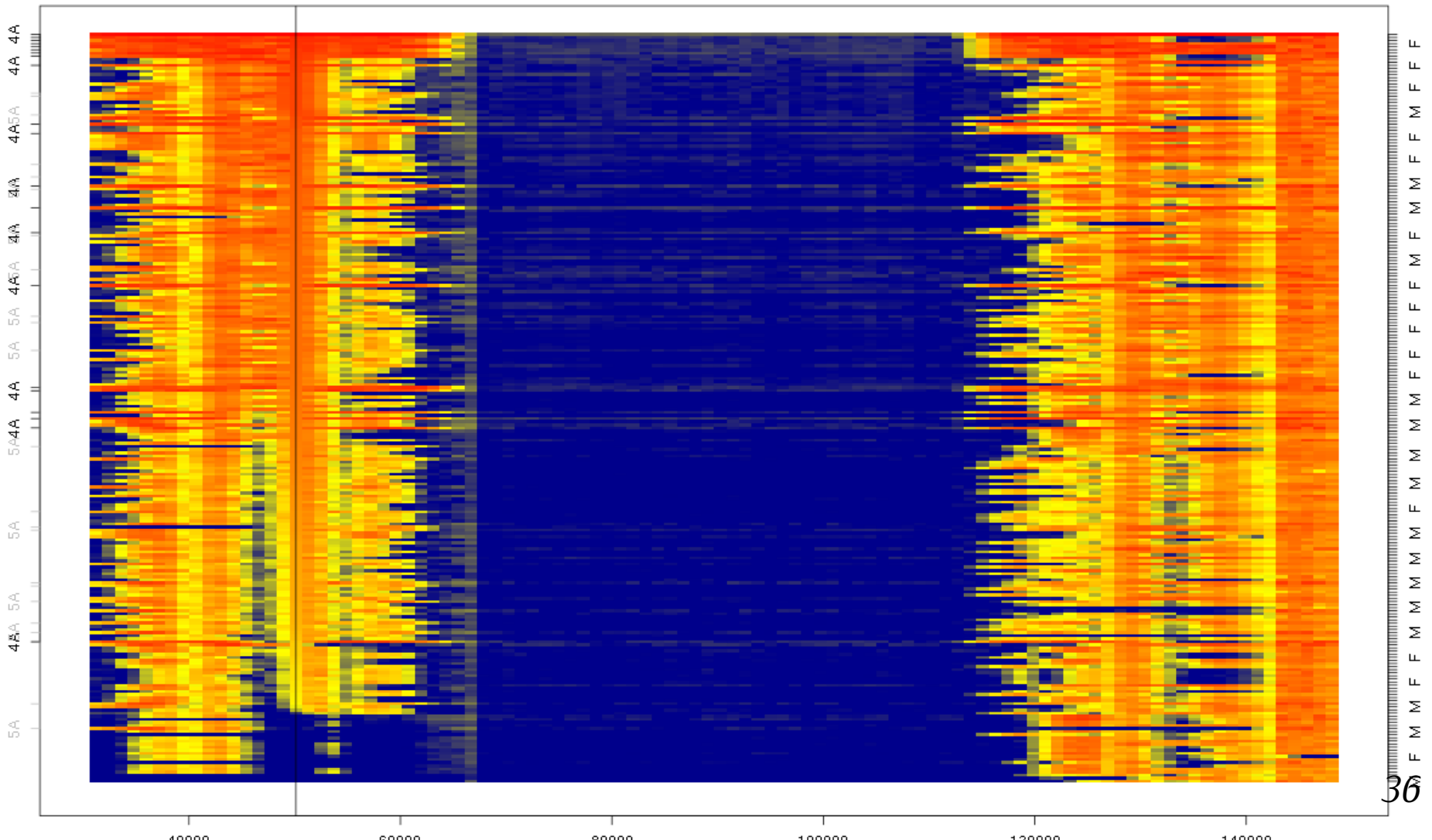
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



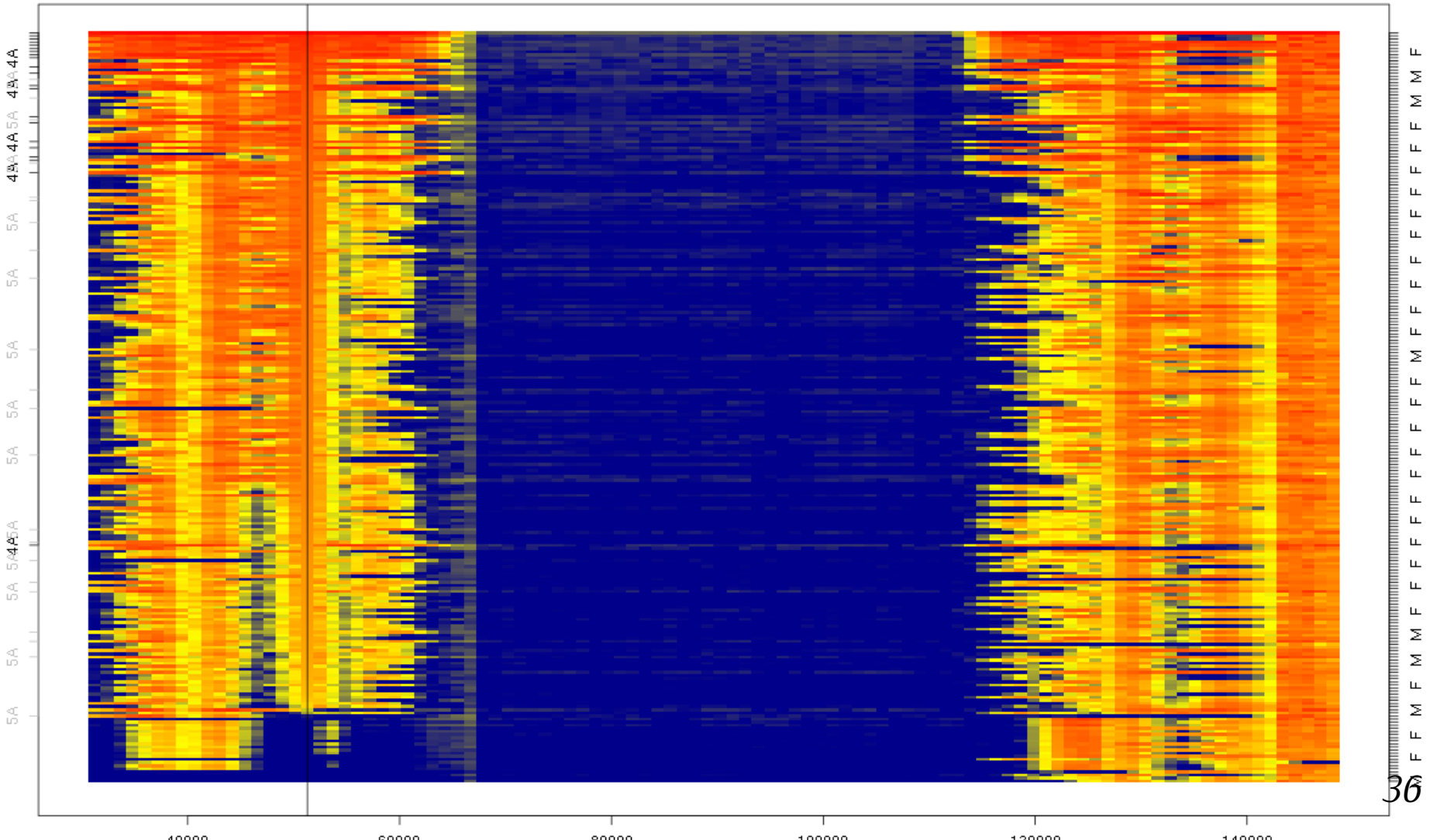
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



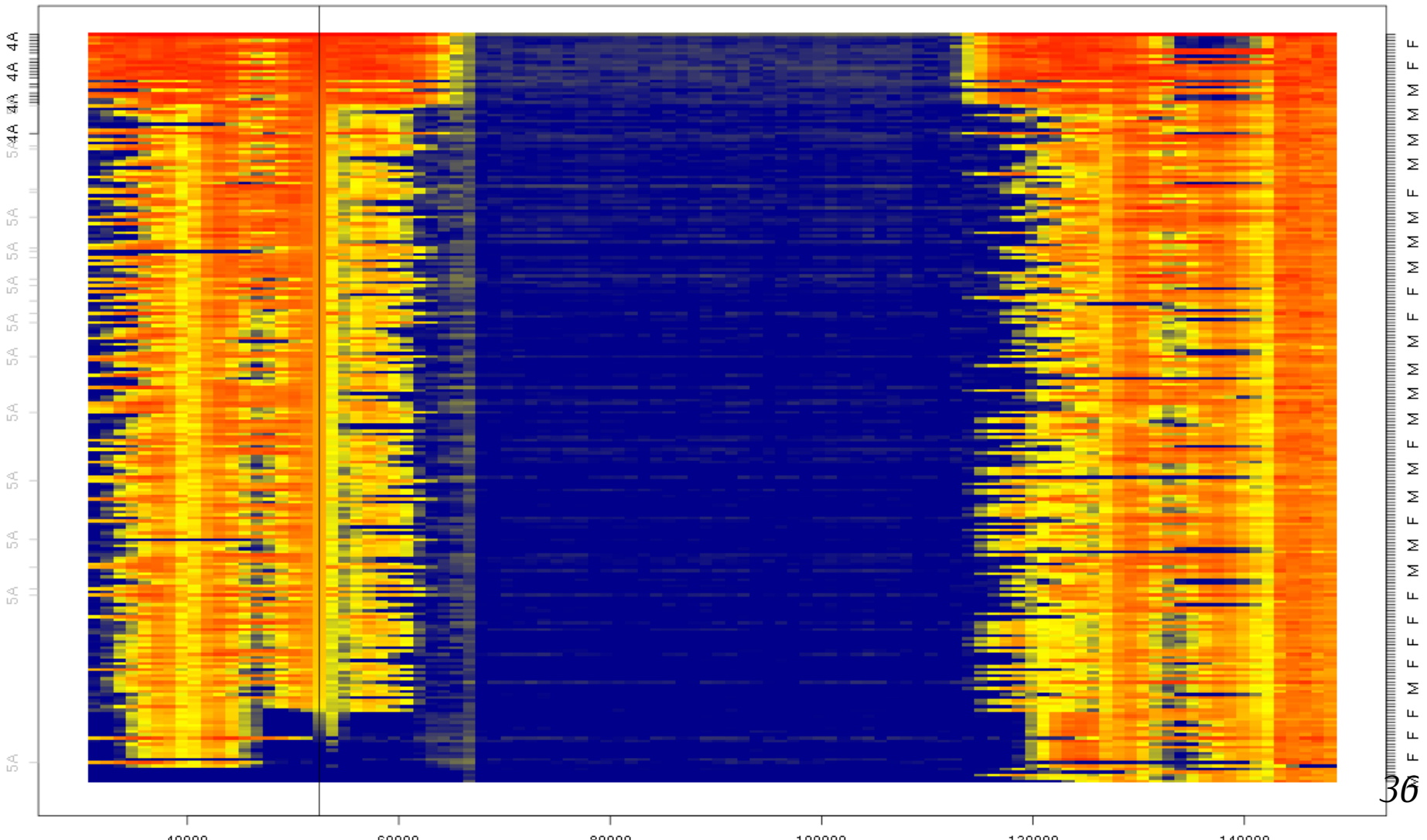
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



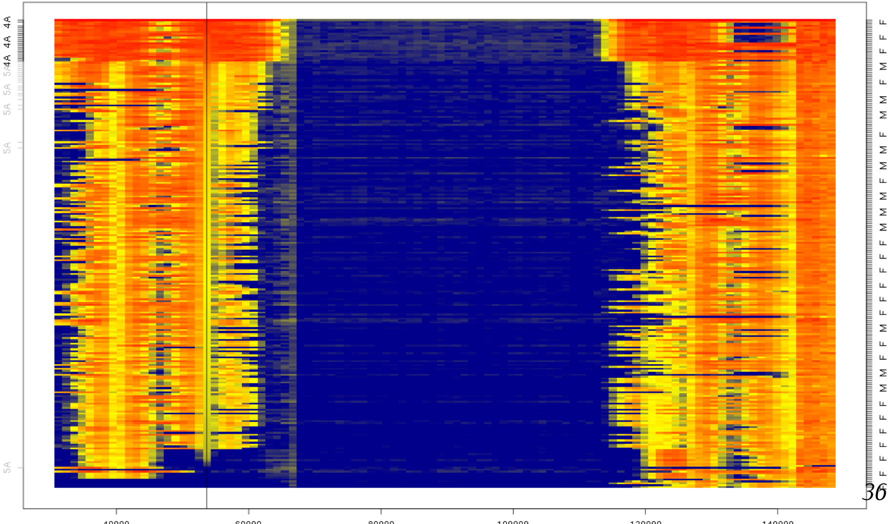
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



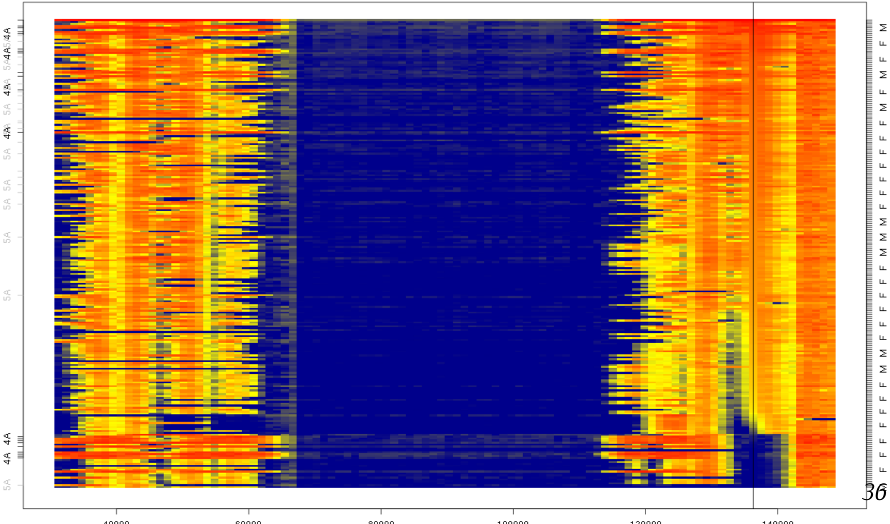
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$



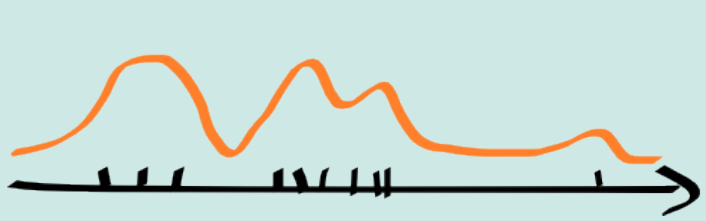
Visualisation de l'évolution de la communauté

les lignes sont les élèves,
les colonnes sont les structures ego-communautaires $p_{u,t}(v)$

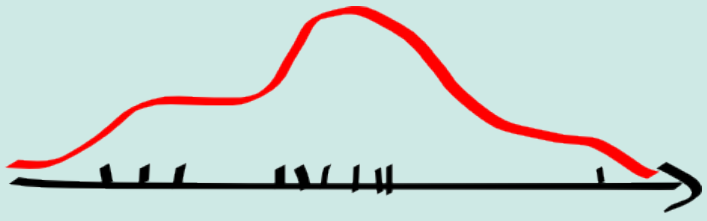


Paramètres

Lissage de la densité temporelle

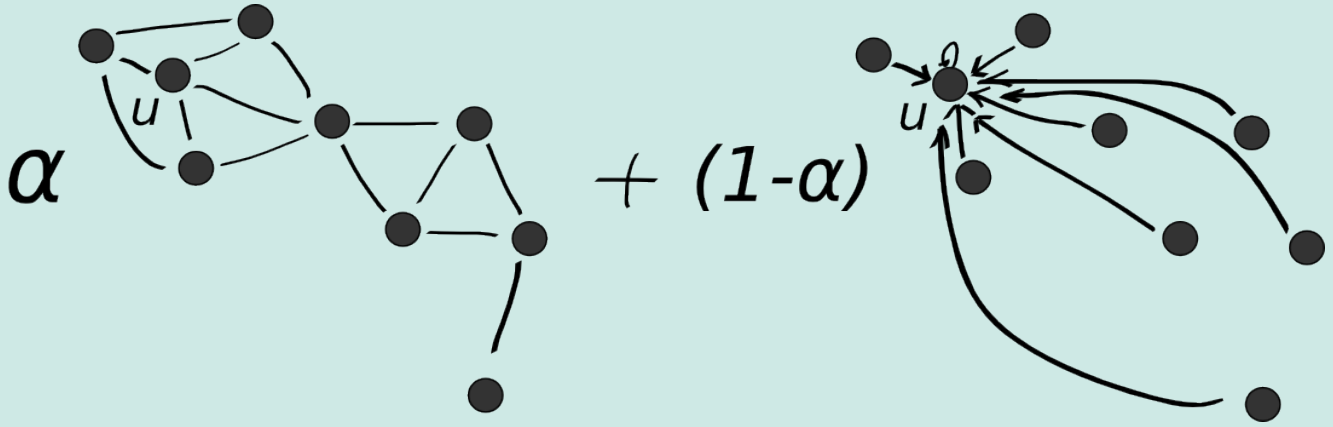


événements locaux



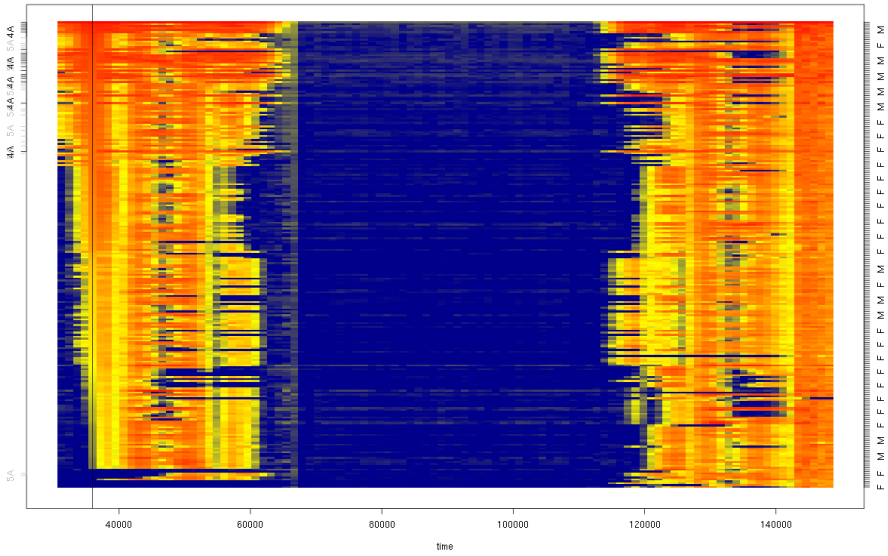
événements globaux

α du pagerank (paramètre de téléportation)

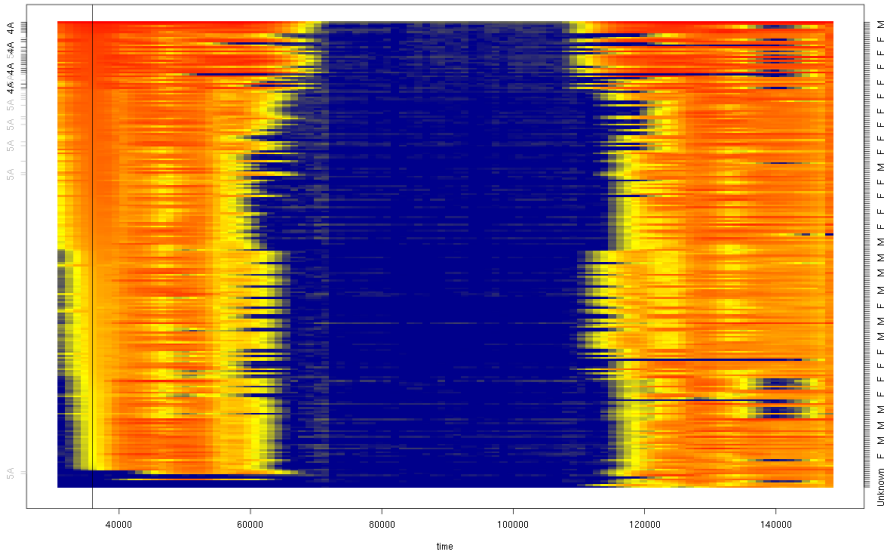


Plus α est petite, plus vite la marche aléatoire revient son origine

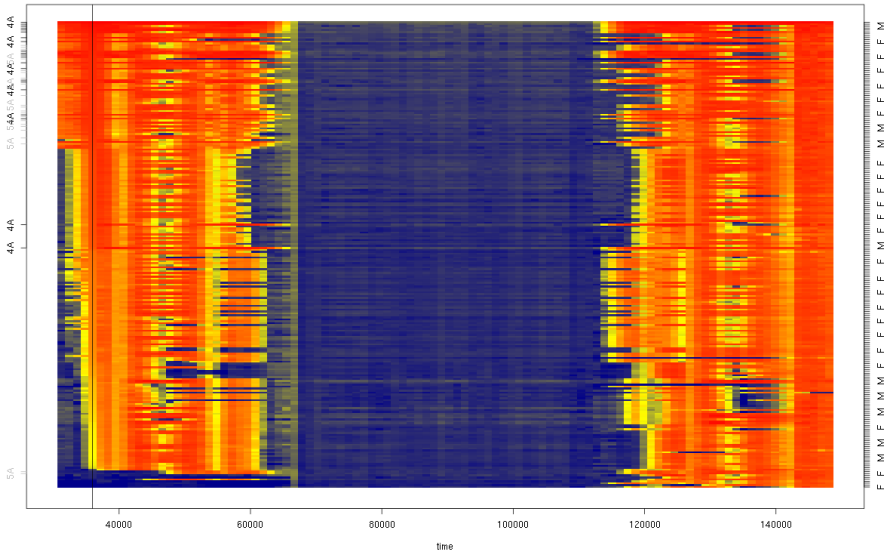
Visualisation



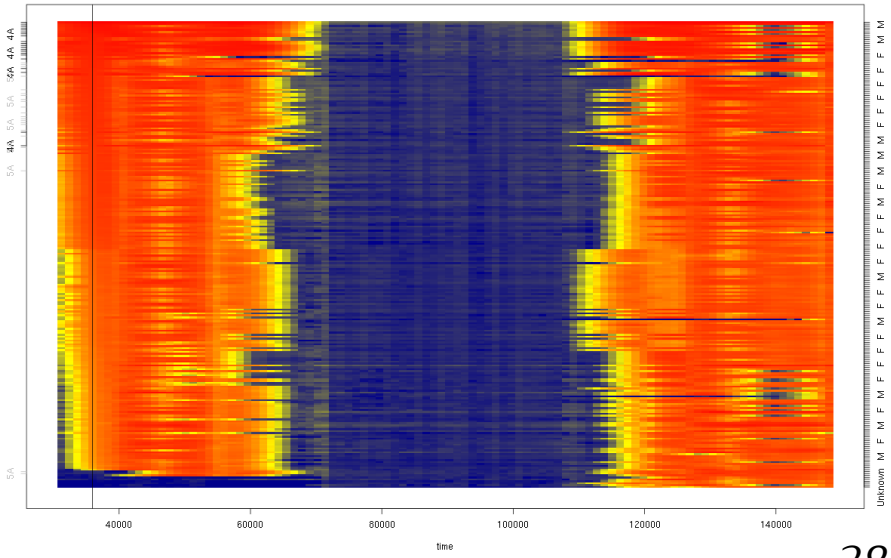
lissage 600, $\alpha = 0.2$



lissage 1200, $\alpha = 0.2$



lissage 600, $\alpha = 0.8$



lissage 1200, $\alpha = 0.8$

1. Nos projets : TEE 2014 et PEPS 2015
2. Structures communautaires
3. Densité temporelle des réseaux complexes & Évolution de la structure communautaire
4. Conclusion & Discussion

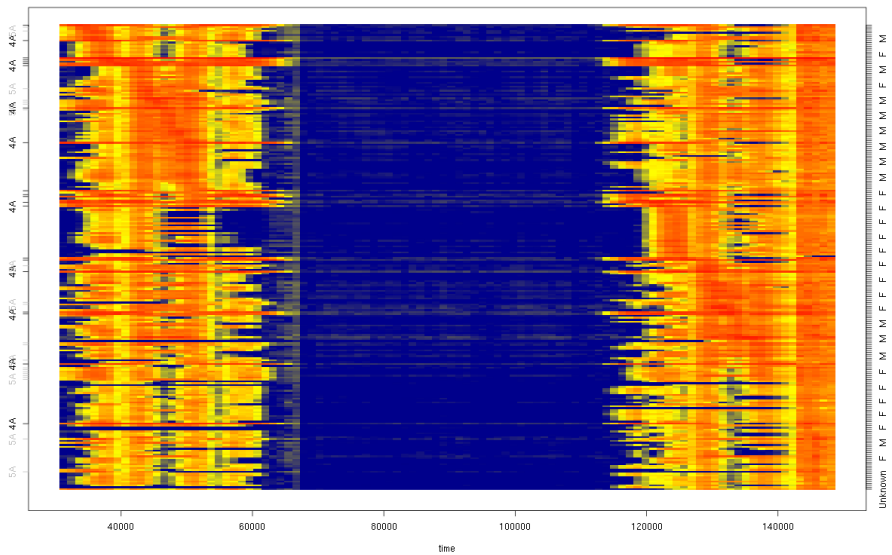
Conclusion

La densité temporelle, le passage “du discret au continu” pour :

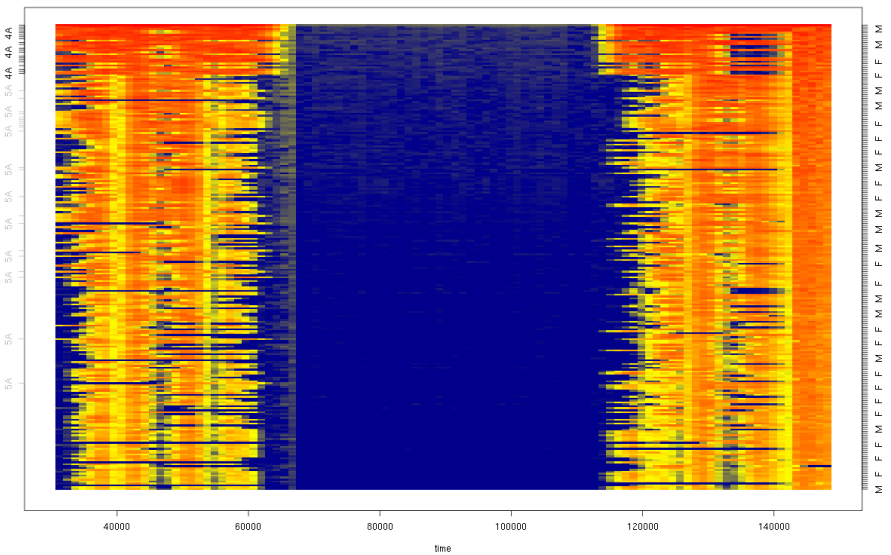
- ♣ visualiser un grand nombre de liens à la fois
- ♠ localiser et décrire les événements
- ★ étudier l’évolution de la structure (ego-)communautaire

Future

- ♠ Mieux comprendre la complexité
- ★ Utiliser HITS et d'autres algorithmes
- ♣ Traiter de données en ligne
- ♦ Proposer de meilleurs tris pour la visualisation



Tri par timestamp de max de chaque ligne



Tri par somme de lignes

Remerciements

Je remercie les personnes suivantes pour les discussions et l'inspiration :

Eric Leclercq, Maximilien Danisch, Benjamin Gras, Armen Petrossian, Nicolas Gastineau, Jean-luc Baril, Tiphaine Viard, Clémence Magnien, Jean-Loup Guillaume et Emmanuel Orsini

Merci de votre attention.

Questions ?

http://kirgizov.link