

THESIS / THÈSE

MASTER EN INGÉNIEUR DE GESTION À FINALITÉ SPÉCIALISÉE EN ANALYTICS & DIGITAL BUSINESS

Formation des réseaux bancaires et financiers
analyse théorique et application empirique

Beyegue, Ivan

Award date:
2020

Awarding institution:
Université de Namur

[Link to publication](#)

General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal ?

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.



Formation des réseaux bancaires et financiers :
analyse théorique et application empirique

Ivan BEYEGUE

Directrice : Prof. S. BEREAU

Mémoire présenté
en vue de l'obtention du titre de
Master 120 en ingénieur de gestion, à finalité spécialisée
en Analytics & Digital Business

ANNEE ACADEMIQUE 2019-2020

Avant-propos

Nous tenons à remercier Madame Sophie BÉREAU, professeure de finance et méthodes quantitatives à l'Université de Namur pour nous avoir donné un thème de mémoire, éclairé tout au long de la rédaction et pour sa disponibilité. Nos remerciements vont également vers tous les professeurs et les autres personnes qui ont contribué à l'amélioration de ce travail. Enfin, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude envers à nos parents pour le soutien moral et financier durant nos études.

Table des matières

Introduction	1
Analyse théorique : Revue littéraire sur l'analyse des réseaux	3
Chapitre 1 : Introduction aux graphes et réseaux.....	3
Section 1.1 : Réseaux bancaires et financiers.....	4
Section 1.2 : Eléments de théorie des graphes.....	6
Chapitre 2 : Formation des réseaux bancaires et financiers.....	11
Section 2.1 : Formation d'un réseau et quelques statistiques descriptives	11
Section 2.2 : Propriétés structurelles des réseaux	13
Chapitre 3 : Méthodes de clustering.....	15
Section 3.1 : Hierarchical tree (HT)	15
Section 3.2 : Minimum spanning tree (MST)	17
Section 3.3 : Triangulated Maximally Filtered Graph (TMFG).....	19
Application empirique	22
Chapitre 4 : Données et traitement de données	22
Section 4.1 : Choix des indices.....	22
Section 4.2 : Données	24
Section 4.3 : Traitement des données.....	25
Chapitre 5 : Analyse des données	27
Section 5.1 : 2005.....	27
Section 5.2 : 2006.....	32
Section 5.3 : 2007.....	35
Section 5.4 : 2008.....	38
Section 5.5 : 2009.....	41
Section 5.6 : 2010.....	44
Section 5.7 : 2011.....	47
Section 5.8 : 2012.....	50
Section 5.9 : 2013.....	53
Section 5.10 : 2014.....	56
Section 5.11 : 2015.....	59
Section 5.12 : 2016.....	62
Section 5.13 : 2017.....	65
Section 5.14 : 2018.....	68
Section 5.15 : 2019.....	71
Section 5.16 : 2020.....	74
Chapitre 6 : Discussion générale	77
Section 6.1 : Discussion générale	77
Section 6.2 : Aller un peu plus loin	79

Conclusion :	80
Bibliographie.....	82
Annexes.....	89
Annexe 1 : Paramétrage sur Macrobond et enregistrement des données sur Excel	89
Annexe 2 : Sigle et nom complet de la banque.....	90
Annexe 3 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2005.....	92
Annexe 4 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2006.....	95
Annexe 5 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2007.....	98
Annexe 6 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2008.....	101
Annexe 7 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2009.....	104
Annexe 8 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2010.....	107
Annexe 9 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2011.....	110
Annexe 10 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2012.....	113
Annexe 11 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2013.....	116
Annexe 12 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2014.....	119
Annexe 13 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2015.....	122
Annexe 14 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2016.....	125
Annexe 15 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2017.....	128
Annexe 16 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2018.....	131
Annexe 17 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2019.....	134
Annexe 18 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2020.....	137
Annexe 19 : Evolution des différentes statistiques.....	140
Annexe 20 : Classement des cinq banques les plus influentes	142
Annexe 21 : Analyse de la précision de l'inférence sur la période 2017-2020	143
Annexe 22 : R code	146

Introduction

Les relations qui lient les agents économiques sont de plus en plus complexes du fait de la mondialisation. Cette complexité pousse les chercheurs à se surpasser sans cesse en trouvant des meilleures techniques de visualisation des réseaux. Au cours de ces dix dernières années, des avancées significatives dans les techniques de visualisation ont été accomplies dans l'étude des réseaux financiers afin de faire ressortir toutes les informations cachées [Marti et al. (2017)]. En analyse des réseaux financiers, les institutions financières comme les banques, les compagnies d'assurances, les fonds de pension, les fonds d'investissement, etc. sont représentées par des nœuds et les relations entre celles-ci sont représentées par des arêtes. A partir d'une approche statique ou dynamique, des applications intéressantes peuvent en découler en conception d'un portefeuille, en gestion de portefeuille, en stratégies de trading, en gestion des risques, en étude du risque systémique et en élaboration des politiques monétaires et financières.

Les Etats-Unis d'Amérique et l'Europe continuent encore d'influencer toutes les économies mondiales. Ces marchés étant matures et des liens forts et historiques existent depuis des siècles entre les différents acteurs de ces économies. C'est justement pour cette raison que la crise des « subprimes » s'est propagée très rapidement du système financier américain vers les banques européennes. Aujourd'hui encore, certains bouleversements économiques (crises des dettes souveraines, risque de fragmentation des économies, crise sanitaire, etc.) trouvent encore leur origine de cette crise du fait de la fragilité du système financier qui en a découlé. Une étude des réseaux financiers a donc tout son sens dans la mesure où elle permettrait d'expliquer en profondeur sa complexité. Plusieurs études ont déjà été menées en utilisant cette approche en réseau sur des indices globaux de référence comme le S&P500, le STOXX600, le BEL20, etc. Cependant, très peu ont comparé les différences entre deux indices dans un secteur particulier comme le secteur bancaire et financier.

Pour comprendre comment les réseaux bancaires américain et européen diffèrent dans les propriétés topologiques et les structures, nous allons utiliser les données issues des marchés financiers sur une période de quinze ans. En utilisant une approche dynamique, les indices S&P Banks et STOXX Banks seront modélisés comme des réseaux pouvant prendre la forme d'un réseau original, d'un arbre hiérarchique (HT), d'un arbre

à portée minimale (MST) et d'un graphe triangulé filtré au maximum (TMFG). Pour chaque réseau filtré, les propriétés topologiques et les structures seront systématiquement analysées. Une analyse approfondie de ces réseaux nous montre qu'ils évoluent en permanence, qu'ils sont denses et qu'ils sont différents sur plusieurs aspects.

Notre travail sera structuré de la manière suivante : La première partie présente une revue littéraire sur l'analyse théorique des réseaux. Le chapitre 1 rappelle brièvement quelques concepts de la théorie des graphes, le chapitre 2 explique le processus de formation des réseaux bancaires et le chapitre 3 explique trois méthodes de filtrage d'arêtes pour simplifier les réseaux, à savoir, l'arbre hiérarchique (HT), l'arbre à portée minimale (MST) et le graphe triangulé filtré au maximum (TMFG). La deuxième partie présente une application empirique sur les réseaux bancaires européen et américain afin de savoir comment ils se comportent d'un point de vue structurel. Le chapitre 4 présente la méthodologie, le chapitre 5 analyse les données et le chapitre 6 présente une discussion générale des résultats obtenus. Ce mémoire se clôture par une conclusion dans laquelle nous reprecisons l'objectif de l'étude et nous terminons par des pistes de réflexions pour l'avenir.

Analyse théorique : Revue littéraire sur l'analyse des réseaux

Les structures en réseau occupent une place importante dans la sphère économique. Au niveau microéconomique, les réseaux informels offrent une possibilité de communication et de répartition des biens et services qui ne sont pas présents dans les marchés financiers. Parmi ces biens et services, nous pouvons citer entre autres, les invitations aux événements, les offres d'emploi, les rencontres professionnelles, etc. Au niveau macroéconomique, les réseaux formels permettent de mieux cerner les questions liées à la productivité, au bien-être, au bonheur, etc. Dans ces deux contextes, la place d'un agent économique dans le réseau, peut affecter sa productivité, son efficacité, son pouvoir de négociation, ce qui peut se refléter sur la structure du réseau.

Les chapitres 1 à 3 nous donnerons une analyse théorique des réseaux bancaires et financiers en se focalisant principalement sur leurs structures et processus de formation. Le chapitre 1 donne une introduction à la théorie des graphes. Le chapitre 2 nous présente la formation des réseaux bancaires et financiers et leurs structures. Enfin, le chapitre 3 nous présente quelques approches de filtrage de l'information dans l'analyse des réseaux bancaires et financiers.

Chapitre 1 : Introduction aux graphes et réseaux

Depuis la publication de Leonhard Euler (1736) sur le problème des Sept Ponts de Königsberg, multiples domaines que ce soit dans les sciences humaines (économie, finances, droit, sociologie, etc.) ou les sciences pures (mathématiques, informatiques, physiques, biologie, etc.) ont eu recours à la théorie des graphes pour expliquer certaines caractéristiques rencontrées dans les réseaux complexes réels. En effet, la théorie des graphes permet de modéliser des systèmes complexes en caractérisant les interactions par paires entre objets d'intérêt. Récemment encore, les mesures de centralité et de structures liées à la théorie des réseaux ont été utilisées pour modéliser le risque de contagion et identifier les institutions systémiques.

Une des découvertes a été de constater que lorsqu'on modélise les systèmes réels (réseaux sociaux, biologiques, technologiques, de connaissances, financiers ou bancaires) sous forme de réseau, ceux-ci comportent les mêmes caractéristiques que les réseaux complexes. L'objectif de ce chapitre sera donc de fournir au lecteur un aperçu de la recherche sur la science des réseaux complexes en économie et finance en présentant à la section 1.1 les réseaux bancaires et financiers et à la section 1.2, quelques concepts de base concernant la théorie des graphes.

Section 1.1 : Réseaux bancaires et financiers

A partir de la théorie des graphes, il est possible de modéliser une série de réseaux réels tels que les réseaux sociaux, biologiques et écologiques, de connaissances, technologiques, financiers et bancaires. Nous allons nous focaliser ici sur une brève présentation du contexte dans lequel les réseaux financiers et bancaires ont été modélisés.

La crise financière de 2007-2009 a remis au jour les liens de nature diverse qui existent entre les institutions financières. Les connexions dans le monde financier sont multiples et les dépendances proviennent à la fois de l'actif et du passif du bilan de ces institutions. De façon générale, un réseau financier est un concept décrivant un ensemble d'entités financières ayant des liens par le biais de certaines opérations directes ou indirectes. Prenons un exemple simple des relations qui découlent des prêts interbancaires. Pour la banque prêteuse, le prêt figurera à l'actif de son bilan, tandis que la banque emprunteuse détiendra le prêt comme un passif. La structure des liens entre ces institutions dans un système financier peut être réalisée en utilisant une représentation en réseau. Cette approche en réseau appliquée à un système financier est importante pour évaluer la stabilité financière et peut être un instrument d'analyse du risque systémique ou d'amélioration de la régulation prudentielle préventive.

Plus fondamentalement, l'analyse des réseaux financiers aborde deux types de questions : les effets sur la structure de réseau d'une part et le processus de formation des réseaux d'autre part. Le premier type de question permet d'étudier des phénomènes sur des réseaux fixes. Par exemple, nous pouvons étudier les effets de la contagion sur la structure d'un réseau financier. Nous pouvons montrer que les structures de réseau se

comportent différemment en fonction de la propagation du choc et la fragilité du système dépend de la localisation de l'institution initialement affectée dans le réseau. Le second type de question étudie comment les institutions financières forment des connexions. Plusieurs études réalisées dans ce sens permettent de mieux comprendre des questions liées au risque systémique.

Les premières études réalisées ont permis de modéliser des phénomènes économiques. Les études sur le marché du travail ont montré par exemple comment le réseau peut jouer un rôle important dans la transmission de l'information entre les employeurs et les travailleurs. En effet, il a été prouvé qu'en moyenne 50 % des personnes obtiennent du travail grâce aux contacts personnels [Rees (1966) ; Granovetter (1995)] et, en moyenne 40 à 50 % des employeurs recrutent du personnel par l'intermédiaire de leurs travailleurs actuels [Holzer (1987)]. Au-delà du marché de travail, d'autres études ont été effectuées sur les marchés en général. Certains chercheurs considèrent par exemple que les marchés sont centralisés alors que d'autres considèrent qu'ils sont décentralisés [Kirman (1997)]. Une structure en réseau a permis par exemple d'expliquer pourquoi les agents n'interagissent pas avec tous les autres agents de façon simultanée mais uniquement avec leurs voisins dans le réseau [Ellison (1993) ; Durlauf (1996)]. D'autres études empiriques toujours en économie ont également été réalisées sur les réseaux de partage de risque [Fafchamps et Gubert (2006) ; Bramouille et Kranton (2007)], de diffusion et d'adoption de produit [Katz et Shapiro (1994)], de recherche et développement (R&D) [Goyal et al. (2005)], d'accords commerciaux [Furusawa and Konishi (2005)] et d'intermédiation entre les vendeurs et les acheteurs [Gale et Kariv (2007)]. Toutes ces études en économie ont été très utiles pour comprendre comment l'analyse des réseaux pourrait s'appliquer à la finance.

S'agissant de la modélisation des réseaux financiers, deux approches méthodologiques sont possibles : la modélisation économique des réseaux et la modélisation des réseaux dans les domaines non économiques. La modélisation économique des réseaux montre comment les phénomènes économiques et sociaux peuvent être expliqués par les choix des agents rationnels qui comparent les coûts et les bénéfices. En économie, il existe des mécanismes qui expliquent comment les agents sont supposés former ou rompre des liens grâce à des jeux de formation de réseau menant à un ou plusieurs équilibres. Ces études ont tout d'abord été réalisées sur les équilibres

statiques [Myerson (1991) ; Jackson et Wolinski (1996) ; Bala et Goyal (2000) ; Gilles et Sarangi (2005) ; Bloch et Jackson (2007)] avant de progressivement s'orienter vers des processus dynamiques dans lesquels le réseau évolue graduellement au cours du temps [Jackson et Watts (2002) ; Dutta et al. (2005) ; Page et al. (2005) ; Mauleon et Vannetelbosch (2004)]. En plus de s'intéresser aux jeux de formation de réseaux, d'autres études ont mis un accent particulier sur les comportements dans les réseaux. C'est le cas par exemple des études de réseaux concernant l'apprentissage [Bala et Goyal (1998, 2001)], les croyances [Gale et Kariv (2003, 2005) ou l'investissement dans les biens publics [Bramouille et Kranton (2007)].

La deuxième approche qui est plus mécanique, utilise des procédures stochastiques empruntées de domaine des sciences pures (physique, mathématique, statistique, biologie). Plusieurs études poursuivant cette approche empirique ont montré que plusieurs réseaux du monde réel présentent des caractéristiques similaires telles que des propriétés small-world, une distribution inégale de degrés et de fort regroupement [Newman (2003)]. En analysant les systèmes financiers, les chercheurs ont pu expérimenter cette deuxième approche. Nous pouvons par exemple utiliser des modèles de propagation d'une maladie contagieuse pour comprendre les phénomènes de contagion dans les systèmes financiers. Il a été prouvé que cette deuxième approche est plus appropriée pour étudier les processus complexes dans les systèmes financiers.

En conclusion, nous pouvons dire qu'adopter l'une ou l'autre approche dépendra des stratégies du chercheur. Une modélisation économique en réseau nécessite que les acteurs connaissent bien la forme du réseau et les gains potentiels alors qu'une approche mécanique nous fournira un aperçu sur les causes et les effets.

Section 1.2 : Eléments de théorie des graphes

Pour décrire la formation des réseaux bancaires et financiers, nous allons rappeler quelques notions essentielles de théorie des graphes car, les réseaux financiers sont fortement basés sur la théorie des réseaux qui fait elle-même partie de la théorie des graphes, théorie qui donne une représentation visuelle des relations entre divers objets. Dans cette section, nous allons donner quelques concepts de base qui seront utilisés tout au long des chapitres suivants. Pour avoir plus de détail sur la théorie des graphes, nous

vous invitons à consulter les livres de référence tels que : [Berge (1976)] ; [Bang-Jensen et Gutin (2001)] ; [Albert et Barabási (2001)] ; [Diestel (2005)] et [Kolaczyk et Csárdi (2014)].

Sous-section 1.2.1 : Définitions

Un graphe $G(V, E)$ (non) orienté est une représentation visuelle constituée d'un ensemble non vide de sommets ou nœuds (V) (« vertex » en anglais) et d'un ensemble de paires (non) ordonnées de sommets (E) appelés arcs ou arêtes (« edge » en anglais). Le nombre de nœuds N est l'ordre du graphe tandis que le nombre d'arêtes $|E|$ désigne la taille du graphe. Le graphe est dit fini si V est fini. Si les nœuds $i, j \in V$ avec $i \neq j$, et $\{i, j\} \in E$, alors, on dira des nœuds i et j qu'ils sont connectés (c'est-à-dire qu'ils sont voisins), et dans ce cas, les nœuds i et j sont appelés *extrémités* de l'arête $e = (i, j)$. Dans ce contexte, une *boucle* est alors une arête dont les extrémités coïncident. Ainsi, deux nœuds seront *adjacents* lorsqu'ils seront reliés par une arête et le *degré* d'un sommet i sera le nombre d'arêtes dont ce sommet est l'extrémité. Précisons que pour un sommet relié à plusieurs arêtes dont au moins une arête est une boucle, le nombre de degré est compté deux fois pour la boucle.

L'ensemble des sommets du graphe G est souvent appelé $V(G)$ et l'ensemble des arêtes $E(G)$. Dans l'analyse des réseaux et l'étude des réseaux complexes, les termes réseau et graphe sont souvent utilisés de façon interchangeable. Le réseau étant généralement utilisé pour désigner une représentation visuelle sous forme de graphe de certaines données concrètes et le graphe est généralement utilisé pour désigner une structure abstraite et formelle de ces données. Sauf mention explicite, nous allons également adopter ces deux termes de façon interchangeable.

Dans un graphe, les connexions entre les sommets peuvent être directes ou indirectes. Voici quelques concepts de base relatifs aux graphes qui sont nécessaires et utiles pour la suite de la discussion :

- Sous-graphe : un sous-graphe G' d'un graphe G est un graphe où $V(G') \subseteq V(G)$ et $E(G') \subseteq E(G)$;
- Un graphe dirigé (ou orienté) : un graphe dans lequel l'arête (i, j) est différente de l'arête (j, i) . En opposition, il sera non dirigé (ou non orienté) si l'arête (i, j) est similaire à l'arête (j, i) ;

- Graphe complet ou plein : Un graphe dans lequel chaque sommet est connecté à tous les autres sommets ;
- Graphe connecté : un graphe dans lequel un chemin existe entre toutes les paires de sommets du graphe ;
- Composant : Un sous-graphe connecté dans lequel aucun sommet n'est connecté à d'autres sommets que le sous-graphe ; ainsi, un graphe non connecté est divisé en composants ;
- Clique : Un sous-graphe complet ou plein de trois sommets ou plus ;
- Le voisinage d'un sommet i : Ensemble des sommets qui sont adjacents à i ;
- Chemin du sommet i au sommet j : séquence d'arêtes reliant i à j dans laquelle aucun sommet n'apparaît deux fois ;
- Longueur du chemin : Nombre d'arêtes dans le chemin ;
- Distance géodésique : La longueur du chemin le plus court entre deux sommets ;
- Distance moyenne du chemin le plus court entre les paires de sommets est

$$L(p) = \frac{\sum_i \sum_j L_{i,j}}{N(N-1)} \quad (1.1)$$

où $L_{i,j}$ est la distance géodésique qui sépare le i^e sommet du j^e sommet pour toutes les paires de sommet ij dans le graphe, avec $i \neq j$. N est le nombre de sommets.

- Sommet isolé : un sommet avec degré zéro et donc non lié à d'autres sommets ;
- Diamètre d'un composant connecté : la plus grande distance entre deux sommets d'un composant.

Sous-section 1.2.2 : Représentation graphique

Lorsqu'on représente un graphe sur un papier ou sur ordinateur, la question que l'on se pose est de savoir si le graphe G reflète exactement toute l'information souhaitée. Intuitivement, nous pouvons supposer que pour les graphes de taille réduite, le dessin sera exact alors que pour les graphes de grande taille, la représentation sera toujours biaisée. Cela suggère donc qu'il sera toujours préférable de tracer des graphes à l'aide des méthodes automatiques qui comportent diverses spécifications rigides ou souples sur les conventions de dessin, l'esthétique et les contraintes [Voir di Battista et al. (1999) et Kolaczyk (2009, 2014)].

En utilisant les méthodes automatiques, la construction d'un graphe devient ainsi une question d'optimisation formelle sous contrainte de certains ou de tous les

paramètres. Une telle optimisation est généralement difficile à résoudre en temps réel pour des graphes de grande taille. Par conséquent, pour rapidement arriver à une solution réalisable mais pas optimale, nous faisons appel à l'usage de l'heuristique et l'imposition des priorités. Même quand l'algorithme exécuté serait correct, il faut toujours garder en vue que la représentation visuelle d'un graphe peut être trompeuse. La Figure 1.1 nous montre par exemple deux représentations différentes d'un même réseau.

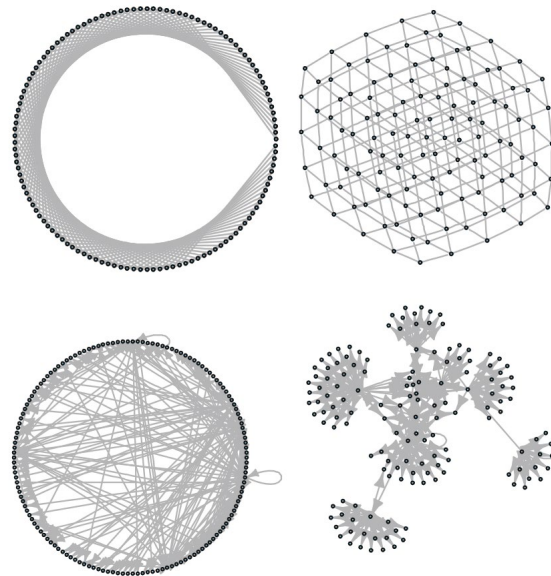


Figure 1.1. Représentation graphique des réseaux de treillis et de blogs – Source : [Kolaczyk et Csárdi (2014)].

Sous-section 1.2.3 : Stockage informatique des données

Plusieurs approches peuvent être exploitées afin de coder les données relatives aux graphes en informatique. Les deux approches les plus utilisées étant la matrice d'adjacence et la liste d'arêtes. D'autres approches basées sur l'utilisation de matrices d'incidence ou de liste de successeurs sont utilisées en recherche opérationnelle pour traiter des flux.

Pour illustrer ces deux approches, considérons un graphe G , caractérisé par un ensemble de sommets notés par $V(G)$ avec N nœuds, ainsi qu'un ensemble d'arêtes notées par $E(G)$. Le codage de la liste d'arêtes consiste simplement à enregistrer toutes les arêtes en $E(G)$ sous forme de liste, chaque élément étant une arête de $E(G)$. Le principal avantage d'une telle approche est que seule la présence d'arêtes est enregistrée et par conséquent, elle prend peu d'espace. Par ailleurs, Cormen et al. (1990) ont montré que la liste d'arêtes a un espace de stockage $O(|E|)$ qui varie entre $O(|V|)$ et $O(|V|^2)$. L'inconvénient de cette approche est qu'il est difficile de travailler avec la liste d'arêtes car il faut avoir

connaissance à priori du nombre total de sommets sinon, il sera difficile de reconstruire le graphe.

Inversement, une matrice d'adjacence peut être obtenue en stockant les informations pour chaque paire de sommets. La matrice $N \times N$, doit satisfaire aux critères suivants :

$$X_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } \{i, j\} \in E, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

La matrice d'adjacence a un avantage d'un point de vue mathématique, puisqu'elle permet d'utiliser les théories d'algorithme et d'algèbre linéaire. Toutefois, elle nécessite $O(|N|^2)$ d'espace de stockage et de mémoire. La Figure 1.2 ci-dessous nous présente par exemple un réseau avec $N=9$ nœuds encodés selon

- la liste d'arêtes $\{X_{13}, X_{14}, X_{21}, X_{34}, X_{38}, X_{48}, X_{59}, X_{65}, X_{78}, X_{79}, X_{84}\}$

- ou selon la matrice d'adjacente $X =$

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

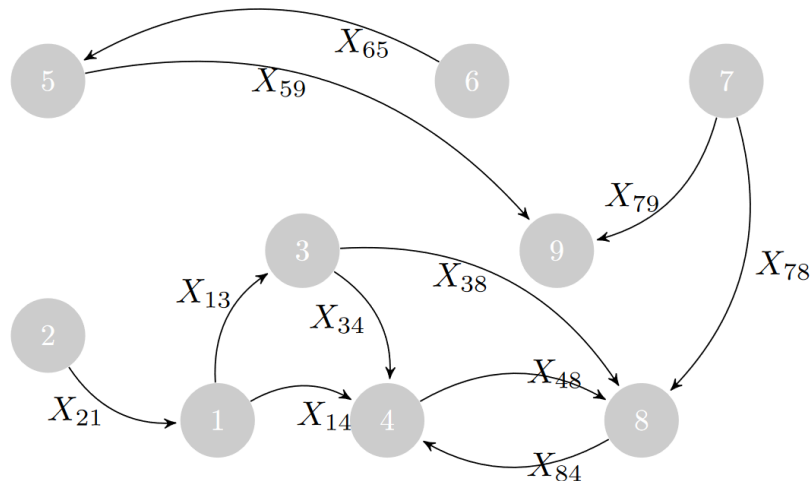


Figure 1.2. Un exemple d'un réseau orienté avec 9 sommets et 11 arêtes, dans lequel nous attribuons à chaque arête une composante de la matrice d'adjacente X.

Chapitre 2 : Formation des réseaux bancaires et financiers

Au chapitre précédent, nous avons rappelé quelques concepts de base de la théorie des graphes. Dans ce chapitre, nous allons continuer notre discussion sur les graphes en l'orientant sur les questions liées à la formation d'un réseau bancaire. Pour cela, nous allons présenter à la section 2.1, le processus de formation et quelques statistiques descriptives et à la section 2.2, quelques propriétés structurelles.

Section 2.1 : Formation d'un réseau et quelques statistiques descriptives

Au chapitre 1, nous avons défini un graphe (non) orienté comme une représentation visuelle constituée d'un ensemble non vide de sommets ou nœuds (V) et d'un ensemble de paires (non) ordonnées de sommets (E). Partant de cette définition, nous pouvons construire un réseau interbancaire à partir des étapes suivantes : Premièrement, nous devons définir les nœuds et les arêtes. Chaque nœud identifiera une banque et chaque arête permettra de lier deux banques. Nous devons définir l'objet de la liaison entre les banques. Ce lien peut être les actifs, les passifs, les rendements, les expositions, etc. La plupart des auteurs utilise les rendements boursiers car ils sont plus facilement accessibles. Deuxièmement, nous devons construire la matrice d'adjacente. Et enfin troisièmement, nous pouvons construire notre graphe. Précisons tout de même que selon l'objet du lien (actif, passifs, rendements boursiers, etc.), d'autres étapes intermédiaires seront nécessaires afin de respecter la méthodologie de référence.

En utilisant cette méthode, Co-Pierre Georg (2013) construit d'une part, la matrice adjacente $A(G) = [a_{ij}]$ de dimension $n \times n$, et d'autre part, la matrice des expositions bilatérales $W(G) = [w_{ij}]$ d'un marché interbancaire G avec n banques où les *éléments (ou entrées)* w_{ij} représentent l'exposition de la banque i à la banque j . Rappelons que l'exposition est la perte qui découlerait de la réalisation d'un certain risque. Que ce soit la matrice des expositions bilatérales ou la matrice d'adjacente, ils doivent satisfaire aux critères suivants :

$$A_{ij} \text{ ou } W_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{s'il existe une exposition entre } i \text{ et } j \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Une fois que ces matrices ont été construites, nous pouvons définir quelques statistiques comme *l'interconnectivité, la taille et le coefficient de clustering* de chaque banque dans le graphe G . Rappelons que l'interconnexion (ou interconnectivité) financière est généralement définie comme un ensemble de relations parmi les participants aux marchés financiers. Elle a une très grande importance puis qu'elle sert de canal à la contagion. L'impact de la faillite d'une grande entité interconnectée peut se propager rapidement à travers le système financier, au point de provoquer une instabilité financière mondiale. En théorie des graphes, la mesure d'interconnectivité d'une banque i dans un graphe $G(V, E)$ peut être défini comme le *degré entrant* $d_{in}(i)$ et *sortant* $d_{out}(i)$ du sommet et s'exprime par les relations suivantes :

$$d_{in}(i) = \sum_{j=1}^n a_{ji} \text{ et } d_{out}(i) = \sum_{j=1}^n a_{ij} \quad (2.1)$$

La *taille* d'une banque i étant la *valeur en degré entrant* (mesure du passif de la banque i) et *sortant* (mesure de l'actif de la banque i) et s'exprime par les relations suivantes :

$$vdc_{in}(i) = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ji}}{\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n w_{kj}} \in [0,1] \text{ et } vdc_{out}(i) = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}}{\sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^n w_{jk}} \in [0,1] \quad (2.2)$$

avec $\sum_{j=1}^n w_{ij} = a_i$ et $\sum_{j=1}^n w_{ji} = l_i$. a_i et l_i étant respectivement les actifs et passifs de la banque i .

Supposons par exemple trois banques i, j et k , où i prête à j et j prête à k , alors le coefficient de clustering quantifie la fréquence des triangles connectés dans un réseau. C'est-à-dire la fréquence relative à laquelle les triples connectés (sous-graphe de trois sommets reliés par deux bords) se rapprochent pour former des triangles. Ainsi, comme le montrent Onnela, Kaski et Kertesz (2004), le coefficient de clustering (aussi appelé coefficient d'agglomération, de connexion, de regroupement, d'agrégation ou de transitivité) d'une banque et le coefficient de clustering global, utilisés pour décrire la typologie d'un réseau sont alors définis respectivement par les relations :

$$C_i(A) := \frac{\frac{1}{2} \sum_{j \neq i} \sum_{h \neq (i,j)} a_{ij} a_{ih} a_{jh}}{\frac{1}{2} d_i (d_i - 1)} = \frac{(A^3)_{ii}}{d_i (d_i - 1)} = \frac{t_i}{T_i} \text{ et } C(G) := \frac{1}{|V'|} \sum_{i \in V'} C_i \quad (2.3)$$

où t_i est le nombre de triangles reliés au sommet i et T_i le nombre de tous les triangles possibles que i peut former. Précisons que $(A^3)_{ii}$ est le i ème élément de la diagonale principale de $A^3 = AAA$. Chaque produit $a_{ij}a_{ih}a_{jh}$ compte si un triangle existe ou non autour de i . Par ailleurs, V' est l'ensemble des sommets i avec $d_i = d_{in}(i) + d_{out}(i) \geq 2$. d_i étant le degré du sommet i .

Pour avoir plus de détail sur toutes les statistiques décrivant un graphe ou réseau, nous vous invitons à consulter les références tels que : Wasserman et Faust (1994) ; Scott (2004) ; Brandes et Erlebach (2005), Newman (2010) et [Kolaczyk et Csárdi (2014)].

Section 2.2 : Propriétés structurelles des réseaux

Pour analyser un réseau, une série de questions peut être formulée comme par exemple, mesurer l'importance d'un sommet. En effet, l'importance d'un sommet peut être saisie par les mesures de centralité. Cette notion de centralité consiste à identifier les sommets les plus importants du graphe en fonction de plusieurs dimensions : le degré, la proximité, l'intermédiarité, les vecteurs propres, etc.

Nous avons déjà expliqué précédemment la mesure de la centralité de degré. Nous allons à présent nous intéresser à trois autres mesures de la centralité des sommets, à savoir la centralité de proximité (« closeness centrality » en anglais), la centralité d'intermédiarité (« betweenness centrality » en anglais) et la centralité des vecteurs propres (« eigenvector centrality » en anglais), respectivement.

Les mesures de centralité de proximité (« closeness centrality ») tentent de saisir la notion qu'un sommet est *central* s'il est *proche* de nombreux autres sommets. L'approche standard, introduite par Sabidussi (1966), consiste à calculer l'inverse de la somme de la distance moyenne d'un sommet par rapport à tous les autres sommets du graphe comme suit,

$$C_{Cl}(v) = 1/\sum_{u \in V} dist(v, u) \quad (2.4)$$

où $dist(v, u)$ est la distance géodésique entre les sommets $u, v \in V$. Cette mesure de centralité peut être normalisée à $[0,1]$ par multiplication par un facteur $N_v - 1$.

Les mesures de centralité d'intermédiarité (« betweenness centrality ») visent à estimer dans quelle mesure un sommet est situé entre d'autres paires de sommets. Freeman (1977) montre que cette mesure peut être déterminée en calculant le nombre

moyen de chemins dans lesquels un sommet sert d'intermédiaire entre d'autres paires de sommets comme suit,

$$C_B(v) = \sum_{s \neq t \neq v \in V} \frac{\sigma(s, t|v)}{\sigma(s, t)} \quad (2.5)$$

où $\sigma(s, t|v)$ est le nombre total de chemins les plus courts entre s et t qui passent par v , et $\sigma(s, t)$ est le nombre total de chemins les plus courts entre s et t (qu'ils passent par v ou non). Cette mesure de centralité peut être normalisée à $[0,1]$ par division par un facteur $(N_v - 1)(N_v - 2)/2$.

Enfin, les mesures de centralité des vecteurs propres tentent à saisir l'idée que plus les voisins d'un sommet sont centraux, plus le sommet lui-même est central. Katz (1953) et Bonacich (1972) expliquent que ces mesures peuvent être exprimées en termes de solutions de vecteurs propres de systèmes d'équations linéaires selon la forme

$$C_{Ei}(v) = \alpha \sum_{\{u,v\} \in E} C_{Ei}(u) \quad (2.6)$$

Le vecteur $C_{Ei}(v) = (C_{Ei}(1), \dots, C_{Ei}(N_v))^T$ est la solution au problème de la valeur propre $Ac_{Ei} = \alpha^{-1}c_{Ei}$, où A est la matrice d'adjacence du réseau G .

Précisons également que les mesures de centralité ont deux limites importantes. La première limite est qu'une mesure de centralité qui est optimale pour une application n'est pas forcément optimale pour une autre application. En effet, s'il en était autrement, on n'aurait pas besoin de tant de notions différentes de centralité. Comme l'expliquent Phillip Bonacich (1987) et Stephen P. Borgatti (2005), les mesures de centralité sont explicitement conçues pour produire uniquement un classement qui permet d'obtenir des indications sur les sommets les plus importants. Ils ne sont pas conçus pour mesurer l'influence des sommets en général. Récemment, les physiciens des réseaux ont commencé à élaborer des mesures de l'influence des sommets pour résoudre ce problème. La deuxième limite est que les mesures de centralité identifient uniquement les sommets les plus importants mais pour les autres sommets, le classement n'est pas forcément correct. Cela explique par exemple pourquoi seuls les premiers résultats apparaissent dans un ordre raisonnable en ce qui concerne la recherche d'images et le référencement web sur Google. Comme l'explique Glenn Lawyer (2015), vu que la mesure optimale dépend de la structure du réseau des sommets les plus importants, une mesure qui est optimale pour ces sommets est sous-optimale pour le reste du réseau.

Chapitre 3 : Méthodes de clustering

Ce dernier chapitre clôturant la partie théorique sera consacré aux techniques de classification permettant de visualiser les réseaux bancaires et financiers.

Au cours des vingt dernières années, plusieurs méthodes de clustering ont été mises au point pour regrouper et visualiser les réseaux financiers. Nous pouvons citer entre autres, l'arbre hiérarchique (HT), l'arbre à portée minimale (MST), les graphes planaires à filtrage maximal (PMFG), le graphe triangulé filtré au maximum (TMFG), le graphe des actifs (AG), le réseau de corrélation partielle, etc. Le point de départ de toutes ces méthodes c'est la publication de Mantegna (1999) sur la structure hiérarchique des marchés financiers. Pour plus de détail sur l'évolution de ce sujet, nous vous invitons à consulter la revue de Marti et al. (2017).

Section 3.1 : Hierarchical tree (HT)

Rappelons que le clustering ou la classification consiste à mettre en évidence des groupes d'individus ou de caractères sur base de similarités. Elle est utile dans les bases de données ayant beaucoup d'observations. Le but étant de savoir si les observations sont similaires et si on peut les regrouper. Les méthodes de classification hiérarchique peuvent être regroupées en deux catégories : agglomérative (de bas en haut), basées sur le grossissement successif des partitions par le processus de fusion ; soit divisive (de haut en bas) basées sur le raffinement successif des partitions par le processus de scission [Jain et Dubes (1988) ; Kaufman et Rousseeuw (1990)] (voir figure 3.1 ci-dessous).

Afin de décider quels groupes doivent être combinés (pour les méthodes agglomératives) ou si un groupe doit être divisé (pour les méthodes divisives), une mesure de dissimilarité doit être choisie. Dans la plupart des méthodes de regroupement hiérarchique, ceci est réalisé par l'utilisation d'une métrique appropriée comme par exemple la distance euclidienne :

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2},$$

ou toute autre distance telle que le carré de la distance euclidienne, la distance rectangulaire, la distance maximale, la distance Chi-2, etc.

L'algorithme (voir algorithme 1 ci-dessous) de classification hiérarchique agglomérative utilise généralement comme entrée une matrice de dissimilarité sur les éléments initiaux. Cet algorithme commence avec des clusters à un point et fusionne récursivement deux ou plusieurs clusters les plus appropriés. Dans cette méthode, chaque observation est d'abord assignée à son propre groupe. Ensuite, nous calculons la similarité entre chaque paire et nous joignons les deux plus proches. Par la suite, nous répétons les étapes deux et trois jusqu'à ce qu'il ne reste plus qu'un seul groupe. Dans la classification divisive, nous commençons par un groupe formé de toutes les observations et nous divisons récursivement ce groupe en deux groupes moins similaires. Le processus se poursuit de manière récursive jusqu'à ce que l'on atteigne un critère d'arrêt (par exemple, le nombre k de groupe souhaité).

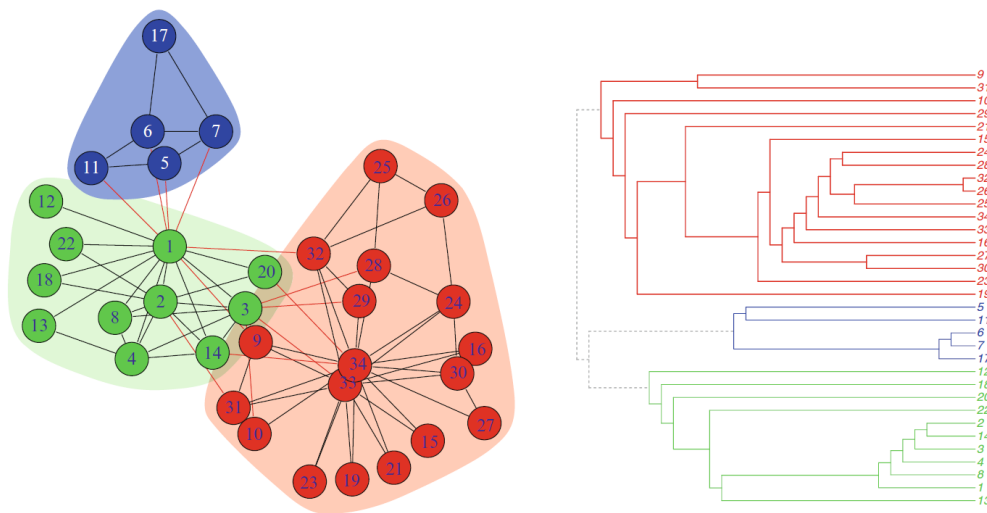


Figure 3.1 A gauche : Partitionnement du réseau de karaté obtenu par la méthode de classification hiérarchique agglomérative. A droite : Le dendrogramme correspondant pour ce partitionnement – Source : [Kolaczyk et Csárdi (2014)].

Algorithme 1 : Spécification de toutes les méthodes de classification hiérarchique agglomérative

	Etape 1	Commencez par N grappes : en gros, chaque objet est un groupe et calculez la matrice de proximité pour N groupes
Répéter	Etape 2	Trouver la distance minimale dans la matrice de proximité et
	Etape 3	fusionner les deux groupes avec la distance minimale Mise à jour de la matrice de proximité

Jusqu'à ce que tous les objets se trouvent dans un groupe

Section 3.2 : Minimum spanning tree (MST)

Introduit pour la première fois par Nesetril et al. (1926), le MST est un graphe sans cycle, dans lequel tous les sommets sont connectés et les arêtes sont sélectionnées afin de minimiser la somme des distances. Le nombre total d'arêtes est $N - 1$, où N est le nombre de sommets. Cette méthode de classification a été rendue populaire grâce au travail de Mantegna (1999) sur la structure hiérarchique des marchés financiers et sa méthodologie et été adoptée comme la référence pour l'étude des réseaux financiers.

La construction du MST consiste tout d'abord à obtenir une matrice de corrélation entre les différentes entités. Soient N le nombre d'actifs et $P_i(t)$ le prix journalier de l'actif i au temps t , avec $1 \leq i \leq N$. Supposons que le rendement logarithmique (« log-return » en anglais) au temps t de l'actif i est donné par

$$r_i(t) = \log P_i(t) - \log P_i(t - 1) \quad (3.1)$$

En utilisant le log-return, le coefficient de corrélation de Pearson entre chaque pair i, j peut être calculé selon la formule

$$\rho_{ij} = \frac{\langle r_i r_j \rangle - \langle r_i \rangle \langle r_j \rangle}{\sqrt{(\langle r_i^2 \rangle - \langle r_i \rangle^2)(\langle r_j^2 \rangle - \langle r_j \rangle^2)}} \quad (3.2)$$

où $\langle \dots \rangle$ représente la moyenne sur la période étudiée. Le coefficient de corrélation ρ_{ij} a des valeurs allant de -1 à +1, où -1 et +1 signifient que deux entités i et j , sont complètement anti-corrélées et corrélées, respectivement. Si $\rho_{ij} = 0$, les entités i et j sont non corrélées. Les coefficients ρ_{ij} forment une matrice symétrique $N * N$ dont les éléments diagonaux sont égaux à l'unité. Nous appliquons la matrice des coefficients de corrélation pour construire le MST.

En effet, le MST est généré à partir d'un graphe complet en sélectionnant les corrélations les plus importantes entre les entités. Le MST réduit l'espace d'information de $(N(N - 1)/2)$ à $(N - 1)$ arêtes. Par conséquent, c'est un arbre avec $(N - 1)$ arêtes qui minimisent la somme des distances entre les arêtes dans un graphe pondéré. Les distances des arêtes satisfont aux trois axiomes suivants de la distance euclidienne :

(i) $d_{ij} = 0$ si et seulement si $i = j$,

(ii) $d_{ij} = d_{ji}$,

(i) $d_{ij} \leq d_{ik} + d_{kj}$

d_{ij} exprime la distance entre chaque paire i et j . Nous devons convertir le coefficient de corrélation par des fonctions appropriées afin que ces trois axiomes puissent être appliqués. La fonction appropriée (3.3) ci-dessous a été trouvée par Mantegna (1999) et Mantegna et Stanley (2000).

$$d_{ij} = \sqrt{2(1 - \rho_{ij})} \quad (3.3)$$

où la distance d_{ij} peut se situer à $0 \leq d_{ij} \leq 2$, tandis que les corrélations vont de -1 à +1. Des corrélations élevées correspondent à de petites valeurs de d_{ij} .

Nous pouvons utiliser ces distances pour construire la matrice des distances. Cela nous permettra de construire le MST reliant l'ensemble des éléments. Le MST est construit progressivement en reliant toutes les entités entre elles dans un graphe caractérisé par une distance minimale entre les séries temporelles en commençant par la distance la plus courte. L'algorithme le plus utilisé pour l'implémenter est celui de Kruskal [Kruskal (1956), Cormen et al. (1990), West (1996)].

L'algorithme de Kruskal (voir algorithme 2) se compose des étapes suivantes : dans un premier temps, nous choisissons une paire d'entités ayant la distance la plus proche et nous les connectons avec une ligne proportionnelle à la première distance la plus proche. Dans la deuxième étape, nous connectons également une paire d'entités avec la deuxième distance la plus proche. Dans la troisième étape, nous connectons également la paire la plus proche qui n'est pas connectée par le même arbre. Nous répétons la troisième étape jusqu'à ce que toutes les entités soient connectées dans un seul et même arbre. L'intérêt du MST est qu'il fournit un arrangement d'entités qui sélectionne les connexions les plus pertinentes de chaque élément de l'ensemble.

Algorithme 2 : Algorithme de Kruskal

```

1 : procedure BUILD MST( $\{d_{ij}\}_{1 \leq i, j \leq N}$ )
2 :   ▷ Commencer avec a graphe entièrement déconnecté  $G = (V, E)$ 
3 :    $E \leftarrow \emptyset$ 
4 :    $V \leftarrow \{i\}_{1 \leq i, j \leq N}$ 
5 :   ▷ essayer d'ajouter des arêtes en augmentant les distances
6 :   for  $(i, j) \in V^2$  ordonner en augmentant  $d_{ij}$  do
7 :     ▷ vérifier que  $i$  et  $j$  ne sont pas déjà connectés par un chemin
8 :     if  $(i, j)$  n'est pas connecté then
9 :       ▷ Ajouter l'arête  $(i, j)$  pour connecter  $i$  et  $j$ 
10 :       $E \leftarrow E \cup \{(i, j)\}$ 
11 :   ▷  $G$  est le MST résultant
12 :   return  $G = (V, E)$ 

```

Section 3.3 : Triangulated Maximally Filtered Graph (TMFG)

Deux approches utilisant les coefficients de corrélation pour filtrer l'information ont été principalement étudiées pour construire des réseaux complexes. Il s'agit des méthodes MST (« Minimum Spanning Tree » en anglais [Mantegna (1999)] et PMFG (« planar maximally filtered graph » en anglais [Tumminello et al. (2005)]). Ces deux méthodes consistent à filtrer une matrice de poids en conservant le sous-graphe le plus grand et le plus significatif tout en imposant certaines contraintes sur sa topologie.

Dans l'approche MST, nous avons expliqué à la section précédente que les arêtes ayant les plus grands poids sont conservées tout en imposant le sous-graphe à être globalement un arbre. Dans l'approche PMFG que nous ne décrivons pas ici, les plus grands poids sont conservés tout en imposant le sous-graphe à être globalement un graphe planaire. Le PMFG est en fait une solution du problème WMPG (« Weighted Maximum Planar Graph » en anglais) qui consiste à trouver un sous-graphe planaire qui soit maximal et tel que la somme des poids des arêtes soit maximale en supposant à priori qu'on ait un graphe complet à arêtes pondérées.

Il a été prouvé que le PMFG est plus dense que le MST (le PMFG a $(3N - 6)$ arêtes, tandis que le MST a $(N - 1)$ arêtes, où N est le nombre de sommets). Cependant, le PMFG reste encore un réseau peu dense car il filtre $(3N - 6)$ arêtes sur $(N(N - 6)/2)$ du graphe complet. Malgré ses nombreuses applications en finance (par exemple pour diversifier le risque financier en construisant un portefeuille), l'algorithme proposé pour le construire est trop coûteux en termes de calcul et ne peut pas être appliqué à des données massives (« big data » en anglais) [Song et al. (2012)]. En réponse aux problèmes rencontrés au niveau de son implémentation, Massara et al. (2016) introduisent l'approche TMFG (« Triangulated Maximally Filtered Graph » en anglais).

En effet, l'approche TMFG permet d'obtenir un sous-graphe planaire en optimisant une fonction objective appelée fonction score (« score function » en anglais) sous contraintes des mouvements topologiques ($T1$, $T2$ et A) et d'un opérateur S d'échange de sommet (« vertex-swap » en anglais). Massara et al. (2016) nous expliquent clairement comment ces paramètres ($T1$, $T2$, A et S) agissent sur le graphe : « *Le mouvement $T1$ agit sur deux triangles qui partagent une arête et remplace l'arête partagée par une nouvelle arête qui va lier les sommets précédemment opposés. Le mouvement $T2$ ajoute un*

sommet à l'intérieur d'un triangle et relie ce sommet aux sommets du triangle par trois nouvelles arêtes. Le mouvement A opère sur deux triangles qui partagent une arête en supprimant l'arête partagée, en ajoutant un nouveau sommet à l'intérieur du losange résultant et en reliant le sommet ajouté aux sommets du losange. Finalement, l'opérateur S échange deux sommets du graphe en maintenant fixes les voisins».

L'algorithme TMFG (voir Algorithme 3 ci-dessous) part d'une clique d'ordre 4 et ajoute des sommets en utilisant le déplacement T2. A chaque étape, l'algorithme optimise la fonction score (par exemple, la somme des poids des arêtes) en ajoutant n'importe quel sommet restant à l'intérieur d'un triangle. L'un des avantages c'est le maintien et la mise à jour du cache contenant des informations sur le meilleur appariement possible. Le cache est une structure composée de deux vecteurs (MaxGain et BestVertex). Le vecteur MaxGain contient la valeur du gain maximal sur tous les sommets restants pour toutes les faces triangulaires.

$$MaxGain = \left(\max_{v \in \{v_1 \dots v_k\}} S(v, t_1), \max_{v \in \{v_1 \dots v_k\}} S(v, t_2), \dots, \max_{v \in \{v_1 \dots v_k\}} S(v, t_m) \right) \quad (3.4)$$

Le vecteur BestVertex contient à l'intérieur la liste des sommets qui atteignent le gain maximum pour la face triangulaire spécifique.

$$BestVertex = \left(\arg \max_{v \in \{v_1 \dots v_k\}} S(v, t_1), \arg \max_{v \in \{v_1 \dots v_k\}} S(v, t_2), \dots, \arg \max_{v \in \{v_1 \dots v_k\}} S(v, t_m) \right) \quad (3.5)$$

Lorsqu'un sommet v_h est ajouté à une certaine face triangulaire t_j , les deux vecteurs de cache doivent être mis à jour en supprimant le sommet v_h de la liste des sommets restants, en retirant la face t_j et en ajoutant trois nouvelles faces. L'algorithme TMFG peut être étendu aussi aux mouvements T1 et A et l'opérateur S si l'on souhaite améliorer d'avantage le gain. Cependant, par souci de simplification, il est préférable de travailler uniquement avec le déplacement T2. Il est prouvé également que le temps de calcul dans l'implémentation du TMFG est beaucoup plus rapide par rapport à la méthode PMFG. Le TMFG est donc plus performant que le PMFG pour une large classe de matrices de poids, y compris les matrices de coefficients de corrélation au carré des séries chronologiques.

Algorithme 3 : L'algorithme TMFG

Input : $\mathcal{W}$ Une matrice carré dense $N \times N$ avec des poids positifs (par exemple, une matrice des coefficients de corrélation au carré)

Output : $\mathbf{P}$ une matrice creuse, une version filtrée de $\mathcal{W}$ remplissant la contrainte de planéité

```
1   $C_1 \leftarrow$  Tétraèdre,  $\{v_1, v_2, v_3, v_4\}$ , avec le score total global le plus élevé ;  
   // Assigner les quatre faces triangulaires de  $C_1$  au tableau T  
2   $T \leftarrow \{\{v_1, v_2, v_3\}, \{v_1, v_2, v_4\}, \{v_1, v_3, v_4\}, \{v_2, v_3, v_4\}\}$  ;  
   // Mettre les  $N - 4$  sommets n'appartenant pas à  $C_1$  dans le tableau  $\mathcal{V}$   
3   $\mathcal{V} \leftarrow \{v_5, \dots, v_p\}$  ;  
   // Créer une liste vide de séparateurs  
4   $S \leftarrow \emptyset$  ;  
   // Assigner le premier tétraèdre à la liste des cliques  
5   $C \leftarrow C_1$  ;  
6   $P \leftarrow \mathcal{W}(C_1, C_1)$  ;  
7  Calculer MaxGain pour T et  $\mathcal{V}$  comme à l'équation (4.4) ;  
8  Calculer BestVertex pour T et  $\mathcal{V}$  comme à l'équation (4.5) ;  
   // Insérer  $N - 4$  sommets via  $T_2$   
9  While  $\mathcal{V}$  est non vide do  
10  Trouvez les  $t_i \in T$  et  $v_i \in \mathcal{V}$  qui atteignent le maximum dans MaxGain ;  
11  Insérer  $v_i$  dans  $t_i$  // cela crée trois nouveaux triangles  $t_a, t_b, t_c$   
12   $\mathcal{V} \leftarrow \mathcal{V} \setminus v_i$  ;  
13   $T \leftarrow (T \setminus \{t_i\}) \cup \{t_a, t_b, t_c\}$  ;  
14   $S_i \leftarrow \{t_i\}$  ;  
15   $S \leftarrow S \cup S_i$  ;  
16   $C_i \leftarrow \{t_a, t_b, t_c\}$  ;  
17   $C \leftarrow C \cup C_i$  ;  
18   $P \leftarrow P + \mathcal{W}(C_i, C_i) - \mathcal{W}(S_i, S_i)$  ;  
19  Mise à jour de MaxGain et BestVertex pour refléter les changements dans T et  $\mathcal{V}$  ;  
20 end ;  
21 return P ;
```

Application empirique

Dans ce mémoire, nous allons étudier les réseaux bancaires européen et américain afin de savoir comment ils se comportent d'un point de vue structurel. En utilisant l'analyse en réseau, l'objectif de cette étude sera de savoir s'il existe des points de similitude entre ces deux réseaux. Pour se faire, nous allons adopter la méthodologie de référence en termes d'étude des réseaux financiers [Mantegna (1999)]. C'est d'ailleurs cette approche qui a inspiré Tang et al. (2018) dans l'étude de la complexité de la dynamique topologique des réseaux financiers afin de modéliser les marchés boursiers émergents et développés. Notre étude s'inspirera principalement de ces auteurs.

Ainsi, au chapitre 4, nous allons présenter les données et expliquer comment nous avons procédé dans l'étude. Au chapitre 5, nous allons analyser les données, et enfin au chapitre 6, une discussion générale sera menée sur les implications observées dans notre analyse.

Chapitre 4 : Données et traitement de données

Nous nous concentrons sur les marchés financiers européen et américain compte tenu de la grande influence qu'ils ont sur toutes les économies mondiales. Pour ce faire, nous allons exclusivement nous focaliser sur les titres qui composent d'une part les indices S&P500 et S&P400 Banks et d'autre part, l'indice STOXX Europe 600 Banks. Nous avons choisi de regrouper les indices S&P 500 Banks et S&P 400 Banks pour avoir sensiblement le même nombre de titres que dans l'indice STOXX Europe 600 Banks. Notre étude couvrira une période de quinze ans allant du 03/01/2005 au 03/02/2020. Une étude sur le long terme est utile par exemple pour visualiser comment les marchés se sont comportés ou reconfigurés face aux multiples chocs que l'économie mondiale a pu subir comme la crise financière de 2007-2009.

Section 4.1 : Choix des indices

Pour modéliser les réseaux bancaires en Europe et aux Etats-Unis, nous avons choisi des indices qui reflètent à plus de 70 % l'économie du pays ou de la région. Pour satisfaire à ce critère, nous avons choisi aux Etats-Unis les indices S&P 500 et S&P 400 car

ils représentent des parts importantes du marché boursier américain et sont considérés comme des références pour le secteur financier. En choisissant de combiner l'indice S&P 500 et l'indice S&P400, nous avons ainsi un indice qui représente plus de 85 % de la capitalisation boursière américaine. Précisons que le S&P 500 est un indice boursier qui mesure les performances boursières de 500 plus grandes entreprises cotées en bourse aux États-Unis. C'est l'un des indices boursiers les plus couramment suivis, et beaucoup le considèrent comme l'une des meilleures représentations du marché boursier américain. Cet indice est considéré comme le meilleur indicateur des actions américaines de grande capitalisation. Aucun indice n'est en mesure de surpasser cet indice et par conséquent, il existe de nombreux fonds conçus pour suivre ses performances (les ETF (« Exchange traded funds ») par exemple). L'indice S&P 400 quant à lui, sert de baromètre pour le secteur des actions américaines à moyenne capitalisation. C'est l'indice à moyenne capitalisation le plus largement suivi.

En Europe, notre choix s'est tourné vers l'indice STOXX Europe 600 qui est un indice boursier composé de 600 des principales capitalisations boursières de 17 pays européens. Avec une couverture d'environ 90 % de la capitalisation boursière flottante du marché européen des actions, le STOXX Europe 600 offre un accès large, liquide et facilement négociable à l'Europe. Ce qui offre par conséquent aux investisseurs une répartition par pays et par secteur très représentative du marché du sous-jacent. Une des particularités de cet indice, c'est qu'il reflète à la fois les performances des actions de grande capitalisation mais également les surperformances relatives des actions de petite et moyenne capitalisation. De plus, ce qui est très intéressant c'est que dans le contexte actuel de faibles taux d'intérêt, le STOXX Europe 600 parvient à offrir des rendements en dividendes bien supérieurs à l'ensemble des autres marchés développés.

Vu que ces deux indices procèdent également à des regroupements d'actions selon les super secteurs, nous n'avons pas eu de difficultés à trouver les informations sur le super secteur bancaire. Il en existe 19 super secteurs selon l'indice Benchmark de la classification des industries (ICB). Dans ce classement, les entreprises sont classées en fonction de leur principale source de revenus. Nous avons des super secteurs tel que les produits chimiques, la construction et matériaux, les services financiers, l'alimentation et les boissons, les soins de santé, les banques, etc.

Section 4.2 : Données

Pour réaliser cette étude, nous avons récolté les données financières de l'indice S&P 1500 Banks (indice regroupant le S&P500, le S&P400 et le S&P100) et de l'indice STOXX Europe 600 Banks à la clôture sur une fréquence journalière couvrant une période de quinze ans allant du 03/01/2005 au 03/02/2020. Pour l'analyse, nous avons retiré les données concernant le S&P 100 dans l'indice S&P 1500 et conservé uniquement les données concernant le S&P 500 et le S&P 400. Ces données ont été obtenues sur la plateforme Macrobond qui est une plateforme d'analyse économique et financière fondée en 2008 avec la vision d'offrir une meilleure façon pour les professionnels de travailler. Ainsi, Macrobond propose de nouveaux moyens de recherche, d'analyse, de représentation graphique et de publication de données de séries chronologiques et de titres, le tout sur une plateforme intégrée unique.

Macrobond a comme avantage qu'il permet une synchronisation avec d'autres logiciels comme Microsoft Office afin d'extraire les données. En effet, pour extraire les données de Macrobond depuis Excel, la procédure est la suivante : Une fois que la suite Office et que le logiciel Macrobond sont installés sur votre ordinateur, il suffit d'ouvrir l'application Excel, d'aller sur l'onglet Macrobond, de cliquer sur la rubrique « All series » et une nouvelle interface appelée « Create time series data set » apparaîtra. Dans cette interface, cliquer sur l'onglet « Times series », puis « Equity-Prices », puis « Index constituents » et cliquer enfin sur les pays ou la région concernée. En cliquant sur les Etats-Unis, un nouveau menu déroulant apparaît composé de Dow Jones, Nasdaq et S&P. Dans la rubrique S&P, cliquer sur la rubrique « Industry Group » et vous verrez à ce niveau la classification des super secteurs et ainsi, vous pouvez donc accéder à la rubrique « 1500 Banks Index » et obtenir enfin les données sur les 51 banques des indices S&P 500 et 400 Banks qui composent l'indice S&P 1500 Banks. Cette procédure peut être reproduite pour l'indice STOXX Europe 600 en cliquant sur l'onglet « Times series », puis successivement sur les rubriques « Equity-Prices », « Index constituents », « Europe », « STOXX », « 600 Banks Index » et ainsi, vous pouvez avoir accès aux 47 banques qui composent cet indice.

A présent que, nous avons pu accéder aux données des indices S&P 1500 Banks et STOXX Europe 600 Banks, nous devons définir quelques informations telles que la date de début (03/01/2005) et la date de fin (03/02/2020), la fréquence et l'abréviation du nom des banques accessible dans la rubrique « Additional fields » et cliquer sur «

Security.Tiker ». Un des inconvénients de Macrobond c'est qu'il faut cliquer successivement sur chaque entreprise pour encoder les données, ce qui prend énormément de temps. Au final, après avoir cliqué sur toutes les entreprises d'un indice, il faut télécharger les données en cliquant sur la rubrique « Convert to document data set ». Vous pouvez à titre d'illustration voir en [annexe 1](#) comment de l'interface Macrobond se présente sur Excel une fois terminé le paramétrage de toutes les informations utiles pour l'analyse.

Section 4.3 : Traitement des données

Les prix des actions récupérés de Macrobond et enregistrés sur Excel se présentent sous forme d'un tableau comprenant des lignes et des colonnes. En colonne, nous avons tous les prix des actions de chaque banque sur la période d'étude. En ligne, nous avons le prix enregistré pour chacune des banques sur un jour ouvrable.

Le traitement des données s'est fait selon la procédure suivante. Tout d'abord, nous avons importé nos données dans le logiciel statistique [R](#) et créé 15 sous-ensembles qui représentent chacune une année. A la première étape, nous avons calculé pour chaque sous-ensemble les rendements logarithmiques selon la formule de l'équation (3.1). Nous avons calculé les coefficients de corrélation, construit la matrice de corrélation selon l'équation (3.2) et effectué un test de significativité des corrélations de paires d'actifs. La matrice de corrélation et les tests de significativité ont été réalisés sur [R](#) par les commandes `cor()` et `rcorr()`. A la deuxième étape, nous avons construit la matrice d'adjacence et dessiné les réseaux bancaires européen et américain grâce à aux commandes `graph.adjacency()` et `plot()`. A la troisième étape, nous avons pu comparer nos deux réseaux dans le temps en nous focalisant sur les éléments de structures topologiques tels que le degré (`degree()`), la distribution de degré (`hist()`), le coefficient de clustering (`transitivity()`), la longueur du chemin moyen (`mean_distance()`) et les mesures de centralité (`closeness()`, `betweenness()`, `evcent()`\$vector).

Et enfin, à la quatrième étape, nous avons sur base des informations sur la matrice de distance, exécuté des algorithmes de classification pour extraire les structures de regroupement des actions. Nous avons donc filtré nos réseaux selon les méthodes HT (`library(igraph)`, `hclust()` et `plot()`), MST (`library(vegan)`, `spantree()` et `plot()`) et TMFG (`library("bootnet")`, `library("psychTools")`, `estimateNetwork()` et `plot()`).

Pour rappel, dans la méthode de classification hiérarchique agglomérative (voir l'algorithme 1), chaque observation est d'abord assignée à son propre groupe. Ensuite, nous calculons la similarité entre chaque paire, et nous joignons les deux plus proches. Ensuite, nous répétons les étapes précédentes jusqu'à ce qu'il ne reste plus qu'un seul groupe. Dans la classification hiérarchique divisive, nous commençons par un groupe formé de toutes les observations et nous divisons récursivement ce groupe en deux groupes moins similaires. Le processus se poursuit de manière récursive jusqu'à ce que l'on atteigne un critère d'arrêt (par exemple, le nombre k de groupe souhaité).

La méthode Minimum Spanning Tree (voir l'algorithme 2) consiste dans un premier temps, à choisir une paire d'entités ayant la distance la plus proche et les connecter avec une ligne proportionnelle à la première distance la plus proche. Dans un second temps, nous connectons également une paire d'entités avec la deuxième distance la plus proche. Dans un troisième temps, nous connectons également la paire la plus proche qui n'est pas connectée par le même arbre. Nous répétons l'étape précédente jusqu'à ce que toutes les entités soient connectées dans un seul et même arbre. L'intérêt du MST est qu'il fournit un arrangement d'entités qui sélectionne les connexions les plus pertinentes de chaque élément de l'ensemble.

Et enfin, la méthode Triangulated Maximally Filtered Graph (voir l'algorithme 3) part d'une clique d'ordre 4 et ajoute des sommets en utilisant le déplacement T2. A chaque étape, l'algorithme optimise la fonction score (par exemple, la somme des poids des arêtes) en ajoutant n'importe quel sommet restant à l'intérieur d'un triangle. L'un des avantages c'est le maintien et la mise à jour du cache contenant des informations sur le meilleur appariement possible. Le cache est une structure composée de deux vecteurs (MaxGain et BestVertex). Le vecteur MaxGain contient la valeur du gain maximal sur tous les sommets restants pour toutes les faces triangulaires. Le vecteur BestVertex contient à l'intérieur, la liste des sommets qui atteignent le gain maximum pour la face triangulaire spécifique. Il a été prouvé que la méthode TMFG contient plus d'informations et est meilleur pour explorer les réseaux bancaires et financiers par rapport aux méthodes HT, MST et PMFG [Tang et al. (2018) ; Massara et al. (2016) ; Wang et al. (2015)].

Chapitre 5 : Analyse des données

L'objectif de cette étude sera de comparer l'indice S&P500-400 Bank et l'indice STOXX Europe 600 Banks sur base de l'analyse de réseaux. Pour cela, nous allons analyser leurs propriétés topologiques et structures hiérarchiques. Dans l'analyse des propriétés topologiques, nous allons principalement nous focaliser sur les éléments tels que le degré et la distribution des degrés, le coefficient de clustering, la longueur moyenne du chemin, les mesures de centralité et les composants. Dans l'analyse des structures hiérarchiques, nous allons principalement nous intéresser à trois méthodes de classification à savoir : la méthode de classification divisive (HT), la méthode Minimum Spanning Tree (MST) et la méthode Triangulated Maximally Filtered Graph (TMFG). Dans la suite de ce travail, nous allons dénommer l'indice S&P500-400 Banks par S&P Banks et STOXX Europe 600 Banks par STOXX Banks. Par ailleurs les banques seront dénommées par leur sigle comme mentionné en [annexe 2](#).

Section 5.1 : 2005

La figure 5.1.1 nous montre visuellement que le réseau de l'indice S&P Banks est plus dense que celui de l'indice STOXX Banks. Cependant, il faut garder en vue que l'analyse visuelle peut être trompeuse. Pour connaître le niveau de densité d'un réseau, il faudrait au minimum obtenir certaines propriétés topologiques tels que le degré et la distribution des degrés, le coefficient de clustering, la longueur moyenne du chemin, les mesures de centralité et les composants.

Pour rappel, le degré d'un sommet i est le nombre d'arêtes dont ce sommet est l'extrémité. Le degré et la distribution des degrés décrivent les connectivités globales des sommets. Le coefficient de clustering est une indication de la transitivité et de la densité d'un réseau. C'est la probabilité que deux nœuds soient connectés sachant qu'ils ont un voisin en commun. La longueur moyenne du chemin est une propriété globale indiquant comment le réseau s'étend. Les mesures de centralité de proximité tentent de saisir la notion qu'un sommet est central s'il est proche de nombreux autres sommets. Les mesures de centralité d'intermédiarité visent à estimer dans quelle mesure un sommet est situé entre d'autres paires de sommets. Les mesures de centralité des vecteurs propres tentent à saisir l'idée que plus les voisins d'un sommet sont centraux, plus le

sommet lui-même est central. Et enfin les composants décrivent les phénomènes de regroupement des sous-structures des réseaux.

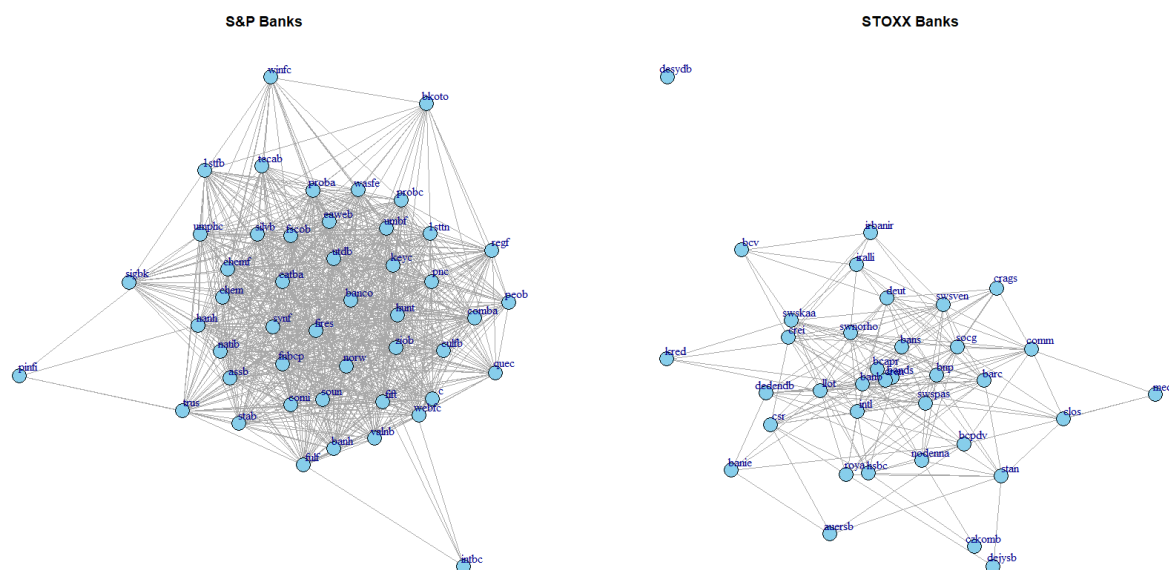


Figure 5.1.1 : Graphes originaux 2005 des réseaux S&P Banks et STOXX

Le tableau 2.1 en [annexe 3](#) nous présente un résumé des différentes propriétés topologiques des deux indices. Concernant l'indice S&P Banks, il en ressort que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds du réseau sont respectivement 35, 4 et 45 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 3](#). Nous observons que la Bancorpsouth Bank (banco) est la banque la plus connectée et possède les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elle occupe une place centrale et proche des autres banques. Par contre, Intl Bancshares (Intbc) est la moins connectée et possède des mesures de centralité les plus faibles.

Concernant l'indice STOXX Banks, l'analyse du tableau 2.1 en [annexe 3](#) nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds du réseau sont respectivement 9, 0 et 23 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés. Nous observons que Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (banb) a le plus de connexions et dispose des mesures de centralité les plus élevées. Dès lors, elle occupe une place centrale et proche des autres banques du réseau. De plus, nous remarquons que Banco De Sabadell (bands), Bper Banca (bcapr), Natixis (cren) et Sydbank (desydb) n'ont pas de connexion avec le réseau et elles disposent des mesures de centralité les plus faibles. Vu que leur corrélation n'est pas significative, nous pouvons supposer que leurs rendements journaliers n'évoluent pas avec les rendements des autres banques pour cette année d'analyse.

Par ailleurs, le tableau 2.1 en [annexe 3](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 1.23 et 0.88 pour le réseau S&P et de 1.76 et 0.56 pour le réseau STOXX. Ce qui démontre que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

Par la suite, nous avons procédé à une analyse de leur structure hiérarchique afin d'identifier le groupe qui influence le plus le réseau et de comparer leur structure via la force des liens qui lie l'ensemble des banques. Pour cela nous avons utilisé trois méthodes de classification (HT, MST et TMFG). La figure 5.1.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous constatons que le groupe fires-soun pour les réseaux S&P et le groupe bnp-socg pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.2.3 concernant le processus de filtrage grâce à la méthode du MST que ces groupes ont plus de deux connexions alors que la plupart d'autres banques ne sont pas bien connectées présentant des degrés de seulement 1 ou 2 ; ce qui confirme que ces groupes ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Globalement, nous constatons que les méthodes HT et MST regroupent les banques en fonction de la distance dans un premier temps et essayent aussi dans un second temps de leur regrouper en fonction de leur localisation géographique ; ce qui est en accord avec plusieurs publications scientifiques [Mantegna (1999)]. Vous verrez par exemple le cluster Bnp Paribas-Societe Generale et le cluster swsven-swspas-swnorho-swskaa qui compose les banques suédoises, etc.

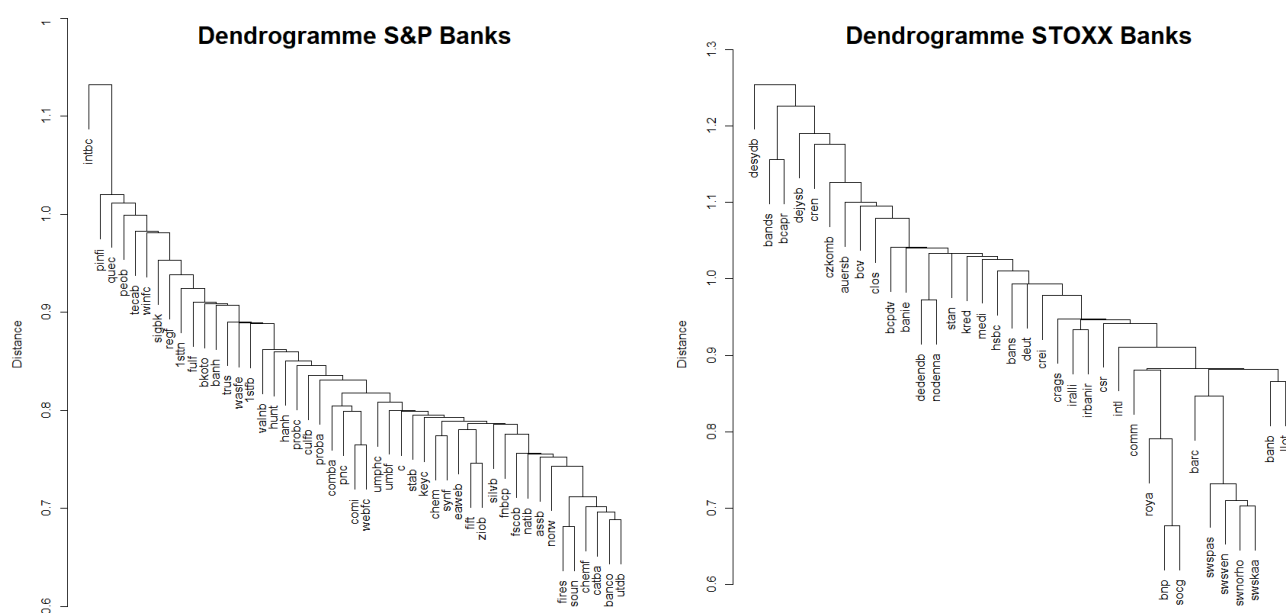


Figure 5.1.2 : Dendrogramme des réseaux 2005 S&P et STOXX

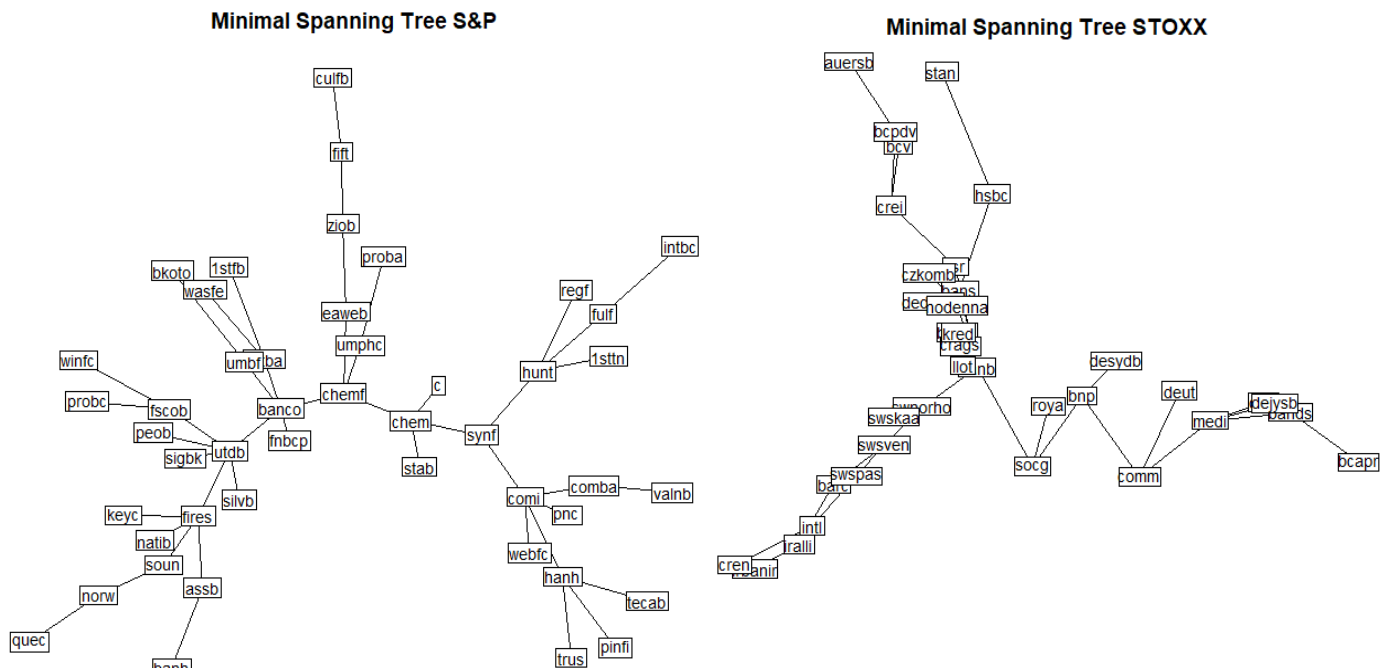


Figure 5.1.3 : Minimum Spanning Tree 2005 des réseaux S&P et STOXX

Vu qu'il est difficile de visualiser avec exactitude nos différents groupes avec ces deux méthodes, nous allons utiliser la méthode TMFG pour visualiser les différents composants et identifier la force des liens entre les banques en testant leur niveau de significativité. Plusieurs auteurs ont évalué cette méthode sur de nombreux sujets et ont démontré son utilité sur n'importe quelles données [Epskamp (2018)].

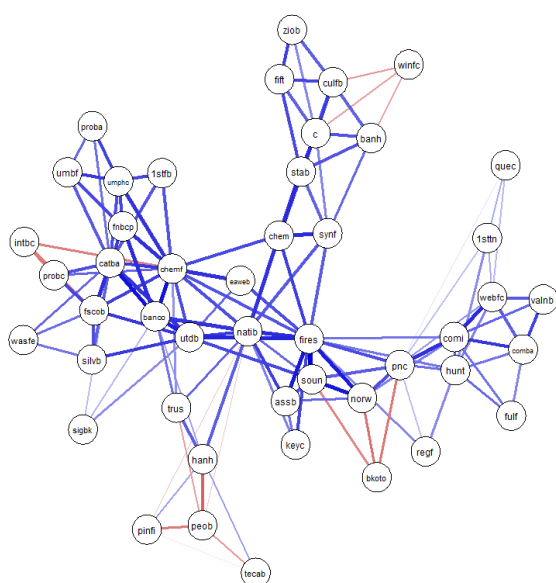
Comme l'approche HT et MST, la méthode TMFG est également une méthode de filtrage des arêtes. Le fait de considérer la formation des cliques jusqu'à 4 sommets révèlent de nouvelles informations sur la structure des réseaux bancaires. Dès lors, il est préférable d'utiliser le TMFG au lieu du MST car le TMFG est beaucoup plus riche en informations. La figure 5.1.4 nous présente les réseaux TMFG S&P et STOXX. Nous constatons que la position des actions n'a pas changé, les actions les mieux connectées occupent toujours une place centrale et proche des autres actions et les actions les moins connectées sont à leur place à l'extrémité du réseau. Le tableau 2.2 en [annexe 3](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas des banques fift, chemf, catba, natib et utdb pour le réseau S&P et des banques banb, swnorho, bnp, swspas et swsven pour le réseau STOXX.

L'avantage ici c'est qu'on peut voir apparaître d'autres liens du fait de la formation des cliques et ainsi, on arrive à visualiser tous les composants mais également la force des liens représentée par des couleurs (rouge, blanc et bleu ciel ou foncé). Pour connaître avec

un niveau de significativité de 5% la force des liens entre deux banques, nous allons utiliser un test fourni par Epskamp (2018) : *le bootstrapped difference test*. En effet, ce test permet de montrer la précision des pondérations des arêtes et de comparer les arêtes entre elles. L'idée est de savoir si une arête spécifique A-B est significativement plus grande qu'une autre arête A-C. L'hypothèse nulle est que les arêtes sont équivalentes. Si le bootstrapped Confidence Interval (CI) inclut 0, alors non rejet de l'hypothèse nulle et on conclut que la moyenne estimée pour l'arête A-B ne diffère pas de l'arête A-C.

Les tableaux 2.3 et 2.4 en [annexe 3](#) nous présentent les résultats du bootstrapped difference test pour l'ensemble des paires d'arêtes grâce au package "bootnet" de R. La couleur des cases indique si les poids des arêtes diffèrent sensiblement les uns des autres (case colorée en noir) ou ne diffèrent pas sensiblement (case colorée en gris). La ligne diagonale indique la force des poids des arêtes, passant du rouge (associations négatives), au blanc (représentant les arêtes les plus faibles) et finalement au bleu foncé (représentant les arêtes les plus fortes). Dans l'ensemble, ce test nous indique que les poids des arêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres. Cependant, quelques arêtes diffèrent significativement les unes des autres. Il s'agit des arêtes swnorho--swsven, bnp--socg, swnorho--swskaa, swnven--swspas, swspas--swskaa et swskaa--swsven pour le réseau STOXX. Si on s'intéresse uniquement à la diagonale des tableaux 2.3 et 2.4 en [annexe 3](#), nous constatons que le réseau S&P a plus de liens forts et moins de liens faibles que le réseau STOXX.

TMFG S&P



TMFG STOXX

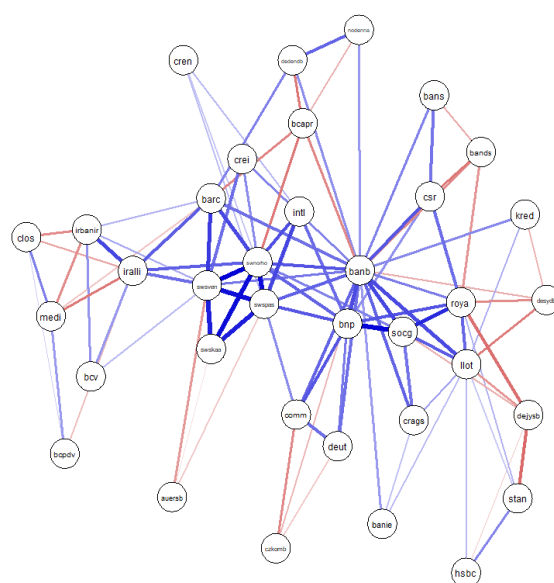


Figure 5.1.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2005 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.2 : 2006

La figure 5.2.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 3.1 en [annexe 4](#) de leurs propriétés topologiques. En effet, l'analyse du réseau S&P nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds du réseau sont respectivement 33, 3 et 45 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés. Cette moyenne est inférieure à celle observée en 2005. Nous constatons que United Bankshares Inc. (utdb) est la plus connectée et possède les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elle occupe une place centrale et proche des autres banques. Par contre, Signature Bank (sigbk) est la moins connectée et possède des mesures de centralité les plus faibles.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse du tableau 3.1 en [annexe 4](#) nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds du réseau sont respectivement 15, 0 et 26 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés. Nous observons que Ing Groep (Intl) et Nordea Bank (swnorho) ont le plus de connexions et disposent des mesures de centralité les plus élevées. Dès lors, elles occupent une place centrale et proche des autres banques du réseau. Nous remarquons que pour cette année d'analyse, Natixis (cren) n'a pas de connexion avec le réseau ; ce qui signifie que sa corrélation n'est pas significative. Nous supposons que ses rendements journaliers n'évoluent pas avec les rendements des autres banques pour cette année.

Pour terminer, le tableau 3.1 en [annexe 4](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 1.27 et 0.84 pour le réseau S&P et de 1.64 et 0.73 pour le réseau STOXX. Ce qui démontre que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

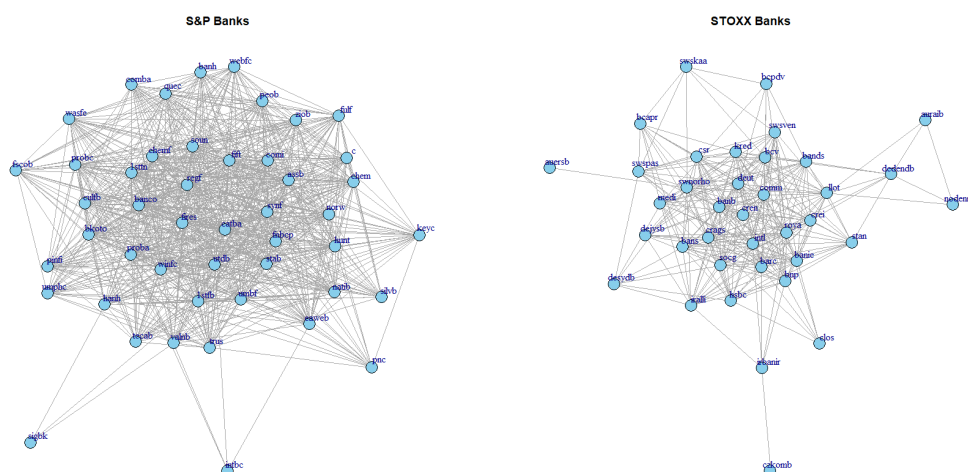


Figure 5.2.1 :
Graphes originaux
des réseaux S&P
Banks et STOXX
Banks

La figure 5.2.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous constatons que le groupe fires-regl-soun pour les réseaux S&P et le groupe deut-socg pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.2.3 concernant le processus de filtrage grâce à la méthode du MST que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau ; ce qui confirme que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par ailleurs, Nous constatons que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes swnorho-swskaa, banb-bans et hsbc-stan.

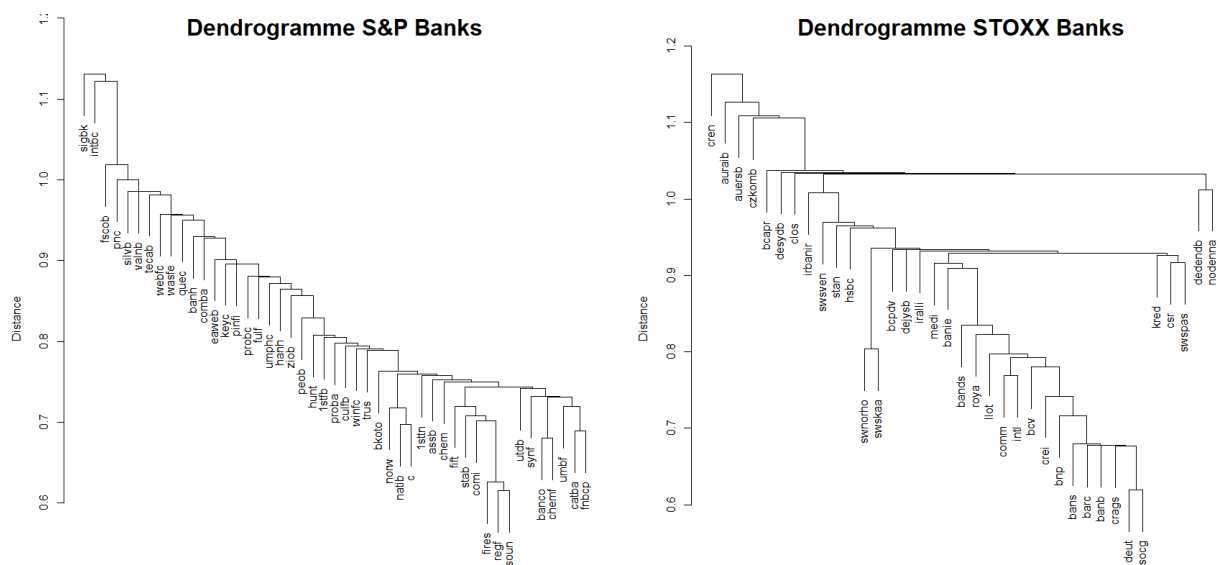


Figure 5.2.2 : Dendrogramme des réseaux 2006 S&P et STOXX

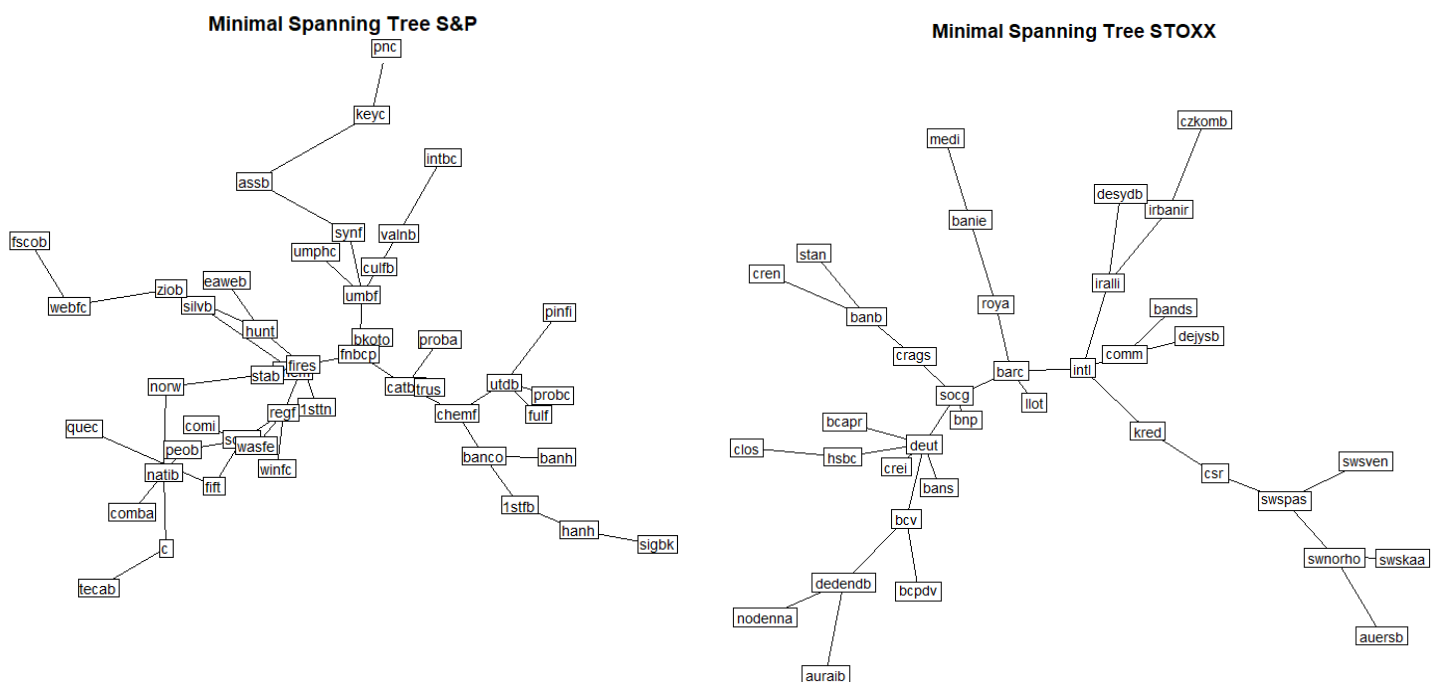


Figure 5.2.3 : Minimum Spanning Tree des réseaux 2006 S&P et STOXX

La figure 5.2.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte un peu plus d'informations sur le réseau et nous permet de confirmer tout ce dont nous avons formulé précédemment. Dans les réseaux TMFG S&P et STOXX, nous confirmons que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs, le tableau 3.2 en [annexe 4](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas des banques regf, fires, stab, catba et soun pour le réseau S&P et des banques socg, bnp, bans, barc et deut pour le réseau STOXX.

S'agissant de la force du lien entre les banques, les tableaux 3.3 et 3.4 en [annexe 4](#) nous présentent les résultats du bootstrapped difference test pour l'ensemble des paires d'arêtes grâce au package "bootnet" de R. Ce test nous indique les groupes de banques ayant des associations négatives (couleur rouge), des liens faibles (couleur blanche) et des liens forts (couleur bleu). Dans l'ensemble, ce test nous indique que les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres que ce soit pour le réseau S&P ou pour le réseau STOXX. Si on s'intéresse uniquement à la diagonale des tableaux 3.3 et 3.4 en [annexe 4](#), nous constatons que le réseau S&P a plus de liens forts et moins de liens faibles que le réseau STOXX.

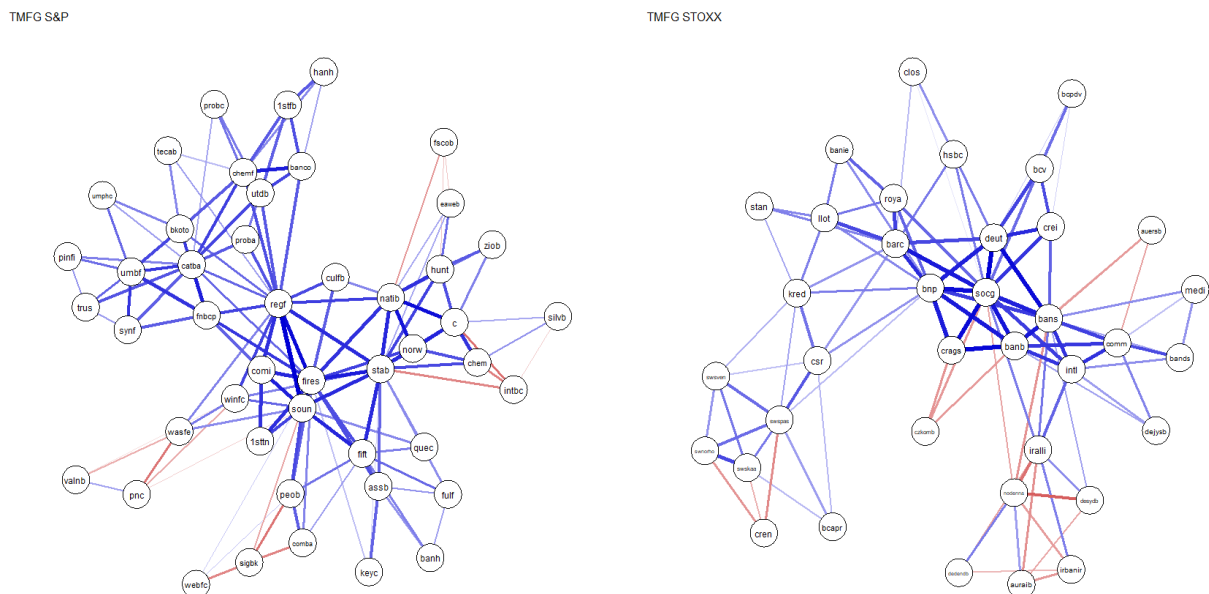


Figure 5.2.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2006 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.3 : 2007

Pour cette année d'analyse, la figure 5.3.1 nous montre que le réseau de l'indice S&P Banks est plus dense que celui de l'indice STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 4.1 en [annexe 5](#) de leurs propriétés topologiques. En effet, l'analyse du réseau S&P nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds du réseau sont respectivement 44, 29 et 47 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 5](#). Nous remarquons que cette moyenne est supérieure aux moyennes observées en 2005 et 2006. Nous constatons que 14 banques ont 47 degrés de connexion et possèdent les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie que ces banques occupent une place centrale et proche des autres banques. Par contre, Home Bancshares (hoba) est la moins connectée et possède des mesures de centralité les plus faibles.

Concernant l'indice STOXX Banks, l'analyse du tableau 4.1 en [annexe 5](#) nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds du réseau sont respectivement 21, 0 et 32 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés. Nous observons que Ing Groep (Intl) possède plus de connexions avec les autres banques (26 degrés de connexion) et dispose des mesures de centralité les plus élevées. Dès lors, elle a une place centrale et proche des autres banques du réseau. Nous remarquons que pour cette année d'analyse, Bper Banca (bcapr) n'a pas de connexion avec le réseau ; ce qui signifie que sa corrélation n'est pas significative. Nous supposons que ses rendements journaliers n'évoluent pas avec les rendements des autres banques pour cette année.

Pour terminer, le tableau 4.1 en [annexe 5](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.95 et 1.06 pour le réseau S&P et de 0.81 et 1.36 pour le réseau STOXX. Ce qui démontre que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

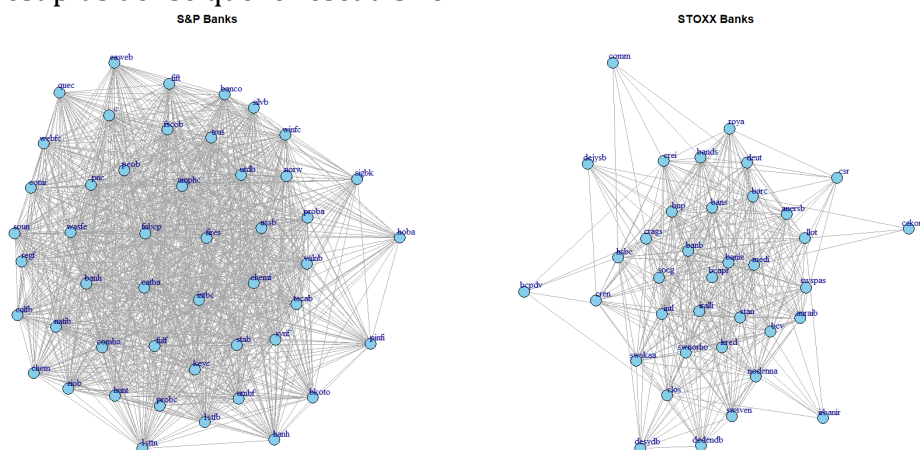


Figure 5.3.1 : Graphes originaux des réseaux S&P Banks et STOXX Banks

La figure 5.3.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous constatons que le groupe umphc-fnbc-p-umbf pour les réseaux S&P et le groupe deut-socg-bnp-crags-banb-Intl pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.3.3 concernant le processus de filtrage par la méthode du MST que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau ; ce qui confirme que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par ailleurs, Nous constatons que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes swspas-swskaa, crags-bnp et barcelona.

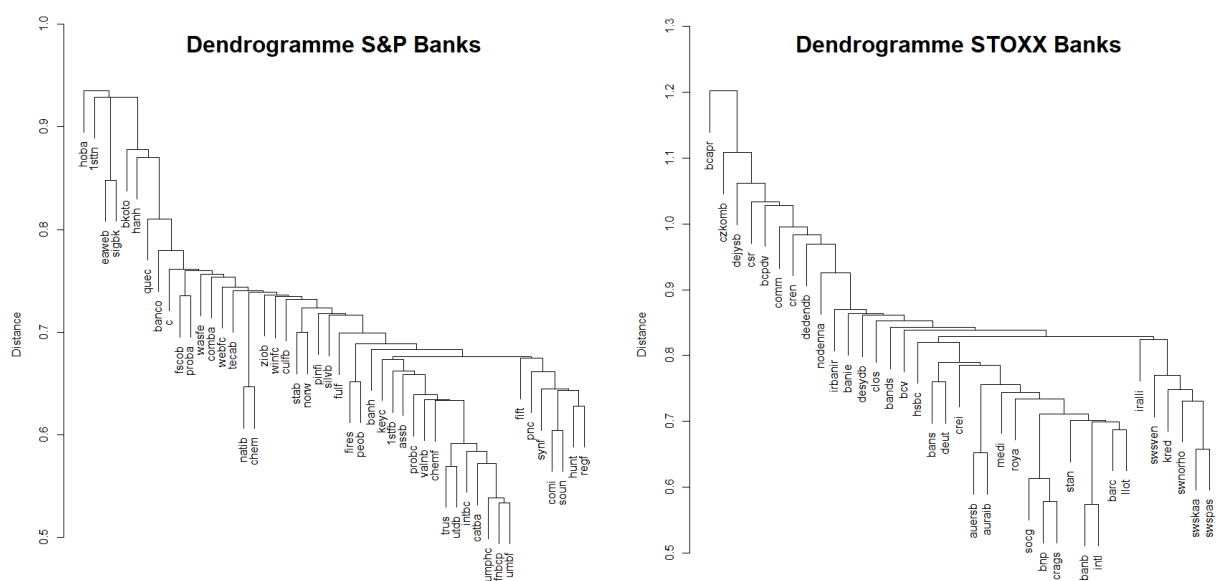
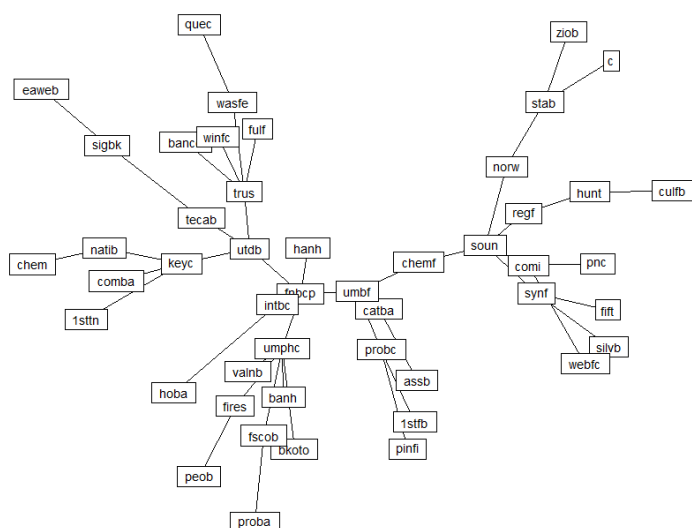


Figure 5.3.2 : Dendrogramme des réseaux 2007 S&P et STOXX

Minimal Spanning Tree S&P



Minimal Spanning Tree STOXX

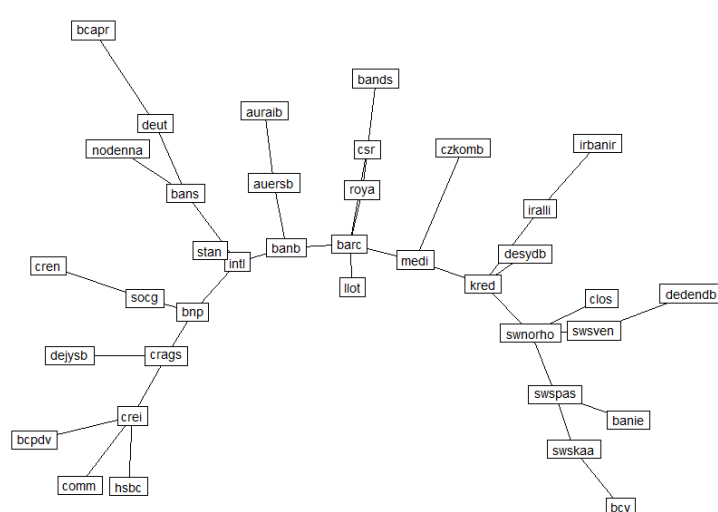
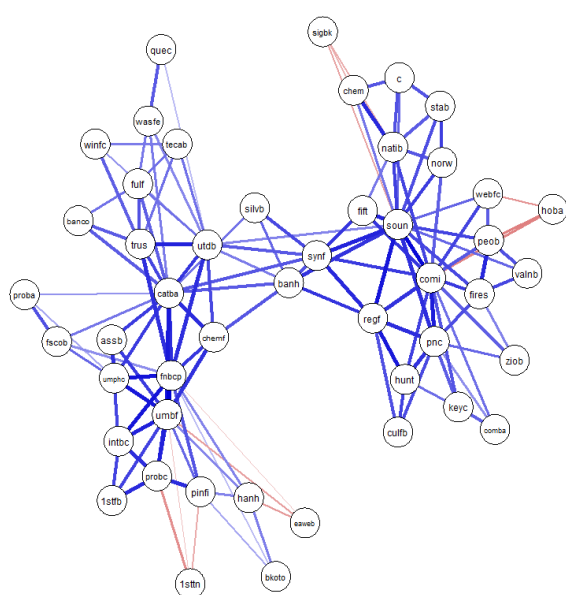


Figure 5.3.3 : Minimum Spanning Tree 2007 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.3.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte un peu plus d'informations sur le réseau et nous permet de confirmer tout ce dont nous avons formulé précédemment. Dans les réseaux TMFG S&P et STOXX, nous confirmons que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs le tableau 4.2 en [annexe 5](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas des banques soun, catba, comi, fnbcp et umbf pour le réseau S&P et des banques banb, bnp, intl, barc et swnorho pour le réseau STOXX.

Pour terminer cette comparaison, analysons la force du lien entre les banques. Les tableaux 4.3 et 4.4 en [annexe 5](#) nous présentent les résultats du "bootstrapped difference test" pour l'ensemble des paires d'arêtes grâce au package "bootnet" de R. Ce test nous indique que les poids des arêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres que ce soit pour le réseau S&P ou pour le réseau STOXX. Cependant, quelques arêtes diffèrent significativement les unes des autres. Il s'agit des arêtes bnp--crag, bnp--socg, crag--socg, swskaa--swspas, et barc--llo. Si on s'intéresse uniquement à la diagonale des tableaux 4.3 et 4.4 en [annexe 5](#), nous constatons que pour cette année d'analyse, le réseau S&P a sensiblement autant de liens forts que le réseau STOXX. C'est le même constat pour les liens faibles et les associations négatives.

TMFG S&P



TMFG STOXX

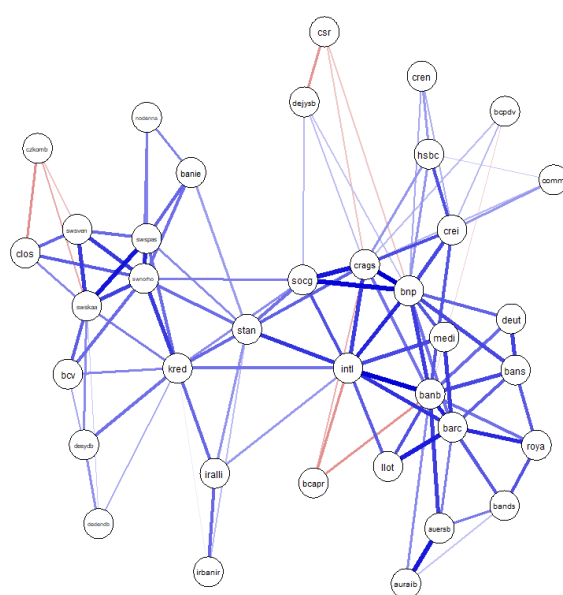


Figure 5.3.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2007 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.4 : 2008

Pour cette année d'analyse, la figure 5.4.1 nous montre que les réseaux S&P Banks et STOXX Banks sont très denses. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 5.1 en [annexe 6](#) de leurs propriétés topologiques. En effet, l'analyse du réseau S&P nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds du réseau sont respectivement 46, 44 et 47 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 6](#). Cette moyenne est supérieure aux moyennes observées en 2005, 2006 et 2007. Nous observons que presque toutes les banques sont connectées les unes aux autres et possèdent les mesures de centralité similaires. Bancorpsouth Bank (banco), Comerica (comi), Fifth Third Bancorp (fift) et Home Bancshares (hoba) sont les seules banques ayant des degrés de connexion inférieurs à 47.

Concernant l'indice STOXX Banks, l'analyse du tableau 5.1 en [annexe 6](#) nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds du réseau sont respectivement 34, 0 et 37. Ce qui se confirme par la distribution des degrés. Nous constatons que 10 banques ont 47 degrés de connexion et possèdent les mesures de centralité les plus élevées. ; ce qui signifie que ces 10 banques occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. Nous remarquons que pour cette année d'analyse, Close Bros Group (clos) n'a pas de connexion avec le réseau ; ce qui signifie que sa corrélation n'est pas significative. Nous supposons que ses rendements journaliers n'évoluent pas avec les rendements des autres banques pour cette année.

Pour terminer, le tableau 5.1 en [annexe 6](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9974 et 1.0026 pour le réseau S&P et de 0.9819 et 1.0412 pour le réseau STOXX. Ce qui démontre que ces deux réseaux sont très denses.

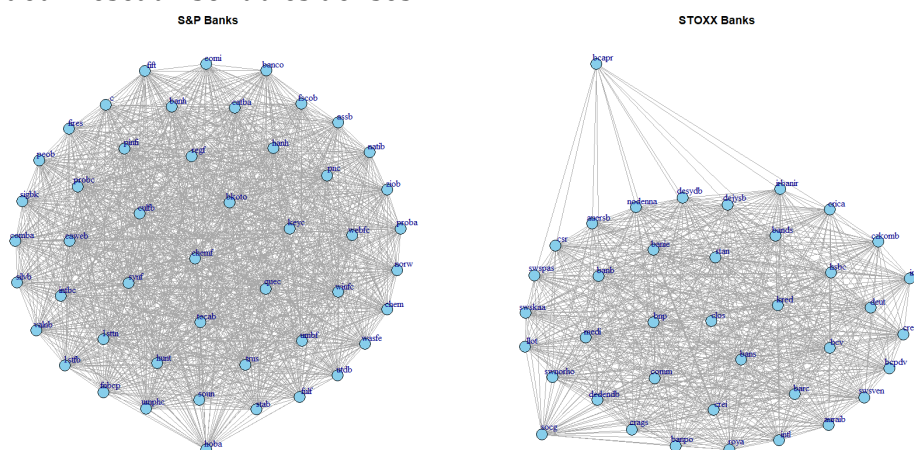


Figure 5.4.1 : Graphes originaux des réseaux S&P Banks et STOXX Banks

La figure 5.4.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous constatons que le groupe hanh-culfb-fnbcf-fires-wasfe pour le réseau S&P et le groupe deut-bans-banb pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.4.3 concernant le processus de filtrage par la méthode du MST que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau ; ce qui confirme que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par ailleurs, Nous constatons que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes swsven-swspas-swnorho-swskaa, crags-socg et banb-bans.

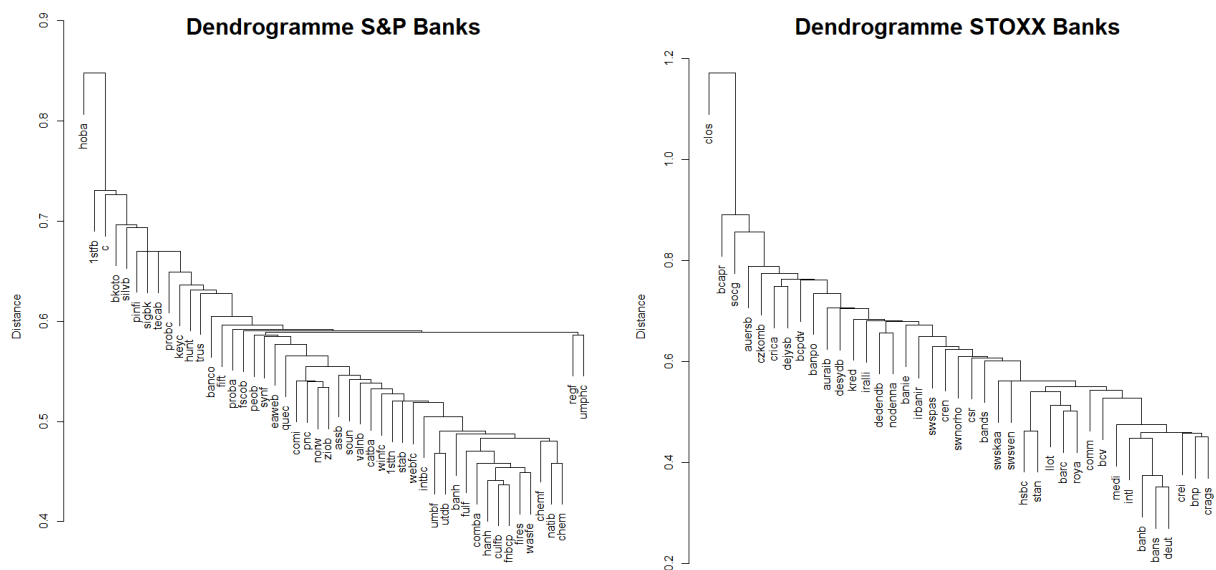


Figure 5.4.2 : Dendrogramme 2008 des réseaux S&P et STOXX

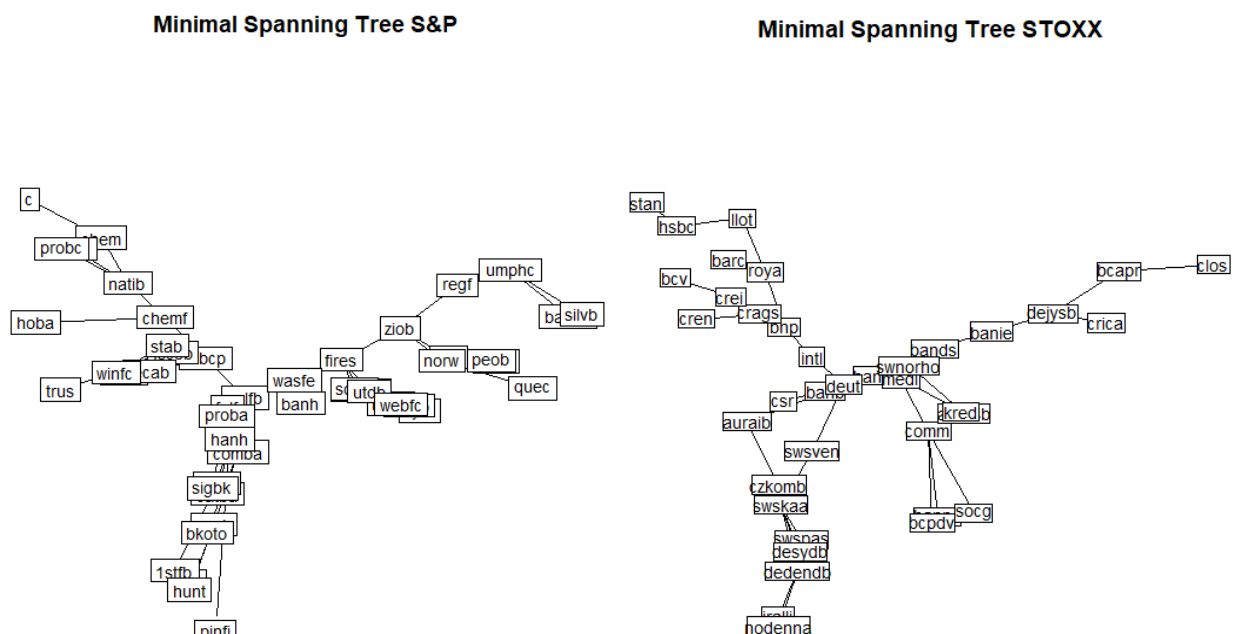


Figure 5.4.3 : Minimum Spanning Tree 2008 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.4.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte un peu plus d'informations sur le réseau et nous permet de confirmer tout ce dont nous avons formulé précédemment. Dans les réseaux TMFG S&P et STOXX, nous confirmons que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs le tableau 5.2 en [annexe 6](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas d'une part, pour le réseau S&P des banques telles que culfb, hanh, fires, utdb et wasfe et d'autre part, pour le réseau STOXX des banques telles que deut, bans, bnp, roya et medi.

Pour terminer cette comparaison, analysons la force du lien entre les banques. Les tableaux 5.3 et 5.4 en [annexe 6](#) nous présentent les résultats du "bootstrapped difference test" pour l'ensemble des paires d'arêtes grâce au package "bootnet" de R. Dans l'ensemble, ce test nous indique que les poids des arêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres que ce soit pour le réseau S&P ou pour le réseau STOXX. Cependant, quelques arêtes diffèrent significativement les uns des autres. Il s'agit des arêtes bans--deut, banb--deut, banb--bans, cragr--crei, barc--roya et hscb--stan. Par ailleurs, la diagonale des tableaux 5.3 et 5.4 en [annexe 6](#) nous montre que pour cette année d'analyse, le réseau S&P a sensiblement autant de liens forts que le réseau STOXX. C'est le même constat pour les liens faibles et les associations négatives.

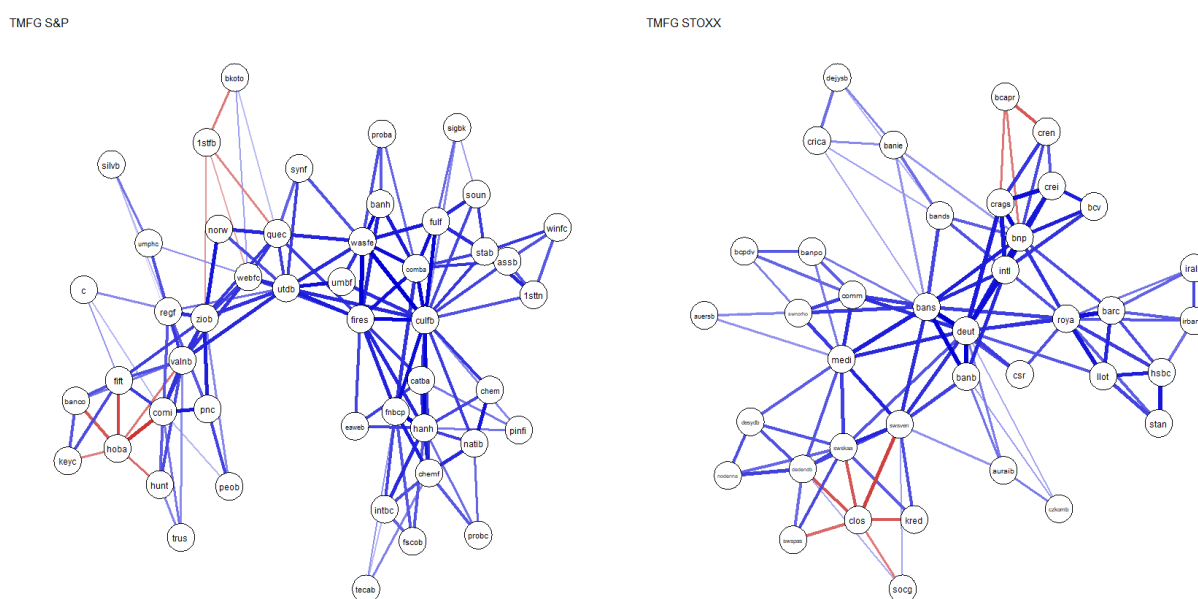


Figure 5.4.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2008 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.5 : 2009

La figure 5.5.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 6.1 en [annexe 7](#) de leurs propriétés topologiques. En effet, les propriétés topologiques du réseau S&P Banks nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 46, 42 et 47 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 7](#). Nous remarquons que cette moyenne est sensiblement égale à celle observée en 2007. Presque toutes les banques sont connectées les unes aux autres. Seules cinq banques (natib, bkoto, c, hanh, pinfiet pcn) présentent des degrés de connexion inférieurs à 47.

Concernant l'indice STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 30, 13 et 38. Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (banb), Bnp Paribas (bnp) et Unicredit (crei) possèdent le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie que ces trois banques occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. Mediobanca Banca Di Credito Finanziario (medi) est la banque la moins connectée et dispose des mesures de centralité les plus faibles. Pour la première fois depuis 2005, nous observons que toutes les banques ont au moins une connexion.

Pour terminer, le tableau 6.1 en [annexe 7](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9959 et 1.0044 pour le réseau S&P et de 0.8782 et 1.1862 pour le réseau STOXX. Ce qui démontre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks.

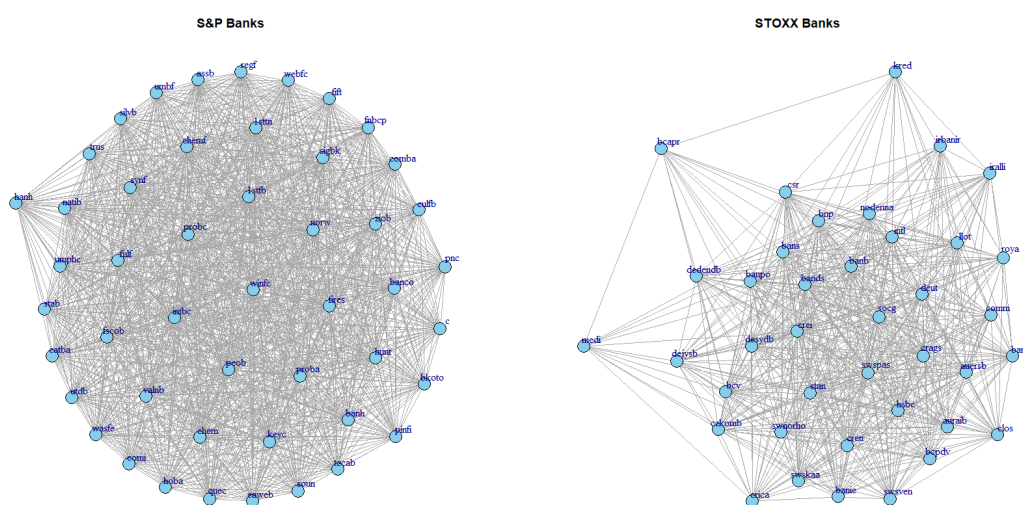


*Figure 5.5.1 :
Graphes originaux
des réseaux S&P
Banks et STOXX*

La figure 5.5.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P Banks et STOXX Banks. Nous constatons que les groupes 1stfb-proba et comi-keys pour le réseau S&P et le groupe bans-banb pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.5.3 concernant le processus de filtrage par la méthode du MST que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau ; ce qui confirme que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par ailleurs, Nous constatons que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes swsven-swspas-swnorho-swskaa, crags-socg et banb-bans.

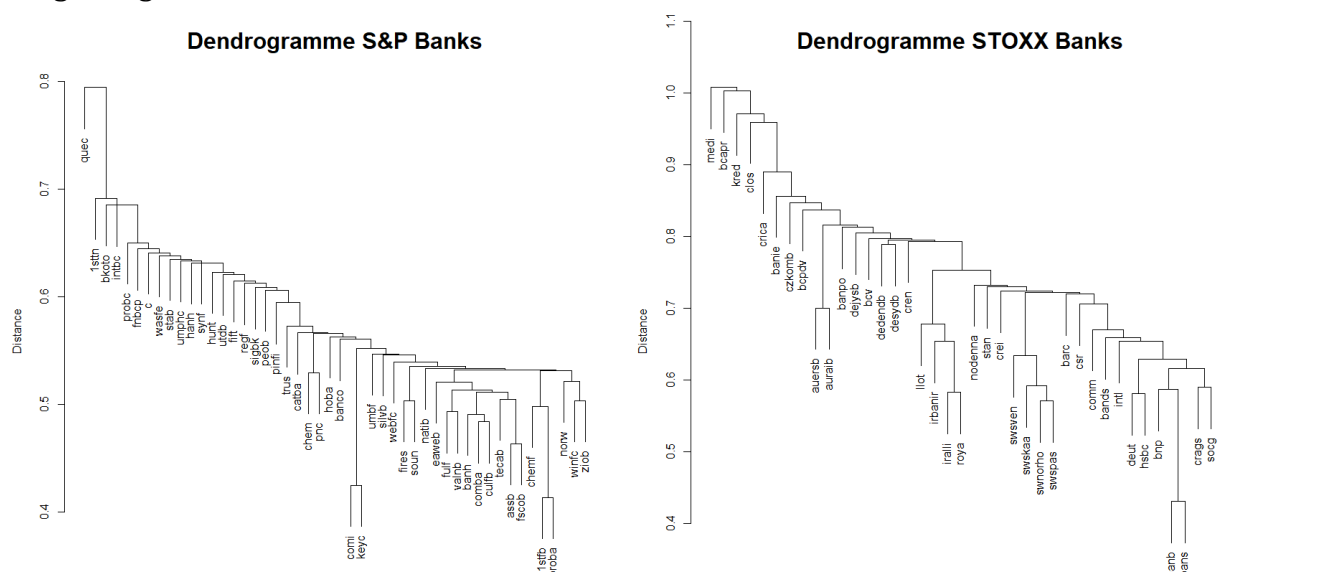


Figure 5.5.2 : Dendrogramme 2009 des réseaux S&P et STOXX

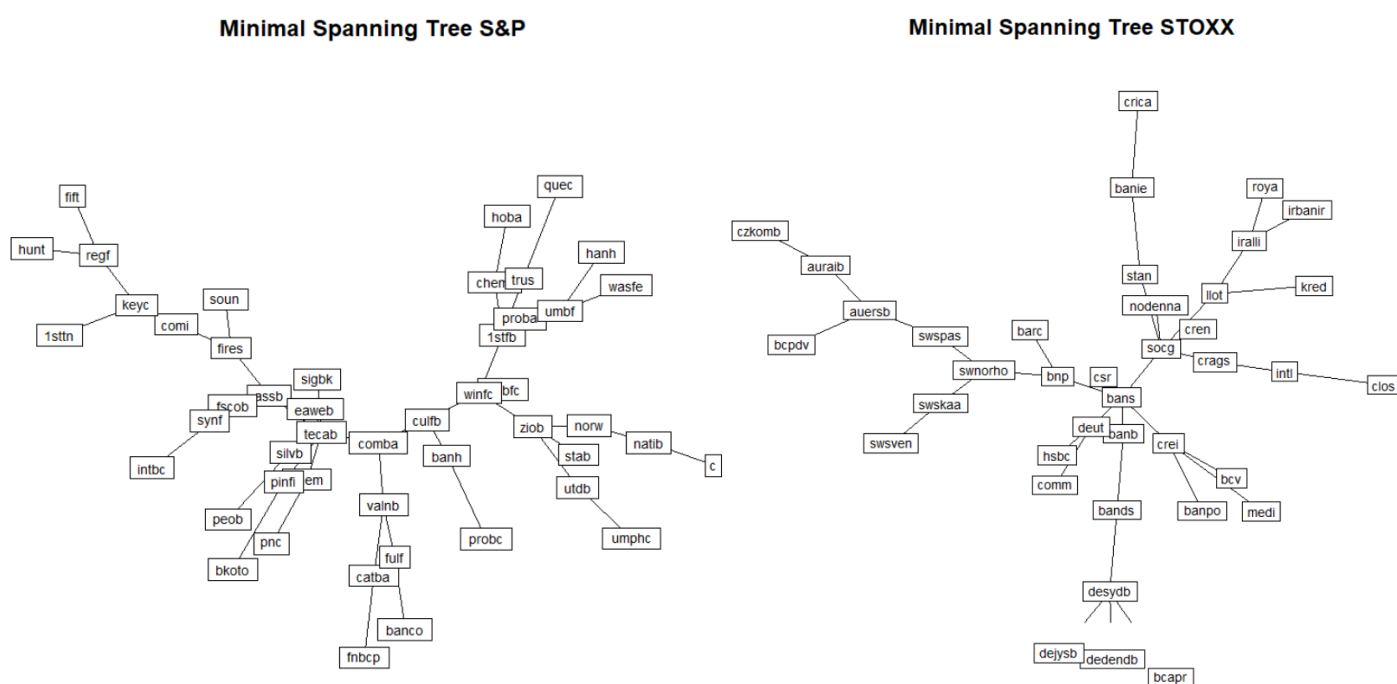


Figure 5.5.3 : Minimum Spanning Tree 2009 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.5.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte un peu plus d'informations sur le réseau et nous permet de confirmer tout ce dont nous avons formulé précédemment. Dans les réseaux TMFG S&P et STOXX, nous confirmons que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs le tableau 6.2 en [annexe 7](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas d'une part, pour le réseau S&P des banques telles que tecab, culfb, fires, assb et 1stfb et d'autre part, pour le réseau STOXX des banques telles que bnp, bans, socg, swspas et deut.

Pour terminer cette comparaison, analysons la force du lien entre les banques. Les tableaux 6.3 et 6.4 en [annexe 7](#) nous présentent les résultats du "bootstrapped difference test" pour l'ensemble des paires d'arêtes grâce au package "bootnet" de R. Dans l'ensemble, ce test nous indique que les poids des arêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres que ce soit pour le réseau S&P ou pour le réseau STOXX. Cependant, quelques arêtes diffèrent significativement les unes des autres. Il s'agit des arêtes 1stfb--proba et comi--keyc pour le réseau S&P et des arêtes banb--bans, iralli--roya, swnorho--swspas, swnorho--swskaa, swskaa--swsven, swskaa--swspas, swnorho--swsven et iralli--irbanir pour le réseau STOXX. Par ailleurs, la diagonale des tableaux 6.3 et 6.4 en [annexe 7](#) nous montre que pour cette année d'analyse, le réseau S&P a plus de liens forts que le réseau STOXX.

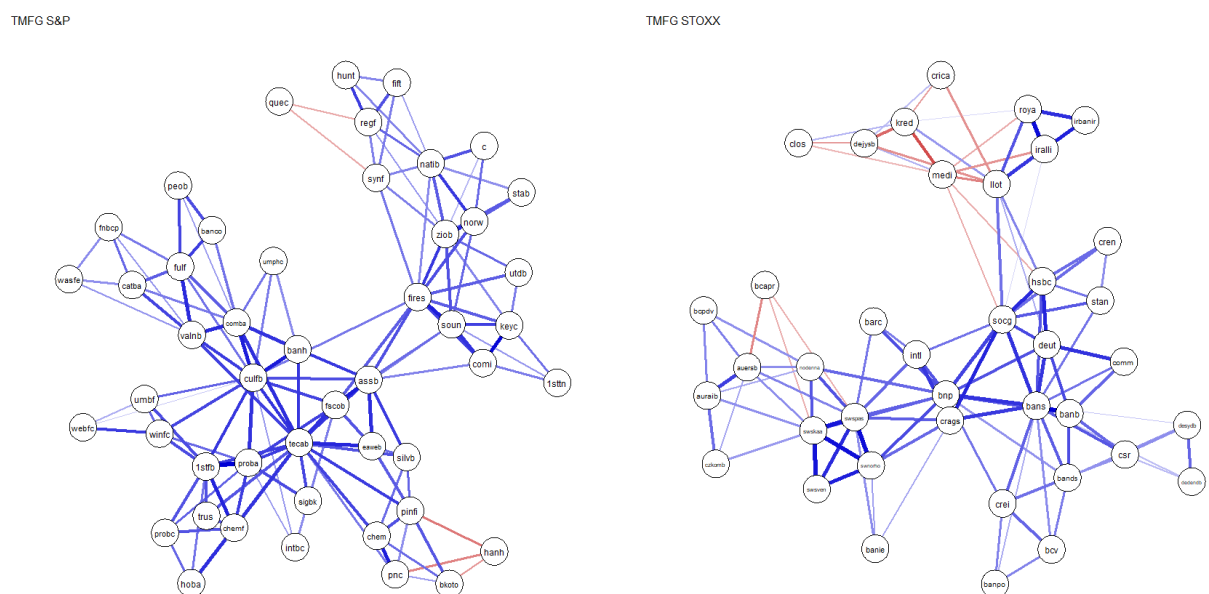


Figure 5.5.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2009 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.6 : 2010

La figure 5.6.1 nous montre que les réseaux S&P et STOXX Banks ont des niveaux de densité pratiquement similaires. Afin de confirmer cette observation, analysons tout d'abord le tableau 7.1 en [annexe 8](#) concernant leurs propriétés topologiques. En effet, le réseau S&P Banks nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 37, 3 et 46 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 8](#). Nous remarquons que cette moyenne est inférieure aux moyennes observées en 2007, 2008 et 2009. Nous observons quatre banques (catba, fnbcp, soun et trus) les plus connectées et la banque la moins connectée est Cit Group (cigin). Par ailleurs, ces quatre banques présentent les mesures de centralité les plus élevées ; Nous pouvons supposer à ce stade que ces banques occupent une place centrale dans le réseau.

Concernant l'indice STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 32, 11 et 39. Nous remarquons que cette moyenne est supérieure à celle enregistrée l'année précédente. Nous constatons d'une part que Credit Agricole (crag), Deutsche Bank (deut) et Lloyds Banking Group (lloy) sont les plus connectées et présentent les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elles occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. D'autre part, Komerčni Bank (czkmb) est la banque la moins connectée du réseau et possède les mesures de centralité les plus faibles.

Pour terminer, le tableau 7.1 en [annexe 8](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.8628 et 1.2270 pour le réseau S&P et de 0.8915 et 1.1615 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est moins dense que le réseau STOXX.

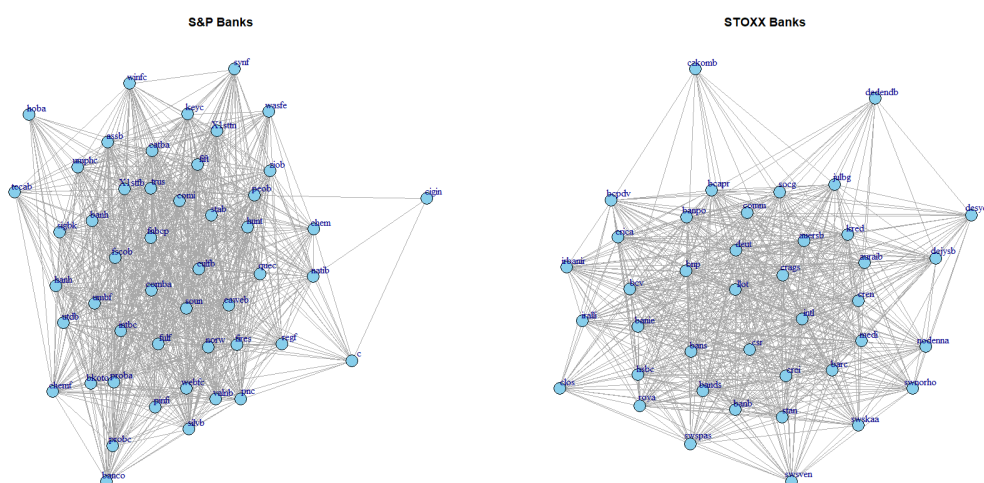


*Figure 5.6.1 :
Graphes
originaux des
réseaux S&P
Banks et STOXX
Banks*

La figure 5.6.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX Banks. Nous constatons que les groupes norw-fires-soun-stab et deut-bnp-intl respectivement pour les réseaux S&P et STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.6.3 concernant le processus de filtrage par la méthode du MST que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau ; ce qui confirme que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par ailleurs, Nous constatons que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes swsven-swspas-swnorho-swskaa, crags-socg, stan-barc-lilot-hsbc et dejysb-desydb.

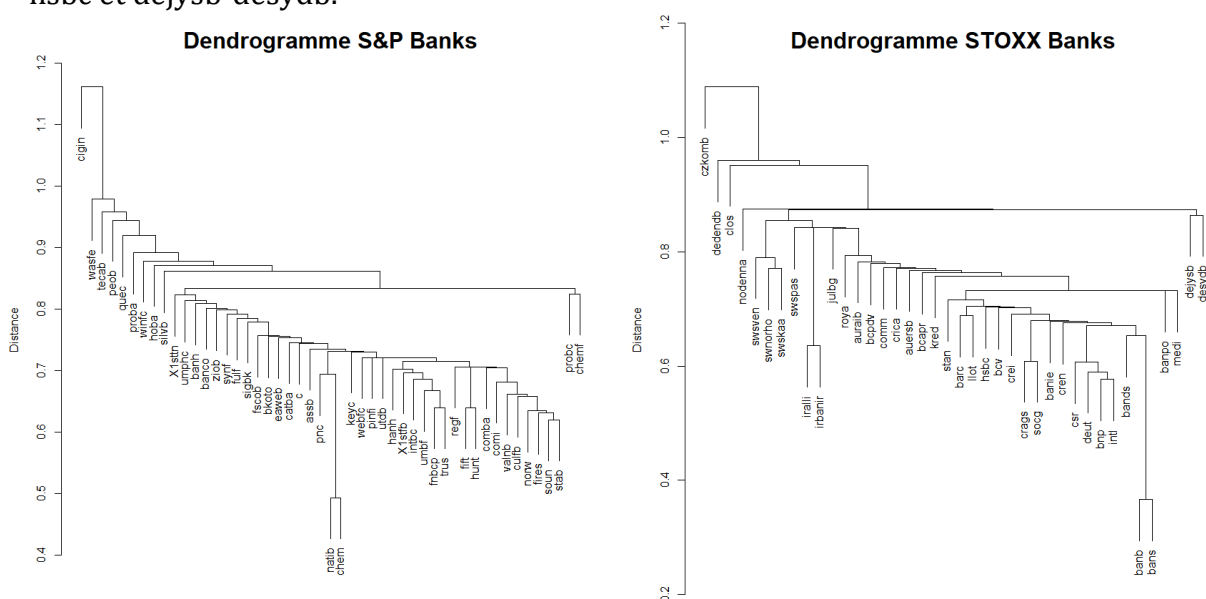
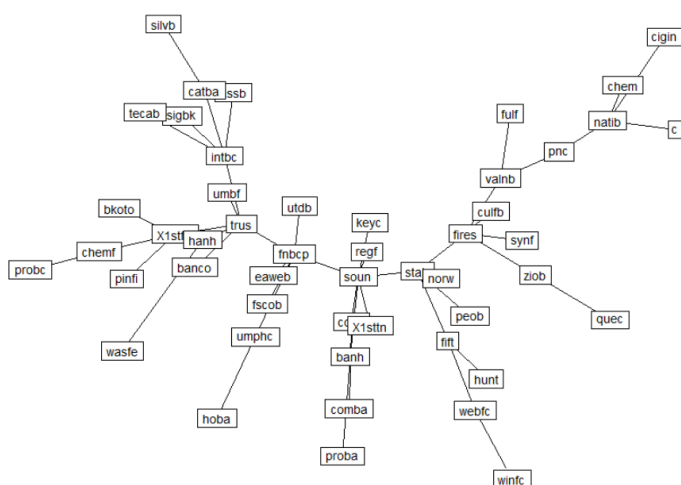


Figure 5.6.3 : Minimum Spanning Tree 2010 des réseaux S&P et STOXX

Minimal Spanning Tree S&P



Minimal Spanning Tree STOXX

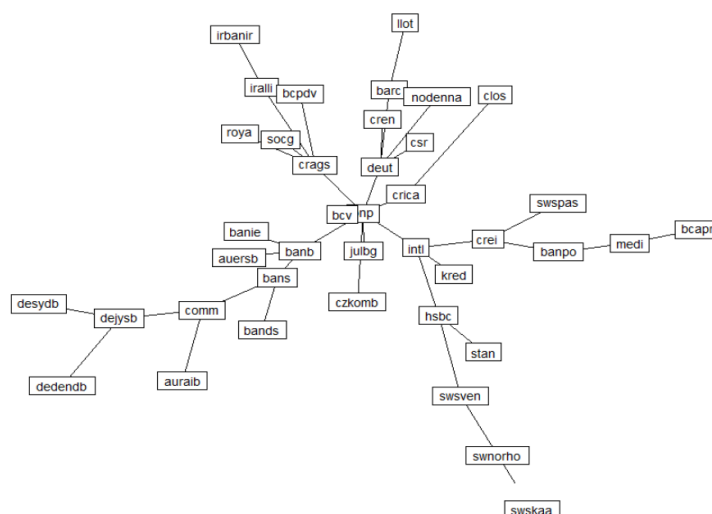
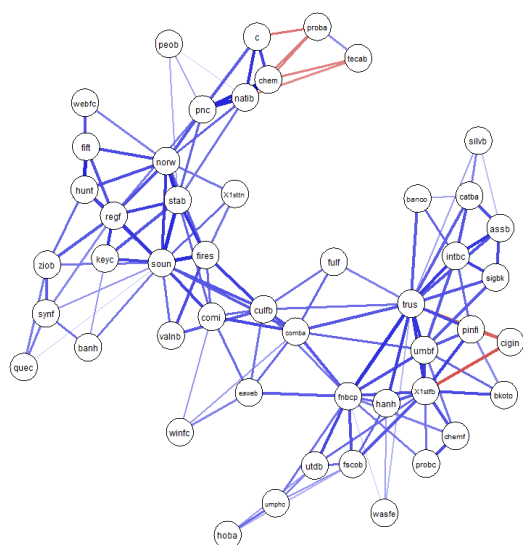


Figure 5.6.2 : Dendrogramme 2010 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.6.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX Banks après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte un peu plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de visualiser précisément les composants. Par ailleurs avec cette méthode, nous pouvons confirmer tout ce dont nous avons formulé précédemment. Dans les réseaux TMFG S&P et STOXX, nous confirmons que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs le tableau 7.2 en [annexe 8](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas d'une part, pour le réseau S&P des banques telles que trus, soun, fires, norw et 1stfb et d'autre part, pour le réseau STOXX des banques telles que bnp, deut, bans, banb et crags.

Pour terminer la comparaison des deux réseaux pour cette année d'analyse, analysons la force du lien entre les banques. Les tableaux 7.3 et 7.4 en [annexe 8](#) nous présentent les résultats du "bootstrapped difference test" pour l'ensemble des paires d'arêtes grâce au package "bootnet" de R. Dans l'ensemble, ce test nous indique que les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres que ce soit pour le réseau S&P ou pour le réseau STOXX. Cependant, quelques arêtes diffèrent significativement les uns des autres. Il s'agit des arêtes natib--chem, natib--pnc et fift--hunt pour le réseau S&P et des arêtes banb--bans et iralli--irbanir pour le réseau STOXX. Par ailleurs, la diagonale des tableaux 7.3 et 7.4 en [annexe 8](#) nous montre que pour cette année d'analyse, le réseau STOXX a plus de liens forts que le réseau S&P.

TMFG S&P



TMFG STOXX

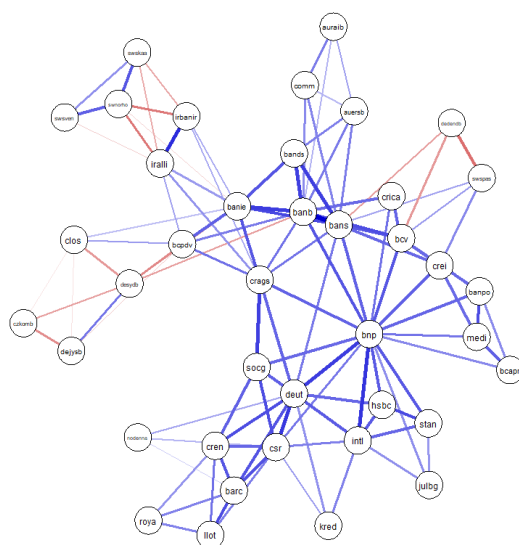


Figure 5.6.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2010 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.7 : 2011

La figure 5.7.1 nous présente les réseaux S&P et STOXX Banks. Visuellement, nous remarquons que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX. Afin de confirmer cette observation, analysons tout d'abord le tableau 8.1 en [annexe 9](#) concernant leurs propriétés topologiques. En effet, le réseau S&P Banks nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 44, 12 et 49 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 9](#). Nous remarquons que cette moyenne est supérieure à la moyenne observée l'année précédente. Nous observons trois banques les plus connectées et la banque la moins connectée est First Republic Bank (fireb). Par ailleurs, ces trois banques présentent les mesures de centralité les plus élevées ; Nous pouvons supposer à ce stade que ces banques occupent une place centrale dans le réseau.

Concernant l'indice STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 21, 0 et 31. Nous remarquons que cette moyenne est inférieure aux moyennes enregistrées les quatre années précédentes. Nous observons d'une part que banb et bans possèdent le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie que ces deux banques occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. D'autre part, crica et czkomb n'ont pas de connexions avec le réseau et possèdent les mesures de centralité les plus faibles. Nous pouvons supposer que leurs rendements journaliers n'évoluent pas avec les rendements des autres banques pour cette année.

Par ailleurs, le tableau 8.1 en [annexe 9](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9477 et 1.0848 pour le réseau S&P et de 0.8127 et 1.4040 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

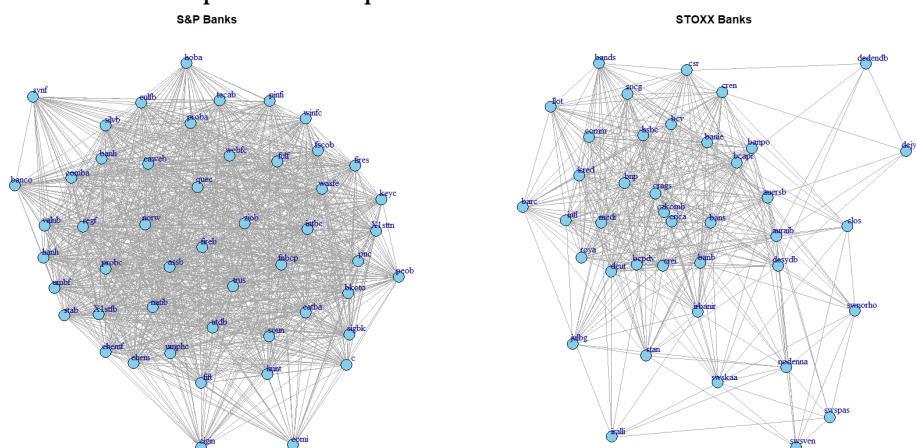


Figure 5.7.1 : Graphes originaux des réseaux S&P Banks et STOXX Banks

La figure 5.7.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous constatons que le groupe 1stfb-utdb-fnbcf-trus pour le réseau S&P et les groupes bcv-crei et banb-bans pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.7.3 concernant le processus de filtrage par la méthode du MST que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau ; ce qui confirme que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par ailleurs, Nous constatons que certaines banques se regroupent aussi en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes swsven-swspas-swnorho-swskaa, bnp-socg, clos-stan-barc-roya et dedendb-dejysb-desydb. Ce qui est en accord avec plusieurs publications scientifiques [Mantegna (1999)].

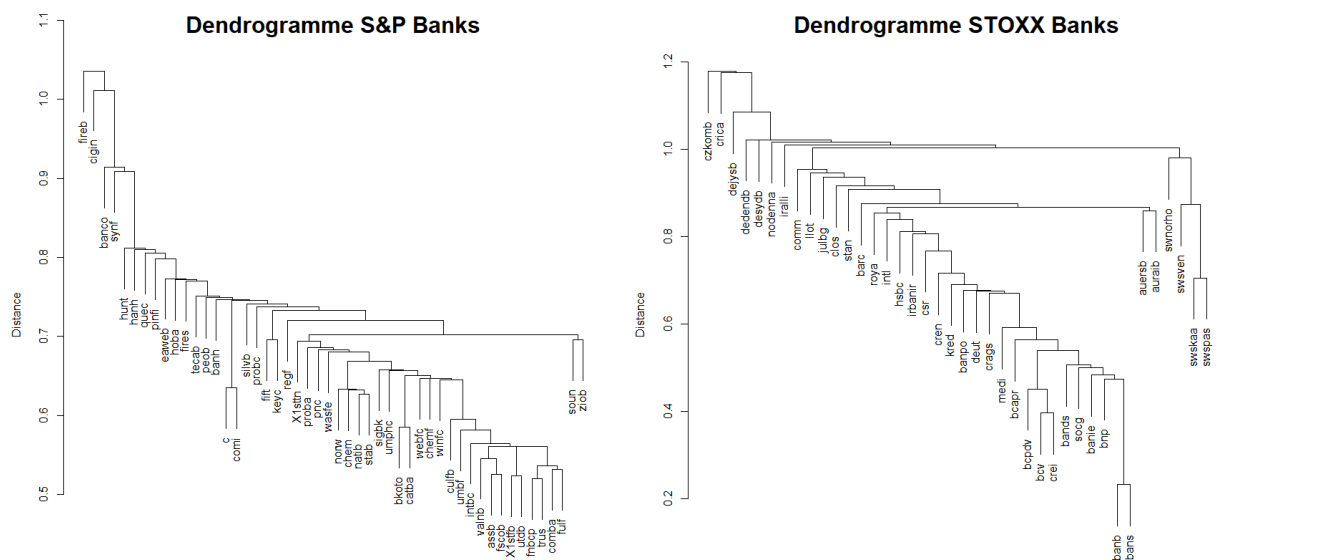


Figure 5.7.2 : Dendrogramme 2011 des réseaux S&P et STOXX

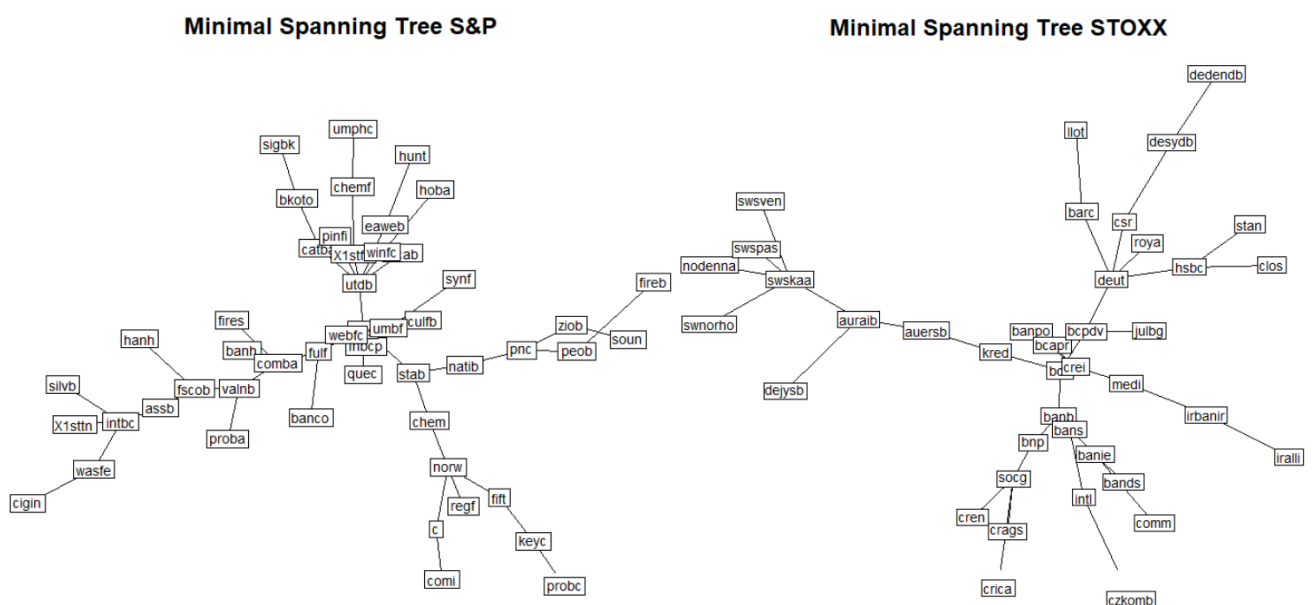
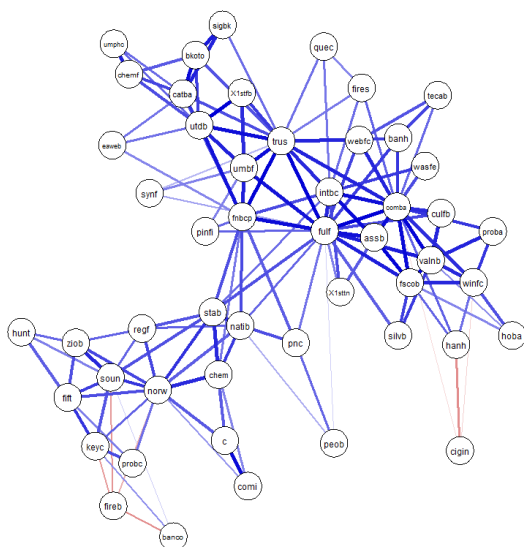


Figure 5.7.3 : Minimum Spanning Tree 2011 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.7.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte un peu plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de visualiser précisément les différents composants. Par ailleurs avec cette méthode, nous pouvons confirmer tout ce dont nous avons formulé précédemment. Dans les réseaux TMFG S&P et STOXX, nous confirmons que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs, le tableau 8.2 en [annexe 9](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas d'une part, pour le réseau S&P des banques telles que fulf, comba, trus, fnbcp et intbc et d'autre part, pour le réseau STOXX des banques telles que bcv, socg, bans, banb et crei.

Pour terminer la comparaison des deux réseaux pour cette année d'analyse, analysons la force du lien entre les banques. Les tableaux 8.3 et 8.4 en [annexe 9](#) nous présentent les résultats du "bootstrapped difference test" pour l'ensemble des paires d'arêtes grâce au package "bootnet" de R. Ce test nous indique que dans l'ensemble, les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres que ce soit pour le réseau S&P ou pour le réseau STOXX. Cependant, quelques arêtes diffèrent significativement les uns des autres. Il s'agit des arêtes banb--bans, bcv--crei et bands--banie pour le réseau STOXX. Par ailleurs, la diagonale des tableaux 8.3 et 8.4 en [annexe 9](#) nous montre que pour cette année d'analyse, le réseau S&P a plus de liens forts que le réseau STOXX.

TMFG S&P



TMFG STOXX

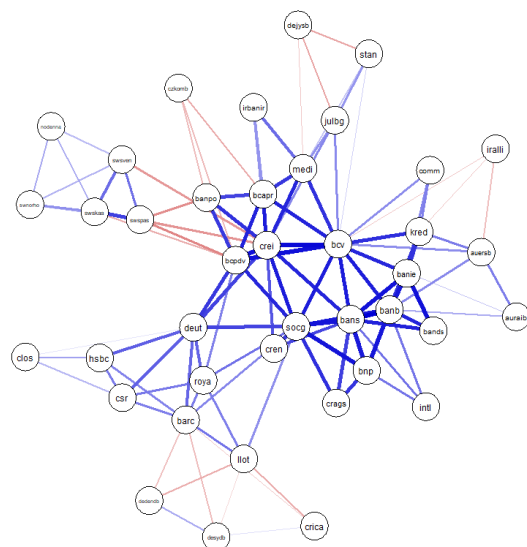


Figure 5.7.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2011 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.8 : 2012

La figure 5.8.1 nous présente les réseaux S&P et STOXX Banks. Visuellement, nous remarquons que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX. Afin de confirmer cette observation, analysons tout d'abord le tableau 9.1 en [annexe 10](#) concernant leurs propriétés topologiques. En effet, le réseau S&P nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 47, 36 et 49 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 10](#). Nous remarquons que cette moyenne est supérieure aux moyennes observées depuis 2005. Nous observons 24 banques les plus connectées et la banque la moins connectée est Peoples United Financial (peob). Par ailleurs, ces 24 banques présentent les mesures de centralité les plus élevées ; nous pouvons supposer à ce stade que ces banques occupent une place centrale dans le réseau.

Concernant l'indice STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 35, 14 et 40. Nous remarquons que cette moyenne est supérieure aux moyennes enregistrées depuis 2005. Nous constatons qu'il y a 5 banques qui possèdent le plus de connexions. Celles-ci possèdent également les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie que ces cinq banques occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. D'autre part, Bankia (banki) est la banque la moins connectée du réseau et possède les mesures de centralité les plus faibles.

Par ailleurs, le tableau 9.1 en [annexe 10](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9678 et 1.0375 pour le réseau S&P et de 0.9344 et 1.1049 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

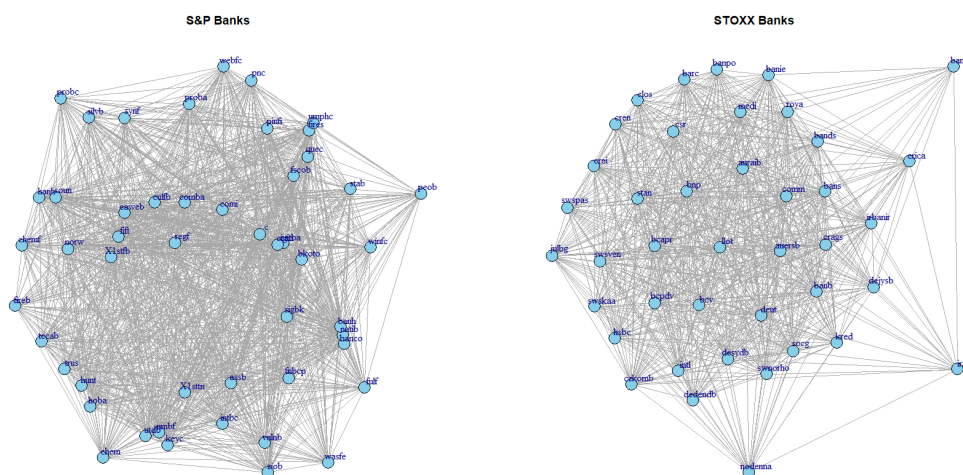


*Figure 5.8.1 :
Graphes originaux
des réseaux S&P
Banks et STOXX
Banks*

Dendrogramme S&P Banks

This dendrogram illustrates the hierarchical clustering of S&P 500 banks. The y-axis represents the distance between clusters, ranging from 0.4 to 1.0. The x-axis lists the bank abbreviations. The tree shows a large cluster of banks on the left and a smaller group on the right, with a major split occurring at a distance of approximately 0.65.

Dendrogramme STOXX Banks

This dendrogram illustrates the hierarchical clustering of STOXX 50 banks. The y-axis represents the distance between clusters, ranging from 0.3 to 1.0. The x-axis lists the bank abbreviations. The tree shows a large cluster of banks on the left and a smaller group on the right, with a major split occurring at a distance of approximately 0.65.

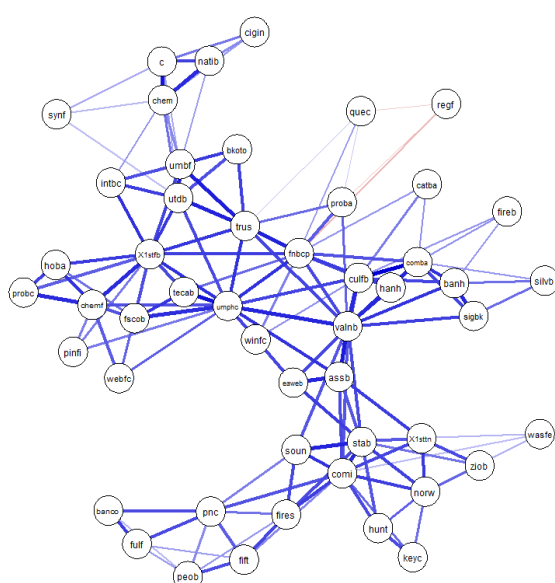
[illegible]

51

La figure 5.8.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX Banks après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte un peu plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de visualiser précisément les différents composants. Les réseaux TMFG S&P et STOXX nous permettent de confirmer que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs, le tableau 9.2 en [annexe 10](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas d'une part, pour le réseau S&P des banques telles que valnb, umphc, 1stfb, fnbcp et comi et d'autre part, pour le réseau STOXX des banques telles que deut, csr, bnp, bcv et stan.

Pour terminer la comparaison des deux réseaux pour cette année d'analyse, analysons la force du lien entre les banques. Les tableaux 9.3 et 9.4 en [annexe 10](#) nous présentent les résultats du "bootstrapped difference test" pour l'ensemble des paires d'arêtes grâce au package "bootnet" de R. Ce test nous indique que dans l'ensemble, les poids des arêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres que ce soit pour le réseau S&P ou pour le réseau STOXX. Cependant, quelques arêtes diffèrent significativement les uns des autres. Il s'agit des arêtes banb--bans, crags--socg et bcv--crei pour le réseau STOXX. Si on s'intéresse uniquement à la diagonale des tableaux 9.3 et 9.4 en [annexe 10](#), nous constatons que le réseau S&P Banks a plus de liens forts que le réseau STOXX Banks.

TMFG S&P



TMFG STOXX

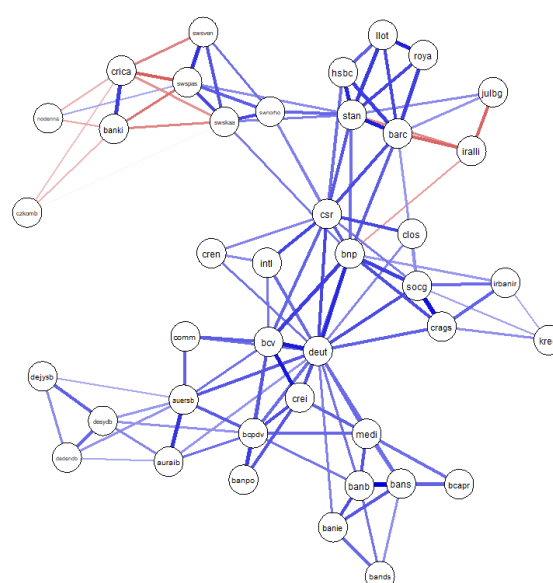


Figure 5.8.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2012 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.9 : 2013

La figure 5.9.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 10.1 en [annexe 11](#) de leurs propriétés topologiques. En effet, le réseau S&P Banks nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 46, 23 et 49 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 11](#). Nous remarquons que cette moyenne est inférieure à celle observée l'année précédente. Nous observons que dix banques sont en connexion avec chacune des banques du réseau et la banque la moins connectée est Cit Group (cigin). Par ailleurs ces dix banques présentent également les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elles occupent une position centrale dans le réseau et sont proches des autres banques.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que le degré moyen des nœuds est de 27 ; Nous remarquons que cette moyenne est inférieure à celle observée l'année précédente. Nous observons trois banques (swskaa, socg, et crags) ayant le plus de connexions et des mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elles occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. Par ailleurs, nous observons que Bankia (banki) est la banque la moins connectée et possède les mesures de centralité les plus faibles.

Pour terminer, le tableau 10.1 en [annexe 11](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9628 et 1.0506 pour le réseau S&P et de 0.8774 et 1.3390 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

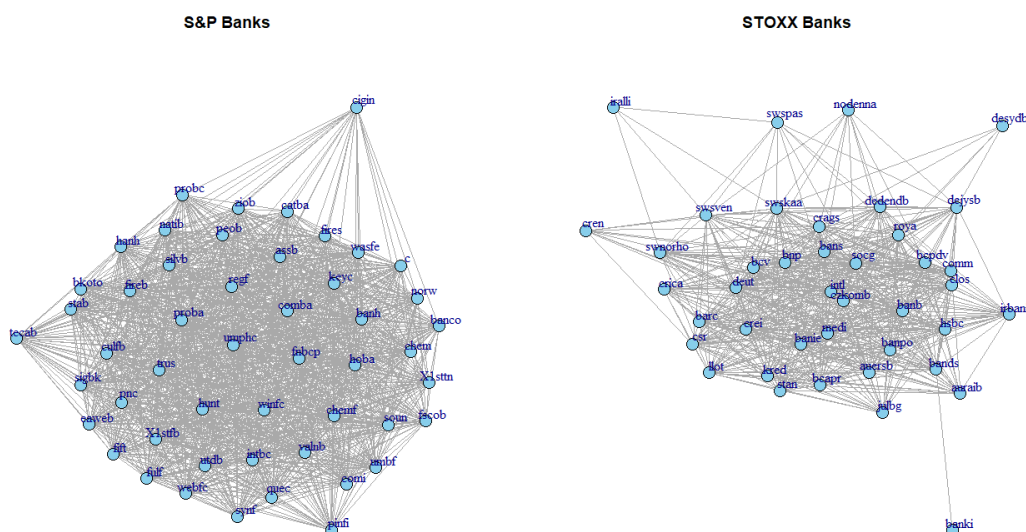


Figure 6.9.1 :
Graphes originaux
des réseaux S&P
Banks et STOXX
Banks

La figure 5.9.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX Banks. Nous observons que le groupe banh-fulf pour le réseau S&P et le groupe bcpdv-bcv-crei pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.9.3 que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau ; ce qui confirme que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Nous observons également que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes swsven-swspas-swnorho-swskaa, crags-socg, barc-llot-hsbc et banpo-bcpdv.

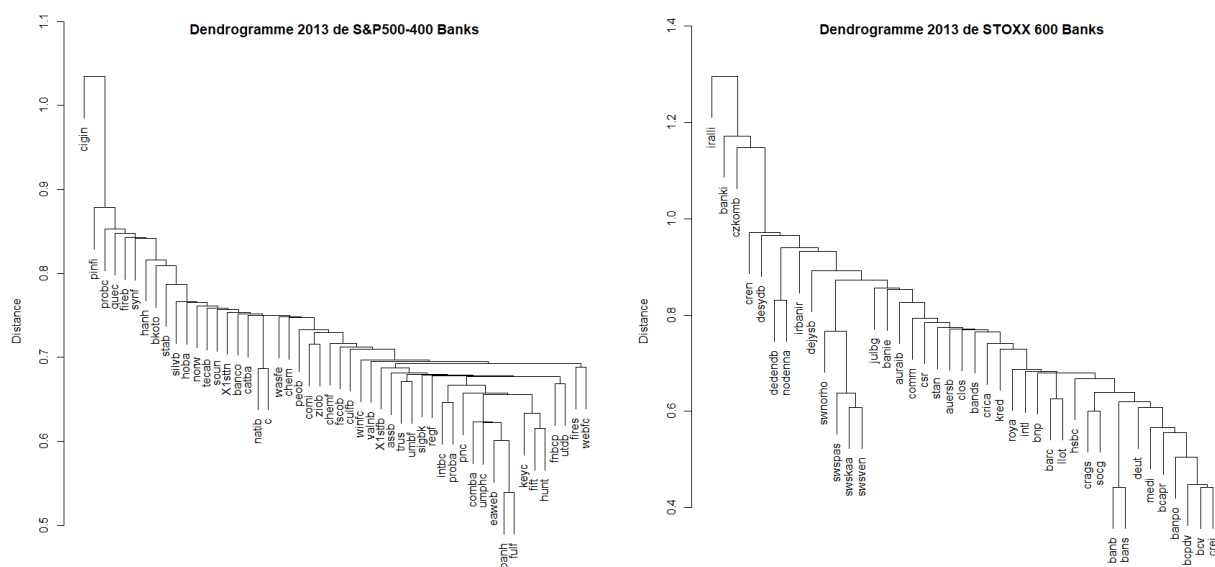


Figure 5.9.2 : Dendrogramme 2013 des réseaux S&P et STOXX

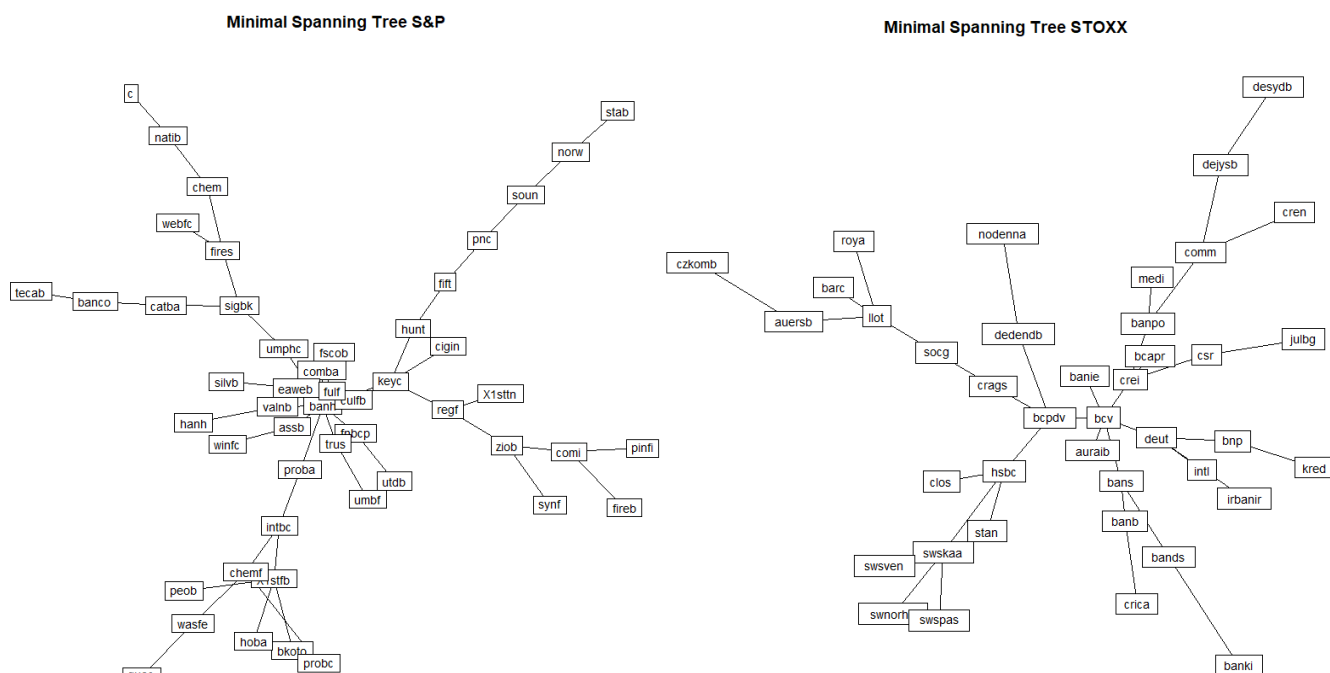
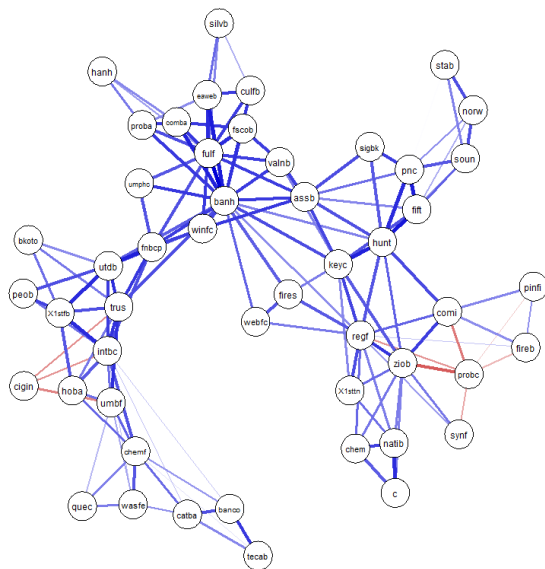


Figure 5.9.3 : Minimum Spanning Tree 2013 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.9.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de mieux visualiser les différents composants. Ainsi, les réseaux TMFG S&P et STOXX nous confirment que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs, le tableau 10.2 en [annexe 11](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas pour le réseau S&P des banques telles que banh, fulf, hunt, regf et assb ; et pour le réseau STOXX des banques telles que bcv, banpo, socg, bcpcdv et crei. Pour terminer, les résultats du "bootstrapped difference test" nous indique d'une part que les poids des arêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres dans les deux réseaux. D'autre part, la diagonale des tableaux 10.3 et 10.4 en [annexe 11](#) nous permet de constater que le réseau S&P Banks a légèrement plus de liens forts que le réseau STOXX Banks.

TMFG S&P



TMFG STOXX

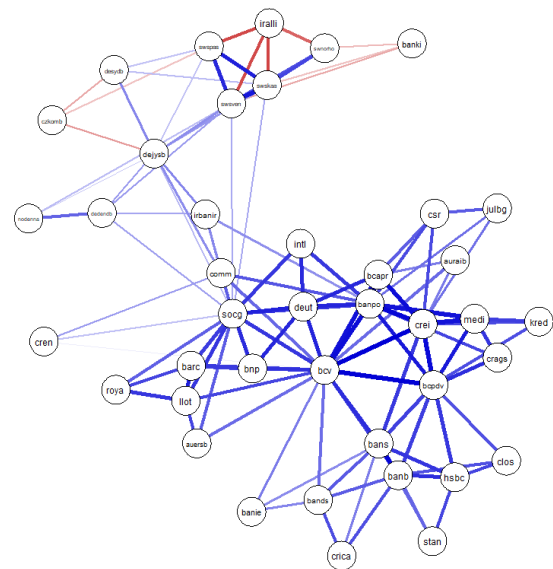


Figure 5.9.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2013 des réseaux S&P et STOXX

Section 5.10 : 2014

Pour cette année d'analyse, la figure 5.10.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 11.1 en [annexe 12](#) des propriétés topologiques des deux réseaux.

En effet, le réseau S&P Banks nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 48, 45 et 49 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 12](#). Nous remarquons que cette moyenne est supérieure aux moyennes observées depuis 2005. Pour cette année d'analyse, nous observons que presque toutes les banques sont en connexion avec chacune des banques du réseau sauf sept banques. De plus nous constatons que ces quarante-sept banques les plus connectées présentent également les mesures de centralité similaires ; Ce qui signifie que pour cette année d'analyse, presque toutes les banques sont proches l'une de l'autre dans le réseau.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que le degré moyen des nœuds est de 25 ; Nous remarquons que cette moyenne est inférieure à celle observée l'année précédente. Nous observons que Banco Bilbao Vizcaya Argentaria (banb) et Erste Group Bank (auersb) sont les banques les plus connectées dans le réseau. L'analyse des mesures de centralité nous montre que ces deux banques ont également des mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elles occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. Par ailleurs, nous observons que Komercni Bank (czkomb) est la banque la moins connectée du réseau et possède les mesures de centralité les plus faibles.

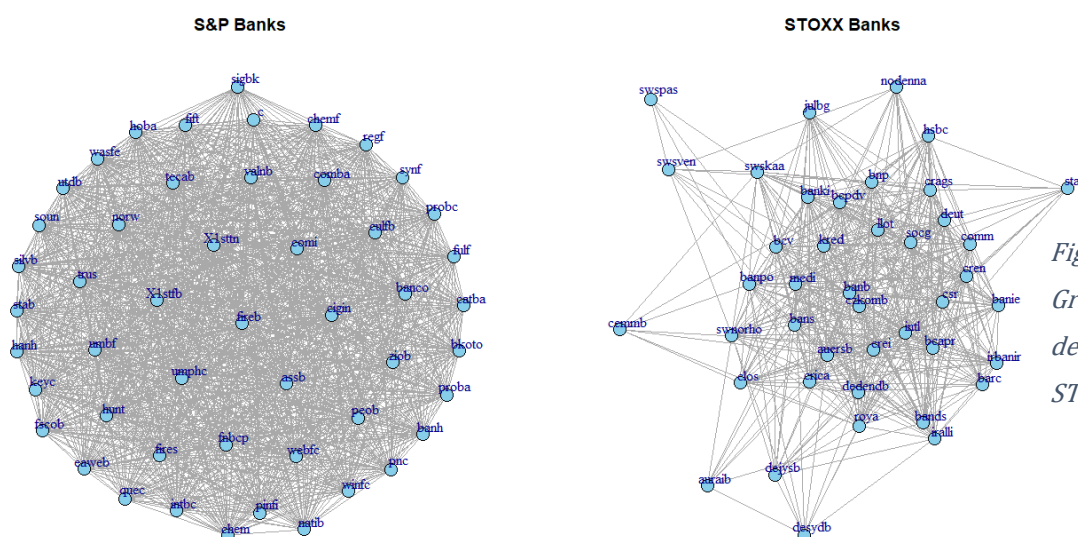


*Figure 5.10.1 :
Graphes originaux
des réseaux S&P et
STOXX Banks*

Pour terminer l'analyse des propriétés topologiques, le tableau 11.1 en [annexe 12](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9946 et 1.0057 pour le réseau S&P et de 0.8060 et 1.3995 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

La figure 5.10.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous observons que les groupes banco-1stfb et banh-comba pour le réseau S&P et le groupe banb-bans pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.10.3 que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau ; ce qui confirme que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Nous observons également que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes socg-crags-bnp, swsven-swspas et bcpcdv-banpo-bcapr. Après le processus de filtrage par la méthode du MST, la figure 5.10.3 nous montre que le groupe de banques le plus connecté dans les deux réseaux est encore bien connecté à d'autres banques ; ce qui confirme que ces banques jouent un rôle clé dans la contribution des connectivités du réseau. Cependant, nous constatons qu'avec cette méthode, la plupart des banques ne sont pas bien connectées et présente des degrés de seulement 1 ou 2.

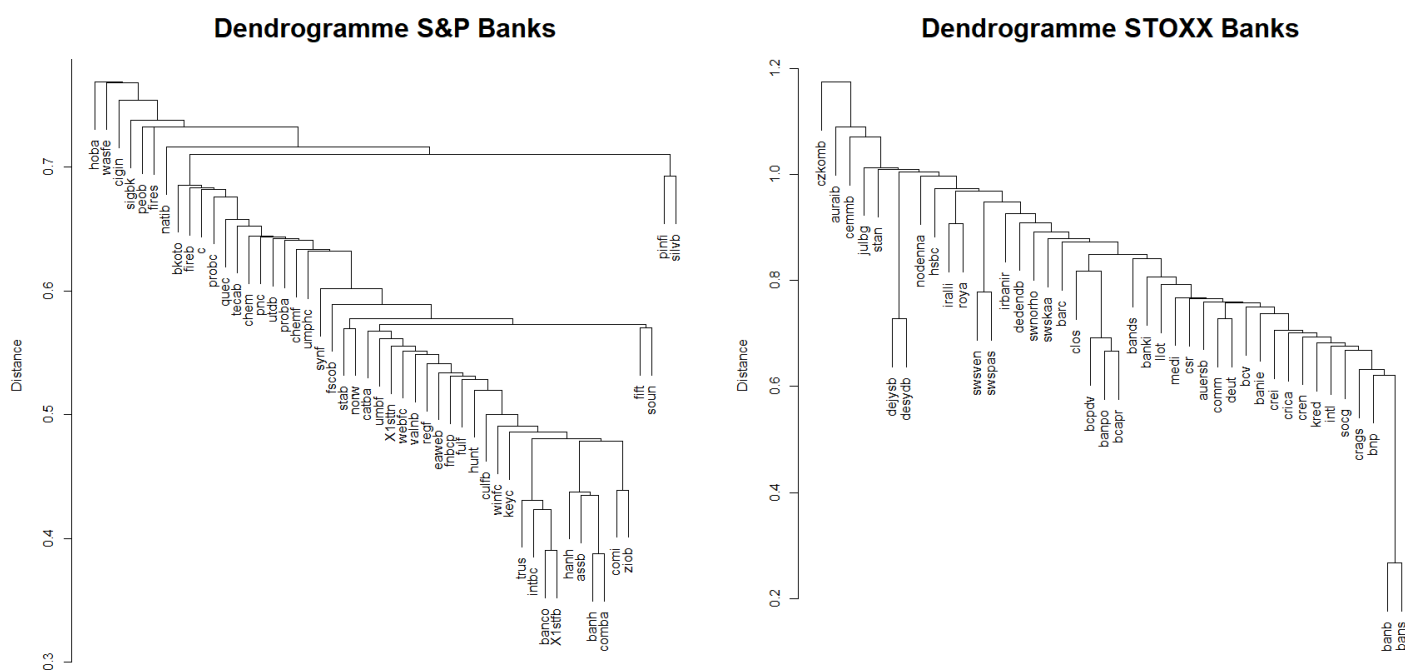


Figure 5.10.2 : Dendrogramme 2014 des réseaux S&P et STOXX Banks

Minimal Spanning Tree S&P Banks

Minimal Spanning Tree STOXX Banks

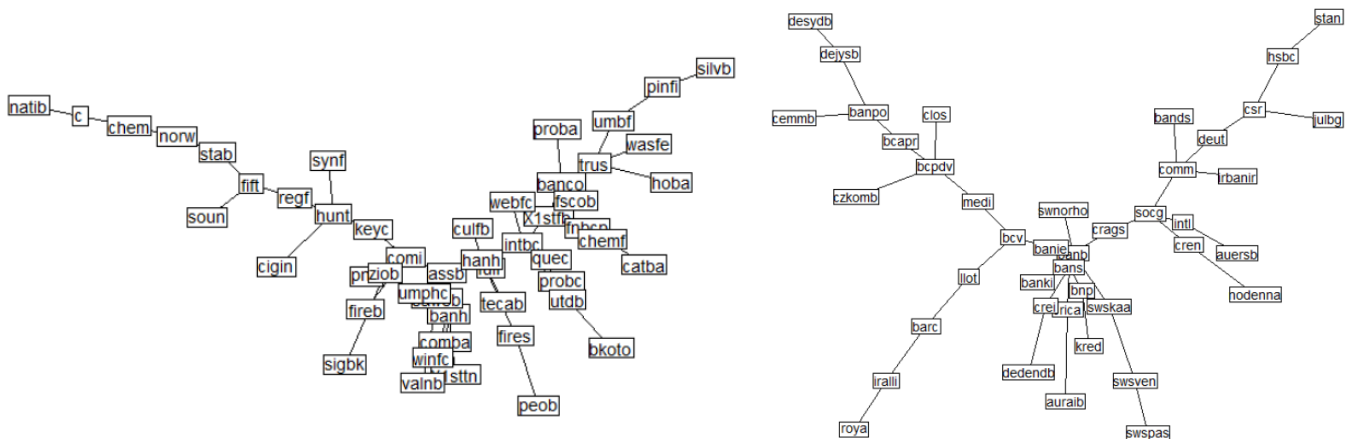


Figure 5.10.3 : Minimum Spanning Tree 2014 des réseaux S&P et STOXX Banks

La figure 5.10.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX Banks après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de mieux visualiser les différents composants. Ainsi, les réseaux TMFG S&P et STOXX nous confirment que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs, le tableau 11.2 en [annexe 12](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans le réseau. C'est le cas pour le réseau S&P des banques telles que banh, hanh, banco, intbc et assb ; et pour le réseau STOXX des banques telles que bans, banb, bnp, socg, crags. Pour terminer, les résultats du "bootstrapped difference test" nous indique d'une part que les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres dans les deux réseaux. D'autre part, la diagonale des tableaux 11.3 et 11.4 en [annexe 12](#) nous permet de constater que le réseau S&P Banks a plus de liens forts que le réseau STOXX Banks.

TMFG S&P

TMFG STOXX

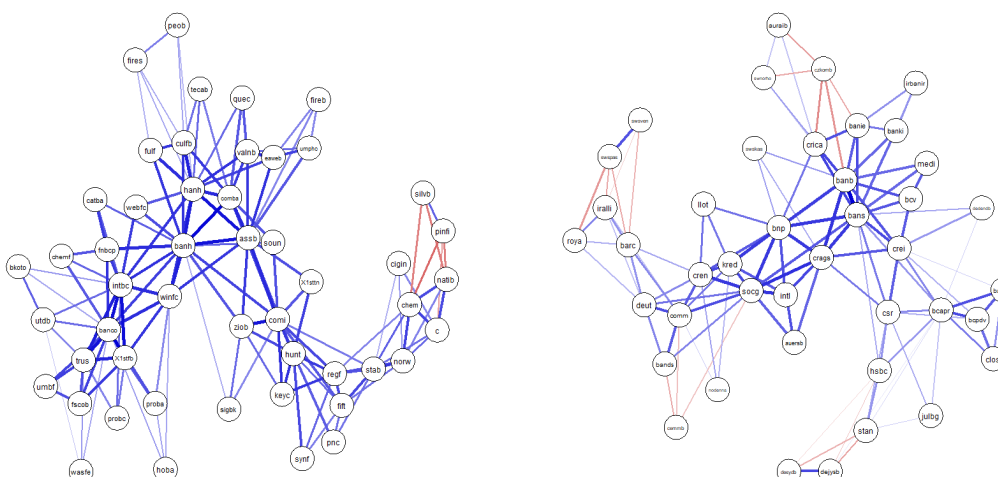


Figure 5.10.4 :
Triangulated Maximally
Filtered Graph 2014
des réseaux S&P et
STOXX Banks

Section 5.11 : 2015

Pour cette année d'analyse, la figure 5.11.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 12.1 en [annexe 13](#) des propriétés topologiques des deux réseaux.

En effet, le réseau S&P Banks nous informe que chaque banque est en connexion avec toutes les autres banques du réseau puisque nous observons qu'elles ont chacune des degrés de connexion égale à 50 et des mesures de centralité similaires ; Ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 13](#). A ce stade, les propriétés topologiques nous informent juste que toutes les banques sont proches l'une de l'autre dans le réseau mais ne nous permettent pas de détecter celles qui ont un rôle central ou celles qui ont le plus d'influence dans le réseau.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que le degré moyen des nœuds du réseau est de 28 ; Nous remarquons que cette moyenne est supérieure aux moyennes des deux années précédentes. Nous observons que Barclays (barc), Bnp Paribas (bnp) et Credit Agricole (crag) sont les banques les plus connectées dans le réseau et présentent les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elles occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau.

Pour terminer l'analyse des propriétés topologiques, le tableau 12.1 en [annexe 13](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 1 et 1 pour le réseau S&P et de 0.8577 et 1.3742 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

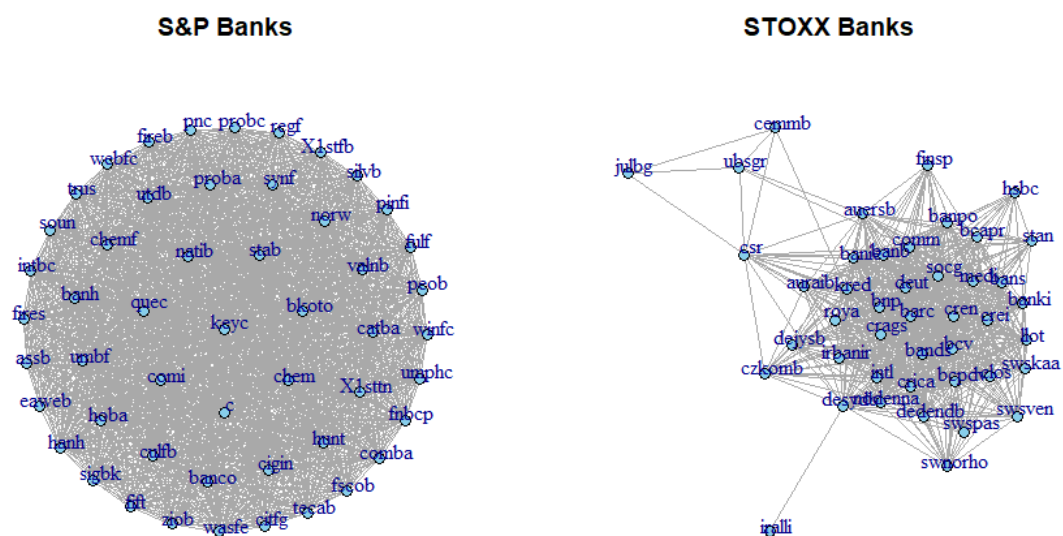


Figure 5.11.1 :
Graphes originaux
des réseaux S&P et
STOXX Banks

La figure 5.11.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous observons que le groupe assb-winfc pour le réseau S&P et le groupe cren-crei-bnp-socg pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous pouvons constater à la figure 5.11.3 que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau et jouent un rôle clé dans la contribution des connectivités du réseau ; Nous pouvons donc supposer que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Nous observons également que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes bnp-socg et bcpdv-banpo-bcapr.

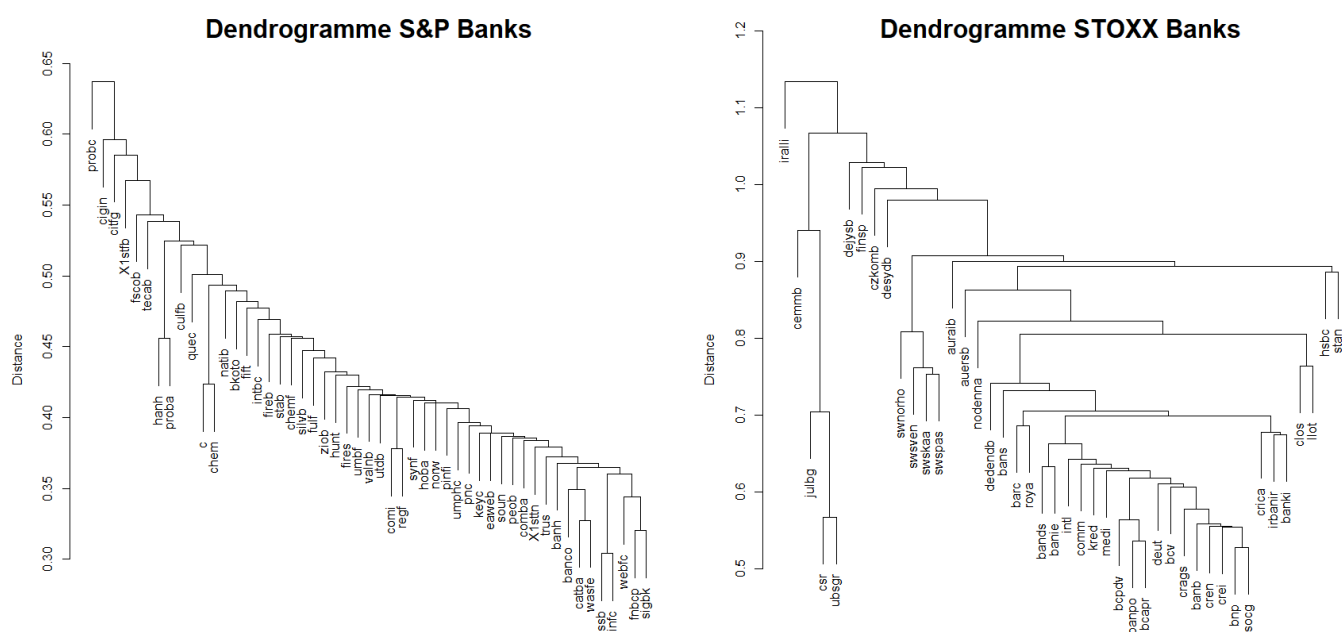


Figure 5.11.2 : Dendrogramme 2015 des réseaux S&P et STOXX

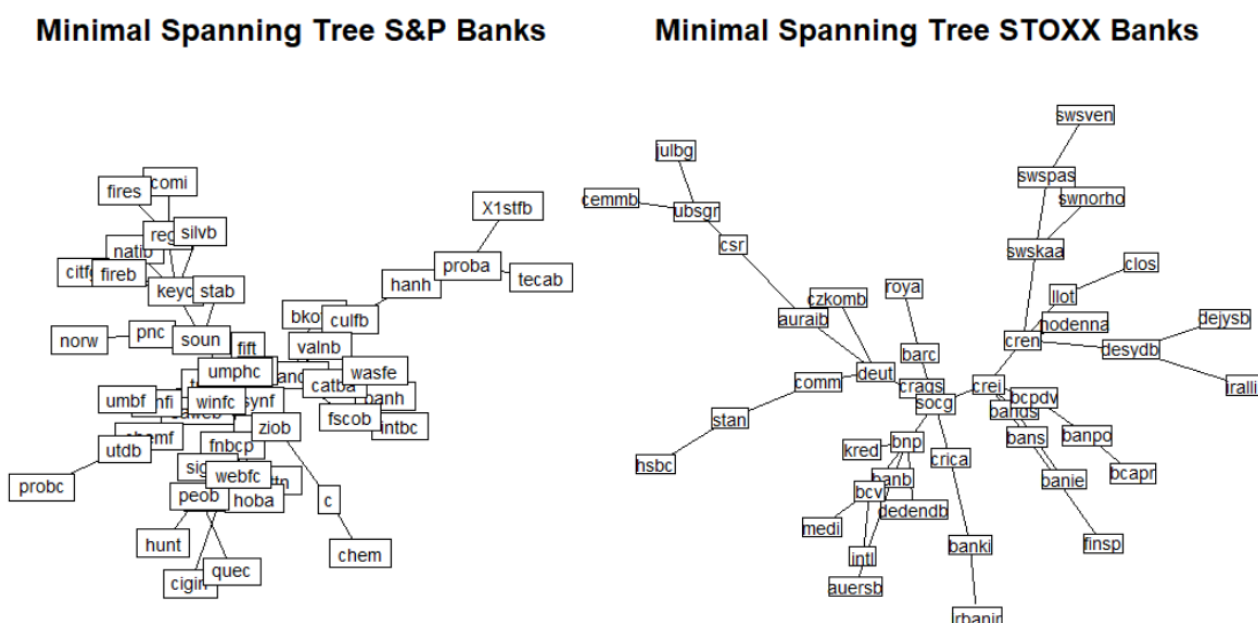


Figure 5.11.3 : Minimum Spanning Tree 2015 des réseaux S&P et STOXX Banks

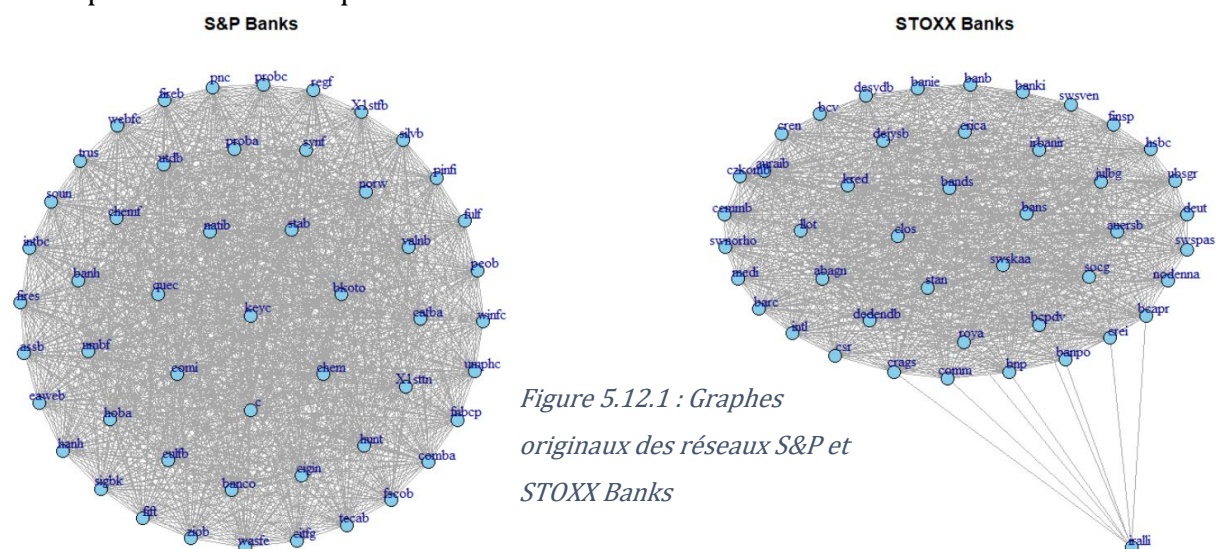
Section 5.12 : 2016

Pour cette année d'analyse, la figure 5.12.1 nous montre que les réseaux S&P et STOXX sont très denses Banks. Afin de comparer ces deux réseaux, nous allons tout d'abord nous focaliser sur l'analyse de leurs propriétés topologiques.

En effet, s'agissant du réseau S&P, le tableau 13.1 en [annexe 14](#) nous indique que chaque banque est en connexion avec toutes les autres banques du réseau puisque nous observons qu'elles ont chacune des degrés de connexion égale à 50 et des mesures de centralité similaires ; Ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 13](#). A ce stade, les propriétés topologiques nous informent juste que toutes les banques sont proches l'une de l'autre dans le réseau mais ne nous permettent pas de détecter celles qui ont un rôle central ou celles qui ont le plus d'influence dans le réseau.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que le degré moyen des nœuds est de 42 ; Nous remarquons que cette moyenne est largement supérieure aux moyennes observées depuis 2005. Nous observons que huit banques sont en connexion avec chacune des banques du réseau et la banque la moins connectée du réseau est Aib Group (iralli). Par ailleurs, nous observons que ces huit banques ont également des mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elles occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau.

Pour terminer l'analyse des propriétés topologiques, le tableau 13.1 en [annexe 14](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 1 et 1 pour le réseau S&P et de 0.9917 et 1.0374 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P Banks et STOXX Banks sont très denses.



La figure 5.12.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous observons que le groupe natib-c pour le réseau S&P et le groupe banb-bans pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous observons à la figure 5.12.3 que le groupe banb-bans est bien situé au cœur du réseau et joue un rôle clé dans la contribution des connectivités du réseau ; Nous pouvons supposer que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par contre, la figure 5.12.3 nous montre que le groupe natib-c n'a pas une place centrale dans le réseau. Nous observons également que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes comm-deut et barc-hscb.

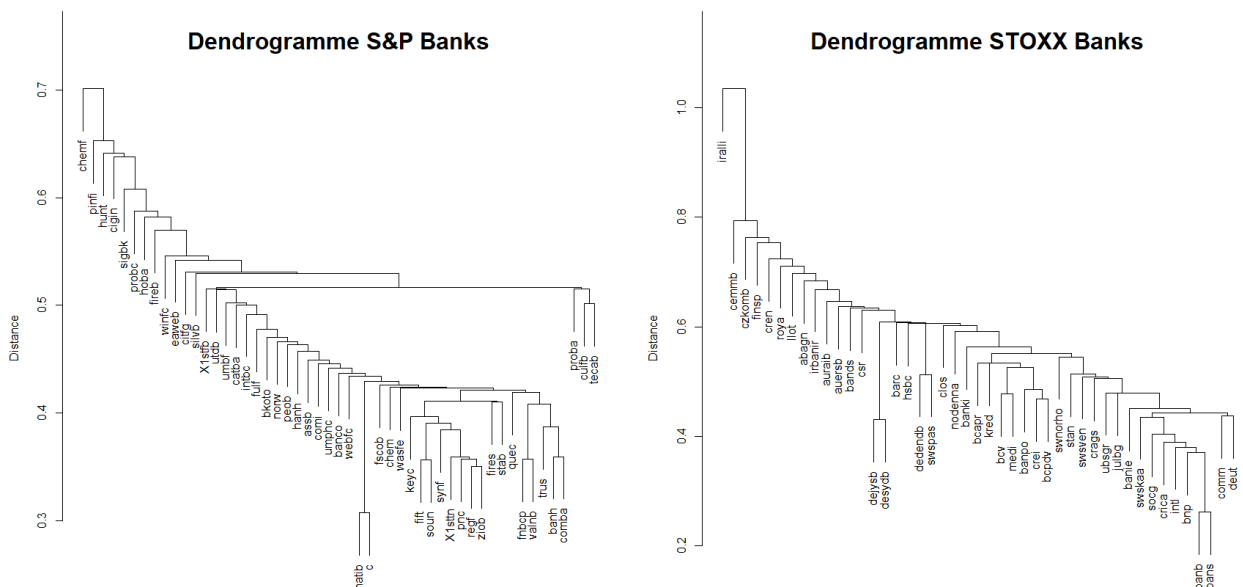


Figure 5.12.2 : Dendrogramme 2016 des réseaux S&P et STOXX

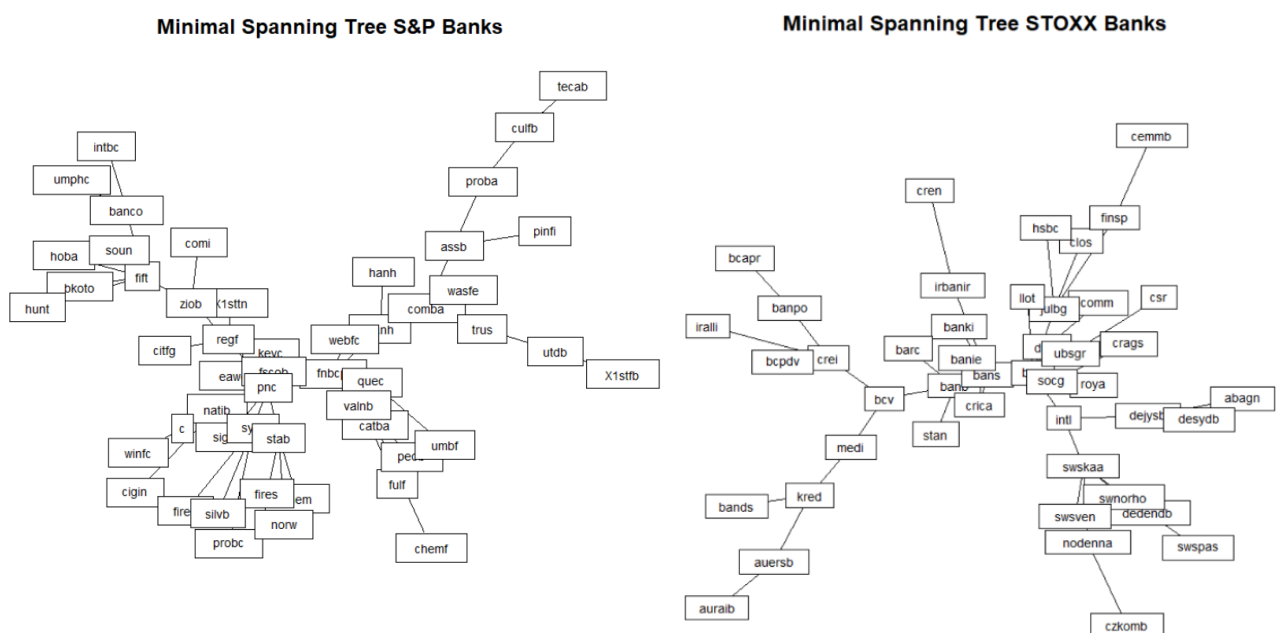
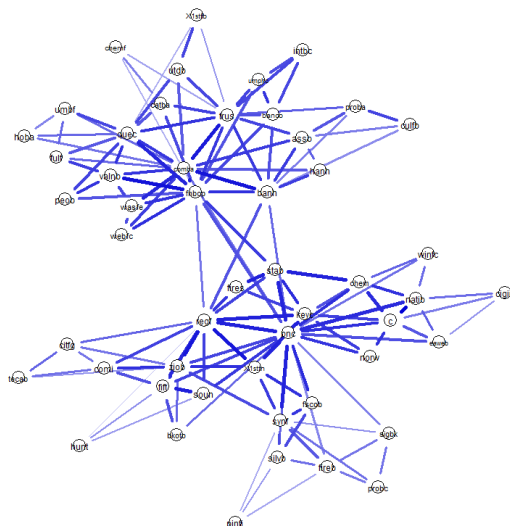


Figure 5.12.3 : Minimum Spanning Tree 2016 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.12.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de mieux visualiser les différents composants. Le réseau TMFG STOXX nous confirme que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Le réseau TMFG S&P nous confirme que le groupe natib-c qui est le moins distant des autres groupes selon la méthode HT n'occupe pas une position centrale selon la méthode TMFG. Par ailleurs, le tableau 13.2 en [annexe 14](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans les deux réseaux. C'est le cas pour le réseau S&P des banques telles que pnc, fnbcp, comba, regf et trus ; et pour le réseau STOXX des banques telles que banb, bans, bnp, socg et intl. Nous constatons également que le réseau S&P ne possède pas d'associations négatives. Pour terminer, les résultats du "bootstrapped difference test" nous indique d'une part que les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres dans les deux réseaux. Ce test nous indique quand même quelques arêtes qui diffèrent significativement les unes des autres. Il s'agit de l'arête banb--bans pour le réseau STOXX et de l'arête natib-c pour le réseau S&P. D'autre part, la diagonale des tableaux 13.3 et 13.4 en [annexe 14](#) nous permet de constater que le réseau S&P a plus de liens forts que le réseau STOXX.

TMFG S&P Banks



TMFG STOXX Banks

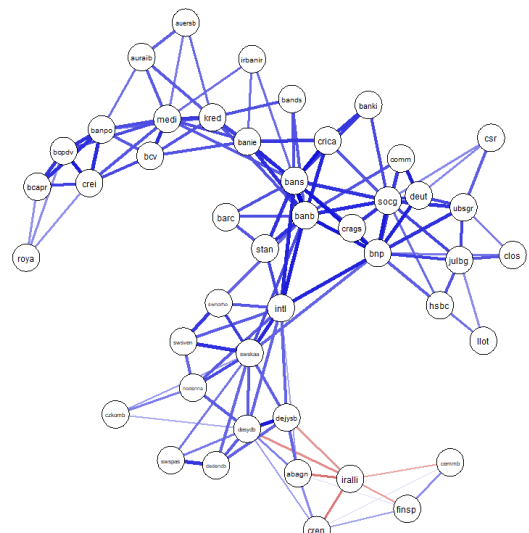


Figure 5.12.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2016 des réseaux S&P et STOXX Banks

Section 5.13 : 2017

Pour cette année d'analyse, la figure 5.13.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 14.1 en [annexe 15](#) des propriétés topologiques des deux réseaux.

En effet, le réseau S&P Banks nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 48, 23 et 50 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 15](#). Nous observons vingt-deux banques les plus connectées et la banque la moins connectée est New York Community Bancorp (quec). De plus, ces vingt-deux banques présentent également les mesures de centralité les plus élevées ; Nous pouvons supposer à ce stade que ces banques occupent une place centrale dans le réseau.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que le degré moyen des nœuds est de 35 ; Nous remarquons que cette moyenne est inférieure à celle enregistrée en 2016. Nous observons d'une part que Kbc Groep (kred) est la banque la plus connectée et possède les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elle occupe une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. D'autre part, Komercni Bank (czkomb) est la banque la moins connectée et possède les mesures de centralité les plus faibles.

Pour terminer, le tableau 14.1 en [annexe 15](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9897 et 1.0212 pour le réseau S&P et de 0.9193 et 1.2766 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

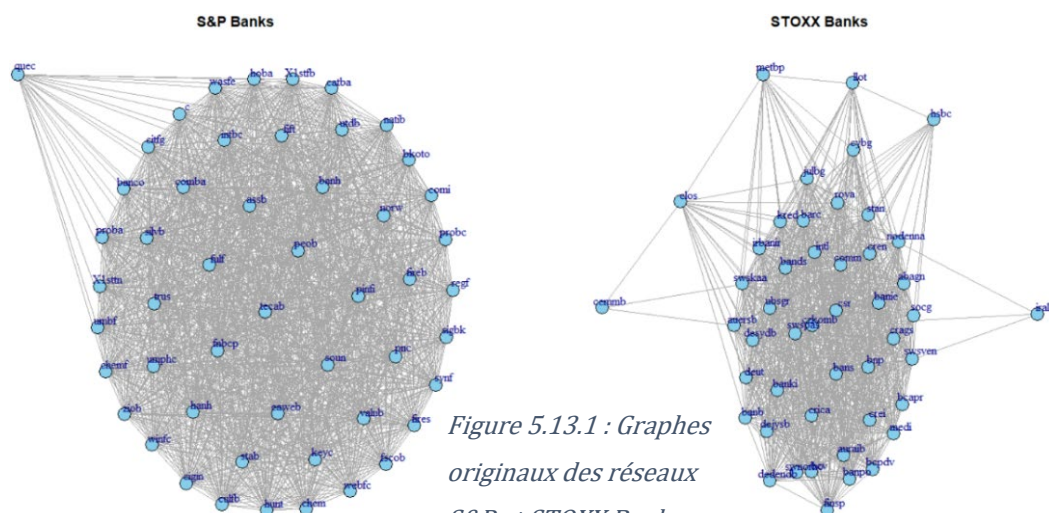


Figure 5.13.1 : Graphes originaux des réseaux S&P et STOXX Banks

La figure 5.13.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous observons que le groupe keyc-ziob pour le réseau S&P et le groupe bnp-socg pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous observons à la figure 5.13.3 que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau et jouent un rôle clé dans la contribution des connectivités du réseau ; Nous pouvons donc supposer que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Nous observons également que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes bnp-socg, crags-cren et swnorho-swsven- swskaa-swspas.

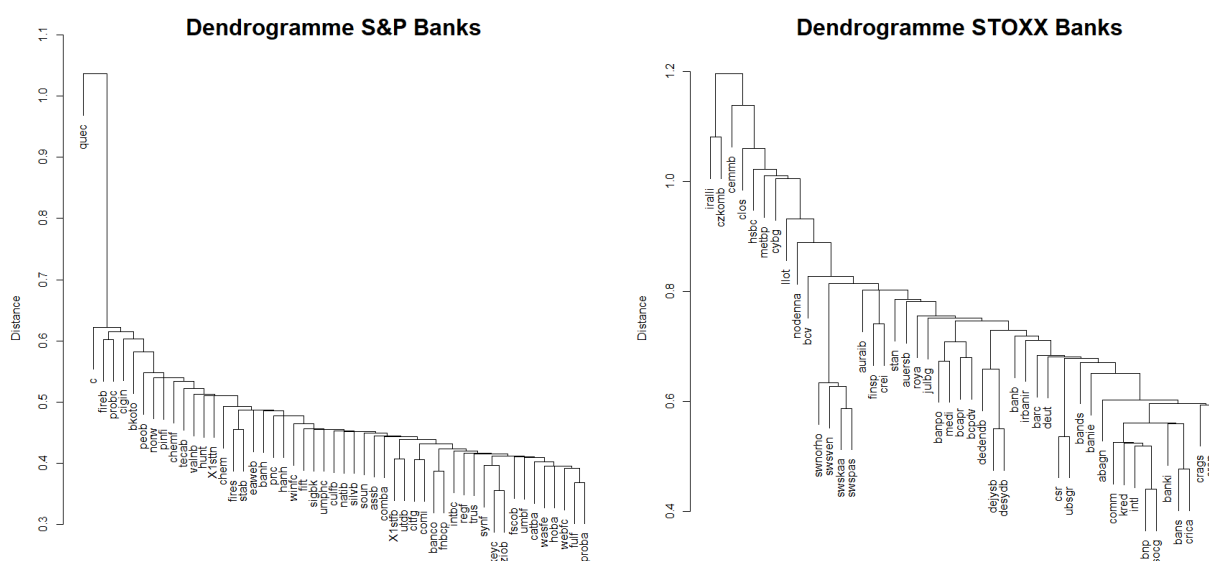


Figure 5.13.2 : Dendrogramme 2017 des réseaux S&P et STOXX

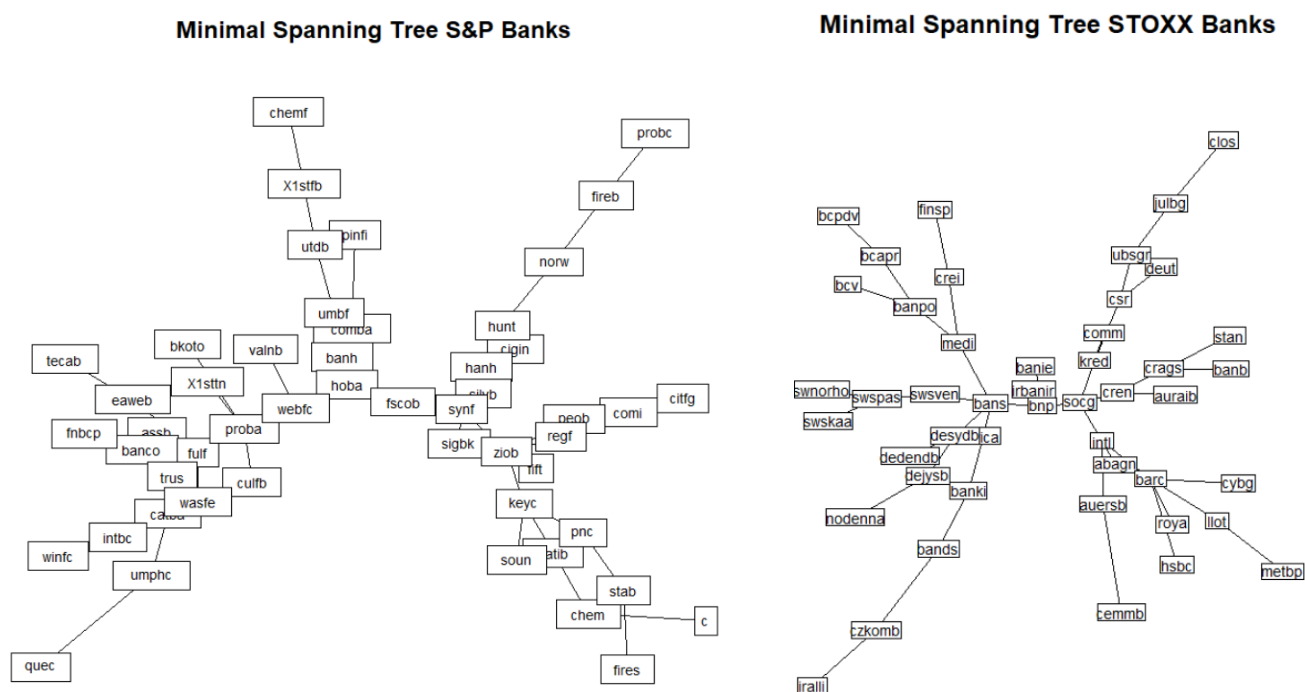
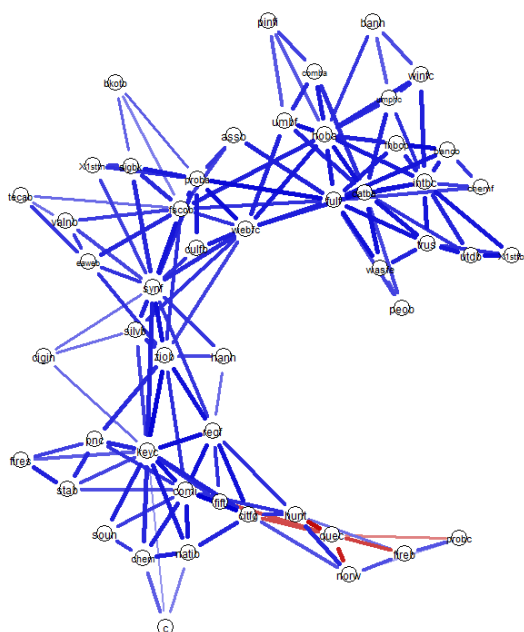


Figure 5.13.3 : Minimum Spanning Tree 2017 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.13.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de mieux visualiser les différents composants. Les réseaux TMFG S&P et STOXX nous confirment que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs, le tableau 14.2 en [annexe 14](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans les deux réseaux. C'est le cas pour le réseau S&P des banques telles que fnbcp, assb, catba, sigbk et winfc ; et pour le réseau STOXX des banques telles que crei, socg, cren, bnp et bands.

Pour terminer, les résultats du "boostrapped difference test" nous indique d'une part que les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres dans les deux réseaux. Ce test nous indique quand même quelques arêtes qui diffèrent significativement les unes des autres. Il s'agit des arêtes bnp--socg, bans--crica et banki--crica pour le réseau STOXX. D'autre part, la diagonale des tableaux 14.3 et 14.4 en [annexe 14](#) nous permet de constater que le réseau S&P a plus de liens forts que le réseau STOXX.

TMFG S&P Banks



TMFG STOXX Banks

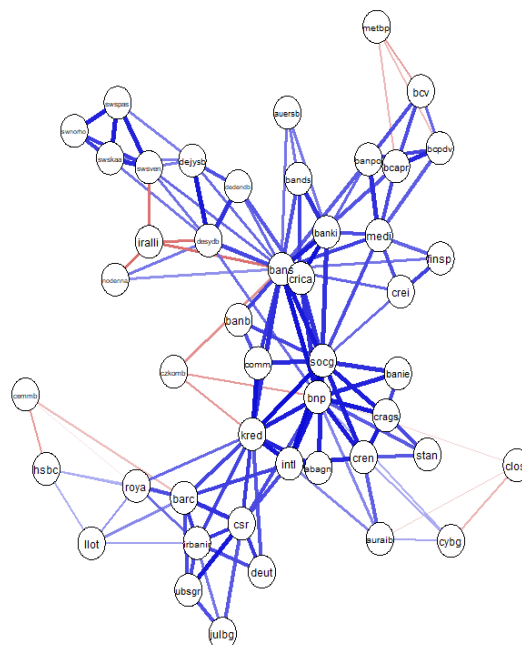


Figure 5.13.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2017 des réseaux S&P et STOXX Banks

Section 5.14 : 2018

Pour cette année d'analyse, la figure 5.14.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 15.1 en [annexe 16](#) des propriétés topologiques des deux réseaux.

En effet, s'agissant du réseau S&P, le tableau 15.1 en [annexe 16](#) nous informe que chaque banque est en connexion avec toutes les autres banques du réseau puisque nous observons qu'elles ont chacune des degrés de connexion égale à 50 et des mesures de centralité similaires ; Ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 16](#). Sur la base des propriétés topologiques, nous pouvons supposer que toutes les banques sont proches l'une de l'autre dans le réseau mais il est difficile de détecter à ce stade celles qui ont un rôle central ou qui ont le plus d'influence dans le réseau.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que le degré moyen des nœuds est de 33 ; Nous remarquons que cette moyenne est inférieure aux moyennes enregistrées en 2016 et 2017. Le réseau nous indique que Societe Generale (sogc) est la banque la plus connectée et possède les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elle occupe une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. D'autre part, Aib Group (iralli) est la banque la moins connectée et possède les mesures de centralité les plus faibles.

Pour terminer l'analyse des propriétés topologiques, le tableau 15.1 en [annexe 16](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 1 et 1 pour le réseau S&P et de 0.8572 et 1.2803 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

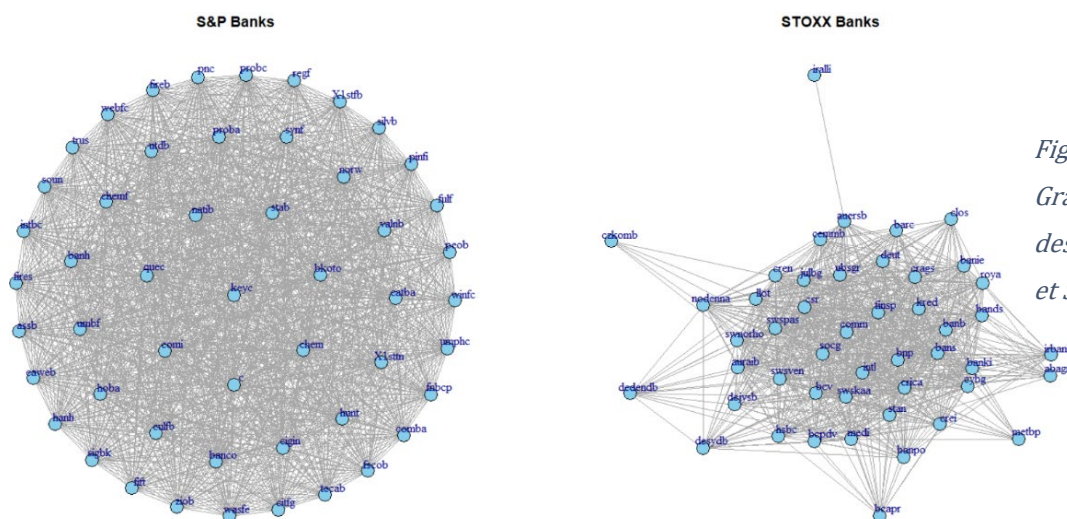


Figure 6.14.1 :
Graphes originaux
des réseaux S&P
et STOXX Banks

La figure 5.14.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous observons que le groupe c-chem pour le réseau S&P et le groupe julbg-csr-ubsgr pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous observons à la figure 5.14.3 que le groupe julbg-csr-ubsgr est bien situé au cœur du réseau et joue un rôle clé dans la contribution des connectivités du réseau ; Nous pouvons donc supposer que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par contre, la figure 5.14.3 nous montre que le groupe c-chem n'a pas une place centrale dans le réseau. Nous observons également que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes banb-bans, swnorho-swsven- swskaa-swspas et banpo-bcapr.

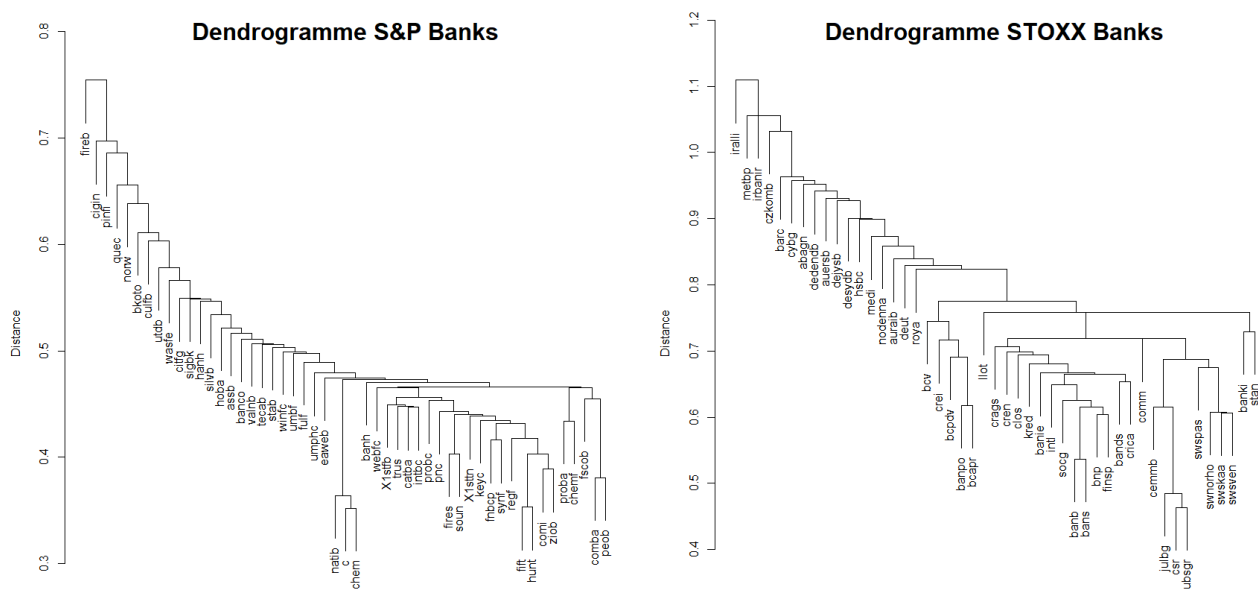


Figure 5.14.2 : Dendrogramme 2018 des réseaux S&P et STOXX

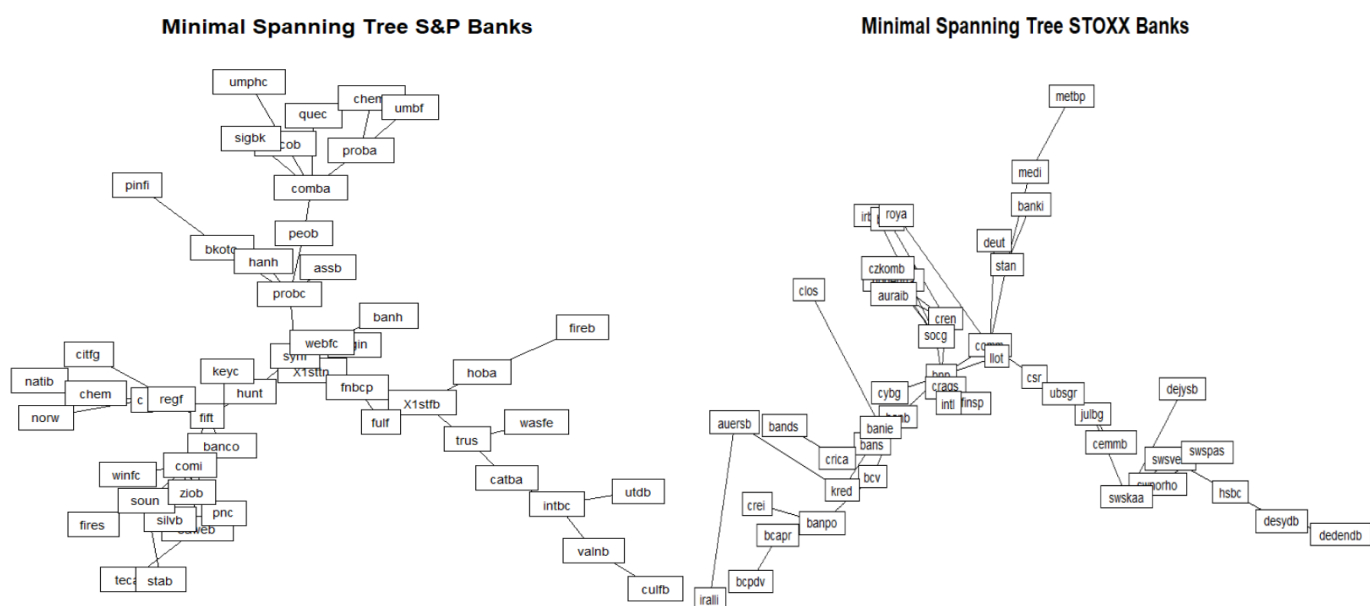
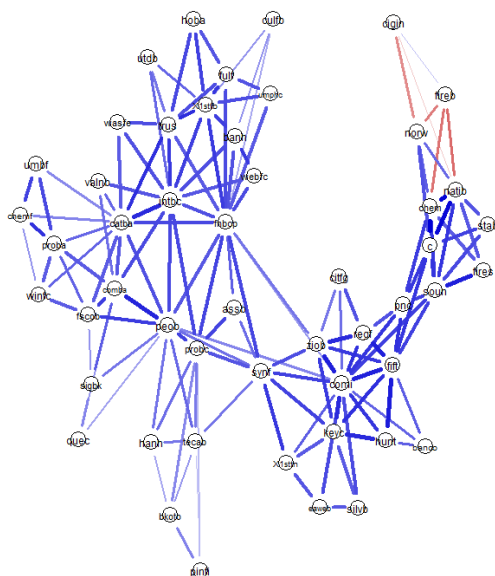


Figure 5.14.3 : Minimum Spanning Tree 2018 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.14.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de mieux visualiser les différents composants. Le réseau TMFG STOXX nous confirme que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Le réseau TMFG S&P nous confirme que le groupe c-chem qui est le moins distant des autres groupes selon la méthode HT n'occupe pas une position centrale. Par ailleurs, le tableau 15.2 en [annexe 16](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans les deux réseaux. C'est le cas pour le réseau S&P des banques telles que comi, fnbcp, intbc, catba et peob ; et pour le réseau STOXX des banques telles que banb, bnp, bans, cren et csr.

Pour terminer, les résultats du "bootstrapped difference test" nous indique d'une part que les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres dans les deux réseaux. Ce test nous indique quand même quelques arêtes qui diffèrent significativement les unes des autres. Il s'agit des arêtes c--chem, natib--chem et natib--c pour le réseau S&P et des arêtes csr--ubsgr, julbg--ubsgr et, banb--bans pour le réseau STOXX. D'autre part, la diagonale des tableaux 15.3 et 15.4 en [annexe 16](#) nous permet de constater que le réseau S&P a plus de liens forts que le réseau STOXX.

TMFG S&P Banks



TMFG STOXX Banks

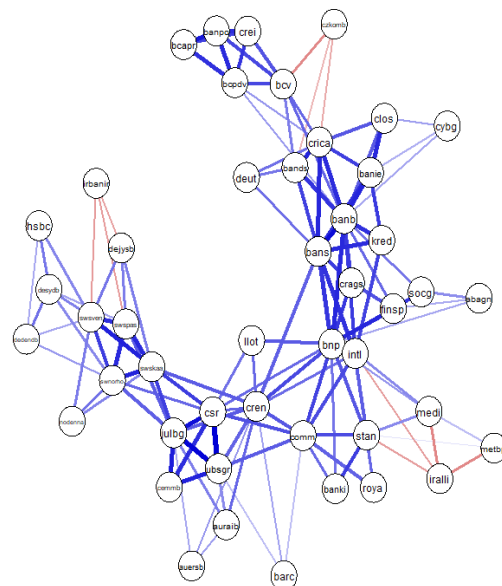


Figure 5.14.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2018 des réseaux S&P et STOXX Banks

Section 5.15 : 2019

Pour cette année d'analyse, la figure 5.15.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 16.1 en [annexe 17](#) des propriétés topologiques des deux réseaux.

En effet, le réseau S&P nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 47, 24 et 50 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 17](#). Nous observons seize banques ayant le plus de connexions et la banque la moins connectée est New York Community Bancorp (quec). De plus, ces seize banques présentent également les mesures de centralité les plus élevées ; Nous pouvons supposer à ce stade que ces banques occupent une place centrale dans le réseau.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que le degré moyen des nœuds est de 35 ; Nous remarquons que cette moyenne est inférieure aux moyennes enregistrées en 2017 et 2018. Le réseau nous indique que barc, intl et kred sont les banques les plus connectées et possèdent les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elles occupent une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. D'autre part, czkomb est la banque la moins connectée et possède les mesures de centralité les plus faibles.

Pour terminer l'analyse des propriétés topologiques, le tableau 16.1 en [annexe 17](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9897 et 1.0212 pour le réseau S&P et de 0.9193 et 1.2766 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.

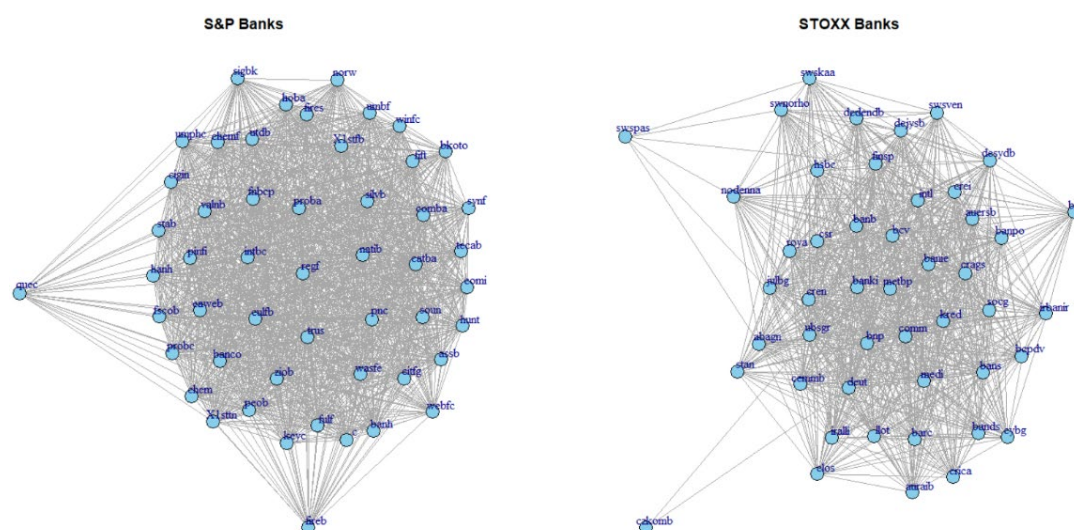


Figure 5.15.1 :
Graphes originaux
des réseaux S&P
et STOXX Banks

La figure 5.15.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous observons que le groupe comi-hunt pour le réseau S&P et le groupe bnp-crags pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous observons à la figure 5.13.3 que ces groupes sont bien situés au cœur du réseau et jouent un rôle clé dans la contribution des connectivités du réseau ; Nous pouvons donc supposer que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Nous observons également que certaines banques dans le réseau STOXX se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes bnp-crags, cren-socg et swskaa-swspas.

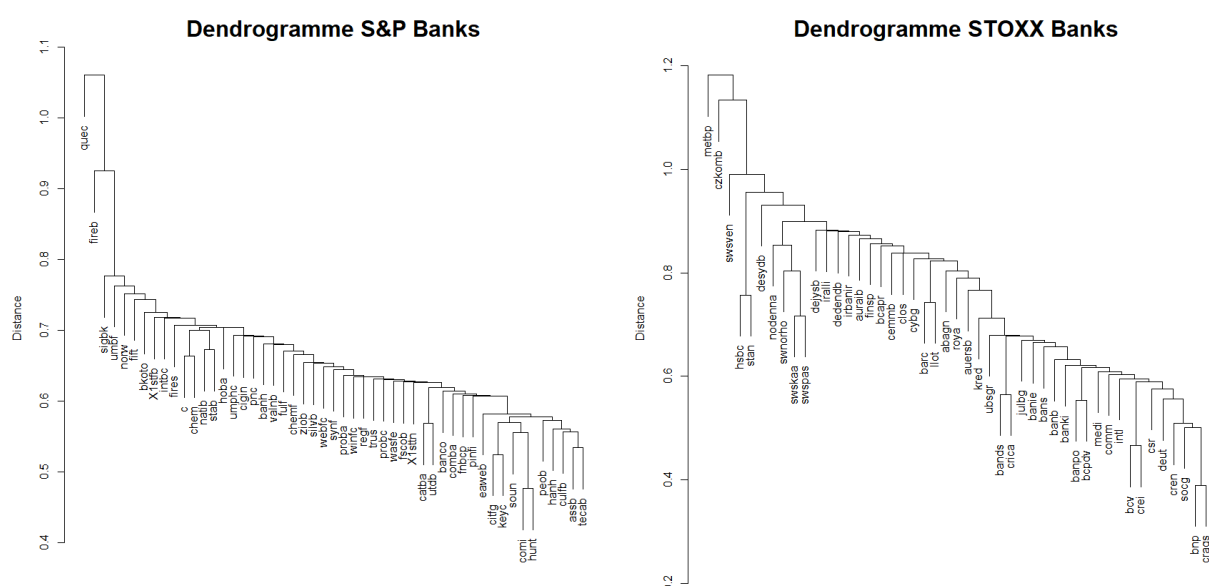


Figure 5.15.2 : Dendrogramme 2019 des réseaux S&P et STOXX

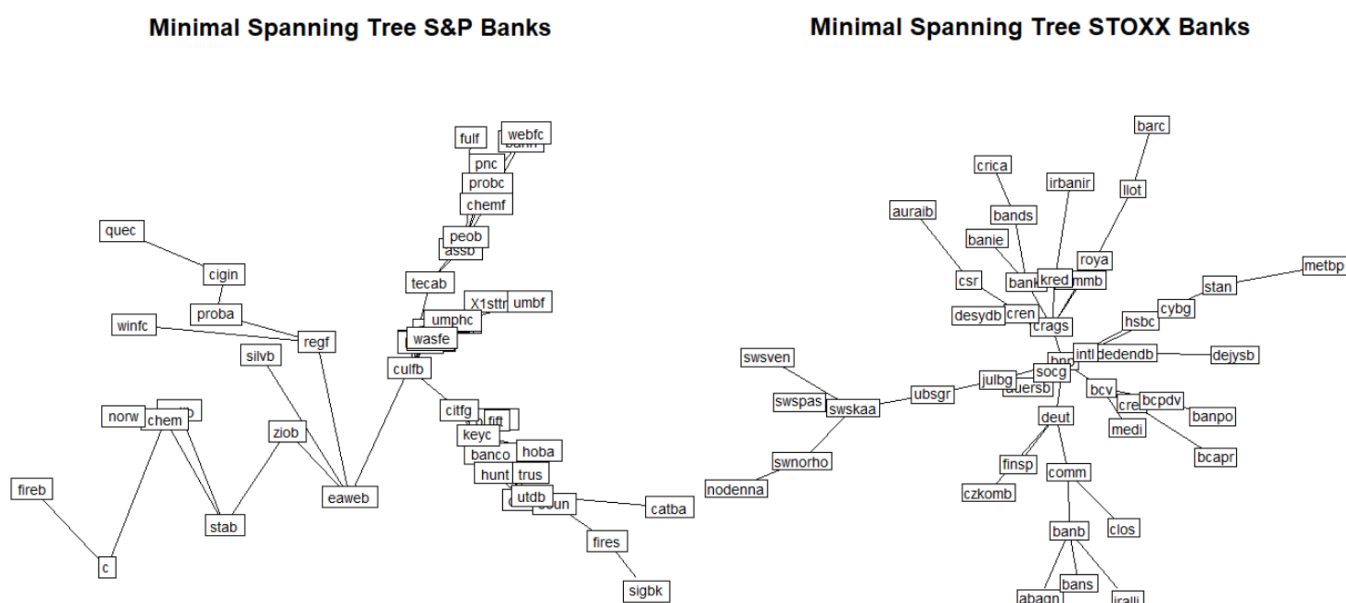
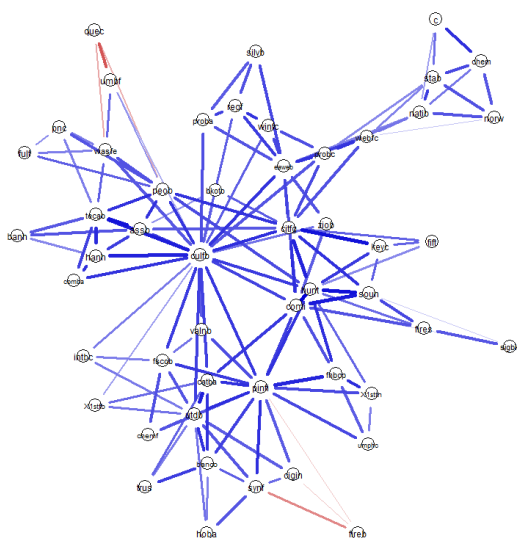


Figure 5.15.3 : Minimum Spanning Tree 2019 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.15.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de mieux visualiser les différents composants. Les réseaux TMFG S&P et STOXX nous confirment que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Par ailleurs, le tableau 16.2 en [annexe 17](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans les deux réseaux. C'est le cas pour le réseau S&P des banques telles que culfb, pinfi, citfg, hunt et utdb ; et pour le réseau STOXX des banques telles que bnp, crags, deut, bcv et banb.

Pour terminer, les résultats du "boostrapped difference test" nous indique d'une part que les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres dans les deux réseaux. Ce test nous indique quand même quelques arêtes qui diffèrent significativement les unes des autres. Il s'agit de l'arête comi--hunt pour le réseau S&P et des arêtes bnp--crags et bcv--crei pour le réseau STOXX. D'autre part, la diagonale des tableaux 16.3 et 16.4 en [annexe 17](#) nous permet de constater que le réseau S&P a plus de liens forts que le réseau STOXX.

TMFG S&P Banks



TMFG STOXX Banks

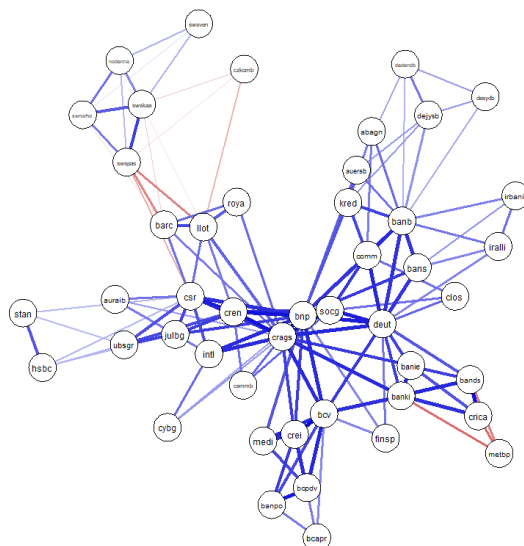


Figure 5.15.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2019 des réseaux S&P et STOXX Banks

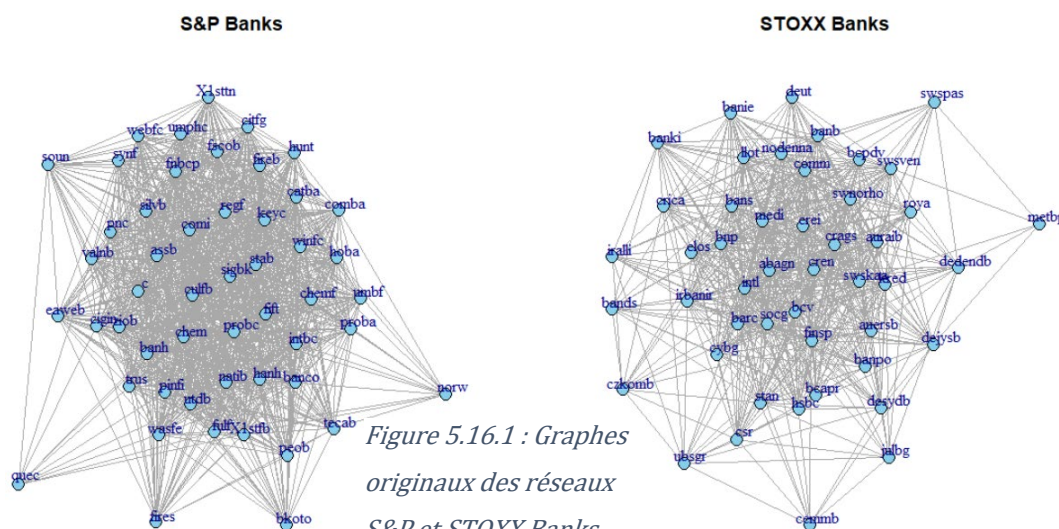
Section 5.16 : 2020

Pour cette dernière année d'analyse, la figure 5.16.1 nous montre que le réseau S&P Banks est plus dense que le réseau STOXX Banks. Ceci peut se confirmer par l'analyse du tableau 16.1 en [annexe 18](#) des propriétés topologiques des deux réseaux.

En effet, le réseau S&P nous indique que les degrés moyen, minimum et maximum des nœuds sont respectivement 40, 4 et 48 ; ce qui se confirme par la distribution des degrés en [annexe 18](#). Nous observons quatre banques ayant le plus de connexions et la banque la moins connectée est Signature Bank (sigbk). Par ailleurs, ces quatre banques présentent également les mesures de centralité les plus élevées ; Nous pouvons supposer à ce stade que ces banques occupent une place centrale dans le réseau.

Concernant le réseau STOXX Banks, l'analyse des propriétés topologiques nous indique que le degré moyen des nœuds du réseau est de 28 ; Nous remarquons que c'est le faible score enregistré depuis 2015. Le réseau nous indique que Ing Groep (intl) est la seule banque la plus connectée et elle possède les mesures de centralité les plus élevées ; ce qui signifie qu'elle occupe une place centrale et proche des autres banques dans le réseau. D'autre part, Metro Bank (metbp) est la banque la moins connectée et possède les mesures de centralité les plus faibles.

Pour terminer l'analyse des propriétés topologiques, le tableau 16.1 en [annexe 18](#) nous montre que le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin sont respectivement de 0.9052 et 1.1820 pour le réseau S&P et de 0.7662 et 1.3968 pour le réseau STOXX. Nous pouvons affirmer que le réseau S&P est plus dense que le réseau STOXX.



La figure 5.16.2 nous présente le dendrogramme des réseaux S&P et STOXX. Nous observons que le groupe assb-keyc pour le réseau S&P et le groupe swnorho-swsven pour le réseau STOXX sont les moins distants des autres groupes. Nous observons à la figure 5.16.3 que le groupe assb-keyc est bien situé au cœur du réseau et joue un rôle clé dans la contribution des connectivités du réseau ; Nous pouvons donc supposer que ces banques ont une place centrale et proche des autres banques du réseau. Par contre, la figure 5.16.3 nous montre que le groupe swnorho-swsven n'a pas une place centrale dans le réseau. Nous observons également que certaines banques se regroupent en fonction de la localisation géographique ; c'est le cas par exemple des groupes bnp-crags, cren-socg et swskaa-swspas.

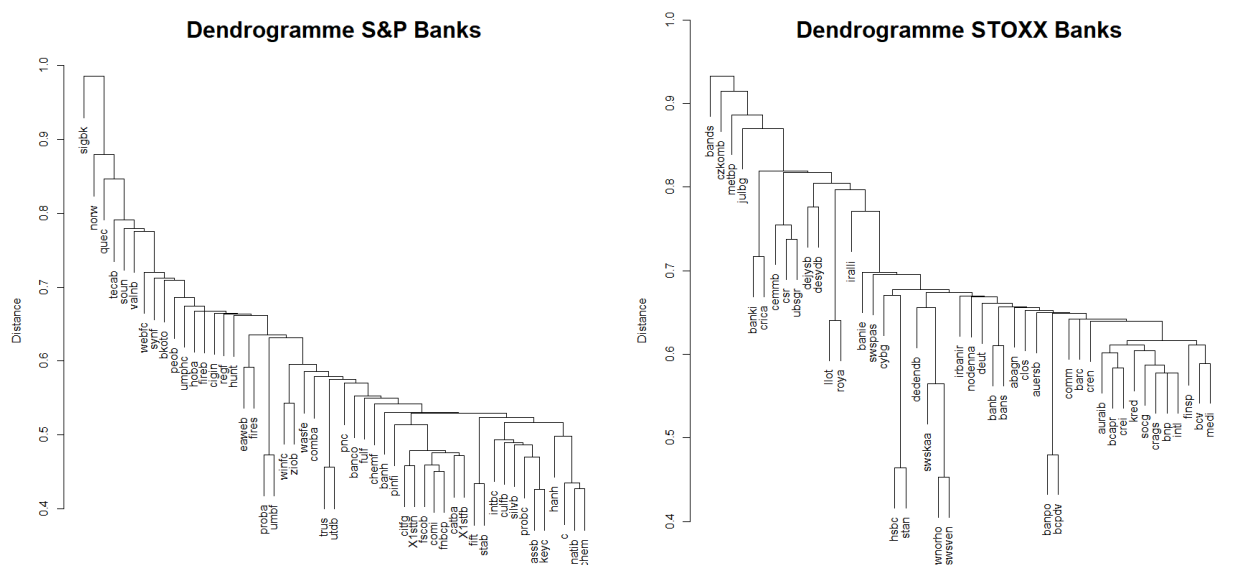


Figure 5.16.2 : Dendrogramme 2020 des réseaux S&P et STOXX

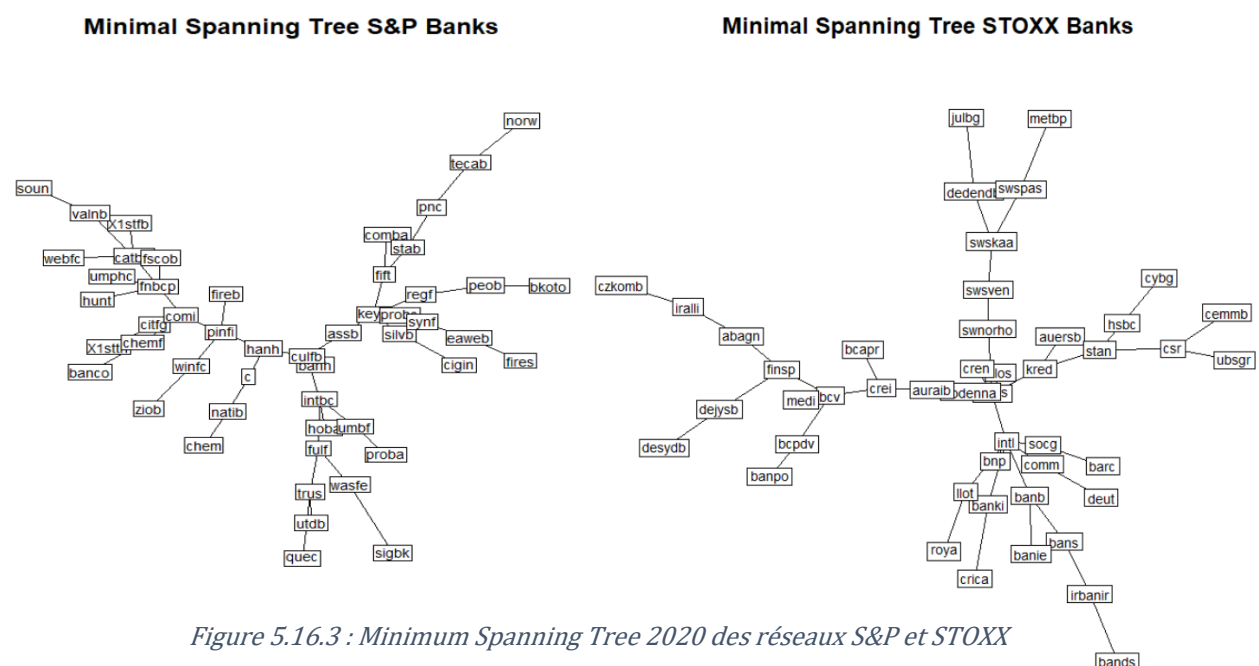
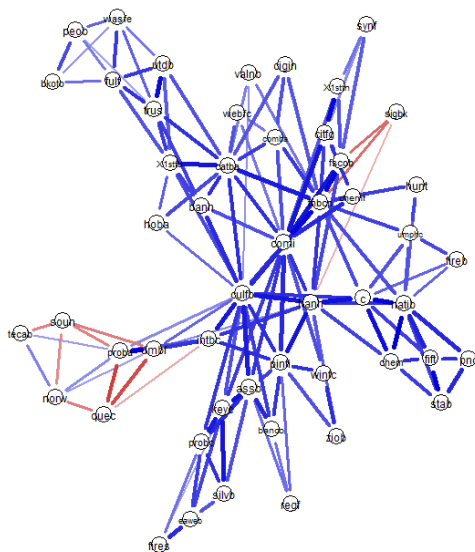


Figure 5.16.3 : Minimum Spanning Tree 2020 des réseaux S&P et STOXX

La figure 5.16.4 nous présente les réseaux S&P et STOXX après le processus de filtrage des arêtes selon la méthode TMFG. Cette méthode nous apporte plus d'informations sur nos deux réseaux et nous permet de mieux visualiser les différents composants. Le réseau TMFG S&P nous confirme que les banques ayant le plus de connexions et les mesures de centralité les plus élevées occupent bien des positions centrales. Le réseau TMFG STOXX nous confirme que le groupe swnorho-swsven qui est le moins distant des autres groupes selon la méthode HT n'occupe pas une position centrale. Par ailleurs, le tableau 17.2 en [annexe 18](#) nous permet d'identifier plus précisément à partir du TMFG les banques qui ont le plus d'influence dans les deux réseaux. C'est le cas pour le réseau S&P des banques telles que culfb, comi, fnbcp, catba et hanh ; et pour le réseau STOXX des banques telles que bcv, medi, intl, auraib et crags.

Pour terminer, les résultats du "bootstrapped difference test" nous indique d'une part que les poids des arrêtes ne diffèrent pas significativement les uns des autres dans les deux réseaux. Ce test nous indique quand même quelques arêtes qui diffèrent significativement les unes des autres. Il s'agit des arêtes natib--chem, proba--umbf, natib--c, fift--stab et comi--fnbcp pour le réseau S&P et des arêtes hsbc--stan, swnorho--swsven et banpo--bcpdv pour le réseau STOXX. D'autre part, la diagonale des tableaux 17.3 et 17.4 en [annexe 18](#) nous permet de constater que le réseau S&P a plus de liens forts que le réseau STOXX.

TMFG S&P Banks



TMFG STOXX Banks

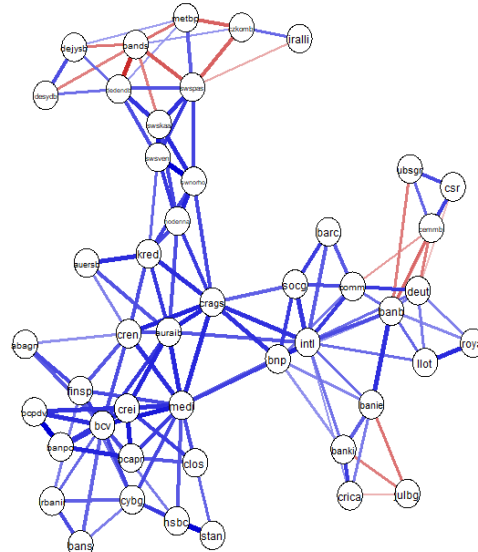


Figure 5.16.4 : Triangulated Maximally Filtered Graph 2020 des réseaux S&P et STOXX Banks

Chapitre 6 : Discussion générale

Au chapitre 5, nous avons réalisé pour les années 2005 à début 2020 une analyse en réseau du secteur bancaire américain et européen en comparant les propriétés topologiques et structures hiérarchiques des indices S&P et STOXX Banks. A présent, il sera question de donner une analyse plus globale des résultats obtenus.

Section 6.1 : Discussion générale

Premièrement, nous avons constaté que l'indice S&P Banks a largement surpassé l'indice STOXX Banks en termes de densité. Les figures en [annexe 19](#) nous présentent l'évolution sur la période d'étude de la longueur moyenne du chemin, du coefficient de clustering et du degré moyen de nos différents réseaux. En effet, comme vous pouvez le constater, la longueur moyenne du chemin est plus faible dans le réseau S&P Banks ; le degré moyen et le coefficient de clustering sont plus élevés dans le réseau S&P Banks. La seule exception à cette tendance générale c'est en 2010. Cette observation nous permet d'affirmer qu'il y a un lien entre ces trois statistiques. En effet, si un réseau est dense, alors la distance moyenne entre chaque pair de nœud est faible et le degré moyen et le coefficient de clustering sont plus élevés et réciproquement. Les résultats du "bootstrapped difference test" nous ont également permis de constater que le S&P Banks a plus de liens forts que le STOXX Banks. Nous pouvons affirmer également qu'il existe un lien entre la densité du réseau et la force du lien entre les banques. En effet, si un réseau est dense, alors il possède plus de liens forts et réciproquement.

Deuxièmement, l'analyse de l'évolution de ces différentes statistiques nous ont permis d'identifier trois périodes majeures qui ont marqué l'économie mondiale ces quinze dernières années. Durant la période 2007-2009, nous observons un pic en 2008 dans les deux réseaux, suivi directement par la baisse du niveau de connexion. Cette période correspond à la crise financière de 2007-2009 qui a précipité les Etats-Unis dans une crise des « subprimes » et propagé la contagion du système financier américain vers les banques européennes, au point de nécessiter des recapitalisations massives pour éviter l'effondrement de tout le système interbancaire. Durant la période 2010-2012, nous observons dans le réseau européen un pic à 2010 et un autre à 2012. Ces moments correspondent la crise des dettes souveraines et à l'épisode d'une possible fragmentation

des marchés financiers de la zone euro. Sans l'intervention vigoureuse de la BCE de décembre 2011 à février 2012 qui venait s'ajouter à une série de mesures non conventionnelles adoptées en Août 2011, le secteur bancaire européen se serait effondré. Le dernier pic observé se situe durant l'année 2016 au cours de laquelle les citoyens britanniques ont voté favorablement pour le retrait du Royaume-Uni de l'Union européenne (vote couramment appelé « brexit »). Bien que l'effet « bresit » ait été limité avec l'intervention de la Banque d'Angleterre, il a quand même été ressenti dans les marchés financiers car ce vote complique la circulation des capitaux et des personnes et freine les investissements directs étrangers. Ces trois périodes nous ont permis de constater qu'en période de crise, il règne un sentiment de méfiance entre les institutions financières qui leur amène à réduire le niveau de connexion afin de limiter le risque de faillite. Par ailleurs, un aspect qui a retenu notre attention, c'est l'impact d'une crise dans une région sur le niveau de connexion d'une autre région. Alors que la crise de 2007-2009 a entraîné la baisse du niveau de connexion en Europe, les crises survenues dans la zone euro n'ont pas affecté le niveau de connexion du réseau américain.

Troisièmement, nous avons remarqué que nos différents réseaux ne sont pas statiques. Ils évoluent en permanence, se reconfigurent, se contractent, se densifient, se concentrent, etc. Cette dynamique est pour une part liée aux évolutions des relations entre les entités financières en réponse au contexte économique global. Cette dynamique a pu s'observer d'une part, à partir de l'évolution des différentes statistiques et d'autre part, à partir des méthodes de filtrage de l'information. Comme attendu, nous avons pu constater qu'en termes de visualisation, la méthode TMFG surpasse largement les méthodes HT et MST. Puisque la méthode TMFG contient plus d'informations, elle est donc meilleure pour explorer les réseaux bancaires et financiers par rapport aux méthodes HT, MST et PMFG [Tang et al. (2018) ; Massara et al. (2016) ; Wang et al. (2015)]. Ainsi, la méthode TMFG nous a permis de constater que le secteur bancaire américain ou européen se concentre globalement autour de cinq banques qui ont une influence sur tout le réseau. Le tableau en [annexe 20](#) présente l'évolution du classement des cinq banques qui ont influencé le plus le réseau ces quinze dernières années. Il en ressort que Bnp Paribas a le plus influencé le réseau bancaire européen. Aux Etats unis, par contre, aucune banque n'est parvenue à elle seule, à influencer tout le réseau pendant quinze ans. Nous observons simplement que l'influence d'une banque aux Etats-Unis dépend de l'année.

Section 6.2 : Aller un peu plus loin

Nous avons expliqué au chapitre 2 que les mesures de centralité sont explicitement conçues pour produire uniquement un classement qui permet d'obtenir des indications sur les sommets les plus importants (Phillip Bonacich (1987) et Stephen P. Borgatti (2005)). Pendant longtemps, ces indicateurs n'étaient pas capables de mesurer l'influence des sommets en général. Or récemment, les physiciens et statisticiens des réseaux ont commencé à élaborer des mesures de l'influence des sommets pour résoudre ce problème. Le "bootstrapped difference test" fourni par Epskamp (2018) en est une parfaite illustration. En suivant la méthodologie élaborée par Epskamp (2018), nous pouvons réaliser une étude plus approfondie afin de déterminer la précision de l'inférence des réseaux financiers en suivant les trois étapes suivantes : (A) estimation de la précision des pondérations des arêtes ; (B) évaluer la stabilité des indices de centralité après avoir sous-dimensionné les données ; et (C) tester si les pondérations d'arête et les centralités diffèrent les unes des autres. Une telle étude se justifie parfaitement car nous avons constaté tout au long de notre travail que les banques diffèrent sensiblement dans leurs estimations des mesures de centralité. Il serait donc important d'évaluer la précision de la structure des réseaux et la stabilité des indices de centralité afin de savoir si ces différences d'estimations de centralité sont interprétables ou non.

En prouvant la stabilité des mesures de centralité et en montrant que les différences observées dans la fonction centralityPlot du paquet qgraph de R ne sont pas susceptibles d'être interprétées comme de véritables différences, les résultats de la force des différents nœuds (voir la diagonale du tableau 21.3 en [annexe 21](#)) nous donnent une alternative à la pondération des nœuds qui serviront par exemple en finance dans l'analyse du risque de portefeuille (analyse des moments, de la VaR, de l'ES, etc.) et dans l'analyse de la performance ajustée au risque d'un portefeuille (CAPM, APT, Fama et French, etc.). Ainsi, en gestion de portefeuille, nous pourrions par exemple comparer les caractéristiques d'un portefeuille équipondéré (EWP), d'un portefeuille efficient (EP), d'un portefeuille de variance minimale (GMVP), d'un portefeuille tangent (TP), d'un portefeuille ciblant le rendement attendu le plus élevé (MP) et un portefeuille dont les poids des actifs sont issus de la force des nœuds découlant de l'analyse en réseau.

Conclusion

Dans ce mémoire, nous avons étudié les propriétés topologiques et les structures des réseaux bancaires. En utilisant des prix journaliers à la clôture de deux séries d'actions des indices S&P Banks et STOXX Banks, sur une période de Janvier 2005 à Février 2020, nous avons construit une matrice des distances à partir des matrices de corrélations des rendements journaliers. Sur base de cette matrice des distances, nous avons construit des réseaux originaux avec comme sommets des banques et comme arêtes les relations de corrélation. Afin de comparer le niveau de densité des réseaux originaux, nous avons systématiquement étudié les propriétés topologiques, à savoir, les mesures de centralité, le coefficient de clustering et la longueur moyenne du chemin. Par la suite, nous avons systématiquement appliqué des méthodes de filtrage d'arêtes pour simplifier les réseaux, à savoir, l'arbre hiérarchique (HT), l'arbre à portée minimale (MST) et le graphe triangulé filtré au maximum (TMFG). Pour chaque réseau filtré, nous avons pu tirer le maximum d'informations.

En partant de l'hypothèse prouvée par Mantegna (1999) selon laquelle les rendements des actions d'un même secteur évoluent ensemble dans un indice global, il était intéressant d'effectuer une analyse plus approfondie sur un secteur plus spécifique, en l'occurrence le secteur bancaire, afin d'extraire le maximum d'informations. Comme attendu, nous avons pu constater que les réseaux bancaires américain et européen sont densément connectés affichant des niveaux de densité supérieur à 75% et frôlant presque les 100% dans le réseau bancaire américain. Le secteur bancaire étant celui qui transmet la politique monétaire décidée par les banques centrales au monde réel, l'évolution de son niveau de connexion nous a permis de déceler trois périodes qui ont marqué les Etats-Unis d'Amérique, l'Europe et le reste du monde. Il s'agit de la crise financière de 2007-2009, la crise des dettes souveraines 2010-2012 en Europe et le vote du « bresit » en 2016 au Royaume-Uni. Comme attendu, nous avons vérifié que les périodes de grandes crises précèdent toujours un pic de connexion [Mantegna (1999) et Billio et al. (2012)].

Par ailleurs les méthodes de filtrage d'arêtes nous ont permis de vérifier que la méthode TMFG surpasse les méthodes HT et MST car elle contient plus d'informations [Tang et al. (2018) ; Massara et al. (2016) ; Wang et al. (2015)]. Ainsi à partir du TMFG, il serait intéressant pour un trader de développer des stratégies de couverture à partir des

informations révélées comme par exemple la vente à découvert qui est l'une des principales stratégies utilisées par les fonds spéculatifs. Cette stratégie consisterait dans ce cas à vendre à découvert les actions d'un composant et à acheter les actions d'un autre composant. De plus, le TMFG nous a révélé que cinq banques influencent le plus réseau. Il serait intéressant de mettre en place des stratégies de gestion des risques afin d'éviter que ces banques provoquent un effondrement du système bancaire en cas de mauvaise performance et plonger à nouveau le monde dans une période de crise profonde comme ce fut le cas durant la crise bancaire de 2007-2009.

Pour terminer, nous avons constaté que la plupart d'études de filtrage d'arêtes des réseaux bancaires et financiers utilisent la méthodologie de Mantegna (1999) sans se préoccuper des rendements des actions d'origine. Or ce qui serait intéressant pour un gestionnaire de fonds, c'est de trouver des techniques lui permettant d'ajuster et d'optimiser son portefeuille. Ainsi, il serait intéressant d'explorer la méthodologie élaborée par Epskamp (2018) permettant de calculer précisément l'influence d'un sommet à partir des techniques de « bootstrapping ». Ainsi, nous pourrions comparer les caractéristiques d'un portefeuille équipondéré (EWP), d'un portefeuille efficient (EP), d'un portefeuille de variance minimale (GMVP), d'un portefeuille tangent (TP), d'un portefeuille ciblant le rendement attendu le plus élevé (MP) et un portefeuille dont les poids des actifs sont issus de la force des nœuds découlant de l'analyse en réseau.

Bibliographie

Acemoglu, D., Ozdaglar, A., Tahbaz-Salehi, A. (2013). Systemic Risk and Stability in Financial Networks. *mimeo. MIT*.

Akiyama, J., Kano, M. (1985). Factors and factorizations of graphs—a survey. *J. Graph Theory*, 9, 1-42

Albert, R., Barabási, A.-L. (2002). Statistical mechanics of complex networks. *Rev. Mod. Phys.* 74, 47–97

Babus, A. (2016). The Formation of Financial Networks. *RAND Journal of Economics*, 47, 239-272

Bala, V., Goyal, S. (1998). Learning from Neighbors. *Review of Economic Studies*, 65, 595-621.

Bala, V., Goyal, S. (2000). A noncooperative model of network formation. *Econometrica*, 68, 1181-1230

Bala, V., Goyal, S. (2001). Conformism and Diversity under Social Learning. *Economic Theory*, 17, 101-120.

Bang-Jensen, J., Gutin, G. (2001). Digraphs: theory, algorithms, and applications. Springer

Barabási, A., Albert, R. (1999). Emergence of scaling in random networks. *Science*, 286 (5439), 509–512

Barabási, A.-L. Bonabeau, E. (2003). Scale-Free Networks. *Scientific American*, 288 (5).

Benzi, M., Klymko, C. (2013). A matrix analysis of different centrality measures, *arXiv*

Berge, C. eds (1976). Graphs and hypergraphs. North-Holland Mathematical Library

Billio, M., Getmansky, M., Lo, A. W., & Pelizzon, L. (2012). Econometric measures of connectedness and systemic risk in the finance and insurance sectors. *Journal of Financial Economics*, 104(3), 535-559.

Bloch, F., Jackson, M.O. (2006). Definitions of equilibrium in network formation games. *Journal of Game Theory*, 34, 305-318

Bloch, F., Jackson, M.O. (2007). The formation of networks with transfers among players. *Journal of Economic Theory*, 133, 83-110.

Bollobás, B., Riordan, O. (2002). Mathematical results on scale-free random graphs. In *Handbook of Graphs and Networks: From the Genome to the Internet*. Wiley-VCH, 1–34

Bollobás, B., Riordan, O. (2004). The diameter of a scale-free random graph. *Combinatorica* 24 (1), 5–34

- Bonacich, P. (1987). Power and Centrality: A Family of Measures. *American Journal of Sociology*, 92, 1170–1182
- Bonacich, P. (1972). Factoring and weighting approaches to status scores and clique identification. *J. Math. Socio*, 2 (1), 113–120
- Bonanno, G., Caldarelli, G., Lillo, F. et al. (2003). Topology of correlation-based minimal spanning trees in real and model markets. *Physical Review E: Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, vol. 68, 4.
- Borgatti, S.P. (2005). Centrality and Network Flow. *Social Networks*, 27, 55-71
- Borgatti, S.P., Everett, M.G. (2006). A Graph-Theoretic Perspective on Centrality. *Social Networks*, 28, 466–484
- Boss, M., Elsinger, H., Summer, M., Thurner, S. (2004). The network topology of the interbank market. *Quantitative Finance*, 4 (6), 677–684
- Bramouille, Y., Kranton, R. (2007a). Public Goods in Networks. *Journal of Economic Theory*, 135, 478-494.
- Bramouille, Y., Kranton, R. (2007b). Risk Sharing Across Communities. *American Economic Review Papers and Proceedings*, 97, 70-74.
- Bramouille, Y., Kranton, R. (2007c). Risk-Sharing Networks. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 64, 275-294.
- Brandes, U., Erlebach, T. eds (2005). *Network Analysis: Methodological Foundations*. New York: Springer
- Carrington, P.J., Scott, J., Wasserman, S. et al. (2005). *Models and methods in social network analysis*. Cambridge: Cambridge University Press
- Brida, J. G., Risso, W. A. (2010). Hierarchical structure of the German stock market, *Expert Systems with Applications*, vol. 37, 5, 3846–3852.
- Cajueiro, D.O., Tabak, B.M. (2007). The role of banks in the Brazilian interbank market: Does bank type matter? *Working Paper 130, Banco Central do Brasil, Research Department*.
- Chen, C. M. (2008) Classification of scientific networks using aggregated journal-journal citation relations in the Journal Citation Reports. *J. Amer. Soc. Inform. Sci. Technol.*, 59, 2296–2304.
- Choi, S., Gale, D., Kariv, S. (2005). Behavioral Aspects of Learning in Social Networks: An Experimental Study. *Advances in Applied Microeconomics*, 13, 25-61.
- Chung, F., Lu, L. (2006). *Complex Graphs and Networks*. *American Mathematical Society*
- Cormen, T.H., Leiserson, C.E., Rivest, R.L. et al. (1990). *Introduction to Algorithms*. *MIT Press and McGraw-Hill*, 531–539

Cormen, T.H., Leiserson, C.E., Rivest, R.L. et al. (2001). Introduction to Algorithms, 2nd edn. Cambridge: MIT Press.

di Battista, G., Eades, P., Tamassia, R. et al. (1999). Graph Drawing. Englewood Cliffs: Prentice Hall,

Diestel, R. (2005). Graph Theory. Heidelberg: Graduate Texts in Mathematics. Springer-Verlag

Djawadi, B.M., Endres, A., Hoyer, B. et al. (2018): Network Formation and Disruption - An Experiment: Are Equilibrium Networks Too Complex? In: *Journal of Economic Behavior & Organization*, forthcoming

Dorogovtsev, S., Mendes, J., Samukhin, A. (2000). Structure of growing networks with preferential linking. *Phys. Rev. Lett*, 85 (21), 4633–4636

Durlauf, S.N. (1996). A Theory of Persistent Income Inequality. *Journal of Economic Growth*, 1, 75-93.

Dutta, B., Ghosal, S., Ray, D. (2005). Farsighted Network Formation. *Journal of Economic Theory*, 122, 143-164

Dziubiński, M., Goyal, S. (2013). Network design and defence. *Games and Economic Behavior*, Volume 79, 30-43

Eisenberg, L., Noe, T.H. (2001). Systemic risk in financial systems. *Management Science*, 47, 236-249.

Epskamp, S., Borsboom, D., Fried, EI. (2018). Estimating psychological networks and their accuracy: A tutorial paper. *Behav Res Methods*. 50, 195-212.

Ellison, G. (1993). Learning, Local Interaction and Coordination. *Econometrica*, 61, 1047-1072.

Erdős, P., Rényi, A. (1959). On random graphs. *Publicationes Mathematicae*, 6, 290–297

Erdős, P., Rényi, A. (1960). On the evolution of random graphs». *Publications of the Mathematical Institute of the Hungarian Academy of Sciences*, 5, 17-60

Erdős, P., Rényi, A. (1961). On the strength of connectedness of a random graph. *Acta. Math. Acad. Sci. Hung.* 12, 261–267

Erol, S., Vohra, R. (2017). Network Formation and Systemic Risk. *Working paper*

Euler, L. (1741). Solutio problematis ad geometriam situs pertinentis. *Comentarii academiae scientiarum Petropolitanae*, 8, 128–140

Fafchamps, M., Gubert, F. (2006). The Formation of Risk-Sharing Networks. *Journal of Development Economics*, forthcoming.

Fagiolo, G. (2007). Clustering in complex directed networks. *Phys. Rev. E*. 76 (2)

- Freeman, L. (1977). A set of measures of centrality based on betweenness. *Sociometry*, 40
- Freeman, L.C. (2004). The development of social network analysis: a study in the sociology of science. Vancouver: Empirical Press
- Freeman, L.C, White, D.R., Romney, A.K. (1989). Research methods in social network analysis. New Brunswick: Transaction Books
- Frey, B. J.& Dueck, D. (2007). Clustering by passing messages between data points. *Science*, 315, 972–976.
- Furusawa, T., Konishi, H., (2005). Free Trade Networks. *Japanese Economic Review*, 56, 144-164.
- Gale, D., Kariv, S. (2003). Bayesian Learning in Social Networks. *Games and Economic Behavior*, 45, 329-346.
- Gale, D., Kariv, S. (2007). Trading in Networks: A Normal Form Game Experiment. working paper, New York University.
- Georg, C.P. (2013). The effect of the interbank network structure on contagion and common shocks. *Journal of Banking & Finance*, 37 (7), 2216-2228
- Geyer, C., Thompson, E. (1992). Constrained Monte Carlo maximum likelihood for dependent data. *J. Roy. Stat. Soc. Ser. 54* (3), 657–699
- Gilles, R.P., Sarangi, S. (2005). Stable Networks and Convex Payoffs. *working paper Virginia Tech*
- Gofman, M. (2013). A Network-Based Analysis of Over-the-Counter Markets. *mimeo. University of Wisconsin Madison*
- Goyal, S., Vega-Rodondo, F. (2007). Structural Holes in Social Networks. *Journal of Economic Theory, forth coming*
- Goyal, S., Konovalov, A., Moraga-Gonzales, J. (2005). Hybrid R&D. working paper, University of Essex.
- Handcock, M. (2003). Assessing degeneracy in statistical models of social networks. *Technical Report, Center for Statistics and the Social Sciences, University of Washington*
- Hastie, T., Tibshirani, R. & Friedman, J. (2008). The Elements of Statistical Learning, 2nd edn. Berlin, Heidelberg, New York: Springer.
- Hoff, P. (2008). Modeling homophily and stochastic equivalence in symmetric relational data. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*
- Holzer, H.J. (1987). Informal Job Search and Black Youth Unemployment. *American Economic Review*, 77, 446-452.

- Jackson, M.O., Wolinsky, A. (1996). A strategic model of social and economic networks. *Journal of Economic Theory*, 71, 44-74
- Jackson, M.O., Watts, A. (2002). The Evolution of Social and Economic Networks. *Journal of Economic Theory*, 106 (2), 265-295
- Kashtan, N., Itzkovitz, S., Milo, R. et al. (2004). Efficient sampling algorithm for estimating subgraph concentrations and detecting network motifs. *Bioinformatics*, 20 (11).
- Katz, L. (1953). A new status index derived from sociometric analysis. *Psychometrika*, 18.
- Katz, M. Shapiro, C. (1994). Systems Competition and Networks Effects. *Journal of Economic Perspectives*, 8, 93-115.
- Kaufman, L., Rousseeuw, P. (1990). Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis.
- Kenett, D. Y., Tumminello, M., Madi, A. et al. (2010). Dominating clasp of the financial sector revealed by partial correlation analysis of the stockmarket. *PLoS ONE*, 5, 12.
- Kenett, D., Huang, Y. X., Vodenska, I. et al. (2015). Partial correlation analysis: applications for financial markets," *Quantitative Finance*, 15, 4, 569–578.
- Kirman, A. (1997). The Economy as an Evolving Network. *Journal of Evolutionary Economics*, 7, 339-353.
- Kolaczyk, E. (2009). Statistical Analysis of Network Data: Methods and Models. New York: Springer
- Kolaczyk, E.D., Csárdi, G. (2014). Statistical analysis of network data with R. Use R!. New York: Springer
- Kruskal Jr, J.B. (1956). On the shortest spanning sub-tree of a graph and the traveling salesman problem. *Proc. Amer. Math. Soc.*, 7, 48-50
- Kocakaplan, Y., Doğan, Ş., Deviren, B., et al. (2013). Correlations, hierarchies and networks of the world's automotive companies. *Physica A*, 392, 12, 2736-2774.
- Lawyer, G. (2015). Understanding the spreading power of all nodes in a network: a continuous-time perspective. *Sci Rep*, 5, 8665
- MacQueen, J. B. (1967). Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations. *Proceedings of 5th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*. Berkeley: University of California Press.
- Manna, M., Iazzetta, C. (2009). The topology of the interbank market: developments in Italy since 1990. *Temi di discussione (Economic working papers) 711, Bank of Italy, Economic Research Department*.
- Manning, C., Raghavan, D. P., Schütze, H. (2008). Introduction to Information Retrieval. Cambridge: Cambridge University Press.

Mantegna, R. N. (1999). "Hierarchical structure in financial markets," *The European Physical Journal B - Condensed Matter and Complex Systems*, vol. 11, no. 1, pp. 193–197, 1999.

Mantegna, R.N., Stanley, H.E. (2000). *An Introduction to Econophysics: Correlations and Complexity in Finance*. Cambridge University Press

Marti, G., Nielsen, F., Bińkowski, M. et al. (2017). A review of two decades of correlations, hierarchies, networks and clustering in financial markets. Last revised 29 Dec 2019

Massara, G. P., Di Matteo, T., & Aste, T. (2016). Network filtering for big data: Triangulated maximally filtered graph. *Journal of Complex Networks*, 5, 161–178.

Mauleon, A., Vannetelbosch, V.J. (2004). Farsightedness and Cautiousness in Coalition Formation. *Theory and Decision*, 56, 291-324.

McLachlan, G., Krishnan, T. (2007). *The EM Algorithm and Extensions*. New York: Wiley

Milo, R., Shen-Orr, S., Itzkovitz, S. et al. (2002). Network motifs: simple building blocks of complex networks. *Science*, 298 (5594), 824–827

Mitzenmacher, M. (2004). A brief history of generative models for power law and lognormal distributions. *Internet Math*, 1 (2), 226–251

Myerson, R. (1991). *Game Theory: Analysis of Conflict*. Harvard University Press: Cambridge MA.

Myerson, R. (1977). Graphs and cooperation in games. *Math. Oper. Res.* 2, 225-229

Nesetril, J., Milkova, E., Nesetrilova, H. (2001). Otakar Boruvka on minimum spanning tree problem: translation of both the 1926 papers, comments, history. *DMATH. Discret. Math.* 233, 3–36

Newman, M.E.J. (2003). The Structure and Function of Complex Networks. *SIAM Review*, 45, 167-256.

Newman, M. (2010). *Networks: An Introduction*. Oxford: Oxford University Press

Onnela, J.-P., Chakraborti, A., Kaski, K., et al. (2003). Asset Trees and Asset Graphs in Financial Markets. *Physica Scripta*, 106, 48.

Onnela, J.-P., Chakraborti, A., Kaski, K., et al. (2003). Dynamics of market correlations: Taxonomy and portfolio analysis. *Physical Review E: Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics*, 68.

Onnela, J.-P., Kaski, K. Kertesz, J. (2004). Clustering and information in correlation based financial networks. *European Physical Journal B*, 38, 353-362

Page, F., Wooders, M., Kamat, S. (2005). Networks and Farsighted Stability. *Journal of Economic Theory*, 120, 257-269.

- Paivinen, N. (2005) Clustering with a minimum spanning tree of scale-free-like structure. *Pattern Recogn. Lett.*, 26, 921–930.
- Plummer, M. (2007). Graph factors and factorization: 1985–2003: A survey. *Discrete Mathematics*, 307, 791–821
- Rees, A. (1966). Information Networks in Labor Markets. *American Economic Review*, 56.
- Sabidussi, G. (1966). The centrality index of a graph. *Psychometrika*, 31, 581–683
- Samoylenko, I., Chao, T.-C., Liu, W.-C. et al. (2006). Visualizing the scientific world and its evolution. *J. Amer. Soc. Inform. Sci. Technol.*, 57, 1461–1469.
- Scott, J. (2004). *Social Network Analysis: A Handbook*, 2nd edn. Newbury Park: Sage Publications
- Scott, J., Carrington, P.C. (2011). *Handbook of social network analysis*. London: Sage
- Song, W.-M., Di Matteo, T., Aste, T. (2012). Hierarchical information clustering by means of topologically embedded graphs. *PLoS ONE*, 7.
- Tang, Y., Xiong, J., Jia, Z-Y. et al. (2018). Complexities in Financial Network Topological Dynamics: Modeling of Emerging and Developed Stock Markets. *Complexity, Hindawi*, 1–31
- Tumminello, M., Aste, T., di Matteo, T. et al. (2005). A tool for filtering information in complex systems. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 102, 30, 10421–10426.
- Wang, G.-J. Xie, C., Stanley, H. E. (2018). Correlation Structure and Evolution of World StockMarkets: Evidence from Pearson and Partial Correlation-Based Networks,” *Computational Economics*, 51, 3, 607–635.
- Wang, Y.D., Wei, C.F., Wu. C.F. (2015). Stock market network’s topological stability: evidence from planar maximally filtered graph and minimal spanning tree. *International Journal of Modern Physics B*, 29(22).
- Ward Jr, J. H. (1963). Hierarchical grouping to optimize an objective function. *J. Amer. Statist. Assoc.*, 58, 236–244.
- Wasserman, S., Faust, K. (1994). *Social network analysis: methods and applications*. New York: Cambridge University Press
- Wasserman, S., Galaskiewicz, J. (1994). *Advances in social network analysis*. Beverley Hills: Sage
- Watts, D., Strogatz, S. (1998). Collective dynamics of ‘small-world’ networks. *Nature*, 393 (6684), 440–442
- West, D.D. (1996). *Introduction to Graph Theory*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.

Annexes

Annexe 1 : Paramétrage sur Macrobond et enregistrement des données sur Excel

Macrobond interface showing the 'Create time series data set' dialog box. The dialog is configured for 'Equity - Prices' and 'United States, Bank of Hawaii Ord Shs'. The 'Processed' tab is active, showing the 'Convert to document data set' button. The 'Content' section shows the start date as 03/01/2005 and the end date as 03/02/2020. The 'Output' section shows the order as 'Old values first' and the period date as 'First'. The 'Conversions' section shows the frequency as 'Daily' and the conversion method as 'Automatic'. The 'Positioning' section shows the automatic position as 'A3'.

Title	Frequency	Start date
Ca...	Daily	11/02/19...
Cl...	Daily	31/12/19...
Cl...	Daily	31/12/19...
Div...	Daily	31/12/19...
Hi...	Daily	20/10/19...
Lo...	Daily	20/10/19...
Ma...	Daily	31/12/19...
Op...	Daily	02/01/20...
Sh...	Daily	31/12/19...

Title	Original frequency	Start date	Analysis	Rate of change	Scale
United States, Close, USD					
Ca...	Daily	03/01/2001	Edit...	None	None
Cit Group Ord Shs	Daily	10/12/2009	Edit...	None	None
Bank of America Ord Shs	Daily	31/12/1985	Edit...	None	None
Citigroup Inc.	Daily	31/10/1986	Edit...	None	None
Jpmorgan Chase Ord Shs	Daily	31/12/1985	Edit...	None	None
Pnc Financial Services Group Ord Shs	Daily	31/12/1985	Edit...	None	None
U.S. Bancorp. Ord Shs	Daily	31/12/1985	Edit...	None	None

Macrobond																
Data set																
United States, Close, USD																
	Associated Ba	Bancorsouth	Bank of Amer	Bank of Hawa	Bank Ozk Ord	Cathay Gener	Cit Group Ord	Citigroup Inc.	Citizens Finan	Comerica Ord	Commerce Be	Cullen Frost B	East West Bar	Fifth Third Bai	First Financial	First Horizon I
Security.Ticke	u.assb.n	u.banco.n	u.natib.n	u.banh.n	u.bkoto.o	u.catba.o	u.cigin.n	c.n	u.cifig.n	u.comi.n	u.comba.o	u.culfb.n	u.eaweb.o	u.fift.o	u.1stfb.o	u.1stnn.n
03/01/2005	32,95	24,04	46,46	50,1	8,715	36,97		482,7		60,43	23,7678	47,94	41,51	47,55	5,5875	35,8722
04/01/2005	32,71	23,74	45,82	49,66	8,5825	36,73		478,6		60,03	23,5208	47,44	41,07	47,21	5,55	35,4723
05/01/2005	32,59	23,3	45,29	49,27	8,34	35,79		484,6		59,4	23,3124	47,32	41,35	46,45	5,5188	35,439
06/01/2005	32,44	23,22	45,22	49,15	8,3788	35,51		489,3		59,48	23,3318	47,51	41,2	46,26	5,5238	35,5889
07/01/2005	32,45	22,66	44,73	49,32	8,3775	34,42		486,5		59,26	23,1477	47,17	40,1	45,95	5,4037	35,3474
10/01/2005	32,32	22,99	45,29	48,86	8,35	35,21		483,3		59,63	23,201	46,86	40,02	46,03	5,44	35,4057
11/01/2005	32,1	23	45,18	48,86	8,3725	35,11		482,2		59,62	23,2107	46,8	39,63	45,67	5,4313	35,414
12/01/2005	32	22,65	45,06	48,3	8,375	34,5		480,7		59,15	22,9927	46,85	39,01	45,25	5,4513	35,3724
13/01/2005	31,67	22,19	44,5	47,77	8,2875	33,73		476		58,35	22,9346	46	38,775	44,52	5,3763	35,2391
14/01/2005	31,71	22,34	44,89	47,89	8,2925	33,86		475		58,72	22,8571	45,85	38,13	44,55	5,4375	35,1391
17/01/2005	31,71	22,34	44,89	47,89	8,2925	33,86		475		58,72	22,8571	45,85	38,13	44,55	5,4375	35,1391
18/01/2005	31,98	22,87	45,73	48,85	8,26	34,42		481,7		59,56	23,0605	46,93	38,39	47,17	5,5088	35,5806
19/01/2005	31,72	22,15	44,97	48,56	8,2275	33,8		480,1		59,05	23,1526	46,72	38,1	46,68	5,4838	35,8555
20/01/2005	32	21,89	45,31	48,55	8,24	33,62		477,7		59,28	23,3415	46,4	37,51	46,29	5,52	35,7056
21/01/2005	31,81	22,06	45,09	48,25	8,375	33,68		479,3		58,2	23,2882	46,25	37,28	46,01	5,605	35,8555
24/01/2005	32,02	21,91	45,22	48,68	8,34	33,57		483,6		58,11	23,1526	46,1	37,17	46,62	5,5125	35,8222
25/01/2005	32,84	21,91	45,59	48,9	8,375	33,05		485,1		56,78	22,6584	46,14	37,3	46,25	5,5438	35,8389
26/01/2005	33,07	21,9	45,77	48,27	8,45	33,92		484,8		57,27	23,0121	45,9	39,35	46,63	5,6125	35,8139
27/01/2005	32,78	21,6	45,53	48,18	8,335	34,64		485,6		56,92	22,8667	46,53	37,91	46,43	5,6338	35,5723
28/01/2005	32,6	21,2	45,7	47,52	8,3275	34,69		483,8		57,06	22,8474	46,01	37,28	45,8	5,75	35,2724
31/01/2005	33,03	21,8	46,37	47,91	8,4225	36,33		490,5		57,86	23,2882	46,96	38,94	46,47	5,745	35,464
01/02/2005	33,42	22	46,68	48,26	8,425	36,75		494,8		57,53	23,2785	47,49	39,13	46,95	5,7575	35,5306
02/02/2005	33,42	21,95	46,73	48,95	8,4475	36,73		496,8		57,87	23,5062	47,96	39,2	47,39	5,6788	35,2807
03/02/2005	33,15	21,7	46,4	48,98	8,4125	36,7		491,5		58,19	23,4481	48	38,69	47,36	5,66	35,6639
04/02/2005	33,4	21,89	46,89	49,01	8,525	36,97		497,8		58,75	23,5692	48,6	38,2	48,09	5,6875	36,2887
07/02/2005	33,43	22,05	46,64	48,82	8,5875	36,61		497,3		58,92	23,7436	48,51	38	47,96	5,6913	36,8886
08/02/2005	33,36	22,11	46,89	48,74	8,625	36,82		494,8		58,95	23,5304	48,4	37,9	47,62	5,7488	36,8635
09/02/2005	33,07	21,24	46,44	47,73	8,605	35,28		491,8		58,5	23,6031	47,67	36,865	47,54	5,5738	36,0805
10/02/2005	33,18	21,53	46,93	47,44	8,54	36,35		489,8		58,26	23,5789	47,61	36,79	47,72	5,6325	35,8472
11/02/2005	33,4	21,91	46,82	47,49	8,805	37,34		494		58,41	23,5498	47,74	37,64	47,59	5,7575	36,1138
14/02/2005	33,36	21,63	46,93	47,1	8,62	37,85		492,5		58,58	23,7582	48,21	37,4	47,45	5,8	36,0138
15/02/2005	33,5	21,5	47,06	47,18	8,6375	37,99		494		58,91	23,5837	48,31	36,89	47,02	5,6925	36,2804

Annexe 2 : Sigle et nom complet de la banque

S&P500-400 Banks	Nom de la banque	STOXX 600 Banks	Nom de la banque
assb	Associated Bancorp	abagn	Abn Amro Bank
banco	Bancorpsouth Bank	iralli	Aib Group
natib	Bank of America	banb	Banco Bilbao Vizcaya Argentaria
banh	Bank of Hawaii	banpo	Banco Bpm
bkoto	Bank Ozk	bands	Banco De Sabadell
catba	Cathay General Bancorp	bans	Banco Santander
cigin	Cit Group	irbanir	Bank of Ireland Group
c	Citigroup Inc.	banki	Bankia
citfg	Citizens Financial Group	banie	Bankinter
comi	Comerica	barc	Barclays
comba	Commerce Bancshares	bnp	Bnp Paribas
culfb	Cullen Frost Bankers	bcapr	Bper Banca
eaweb	East West Bancorp	crca	Caixabank
fift	Fifth Third Bancorp	cemmb	Cembra Money Bank
1stfb	First Financial Bankshares	clos	Close Bros Group
1sttn	First Horizon National	comm	Commerzbank
fireb	First Republic Bank	crags	Credit Agricole
fnbcp	Fnb	csr	Credit Suisse Group
fulf	Fulton Financial	dedendb	Danske Bank
hanh	Hancock Whitney	deut	Deutsche Bank
hoba	Home Bancshares	nodenna	Dnb
hunt	Huntington Bancshares	auersb	Erste Group Bank
intbc	Intl Bancshares	finsp	Fincobank Banca Fineco
chem	Jpmorgan Chase	hsbc	Hsbc Holdings
keyc	Keycorp	intl	Ing Groep
fires	M&T Bank	bcv	Intesa Sanpaolo
quec	New York Community Bancorp	julbg	Julius Baer Gruppe
fscob	Pacwest Bancorp	dejysb	Jyske Bank
peob	Peoples United Financial	kred	Kbc Groep
pinfi	Pinnacle Financial Partners	czkomb	Komercni Bank

pnc	Pnc Financial Services Group	lloy	Lloyds Banking Group
proba	Prosperity Bancshares	medi	Mediobanca Banca Di Credito Finanziario
regf	Regions Financial	metbp	Metro Bank
sigbk	Signature Bank	cren	Natixis
probc	Sterling Ban	swnorho	Nordea Bank
silvb	SVB Financial Group	aurai	Raiffeisen Bank International
synf	Synovus Financial	roya	Royal Bank of Scotland Group
chemf	Tcf Financial	swskaa	Skandinaviska Enskilda Banken
tecab	Texas Capital Bancshares	socg	Societe Generale
soun	Truist Financial	stan	Standard Chartered Plc
trus	Trustmark	swsven	Svenska Handelsbanken
umbf	Umb Financial	swspas	Swedbank
umphc	Umpqua Holdings	desydb	Sydbank
utdb	United Bankshares Inc.	ubsgr	Ubs Group
stab	Us Bancorp	crei	Unicredit
valnb	Valley National	bcpdv	Unione Di Banche Italiane
wasfe	Washington Federal	cybg	Virgin Money UK
webfc	Webster Financial		
norw	Wells Fargo		
winf	Wintrust Financial		
ziob	Zions Bancorporation		

Annexe 3 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2005

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector
assb	38	0.01851852	2.3620416	0.90297286		iralli	9	0.0049504950	3.7423394	0.41979533
banco	45	0.02127660	20.7196841	1.00000000		banb	23	0.0054644809	48.1245468	1.00000000
natib	40	0.01923077	3.2503815	0.93992582		bands	0	0.0007936508	0.00000000	0.00000000
banh	36	0.01785714	1.8002171	0.86198394		bans	11	0.0051020408	5.1904104	0.54877578
bkoto	17	0.01333333	0.9654788	0.38356084		irbanir	6	0.0048543689	1.0824060	0.24565781
catba	42	0.02000000	5.6776178	0.96916689		banie	5	0.0048543689	2.8875541	0.20640667
c	34	0.01724138	1.0968572	0.82235360		barc	15	0.0052083333	10.7455794	0.76020387
comi	41	0.01960784	3.6261457	0.96020188		bnp	20	0.0053763441	23.5000632	0.93687323
comba	32	0.01666667	0.9320067	0.77935582		bcapr	0	0.0007936508	0.00000000	0.00000000
culfb	38	0.01851852	1.8652617	0.90875280		clos	7	0.0049751244	7.4924766	0.34197147
eaweb	41	0.01960784	5.0511863	0.95074980		comm	13	0.0051282051	17.3156515	0.61944271
fift	41	0.01960784	12.7560392	0.94780740		crag	8	0.0049751244	0.5468004	0.45943877
1stfb	29	0.01587302	2.4143747	0.67948866		csr	11	0.0051020408	13.0428423	0.52286710
1sttn	40	0.01923077	4.5835324	0.92988155		dedendb	10	0.0050505051	3.8757712	0.51739466
fnbcp	42	0.02000000	4.2730048	0.97762927		deut	13	0.0051282051	10.2515199	0.66675500
fulf	36	0.01785714	10.4623823	0.83417377		nodenna	11	0.0051020408	19.2319476	0.51175561
hanh	41	0.01960784	17.1647347	0.92894853		auersb	4	0.0047393365	2.1000000	0.10601632
hunt	41	0.01960784	3.3862315	0.96269831		hsbc	10	0.0051020408	18.0677950	0.39789220
intbc	4	0.01123596	0.0000000	0.09889665		intl	16	0.0052631579	8.1427229	0.82282731
chem	41	0.01960784	4.9290998	0.95112321		bcv	5	0.0047169811	0.8472222	0.18370665
keyc	41	0.01960784	5.0164332	0.95044890		dejysb	2	0.0045248869	0.0000000	0.06439602
fires	42	0.02000000	4.2730048	0.97762927		kred	4	0.0048543689	0.0000000	0.24596738
quec	28	0.01562500	1.7447378	0.66669408		czkomb	2	0.0045662100	0.0000000	0.06614296
fscob	43	0.02040816	7.4472452	0.98036428		llot	19	0.0053475936	28.8263204	0.86294518
peob	30	0.01587302	1.7718252	0.71350616		medi	3	0.0046728972	0.3333333	0.09552400
pinfi	4	0.01111111	0.0000000	0.08973359		cren	0	0.0007936508	0.0000000	0.00000000
pnc	39	0.01886792	4.2966406	0.90924833		swnorho	18	0.0052631579	14.8524797	0.87193060
proba	40	0.01923077	5.7064851	0.92335591		roya	10	0.0050251256	16.4019862	0.50918377
regf	32	0.01666667	2.2770869	0.75653958		swskaa	14	0.0051282051	19.6424990	0.64785266
sigbk	24	0.01470588	0.4402371	0.58215347		socg	17	0.0052910053	21.8448948	0.81182510
probc	39	0.01886792	4.4581570	0.90750543		stan	10	0.0050505051	23.4538573	0.37643871
silvb	41	0.01960784	6.0682515	0.94547920		swsven	15	0.0051546392	8.0500070	0.76888002
synf	42	0.02000000	4.2730048	0.97762927		swspas	17	0.0052910053	12.0400570	0.84430173
chemf	41	0.01960784	4.7899046	0.95222692		desydb	0	0.0007936508	0.0000000	0.00000000
tecab	25	0.01492537	1.1091925	0.60361873		crei	12	0.0051020408	16.0756925	0.54641122
soun	41	0.01960784	3.4146593	0.96214777		bcpdv	10	0.0050761421	20.2912238	0.35230367
trus	32	0.01666667	8.5642615	0.75713617		Total	350			
umbf	41	0.01960784	6.5271993	0.93781761		Mean	9,72			
umphc	38	0.01851852	16.8817215	0.85646261						
utdb	43	0.02040816	7.2446720	0.98198202						
stab	37	0.01818182	11.4894679	0.86640402						
valnb	38	0.01851852	1.9502213	0.90594000						
wasfe	40	0.01923077	6.2595509	0.91532813						
webfc	36	0.01785714	1.6712874	0.86116166						
norw	40	0.01923077	2.8603580	0.94439844						
winf	17	0.01333333	0.8670197	0.38977047						
ziob	43	0.02040816	16.2810972	0.97507228						
Total	1676									
Mean	35,66									

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.226642	0.8774524
STOXX 600 Banks	1.762097	0.5568130

Tableau 2.1 : Mesures de centralité

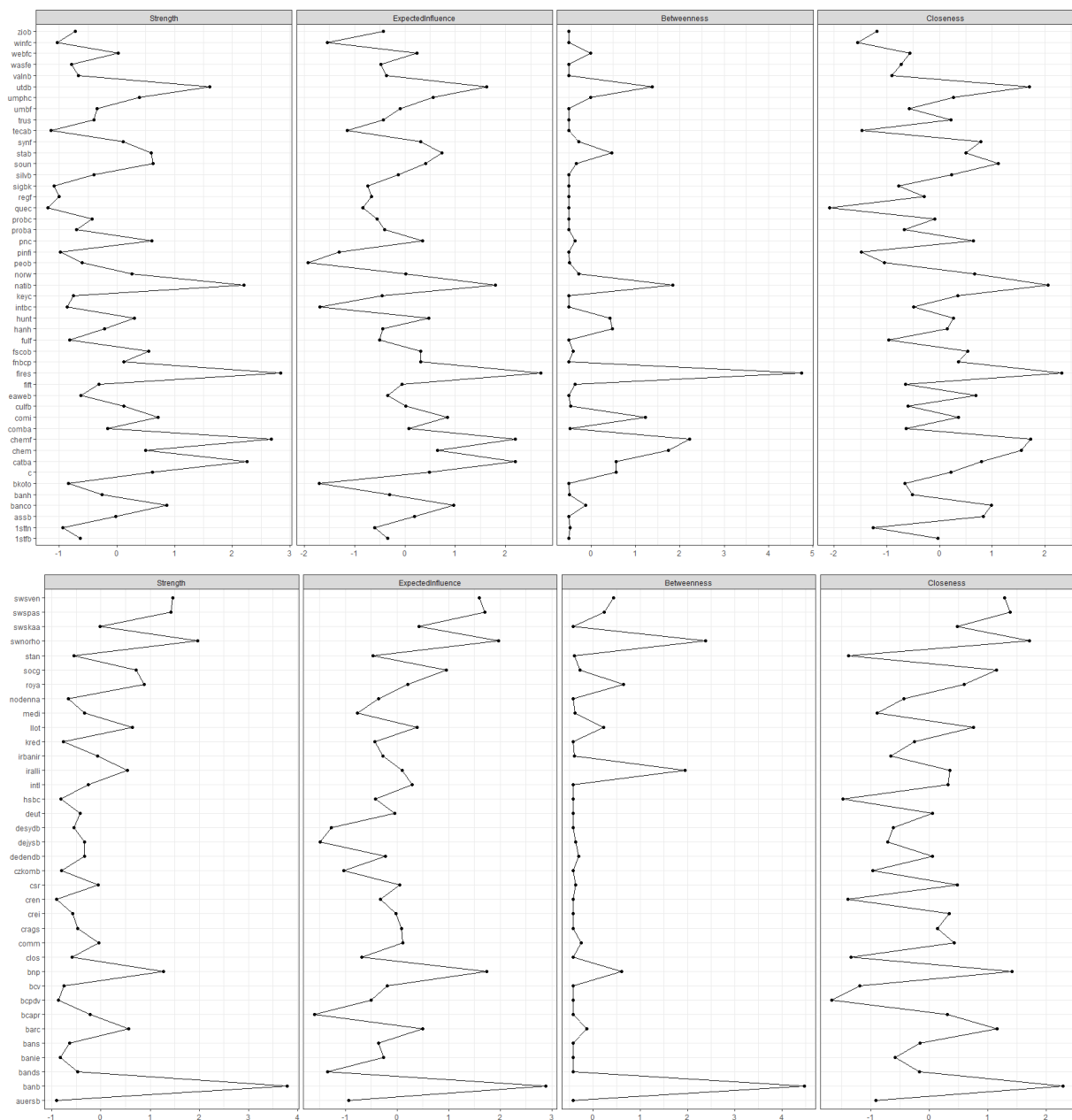
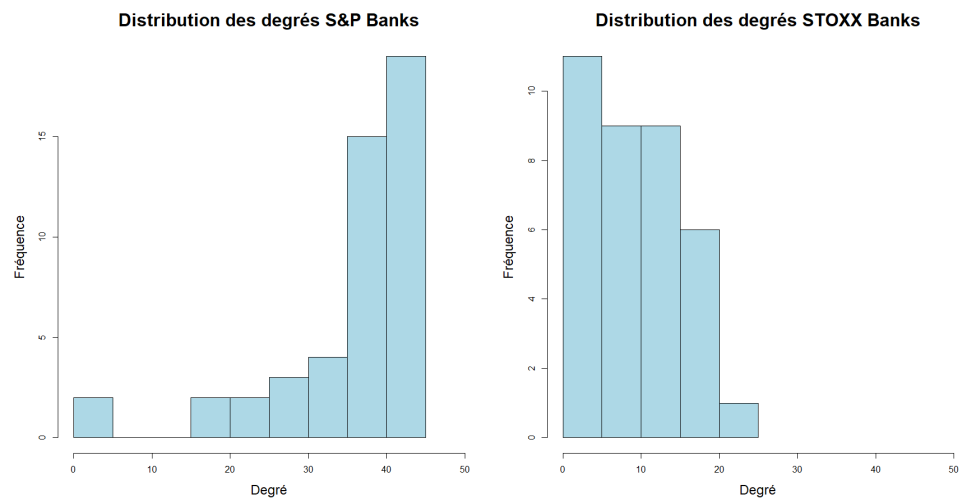


Tableau 2.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

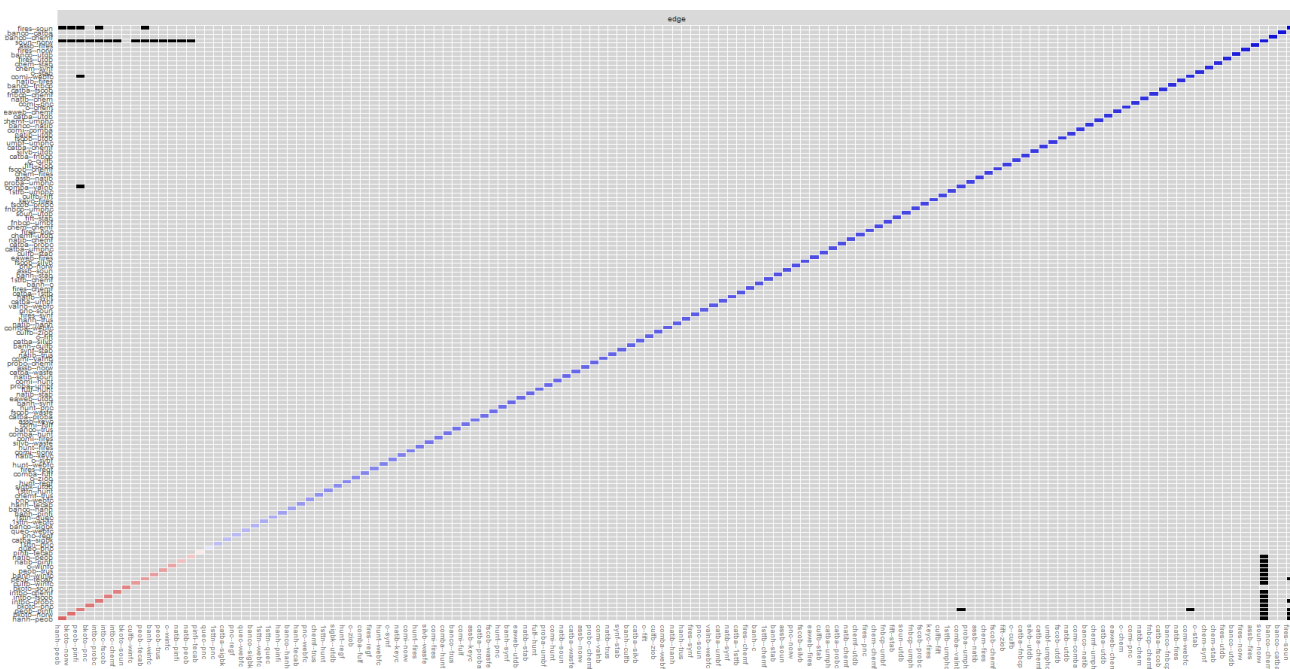


Tableau 2.3 : Bootstrapped difference test de S&P

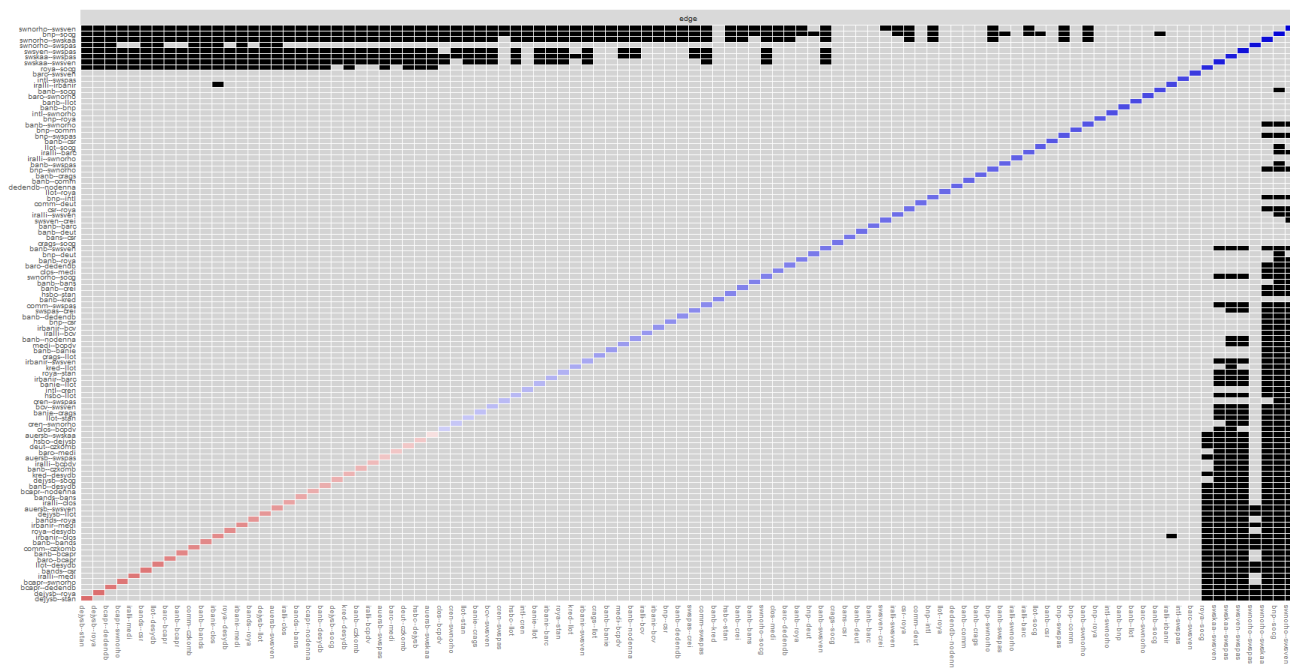


Tableau 2.4 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 4 : Propriétés topologiques des indices S&P

Banks et STOXX Banks pour l'année 2006

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector
assb	41	0,019607840	8,746063500	0,934871900		iralli	17	0,010869565	9,99057600	0,690772030
banco	41	0,019607840	6,147152400	0,955560210		banb	24	0,011904762	8,174237200	0,975629270
natib	32	0,016666670	1,415373100	0,787487530		bands	19	0,011235955	7,222017900	0,789442770
banh	28	0,015625000	2,159633900	0,672421820		bans	21	0,011494253	6,666246600	0,864953860
bkoto	38	0,018518520	4,126724400	0,901822130		irbanir	6	0,009433962	34,000000000	0,221746320
catba	43	0,020408160	9,957445900	0,976529540		banie	22	0,011627907	8,089942600	0,899148060
c	35	0,017543860	2,583869400	0,844153870		barc	24	0,012048193	20,513318300	0,953156500
comi	39	0,018867920	4,784632000	0,919209550		bnp	22	0,011627907	17,154061700	0,870418520
comba	26	0,015151520	0,804572600	0,644010760		bcapr	11	0,009803922	2,648412700	0,425290190
culfb	38	0,018518520	4,596169900	0,895761380		clos	6	0,009345794	0,062500000	0,264212430
eaweb	32	0,016666670	10,247323200	0,752136790		comm	24	0,011904762	10,883555700	0,962559120
fift	42	0,020000000	7,195020000	0,971059620		crag	23	0,011764706	11,543951100	0,923830170
1stfb	42	0,020000000	26,665012600	0,940277500		csr	16	0,010869565	2,586243700	0,684204630
1sttn	41	0,019607840	5,796950900	0,958809440		dedendb	8	0,009708738	8,460939100	0,264679940
fnbcp	43	0,020408160	9,840807400	0,977987720		deut	25	0,012048193	12,282534500	0,992598480
fulf	32	0,016666670	3,740182900	0,751125410		nodenna	3	0,008547009	0,000000000	0,060570770
hanh	33	0,016949150	14,209804000	0,772990810		auersb	1	0,008620690	0,000000000	0,047592790
hunt	38	0,018518520	4,550997000	0,896807910		hsbc	18	0,011111111	7,755674000	0,732736180
intbc	4	0,011363640	0,000000000	0,095273000		intl	26	0,012345679	30,572277400	1,000000000
chem	36	0,017857140	3,008540600	0,864689730		bcv	24	0,011904762	23,484091500	0,909039420
keyc	24	0,014705880	1,392219200	0,577539250		dejysb	12	0,010204082	0,424493100	0,535026950
fires	43	0,020408160	9,237319600	0,982666200		kred	22	0,011627907	7,106555200	0,896815170
quec	32	0,016666670	1,974014200	0,778714470		czkomb	1	0,007142857	0,000000000	0,011027690
fscob	22	0,014285710	1,210242000	0,523016550		llot	23	0,011764706	60,895872300	0,892715060
peob	34	0,017241380	2,581190800	0,817166830		medi	16	0,010638298	6,263659600	0,624842810
pinfi	28	0,015625000	2,289936700	0,680114930		cren	0	0,000750751	0,000000000	0,000000000
pnc	15	0,012987010	0,255314100	0,365356010		swnorho	26	0,012195122	53,762658100	0,957002570
proba	42	0,020000000	18,804432200	0,954508000		auralb	3	0,008547009	0,000000000	0,060570770
regf	41	0,019607840	5,859570000	0,958075240		roya	24	0,012048193	25,446720900	0,933532140
sigbk	3	0,011111110	0,000000000	0,067860270		swskaa	6	0,009345794	1,323647200	0,184462740
probc	36	0,017857140	4,416901600	0,845114350		socg	23	0,011764706	7,228445000	0,945470000
silvb	22	0,014285710	0,435517200	0,550198980		stan	16	0,010752688	2,447850500	0,692994330
synf	43	0,020408160	9,185463600	0,983396170		swsven	16	0,010869565	6,407953000	0,664600910
chemf	42	0,020000000	7,002527700	0,972120560		swspas	13	0,010309278	5,271348700	0,484897470
tecab	28	0,015625000	0,629762600	0,697716780		desydb	8	0,009803922	0,796861500	0,313339460
soun	41	0,019607840	5,796950900	0,958809440		crei	22	0,011627907	7,064961500	0,916889070
trus	30	0,016129030	2,836877300	0,710054920		bcpdv	7	0,009615385	1,465812000	0,268372730
umbf	40	0,019230770	7,125962400	0,927143060		Total	578			
umphc	25	0,014925370	0,928258700	0,617046360		Mean	15,62			
utdb	45	0,021276600	23,947011100	1,000000000		Max	26	intl	llot	intl
stab	43	0,020408160	9,185463600	0,983396170		Min	0	cren	nodenna	cren
valnb	33	0,016949150	23,665693700	0,745836660						
wasfe	30	0,016129030	1,940166700	0,724415280						
webfc	30	0,015873020	1,346573900	0,735342660						
norw	40	0,019230770	7,214025200	0,926610150						
winf	36	0,017857140	3,246818700	0,859244630						
ziob	36	0,017857140	4,915510400	0,851181910						
Total	1588									
Mean	33,79									
Max	45	utdb	1stfb	utdb						
Min	3	sigbk	intbc	sigbk						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.266420	0.8401623
STOXX 600 Banks	1.647619	0.7273224

Tableau 3.1 : Mesures de centralité

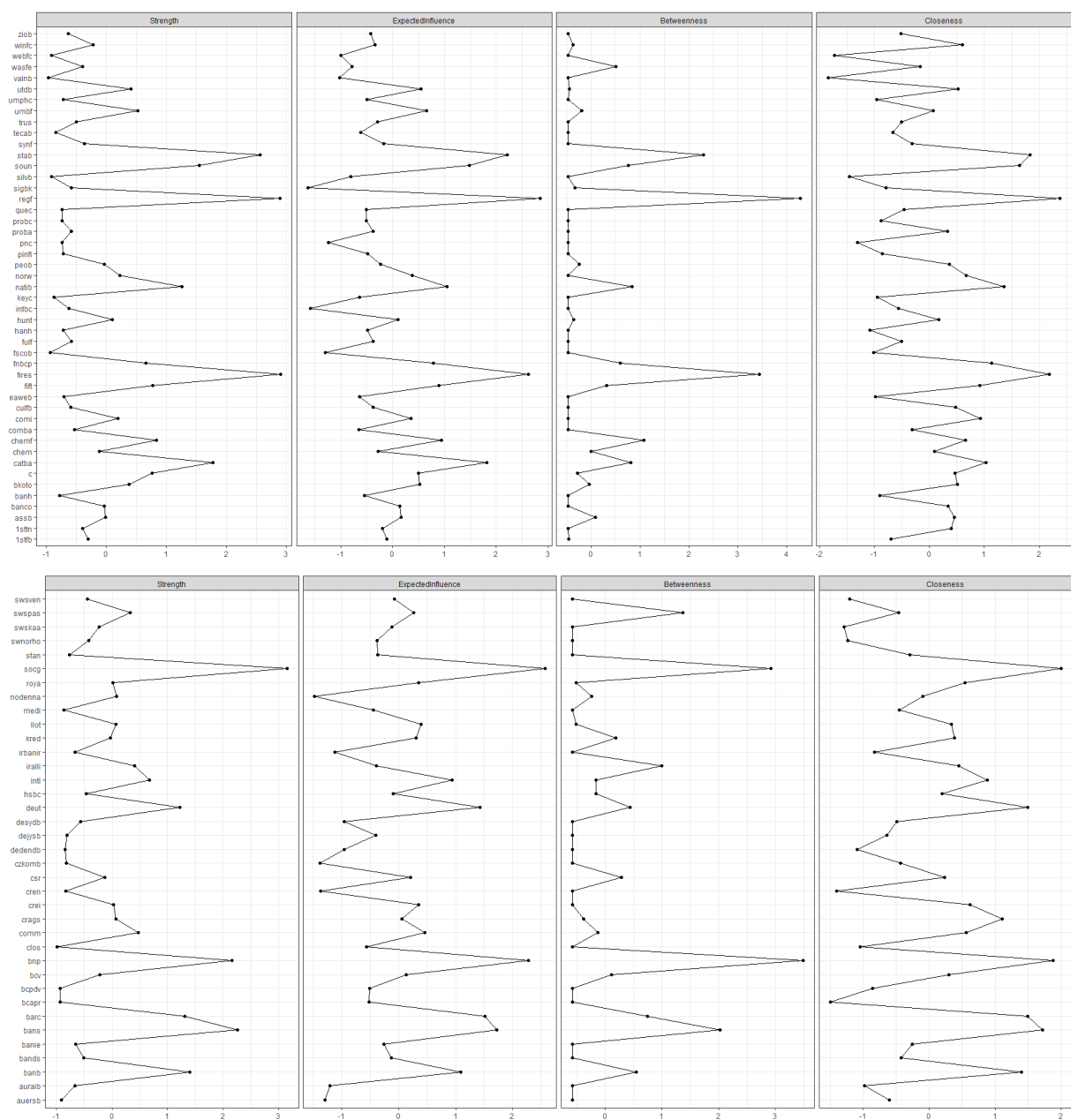
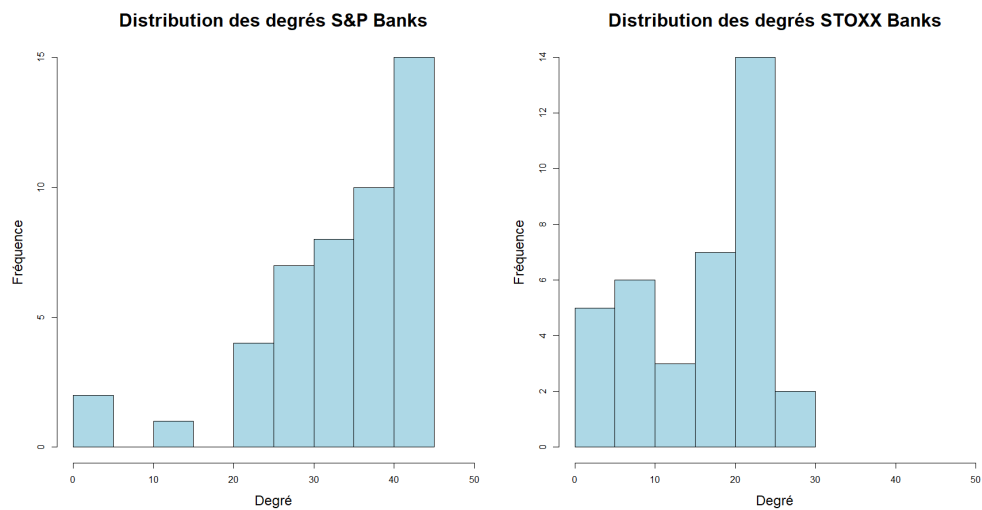


Tableau 3.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

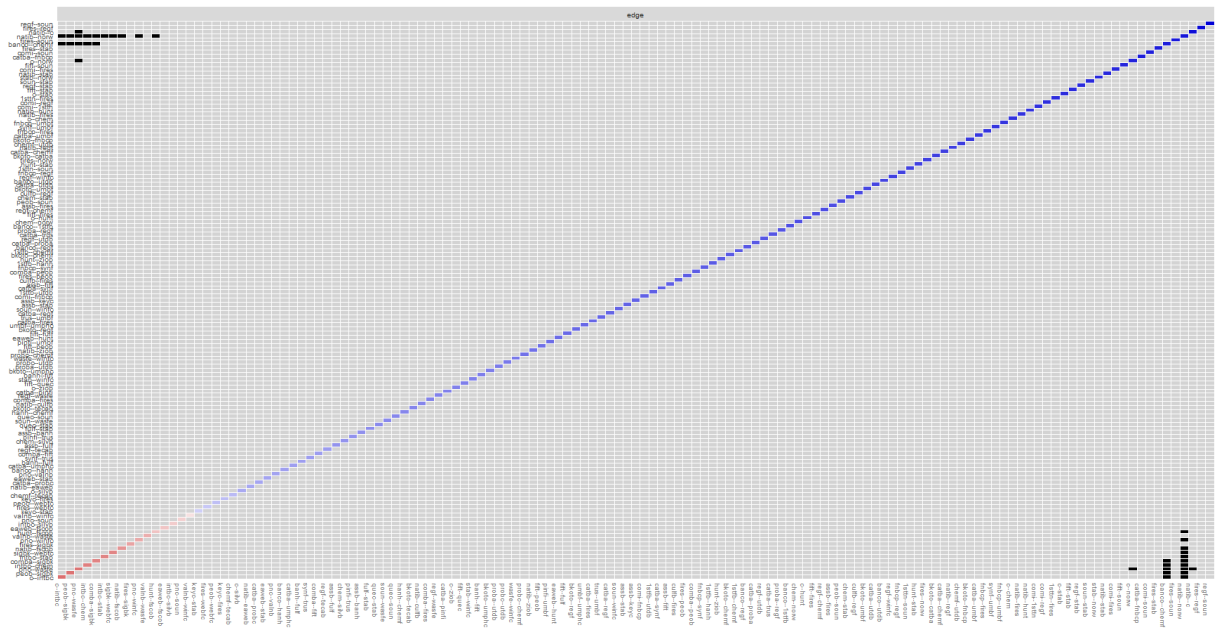


Tableau 3.3 : Bootstrapped difference test de S&P

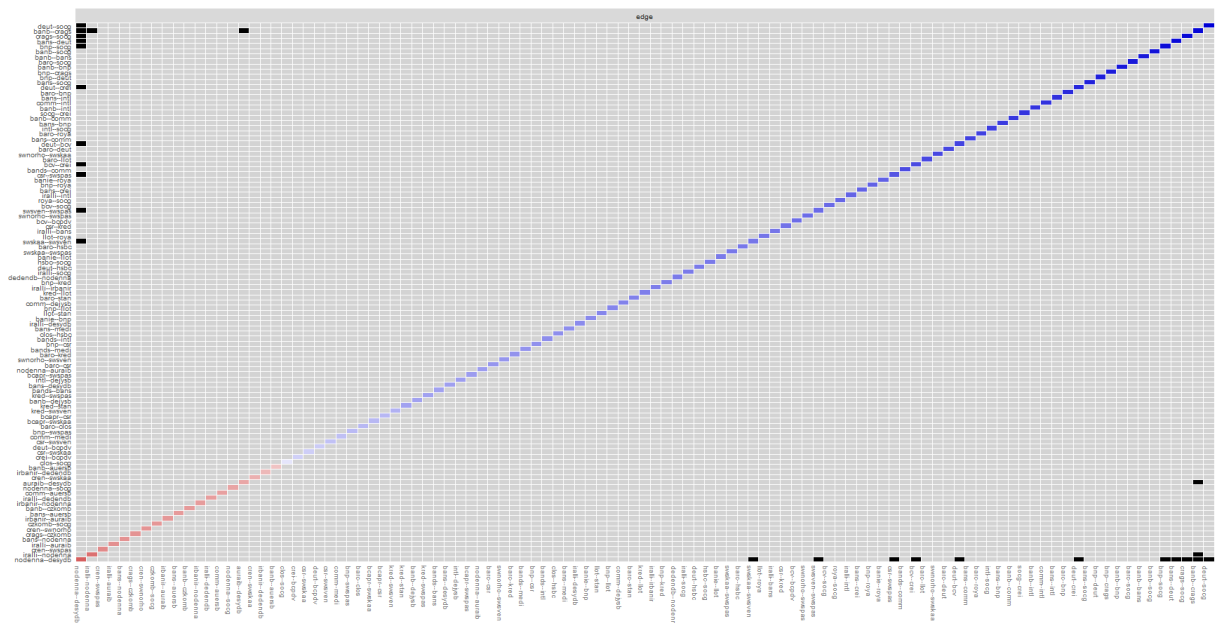


Tableau 3.4 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 5 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2007

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector
assb	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		iralli	30	0,0129870130	10,2556046600	0,9701858000
banco	46	0,02083333	1,91605244	0,98006440		banb	28	0,0126582278	4,8789138600	0,9421470000
natib	45	0,02040816	1,07339030	0,96939590		bands	25	0,0121951220	6,0731484000	0,8503342000
banh	46	0,02083333	1,40651894	0,98609330		bans	27	0,0125000000	3,7268783900	0,9211730000
bkoto	40	0,01851852	0,65450569	0,86733900		irbanir	8	0,0100000000	0,1722222200	0,2818262000
catba	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		banie	28	0,0126582278	3,5093796400	0,9514646000
c	44	0,02000000	1,29741235	0,94532990		barc	28	0,0126582278	16,5059806100	0,9035227000
comi	44	0,02000000	0,87450465	0,95042760		bnp	28	0,0126582278	4,4656775000	0,9443247000
comba	46	0,02083333	1,40651894	0,98609330		bcapr	0	0,0007507508	0,0000000000	0,0000000000
culfb	43	0,01960784	0,44336706	0,93546060		clos	24	0,0120481928	9,0951395000	0,7795778000
esweb	36	0,01724138	0,25455023	0,78857640		comm	5	0,0096153846	0,0000000000	0,1724260000
fift	45	0,02040816	1,49981716	0,96447190		crag	31	0,0131578947	20,6236630600	0,9748578000
1stfb	46	0,02083333	1,81443113	0,98118440		csr	10	0,0103092784	0,9152331600	0,3209379000
1sttn	41	0,01886792	0,81509892	0,88746910		dedendb	17	0,0111111111	2,8432511000	0,5505026000
fnbcp	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		deut	26	0,0123456790	8,2830883100	0,8675682000
fulf	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		nodenna	26	0,0123456790	3,6179412100	0,8787890000
hanh	40	0,01851852	1,04441515	0,86107550		auersb	25	0,0121951220	3,1850820300	0,8588454000
hoba	29	0,01538462	0,24502329	0,63299440		hsbc	27	0,0125000000	15,5726204700	0,8546803000
hunt	46	0,02083333	1,40651894	0,98609330		intl	32	0,0133333333	18,5196174500	1,0000000000
intbc	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		bcv	28	0,0126582278	8,3988278000	0,9208914000
chem	42	0,01923077	0,83365382	0,90741510		dejysb	10	0,0103092784	0,1699346400	0,3631009000
keyc	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		kred	30	0,0129870130	8,4471815500	0,9795034000
fires	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		czkomb	3	0,0094339623	0,0000000000	0,1048399000
quec	39	0,01818182	0,04761905	0,85643430		lilot	24	0,0120481928	11,1893483200	0,8053728000
fscob	46	0,02083333	1,72240274	0,98267530		medi	30	0,0129870130	22,2583517200	0,9379786000
peob	46	0,02083333	1,40651894	0,98609330		cren	18	0,0112359551	2,1349459000	0,6076582000
pinfi	35	0,01694915	0,65822348	0,75606870		swnorho	28	0,0126582278	4,2922256500	0,9420519000
pnc	46	0,02083333	1,69193460	0,98338940		auralb	24	0,0120481928	3,5488184800	0,8173687000
proba	45	0,02040816	1,07339030	0,96939590		roya	21	0,0116279070	4,5685618400	0,7011566000
regf	44	0,02000000	0,87450465	0,95042760		swskaa	22	0,0117647059	3,5227668800	0,7390585000
-						-				
chemf	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		desydb	13	0,0106382979	0,2309782600	0,4541033000
tecab	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		crei	25	0,0121951220	12,8944296000	0,8057704000
soun	44	0,02000000	0,70416410	0,95278540		bcpdv	5	0,0097087379	0,0555555600	0,1748689000
trus	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		Total	808			
umbf	46	0,02083333	1,72240274	0,98267530		Mean	21,84			
umphc	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		Max	32	intl	medi	intl
utdb	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000		Min	0	bcapr	bcapr	bcapr
stab	47	0,02127660	2,06116081	1,00000000						
valnb	46	0,02083333	1,40651894	0,98609330						
wasfe	44	0,02000000	1,18745969	0,94706030						
webfc	42	0,01923077	0,48219623	0,91418540						
norw	45	0,02040816	1,31880596	0,96669200						
winf	46	0,02083333	1,91605244	0,98006440						
ziob	44	0,02000000	0,70416410	0,95278540						
Total	2122									
Mean	44,21									
Max	47	assb	assb	assb						
Min	29	hoba	quec	hoba						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.059397	0.9520099
STOXX 600 Banks	1.363492	0.8075633

Tableau 4.1 : Mesures de centralité

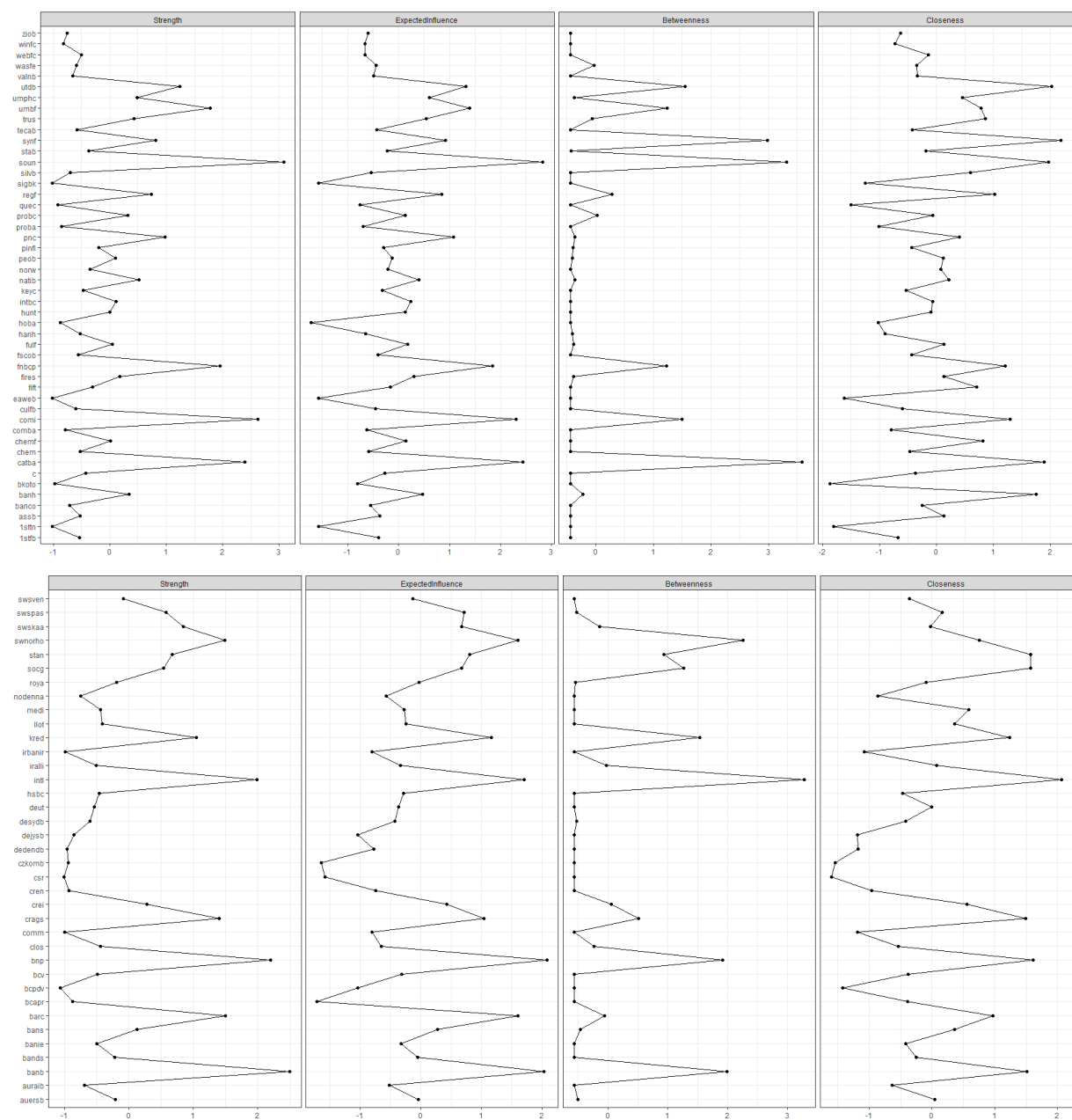
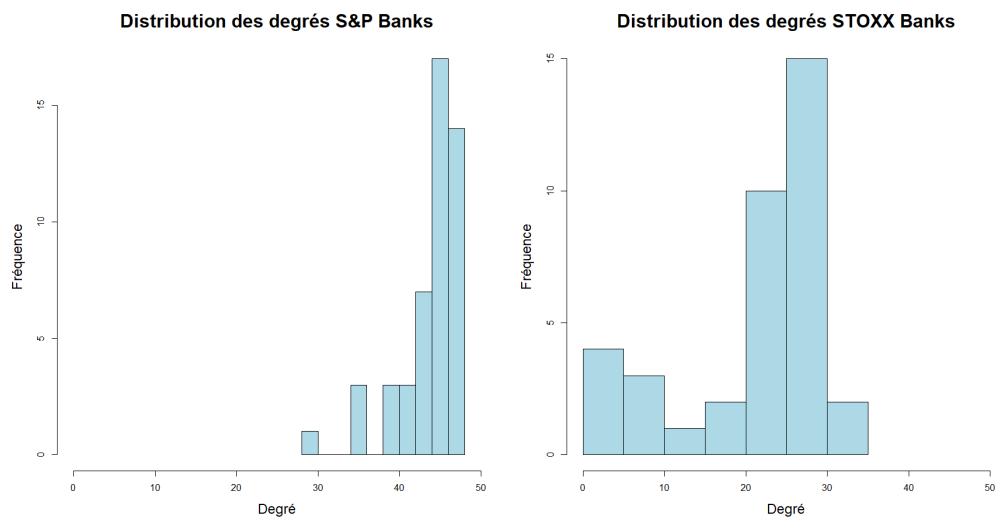


Tableau 4.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

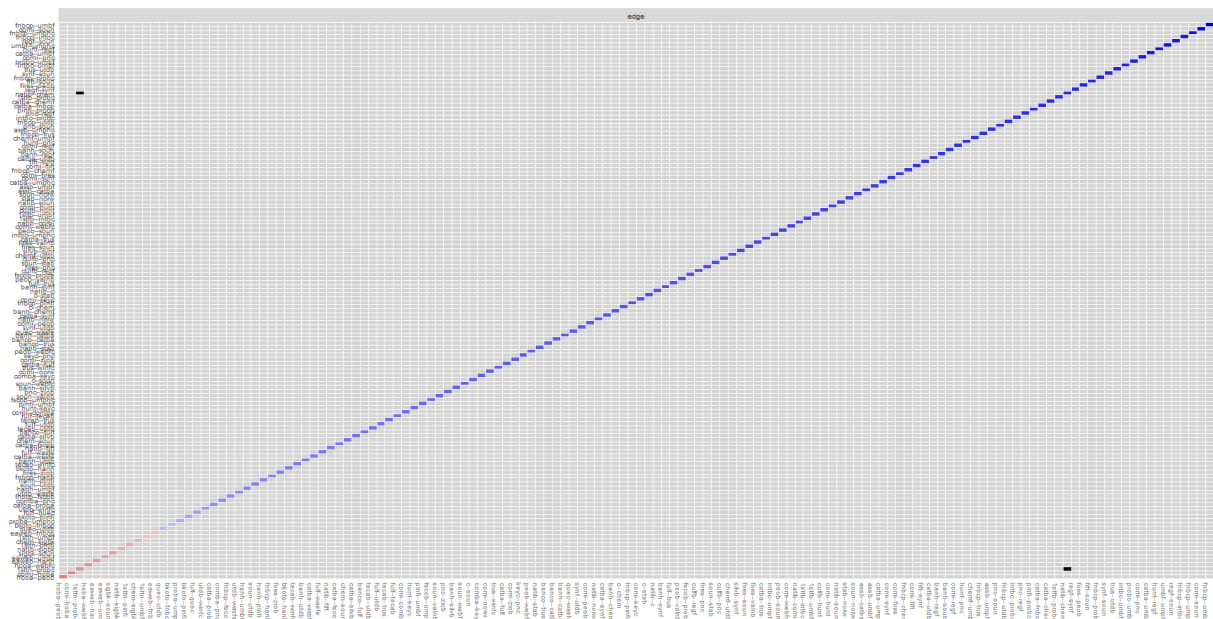


Tableau 4.3 : Bootstrapped difference test de S&P

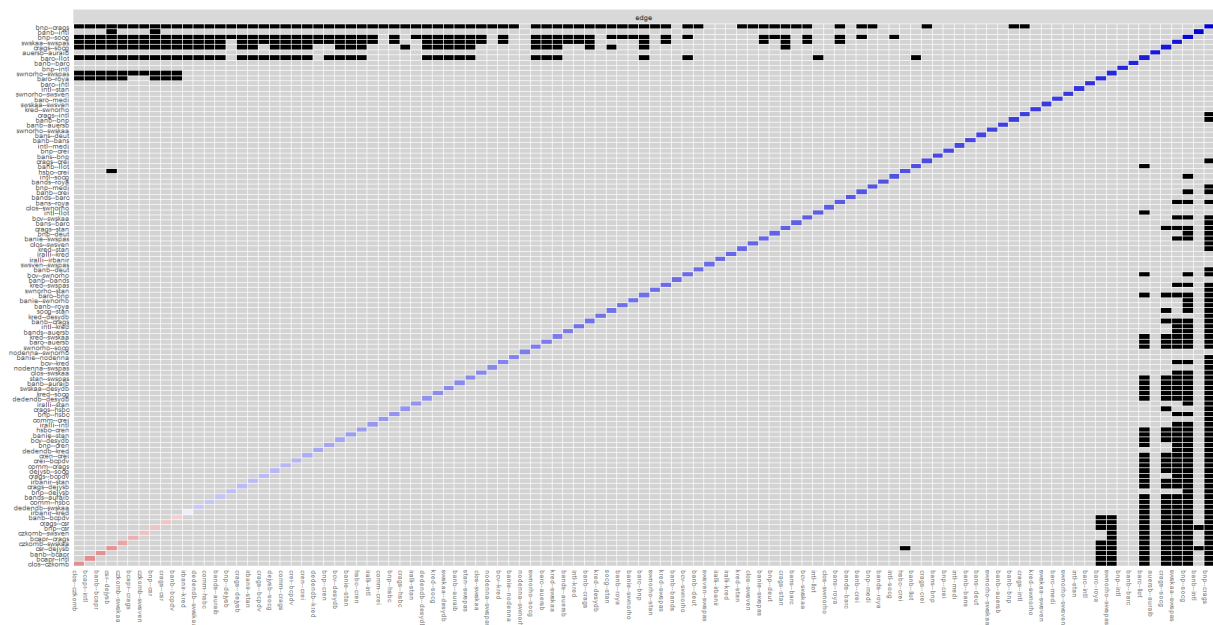


Tableau 4.4 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 6 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2008

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector
assb	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		iralli	35	0,0128205128	0,0000000000	0,9669823000
banco	46	0,02083333	0,00000000	0,98039730		banb	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
natib	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		banpo	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
banh	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		bands	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
bkoto	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		bans	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
catba	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		irbanir	36	0,0129870130	2,0000000000	0,9760016000
c	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		banie	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
comi	46	0,02083333	0,00000000	0,98039730		barc	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
comba	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		bnp	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
culfb	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		bcapr	12	0,0099009901	0,0000000000	0,3328683000
eaweb	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		crica	36	0,0129870130	2,0000000000	0,9760016000
fift	46	0,02083333	0,00000000	0,98039730		clos	0	0,0006747638	0,0000000000	0,0000000000
1stfb	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		comm	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
1sttn	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		cragr	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
fmbcp	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		csr	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
fulf	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		dedendb	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
hanh	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		deut	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
hoba	44	0,02000000	0,00000000	0,93857130		nodenna	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
hunt	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		auersb	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
intbc	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		hsbc	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
chem	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		intl	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
keyc	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		bcv	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
fires	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		dejysb	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
quec	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		kred	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
fscob	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		czkomb	35	0,0128205128	0,0000000000	0,9669823000
peob	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		llot	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
pinfi	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		medi	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
pnc	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		cren	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
proba	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		swnorho	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
regf	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		auraiB	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
sigbk	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		roya	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
probc	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		swskaa	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
silvb	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		socg	32	0,0123456790	0,0000000000	0,8856873000
synf	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		stan	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
chemf	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		swsven	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
tecab	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		swspas	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
soun	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		desydb	37	0,0131578947	2,2250000000	1,0000000000
trus	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		crei	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
umbf	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		bcpdv	36	0,0129870130	0,1250000000	0,9909807000
umphc	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		Total	1348			
utdb	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		Mean	34,56			
stab	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		Max	37			
valnb	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000		Min	0			
wasfe	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000						
webfc	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000						
norw	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000						
winf	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000						
ziob	47	0,02127660	0,06818182	1,00000000						
Total	2250									
Mean	46,88									
Max	47									
Min	44									

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.002660	0.9974426
STOXX 600 Banks	1.041252	0.9818970

Tableau 5.1 : Mesures de centralité

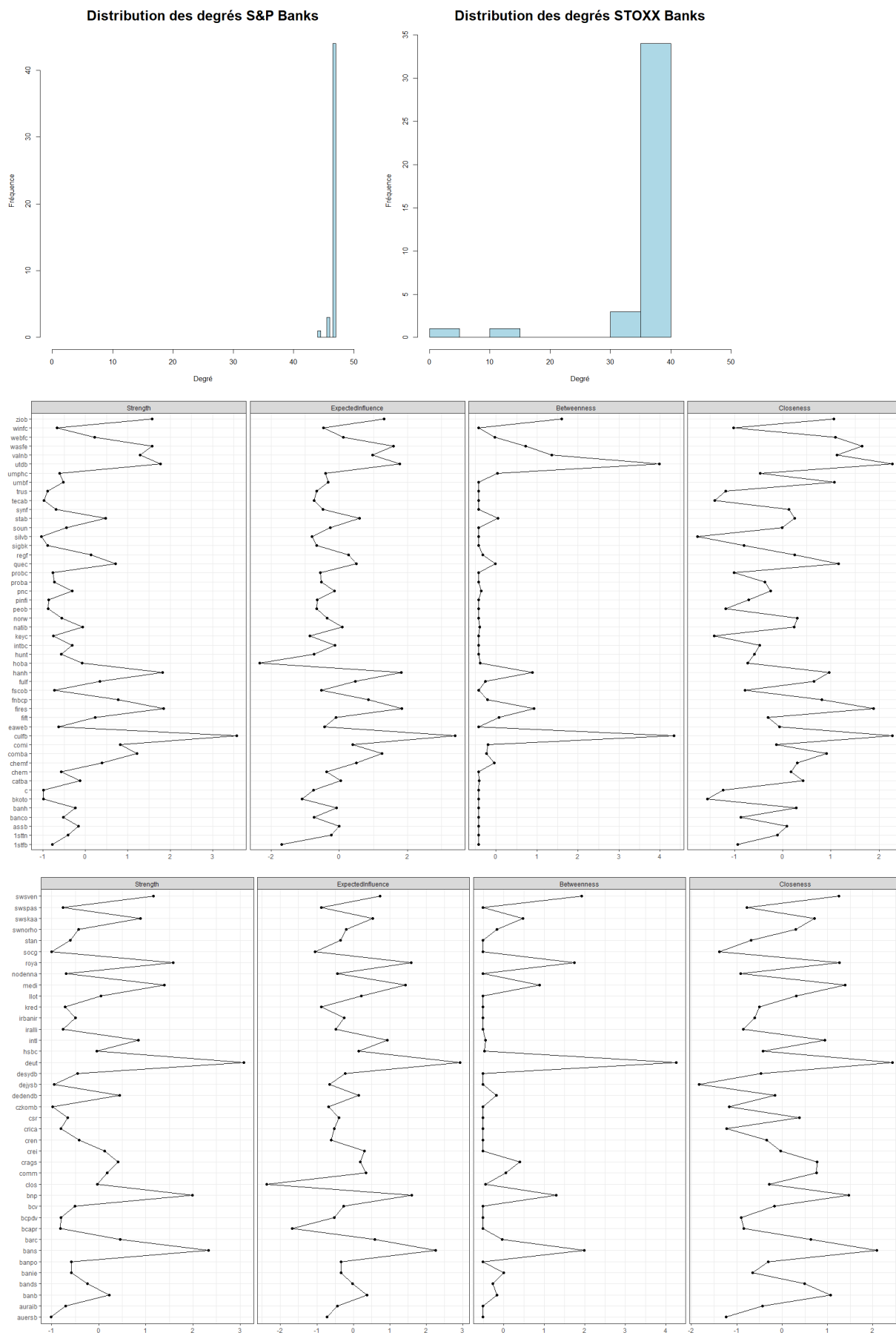


Tableau 5.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

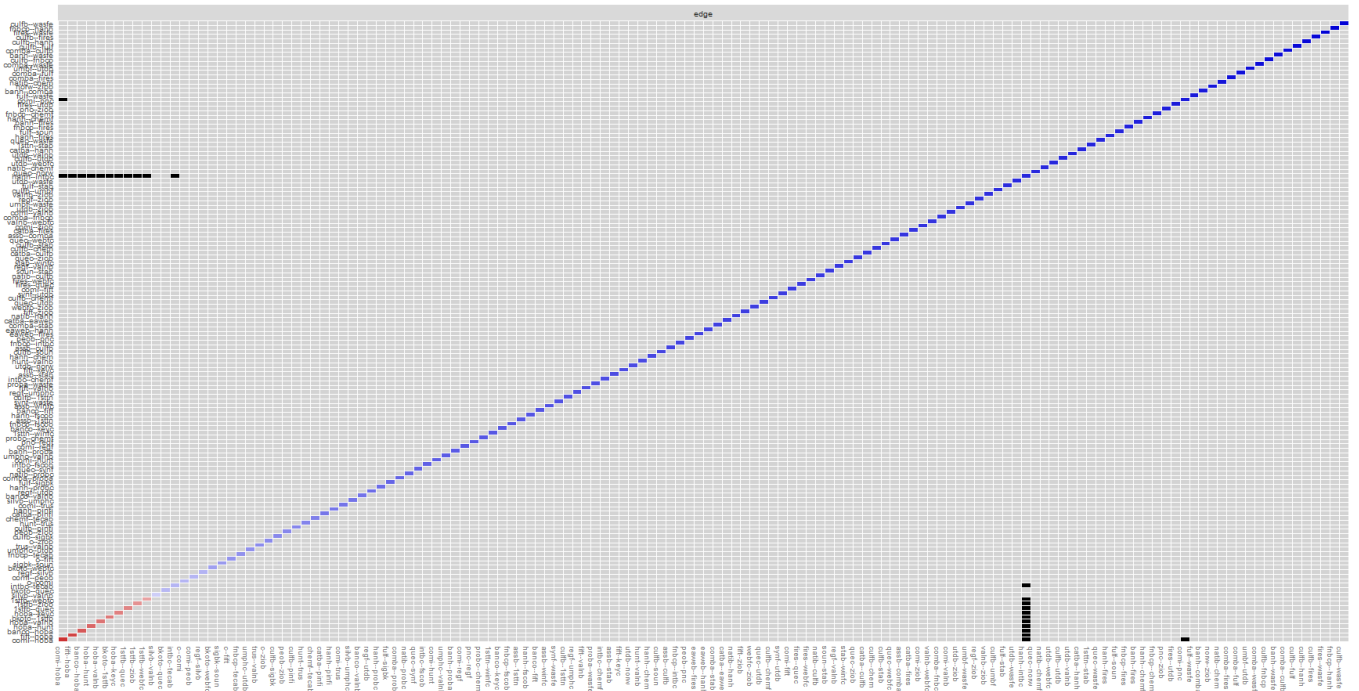


Tableau 5.3 : Bootstrapped difference test de S&P

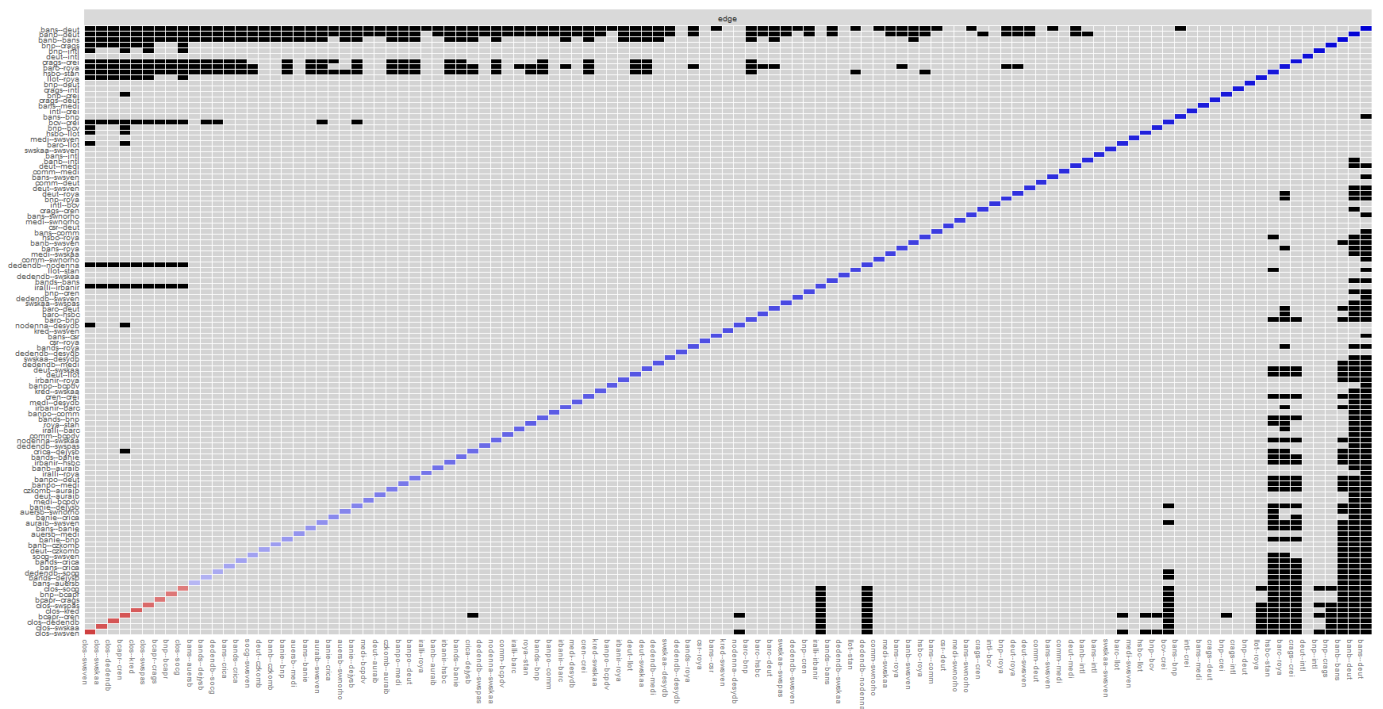


Tableau 5.4 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 7 : Propriétés topologiques des indices S&P

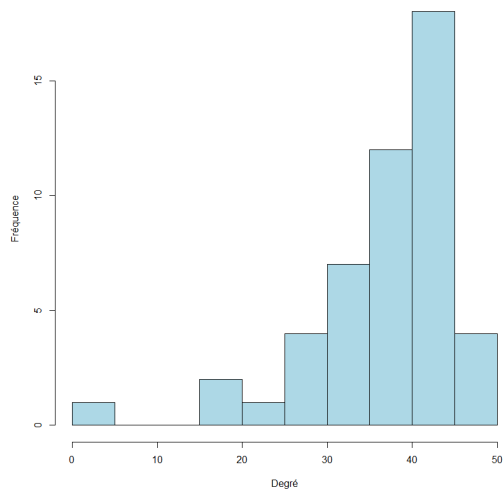
Banks et STOXX Banks pour l'année 2009

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector
assb	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		iralli	23	0,018867920	1,220819800	0,645142100
banco	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		banb	37	0,025641030	7,137087400	0,989401200
natib	46	0,02083333	0,00000000	0,98122800		banpo	36	0,025000000	6,866982400	0,964992400
banh	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		bands	38	0,026315790	9,718963800	1,000000000
bkoto	46	0,02083333	0,00000000	0,98122800		bans	38	0,026315790	9,718963800	1,000000000
catba	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		irbanir	21	0,018181820	0,578062700	0,597147800
c	46	0,02083333	0,00000000	0,98122800		banie	32	0,022727270	2,971408300	0,889677900
comi	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		barc	31	0,022222220	1,753257600	0,870266000
comba	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		bnp	37	0,025641030	8,962381900	0,979236000
culfb	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		bcapr	14	0,016129030	1,266000700	0,373857400
eaweb	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		crica	25	0,019607840	2,391829000	0,688651300
fift	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		clos	28	0,020833330	2,069122600	0,785750100
1stfb	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		comm	30	0,021739130	2,370474400	0,842509400
1sttn	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		crags	35	0,024390240	3,008252300	0,966812900
fnbcp	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		csr	33	0,023255810	5,367880200	0,892412600
fulf	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		dedendb	28	0,020833330	2,098388900	0,787668500
hanh	42	0,01923077	0,00000000	0,89736860		deut	36	0,025000000	5,039593200	0,978128800
hoba	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		nodenna	34	0,023809520	2,494527500	0,946049000
hunt	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		auersb	34	0,023809520	2,645668200	0,943240400
intbc	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		hsbc	35	0,024390240	3,008252300	0,966812900
chem	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		intl	36	0,025000000	6,380505400	0,966637300
keyc	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		bcv	33	0,023255810	4,541186300	0,901278700
fires	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		dejysb	28	0,020833330	2,162077000	0,781798800
quec	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		kred	14	0,016129030	0,801757500	0,375299600
fskob	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		czkomb	30	0,021739130	2,343524800	0,839182700
peob	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		lilot	32	0,022727270	3,365122300	0,879792000
pinfi	46	0,02083333	0,00000000	0,98122800		medi	13	0,015873020	0,537435900	0,351515000
pnc	46	0,02083333	0,00000000	0,98122800		cren	33	0,023255810	3,214406900	0,916878800
proba	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		swnorho	34	0,023809520	3,584002300	0,939954600
regf	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		auralb	33	0,023255810	2,022728200	0,923788300
sigbk	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		roya	28	0,020833330	2,380006100	0,776778800
probc	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		swskaa	31	0,022222220	0,848920500	0,885170700
silvb	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		socg	35	0,024390240	4,195295600	0,960123800
synf	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		stan	35	0,024390240	4,429164500	0,959406700
chemf	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		swsven	30	0,021739130	0,650828600	0,861421200
tecab	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		swspas	35	0,024390240	3,008252300	0,966812900
soun	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		desydb	33	0,023255810	3,636306200	0,909374600
trus	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		crei	37	0,025641030	7,437623000	0,988684100
umbf	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		bcpdv	31	0,022222220	1,772939600	0,872028400
umphc	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		Total	1206			
utdb	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		Mean	30,92			
stab	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		Max	38	bands	bands	bands
valnb	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000		Min	13	medi	medi	medi
wasfe	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000						
webfc	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000						
norw	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000						
winf	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000						
ziob	47	0,02127660	0,11904760	1,00000000						
Total	2246									
Mean	46,79									
Max	47	assb	assb	assb						
Min	42	hanh	natib	hanh						

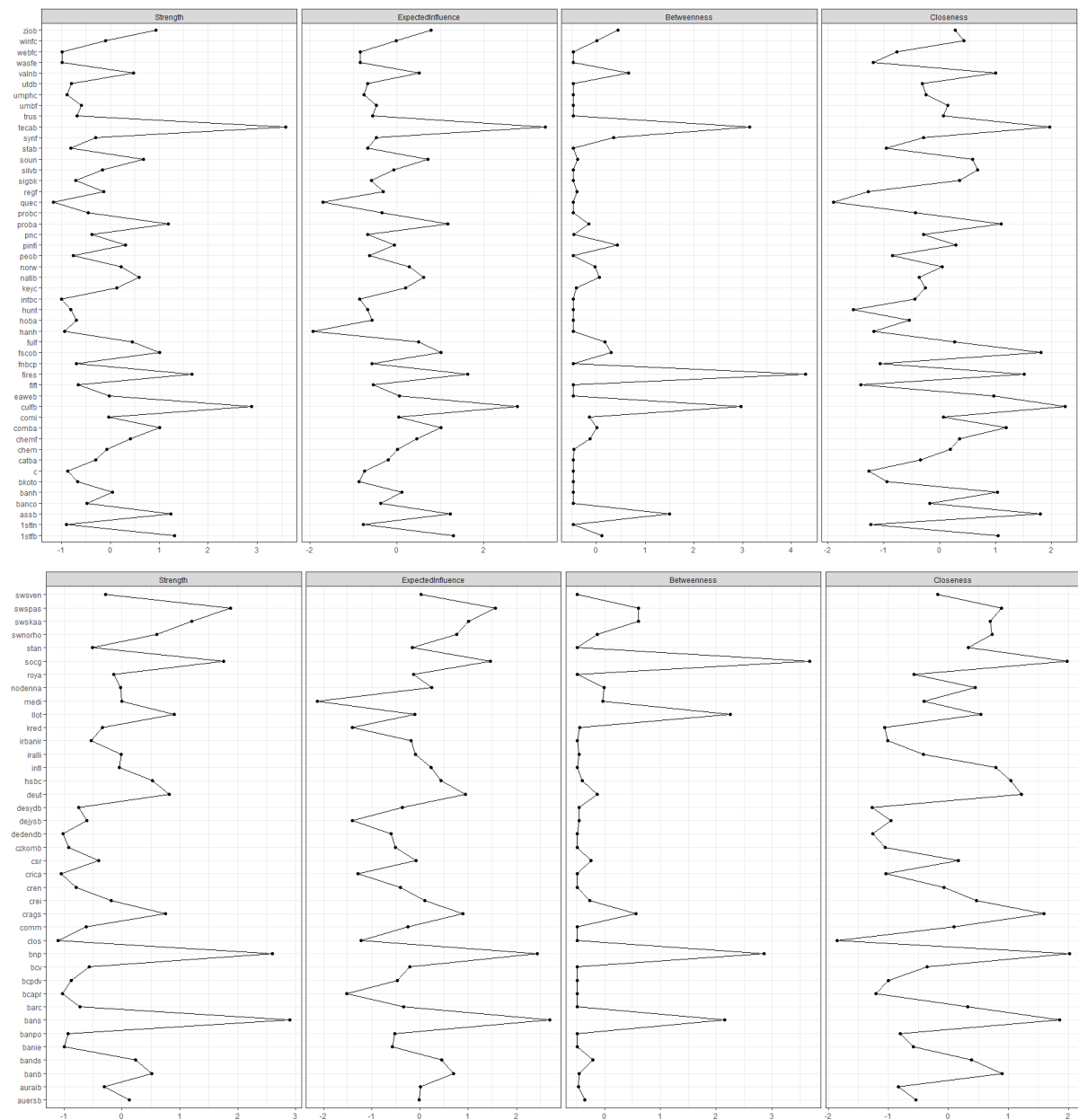
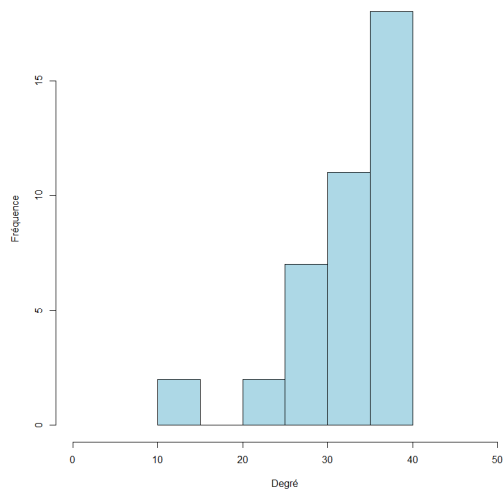
	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.004433	0.9959174
STOXX 600 Banks	1.186235	0.8782082

Tableau 6.1 : Mesures de centralité

Distribution des degrés S&P Banks



Distribution des degrés STOXX Banks



Annexe 8 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2010

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector
assb	40	0.017543860	4.214877500	0.891753200		iralli	31	0.02127660	0.87300875	0.84960530
banco	27	0.014285710	0.301600100	0.637512700		banb	36	0.02380952	2.42156655	0.96256220
natib	31	0.015384620	17.155656400	0.678268800		banpo	36	0.02380952	4.05285079	0.94897750
banh	40	0.017543860	3.229112200	0.904318000		bands	36	0.02380952	2.42156655	0.96256220
bkoto	39	0.017543860	4.169085800	0.873423700		bans	36	0.02380952	2.42156655	0.96256220
catba	46	0.020000000	8.857854400	1.000000000		irbanir	28	0.02000000	0.17299881	0.78111610
cigin	3	0.010000000	0.000000000	0.047192100		banie	34	0.02272727	1.86127705	0.91588990
c	18	0.012820510	6.840503700	0.382321400		barc	36	0.02380952	2.73230590	0.95978330
comi	44	0.019230770	6.202693500	0.971875800		bnp	38	0.02500000	6.95529394	0.98310510
comba	44	0.019230770	6.559002300	0.971837900		bcapr	37	0.02439024	6.74520766	0.95622980
culfb	44	0.019230770	5.476297700	0.977033300		crca	32	0.02173913	1.05147017	0.87366350
eaweb	43	0.018867920	6.009637500	0.954693500		clos	25	0.01886792	0.54484578	0.68393000
fift	44	0.019230770	7.519974000	0.965547700		comm	37	0.02439024	4.50528164	0.97075040
X1stfb	44	0.019230770	7.441115300	0.964538000		crags	39	0.02564103	7.98218536	1.00000000
X1sttn	39	0.017543860	2.674818100	0.888908100		csr	37	0.02439024	3.32345798	0.97945710
fnbcp	46	0.020000000	8.857854400	1.000000000		dedendb	15	0.01587302	0.08116883	0.40835720
fulf	44	0.019230770	6.559002300	0.971837900		deut	39	0.02564103	7.98218536	1.00000000
hanh	38	0.016949150	4.566635000	0.842730600		nodenna	28	0.02000000	1.27198894	0.75690420
hoba	17	0.012658230	0.157572800	0.393399900		auersb	37	0.02439024	5.33324385	0.96857950
hunt	40	0.017857140	4.685498500	0.894334700		hsbc	34	0.02272727	1.79926402	0.91560060
intbc	42	0.018518520	4.173105000	0.942081400		intl	38	0.02500000	5.13124741	0.99120380
chem	29	0.014925370	1.221063100	0.661086800		bcv	35	0.02325581	3.96646262	0.92790070
keyc	42	0.018518520	6.532922100	0.925847600		julbg	32	0.02173913	4.51955204	0.83941490
fires	44	0.019230770	7.268492300	0.965616400		dejysb	28	0.02000000	1.55162668	0.75383710
quec	38	0.017241380	5.134357000	0.844921500		kred	36	0.02380952	4.13309627	0.94661360
fscob	43	0.018867920	6.904032400	0.944906400		czkomb	11	0.01492537	0.07275132	0.30578560
peob	37	0.016949150	28.053064300	0.795320700		llo	39	0.02564103	7.98218536	1.00000000
pinfi	42	0.018518520	4.629095200	0.939560200		medi	35	0.02325581	2.40942970	0.93801040
pnc	41	0.018181820	5.967302100	0.903773500		cren	37	0.02439024	4.42898422	0.97153000
proba	35	0.016129030	1.859011900	0.800921000		swnorho	30	0.02083333	1.33758579	0.81057270
regf	35	0.016393440	3.142903500	0.784362700		auraib	34	0.02272727	6.10028879	0.87871400
sigbk	38	0.016949150	4.308336400	0.845064900		roya	33	0.02222222	1.46221779	0.89382770
probc	31	0.015384620	0.605993100	0.727551700		swskaa	30	0.02083333	1.43585064	0.81192200
silvb	40	0.017857140	3.688601600	0.900397900		socg	37	0.02439024	6.38609926	0.95987280
synf	28	0.014705880	0.962914900	0.645703500		stan	35	0.02325581	2.07456016	0.94009280
chemf	33	0.015873020	2.626736400	0.740758500		swsven	26	0.01923077	0.62575045	0.71103270
tecab	23	0.013513510	0.323742400	0.532770300		swspas	32	0.02173913	1.36579728	0.86618400
soun	46	0.020000000	9.211138800	0.999725300		desydb	22	0.01785714	0.82014617	0.58732590
trus	46	0.020000000	8.857854400	1.000000000		crei	37	0.02439024	3.32345798	0.97945710
umbf	42	0.018518520	5.184867400	0.935824900		bcpdv	30	0.02083333	2.34017557	0.81058160
umphc	36	0.016666670	2.905787400	0.816145400		Total	1308			
utdb	39	0.017543860	3.884227700	0.875791200		Mean	32.70			
stab	44	0.019230770	8.567226700	0.959563000		Max	39	crags	crags	crags
valnb	43	0.018867920	8.710224700	0.933389700		Min	11	czkomb	czkomb	czkomb
wasfe	26	0.014285710	0.723884000	0.602914100						
webfc	43	0.018867920	7.389281900	0.943614400						
norw	45	0.019607840	7.706293000	0.986513900						
winf	35	0.016393440	2.134226900	0.798910300						
ziob	35	0.016393440	2.844522100	0.791679000						
Total	1832									
Mean	37.39									
Max	46	catba	peob	catba						
Min	3	cigin	cigin	cigin						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.227041	0.8628466
STOXX 600 Banks	1.161538	0.8915483

Tableau 7.1 : Mesures de centralité

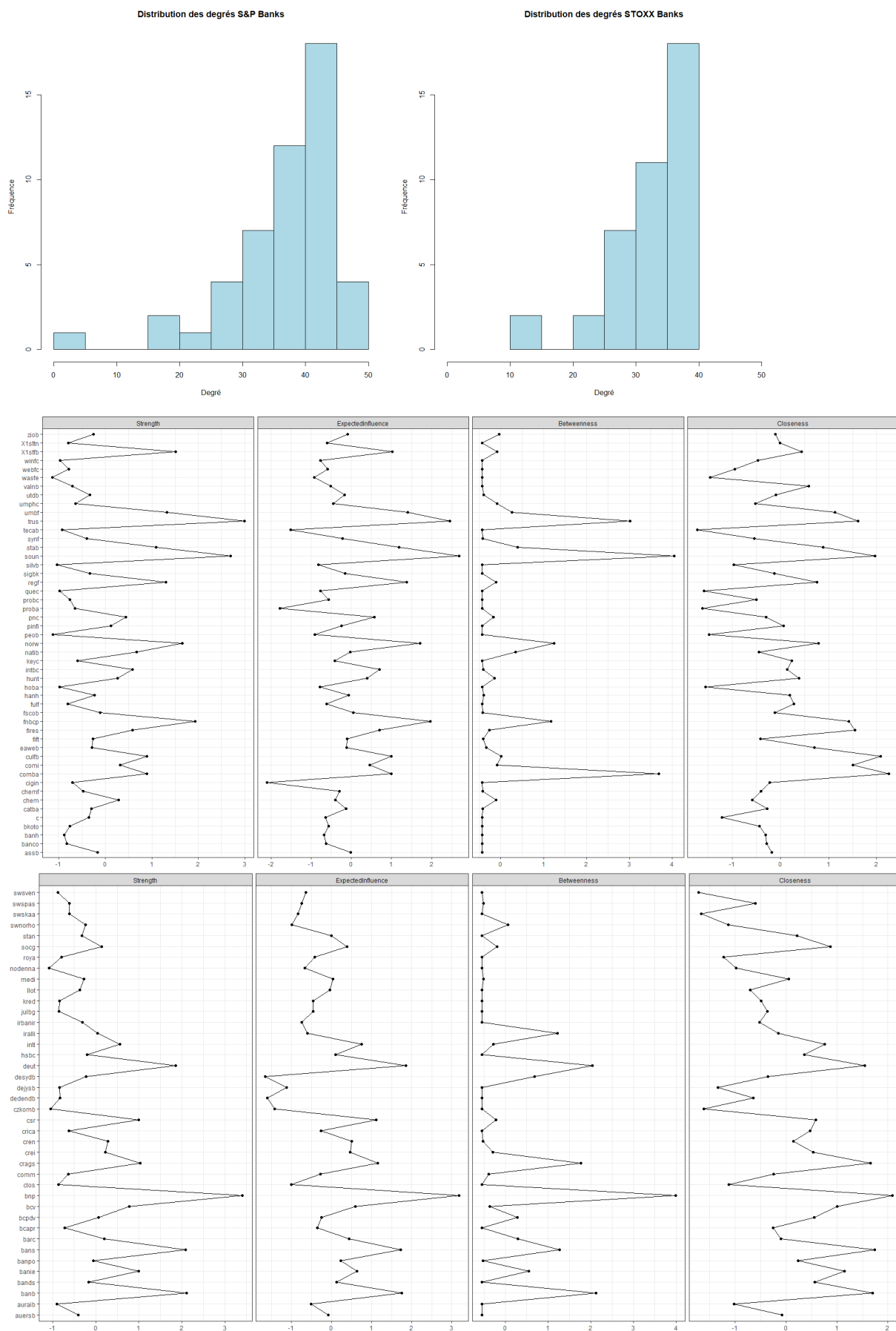


Tableau 7.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

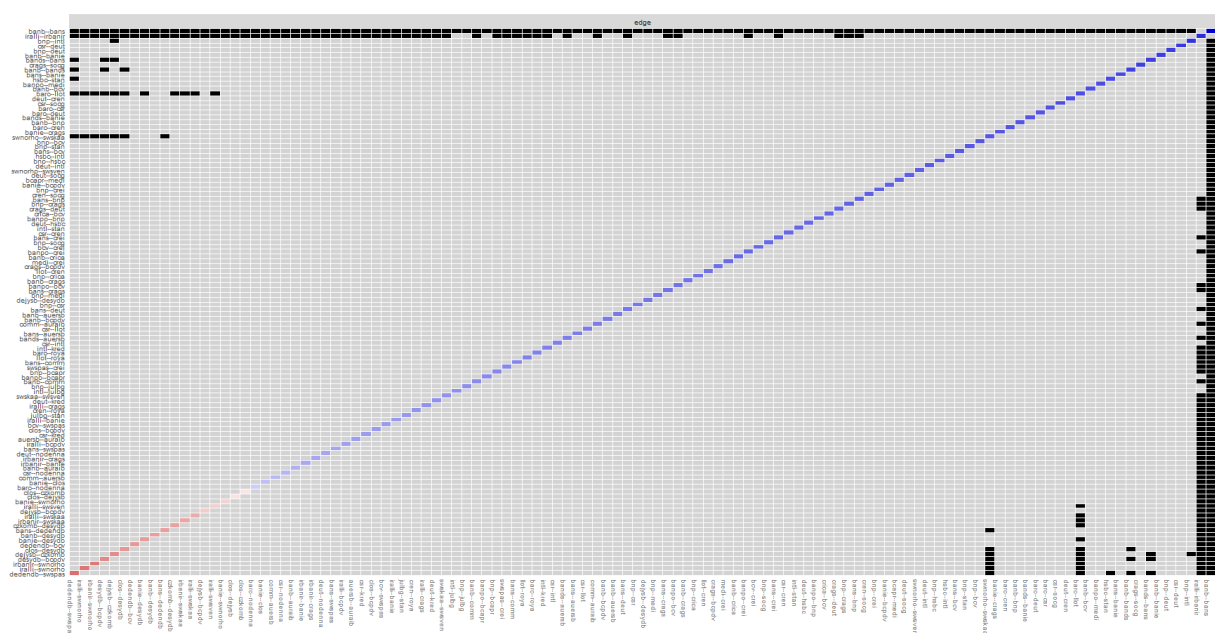


Tableau 7.3 : Bootstrapped difference test de S&P

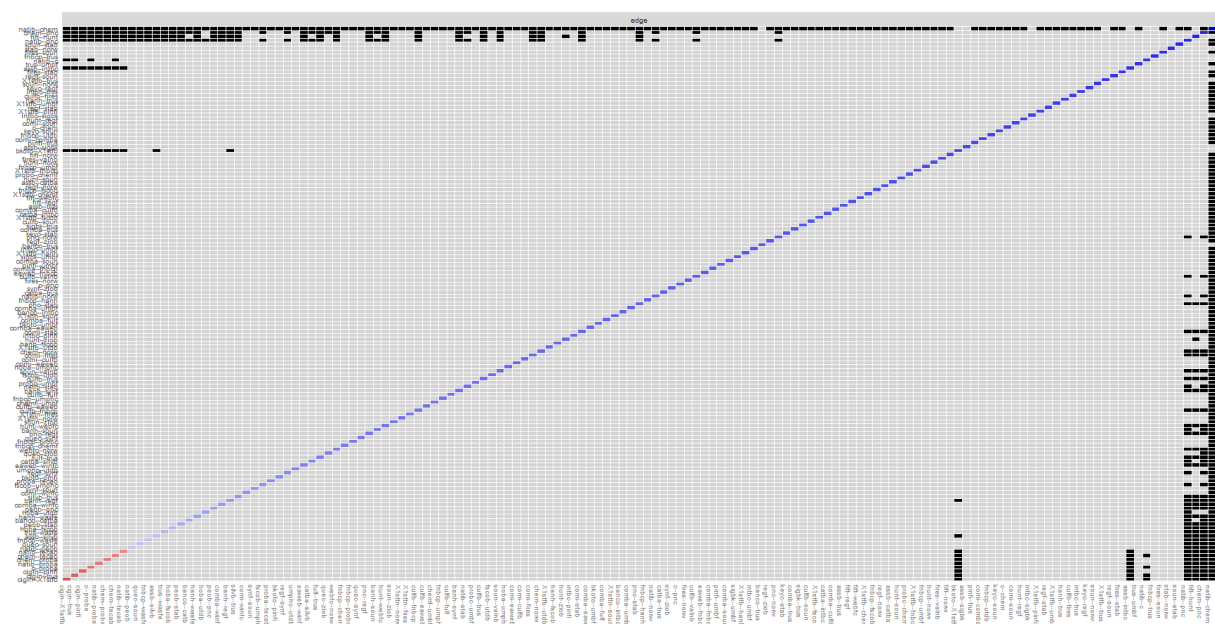


Tableau 7.4 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 9 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2011

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector
assb	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300		iralli	8	0.0067567568	2.9968975000	0.2081164000
banco	41	0.017543860	0.393425280	0.869004900		banb	31	0.0081300813	11.6054826000	1.0000000000
natib	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300		banpo	27	0.0078740157	6.8365399000	0.9038369000
banh	46	0.019230770	0.951526490	0.966165600		bands	23	0.0075757576	0.2897265000	0.8306096000
bkoto	47	0.019607840	1.588362930	0.979434500		bans	31	0.0081300813	11.6054826000	1.0000000000
catba	47	0.019607840	1.588362930	0.979434500		irbanir	25	0.0077519380	7.9281942000	0.8172703000
cigin	31	0.014925370	0.096095570	0.661738400		banie	28	0.0079365079	5.5741135000	0.9498901000
c	42	0.017857140	3.333734800	0.869990500		barc	22	0.0075757576	4.3193327000	0.7604638000
comi	31	0.014925370	0.047727270	0.662295200		bnp	29	0.0080000000	7.7539223000	0.9635644000
comba	47	0.019607840	3.976273970	0.971631200		bcapr	30	0.0080645161	16.9501564000	0.9689683000
culfb	43	0.018181820	0.618907900	0.907055200		crica	0	0.0006410256	0.0000000000	0.0000000000
eaaweb	45	0.018867920	0.934430050	0.945809500		clos	11	0.0069930070	3.8853158000	0.3164684000
fift	45	0.018867920	1.196132430	0.942060700		comm	26	0.0078125000	1.8498442000	0.9118036000
1stfb	49	0.020408160	5.367560700	1.000000000		crag	29	0.0080000000	10.3605417000	0.9589184000
1sttn	47	0.019607840	1.889322450	0.975915000		csr	26	0.0078125000	10.4378142000	0.8709650000
fireb	12	0.011627910	0.000000000	0.255094400		dedendb	5	0.0066225166	0.4500000000	0.1353125000
fnbcp	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300		deut	30	0.0080645161	12.1610650000	0.9809550000
fulf	47	0.019607840	1.504518290	0.980355900		nodenna	14	0.0071428571	8.1826415000	0.3412627000
hanh	48	0.020000000	4.654265770	0.985821600		auersb	28	0.0079365079	25.1093392000	0.8705648000
hoba	37	0.016393440	0.023809520	0.792869600		hsbc	27	0.0078740157	6.3655780000	0.9013980000
hunt	45	0.018867920	1.140631070	0.943011800		intl	28	0.0079365079	4.7583847000	0.9525941000
intbc	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300		bcv	28	0.0079365079	3.3008265000	0.9612438000
chem	47	0.019607840	1.757171870	0.977546300		julbg	16	0.0071428571	1.2071673000	0.5553098000
keyc	46	0.019230770	1.047687050	0.965256000		dejysb	5	0.0066225166	0.5588235000	0.1331077000
fires	47	0.019607840	1.504518290	0.980355900		kred	28	0.0079365079	4.3501188000	0.9546967000
quec	47	0.019607840	1.504518290	0.980355900		czkomb	0	0.0006410256	0.0000000000	0.0000000000
fscob	48	0.020000000	4.649568900	0.985809700		llet	22	0.0075187970	0.1921074000	0.7966480000
peob	45	0.018867920	3.484810330	0.935114300		medi	29	0.0080000000	8.5145995000	0.9690637000
pinfi	46	0.019230770	3.803081280	0.951446600		cren	27	0.0078740157	11.7547827000	0.9106898000
pnc	48	0.020000000	4.751999300	0.984900100		swnorho	12	0.0070422535	4.2546586000	0.3091050000
proba	46	0.019230770	0.951526490	0.966165600		auralb	30	0.0080645161	43.7451928000	0.8643651000
regf	47	0.019607840	1.986058170	0.974759800		roya	25	0.0077519380	2.6590193000	0.8749794000
sigbk	44	0.018518520	1.132240780	0.922920800		swskaa	15	0.0071942446	9.3772201000	0.3810693000
probc	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300		socg	26	0.0078125000	1.7630655000	0.9146628000
silvb	45	0.018867920	0.757385450	0.947525200		stan	19	0.0074074074	8.1570287000	0.6112664000
synf	33	0.015384620	0.047117520	0.704745700		swsven	8	0.0067567568	2.4148810000	0.1395176000
chemf	46	0.019230770	1.384872160	0.960815100		swspas	7	0.0068027211	1.2900061000	0.1215768000
tecab	44	0.018518520	1.015883180	0.923713600		desydb	20	0.0074626866	15.2308374000	0.6284148000
soun	47	0.019607840	1.588362930	0.979434500		crei	27	0.0078740157	2.5084662000	0.9376311000
trus	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300		bcpdv	28	0.0079365079	3.3008265000	0.9612438000
umbf	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300		Total	850			
umphc	48	0.020000000	5.156931870	0.980208500		Mean	21.25			
utdb	49	0.020408160	5.367560700	1.000000000		Max	31	banb	auralb	banb
stab	49	0.020408160	5.367560700	1.000000000		Min	0	crica	crica	crica
valnb	47	0.019607840	1.499821420	0.980344000						
wasfe	48	0.020000000	4.649568900	0.985809700						
webfc	47	0.019607840	1.499821420	0.980344000						
norw	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300						
winf	46	0.019230770	0.951526490	0.966165600						
ziob	48	0.020000000	2.092813230	0.994534300						
Total	2242									
Mean	44.84									
Max	49	1stfb	1stfb	1stfb						
Min	12	fireb	fireb	fireb						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.084898	0.9477433
STOXX 600 Banks	1.403983	0.8127061

Tableau 8.1 : Mesures de centralité

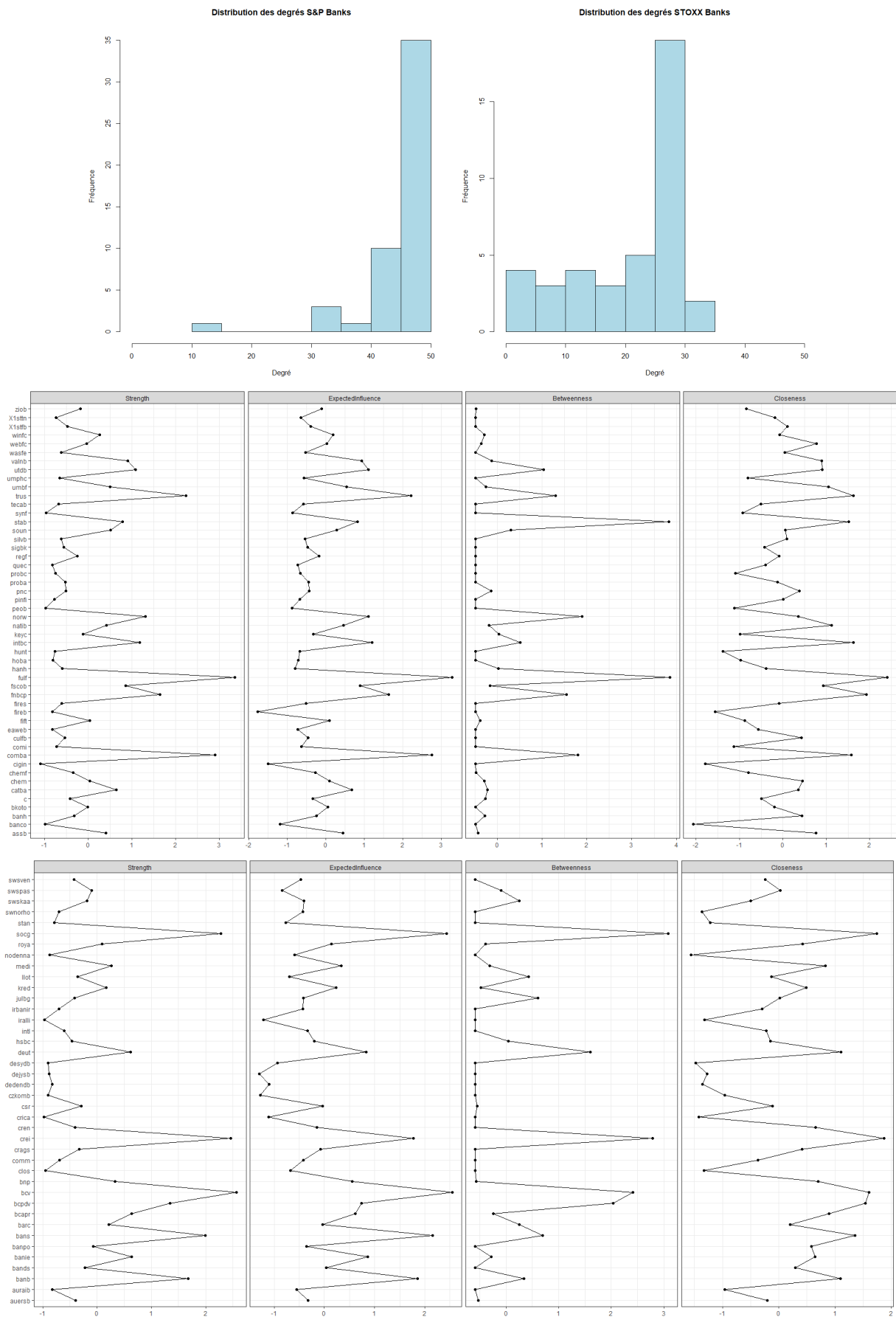


Tableau 8.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

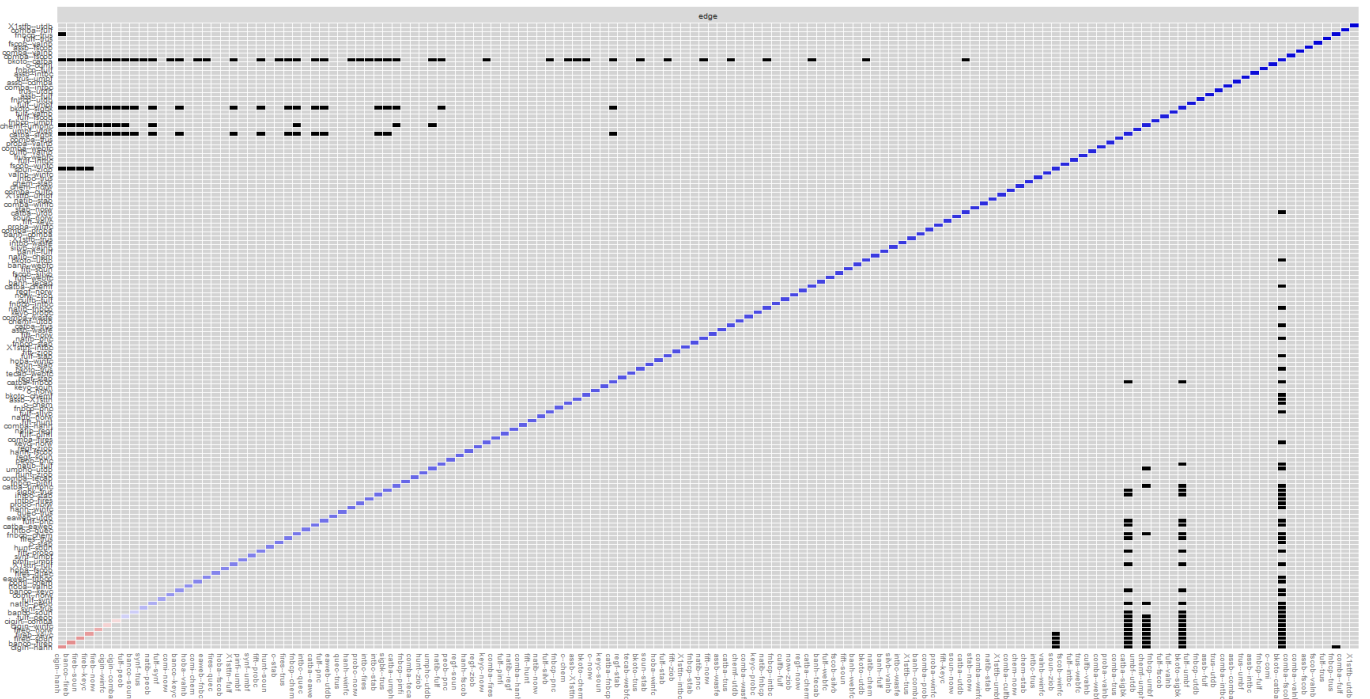


Tableau 8.3 : Bootstrapped difference test de S&P

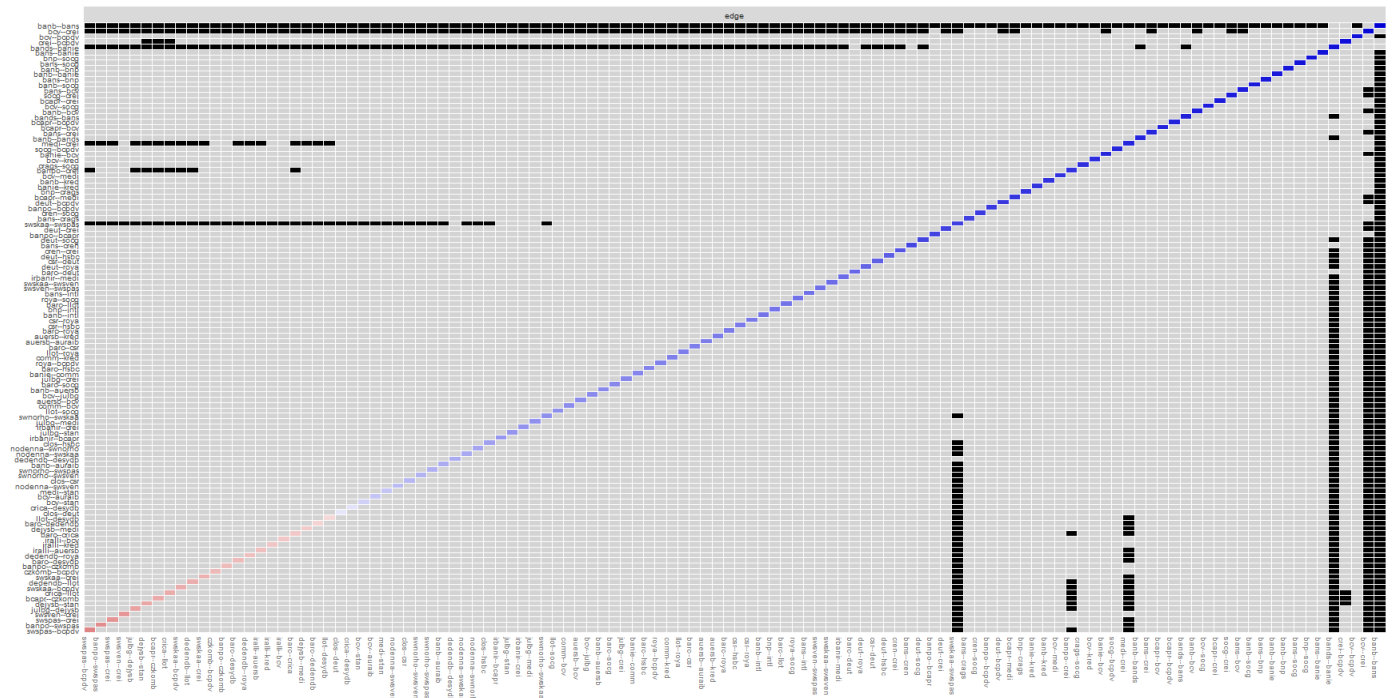


Tableau 8.4 : Bootstrapped difference test de STOX

Annexe 10 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2012

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector
assb	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		iralli	17	0.015873020	0.906589700	0.419425200
banco	46	0.019230770	0.590115600	0.946890600		banb	40	0.025000000	4.967202700	1.000000000
natib	47	0.019607840	0.625010360	0.967318300		banpo	36	0.022727270	0.717965900	0.937626000
banh	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		bands	39	0.024390240	4.303468000	0.982207700
bkoto	48	0.020000000	0.907256810	0.983632500		bans	40	0.025000000	4.967202700	1.000000000
catba	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		irbanir	36	0.022727270	2.359519700	0.918975700
cigin	48	0.020000000	0.973320470	0.982814600		banki	14	0.015151520	0.385092200	0.351001100
c	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		banie	37	0.023255810	2.601915300	0.946962300
comi	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		barc	36	0.022727270	0.676183400	0.937837200
comba	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		bnp	38	0.023809520	1.346774100	0.979507500
culfb	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		bcapr	38	0.023809520	1.346774100	0.979507500
eaweb	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		crca	29	0.019607840	2.265257800	0.735094700
fift	47	0.019607840	0.779182410	0.964805100		clos	36	0.022727270	0.683925300	0.937698300
1stfb	48	0.020000000	0.836540310	0.984503700		comm	40	0.025000000	4.967202700	1.000000000
1sttn	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		crag	40	0.025000000	4.967202700	1.000000000
fireb	44	0.018518520	0.440016150	0.908862200		csr	37	0.023255810	0.808039400	0.961715200
fnbcp	48	0.020000000	1.090512320	0.981237400		dedendb	35	0.022222220	1.060477200	0.905643700
fulf	47	0.019607840	0.983371730	0.962008600		deut	39	0.024390240	2.874920000	0.990663700
hanh	48	0.020000000	0.836540310	0.984503700		nodenna	26	0.018518520	1.059754100	0.668907700
hoba	47	0.019607840	0.562179470	0.968136300		auersb	40	0.025000000	4.967202700	1.000000000
hunt	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		hsbc	37	0.023255810	0.914208000	0.959954700
intbc	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		intl	34	0.021739130	0.305988000	0.892354000
chem	46	0.019230770	0.713687730	0.944999600		bcv	38	0.023809520	1.346774100	0.979507500
keyc	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		julbg	34	0.021739130	0.638523000	0.886711800
fires	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		dejysb	36	0.022727270	4.041536500	0.902924500
quec	40	0.017241380	0.178479460	0.830425900		kred	36	0.022727270	1.111581600	0.931697400
fskob	48	0.020000000	0.836540310	0.984503700		czkmb	35	0.022222220	2.082985400	0.897704800
peob	36	0.016129030	0.116304240	0.748802500		llot	37	0.023255810	1.953619200	0.953318700
pinfi	44	0.018518520	0.376798620	0.909770600		medi	38	0.023809520	2.775322200	0.971051500
pnc	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		cren	36	0.022727270	2.268641900	0.927481900
proba	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		swnorho	39	0.024390240	2.874920000	0.990663700
regf	44	0.018518520	0.548172630	0.906636600		auraib	39	0.024390240	3.439056800	0.988843700
sigbk	46	0.019230770	0.714975030	0.946097200		roya	38	0.023809520	2.775322200	0.971051500
probc	43	0.018181820	0.234296620	0.890804200		swskaa	37	0.023255810	0.914208000	0.959954700
silvb	45	0.018867920	0.255384410	0.932178100		socg	39	0.024390240	2.874920000	0.990663700
synf	44	0.018518520	0.579881680	0.907126100		stan	38	0.023809520	1.346774100	0.979507500
chemf	48	0.020000000	0.836540310	0.984503700		swsven	37	0.023255810	0.914208000	0.959954700
tecab	47	0.019607840	0.710067000	0.965695100		swspas	35	0.022222220	0.762637100	0.910728700
soun	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		desydb	38	0.023809520	2.653856900	0.966928000
trus	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		crei	36	0.022727270	0.425473300	0.942162400
umbf	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		bcpdp	38	0.023809520	1.346774100	0.979507500
umpha	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		Total	1468			
utdb	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		Mean	35.80			
stab	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		Max	40	banb	banb	banb
valnb	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000		Min	14	banki	intl	banki
wasfe	38	0.016666670	0.098538010	0.790901200						
webfc	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000						
norw	48	0.020000000	1.057732990	0.981565100						
winf	49	0.020408160	1.216100420	1.000000000						
ziob	47	0.019607840	0.932144880	0.962802500						
Total	2358									
Mean	47.16									
Max	49	assb	assb	assb						
Min	36	peob	wasfe	peob						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.037551	0.9678376
STOXX 600 Banks	1.104878	0.9344432

Tableau 9.1 : Mesures de centralité

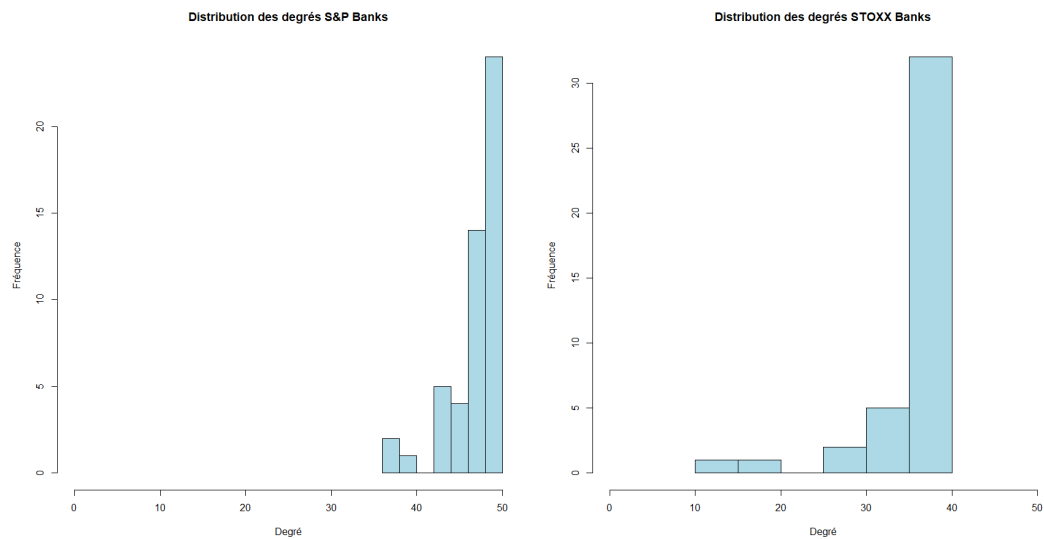


Tableau 9.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

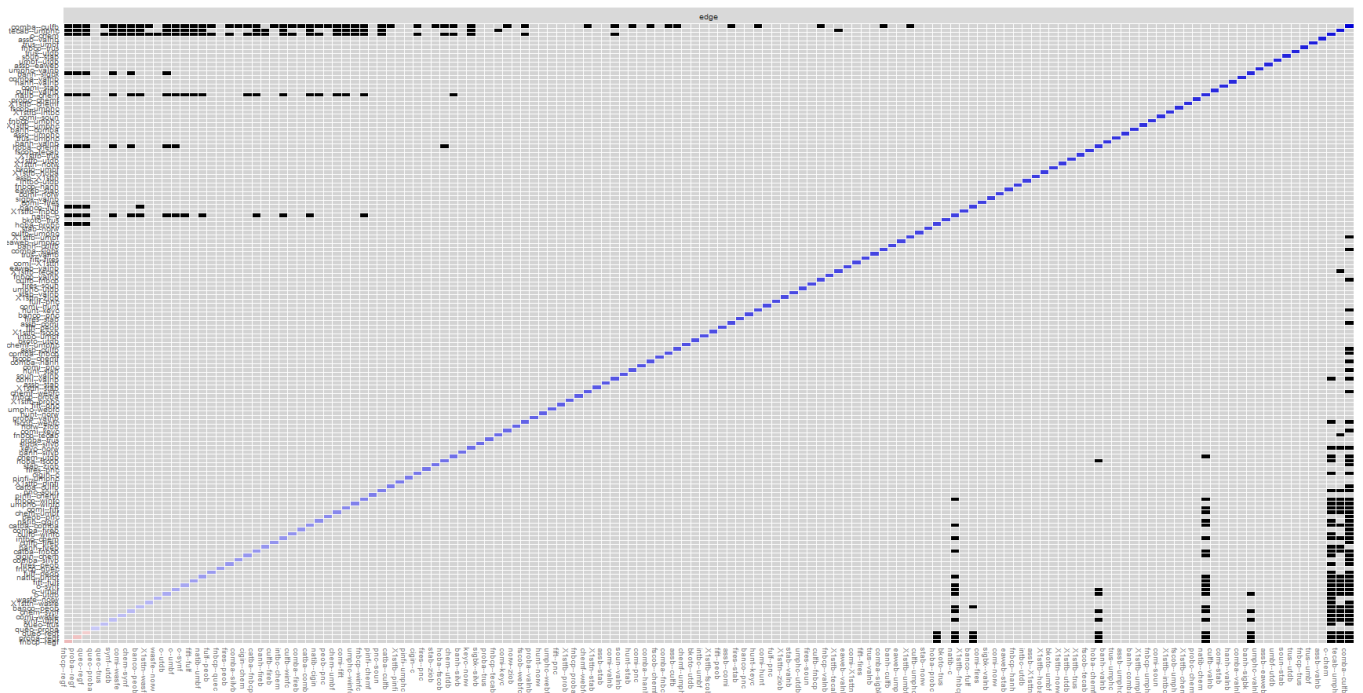


Tableau 9.3 : Bootstrapped difference test de S&P

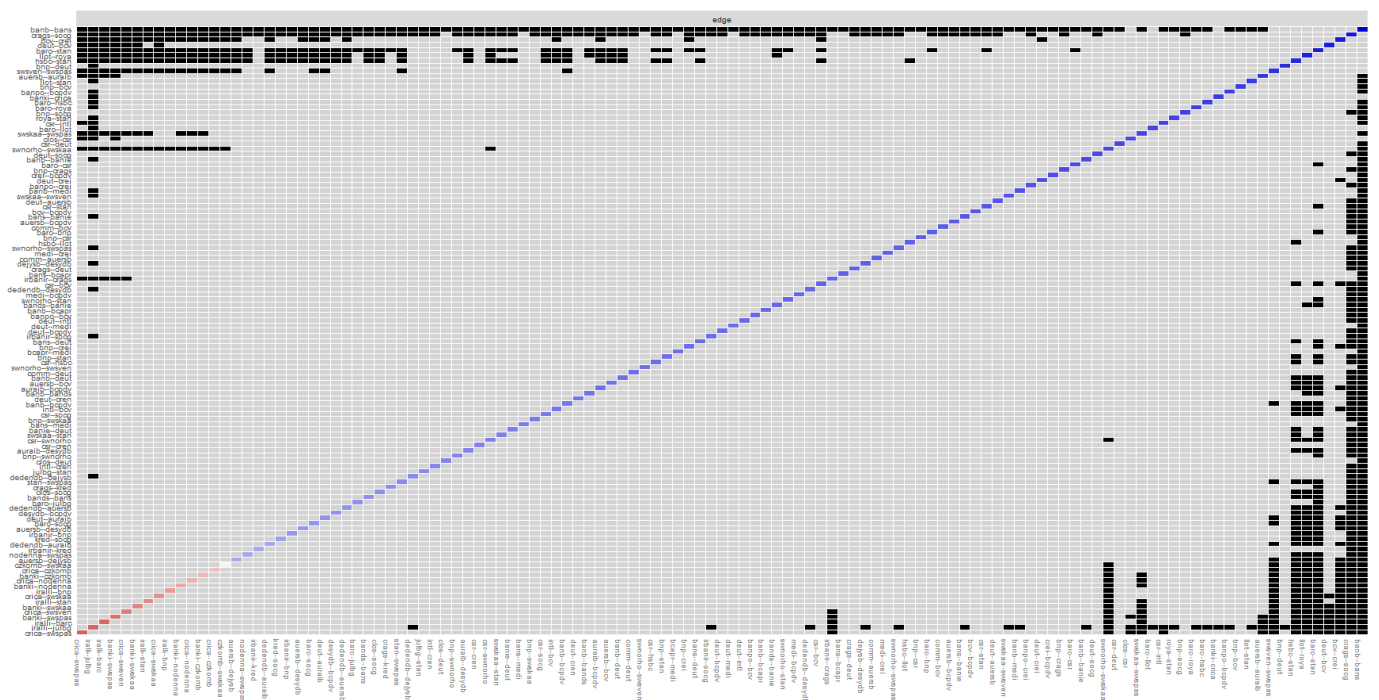


Tableau 9.4 : Bootstrapped difference test de S&P

Annexe 11 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2013

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector
assb	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		iralli	4	0.01250	0.00000	0.09056
banco	44	0.018518520	1.623781300	0.901528600		banb	34	0.02174	5.16075	0.98117
natib	47	0.019607840	1.616133450	0.964376000		banpo	33	0.02128	4.52746	0.95568
banh	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		bands	31	0.02041	39.93039	0.90098
bkoto	45	0.018867920	0.254069400	0.938386000		bans	34	0.02174	5.16075	0.98117
catba	48	0.020000000	1.764836300	0.983343500		irbanir	26	0.01852	0.56081	0.78701
cigin	23	0.013333330	0.165079370	0.478031600		banki	1	0.01136	0.00000	0.02915
c	45	0.018867920	0.254069400	0.938386000		banie	29	0.01961	6.80671	0.84203
comi	46	0.019230770	0.471826630	0.955418500		barc	32	0.02083	1.97232	0.94563
comba	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		bnp	33	0.02128	2.22771	0.97175
culfb	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		bcapr	32	0.02083	1.81586	0.94809
eaweb	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		crca	27	0.01887	0.22507	0.82865
fift	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		clos	32	0.02083	4.32919	0.93141
1stfb	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		comm	33	0.02128	4.22634	0.95872
1sttn	47	0.019607840	1.586858940	0.965403900		crags	36	0.02273	16.20639	0.99539
fireb	48	0.020000000	1.979472590	0.980516600		csr	30	0.02000	2.98294	0.88557
fnbcp	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		dedendb	29	0.01961	5.51991	0.83349
fulf	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		deut	35	0.02222	8.27744	0.99058
hanh	46	0.019230770	1.598595490	0.944421000		nodenna	10	0.01389	0.00000	0.30057
hoba	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		auersb	33	0.02128	19.70767	0.95005
hunt	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		hsbc	33	0.02128	2.22771	0.97175
intbc	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		intl	35	0.02222	8.27744	0.99058
chem	48	0.020000000	1.736479770	0.983859400		bcv	34	0.02174	5.16075	0.98117
keyc	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		julbg	24	0.01724	0.11254	0.74144
fires	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		dejysb	27	0.01887	9.48961	0.75480
quec	47	0.019607840	0.883682390	0.969934900		kred	31	0.02041	1.60787	0.92171
fscob	46	0.019230770	0.547132880	0.954143200		czkomb	2	0.01205	0.00000	0.06255
peob	47	0.019607840	0.855591550	0.970491600		llot	31	0.02041	1.50849	0.92343
pinfi	38	0.016666670	0.021739130	0.797400100		medi	35	0.02222	25.00931	0.98338
pnc	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		cren	10	0.01408	0.03704	0.30871
proba	48	0.020000000	1.736479770	0.983859400		swnorho	25	0.01786	9.48920	0.72458
regf	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		auraib	24	0.01754	0.15704	0.73727
sigbk	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		roya	33	0.02128	11.82063	0.93467
probc	43	0.018181820	1.431979020	0.883526700		swskaa	36	0.02273	33.89729	0.96105
silvb	47	0.019607840	1.876388570	0.961816900		socg	36	0.02273	11.66049	1.00000
synf	45	0.018867920	0.507372710	0.934630500		stan	31	0.02041	1.66495	0.92096
chemf	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		swsven	30	0.01961	16.67386	0.82129
tecab	37	0.016393440	0.208034140	0.772701600		swspas	11	0.01408	2.17959	0.29224
soun	47	0.019607840	0.621447460	0.973874100		desydb	5	0.01299	0.00000	0.14519
trus	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		crei	33	0.02128	2.22771	0.97175
umbf	45	0.018867920	0.577076710	0.932732300		bcpdv	34	0.02174	5.16075	0.98117
umphc	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000		Total	1114			
utdb	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		Mean	27.17			
stab	46	0.019230770	1.548667640	0.944581300		Max	36	crags	bands	socg
valnb	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600		Min	1	banki	iralli	banki
wasfe	49	0.020408160	2.099818910	1.000000000						
webfc	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600						
norw	46	0.019230770	1.313546160	0.948371400						
wincf	48	0.020000000	0.929231050	0.990014600						
ziob	47	0.019607840	1.883004410	0.961284000						
Total	2326									
Mean	46.52									
Max	49	assb	assb	assb						
Min	23	cigin	pinfi	cigin						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.050612	0.9627659
STOXX 600 Banks	1.339024	0.8777418

Tableau 10.1 : Mesures de centralité

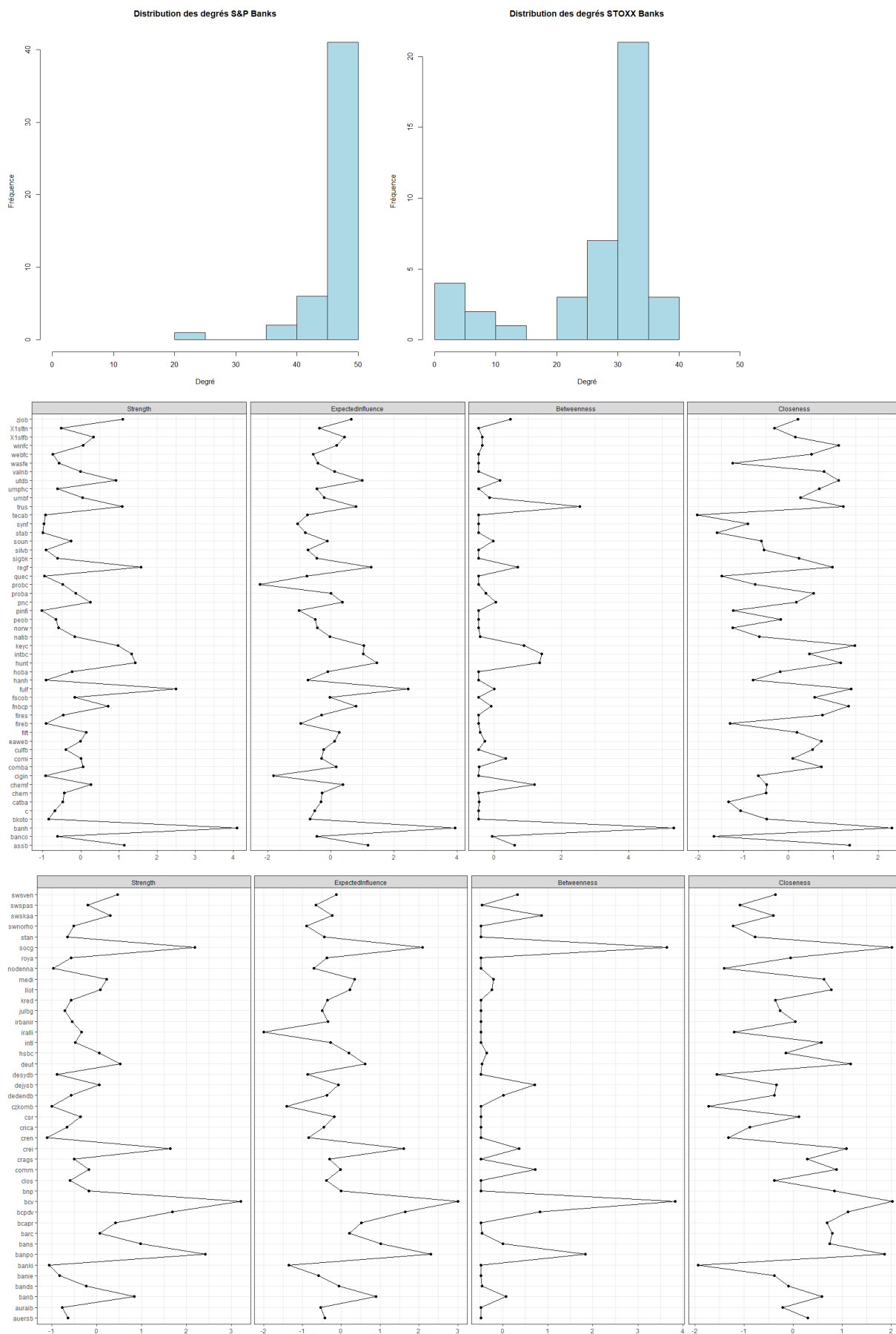


Tableau 10.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

Annexe 12 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2014

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector
assb	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		iralli	23	0.016949150	4.479356270	0.682628700
banco	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		banb	36	0.021739130	20.430369270	1.000000000
natib	45	0.018867920	0.000000000	0.922235400		banpo	32	0.020000000	25.082439770	0.883510180
banh	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		bands	24	0.016949150	3.004188360	0.744360400
bkoto	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		bans	35	0.021276600	15.680376000	0.989281540
catba	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		irbanir	24	0.017241380	1.078131800	0.746504810
cigin	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		banki	27	0.018181820	1.568231720	0.838535200
c	48	0.020000000	0.088910850	0.981050800		banie	27	0.018181820	1.205547760	0.841837970
comi	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		barc	24	0.017241380	0.651527870	0.760424720
comba	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		bnp	32	0.020000000	11.592808160	0.913840650
culfb	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		bcapr	32	0.020000000	7.489580440	0.936310920
eaweb	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		crca	32	0.020000000	7.889159150	0.943216860
fift	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		cemmb	7	0.013157890	0.270075760	0.198379580
1stfb	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		clos	21	0.016393440	3.020888200	0.647323800
1sttn	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		comm	31	0.019607840	3.995096670	0.933562620
fireb	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		crag	32	0.020000000	7.319989430	0.938957490
fnbcp	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		csr	31	0.019607840	6.532302900	0.914726670
fulf	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		dedendb	32	0.020000000	7.553574190	0.940299190
hanh	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		deut	33	0.020408160	8.115915520	0.961797760
hoba	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		nodenna	14	0.014705880	1.644788440	0.417171890
hunt	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		auersb	36	0.021739130	22.430296810	0.993518900
intbc	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		hsbc	22	0.016666670	1.650552380	0.693662010
chem	47	0.019607840	0.044444440	0.961704800		intl	35	0.021276600	14.771512850	0.989953440
keyc	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		bcv	31	0.019607840	4.637883140	0.926054170
fires	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		julbg	16	0.015151520	0.038461540	0.523522430
quec	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		dejysb	15	0.014705880	0.970065560	0.451053800
fskob	48	0.020000000	0.065700480	0.981456100		kred	33	0.020408160	13.462928010	0.941511370
peob	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		czkomb	1	0.011235960	0.000000000	0.032241480
pinfi	47	0.019607840	0.021739130	0.962118500		llet	32	0.020000000	5.679765540	0.944681510
pnc	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		medi	34	0.020833330	28.461018270	0.940448670
proba	48	0.020000000	0.065700480	0.981456100		cren	31	0.019607840	6.205171380	0.921071640
regf	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		swnorho	26	0.017543860	13.179871120	0.722885830
sigbk	46	0.019230770	0.000000000	0.942391900		auralb	8	0.013157890	0.674853800	0.228524760
probc	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		roya	30	0.019230770	10.268107020	0.869496170
silvb	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		swskaa	24	0.017241380	13.888928860	0.682508030
synf	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		socg	34	0.020833330	9.168056580	0.983456750
chemf	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		stan	10	0.013333330	0.045454550	0.320343250
tecab	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		swsven	9	0.013513510	2.495859210	0.232022430
soun	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		swspas	4	0.012345680	0.142857140	0.094799830
trus	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		desydb	10	0.013698630	1.263319530	0.266635560
umbf	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		crei	33	0.020408160	5.863709330	0.973871960
umphc	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		bcpdv	33	0.020408160	50.096979680	0.931361700
utdb	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		Total	1056			
stab	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		Mean	25.14			
valnb	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		Max	36	banb	bcpdv	banb
wasfe	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000		Min	1	czkomb	czkomb	czkomb
webfc	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000						
norw	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000						
wincf	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000						
ziob	49	0.020408160	0.156128010	1.000000000						
Total	2436									
Mean	48.72									
Max	49	assb	assb	assb						
Min	45	natib	natib	natib						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.005714	0.9945992
STOXX 600 Banks	1.399535	0.8059974

Tableau 11.1 : Mesures de centralité

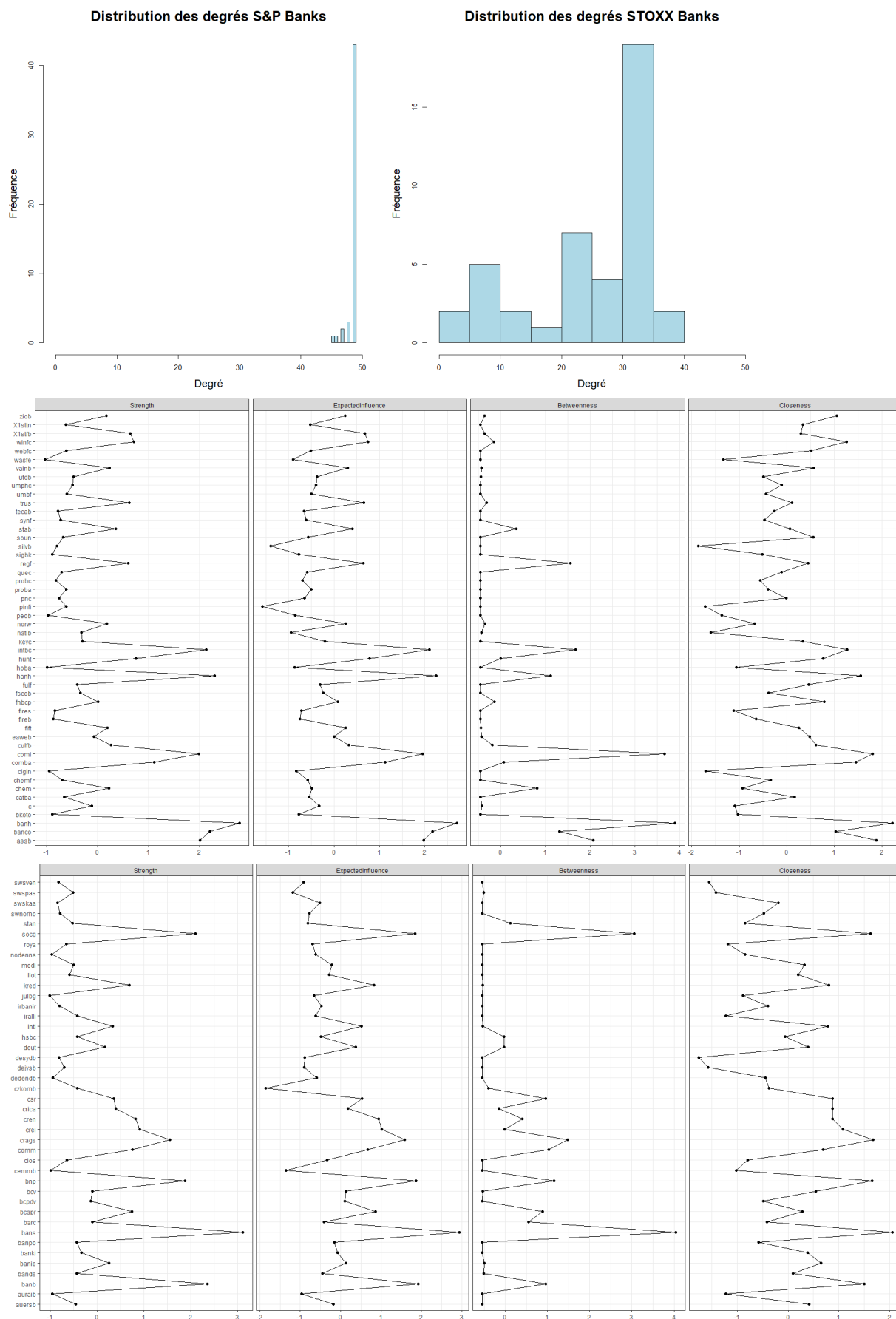


Tableau 11.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

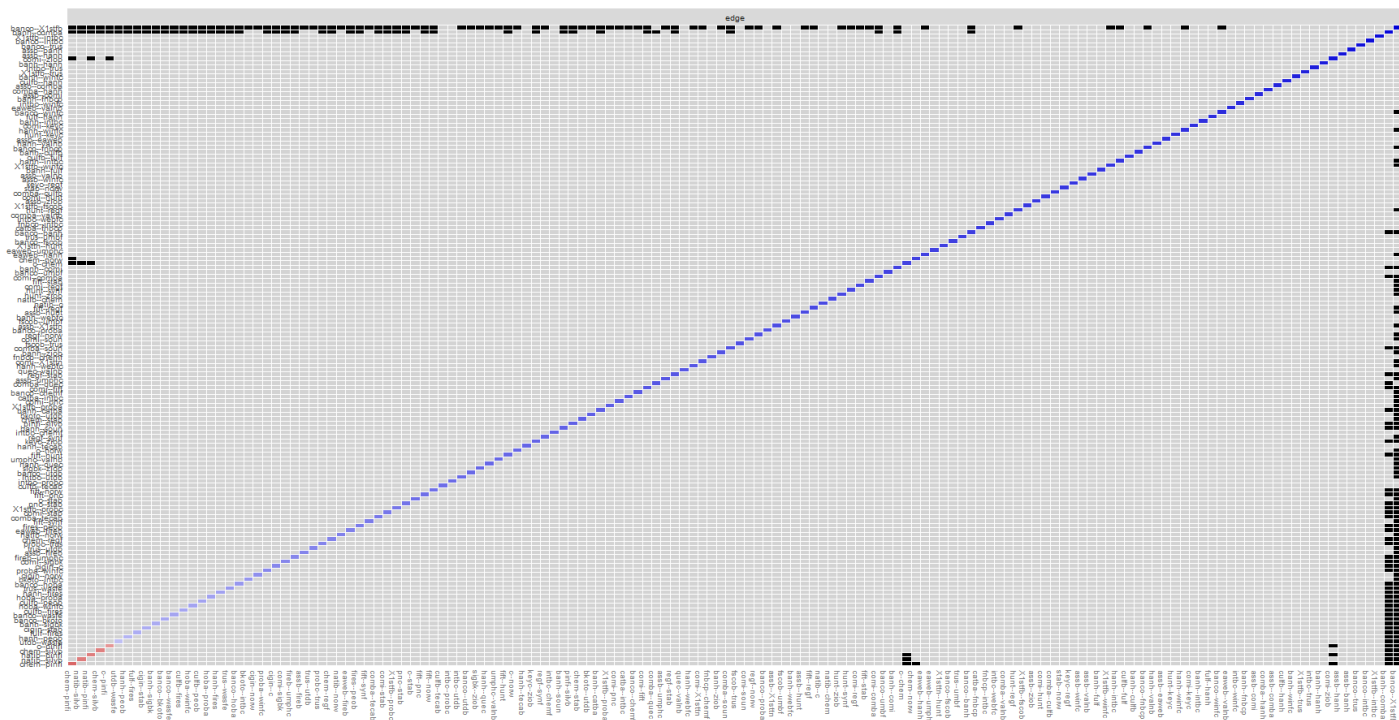


Tableau 11.4 : Boostrapped difference test de S&P

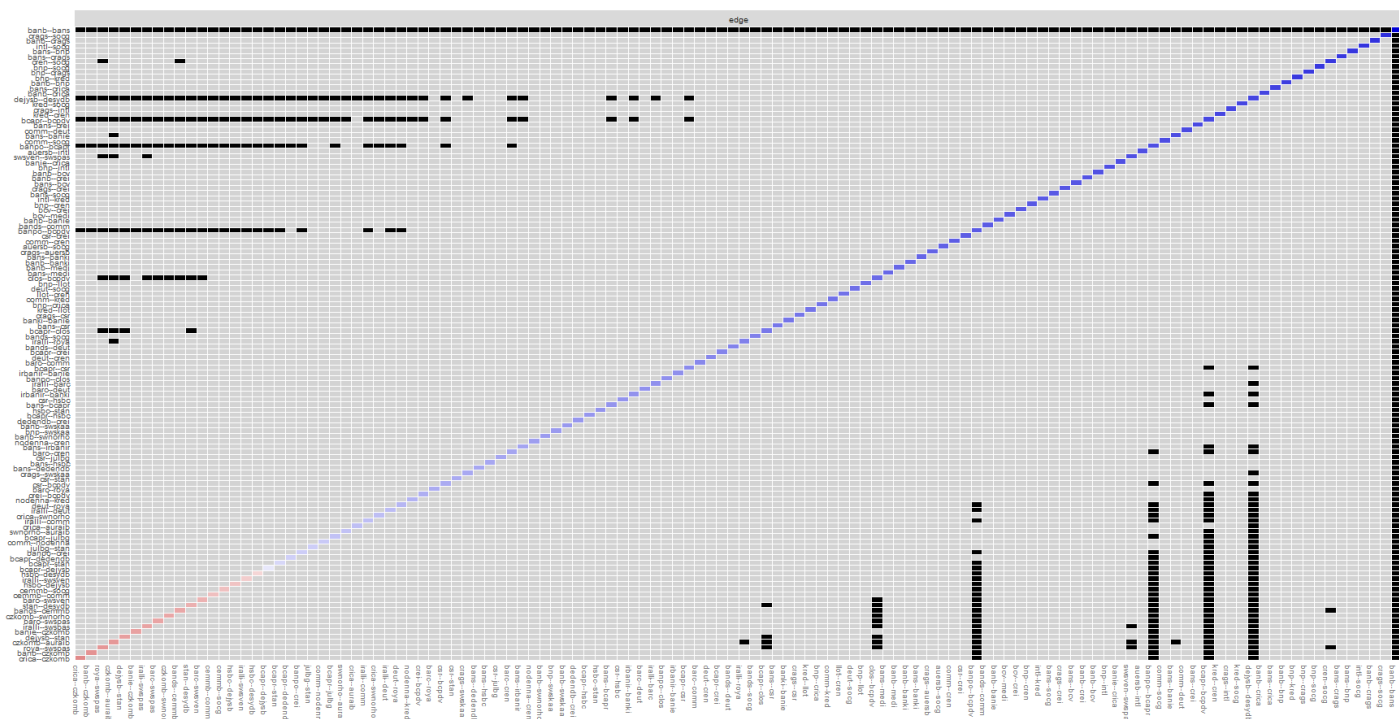


Tableau 11.5 : Boostrapped difference test de STOXX

Annexe 13 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2015

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector
assb	50	0.02	0	1		iralli	1	0.0103092780	0.0000000000	0.0246373600
banco	50	0.02	0	1		banb	37	0.0204081630	10.1270298000	0.9613403300
natib	50	0.02	0	1		banpo	31	0.0175438600	1.9459795000	0.8562001300
banh	50	0.02	0	1		bands	36	0.0196078430	5.6918099000	0.9567902100
bkoto	50	0.02	0	1		bans	34	0.0188679250	3.5623808000	0.9240933000
catba	50	0.02	0	1		irbanir	30	0.0172413790	1.0546197000	0.8401949600
cigin	50	0.02	0	1		banki	32	0.0178571430	2.1270425000	0.8777018200
c	50	0.02	0	1		banie	35	0.0196078430	7.5717706000	0.9251577200
citfg	50	0.02	0	1		barc	39	0.0212765960	12.6262855000	1.0000000000
comi	50	0.02	0	1		bnp	39	0.0212765960	12.6262855000	1.0000000000
comba	50	0.02	0	1		bcapr	31	0.0175438600	1.9459795000	0.8562001300
culfb	50	0.02	0	1		crica	36	0.0196078430	5.1093594000	0.9608469400
eaweb	50	0.02	0	1		cemmb	4	0.0116279070	2.2564345000	0.0437412100
fift	50	0.02	0	1		clos	33	0.0185185190	3.8932595000	0.8922586500
1stfb	50	0.02	0	1		comm	38	0.0208333330	31.7550464000	0.9694325100
1sttn	50	0.02	0	1		crag	39	0.0212765960	12.6262855000	1.0000000000
fireb	50	0.02	0	1		csr	17	0.0144927540	47.4241968000	0.3886023500
fnbcp	50	0.02	0	1		dedendb	32	0.0181818180	2.0967371000	0.8818749200
fulf	50	0.02	0	1		deut	39	0.0212765960	12.6262855000	1.0000000000
hanh	50	0.02	0	1		nodenna	35	0.0192307690	4.1390028000	0.9423772300
hoba	50	0.02	0	1		auersb	30	0.0175438600	17.2803800000	0.7842675500
hunt	50	0.02	0	1		finps	16	0.0138888890	0.0000000000	0.4687072600
intbc	50	0.02	0	1		hsbc	16	0.0136986300	0.1428571000	0.4557816400
chem	50	0.02	0	1		intl	34	0.0185185190	3.6671835000	0.9187997900
keyc	50	0.02	0	1		bcv	37	0.0200000000	6.6513008000	0.9748226000
fires	50	0.02	0	1		julbg	3	0.0091743120	0.0000000000	0.0153669900
quec	50	0.02	0	1		dejysb	21	0.0151515150	0.2078322000	0.6085162700
fcob	50	0.02	0	1		kred	37	0.0204081630	40.1669945000	0.9515973000
peob	50	0.02	0	1		czkomb	18	0.0147058820	1.0953356000	0.5009778500
pinfi	50	0.02	0	1		llot	32	0.0181818180	2.7674234000	0.8773207600
pnc	50	0.02	0	1		medi	34	0.0188679250	3.9567541000	0.9188226500
proba	50	0.02	0	1		cren	38	0.0204081630	8.4180188000	0.9884128600
regf	50	0.02	0	1		swnorho	21	0.0147058820	0.1501323000	0.5918336500
sigbk	50	0.02	0	1		auralb	27	0.0169491530	3.1130462000	0.7438435000
probc	50	0.02	0	1		roya	34	0.0192307690	8.4030514000	0.8940228000
silvb	50	0.02	0	1		swskaa	30	0.0175438600	1.2451979000	0.8386780100
synf	50	0.02	0	1		socg	38	0.0208333330	11.1698473000	0.9850621100
chemf	50	0.02	0	1		stan	22	0.0149253730	0.5755952000	0.6194256500
tecab	50	0.02	0	1		swsven	25	0.0161290320	0.4880203000	0.7047104500
soun	50	0.02	0	1		swspas	27	0.0166666670	0.8414113000	0.7576882100
trus	50	0.02	0	1		desydb	31	0.0181818180	47.0368439000	0.8016350300
umbf	50	0.02	0	1		ubsgr	5	0.0120481930	4.5911005000	0.0676578900
umphc	50	0.02	0	1		crei	37	0.0200000000	6.9615806000	0.9734749700
utdb	50	0.02	0	1		bcpdv	35	0.0192307690	3.8640323000	0.9459090400
stab	50	0.02	0	1		Total	1266			
valnb	50	0.02	0	1		Mean	28.77			
wasfe	50	0.02	0	1		Max	39	barc	csr	barc
webfc	50	0.02	0	1		Min	1	julbg	iralli	julbg
norw	50	0.02	0	1						
wincf	50	0.02	0	1						
ziob	50	0.02	0	1						
Total	2550									

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1	1
STOXX 600 Banks	1.374207	0.8577446

Tableau 12.1 : Mesures de centralité

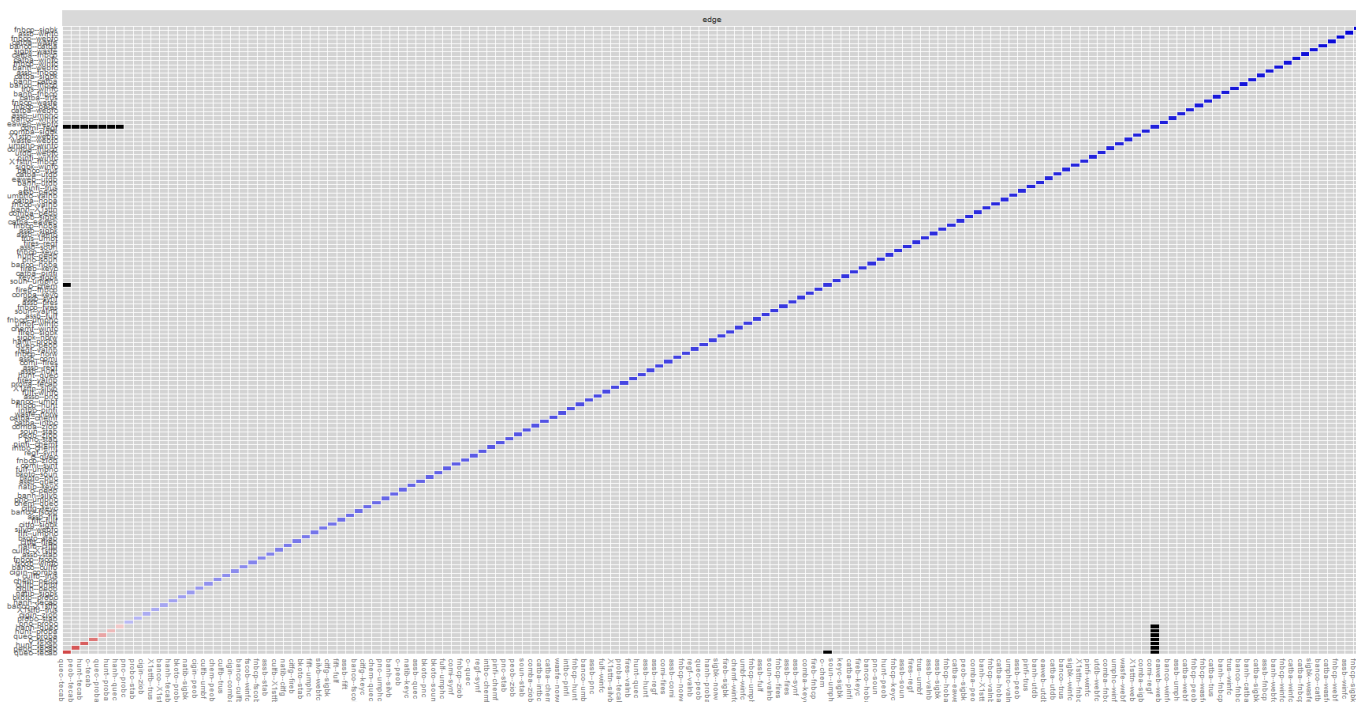


Tableau 12.3 : Bootstrapped difference test de S&P

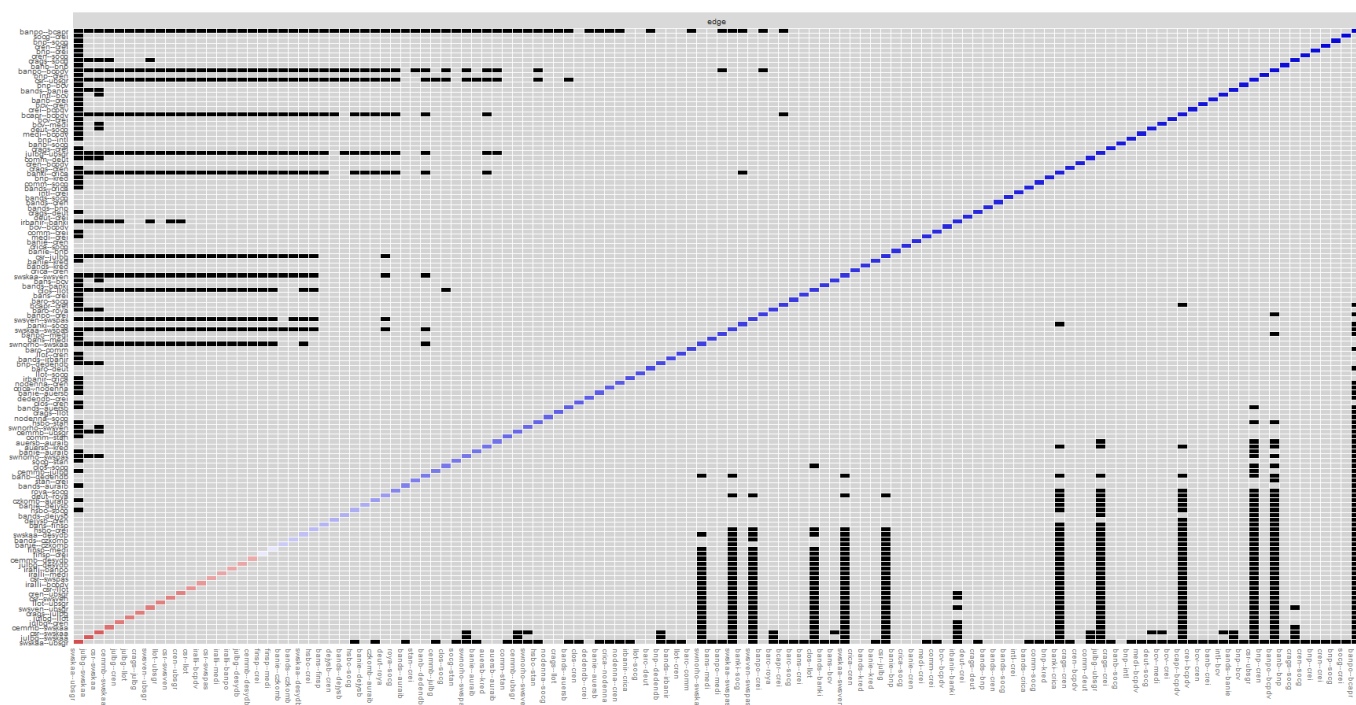


Tableau 12.4 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 14 : Propriétés topologiques des indices S&P

Banks et STOXX Banks pour l'année 2016

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector
assb	50	0.02	0	1		abagn	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
banco	50	0.02	0	1		iralli	8	0.012500000	0.000000000	0.186091800
natib	50	0.02	0	1		banb	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
banh	50	0.02	0	1		banpo	44	0.022727270	4.523809520	1.000000000
bkoto	50	0.02	0	1		bands	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
catba	50	0.02	0	1		bans	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
cigin	50	0.02	0	1		irbanir	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
c	50	0.02	0	1		banki	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
citfg	50	0.02	0	1		banie	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
comi	50	0.02	0	1		barc	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
comba	50	0.02	0	1		bnp	44	0.022727270	4.523809520	1.000000000
culfb	50	0.02	0	1		bcapr	44	0.022727270	4.523809520	1.000000000
eaweb	50	0.02	0	1		crica	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
fift	50	0.02	0	1		cemmb	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
1stfb	50	0.02	0	1		clos	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
1sttn	50	0.02	0	1		comm	44	0.022727270	4.523809520	1.000000000
fireb	50	0.02	0	1		cragb	44	0.022727270	4.523809520	1.000000000
fnbcp	50	0.02	0	1		csr	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
fulf	50	0.02	0	1		dedendb	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
hanh	50	0.02	0	1		deut	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
hoba	50	0.02	0	1		nodenna	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
hunt	50	0.02	0	1		auersb	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
intbc	50	0.02	0	1		finsp	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
chem	50	0.02	0	1		hsbc	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
keyc	50	0.02	0	1		intl	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
fires	50	0.02	0	1		bcv	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
quec	50	0.02	0	1		julbg	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
fscob	50	0.02	0	1		dejysb	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
peob	50	0.02	0	1		kred	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
pinfi	50	0.02	0	1		czkomb	42	0.021739130	0.000000000	0.973636300
pnc	50	0.02	0	1		llof	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
proba	50	0.02	0	1		medi	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
regf	50	0.02	0	1		cren	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
sigbk	50	0.02	0	1		swnorho	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
probc	50	0.02	0	1		auraib	42	0.021739130	0.000000000	0.973636300
silvb	50	0.02	0	1		roya	44	0.022727270	4.523809520	1.000000000
synf	50	0.02	0	1		swskaa	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
chemf	50	0.02	0	1		socg	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
tecab	50	0.02	0	1		stan	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
soun	50	0.02	0	1		swsven	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
trus	50	0.02	0	1		swspas	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
umbf	50	0.02	0	1		desydb	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
umphc	50	0.02	0	1		ubsgr	43	0.022222220	0.023809520	0.995769600
utdb	50	0.02	0	1		crei	44	0.022727270	4.523809520	1.000000000
stab	50	0.02	0	1		bcpdv	44	0.022727270	4.523809520	1.000000000
valnb	50	0.02	0	1		Total	1906			
wasfe	50	0.02	0	1		Mean	42.36			
webfc	50	0.02	0	1		Max	44	banpo	banpo	banpo
norw	50	0.02	0	1		Min	8	iralli	iralli	iralli
winf	50	0.02	0	1						
ziob	50	0.02	0	1						
Total	2550									

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1	1
STOXX 600 Banks	1.037374	0.9917541

Tableau 13.1 : Mesures de centralité

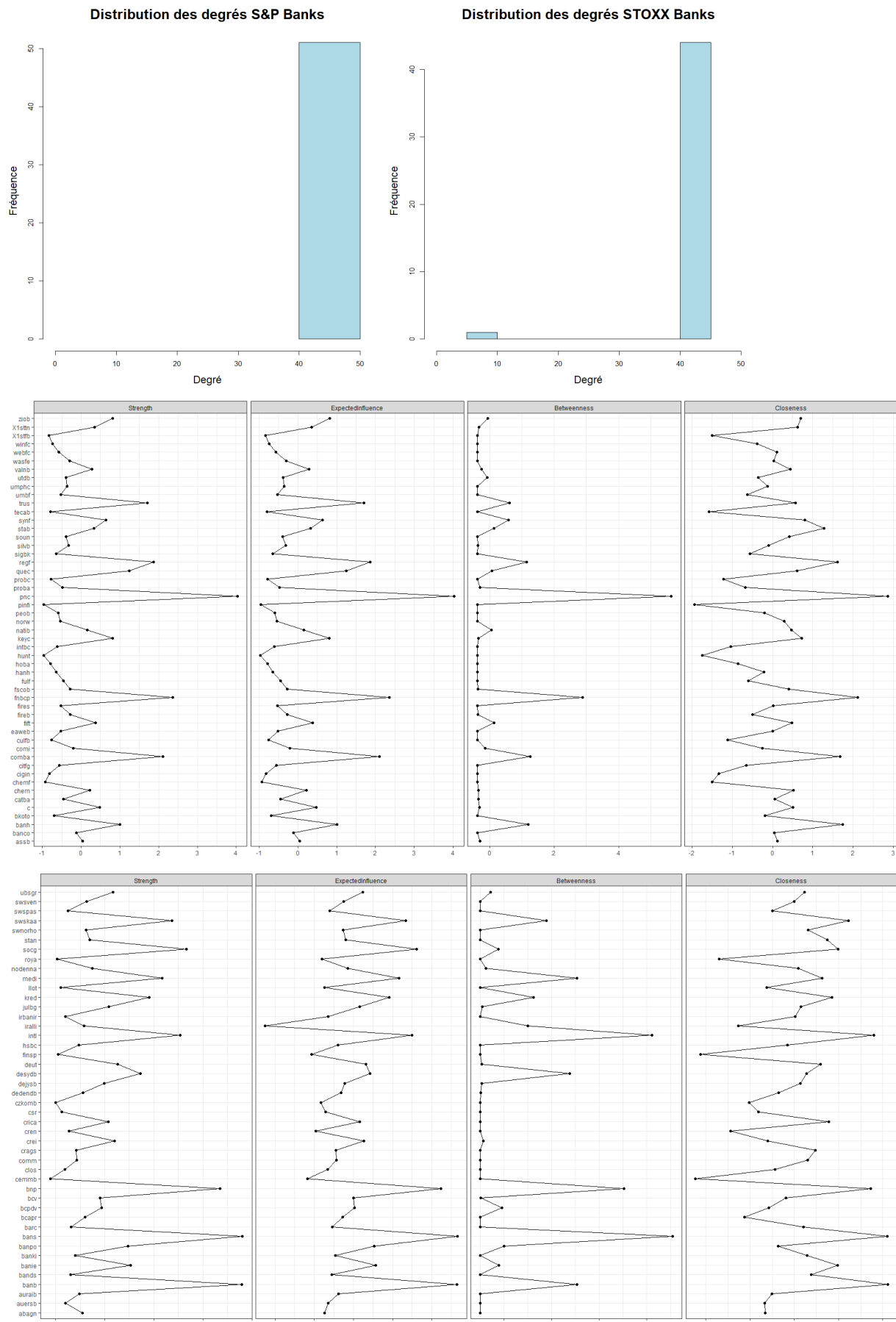


Tableau 13.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

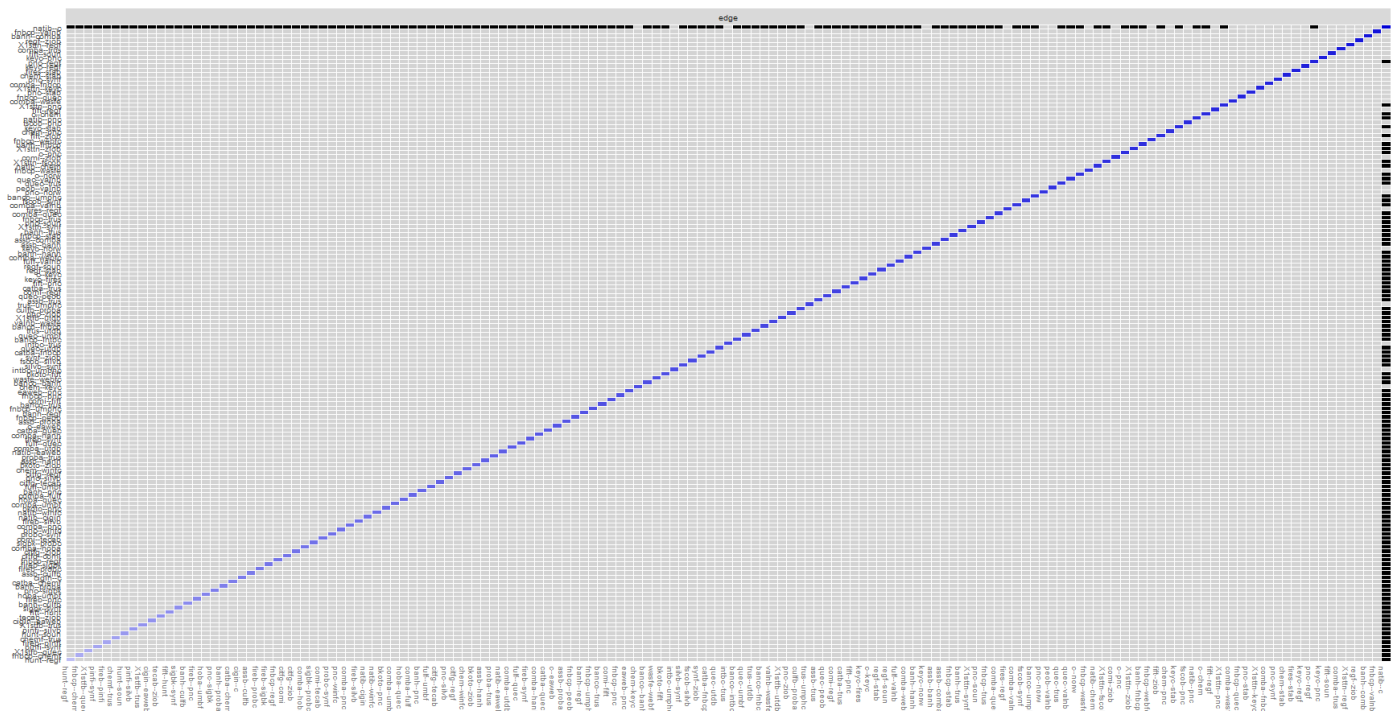
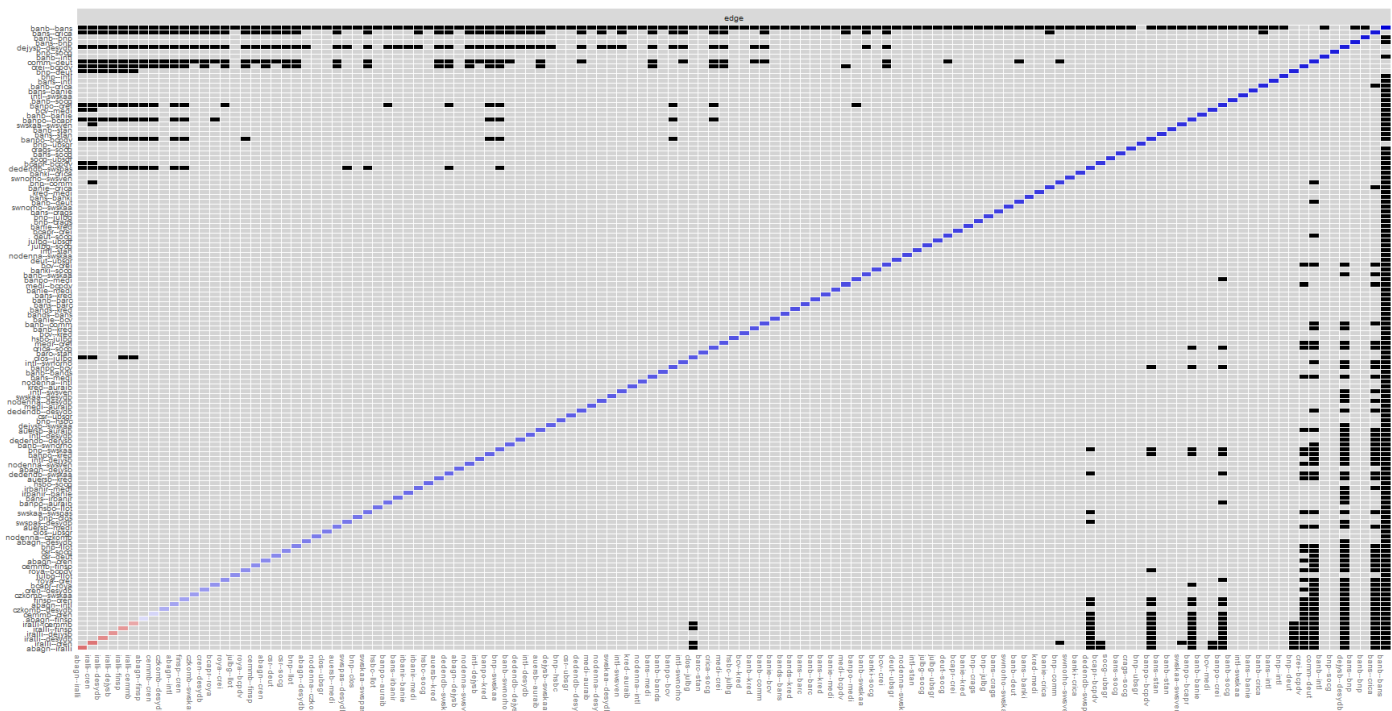


Tableau 13.3 : Bootstrapped difference test de S&P



Annexe 15 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2017

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	event\$vector
assb	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		abagn	41	0.01923077	3.6951316	0.977692149
banco	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		iralli	3	0.01086957	45	0.049180118
natib	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		banb	39	0.01851852	1.6620542	0.949629845
banh	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		banpo	37	0.01785714	0.2339153	0.916730845
bkoto	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		bands	42	0.01960784	5.7777875	0.98678015
catba	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		bans	40	0.01886792	1.9843257	0.967757425
cigin	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		irbanir	42	0.01960784	4.9144628	0.990065276
c	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		banki	40	0.01886792	2.3210729	0.96625724
citfg	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		banie	41	0.01923077	3.6951316	0.977692149
comi	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		barc	43	0.02	6.8759097	1
comba	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		bnp	40	0.01886792	1.9843257	0.967757425
culfb	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		bcapr	38	0.01818182	0.8160109	0.93335824
eaweb	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		crica	39	0.01851852	0.9695368	0.954537574
fift	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		cemmb	3	0.01075269	0	0.062526709
1stfb	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		clos	20	0.01333333	6.308864	0.465022047
1sttn	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		comm	42	0.01960784	5.280642	0.989411814
fireb	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		crag	41	0.01923077	3.6951316	0.977692149
fnbcp	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		csr	42	0.01960784	5.280642	0.989411814
fulf	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		dedendb	35	0.01724138	0.5973118	0.860022872
hanh	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		deut	39	0.01851852	2.4490244	0.941175067
hoba	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		nodenna	40	0.01923077	44.5572215	0.941283044
hunt	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		auersb	42	0.01960784	22.3676227	0.978421248
intbc	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		finsp	35	0.01724138	0.1160131	0.869540938
chem	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		hsbc	16	0.01282051	0.1363636	0.394197756
keyc	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		intl	43	0.02	6.8759097	1
fires	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		bcv	36	0.01754386	0.2061375	0.893660889
quec	23	0.012987010	0.000000000	0.467327200		julbg	38	0.01818182	3.442025	0.90607226
fsco	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		dejysb	39	0.01851852	2.1917421	0.943422057
peob	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		kred	43	0.02	6.8759097	1
pinfi	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		czkomb	1	0.00729927	0	0.001271501
pnc	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		lilot	22	0.01408451	1.2040724	0.524547576
proba	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		medi	39	0.01851852	0.9695368	0.954537574
regf	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		metbp	18	0.01333333	1.0736535	0.420126327
sigbk	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		cren	42	0.01960784	5.2903993	0.988280335
probc	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		swnorho	37	0.01785714	0.3284134	0.915387793
silvb	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		aurailb	34	0.01694915	0.567692	0.840370218
synf	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		roya	41	0.01923077	5.6740541	0.961697977
chemf	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		swskaa	42	0.01960784	22.7698672	0.975013703
tecab	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		socg	41	0.01923077	3.6951316	0.977692149
soun	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		stan	41	0.01923077	4.9536929	0.966365828
trus	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		swsven	41	0.01960784	47.6290494	0.959672546
umbf	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		swspas	41	0.01923077	5.0354355	0.970152755
umphc	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		desydb	41	0.01923077	3.8163406	0.976845425
utdlb	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		ubsgr	41	0.01923077	3.4191951	0.97947709
stab	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		crei	39	0.01851852	0.9695368	0.954537574
valnb	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		bcpdv	37	0.01785714	0.2339153	0.916730845
wasfe	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		cybg	27	0.01470588	1.0597662	0.659754787
webfc	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		Total	1664			
norw	49	0.019607840	0.000000000	0.990693700		Mean	35.40			
winfc	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		Max	43	barc	swsven	barc
ziob	50	0.020000000	1.173913000	1.000000000		Min	1	czkomb	cemmb	czkomb
Total	2496									
Mean	48.94									
Max	50	assb	assb	assb						
Min	23	quec	natib	quec						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.021176	0.989681
STOXX 600 Banks	1.276596	0.9192993

Tableau 14.1 : Mesures de centralité

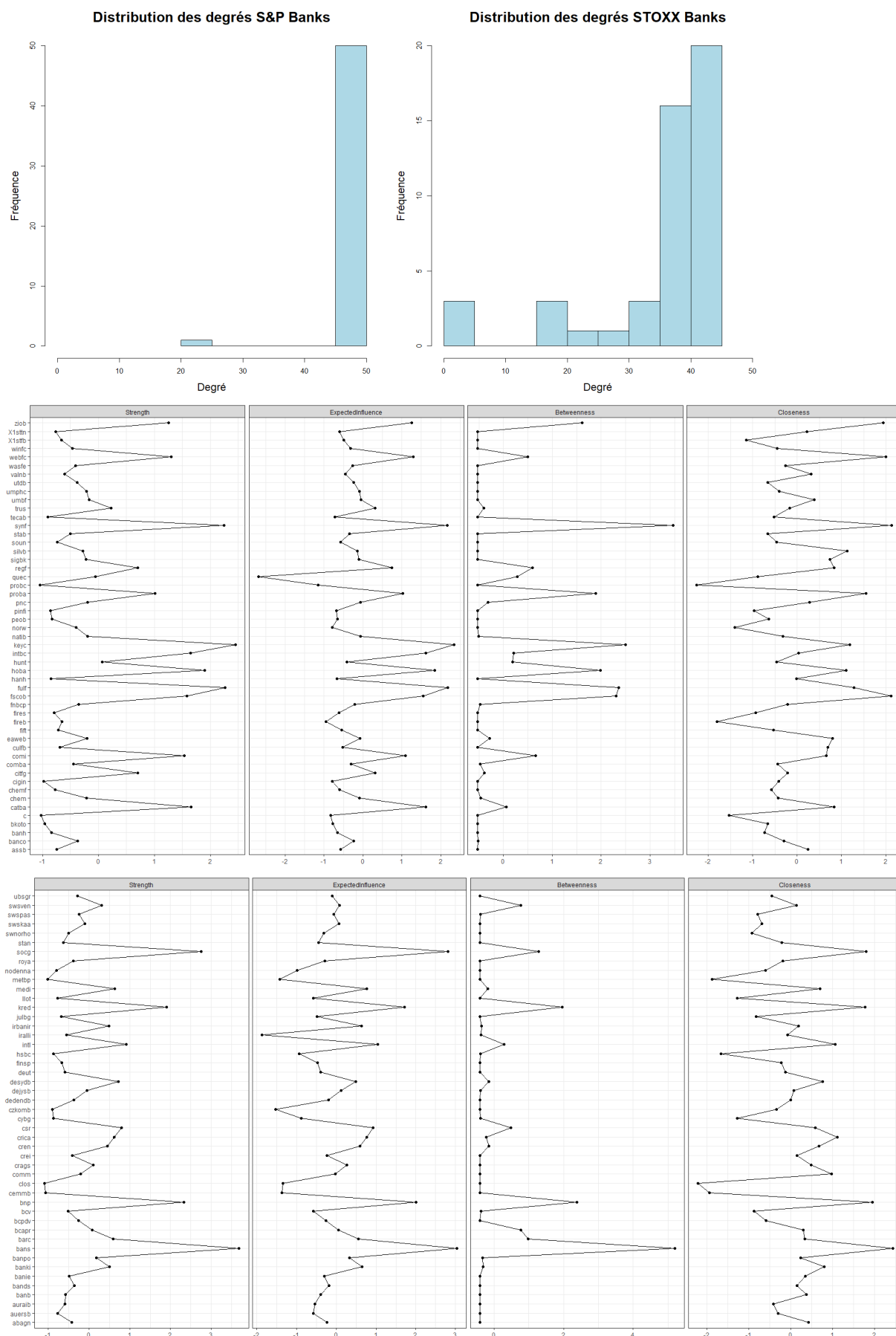


Tableau 14.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

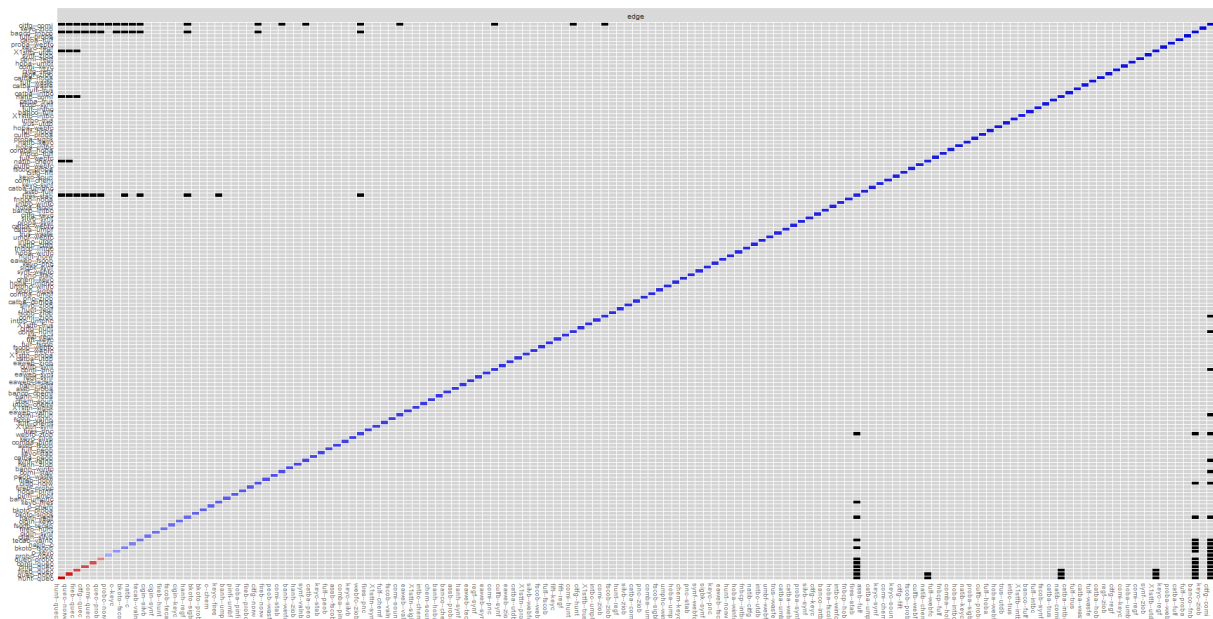


Tableau 14.3 : Bootstrapped difference test de S&P

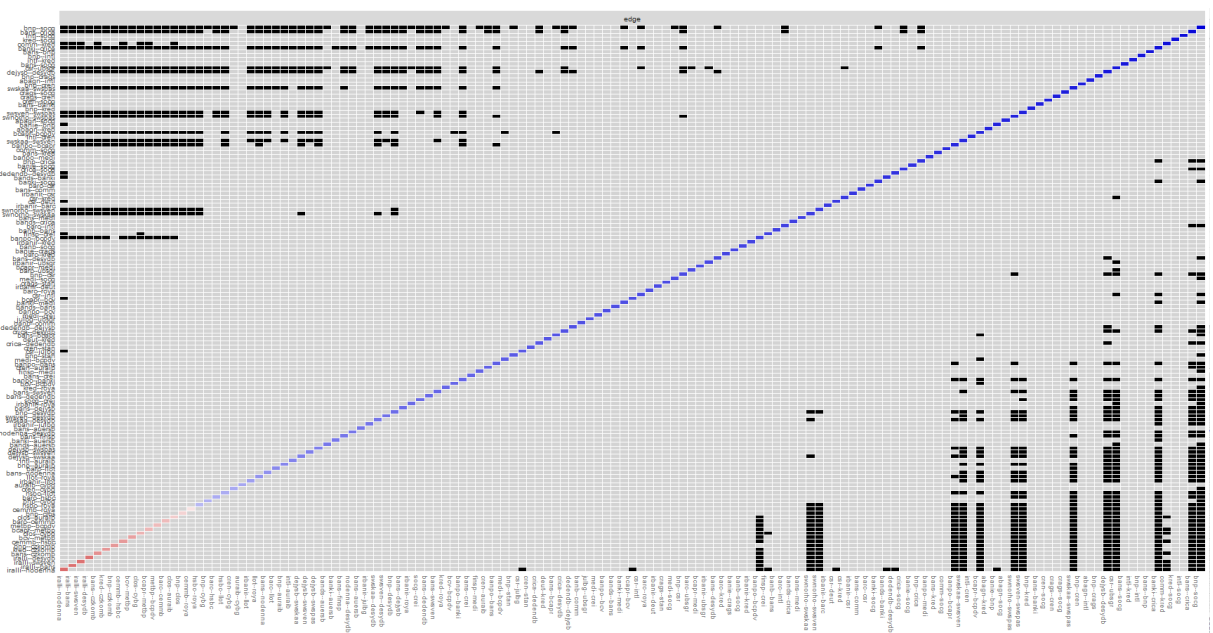


Tableau 14.4 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 16 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2018

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector
assb	50	0.02	0	1		abagn	18	0.01333333	0.06350806	0.45885687
banco	50	0.02	0	1		iralli	1	0.00952381	0	0.02096871
natib	50	0.02	0	1		banb	41	0.01960784	8.3414712	0.95214132
banh	50	0.02	0	1		banpo	33	0.01666667	3.04129358	0.78970345
bkoto	50	0.02	0	1		bands	36	0.01785714	3.47792286	0.86555228
catba	50	0.02	0	1		bans	41	0.01960784	8.3414712	0.95214132
cigin	50	0.02	0	1		irbanir	21	0.01408451	0.37405415	0.522906
c	50	0.02	0	1		banki	37	0.01785714	5.17786386	0.87462992
citfg	50	0.02	0	1		banie	34	0.01724138	2.19379892	0.8280456
comi	50	0.02	0	1		barc	32	0.01639344	2.92071306	0.77165931
comba	50	0.02	0	1		bnp	43	0.02040816	10.399729	0.98706635
culfb	50	0.02	0	1		bcapr	18	0.01333333	0.0692951	0.45301989
eaweb	50	0.02	0	1		crica	42	0.02	7.86628189	0.97760697
fift	50	0.02	0	1		cemmb	35	0.01754386	3.34599277	0.8463799
1stfb	50	0.02	0	1		clos	25	0.01470588	0.06458333	0.63539027
1sttn	50	0.02	0	1		comm	41	0.01960784	6.22622587	0.96537732
fireb	50	0.02	0	1		crag	39	0.01886792	4.71924828	0.92849809
fnbcp	50	0.02	0	1		csr	40	0.01923077	6.82246555	0.94019843
fulf	50	0.02	0	1		dedendb	15	0.01282051	0.0805153	0.36205997
hanh	50	0.02	0	1		deut	37	0.01818182	4.04200379	0.8899967
hoba	50	0.02	0	1		nodenna	32	0.01666667	8.08457573	0.75942786
hunt	50	0.02	0	1		auersb	32	0.01666667	46.30523669	0.76577757
intbc	50	0.02	0	1		finsp	40	0.01923077	5.49688325	0.94877015
chem	50	0.02	0	1		hsbc	35	0.01754386	4.66514173	0.83049424
keyc	50	0.02	0	1		intl	44	0.02083333	13.36017411	0.99671613
fires	50	0.02	0	1		bcv	40	0.01923077	5.67772262	0.94481072
quec	50	0.02	0	1		julbg	40	0.01923077	6.82246555	0.94019843
fskob	50	0.02	0	1		dejysb	31	0.01612903	2.32528622	0.75133579
peob	50	0.02	0	1		kred	41	0.01960784	7.31975552	0.96009216
pinfi	50	0.02	0	1		czkomb	5	0.01136364	0	0.12321079
pnc	50	0.02	0	1		llot	39	0.01886792	11.6773324	0.92046536
proba	50	0.02	0	1		medi	40	0.01886792	9.92174247	0.9163963
regf	50	0.02	0	1		metbp	14	0.01265823	0.03225806	0.35491607
sigbk	50	0.02	0	1		cren	40	0.01923077	11.80542082	0.94265038
probc	50	0.02	0	1		swnorho	38	0.01851852	13.45826296	0.87711705
silvb	50	0.02	0	1		auralb	37	0.01818182	5.2874359	0.87699832
synf	50	0.02	0	1		roya	35	0.01754386	3.34579932	0.84077452
chemf	50	0.02	0	1		swskaa	43	0.02040816	11.68400922	0.98277941
tecab	50	0.02	0	1		socg	45	0.0212766	25.31017411	1
soun	50	0.02	0	1		stan	41	0.01923077	7.59692157	0.95442686
trus	50	0.02	0	1		swsven	39	0.01886792	5.96587652	0.92224182
umbf	50	0.02	0	1		swspas	40	0.01923077	5.72300879	0.9490163
umphc	50	0.02	0	1		desydb	23	0.01428571	0.83435994	0.55905235
utdb	50	0.02	0	1		ubsgr	39	0.01886792	4.33787289	0.93225572
stab	50	0.02	0	1		crei	35	0.01754386	2.967123	0.84679992
valnb	50	0.02	0	1		bcpdv	34	0.01724138	3.2132052	0.81772608
wasfe	50	0.02	0	1		cybg	33	0.01666667	2.21351762	0.80434142
webfc	50	0.02	0	1		Total	1584			
norw	50	0.02	0	1		Mean	33.70			
winf	50	0.02	0	1		Max	45	socg	auersb	socg
ziob	50	0.02	0	1		Min	1	iralli	iralli	iralli
Total	2550									

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1	1
STOXX 600 Banks	1.280296	0.8571732

Tableau 15.1 : Mesures de centralité

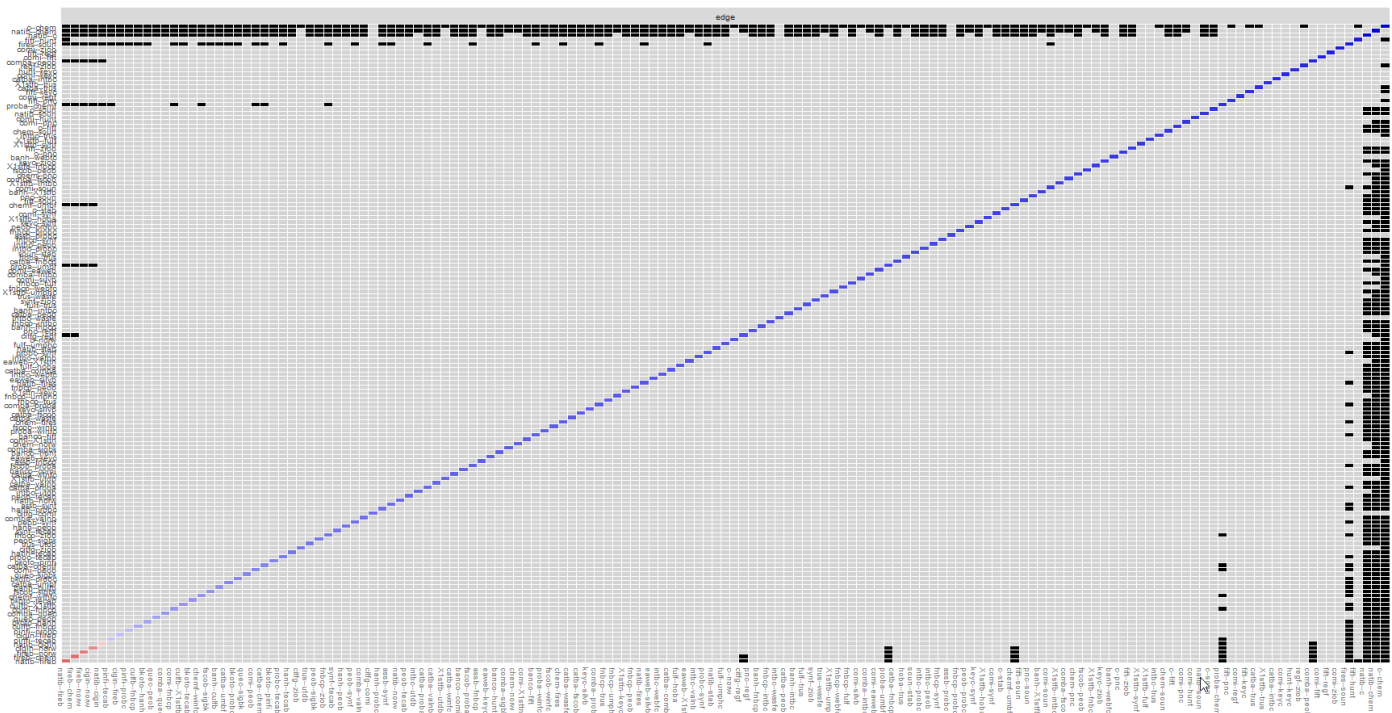


Tableau 15.3 : Bootstrapped difference test de S&P

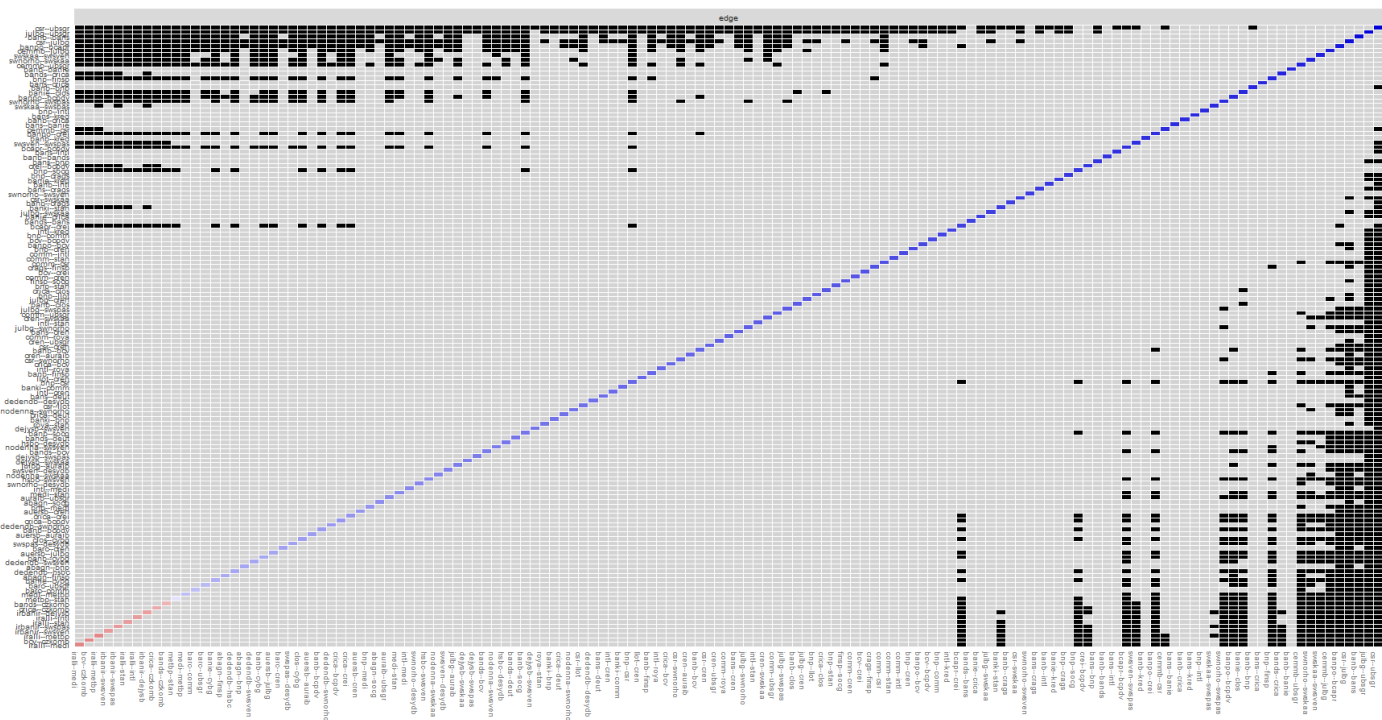


Tableau 15.3 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 17 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2019

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector
assb	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		abagn	37	0.01818182	9.4749323	0.85945731
banco	50	0.02	1.83832165	1		iralli	36	0.01785714	1.59021371	0.86298891
natib	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		banb	43	0.02040816	4.69434705	0.99550337
banh	46	0.01851852	0.18441021	0.9376164		banpo	41	0.01960784	3.69462163	0.95623391
bkoto	47	0.01886792	0.30015012	0.9555071		bands	36	0.01785714	1.36469233	0.86194965
catba	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		bans	40	0.01923077	2.79526079	0.94262163
cigin	49	0.01960784	1.37775082	0.9854099		irbanir	34	0.01724138	1.13296999	0.81818272
c	47	0.01886792	1.45524566	0.9439626		banki	43	0.02040816	4.69434705	0.99550337
citfg	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		banie	43	0.02040816	4.69434705	0.99550337
comi	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		barc	38	0.01851852	2.02837049	0.90391396
comba	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		bnp	43	0.02040816	4.69434705	0.99550337
culfb	50	0.02	1.83832165	1		bcapr	26	0.01515152	0.40466897	0.63443702
eaweb	50	0.02	1.83832165	1		crica	33	0.01694915	24.76081333	0.78004839
fift	48	0.01923077	0.32142671	0.9754274		cemmb	38	0.01851852	2.18698193	0.90285868
1stfb	47	0.01886792	0.56204642	0.9522065		clos	33	0.01694915	1.31828171	0.79064435
1sttn	49	0.01960784	1.74415503	0.9805892		comm	43	0.02040816	4.69434705	0.99550337
fireb	35	0.01538462	0.02222222	0.7182046		crag	43	0.02040816	4.69434705	0.99550337
fmbcp	50	0.02	1.83832165	1		csr	42	0.02	3.93361801	0.97939419
fulf	48	0.01923077	0.63138616	0.9713828		dedendb	34	0.01694915	1.03061409	0.81880096
hanh	50	0.02	1.83832165	1		deut	43	0.02040816	25.11062538	0.97910811
hoba	46	0.01851852	0.15564199	0.9383529		nodenna	29	0.015625	5.03234859	0.67922399
hunt	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		auersb	42	0.02	4.31390103	0.97542789
intbc	50	0.02	1.83832165	1		finsp	38	0.01851852	10.83497581	0.87623003
chem	49	0.01960784	1.66201799	0.9823537		hsbc	37	0.01818182	2.69964809	0.86957151
keyc	48	0.01923077	0.5530623	0.9723711		intl	42	0.02	4.28432361	0.97557736
fires	47	0.01886792	0.27529734	0.9563651		bcv	43	0.02040816	4.69434705	0.99550337
quec	24	0.01315789	0.04764606	0.4913958		julbg	41	0.01960784	3.59411097	0.95861947
fscob	50	0.02	1.83832165	1		dejysb	38	0.01851852	3.00231455	0.89000915
peob	50	0.02	1.83832165	1		kred	43	0.02040816	4.69434705	0.99550337
pinfi	50	0.02	1.83832165	1		czkomb	2	0.01098901	0	0.05156134
pnc	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		lilot	39	0.01886792	2.6224064	0.92151021
proba	50	0.02	1.83832165	1		medi	41	0.01960784	3.63866737	0.95852204
regf	50	0.02	1.83832165	1		metbp	2	0.01020408	0.04	0.03813171
sigbk	43	0.01754386	0.96938815	0.8686501		cren	42	0.02	3.93361801	0.97939419
probc	50	0.02	1.83832165	1		swnorho	30	0.01587302	4.84025414	0.70618251
silvb	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		auraib	31	0.01612903	0.38900182	0.7591915
synf	47	0.01886792	0.17738112	0.9577811		roya	41	0.01960784	3.30068533	0.96214781
chemf	49	0.01960784	1.37775082	0.9854099		swskaa	30	0.01612903	5.60612008	0.69726537
tecab	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		socg	41	0.01960784	3.59583537	0.95833098
soun	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		stan	29	0.01587302	20.40017198	0.68358265
trus	50	0.02	1.83832165	1		swsven	33	0.01666667	1.58142633	0.78475768
umbf	48	0.01923077	0.32142671	0.9754274		swspas	6	0.01149425	0.07030303	0.12553182
umphc	48	0.01923077	1.2861669	0.9660552		desydb	37	0.01785714	1.94645116	0.88002725
utdb	49	0.01960784	1.37775082	0.9854099		ubsgr	45	0.0212766	37.34434705	1
stab	50	0.02	1.83832165	1		crei	42	0.02	3.9495989	0.97814632
valnb	50	0.02	1.83832165	1		bcpdv	38	0.01851852	1.99260197	0.90318502
wasfe	49	0.01960784	0.72936596	0.9900175		cybg	31	0.01639344	0.60544736	0.75490507
webfc	47	0.01886792	0.50191141	0.9527461		Total	1682			
norw	45	0.01818182	0.20880045	0.917303		Mean	35.79			
winf	48	0.01923077	0.32142671	0.9754274		Max	45	ubsgr	ubsgr	ubsgr
ziob	50	0.02	1.83832165	1		Min	2	metbp	czkomb	metbp
Total	2442									
Mean	47.88									
Max	50	banco	banco	banco						
Min	24	quec	fireb	quec						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.042353	0.970475
STOXX 600 Banks	1.229417	0.8934426

Tableau 16.1 : Mesures de centralité

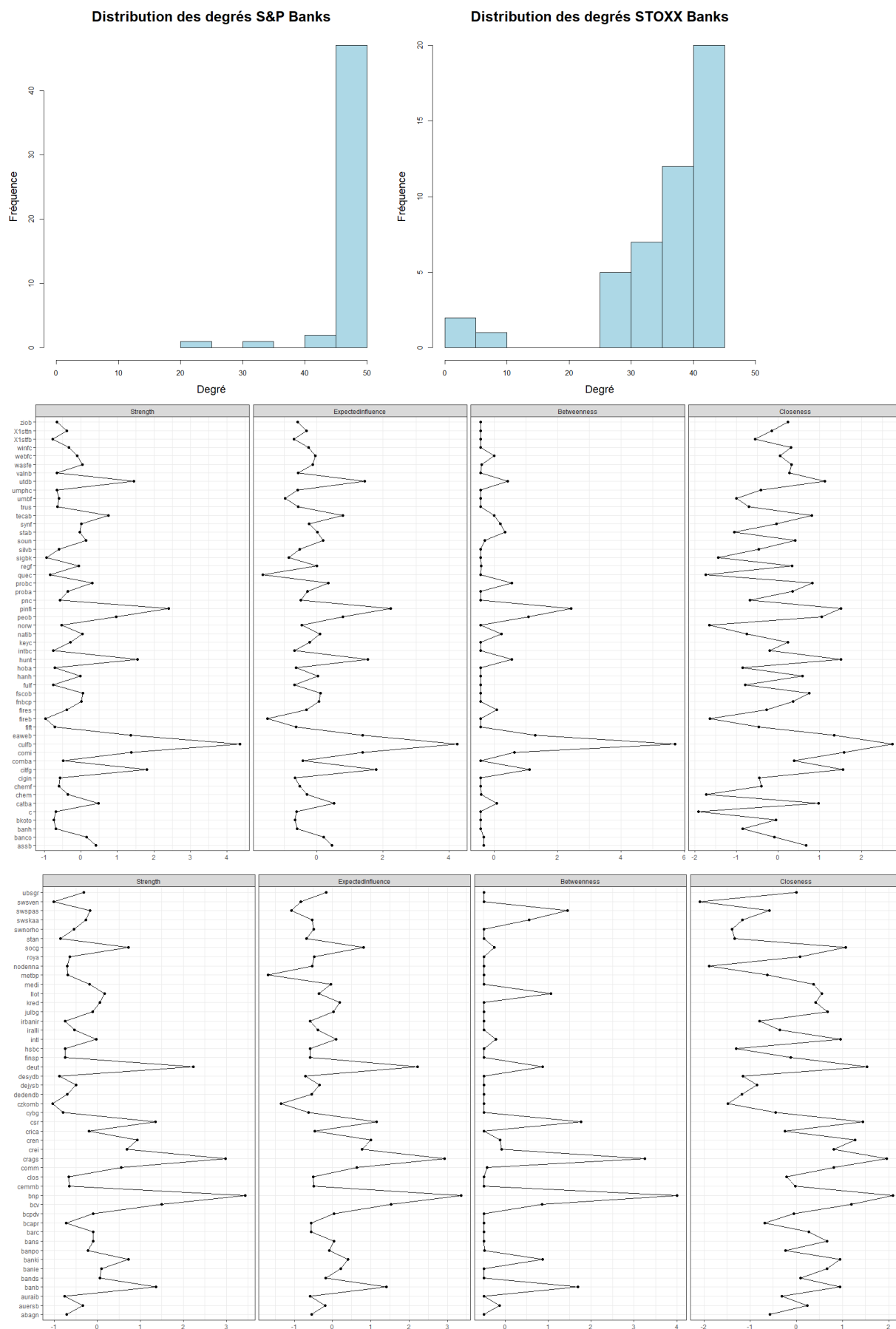


Tableau 16.2 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

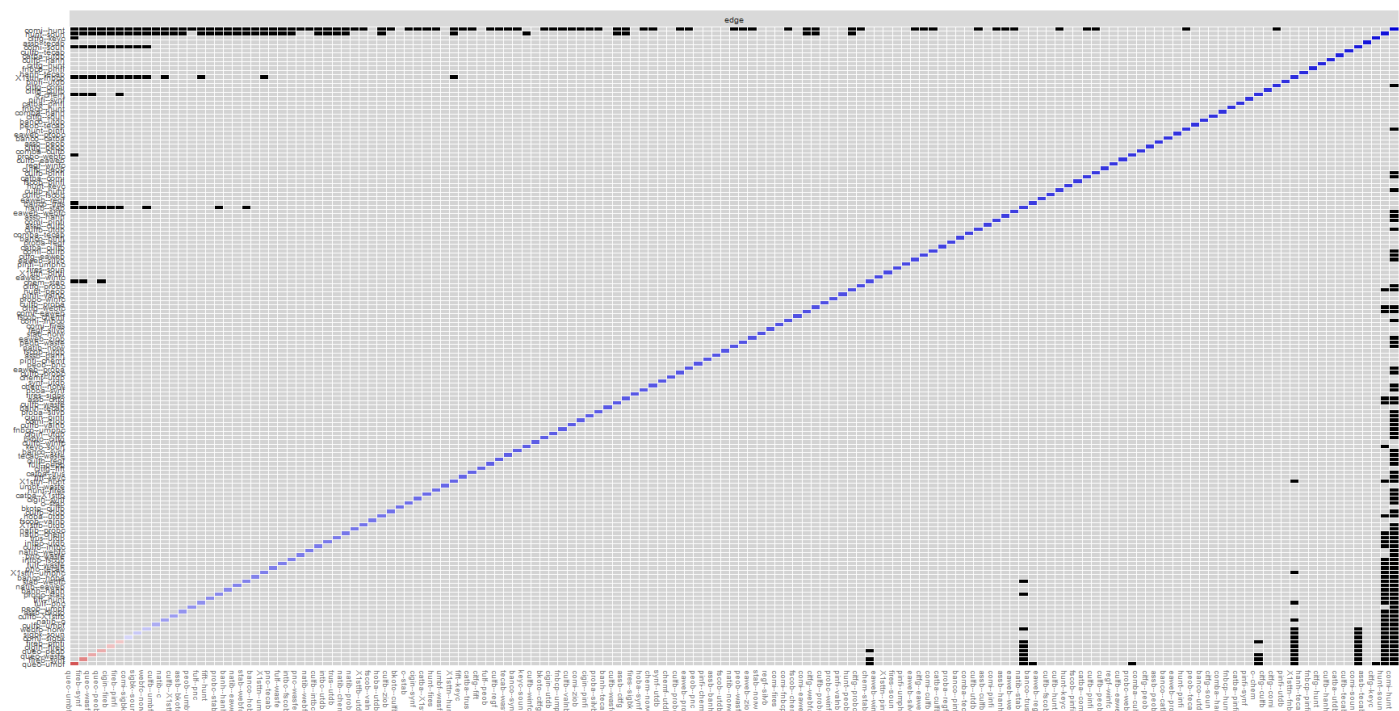


Tableau 16.3 : Bootstrapped difference test de S&P

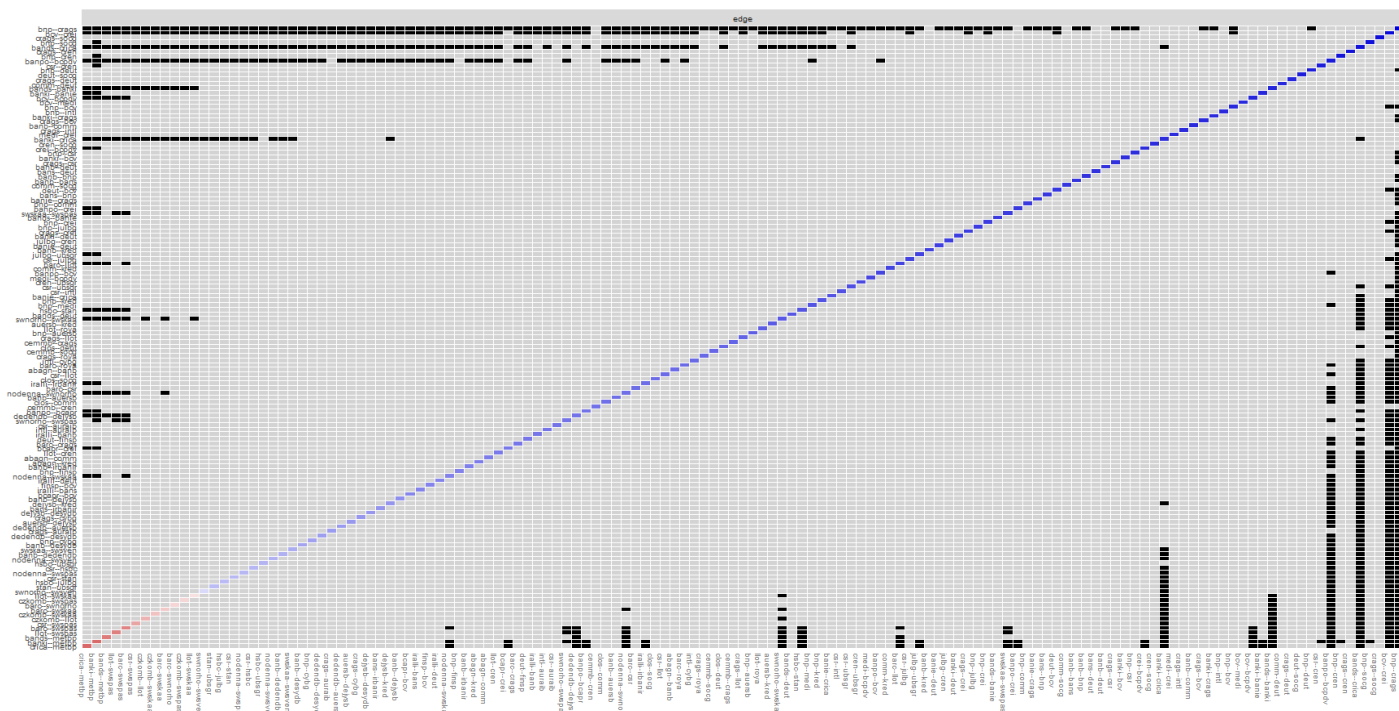


Tableau 16.3 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 18 : Propriétés topologiques des indices S&P Banks et STOXX Banks pour l'année 2020

S&P500-400 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector		STOXX 600 Banks	degree	closeness	betweenness	evcent\$vector
assb	46	0.01851852	3.18640115	0.98009922		abagn	38	0.01851852	15.8088504	0.9456363
banco	46	0.01851852	5.39733652	0.96814977		iralli	14	0.01265823	1.9207745	0.3512622
natib	46	0.01851852	3.17275459	0.98010968		banb	33	0.01694915	7.7575984	0.8547531
banh	48	0.01923077	8.44935755	0.99790981		banpo	24	0.01470588	0.8431431	0.6727233
bkoto	26	0.01351351	0.17179898	0.57176251		bands	14	0.01265823	1.2892537	0.3606722
catba	45	0.01818182	2.87957894	0.96229079		bans	37	0.01818182	17.2528569	0.9260471
cigin	43	0.01754386	6.12245395	0.90305875		irbanir	34	0.01724138	12.8174682	0.8473933
c	46	0.01851852	3.68021915	0.97620226		banki	20	0.01369863	2.1538063	0.526424
citfg	43	0.01754386	1.96060539	0.92751824		banie	25	0.01492537	2.6549827	0.6757618
comi	46	0.01851852	3.18640115	0.98009922		barc	39	0.01886792	22.52366	0.9483102
comba	42	0.01724138	3.11908512	0.90306239		bnp	38	0.01851852	14.6996117	0.9499539
culfb	47	0.01886792	4.13424211	0.99308298		bcapr	27	0.01538462	2.4111427	0.7382604
eaaweb	35	0.01538462	1.10180413	0.76144117		crica	22	0.01428571	4.8967888	0.5644725
fift	48	0.01923077	7.00965558	1		cemmb	10	0.01204819	0.784041	0.2156516
1stfb	46	0.01851852	9.66388383	0.95284234		clos	31	0.01639344	4.2605612	0.8252745
1sttn	40	0.01666667	1.38038705	0.86727067		comm	34	0.01724138	8.6483819	0.873574
fireb	43	0.01754386	2.2694705	0.92594795		crag	38	0.01851852	12.5421195	0.9635637
fncbp	44	0.01785714	1.94063504	0.94971735		csr	23	0.01449275	6.616141	0.5813528
fulf	47	0.01886792	24.20135354	0.95689368		dedendb	21	0.01408451	8.1109709	0.5167872
hanh	46	0.01851852	3.17275459	0.98010968		deut	18	0.01351351	1.1117845	0.4967715
hoba	44	0.01785714	4.17276977	0.93608475		nodenna	33	0.01694915	7.0127258	0.8669261
hunt	42	0.01724138	0.88628933	0.91945302		auersb	31	0.01639344	8.7176731	0.8038169
intbc	47	0.01886792	5.79816806	0.98702671		finsp	40	0.01923077	26.6658003	0.9613718
chem	47	0.01886792	4.13424211	0.99308298		hsbc	30	0.01612903	8.2071825	0.7774659
keyc	48	0.01923077	22.37848129	0.98863135		intl	42	0.02	28.362212	1
fires	27	0.01369863	0.27116333	0.59454734		bcv	36	0.01785714	10.357486	0.9262667
quec	11	0.01123596	2.27290598	0.21255801		julbg	13	0.01265823	3.0179065	0.2869381
fscob	44	0.01785714	2.1001219	0.94802067		dejysb	24	0.01470588	12.1928288	0.6057765
peob	38	0.01612903	1.65509666	0.81808826		kred	37	0.01818182	14.1805113	0.9284496
pinfi	47	0.01886792	7.48787003	0.98493651		czkomb	13	0.0125	1.8185379	0.3005627
pnc	41	0.01694915	1.61529806	0.88733072		llo	29	0.01587302	5.8478475	0.7656849
proba	41	0.01694915	3.45037666	0.87547738		medi	35	0.01754386	10.0788812	0.9051372
regf	46	0.01851852	3.28694341	0.97958182		metbp	5	0.01086957	0.1251956	0.1012125
sigbk	4	0.01041667	0.09090909	0.07112393		cren	38	0.01851852	10.7108186	0.9694445
probc	48	0.01923077	7.00965558	1		swnorho	34	0.01724138	8.9390776	0.8741808
silvb	45	0.01818182	2.89186504	0.96152183		auralb	36	0.01785714	9.7102799	0.9271158
synf	39	0.01639344	1.0523807	0.85065647		roya	24	0.01470588	2.9534366	0.6451946
chemf	45	0.01818182	4.64394663	0.95353603		swskaa	39	0.01886792	31.6757429	0.9538203
tecab	35	0.01538462	2.84605932	0.74337231		socg	41	0.01960784	27.7380038	0.9831514
soun	27	0.01369863	2.58802123	0.5713019		stan	32	0.01666667	14.9862627	0.7846277
trus	46	0.01851852	7.13651766	0.96505591		swsven	31	0.01639344	15.6261837	0.7794835
umbf	40	0.01666667	3.11375715	0.85704849		swspas	12	0.01219512	2.2455121	0.3071108
umphc	43	0.01754386	1.64609894	0.93113995		desydb	21	0.01408451	5.562021	0.5185232
utdb	47	0.01886792	7.48787003	0.98493651		ubsgr	14	0.0125	3.5568093	0.2917811
stab	47	0.01886792	5.96181462	0.98701625		crei	33	0.01694915	4.5252852	0.8835119
valnb	40	0.01666667	4.23507374	0.85688925		bcpdv	26	0.01515152	1.5558492	0.7171996
wasfe	44	0.01785714	19.43606656	0.90286089		cybg	29	0.01587302	3.5259912	0.7811989
webfc	38	0.01612903	0.98267333	0.83127917		Total	1318			
norw	14	0.01162791	0.02857143	0.30460331		Mean	28.04			
wincf	45	0.01818182	2.39688446	0.96660853		Max	42	intl	swskaa	intl
ziob	43	0.01754386	2.74192906	0.91910939		Min	5	metbp	metbp	metbp
Total	2086									
Mean	40.90									
Max	48	banh	fulf	fift						
Min	4	sigbk	norw	sigbk						

	mean_distance	transitivity
S&P500-400 Banks	1.181961	0.9051765
STOXX 600 Banks	1.396855	0.7662422

Tableau 17.1 : Mesures de centralité

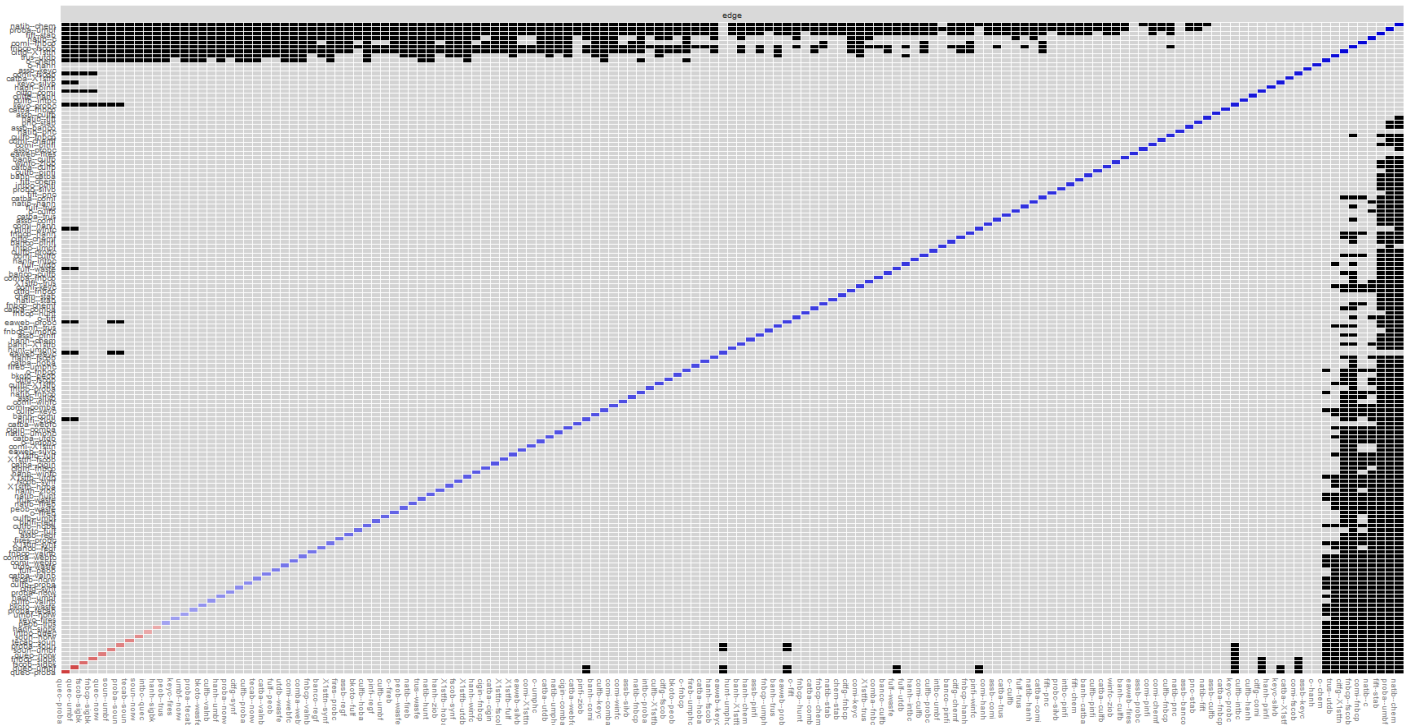


Tableau 17.3 : Bootstrapped difference test de S&P

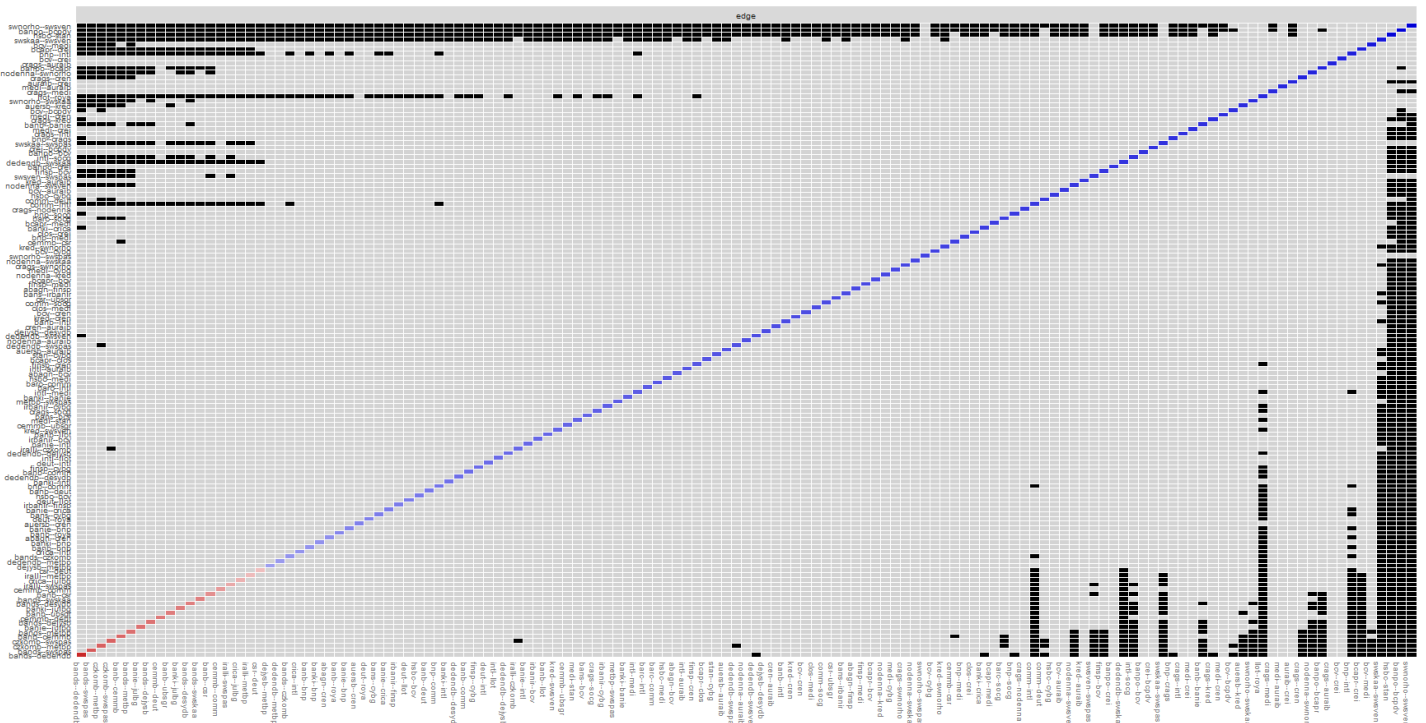
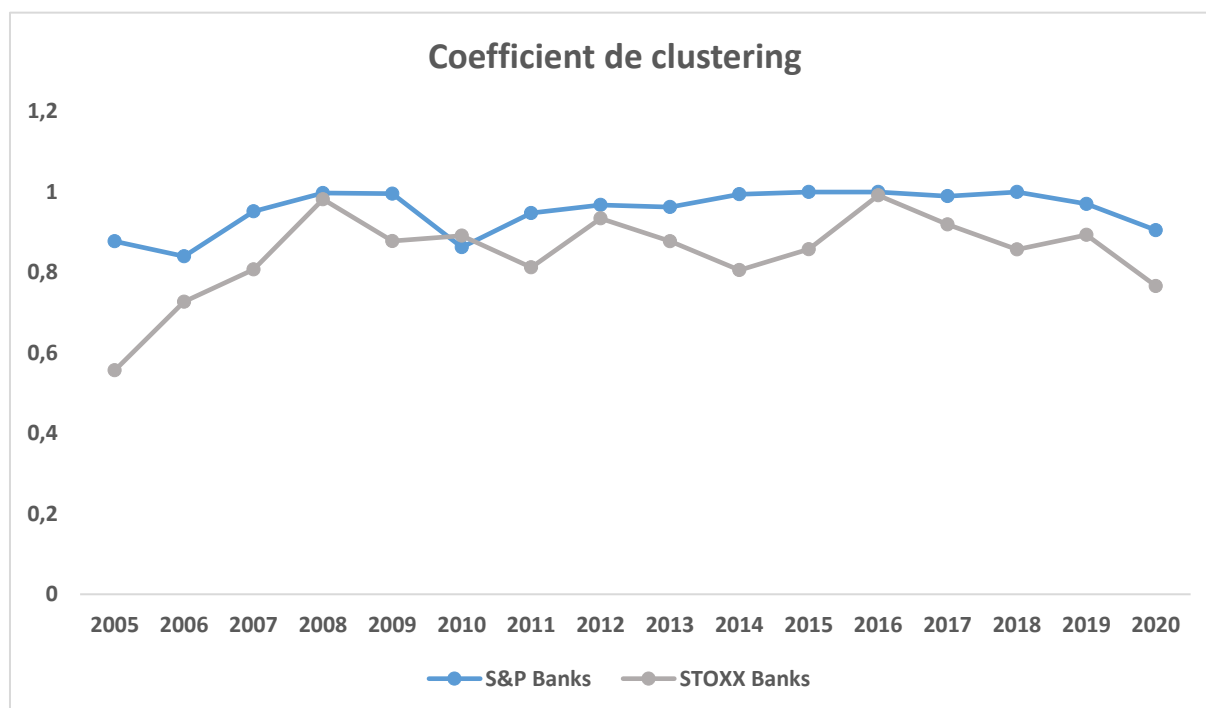
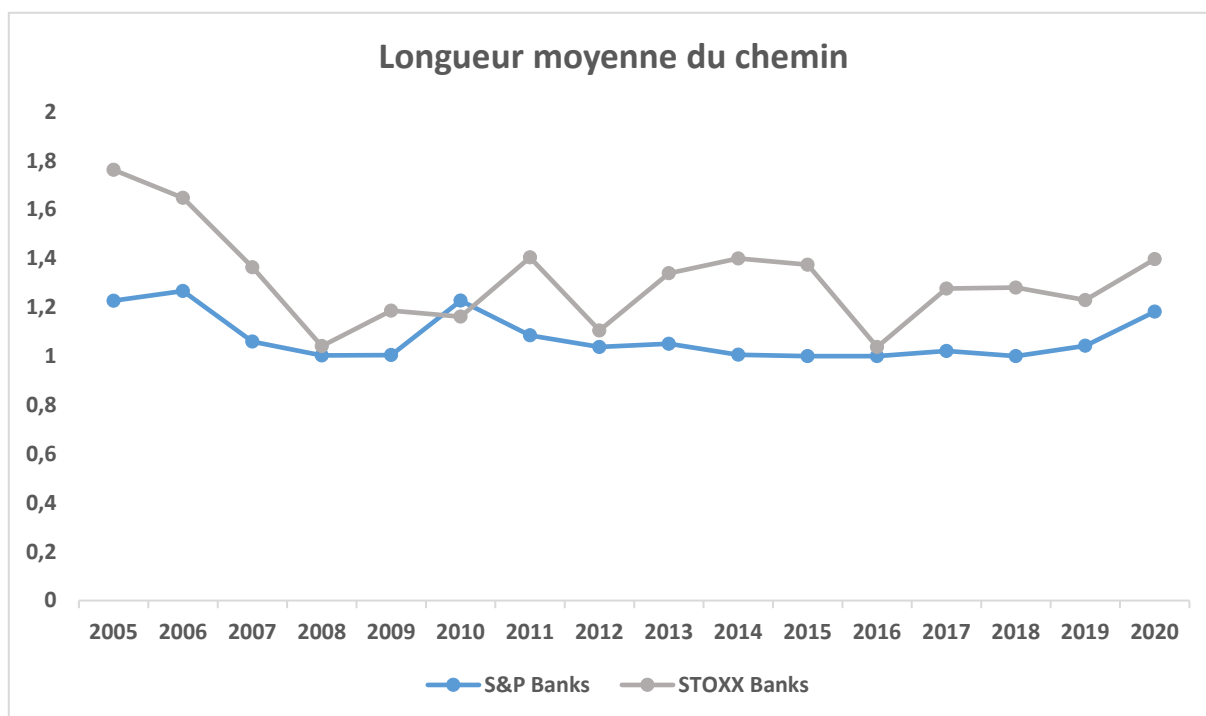
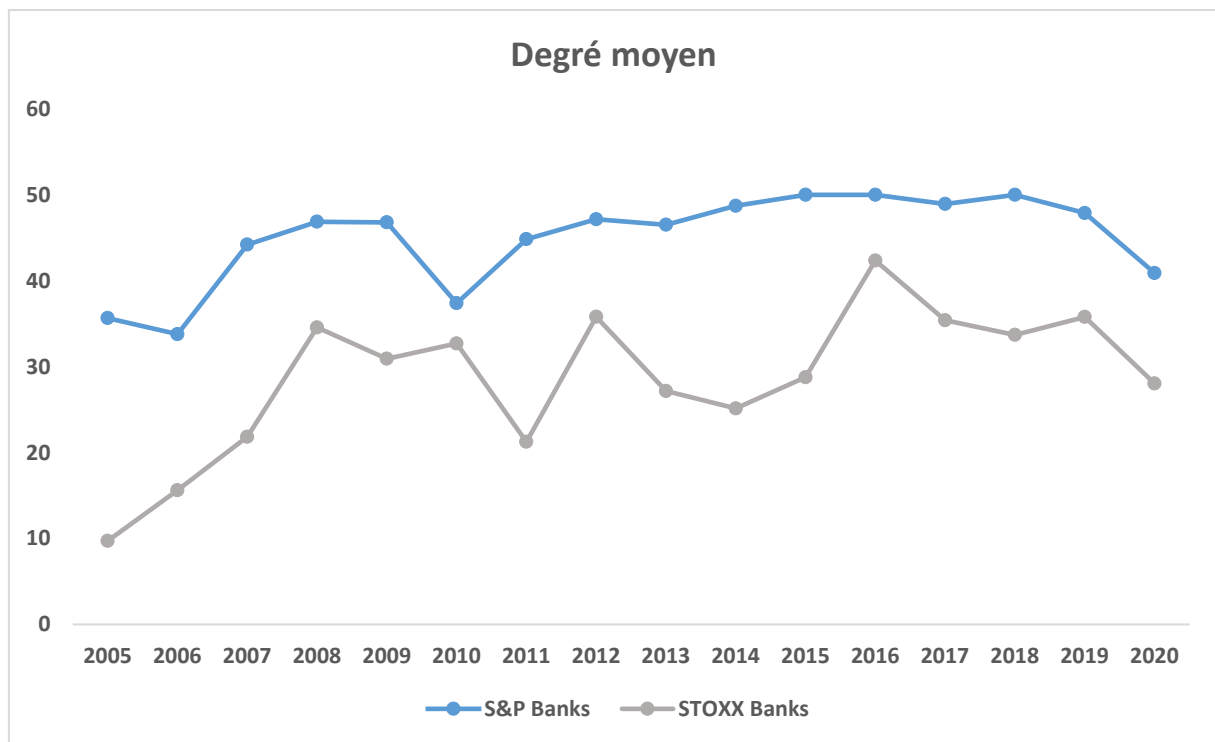


Tableau 17.3 : Bootstrapped difference test de STOXX

Annexe 19 : Evolution des différentes statistiques



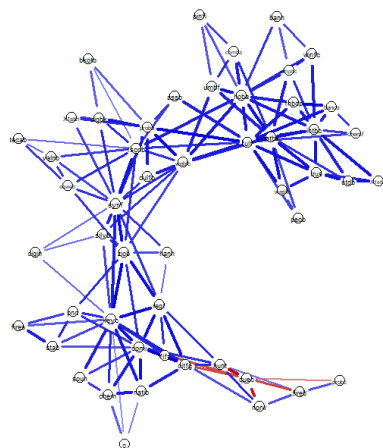


Annexe 20 : Classement des cinq banques les plus influentes

Année	S&P Banks	STOXX Banks	Année	S&P Banks	STOXX Banks
2005	fift	banb	2013	banh	bcv
	chemf	swnorho		fulf	banpo
	catba	bnp		hunt	socg
	natib	swspas		regf	bcpdv
	utdb	swsven		assb	crei
2006	regf	socg	2014	banh	bans
	fires	bnp		hanh	banb
	stab	bans		banco	bnp
	catba	barc		intbc	socg
	soun	deut		assb	crag
2007	soun	banb	2015	fnbcp	crei
	catba	bnp		assb	socg
	comi	intl		catba	cren
	fnbcp	barc		sigbk	bnp
	umbf	swnorho		winfc	bands
2008	culfb	deut	2016	pnc	banb
	hanh	bans		fnbcp	bans
	fires	bnp		comba	bnp
	utdb	roya		regf	socg
	wasfe	medi		trus	intl
2009	tecab	bnp	2017	fnbcp	crei
	culfb	bans		assb	socg
	fires	socg		catba	cren
	assb	swspas		sigbk	bnp
	1stfb	deut		winfc	bands
2010	trus	bnp	2018	comi	banb
	soun	deut		fnbcp	bnp
	fires	bans		intbc	bans
	norw	banb		catba	cren
	1stfb	crag		peob	csr
2011	fulf	bcv	2019	culfb	bnp
	comba	socg		pinfi	crag
	trus	bans		citfg	deut
	fnbcp	banb		hunt	bcv
	intbc	crei		utdb	banb
2012	valnb	deut	2020	culfb	bcv
	umphc	csr		comi	medi
	1stfb	bnp		fnbcp	intl
	fnbcp	bcv		catba	auraib
	comi	stan		hanh	crag
			Max	fnbcp	bnp

Annexe 21 : Analyse de la précision de l'inférence sur la période 2017-2020

TMFG S&P Banks



TMFG STOXX Banks

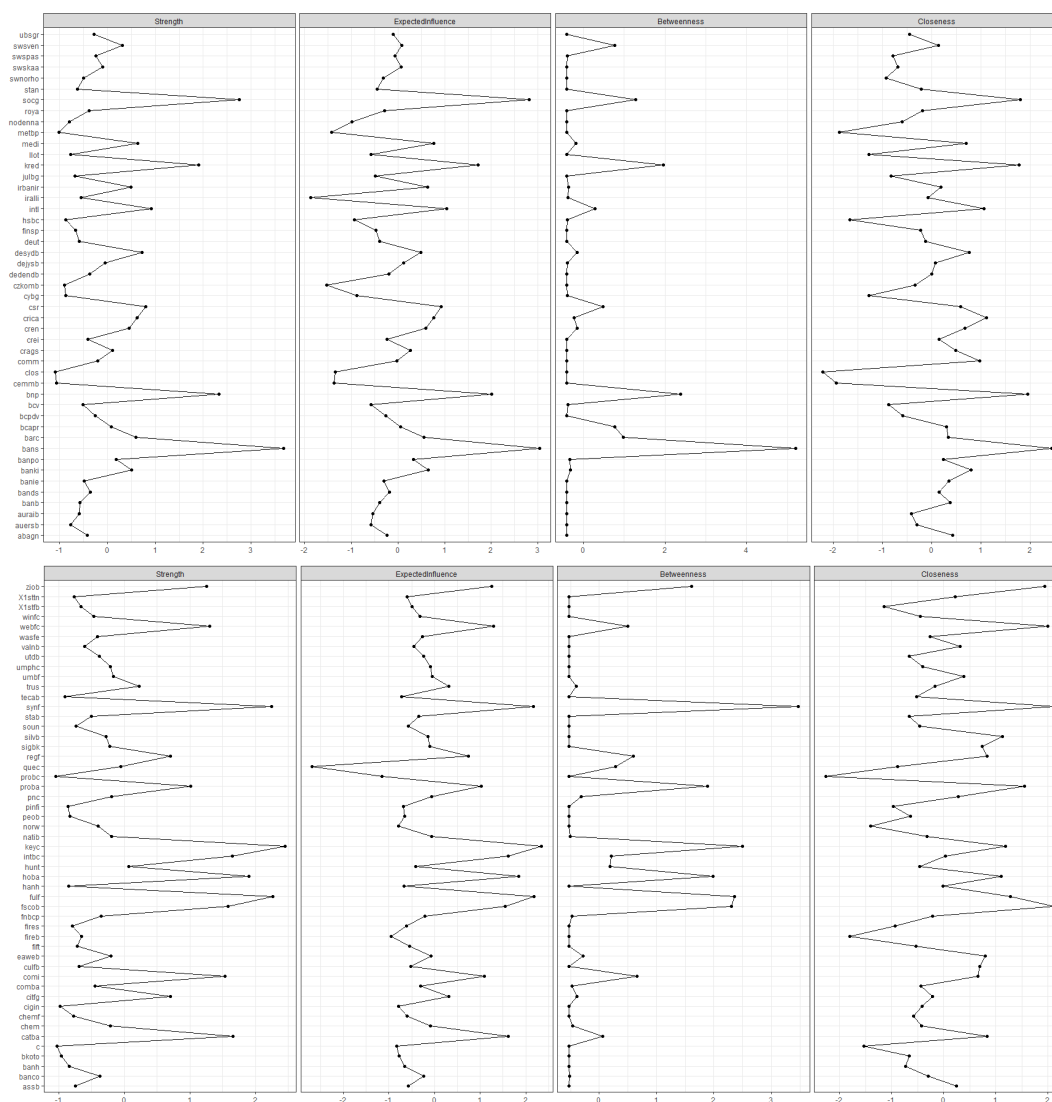
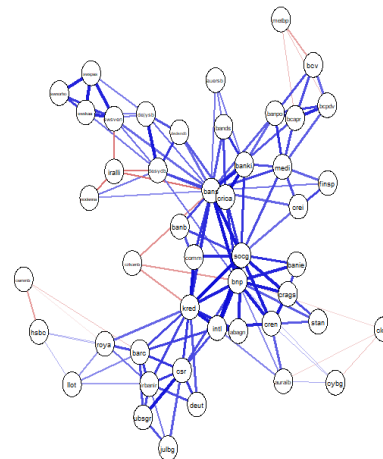


Tableau 21.1 : Graphe des mesures de centralité à partir du réseau TMFG

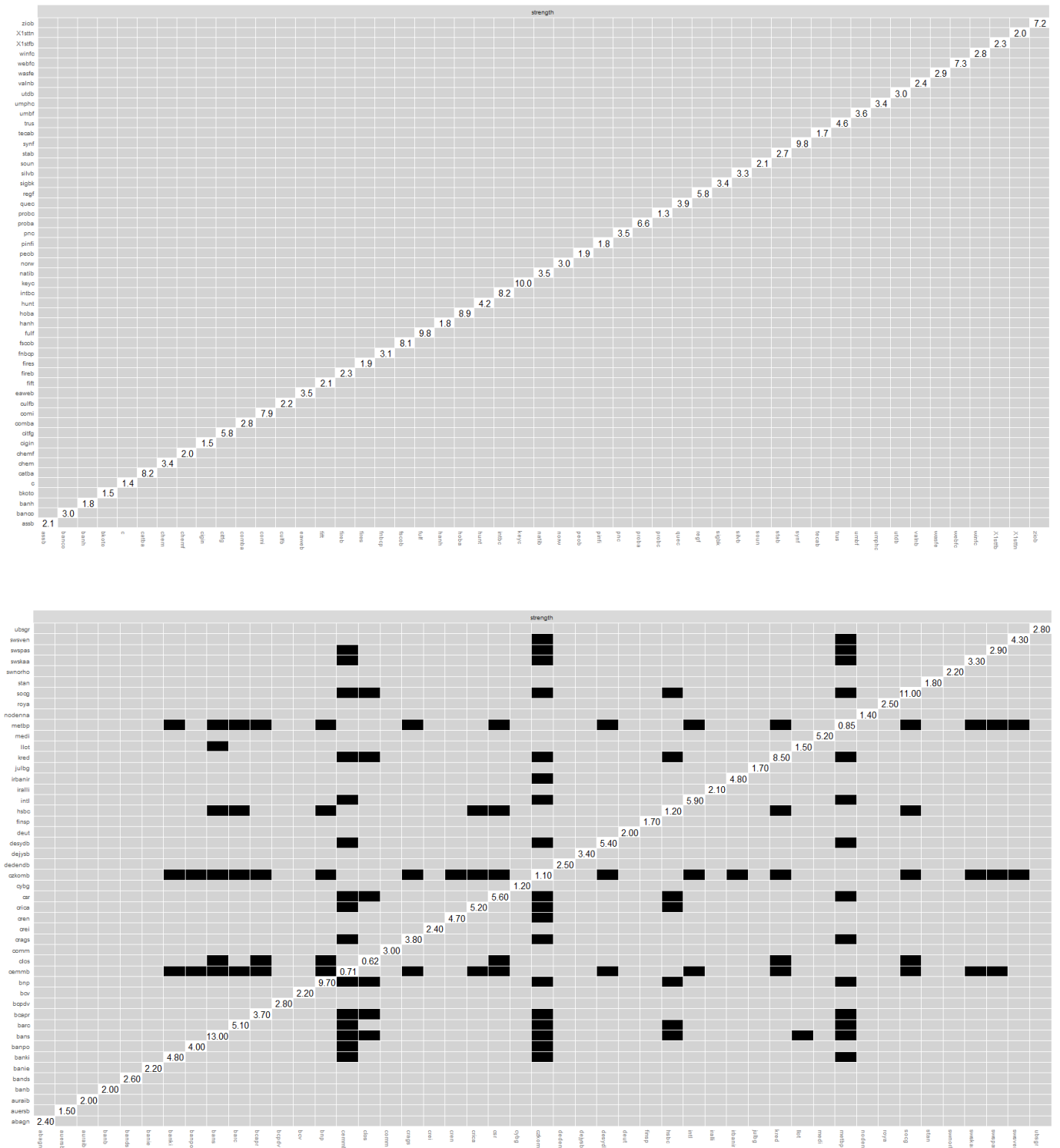


Tableau 21.3 : Bootstrapped stability test pour mesurer la "force du nœud" dans les réseaux TMFG S&P (en haut) et STOXX (en bas)

Annexe 22 : R code

```
#####

#                               Mémoire : Analyse des réseaux bancaires                               #

#####

library(readxl)
S_P500400Banks <- read_excel("D:/Mémoire/Projet R/S&P500400Banks.xlsx")
STOXXBanks <- read_excel("D:/Mémoire/Projet R/STOXXBanks.xlsx")

##### 2005 #####

##### S&P500-400 Banks
library(Hmisc)
library(igraph)
#Rendements logarithmiques
SP.Banks2005 <- S_P500400Banks[1:260,2:52]
SP.Banks2005 <- SP.Banks2005[-c(7,9,17,21)]
end <- length(SP.Banks2005)
RL.SP.Banks2005 <- log(SP.Banks2005[2:end,]) - log(SP.Banks2005[1:(end-1),])

# Matrice de corrélation
rcorr.SP2005 <- rcorr(as.matrix(RL.SP.Banks2005), type=c("pearson"))
corr.SP2005 <- rcorr.SP2005$r

# Matrice d'adjacence
adj.SP.Banks2005 <- ifelse(rcorr.SP2005$P > 0.05, 0, 1)
diag(adj.SP.Banks2005)<-0

#Représentation du réseau
graph.adj.SP.2005 <- graph.adjacency(adj.SP.Banks2005, mode = "undirected")

plot(graph.adj.SP.2005, layout=layout.kamada.kawai(graph.adj.SP.2005),
vertex.label.dist=0.7,
      edge.arrow.size=0.01, vertex.color="skyblue" , vertex.size=6,
      main = "Réseau 2005 de S&P500-400 Banks")

# 1 Propriétés topologiques
#### Degré et la distribution des degrés

hist(degree(graph.adj.SP.2005), col="lightblue",
      xlim=c(0, 50), xlab="Degré", ylab="Fréquence",
      main="Distribution des degrés 2005 de S&P500-400 Banks")
#### Mesures de centralité et les composants
#Degree centrality
degree(graph.adj.SP.2005)
#Closeness centrality
closeness(graph.adj.SP.2005)
#Betweenness centrality
betweenness(graph.adj.SP.2005)
#Eigenvalue centrality
evcent(graph.adj.SP.2005)$vector
#### Coefficient de clustering
transitivity(graph.adj.SP.2005)
```

```

#### Longueur moyenne du chemin
mean_distance(graph.adj.SP.2005)

Mes.cen1.SP <- cbind(degree(graph.adj.SP.2005),closeness(graph.adj.SP.2005),
                    betweenness(graph.adj.SP.2005),
                    evcent(graph.adj.SP.2005)$vector)
Mes.cen2.SP <- cbind(mean_distance(graph.adj.SP.2005),
                    transitivity(graph.adj.SP.2005))
colnames(Mes.cen1.SP) <- c("degree","closeness","betweenness","evcent$vector")
colnames(Mes.cen2.SP) <- c("mean_distance","transitivity")
row.names(Mes.cen2.SP) <- c("S&P500-400 Banks")

# 2 Structures hiérarchiques
# Matrice de distance
dist_function = function(x){return(sqrt(2*(1-x)))}
dist_SP2005 <- as.dist(dist_function(corr.SP2005))
# Hierarchical tree (HT)
hclust(dist_SP2005, method = "single")
plot(hclust(dist_SP2005, method = "single"),
     sub="", xlab="", ylab="Distance", main="Dendrogram 2005 de S&P Banks")
# Minimum spanning tree (MST)
library(vegan)
spantree(dist_SP2005)
plot(spantree(dist_SP2005), main = "Minimal Spanning Tree 2005 de S&P Banks",
     type="t" , axes=F , cex=0.6 , ylim = c(-1,3), xlab="", ylab="")
# Triangulated Maximally Filtered Graph (TMFG)
library(EGAnet)
MyFunction <- function(corr.SP2005){
  corr.SP2005 <- rcorr.SP2005$r
  dist_function <- sqrt(2*(1-corr.SP2005))
  return(dist_function)
}
dt_SP2005 <- MyFunction()

##### STOXX Europe 600 Banks
library(Hmisc)
library(igraph)
#Rendements logarithmiques
STOXX.Banks2005 <- STOXXBanks[1:260,2:48]
STOXX.Banks2005 <- STOXX.Banks2005[-c(1,4,8,13,14,23,27,33,36,44,47)]
end <- length(STOXX.Banks2005)
RL.ST.Banks2005 <- log(STOXX.Banks2005[2:end,]) - log(STOXX.Banks2005[1:(end-1),])

# Matrice de corrélation
rcorr.ST2005 <- rcorr(as.matrix(RL.ST.Banks2005), type=c("pearson"))
corr.ST2005 <- rcorr.ST2005$r

# Matrice d'adjacence
adj.ST.Banks2005 <- ifelse(rcorr.ST2005$P > 0.05, 0, 1)
diag(adj.ST.Banks2005)<-0

#Représentation du réseau
graph.adj.ST.2005 <- graph.adjacency(adj.ST.Banks2005, mode = "undirected")

plot(graph.adj.ST.2005, layout=layout.kamada.kawai(graph.adj.ST.2005),
     vertex.label.dist=0.7,
     edge.arrow.size=0.01, vertex.color="skyblue" , vertex.size=6,
     main = "Réseau 2005 de STOXX Banks")

```

```

# 1 Propriétés topologiques
#### Degré et la distribution des degrés

hist(degree(graph.adj.ST.2005), col="lightblue",
      xlim=c(0, 50), xlab="Degré", ylab="Fréquence",
      main="Distribution des degrés 2005 STOX Banks")

#### Mesures de centralité et les composants
#Degree centrality
degree(graph.adj.ST.2005)
#Closeness centrality
closeness(graph.adj.ST.2005)
#Betweenness centrality
betweenness(graph.adj.ST.2005)
#Eigenvalue centrality
evcent(graph.adj.ST.2005)$vector
#### Coefficient de clustering
transitivity(graph.adj.ST.2005)
#### Longueur moyenne du chemin
mean_distance(graph.adj.ST.2005)

Mes.cen1.ST <- cbind(degree(graph.adj.ST.2005),closeness(graph.adj.ST.2005),
                    betweenness(graph.adj.ST.2005),
                    evcent(graph.adj.ST.2005)$vector)
Mes.cen2.ST <- cbind(mean_distance(graph.adj.ST.2005),
                    transitivity(graph.adj.ST.2005))
colnames(Mes.cen1.ST) <- c("degree","closeness","betweenness","evcent$vector")
colnames(Mes.cen2.ST) <- c("mean_distance","transitivity")
row.names(Mes.cen2.SP) <- c("STOX 600 Banks")

# 2 Structures hiérarchiques
# Matrice de distance
dist_function <- function(x){return(sqrt(2*(1-x)))}
dist_ST2005 <- as.dist(dist_function(corr.ST2005))
# Hierarchical tree (HT)
hclust(dist_ST2005, method = "single")
plot(hclust(dist_ST2005, method = "single"),
     sub="", xlab="", ylab="Distance", main="Dendogram 2005 de STOX 600 Banks")
# Minimum spanning tree (MST)
library(vegan)
spantree(dist_ST2005)
plot(spantree(dist_ST2005), main = "Minimal Spanning Tree de STOX",
     type="t" , axes=F , cex=0.9 , ylim = c(-1,2), xlab="", ylab="")
# Triangulated Maximally Filtered Graph (TMFG)
library(EGAnet)
MyFunction <- function(corr.ST2005){
  corr.ST2005 <- rcorr.ST2005$r
  dist_function <- sqrt(2*(1-corr.ST2005))
  return(dist_function)
}
dt_ST2005 <- MyFunction()

```

```
##### Comparaison des deux réseaux #####
# Prix et rendements
par(mfrow=c(3,2))
plot(apply(SP.Banks2005, 1, sum), type="l", col = "Blue", ylab= "S&P500-400 Banks
Close price")
plot(apply(RL.SP.Banks2005, 1, sum), type="l", col = "Blue", ylab= "S&P500-400
Banks Daily return")
plot(apply(STOXX.Banks2005, 1, sum), type="l", col = "Blue", ylab= "STOXX Banks
Close price")
plot(apply(RL.ST.Banks2005, 1, sum), type="l", col = "Blue", ylab= "STOXX Banks
Daily return")

# Graphe original
par(mfrow=c(1,2))
plot(graph.adj.SP.2005, layout=layout.kamada.kawai(graph.adj.SP.2005),
vertex.label.dist=0.7,
      edge.arrow.size=0.01, vertex.color="skyblue" , vertex.size=6,
      main = "S&P Banks")
plot(graph.adj.ST.2005, layout=layout.kamada.kawai(graph.adj.ST.2005),
vertex.label.dist=0.7,
      edge.arrow.size=0.01, vertex.color="skyblue" , vertex.size=6,
      main = "STOXX Banks")
par(mfrow=c(1,1))

# 1. Propriétés topologiques
Mes.cen1.SP <- cbind(degree(graph.adj.SP.2005),closeness(graph.adj.SP.2005),
                    betweenness(graph.adj.SP.2005),
                    evcent(graph.adj.SP.2005)$vector)
Mes.cen2.SP <- cbind(mean_distance(graph.adj.SP.2005),
                    transitivity(graph.adj.SP.2005))
colnames(Mes.cen1.SP) <- c("degree","closeness","betweenness","evcent$vector")
colnames(Mes.cen2.SP) <- c("mean_distance","transitivity")
row.names(Mes.cen2.SP) <- c("S&P500-400 Banks")

Mes.cen1.ST <- cbind(degree(graph.adj.ST.2005),closeness(graph.adj.ST.2005),
                    betweenness(graph.adj.ST.2005),
                    evcent(graph.adj.ST.2005)$vector)
Mes.cen2.ST <- cbind(mean_distance(graph.adj.ST.2005),
                    transitivity(graph.adj.ST.2005))
colnames(Mes.cen1.ST) <- c("degree","closeness","betweenness","evcent$vector")
colnames(Mes.cen2.ST) <- c("mean_distance","transitivity")
row.names(Mes.cen2.ST) <- c("STOXX 600 Banks")

Mes.cen2 <- rbind(Mes.cen2.SP,Mes.cen2.ST)

par(mfrow=c(1,2))
hist(degree(graph.adj.SP.2005), col="lightblue",
      xlim=c(0, 50), xlab="Degré", ylab="Fréquence",cex.lab=1.5,
      main="Distribution des degrés S&P Banks",cex.main=2)
hist(degree(graph.adj.ST.2005), col="lightblue",
      xlim=c(0, 50), xlab="Degré", ylab="Fréquence",cex.lab=1.5,
      main="Distribution des degrés STOXX Banks",cex.main=2)
par(mfrow=c(1,1))

# 2. Structures hiérarchiques
# Hierarchical tree (HT)
par(mfrow=c(1,2))
plot(hclust(dist_SP2005, method = "single"),
```

```

        sub="", xlab="", ylab="Distance", main="Dendrogramme S&P Banks",cex.main=2)
plot(hclust(dist_ST2005, method = "single"),
      sub="", xlab="", ylab="Distance", main="Dendrogramme STOXX Banks",cex.main=2)
par(mfrow=c(1,1))

# Minimum spanning tree (MST)
plot(spanntree(dist_SP2005), main = "Minimal Spanning Tree S&P Banks",
      type="t" , axes=F , cex=0.9 , ylim = c(-1,2), xlab="", ylab="", cex.main=1.5)
plot(spanntree(dist_ST2005), main = "Minimal Spanning Tree STOXX Banks",
      type="t" , axes=F , cex=0.9 , ylim = c(-1,2), xlab="", ylab="", cex.main=1.5)

# Triangulated Maximally Filtered Graph (TMFG)
NetworkSP <- estimateNetwork(dt_SP2005, default = "TMFG")
NetworkST <- estimateNetwork(dt_ST2005, default = "TMFG")
par(mfrow=c(1,2))
plot(NetworkSP, layout = "spring", vsize=4, title="TMFG S&P", label.cex = 2)
plot(NetworkST, layout = "spring", vsize=4, title="TMFG STOXX",label.cex = 2)
par(mfrow=c(1,1))

centralityPlot(NetworkSP, include =
                c("Strength","ExpectedInfluence","Betweenness","Closeness"))
centralityPlot(NetworkST, include =
                c("Strength","ExpectedInfluence","Betweenness","Closeness"))

#### Non-parametric bootstrap ####
# Bootstrap 1000 values, using 8 cores:
ResultSP <- bootnet(NetworkSP, nBoots = 1000, nCores = 8)
ResultST <- bootnet(NetworkST, nBoots = 1000, nCores = 8)

# Plot bootstrapped edge CIs:
plot(ResultSP, labels = FALSE, order = "sample")
plot(ResultST, labels = FALSE, order = "sample")

# Plot significant differences (alpha = 0.05) of edges:
plot(ResultSP, "edge", plot = "difference",onlyNonZero = TRUE,
      order = "sample")
plot(ResultST, "edge", plot = "difference",onlyNonZero = TRUE,
      order = "sample")

# Plot significant differences (alpha = 0.05) of node strength:
plot(ResultSP, "strength", plot = "difference")
plot(ResultST, "strength", plot = "difference")

differenceTest(ResultSP, "banb", "bnp", "strength")
differenceTest(ResultST, "bnp--socg", "crag--socg", "edge")

##### Répéter la même procédure pour les années suivantes jusqu'à 2020 #####

```