



LOUVAIN
School of Management

UNIVERSITE CATHOLIQUE DE LOUVAIN
LOUVAIN SCHOOL OF MANAGEMENT

Analyse des caractéristiques d'un réseau financier européen à l'aide
d'un test de Granger : approche statique et dynamique

Promotrice : S.Béreau

Mémoire-recherche présenté par
Knockaert Simon
en vue de l'obtention du titre de
Master en ingénieur de gestion

ANNEE ACADEMIQUE 2014-2015

Remerciements

*Je voudrais tout d'abord remercier ma promotrice, Madame Sophie Béreau, pour son aide
tout au long de l'année afin de réaliser ce mémoire.*

*Je remercie également toutes les personnes qui, de près ou de loin, m'ont accompagné dans
la réalisation de ce travail.*

*Enfin, je remercie ma famille qui m'a toujours soutenu durant mon cursus universitaire ainsi
que lors de la rédaction de ce mémoire.*

Table des matières

Introduction.....	1
Première partie : Revue de littérature	3
1. Introduction.....	3
2. Risque systémique et contagion	3
3. La théorie des réseaux financiers comme outil pour analyser le risque systémique et la contagion.....	7
4. Conclusion	10
Deuxième partie : Analyse empirique	13
1. Introduction.....	13
2. Données.....	14
3. CAPM et Test de Granger	17
a. CAPM.....	17
b. Test de Granger	18
4. Méthodologie	19
5. Analyse des résultats.....	23
a. Analyse statique (2004-2014)	23
b. Analyse dynamique	30
6. Interprétations	43
7. Pour aller plus loin.....	47
Conclusion	49
Bibliographie	51
Annexes	55
Annexe 1 : Code 2004-2014	55
Annexe 2 : Analyse 2004-2005.....	72
Annexe 3 : Analyse 2006-2007	75
Annexe 4 : Analyse 2008-2009	78
Annexe 5 : Analyse 2010-2011	81
Annexe 6 : Analyse 2012-2013	84
Annexe 7 : Analyse 2014	87

Introduction

Suite aux crises successives, de 2007 à 2009 plus particulièrement, l'opinion publique n'accepte plus le statu quo et le monde financier se doit d'évoluer pour rencontrer ces exigences. Les prochaines années seront donc sans doute à nouveau une période charnière dans l'histoire du monde financier. Les conclusions des travaux portant sur les différents instruments financiers divergent et sont particulièrement remis en question. La VaR (« Value-at-Risk ») par exemple, était admis comme étant l'instrument de référence pour évaluer le risque avant cette période de crise ; il s'est avéré que cette mesure pouvait être biaisée si elle n'était pas accompagnée d'hypothèses spécifiques à chaque société financière. Ce présent travail poursuit l'objectif de mettre en évidence les différents instruments du risque ; la connaissance exacte de celui-ci permettant aux agents financiers ou aux institutions financières de développer leurs portefeuilles de façon efficiente. Néanmoins, cette connaissance exacte du risque est intrinsèquement impossible sans quoi il ne représenterait plus un « risque ». Effectivement, le risque est source de bénéfice mais ce risque n'est que trop rarement bien estimé, comme on a pu le constater lors de la crise des subprimes ; il peut ainsi devenir source de pertes à la fois inhabituelles, inattendues et conséquentes.

Le risque spécifique sur lequel porte ce mémoire est le risque systémique dont l'importance a été mise en évidence suite à la crise de 2007-2009. Ce risque dont une définition plus précise sera établie dans la suite de ce travail, est lié à l'effet domino occasionné par le défaut de certaines sociétés financières qui engendre le défaut d'autres institutions. C'est notamment ce type de réaction en chaîne qui a mené à la crise touchant le système dans son ensemble. Dans le but de déterminer ce risque systémique, ce travail met en exergue un outil qui s'est nettement développé ces dernières années : la théorie des réseaux financiers. Elle permet de caractériser un réseau financier dans son ensemble afin d'en retirer des mesures concluantes quant à l'estimation du risque systémique.

La première partie de ce mémoire consiste en une revue de littérature qui portera sur le risque systémique, concept souvent accompagné de la contagion et de la connectivité. L'outil de la théorie des réseaux financiers sera ensuite explicité dans cette revue en vue de pouvoir l'appliquer par la suite.

La deuxième partie de ce travail portera sur l'analyse empirique. Les données récoltées sur le site Yahoo!Finance seront tout d'abord exposées. Ces données sont les rendements boursiers mensuels de diverses banques et assurances en Belgique, France, Allemagne, Pays-Bas et Autriche. Ensuite, les modèles du CAPM et du test de Granger qui ont été utilisés dans le cadre de ce mémoire seront formulés ainsi que la méthodologie mise en place.

L'analyse des résultats sera effectuée en deux temps. Une première phase consistera en une approche statique, qui sera ensuite suivie d'une approche dynamique des rendements boursiers de différentes institutions financières européennes. Pour cela, un test de Granger sera appliqué, permettant in fine de procéder à la modélisation d'un réseau financier pour chaque approche. Effectivement, ce test a pour but de mettre en évidence une éventuelle causalité entre diverses institutions financières. Ces causalités permettent de créer les connexions qui formeront le réseau. Des observations, rendues possibles par la modélisation de ces réseaux et par les mesures qui en découlent, seront effectuées et des conclusions seront dressées à propos du risque systémique, de la contagion et de la connectivité.

Afin de parachever ce travail, le but étant de comparer ces observations et ces conclusions pour chaque approche, une interprétation de ces résultats obtenus sera exposée. Certains points dont le développement mériterait d'être le sujet de futurs travaux seront également mis en lumière.

Des réponses aux questions posées dans les prémices de ce mémoire seront proposées en guise de conclusion de ce travail, ainsi que les objectifs et attentes liés à cette étude qui seront passés en revue, afin de mettre en évidence les apports de ce mémoire.

Première partie : Revue de littérature

1. Introduction

Mes recherches ont tout d'abord commencé par porter un intérêt sur le risque systémique qui est devenu l'un des domaines les plus en vue dans le monde de la finance depuis la crise de 2007-2009. Les travaux effectués sur ce risque furent souvent accompagnés de la contagion qui découlait de celui-ci, je ferai donc une comparaison des différents auteurs au sujet de la question. Dans un premier temps, avant la crise, où l'objectif était surtout de définir ce risque et d'en évaluer le risque intrinsèque à une institution ou à un marché financier dans son ensemble. Puis ensuite, après la crise, où les travaux se sont déplacés vers la recherche des différentes sources de risque systémique.

Un domaine s'est ensuite développé ces dernières années ; la théorie des réseaux appliquée aux systèmes financiers. Cette théorie permet d'analyser un système financier dans son ensemble et d'en retirer certaines caractéristiques importantes quant à son risque systémique et son risque de contagion au sein de ce réseau.

Je conclurai enfin en expliquant la démarche qui m'a conduit à choisir un test de Granger comme modèle et les raisons qui m'ont poussé à faire ce choix.

2. Risque systémique et contagion

L'un des premiers travaux sur le risque systémique a été effectué par De Bandt et Hartmann en 2000. Ils définissent le risque systémique comme étant le risque de devoir faire face à des événements systémiques qui affectent, de manière négative, un nombre important d'institutions financières et qui met donc en péril une grande partie, voire l'entièreté, du système financier. L'objectif de leur travail était de permettre aux politiques financières une meilleure compréhension du système financier, qui est particulièrement vulnérable au risque systémique au sein de l'économie dans son ensemble, dans le but d'atteindre une certaine stabilité financière. Les éléments clés qu'ils mettent en évidence dans leur travail sont les différents chocs systémiques, qui impactent le système financier, ainsi que la contagion qui est directement liée au risque systémique.

En ce qui concerne justement la contagion, les premiers auteurs ayant développé ce concept dans le jargon financier sont Claessens et Forbes en 2001. Ils lancent le débat pour savoir dans quels cas il y a contagion et dans quels cas il s'agit d'une autre forme de corrélation. La plupart des spécialistes étaient d'accord pour dire que pour deux économies relativement différentes et situées dans deux régions géographiques différentes, la propagation d'une crise de l'une à l'autre économie est appelée la contagion. Le sujet faisant débat porte sur les économies relativement liées entre elles, même dans des périodes moins fluctuantes, pour lesquelles une crise touche l'ensemble de ses économies. Est-ce de la contagion ou simplement une interdépendance entre celles-ci ? Par exemple, Forbes et Rigobon (2002) jugent qu'une augmentation de la corrélation entre deux différentes économies n'indique pas forcément une contagion.

En 2004, Chakroun met un point d'honneur à résumer les différentes récentes définitions données au risque systémique. Une définition générale serait de dire que l'on parle de risque systémique à l'intérieur du système bancaire lorsque la faillite d'une ou de plusieurs institutions peut provoquer, par un effet de contagion, la faillite d'autres institutions ainsi que des situations particulièrement négatives au sein du système bancaire et financier dans son ensemble. Par exemple, lorsqu'une institution prête de l'argent à une autre institution, elle charge un risque particulier à tout tiers maintenant des relations avec elle. Le risque systémique est donc le risque lié à la chaîne des pertes potentielles que les tiers encourent lorsque l'emprunteur fait défaut. Cette définition pose les bases du risque systémique mais la revue de littérature relative à ce sujet propose trois définitions différentes résumées par Chakroun (2004).

Une première définition étant la probabilité de l'apparition d'un évènement inattendu qui perturbe l'information véhiculée sur les marchés financiers et qui impacte donc les marchés dans leur ensemble. La deuxième définition a été mise en place par la Banque des règlements Internationaux et reprise par Chakroun (2004, p.3) qui le considère comme étant « *le risque qui apparaît suite à l'incapacité d'un participant au marché à remplir ses obligations et les conséquences qui en découlent sur la solvabilité des autres participants, le cas extrême étant une panique du système* ». Dans ce cas, on suppose l'existence de liens directs entre les différents participants du système. Par exemple, une banque fortement endettée présente

souvent une probabilité de défaut assez forte. Du coup, des pertes relativement conséquentes seront enregistrées par les autres banques ayant des placements chez la banque faisant défaut, ce qui peut mettre en péril leur propre solvabilité et donc la stabilité du marché dans son ensemble. La troisième définition résumée par Chakroun (2004, p.3) se base sur « *un choc qui affecte un participant au système, mais n'exige pas la présence de liens directs entre les différents participants* ». L'exemple appuyé dans ce cas-ci est que lorsque certains épargnants perdent une certaine somme d'argent suite au défaut d'une banque du système, les autres épargnants ayant de l'argent dans d'autres banques similaires vont réévaluer ces dernières de façon négative si le degré de similitude est jugé élevé. Ces banques similaires verront donc (Chakroun, 2014, p.3) « *une fuite de leurs capitaux car les épargnants vont anticiper une fin chaotique et essaieront de l'éviter, même si aucune certitude ne peut être formulée quant à la performance future* ».

Suite à la crise de 2007-2009, le nombre de travaux concernant le risque systémique et la contagion a nettement augmenté, en prenant cependant une nouvelle approche ; le but étant dorénavant de trouver les différentes sources de risque systémique plutôt que de définir ce dernier.

Avant de comparer certains de ces travaux, notons les différentes caractéristiques qu'un bon indicateur doit avoir dans le but de comprendre, voire calculer, le risque systémique selon Scwaab, Koopman et Lucas (2011). Tout d'abord, le risque systémique doit être défini de manière très large. Ensuite, se focaliser sur un seul marché n'est pas significatif ; il faut se concentrer sur des informations internationales ou inter-régionales. Les conditions macroéconomiques et financières doivent être également prises en compte. De plus, les institutions financières font rarement défaut donc les modèles se basant uniquement sur les défauts historiques ne sont pas suffisants. Enfin, le stress financier, le risque systémique et la probabilité d'un évènement systémique variant au cours du temps sont des processus fondamentalement non observables.

Billio, Getmansky, Lo et Pellizon (2010) s'appuient sur le fait qu'une seule mesure du risque systémique n'est pas suffisante. Grâce à un test de Granger notamment, dont on parlera plus tard, et une analyse des composantes principales, ils proposent plusieurs mesures économétriques de la connectivité. Ils appliquent ces méthodes à 4 secteurs : les fonds de couverture, les banques, les courtiers et les sociétés d'assurance. Ils constatent que ceux-ci sont devenus de plus en plus liés au cours des dix dernières années et que cela a donc sans doute augmenté le niveau du risque systémique. Ils mettent également en évidence le fait que les banques et les sociétés d'assurance représentent les sources les plus importantes de risque systémique par rapport aux fonds de couverture et aux courtiers.

Acharya, Pedersen, Philippon et Richardson (2010) montrent comment la contribution de chaque institution financière au risque systémique global peut être mesurée. Ils appellent « Systemic Expected Shortfall » (SES), la mesure pour laquelle une institution amène à une externalité négative sur le système financier et est liée au « Marginal Expected Shortfall » (MES), également utilisé dans de nombreux travaux.

Adrian et Brunnermeier proposent en 2009 une nouvelle mesure permettant de déterminer le risque systémique mais également le risque de marché ; la CoVar qui est la « Co-Value-at-Risk ». Effectivement, à cette période, la Value-at-Risk est remise en cause car elle n'est pas capable de représenter le risque systémique ; la VaR permet de mesurer le risque d'une seule institution. Ils définissent la contribution d'une institution au risque systémique comme étant la différence entre la CoVar lorsqu'une institution est en état de stress et la CoVar lorsqu'elle est dans un état normal.

En 2012, Robert Engle, prix Nobel d'économie 2003 a consacré son intervention à la Banque de France à la présentation d'une nouvelle mesure du risque systémique ; le SRISK. Cette mesure se définit comme étant (Engle, 2012, p.10) « *la perte moyenne subie par un actionnaire d'une institution dans un contexte de baisse substantielle du marché tout entier* ». Dans un contexte de crise, les institutions ayant les mesures SRISK les plus élevées sont celles qui contribuent le plus à la sous-capitalisation du système dans son ensemble et qui sont donc les principales sources de risque systémique. Il a observé, via une analyse empirique menée sur des données relatives à des institutions financières américaines, un classement des

institutions en terme de contribution au risque systémique à différents moments clés. Il a, par exemple, mis en évidence le fait que, une année avant la mise en faillite de Lehman Brothers, 8 des 10 premières banques du classement étaient des institutions qui se sont révélées risquées par la suite. Il en a donc proposé une mesure pouvant apporter une aide afin de mettre en place certaines mesures dans le but de stabiliser le marché financier.

3. La théorie des réseaux financiers comme outil pour analyser le risque systémique et la contagion

En concordance avec le développement des théories sur le risque systémique, certains économistes eurent l'idée d'étendre la théorie des réseaux aux marchés financiers afin d'analyser le réseau financier dans son ensemble. Effectivement, selon Chen et al. (2012), il semblerait que les modèles en réseau peuvent faciliter la modélisation du risque systémique dans les systèmes financiers qui affichent des niveaux de connectivité complexes. L'application de réseaux pour modéliser le risque systémique dans les systèmes financiers a bien progressé depuis la crise financière en 2007. Les réseaux financiers sont, par exemple, modélisés de sorte que les entreprises et les institutions financières forment les nœuds du réseau alors que les expositions bancaires bilatérales, ou autres engagements mutuels, font office d'arcs ou de connexions.

Mes recherches se sont tout d'abord penchées sur la théorie des réseaux dans le cas d'un pays en particulier. Les différents travaux furent passionnants et captivants, il aurait en effet été intéressant de consacrer ce travail à un pays en particulier, la Belgique par exemple, mais il s'avère que les données que les auteurs ont utilisées sont soit difficiles à obtenir, via les banques centrales des pays en particulier par exemple, soit difficiles à estimer.

En 2004, Boss, Elsinger, Summer et Thurner applique la théorie des réseaux financiers à l'Autriche de 2000 à 2003. Leurs données proviennent du passif de chaque banque afin d'en extraire leurs endettements mutuels et sont fournies par la banque centrale autrichienne. Ils appliquent la théorie des réseaux ici de sorte que les banques forment les nœuds du réseau alors que les endettements mutuels représentent les connexions du réseau. Ils utilisent différentes mesures provenant de la théorie des réseaux afin d'analyser empiriquement la

structure du réseau bancaire autrichien. Concrètement, le but est de se concentrer sur la stabilité du système bancaire afin d'en déduire d'où peuvent provenir les perturbations.

Dans la même idée d'évaluer la robustesse du système bancaire d'un pays, en l'occurrence la Belgique dans ce paragraphe, Degryse et Nguyen analysent, en 2004, l'évolution du risque de contagion dans le système bancaire belge de 1993 à 2002 en utilisant les expositions interbancaires belges. Pour ce faire, ils se basent sur l'effet domino que peut causer le défaut d'une banque en particulier sur la stabilité du système dans son ensemble. Leur travail montre l'importance qu'a la structure du marché interbancaire sur le risque de contagion du système. Effectivement, il semblerait qu'un « multiple money centre », où les centres monétaires sont reliés à certaines banques mais ne sont pas reliés entre eux, diminueraient le risque et l'impact de contagion par rapport à une structure complète où toutes les banques sont reliées entre elles. Ces expositions interbancaires sont des données confidentielles et il est donc difficile de reproduire ce genre de travail.

En 2010, au Brésil cette fois, Cont et Santos examinent la structure du réseau financier en utilisant les expositions mutuelles entre les institutions financières brésiliennes de 2007 à 2008. Grâce au modèle en réseau brésilien, cela leur permet de déduire la connectivité entre les institutions pour ensuite mesurer le risque systémique au sein du réseau financier local. L'intérêt est ici de connaître l'importance systémique d'une seule institution dans le système et de calculer un capital tampon que chaque société doit mettre en réserve afin de contrer ce risque systémique. Ils constatent que la connectivité et la concentration des expositions sont corrélées à l'importance systémique d'une institution.

Pour terminer cette revue sur les réseaux financiers par pays, en 2014, Langfield, Liu et Ota décrivent les caractéristiques du système bancaire Anglais. Ils définissent celui-ci selon les liens directs, les liens multiples et le poids de ces liens pour ensuite donner les propriétés du réseau. On remarque ici que le réseau est un système à étoiles et satellites, « Core-periphery structure » en anglais, similaire à celui de la Belgique. Comme Degryse et Nguyen (2004), ils appuient sur le fait que la structure du réseau bancaire est importante à évaluer afin de mesurer le risque systémique, le risque de contagion et la connectivité.

D'autres auteurs se sont lancés dans des modélisations de réseaux financiers plus globaux, notamment Upper qui estime en 2011 le danger de contagion sur un marché de prêts interbancaires selon les expositions interbancaires. Il effectue ensuite certaines simulations, le défaut d'une institution par exemple, pour analyser la contagion que celle-ci engendre. Le but étant de mesurer l'impact du défaut d'une institution sur le système financier dans son ensemble. Effectivement, prédire si le défaut d'une institution peut mener au déclenchement du défaut d'une autre institution est important non seulement pour gérer des crises ex-post, mais également pour prévenir les crises, ex-ante. Si des institutions pourraient mener à un effet domino, elles devraient être soumises à une supervision plus rigoureuse ou devraient faire face à des exigences plus élevées en termes de capital afin de réduire les incitations au « too connected too fail », développé par de nombreux auteurs en parallèle du « too big too fail », avancé lors de la crise 2007-2009. De plus, un élément important mis en évidence par Upper (2011) est le fait que d'un côté, un nombre important de liens entre les institutions financières augmente les canaux parmi lesquels la contagion peut se produire. D'un autre côté, ce nombre important de connexions peut permettre au système financier de partager les pertes d'un événement important entre le nombre conséquent de contrepartie. Notons qu'une nouvelle fois, les données réelles afin de mesurer ce danger de contagion sont rares et souvent de qualités limitées, d'où l'obligation de faire un certain nombre d'hypothèses et de simulations.

Minoiu et Reyes (2013) analysent un réseau bancaire global utilisant les données de banques transfrontalières de 184 pays de 1978 à 2010. Ils partent du principe qu'une grande connectivité financière apporte des bénéfices mais aussi des risques. D'un côté, cela peut augmenter la distribution du risque en absorbant plus facilement les chocs lorsqu'ils se produisent. D'un autre côté, cela peut mener à de la contagion car les chocs peuvent pénétrer plus loin dans le réseau. Ils vont donc évaluer comment le système bancaire global réagit à des chocs négatifs à l'aide de la théorie des réseaux. Chaque pays constitue un nœud du réseau alors que les liens entre ceux-ci sont représentés par les flux bancaires transfrontaliers. Leurs deux conclusions les plus importantes sont, d'une part, que la connectivité entre les pays tend à augmenter avant le début des crises financières et à diminuer par la suite et, d'autre part, que le réseau bancaire global est relativement instable.

En 2013, Toivanen implémente un modèle épidémiologique afin d'évaluer la contagion au sein du réseau interbancaire européen. Il semblerait que la contagion moyenne affecterait respectivement 70% et 40% des banques européennes en 2007 et 2010. La France, la Grande-Bretagne, l'Allemagne et l'Espagne seraient les pays ayant les banques les plus contagieuses alors que les banques d'Irlande, de la Grèce et du Portugal auraient des effets plus limités. De plus, l'intervention des banques centrales serait efficiente mais ne réduirait que légèrement la contagion. Cependant, ces résultats se basent sur des hypothèses et des approximations car la faible connaissance des bilans bancaires ainsi que la connaissance limitée des expositions bancaires ne permettent pas de tirer des conclusions avérées. Afin d'expliquer la contagion, il semblerait que la taille de la banque, sa position dans le réseau ainsi que le volume du business sont les caractéristiques les plus importantes.

En 2014, Demirer, Diebold et Yilmaz utilisent le modèle lasso sur un réseau reliant les 150 plus grandes banques cotées en bourse de 2003 à 2014. Ils estiment la connectivité du réseau bancaire mondiale par banque puis par pays. Encore une fois, ils dénoncent également le manque de travail empirique au sujet du réseau bancaire global étant donné l'énorme dimension de ce réseau. Ils utilisent le vecteur d'auto-régression, où la connectivité du réseau est basée sur les décompositions des variances, comme modèle d'approximation afin de construire le réseau. L'idée est ici de faire une analyse dynamique afin d'observer les caractéristiques du réseau selon différentes périodes, plus calmes ou plus volatiles.

4. Conclusion

La revue de littérature est donc assez large et mon choix définitif quant au modèle à appliquer fut assez compliqué. Dans un premier temps, je voulais analyser un réseau financier sur base des modèles des différents auteurs expliqués précédemment. Cependant, ces modèles se basent sur des données relativement compliqués à obtenir, que cela soit par des raisons de confidentialité ou par des raisons financières, il m'était impossible de me fournir des données similaires. De plus, les modèles se basent sur des hypothèses qui dépassent le cadre d'un mémoire de master en Ingénieur Gestion.

Alors que des modèles comme la CoVar, développé par Adrian et Brunnermeier (2009), avaient déjà été suffisamment explorés, le travail de Billio, Getmansky, Lo et Pellizon (2010)

afin de comparer diverses mesures du risque à l'aide d'un test de Granger ou d'une analyse en composantes principales me semblait être un bon moyen de parvenir à mes fins, c'est-à-dire de modéliser un réseau financier pour ensuite analyser ses caractéristiques. Etant donné que le test de Granger semble être intéressant, je l'ai choisi comme modèle de référence afin d'en savoir un peu plus sur le sujet. Celui-ci est expliqué dans les rubriques suivantes.

Deuxième partie : Analyse empirique

1. Introduction

Le but de ce mémoire est d'appliquer un test de Granger sur les résidus des rendements boursiers mensuels obtenus grâce au modèle CAPM. Dans un premier temps, je ferai une analyse statique afin de soustirer diverses caractéristiques du réseau des banques et assurances sélectionnées. Dans un deuxième temps, je réaliserai une analyse dynamique étalée sur plusieurs périodes afin d'effectuer une comparaison entre l'analyse statique et l'analyse dynamique. Enfin, il sera intéressant de comparer ces résultats avec les conclusions qui ont déjà été tirées grâce à la théorie des réseaux durant la dernière décennie.

Mon analyse empirique s'est essentiellement déroulée sur Excel, mais surtout sur le programme R, qui est un programme que j'ai eu l'occasion d'apprendre durant mon cursus universitaire mais également durant la réalisation de ce mémoire.

Ma démarche fut tout d'abord de récolter les données des banques et assurances, comme expliqué dans le premier paragraphe de cette partie, afin de calculer les rendements boursiers mensuels de celles-ci.

Ensuite, j'ai effectué le modèle CAPM sur ces rendements boursiers mensuels. Pour réaliser celui-ci, il est nécessaire de faire appel à un benchmark et j'ai choisi le CAC40 étant donné que la France est le pays dans lequel j'ai récolté le plus de données. De plus, ce choix n'est pas des plus importants étant donné qu'un benchmark belge ou allemand aurait été relativement similaire ; les résultats n'étant que très peu différents. Le but était d'extraire les résidus à l'aide du modèle CAPM pour réaliser un test de Granger sur ces résidus. Après quelques modifications via R, j'ai obtenu une matrice d'adjacence qui m'a permis de réaliser graphiquement le réseau. Dans le deuxième paragraphe, je mets donc en évidence les deux modèles utilisés ici, le CAPM et le test de Granger.

Par la suite, dans la troisième partie, j'expliquerai la méthodologie appliquée afin d'obtenir des résultats tels que le réseau financier comme il a été défini ainsi que différentes

mesures permettant d'analyser plus précisément les caractéristiques du réseau, notamment la distribution des degrés ainsi que la centralité des nœuds.

Enfin, j'ai pu analyser et interpréter les différentes caractéristiques de ces réseaux financiers européens dans le quatrième et dernier paragraphe. Tout d'abord, les résultats de l'analyse statique de la période 2004-2014 sont donnés pour ensuite s'intéresser à l'analyse dynamique comme expliqué ci-dessous.

2. Données

Comme déjà dit précédemment, la récolte de données dans ce genre de travail n'est pas des plus simples ; dans un premier temps je voulais rassembler un maximum de données d'institutions financière dans un seul pays, la Belgique par exemple, mais je me suis rendu compte que cela était très complexe, n'ayant pas accès à des logiciels et des bases de données rares et chères. Je me suis donc tourné vers les pays à proximité de la Belgique. Mes choix se sont donc fixés sur la France, les Pays-Bas, l'Allemagne et l'Autriche, qui représentent des économies relativement similaires à la Belgique.

J'ai donc retiré les « Adj Close » mensuels sur Yahoo!Finance de 18 banques et assurances parmi la Belgique, la France, l'Allemagne, les Pays-Bas et l'Autriche. La période choisie, dans un premier temps, est du 1^{er} janvier 2004 au 31 décembre 2014 ; ceci me donne donc 132 observations par institution financière. Dans un deuxième temps, afin de réaliser une analyse dynamique du réseau des 18 institutions financières, j'ai extrait les données allant du 1^{er} janvier 2004 au 31 décembre 2005, du 1^{er} janvier 2006 au 31 décembre 2007, du 1^{er} janvier 2008 au 31 décembre 2009, du 1^{er} janvier 2010 au 31 décembre 2011, du 1^{er} janvier 2012 au 31 décembre 2013 et enfin du 1^{er} janvier 2014 au 31 décembre 2014. Voici une brève description de chaque banque et assurance ainsi que des chiffres clés lorsque ceux-ci sont disponibles.

Aegon, créée en 1983, est le deuxième assureur néerlandais, présent au Pays-bas et aux Etats-Unis et dont le siège social est à La Haye. Elle est l'un de principaux actionnaires du groupe ING. Le volume selon Yahoo!Finance s'élève à 8 000 000 EUR.

Ageas, anciennement fortis, est une assurance belge et est créée en 1990. Selon Yahoo, elle a un volume de 800 000 euros et une capitalisation boursière de 7 milliards d'euros. Il s'agit également d'un actionnaire du groupe ING.

Allianz SE, créée en 1890, est un assureur allemand et son siège social se situe à Munich. Il s'agit de l'un des assureurs principal d'Europe. Son volume est de 3 700 000 d'euros selon Yahoo et a une capitalisation boursière de 70 milliards d'euros.

Axa Group est un assureur français dont le siège social se situe à Paris. Selon Yahoo, il représente un volume de 11 500 000 d'euros et une capitalisation boursière de 55 milliards d'euros. Leurs activités tournent principalement autour de la protection financière ; assurance sur dommages, assurance vie, gestion d'actifs,...

BNP Paribas SA coté à la bourse de Francfort est un groupe bancaire allemand faisant partie du groupe BNP Paribas SA. Sa capitalisation boursière s'élève à 73 milliards d'euros et son volume ne semble pas disponible.

BNP paribas SA cotée à la bourse de Paris est un groupe bancaire en lien direct avec celui coté en bourse de Francfort. Il me semblait intéressant de comparer des filiales du même groupe dans des régions géographiques différentes. Il est à noter que les rendements boursiers sont évidemment similaires pour ces deux groupes. Celui-ci compte une capitalisation boursière plus ou moins égale au précédent et a un volume de 5 600 000 euros.

Le Crédit agricole est un groupe bancaire basé en France (siège social à Montrouge), créé en 1885 et très international. Il a une capitalisation boursière de 36 milliards d'euros et un volume de 9 000 000 euros.

La Commerzbank est l'un des plus importants groupes bancaires allemands. Il est basé à Francfort-sur-le-Main et a été créé en 1870. Sa capitalisation boursière s'élève à 14 milliards d'euros alors que son volume s'élève à 7 000 000 euros.

La Deutsche Bank AG est la plus importante banque allemande et est également basée à Francfort-sur-le-Main. Elle est évidemment l'une des plus importantes banques au monde. Elle compte une capitalisation boursière de 47 milliards d'euros et un volume de 915 000 euros.

Erste Group Bank est une banque et assurance Autrichienne basée à Vienne. Sa capitalisation boursière ne semble pas disponible mais son volume s'élève à 930 000 euros.

ING group Belgique (INGA.BR sur Yahoo Finance) est la filiale belge du groupe ING. Son volume représente 18 700 000 d'euros.

ING Group Pays-Bas (INGA.AS sur Yahoo Finance) est, de la même façon, la filiale néerlandaise du groupe ING et son volume est similaire au belge. Il était intéressant encore une fois de comparer les filiales du même groupe dans deux pays différents, d'autant plus que j'ai remarqué que les rendements boursiers mensuels différaient nettement. Le groupe ING est basé à Amsterdam et est l'une des banques et assurances les plus importantes au monde. Pour information, la capitalisation boursière du groupe ING coté au NYSE est de 58 milliards d'euros.

KBC a été créé en 1998 et est basée à Bruxelles. C'est un groupe financier belge de banque et d'assurance. Sa capitalisation boursière s'élève à 24 milliards d'euros et son volume à 780 000 euros.

La Bank of New-York Mellon est, comme son nom l'indique, une banque américaine mais elle possède une filiale en Europe et plus précisément en Belgique. Sa capitalisation boursière est de 47 milliards d'euros et a un volume de 5 000 000 d'euros.

Natixis est une banque française basée à Paris. Sa capitalisation boursière grimpe à 23 milliards et son volume à 5 000 000 euros.

Raiffeisen Zentralbank est une banque coopérative autrichienne basée à Vienne. Sa capitalisation boursière n'est pas disponible et son volume équivaut à 355 000 euros.

La société générale est l'une des banques principales de France, créée en 1864 et basée à Paris. Selon Yahoo!Finance, sa capitalisation boursière s'élève à 36 milliards d'euros et son volume à 4 000 000 d'euros.

Van Lanschot est une banque et assurance Néerlandaise cotée en bourse à Amsterdam. Sa capitalisation boursière n'est pas disponible mais elle possède un volume de 11 000 euros. Elle fait office de petite banque.

Ayant extrait les données via Yahoo!Finance, il a fallu calculer les rendements boursiers mensuels via le logiciel Excel, de les réduire du taux sans risque afin d'obtenir les rendements mensuels de l'institution en question qui seront mes inputs, sous forme de fichier texte, lors de mon travail sur le logiciel R. Mes données ont donc tout d'abord été du nombre de 132 pour chaque institution lors de mon analyse statique. En ce qui concerne mon analyse dynamique, les 5 premières périodes comptaient chacune 24 données par institution et la 6^{ème} détenait 12 données mensuelles par banque et assurance. Je possède donc 18 fichiers texte en inputs pour chaque analyse, plus 1 fichier texte comprenant le rendement du benchmark, en l'occurrence le CAC40 dans ce travail, qui nous servira à effectuer la régression linéaire qu'exige le CAPM.

3. CAPM et Test de Granger

Le but est ici de réaliser une régression linéaire afin d'appliquer le CAPM sur chaque société. Ensuite, il suffit d'extraire les résidus du modèle pour chaque société, c'est-à-dire le paramètre qui n'est pas expliqué par le marché et de réaliser un test de Granger sur celui-ci afin d'éventuellement observer une causalité au sens de Granger entre les différentes institutions financières.

a. CAPM

Le CAPM (Capital Asset Pricing Model) ou MEDAF (Modèle d'Evaluation des Actifs Financiers) a été développé principalement par Sharpe (1964) en poursuivant les travaux de Markowitz (1952) sur la diversification et théorie moderne du portefeuille. Ce modèle est utilisé pour déterminer le taux de rendement d'un actif et repose sur diverses hypothèses développées par Sharpe (1964).

Tout d'abord, tous les investisseurs se basent sur les règles de la moyenne-variance afin de choisir leur portefeuille. Ensuite, les marchés financiers sont parfaits au sens où les agents peuvent prêter et emprunter en l'absence de toutes contraintes mais également au sens où les marchés sont parfaitement concurrentiels, sans taxes et impôts. En outre, les investisseurs sont preneurs de prix ; ils ne peuvent affecter le prix du marché, et ils font les mêmes prévisions quand il s'agit d'espérance de rendement et de risque. Enfin, le CAPM met en avant le fait qu'il est possible d'investir dans un actif sans risque.

En voici la formule :

$$R_a = R_f + \beta (R_m - R_f) + \varepsilon_a$$

Où,

R_f = Taux sans risque

β = La volatilité de la rentabilité de l'actif considéré par rapport à celle du marché

R_m = Le rendement du marché

ε_a = Les résidus de l'actif a

L'idée est que tout investisseur a besoin d'être récompensé de deux manières : par le temps et par le risque. Dans l'équation ci-dessus, la rentabilité par le temps est donnée par le taux sans risque et récompense l'investisseur en plaçant son argent au cours du temps. L'autre partie de l'équation représente le risque et donne la rentabilité que l'investisseur a besoin pour prendre ce risque.¹

Les résidus représentent la part du risque qui n'est pas créé par le marché. Dans le cadre de ce mémoire, nous allons extraire les résidus de chaque société afin de les comparer, pour éventuellement découvrir une causalité entre eux, via un test de Granger.

b. Test de Granger

Ce test de Granger, connu sous le nom de la causalité de Granger, a été introduit par Granger en 1969. Ce dernier stipule que la causalité en économie serait justifiée en mesurant la capacité à prédire une valeur future d'une série temporelle sur base du passé d'une autre série temporelle. La formule de Granger appliqué au cas ici présent pour une série temporelle « i » et « j » est de la forme d'une régression linéaire comme ceci :

$$\varepsilon_{i,t}^{CAPM} = \alpha + \beta * \varepsilon_{i,t-1}^{CAPM} + \gamma * \varepsilon_{j,t-1}^{CAPM} + \varepsilon_{i,t}$$

Où $\varepsilon_{i,t}^{CAPM}$ représente les résidus de « i » du CAPM à l'instant « t » calculé à l'aide du CAPM expliqué précédemment. L'élément clé à observer ici est si γ est significatif ou pas. S'il est significatif, donc différent de zéro, on peut dire que « j » cause « i » au sens de Granger. Il est donc possible de comparer chaque institution entre elles, que ça soit de « i » vers « j » ou

¹ <http://www.investopedia.com/terms/c/capm.asp>

de « j » vers « i ». A noter que ce n'est pas parce que « i » cause « j » que « j » cause « i ». En d'autres mots, si le coefficient γ est significativement différent de zéro, alors on peut dire que « j » donne une meilleure estimation de la valeur future de « i ».

Le test d'hypothèse nulle à tester est si γ est différent de 0 ou pas, ou encore l'hypothèse nulle est que « j » ne cause pas « i ». Si la p-valeur est supérieure à 5%, on ne rejette pas l'hypothèse nulle que γ est différent de 0 et cela donnera un 0 en output. Si la p-valeur est inférieure à 5%, on rejette l'hypothèse nulle que « j » ne cause pas « i », on peut donc conclure qu'il y a une causalité au sens de Granger et cela conduira à un 1 en output.

Le but étant d'avoir une matrice d'adjacence de 0 et de 1 en fonction du rejet, ou non, de l'hypothèse nulle ; 0 si on ne rejette pas l'hypothèse nulle et 1 si elle est rejetée. Dans la matrice, les institutions en ordonnée sont celles qui causent, ou pas, selon Granger, les institutions en abscisse.

Par convention, cette matrice comporte des 0 en diagonale car Granger pose l'hypothèse que l'institution « i » ne peut se causer elle-même. Ceci étant une hypothèse, ça n'est effectivement pas représentatif de la réalité car il pourrait, par exemple, y avoir un lien de causalité en cas d'autofinancement de la société financière.

4. Méthodologie

Ayant cette matrice adjacente, il est alors possible de représenter le réseau à l'aide de la commande `igraph` sur R. Pour ce faire, j'ai utilisé le livre de référence « *Statistical Analysis of Network Data with R* » écrit par Eric D. Kolaczyk et Gabor Csardi (2014). Le réseau est donc obtenu en output avec les institutions financières représentant les nœuds alors que les connexions entre ceux-ci représentent les liens de causalité au sens de Granger. Les flèches des connexions représentent les sens de la causalité car, effectivement, il est possible de se retrouver avec une simple flèche allant de « i » vers « j » si « i » permet de mieux estimer « j », mais il est également possible d'obtenir une connexion à double sens si « j » permet de mieux estimer « i » également.

Toujours via le package `igraph` sur R, j'ai pu retirer diverses grandeurs et mesures afin d'analyser le réseau. Tout d'abord, je me suis intéressé aux degrés des différents nœuds du

réseau. Les degrés du réseau représentent le nombre de connexion qu'un nœud détient. Un haut niveau de degré indique que le nœud a un large voisinage et qu'il est donc important pour ce voisinage. Dans cette idée, il est primordial de mettre en évidence les nœuds qui ont les degrés maximum et minimum au sein du réseau. Effectivement, l'institution financière qui aura le nombre maximum de degré au sein du réseau consistera en une institution très connectée et intégrée au réseau. A l'inverse, la banque ou assurance qui détient le nombre minimum de connexion sera une institution plus périphérique au réseau et n'aura donc pas beaucoup d'impact au sein du réseau.

Il est également intéressant d'observer le nombre total de degrés ; un nombre total important serait synonyme de réseau relativement connecté alors qu'un nombre moins important ferait preuve d'un réseau moins connecté. Comme l'a fait remarquer Billio, Getmansky, Lo et Pellizon (2010, p.14), au plus un réseau est connecté et intégré, au plus la sévérité d'un évènement systémique sera grande ; dans ce cas, au plus les degrés du réseau seront élevés, au plus le risque systémique pourrait être important.

La même analyse est intéressante pour ce qui est des degrés entrants et sortants. Effectivement, une institution qui a un nombre de degrés entrants relativement élevé pourra être considérée comme étant mieux estimée par de nombreuses autres institutions financières alors qu'une institution ayant un nombre de degrés sortants relativement élevé pourra être considérée comme étant une institution financière qui explique beaucoup d'autres institutions financières et qui est donc plus à même de propager un risque systémique. L'inverse pour un nombre de degrés entrants et sortants faible est bien évidemment avéré.

Ensuite, la distribution des degrés permet un autre point de vue sur les degrés du réseau et la connectivité du réseau. Elle permet d'obtenir un histogramme afin de pouvoir observer facilement si le réseau semble connecté ou non, en ayant la fréquence des différents nombre de degrés par nœuds.

Enfin, la centralité des nœuds permet de mettre en évidence les banques et assurances qui sont les plus centrales au réseau. Toivanen (2013) définit deux mesures différentes. La première se nomme la « Closeness centrality mesure » et est une notion qui permet

d'observer si un nœud est central, c'est-à-dire si il est proche des autres nœuds. Il dépend de la distance entre deux nœuds mais pas des chemins ou des liens présents entre ces nœuds. La deuxième, « Betweenness centrality measure », est une grandeur qui a pour but de savoir dans quelle mesure un nœud est localisé entre une autre paire de nœuds. Cette mesure prend en compte les chemins les plus courts entre les différents nœuds pour calculer la centralité. Etant donné que notre réseau ne comporte que 18 banques et assurances, j'ai choisi de ne considérer que cette dernière mesure comme mesure de centralité des nœuds car, dans ce travail, les connexions sont plus importantes que la position des nœuds.

Le code m'ayant permis d'atteindre ces résultats se trouve en annexe. Ce code représente l'analyse statique, c'est-à-dire allant de 2004 à 2014. Pour l'analyse dynamique, le code s'est vu légèrement modifié, notamment afin d'atteindre le fichier source pour chaque institution financière. Ces codes ne sont pas repris en annexe étant donné qu'ils n'apportent pas d'informations supplémentaires par rapport au code initial que fut celui de l'analyse statique.

5. Analyse des résultats

a. Analyse statique (2004-2014)

Dans un premier temps, le test de Granger nous impose de choisir un « Lag Length ». J'ai donc comparé les degrés de chaque nœud en fonction du lag choisi à l'aide du programme R. En voici le tableau récapitulatif :

	Lag1	Lag2	Lag3	Lag4	Lag5	Lag6		min	max
AEGON	0	0	0	0	0	0		0	0
AGEA	11	11	19	17	18	16		11	19
ALLIANZ	13	13	15	13	12	10		10	15
AXAFR	9	12	13	15	12	14		9	15
BNPALL	5	10	13	14	15	12		5	15
BNPFR	8	13	18	17	16	13		8	18
CA	5	6	8	10	7	10		5	10
COMMERZBANK	7	5	9	11	10	6		5	11
DEUTSCHEBANK	2	4	12	13	13	14		2	14
ERSTE	1	2	1	0	0	0		0	2
INGBEL	9	9	13	14	13	12		9	14
INGPB	10	12	12	13	11	13		10	13
KBC	5	5	6	5	10	10		5	10
MELLON	3	4	6	4	8	10		3	10
NATIXIS	10	9	10	12	12	13		9	13
RAIFFEISEN	5	5	8	5	9	7		5	9
SOCGÉN	6	3	3	3	4	3		3	6
VANL	3	3	2	2	4	5		2	5
Somme	112	126	168	168	174	168			
min	1	2	1	0	0	0			
max	13	13	19	17	18	16			

Tableau 1: Comparaison des Lag Length

Le but ici est de choisir un lag qui représentera au mieux notre réseau et les caractéristiques qui en découleront.² On remarque que la connectivité maximale se situe au lag 3, 4 et 5 alors qu'elle diminue en 6. D'après la littérature, un lag trop faible ou trop important n'est pas conseillé. Il est donc logique d'éviter le lag 1 et le lag 6. Bien qu'Aegon est déjà en dehors du réseau, on remarque que les lag 4 et 5 ne semble pas connecté Erste au réseau non plus, cela ne permet donc pas de conclusions intéressantes à ce sujet. Par défaut un lag 2 sera donc fixé, bien que cela n'ait pas vraiment d'importance dans la suite de la

² Une remarque importante à effectuer est le fait que cette étude du Lag Length est clairement insuffisante et qu'il est nécessaire de réaliser un travail préalable sur le Lag Length afin d'estimer celui-ci plus précisément dans le cadre de ce travail. Une simple hypothèse sera donc posée ici.

démarche. Dorénavant, je ne ferai donc pas de différenciation de lag pour l'analyse statique et considérerai le Lag Length comme étant 2 par hypothèse.

A la suite de mes manipulations sur R, j'ai obtenu tout d'abord la matrice d'adjacence présentée au tableau 2 à la page suivante. Evidemment, la diagonale équivaut à zéro comme expliquer précédemment. Cette matrice ne nous permet pas d'effectuer des conclusions réelles étant donné le nombre conséquent d'observations qui est de 306 ($18 \times 18 - 18$). Cependant, nous pouvons déjà remarquer qu'AEGON ne semble pas connecté au réseau étant donné que cette institution n'affiche que des zéros en entrée et en sortie. D'autres analyses et conclusions sont plus facilement observables via les résultats et tableaux exposés ci-après.

	AEGON	AGEA	ALLIANZ	AXA/R	BNP/ALL	BNP/FR	CA	COMMERZBANK	DEUTSCHEBANK	ERSTE	ING/BE	ING/GB	KBC	MELLON	NATIXIS	RAIFFEISEN	SOCGÉN	VANL
AEGON	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
AGEA	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
ALLIANZ	0	1	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	1
AXA/R	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
BNP/ALL	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0
BNP/FR	0	1	1	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0
CA	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
COMMERZBANK	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
DEUTSCHEBANK	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
ERSTE	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ING/BE	0	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
ING/GB	0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
KBC	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
MELLON	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0
NATIXIS	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
RAIFFEISEN	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
SOCGÉN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VANL	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1

Tableau 2: Matrice d'adjacence

Nous avons tout d'abord une représentation du réseau de nos 18 institutions financières à la figure 1. Les premières analyses visibles sur ce graphique sont les suivantes ; dans un premier temps, on remarque qu'effectivement l'institution AEGON est complètement déconnectée du réseau étant donné qu'elle n'entretient aucune liaison avec une autre institution. Ensuite, un noyau semble se former avec les nœuds AXAFR, INGPB et ALLIANZ tout d'abord mais aussi avec BNPAL et BNPFR qui, comme cela pouvait être prévisible, semble très proche l'un de l'autre. Nous pouvons remarquer également que des institutions comme ERSTE, VANL, MELLON et SOCGEN semblent être assez éloignées du centre et très peu connectées au réseau. Enfin, il semblerait que le réseau soit fortement connecté, surtout en son centre. Ces analyses seront par la suite exposées à des interprétations afin de caractériser le risque systémique et la connectivité du réseau. Nous verrons si ces premières observations se vérifient à l'aide des données chiffrées et des tableaux ci-dessous.

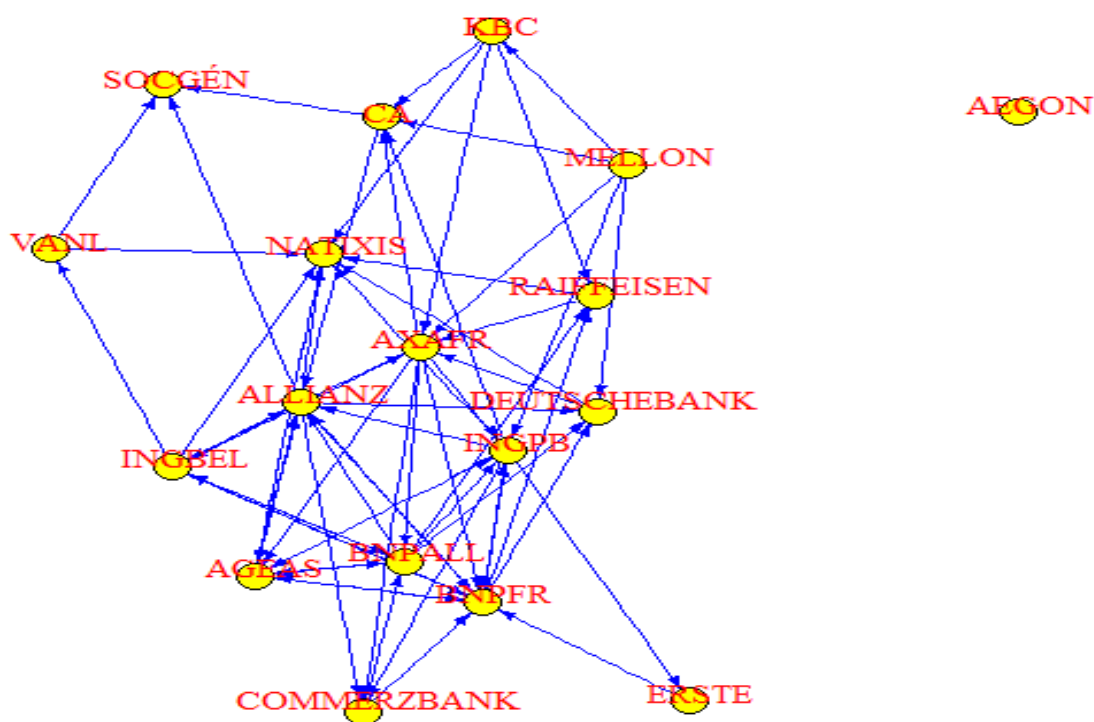


Figure 1: Réseau 2004-2014

Une caractéristique essentielle dans le but d'approximer le risque systémique et la connectivité d'un réseau est d'analyser les degrés du réseau représentés au tableau 3. Une première idée de la connectivité est le degré total du réseau qui est de 126 pour ce réseau et

qui constitue un nombre important. Nous pourrions comparer cette valeur avec d'autres par la suite.

Le degré pour chaque nœud représente le nombre de liens pour chaque nœud donc

	Total	Entrant	Sortant
AEGON	0	0	0
AGEA	11	6	5
ALLIANZ	13	6	7
AXAFR	12	5	7
BNPALL	10	4	6
BNPFR	13	7	6
CA	6	4	2
COMMERZBANK	5	3	2
DEUTSCHEBANK	4	2	2
ERSTE	2	1	1
INGBEL	9	4	5
INGPB	12	5	7
KBC	5	1	4
MELLON	4	0	4
NATIXIS	9	8	1
RAIFFEISEN	5	3	2
SOCGÉN	3	3	0
VANL	3	1	2
Somme	126	63	63
Moyenne	7	3,5	3,5
Min	2	0	0
Max	13	8	7

Tableau 3: Degré total, entrant et sortant 2004-2014

pour chaque institution financière. La colonne « entrant » représente le nombre d'institutions qui causent, selon Granger, l'institution en question alors que la colonne « sortant » nous donne le nombre d'institutions que celle-ci cause, toujours selon Granger. Dans cette étude nous oublierons volontairement AEGON car il n'est connecté à aucune autre banque et assurance, on peut donc remarquer que le minimum total est donc de 2 et non pas de 0. ERSTE représente donc l'institution qui possède le degré le plus faible, c'est-à-dire que c'est celle qui est le moins connectée au réseau, SOCGEN et VANL ne sont également que très peu connectées au réseau. A l'inverse, BNPFR et ALLIANZ, avec 13 connexions, sont celles qui sont les plus connectées au réseau, viennent ensuite AXAFR et INGPB avec 12 connexions. Ces 4 institutions représentent donc les institutions les plus connectés au réseau.

Intéressons-nous maintenant aux institutions qui causent, selon Granger, le plus ou le moins d'institution financière et à l'inverse, celles qui sont causées le plus ou le moins par d'autres banques et assurances afin de pouvoir en retirer des conclusions quant à la connectivité. Mellon ne semble être causée par aucune institution dans ce réseau, suivi de près par Erste, KBC et VANL. A l'inverse, Natixis dépendrait de 8 institutions différentes alors que 7 institutions auraient un impact sur BNPFR et 6 sur AGEA et ALLIANZ.

Pour ce qui est de la colonne sortant, on s'aperçoit que SOCGEN n'impacte sur aucune banque dans ce réseau, ainsi que ERSTE et NATIXIS qui n'impacteraient que sur une seule société. A l'inverse, ALLIANZ, AXAFR et INGPB causeraient, selon Granger, 7 institutions financières. BNPALL et BNPFR seraient significatifs pour 6 banques et assurances.

En analysant la distribution des degrés représentée à la figure 2, les résultats sont bien évidemment les mêmes mais on peut les voir d'un autre point de vue. On remarque que la plupart des institutions ont de 3 à 6 degrés mais également de 8 à 12 degrés. La majorité est donc évidemment autour et proche de la moyenne de 7.

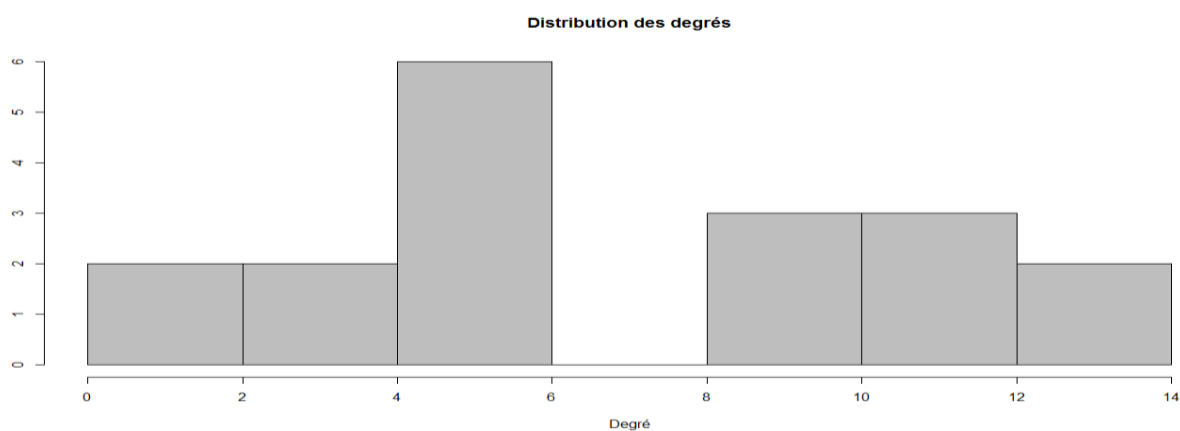


Figure 2: Distribution des degrés 2004-2014

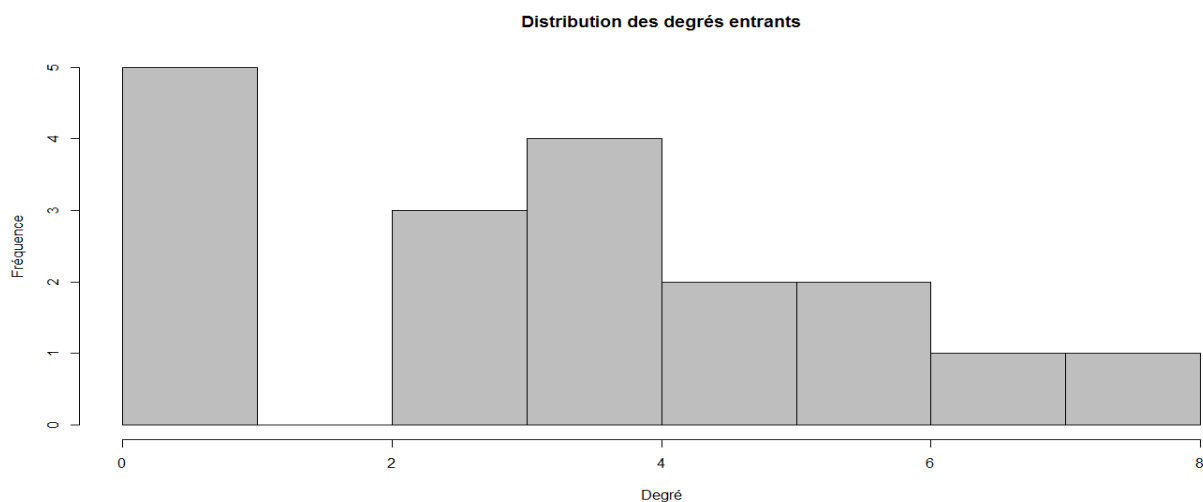


Figure 3: Distribution des degrés entrants 2004-2014

Pour ce qui est de la distribution des degrés entrants et sortants, on remarque un profil de graphique différent comme on peut tout d'abord l'observer à la figure 3 pour les degrés entrants ; bien que la moyenne soit de 3,5, le graphe tend à être décroissant, la majorité des

nœuds ont un degré entrant inférieur ou égal à 4. La tendance va donc vers le fait que les banques et assurances sont majoritairement causées par un nombre faible d'institutions. Le degré le plus élevé est ici NATIXIS, comme on l'a cité précédemment, qui possède 8 connexions entrantes, c'est-à-dire que 8 institutions différentes permettent de mieux estimer NATIXIS.

D'une manière différente, à la figure 4, la distribution des degrés sortants semblent plus aléatoire et distribuée autour de la moyenne de 3,5. On remarque tout de même que deux groupes distincts se forment avec d'un côté les 9 institutions ayant des degrés de 0 à 2 et de l'autre côté, 5 institutions ayant des degrés de 6 et 7.

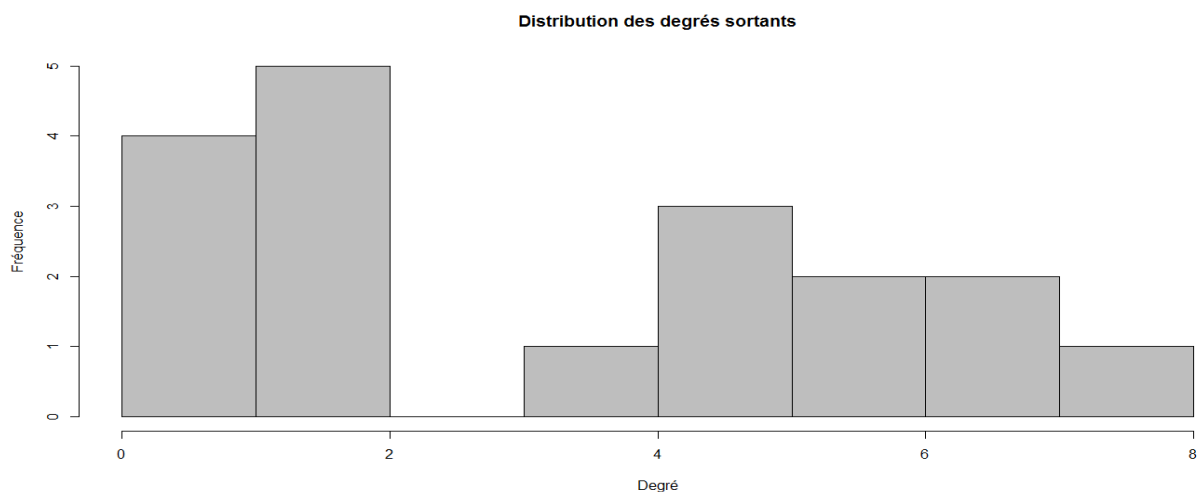


Figure 2: Distribution des degrés sortants 2004-2014

Le diamètre de notre réseau est également un paramètre important afin de connaître la connectivité du réseau. C'est la distance maximum entre deux nœuds. Au plus un diamètre est faible, au plus la connectivité du réseau est grande.³ Notre diamètre est ici de 4.

Intéressons-nous maintenant à la centralité des nœuds, donnée par le tableau 4, qui permet de voir si une institution financière a une place importante ou non au sein du réseau. Notons que j'ai volontairement supprimé AEGON du code afin de mesurer plus précisément la centralité des nœuds. Pour l'analyse dynamique il a bien évidemment été pris en compte.

³ Diebold et Yilmaz, 2014, p.123

	Centralité des nœuds
AGEA	29,32
ALLIANZ	33,50
AXAFR	39,55
BNPALL	16,54
BNPFR	38,20
CA	7,45
COMMERZBANK	1,00
DEUTSCHEBANK	2,00
ERSTE	0,00
INGBEL	17,20
INGPB	29,20
KBC	1,50
MELLON	0,00
NATIXIS	14,04
RAIFFEISEN	2,00
SOCGÉN	0,00
VANL	0,50

Tableau 4: Centralité des nœuds 2004-2014

Nous remarquons qu'AXAFR, BNPFR et ALLIANZ sont les nœuds qui sont les plus centraux au sein du réseau. Cela se vérifie facilement en observant la représentation du réseau ci-dessus à la figure 1. A l'inverse, ERSTE, MELLON et SOCGEN ont une centralité de 0, c'est-à-dire qu'ils sont relativement éloignés du centre du réseau et n'en sont que très peu connectés.

b. Analyse dynamique

La deuxième partie de l'analyse consiste à effectuer une analyse dynamique de la période 2004-2014. J'ai donc divisé cet échantillon en différentes séries temporelles ; 2004-2005, 2006-2007, 2008-2009, 2010-2011, 2012-2013 et 2014, pour à chaque fois analyser ces différents moments de la période totale afin d'en déduire l'évolution et le développement du réseau des 18 banques et assurances. En utilisant ces données temporelles, il y a donc 24 données pour chaque institution pour les 5 premières périodes et 12 données pour chaque institution pour la dernière période. Etant donné ce nombre moins importants de données ainsi que la période de temps plus courte, j'ai posé l'hypothèse de choisir un Lag Length de 1 pour l'analyse dynamique.

1. 2004-2005

Dans un premier temps, au vu du réseau représenté à la figure 5 ci-dessous, on remarque que celui-ci n'est que faiblement connecté par rapport au réseau de l'analyse statique. On remarque également qu'ALLIANZ et VANL sont complètement déconnectés alors que deux réseaux se détachent avec d'un côté DEUTSCHEBANK, MELLON et AXAFR et d'un autre côté le reste des institutions.

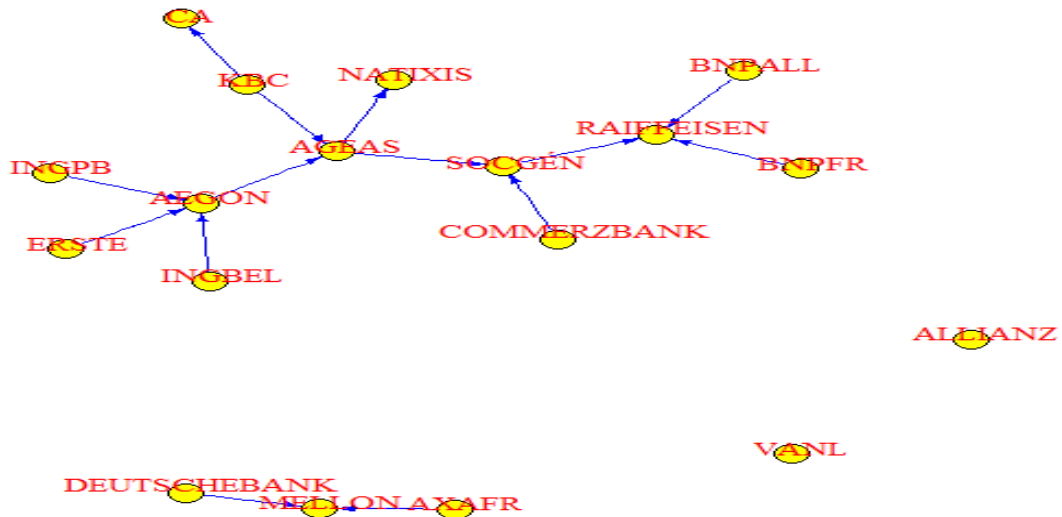


Figure 3: Réseau 2004-2005

Dans un second temps, à l'aide du tableau 2.1 représentant les degrés totaux du réseau ainsi que les degrés entrants et sortants, plusieurs caractéristiques sont intéressantes. AEGON qui, on le rappelle, n'est pas connecté au réseau statique entre 2004 et 2014, est ici, avec AGEAS, l'institution la plus connectée au réseau avec un degré de 4. Cependant, AEGON a un degré entrant de 3, elle n'est donc pas une institution qui a un grand impact sur le réseau, elle est plutôt une institution qui est causée, selon Granger, par le réseau. RAIFFEISEN et SOGÉN sont également très connectés avec chacun 3 degrés. Néanmoins, cela confirme bien la première analyse du réseau car 3 et 4 degrés comme maximum ne représentent pas une grande connectivité. Pour confirmer, le total de 28 degrés est bien représentatif de cette faible connectivité du réseau. En parallèle, on remarque effectivement que VANL et ALLIANZ ne sont pas connectés au réseau. Un dernier point à mettre en lumière est le fait que AGEAS et KBC, avec chacune 2 degrés sortants, sont les institutions qui causent le plus les autres institutions selon Granger, bien que un degré de 2 reste relativement faible.

Intéressons-nous maintenant à la distribution des degrés que l'on peut observer à la figure 2.1 exposée en annexe. On aperçoit bien que le réseau n'est que faiblement connecté avec 10 institutions qui ont un degré de seulement 1. Les mêmes conclusions qu'au paragraphe précédemment peuvent être retirées ; 2 sociétés sont déconnectées du réseau alors que 4 institutions ont 3 et 4 connexions comme maximum.

Dans la même idée, nous pouvons observer les degrés entrants et les degrés sortants aux figures 2.2 et 2.3. Pour les degrés entrants, 11 institutions ont un degré de 0, il y a donc très peu de banques et assurances qui sont causées par autrui selon le test de Granger. Ensuite pour ce qui est des degrés sortants, 10 institutions causent une autre selon Granger, 6 n'en causent aucune alors que 2 en causent 2. Encore une fois, la conclusion revient à dire que le réseau n'est pas vraiment connecté durant la période 2004-2005.

Le diamètre est de 4, ce qui correspond au même diamètre que le réseau de l'analyse statique. Il est ici mis en évidence afin d'observer comment il se modifie tout au long de la décennie.

Enfin, en ce qui concerne la centralité des nœuds, que l'on retrouve au tableau 2.2 en annexe, les résultats ne semblent pas très concluants étant donné que cela donne un résultat nul pour toutes les institutions, hormis pour, AEGON, AGEAS et SOCGEN, qui semblent effectivement être centraux au réseau au vu de ce résultat et au vu du réseau représenté en début de cette partie.

2. 2006-2007

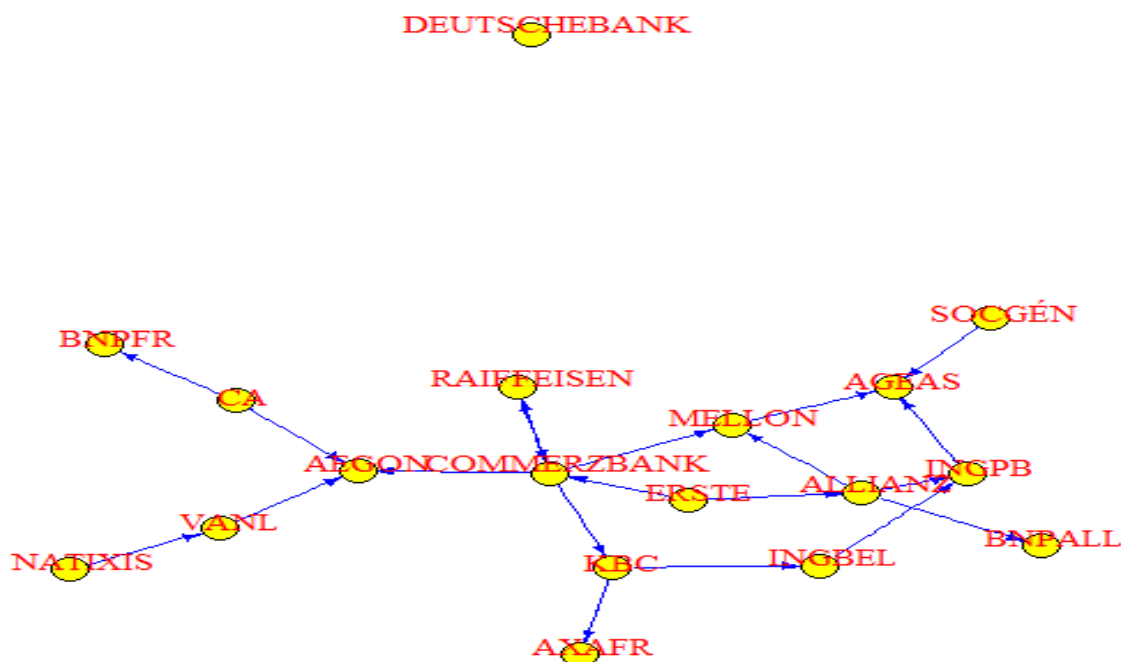


Figure 4: Réseau 2006-2007

Pour ce qui est de la période 2006-2007, le réseau est représenté ci-dessus à la figure 6. Cette fois, c'est la DEUTSCHEBANK qui ne semble pas connectée au réseau alors que ce dernier semble plus connecté que la période précédente avec AEGON, COMMERZBANK, ALLIANZ et INGCPB en son centre. On remarque donc que ALLIANZ est passé de non-connecté à relativement central au réseau.

Ensuite, les degrés totaux, entrants et sortants sont donnés au tableau 3.1 en annexe. On remarque que le maximum est passé à 6 degrés, pour la COMMERZBANK. La DEUTSCHEBANK n'est effectivement pas connecté au réseau et le minimum de degrés, en l'occurrence un degré de 1, est pour AXAFR, BNPALL, BNPFR, NATIXIS et SOCGEN. ALLIANZ a un degré de 4, contrairement à sa non-connectivité à la période 2004-2005. Pour ce qui est des degrés entrants, AEGON et AGEAS sont les institutions les plus causées par autrui. En outre, pour les degrés sortants, la COMMERZBANK et ALLIANZ sont celles qui impactent le plus les autres institutions avec respectivement un degré de 4 et de 3. Enfin, on remarque qu'il y a un total de 40 degrés pour ce réseau, qui est donc nettement plus connecté que le précédent.

Afin d'avoir un autre point de vue sur ce réseau, la figure 3.1 en annexe nous donne la distribution des degrés pour cette période. On remarque que la grande majorité des institutions ont un degré de 3 et moins, avec évidemment 2 institutions qui en ont respectivement 4 et 6 comme dit précédemment.

Pour la distribution des degrés entrants présentée à la figure 3.2, la majorité des institutions ont un degré de 0 ou 1, la connectivité n'est pas donc très profonde. Une conclusion similaire est observée pour la distribution des degrés sortants que la figure 3.3 nous permet d'observer. A ceci près que, quand même, 6 institutions ne semblent causer aucune autre banque et assurance selon Granger. Le diamètre est identique à la période précédente ; 4.

Enfin, la centralité des nœuds donnée par le tableau 3.2 en annexe confirme bien les premières analyses du réseau. COMMERZBANK et KBC sont centrales, s'ajoutent à cela ALLIANZ, INGBEL, INGPB, et MELLON qui sont relativement centrales à l'image du réseau. Les institutions AEGON et ERSTE auraient pu être considérées comme centrales mais cette mesure renvoie un résultat nul car elles n'ont pas de degré sortant.

3. 2008-2009

Cette période est sans doute la plus importante de l'analyse étant donné qu'elle se situe en plein dans la crise de 2007-2009. Nous verrons donc si les résultats obtenus par d'autres auteurs au sujet de la connectivité durant la crise sont également observables dans ce travail.

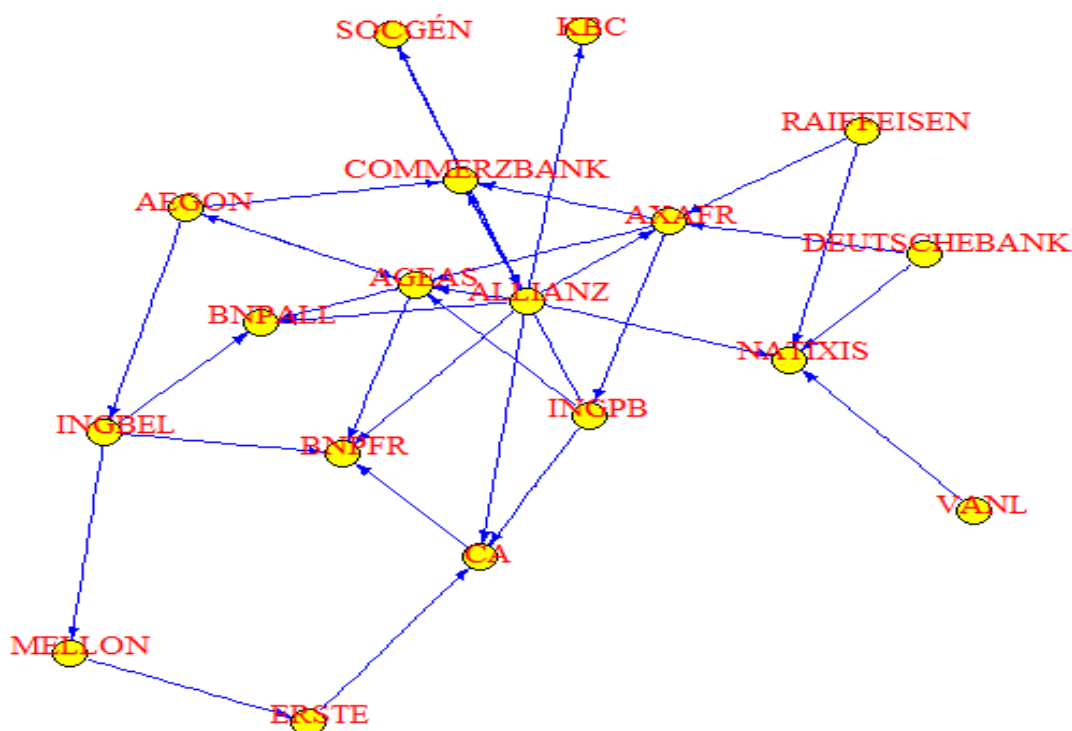


Figure 5: Réseau 2008-2009

Tout d'abord, en observant l'image ci-dessus, on peut remarquer que le réseau semble très connecté. En outre, contrairement à tous les réseaux que nous avons pu observer jusqu'à présent, toutes les institutions sont connectées au réseau. Un noyau semble se former avec la présence de COMMERZBANK, INGPB, AXAFR, AGEAS, BNPFR, BNPALL, ALLIANZ et CA.

Les degrés totaux, entrants et sortants, donnés au tableau 4.1 en annexe, nous permettent souvent d'analyser le réseau plus profondément. ALLIANZ est le nœud le plus connecté au réseau avec 10 degrés, mais il a surtout 9 degrés sortants, c'est-à-dire que cette institution cause, selon Granger toujours, 9 autres institutions, qui représentent donc la moitié du réseau. AGEAS et AXAFR sont également fortement connectées avec respectivement 7 et 6 connexions. Les nœuds les moins connectés sont ici KBC et VANL. Pour ce qui est des degrés entrants, on remarque que AGEAS, BNPFR, COMMERZBANK et NATIXIS sont celles qui ont les

degrés le plus fort, c'est-à-dire un degré de 4. Elles représentent donc les institutions les plus causées par le réseau. A l'inverse, les institutions qui causent le plus le réseau sont évidemment ALLIANZ comme dit précédemment mais également AEGON, AGEAS, AXAFR, INGBEL et INGPB avec chacune un degré de 3. Enfin, la somme des connexions est de 66, ce réseau est donc clairement connecté, comme différents auteurs ont pu l'observer durant la crise de 2007-2009.

Intéressons-nous ensuite à la distribution des degrés totaux donnée par la figure 4.1. On remarque une nouvelles fois que la majorité des nœuds ont un degré équivalent ou moindre que 4. Cependant, un degré de 2, 3 ou 4, est une caractéristique d'un réseau relativement connecté comme on peut l'observer pour cette période. La figure 4.2 et 4.3 en annexe nous montre ensuite respectivement les degrés entrants et sortants de chaque nœud. On remarque que, pour les degrés entrants, 3 institutions ne sont pas causées par une autre banque ou assurance dans ce réseau alors que 4 institutions ont un degré entrant de 4 et sont donc fortement causées par d'autres banques et assurances. En ce qui concerne les degrés sortants, à part pour ALLIANZ qui cause 9 sociétés différentes, les conclusions ne sont pas inhabituelles étant donné que toutes les institutions causent de 0 à 4 institutions, ce qui représente tout de même un nombre de degrés plus important que pour les réseaux précédents.

Le diamètre est ici de 6, cela signifie que ce réseau a une connectivité plus grande que précédemment et même plus grande que le réseau que nous pouvons observer à l'analyse statique.

Enfin, la centralité des nœuds au tableau 4.2 nous donne des informations intéressantes aussi. Effectivement, AEGON, AGEAS, ALLIANZ, AXAFR, INGBEL et MELLON sont les nœuds les plus centraux. CA, ERSTE et INGPB le sont un peu moins mais semblent significatifs tout de même.

4. 2010-2011

Cette période est intéressante afin d'analyser comment les banques et assurances présentes ici ont réagi suite à la crise de 2007-2009.

Tout d'abord, le réseau ci-dessous nous permet de voir que la connectivité a clairement diminué. 6 institutions se sont détachées du réseau principal ; MELLON, COMMERZBANK et AEGON qui sont totalement déconnectées et ALLIANZ, DEUTSCHEBANK et AXAFR qui sont connectées entre eux. Ce réseau est assez similaire à la période de 2004-2005.

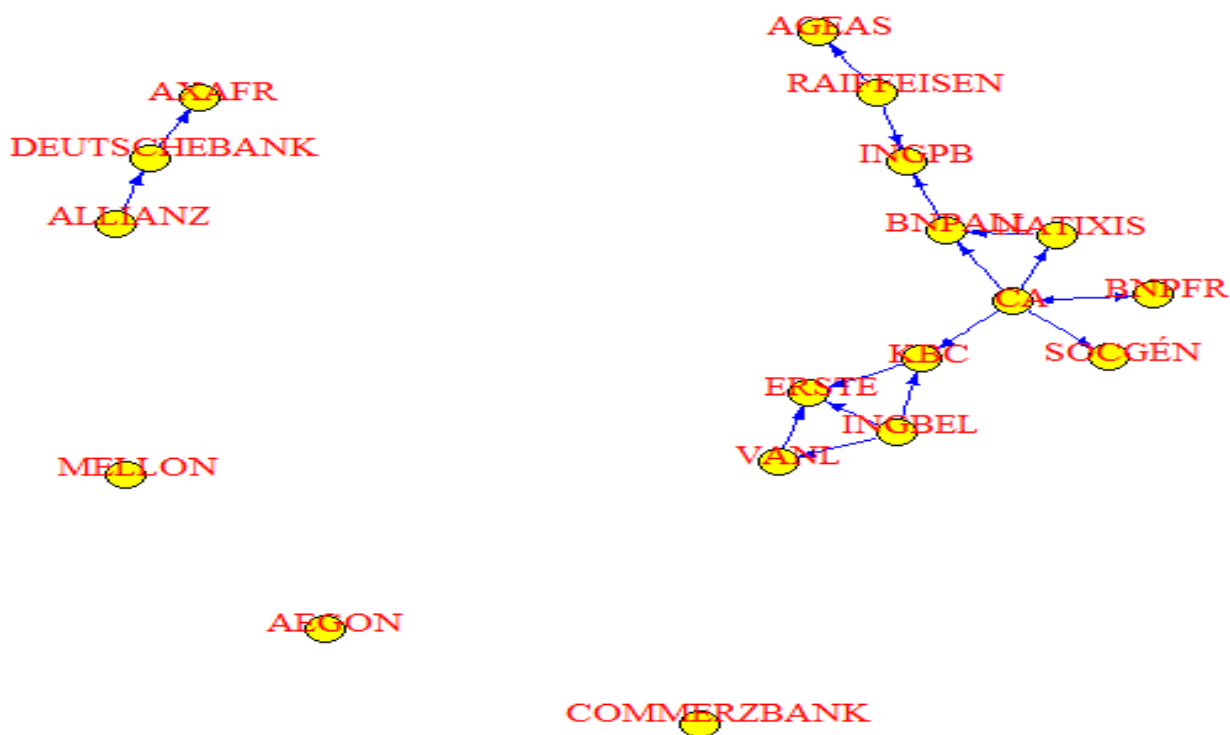


Figure 6: Réseau 2010-2011

Le tableau 5.1 en annexe représentant les degrés totaux, entrants et sortants des nœuds, nous permet d'analyser ce réseau. Comme prévu les institutions AEGON, COMMERZBANK et MELLON sont déconnectées. Le nœud le plus connecté est ici CA avec 6 connexions au total mais surtout 5 connexions sortantes. Le reste ne semble pas sortir de l'ordinaire. La somme totale de 34 connexions nous confirme le fait que le réseau est beaucoup moins connecté, avec presque la moitié moins de connexions que la période précédente et un peu moins que la période 2006-2007.

La distribution des degrés de la figure 5.1 nous donne également une confirmation de cette faible connectivité étant donné que l'on peut observer que toutes les banques et assurances ont un degré égal ou inférieur à 3, excepté l'institution financière CA qui a un degré de 6 comme dit précédemment.

En parallèle, la distribution des degrés entrants et sortants à la figure 5.2 et 5.3 nous montre que la plupart des institutions ont des degrés entrants et sortants de 0 ou 1.

Suite à la crise, le diamètre de ce réseau est passé de 6 à 3, ce qui correspond à une connectivité très faible.

Enfin, la centralité des nœuds au tableau 5.2 en annexe nous montre bien que le réseau est faiblement connecté, seules les institutions BNPALL, CA, DEUTSCHEBANK et KBC donnent des résultats positifs.

5. 2012-2013

La période allant de 2012-2013 nous donne la figure 9 ci-dessous comme représentation du réseau. Il semble qu'il soit un peu plus connecté que la période précédente mais sans pour autant être un réseau très connecté. Cependant, la DEUTSCHEBANK et la SOCGEN ne sont pas connectées au réseau ainsi que les institutions MELLON et NATIXIS qui sont simplement connectées entre elles. Le réseau semble se former autour de BNPALL, AEGON et INGBP.

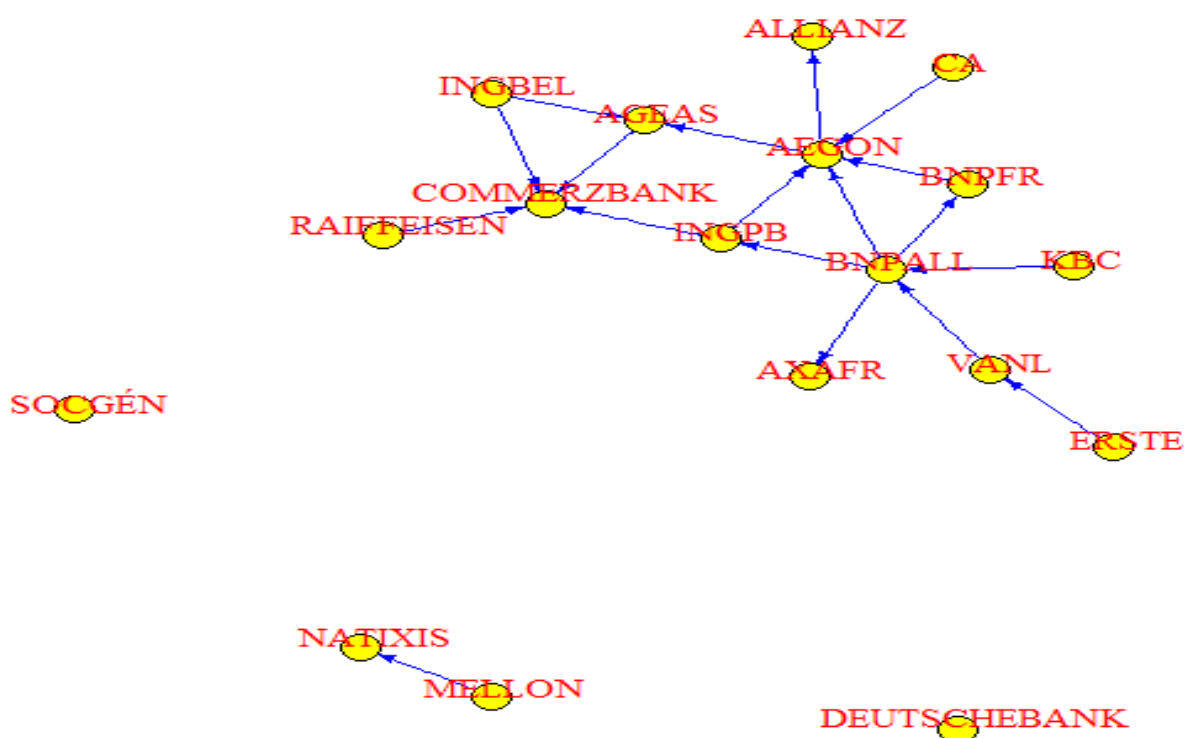


Figure 7: Réseau 2012-2013

A l'aide du tableau 6.1 en annexe, il est possible d'analyser en profondeur ce réseau ; on remarque tout d'abord que la somme totale des connexions est de 36, ce qui représente effectivement un réseau peu relié, bien que légèrement plus connecté que le précédent. AEGON et BNPALL sont effectivement les institutions les plus connectées au sein du réseau alors que la DEUTSCHEBANK et la SOCGEN sont incontestablement déconnectées. Les degrés entrants les plus élevés sont pour les nœuds AEGON et COMMERZBANK alors que 8 institutions ne comptent pas de connexions entrantes. En ce qui concerne les degrés sortants, BNPALL est clairement l'institution la plus influente dans ce réseau avec un degré de 4 alors que toutes les autres institutions comptent un degré égal ou inférieur à 2.

Intéressons-nous maintenant à la distribution des degrés. La distribution totale de ceux-ci est représentée à la figure 6.1 et l'on remarque que 13 banques et assurances ont un degré maximum de 2, ce qui prouve bien que le réseau n'est pas très connecté. Quant aux degrés entrants à la figure 6.2 en annexe, une nouvelle fois, la grande majorité des institutions ont un degré de 0 et 1 alors que 2 institutions, AEGON et COMMERZBANK, ont un degré de 4 qui s'avère être le maximum ici. La distribution des degrés sortants de la figure 3 (annexe 6) semble être assez similaire étant donné que 14 institutions ont un degré de 0 et 1 et qu'une seule institution à un degré de 4 qui est également le maximum, BNPALL en l'occurrence.

Le diamètre est à nouveau de 4, comme pour les périodes de 2004-2005 et 2006-2007 ainsi que pour la période statique de 2004-2014.

Pour terminer avec cette période, le tableau 6.2 en annexe représente la centralité des nœuds. Effectivement, comme dit dans le premier paragraphe de cette période, les banques et assurances AEGON et BNPALL sont nettement centrales, avec VANL, INGPB et AGEAS dans une moindre mesure. Cela se vérifie aisément à l'aide du schéma du réseau en début de chapitre.

6. 2014

Pour terminer, l'analyse de l'année 2014 permet de la confronter avec les périodes précédentes. Notons toutefois que cette période représente un nombre de données assez faible, il n'est donc pas certifié que les résultats soient significatifs.

Le réseau est donné par la figure 10 ci-dessous et montre un réseau assez similaire au deux précédents ; faiblement connecté et deux institutions déconnectées du réseau ; AEGON et ALLIANZ. Le centre du réseau semble être composé de CA et ERSTE mais il est difficile de ressortir la centralité des nœuds via ce schéma.

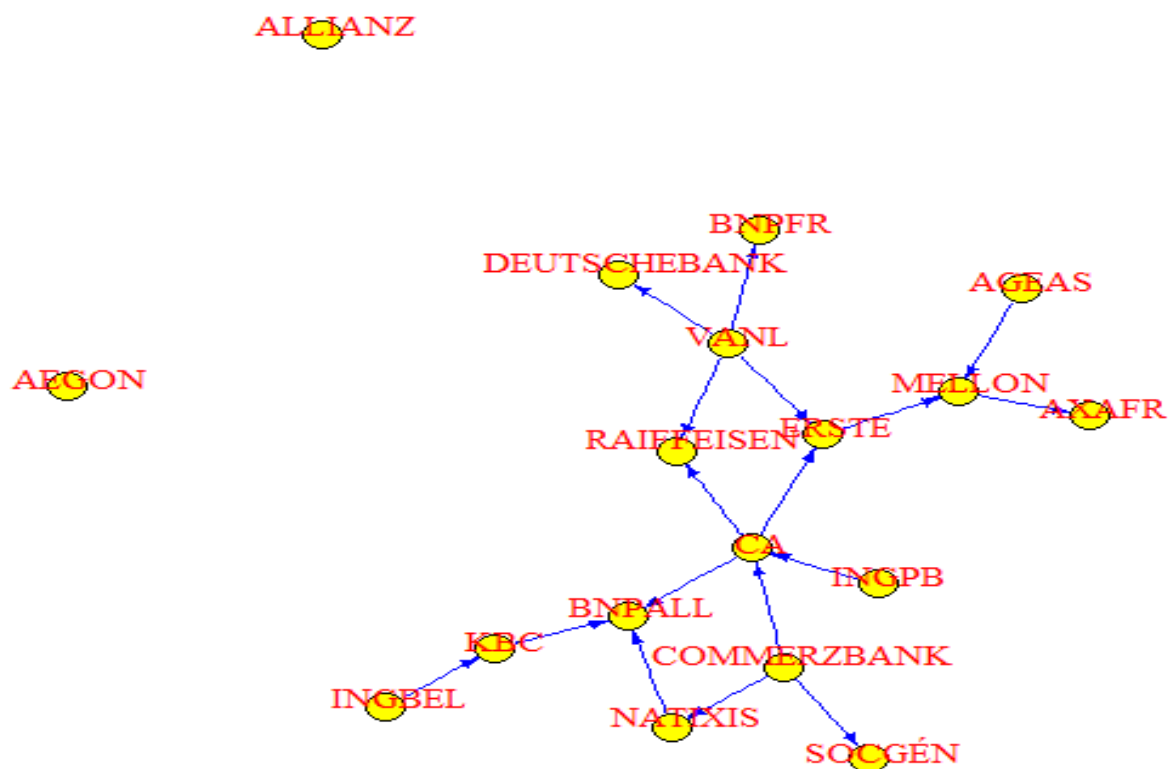


Figure 8: Réseau 2014

Le tableau 7.1 en annexe nous donne ensuite le degré total, entrant et sortant du réseau pour la période 2014. Ce réseau est constitué de 34 connexions et il est donc clair que depuis la période 2010-2011, le réseau des différentes banques et assurances est assez semblable. L'institution CA est composée du degré maximum qui est de 5 et VANL la suit avec un degré de 4. Les degrés entrants nous montrent que le maximum est relativement faible, avec BNPBALL et son nombre de 3 connexions entrantes. Pour ce qui est des connexions sortantes, on remarque que VANL, CA et COMMERZBANK sont les plus influentes sur le réseau

avec respectivement 4, 3 et 3 connexions. Toutes les autres banques et institutions ont un degré sortant de 0 ou 1.

La distribution des degrés donnée par la figure 7.1 confirme bien le fait que le réseau est peu connecté avec la majorité des connexions qui est située autour de 1 et 2, avec un maximum de 5. La distribution des degrés entrants, à la figure 7.2, est similaire avec 7 institutions financières ayant un degré de 0, et 6 banques et assurances ayant un degré de 1. Enfin, la distribution des degrés sortants à la figure 7.3 est quasiment la même étant donné que 15 institutions financières ont un degré de 0 ou 1, alors que le maximum est de 4 degrés. Le diamètre est de 4, comme pour la période précédente.

Finalement, la centralité des nœuds donnée par le tableau 7.2 en annexe nous confirme que CA et ERSTE représentent les nœuds centraux du réseau alors que MELLON, au vu des résultats, semble également représenter un point central de celui-ci.

6. Interprétations

En ce qui concerne le réseau statique, on peut remarquer que les institutions étant les plus centrales et les plus connectées sont celles ayant la capitalisation boursière la plus élevée. Effectivement, comme on peut le voir dans le tableau 5 ci-contre, BNPALL, BNPFR,

	Volume	Capitalisation boursière
AEGON	8 000 000	
AGEA	800 000	7 000 000 000
ALLIANZ	3 700 000	70 000 000 000
AXAFR	11 500 000	55 000 000 000
BNPALL		73 000 000 000
BNPFR	5 600 000	73 000 000 000
CA	9 000 000	36 000 000 000
COMMERZBANK	7 000 000	14 000 000 000
DEUTSCHEBANK	915 000	47 000 000 000
ERSTE	930 000	
INGBEL	18 700 000	58 000 000 000
INGPB	18 700 000	58 000 000 000
KBC	780 000	24 000 000 000
MELLON	5 000 000	47 000 000 000
NATIXIS	5 000 000	23 000 000 000
RAIFFEISEN	355 000	
SOCGÉN	4 000 000	36 000 000 000
VANL	11 000	

Tableau 5: Chiffres clés des données

ALLIANZ, INGBEL, INGPB, AXAFR et DEUTSCHEBANK, dans l'ordre décroissant de leur capitalisation boursière, sont les institutions financières les plus centrales du réseau comme on peut l'étudier dans le chapitre de l'analyse statique. Il semblerait donc que ces institutions impliquent un risque systémique et un risque de contagion plus conséquent que leurs homologues. De fait, en 2013, Toivanen avance l'hypothèse selon laquelle la contagion serait principalement expliquée par la

taille de la banque, sa position dans le réseau ainsi que le volume du business. En partant de ce principe, on peut déduire que ces banques et assurances seraient une source de contagion à cause de leur position centrale et connectée, leur taille relativement conséquente par rapport au reste du réseau ainsi que leur capitalisation boursière importante. Cependant, cette conclusion est à prendre avec des pincettes car, comme le dit Upper, un nombre important de lien entre les institutions financières augmente effectivement les canaux parmi lesquels la contagion peut se produire mais, néanmoins, ce nombre important de connexions peut permettre au système financier de partager les pertes d'un évènement important entre le nombre de contreparties. Dans cette situation, ce nombre de contreparties étant faible, en cas de défaut d'une de ces institutions importantes, le réseau entier sera mis en péril ; il est donc très instable. Toutefois, ce réseau n'étant qu'une petite partie isolée du réseau européen

global, ces interprétations ne sont pas significatives dans la réalité étant donné qu'on ne peut isoler ce réseau du reste des sociétés présentes en Europe et partout dans le monde. À l'inverse, des sociétés ayant une capitalisation boursière peu élevée et une taille moins importante, comme VANL, AGEA et ERSTE, sont nécessairement moins connectées au réseau et moins centrales. On parlera alors d'un réseau ayant un noyau constitué des institutions les plus influentes ainsi que des institutions plus périphériques autour de ce noyau, qui sont moins importantes pour le réseau. Cette représentation est similaire à celle faite par Langfield, Liu et Ota (2014) qui parle de réseau à étoile et satellite, « Core-periphery structure » en anglais.

En comparant le réseau statique sur 10 ans avec les différents réseaux observés durant cette décennie lors de l'analyse dynamique, on remarque que le réseau statique est clairement plus connecté, avec un total de 126 connexions. Ceci s'explique par le fait que le nombre de données est bien plus conséquent et que la causalité est sans doute plus souvent trouvée, d'où l'intérêt de comparer avec une analyse dynamique. De plus, Billio, Getmansky, Lo et Pellizon (2010) ont mis en évidence le fait que les banques et assurances représentent les sources les plus importantes de risque systémique. Bien que n'ayant pas d'élément de comparaison dans ce travail, on remarque que le réseau est relativement connecté et que le risque systémique qui en découle est important.

Comme Minoiu et Reyes (2013) l'ont expliqué dans leur travail, la connectivité entre les pays tend à augmenter avant le début des crises financières et à diminuer par la suite. On remarque ici que ce travail nous permet de tirer les mêmes conclusions. Les degrés totaux du réseau passent de 28 en 2004-2005 à 40 en 2006-2007. Ensuite, durant la crise on retrouve le pic de connexions avec 66 liaisons. Par la suite, comme anticipé grâce à divers travaux, la somme redescend à 34 connexions en 2010-2011 et 36 en 2012-2013. Par ailleurs, en s'intéressant au diamètre de chaque réseau on peut arriver à la même conclusion. Le diamètre du réseau statique est de 4, de même que pour le réseau 2004-2005 et 2006-2007. Pour celui de 2008-2009, durant la crise donc, le diamètre augmente jusqu'à 6, pour ensuite redescendre à 3 juste après la crise. On a donc effectivement une augmentation de la connectivité durant la crise et une diminution juste après. En partant de ce principe, on peut donc conclure que la méthodologie de ce travail permet de corroborer l'hypothèse de Minoiu et Reyes (2013).

Certaines institutions particulières peuvent être intéressantes à mettre en exergue. ALLIANZ et la DEUTSCHEBANK, notamment, sont respectivement déconnectées du réseau principal en période 2004-2005, 2010-2011 et 2014 pour ALLIANZ et 2004-2005, 2006-2007, 2010-2011 et 2012-2013 pour la DEUTSCHEBANK. Ceci est une observation étonnante pour cette assurance et cette banque qui représentent des institutions financières très importantes en Allemagne. Ceci étant, c'est peut-être leur localisation allemande qui leur permet d'avoir une faible connectivité avec le réseau, quand on connaît la solidité financière allemande. Remarquons cependant que le réseau statique ne permet pas du tout la même conclusion étant donné que l'assureur ALLIANZ et la banque DEUTSCHEBANK sont centraux au réseau. Il serait donc intéressant de se pencher sur ces deux institutions financières, voire même sur le réseau allemand dans son ensemble.

De plus, INGBEL et INGPB ainsi que BNPALL et BNPFR ont nécessairement des comportements similaires au sein des différents réseaux, que ce soit au niveau de la représentation du réseau ou au niveau de la distribution des degrés. Cette similitude permet de confirmer les hypothèses de départ et l'utilité du test de Granger sur des rendements boursiers.

Ces observations, analyses et interprétations me permettent de dire que l'application du test de Granger sur des rendements boursiers mensuels amène à des conclusions significatives étant donné qu'elles sont comparables à celles retirées de différents travaux sur la théorie des réseaux financiers. Cependant, certaines observations semblent plus difficiles à expliquer étant donné la complexité de ces réseaux financiers. Il reste encore beaucoup de progrès à faire, notamment en termes de données, afin de conduire à des conclusions avérées.

7. Pour aller plus loin

Tout d'abord, seul l'instrument des rendements boursiers mensuels a ici été utilisé afin d'estimer si l'application d'un test de Granger sur ses rendements constitue une mesure du risque significative. Il aurait été intéressant de comparer cet instrument à un autre ; le Credit Default Swap, afin d'appuyer ou de contredire certains résultats de ce travail. Malheureusement je n'ai pas pu avoir accès à ces données dans la réalisation de ce mémoire. Il faudrait avoir accès à des logiciels financiers très complets ou prendre contact avec des institutions ayant elles-mêmes accès à ces données. Cette comparaison permettrait aux institutions financières de mieux connaître le risque systémique qu'elles encourent lorsqu'elles font partie d'un marché financier.

Ensuite, lors de l'exécution du test de Granger, les résultats obtenus sont sous la forme d'une p-valeur. J'ai ensuite posé l'hypothèse selon laquelle si la p-valeur est inférieure à 5%, on rejette l'hypothèse nulle selon laquelle il n'y a pas de causalité au sens de Granger et inversement lorsque la p-valeur est supérieure à 5%. Dans ce cas, les résultats sont binaires sous forme de 0 et 1. Il aurait été intéressant de garder ces p-valeurs afin de mesurer la force des connexions entre les différents nœuds du réseau. Effectivement, une p-valeur très faible aurait conduit à une forte connectivité alors qu'une p-valeur très élevée aurait mené à confirmer fortement qu'il n'y a pas de causalité au sens de Granger. Il aurait alors été intéressant de représenter le réseau avec des tailles ou des largeurs de connexions différentes en fonction de la forte ou faible connectivité de celles-ci.

Dans la même idée, bien que certaines mesures de la capitalisation boursière et du volume de chaque banque et assurance aient été trouvées, il m'était difficile de mesurer le poids de chaque nœud comme il est courant d'effectuer lors d'une analyse d'un réseau financier. Il serait donc intéressant d'avoir accès à certaines données afin de pouvoir analyser plus profondément ce réseau financier. Effectivement, le poids de chaque nœud ajouterait certaines caractéristiques au réseau afin d'en retirer des analyses plus précises. Par exemple, une institution ayant un volume bien plus important qu'une autre sera plus à même à provoquer une crise. C'est un élément qu'il est important de mettre en évidence lorsque l'on essaye de mesurer et d'anticiper ce risque systémique.

Enfin, Aegon s'est avéré être une institution déconnectée lors de l'analyse statique. Il aurait peut-être été judicieux d'enlever cet assureur de ma base de données étant donné que les conclusions à son sujet ne sont pas des plus intéressantes. Cela dit, il faut remarquer que lors de l'analyse dynamique, cette institution s'est avérée être connectée au réseau sur certaines périodes, il ne faut donc pas tirer de conclusions hâtives à ce sujet.

Conclusion

Le but de ce mémoire était de modéliser un réseau financier en utilisant un test de Granger afin d'éventuellement observer un lien de causalité entre différentes banques et assurances. Une approche statique a été confrontée à une approche dynamique et les résultats ont été comparés aux travaux précédents afin d'en déduire leur cohérence. Rappelons que l'objectif est de caractériser ces réseaux à travers différentes mesures comme la connectivité du réseau ainsi que la distribution des degrés afin de conduire à des conclusions quant au risque systémique du réseau européen.

L'approche statique nous a permis d'observer un réseau financier ayant une forte connectivité pouvant donc mener à un risque systémique conséquent. L'approche dynamique a nuancé cette observation dans la mesure où cette forte connectivité s'est essentiellement située durant la période de crise de 2007-2009. Dans cette approche, on a pu observer une connectivité faible en début de période, qui a ensuite augmenté lors de la crise, diminué après celle-ci pour enfin se stabiliser en fin de période. Ceci corrobore les conclusions que certains auteurs ont observées ; Minoiu et Reyes (2013) notamment.

Cependant, le fait d'avoir effectué cette analyse sur 18 institutions financières ne permet pas de tirer des conclusions incontestables quant au comportement du réseau bancaire européen. Il serait donc judicieux d'augmenter ce nombre de données afin d'avoir un réseau plus représentatif de l'Europe dans son ensemble ou de cibler son analyse sur un seul pays. Le problème qui se pose alors est dans la récolte des données. Dans la réalisation de ce travail, des difficultés sont survenues dans le but d'obtenir un nombre suffisant de données. Afin de pousser ce travail vers des conclusions plus significatives, il serait alors intéressant d'avoir accès à des données privées au sein d'un pays ou au sein d'un continent. Ces données, comme dit précédemment, peuvent s'obtenir via des logiciels relativement chers dans le cadre d'un travail universitaire ou via les banques centrales des pays en question, comme Santos et Cont (2010) ont pu le faire avec le Brésil par exemple. Evidemment, le modèle optimal serait d'avoir accès aux données de toutes banques et assurances autour du monde ainsi que les expositions mutuelles entre celles-ci afin de pouvoir représenter le réseau financier mondial, mais ceci relève de l'impossible à ce jour.

De plus, comme expliqué précédemment, le Lag Length en vigueur ici n'est basé que sur des hypothèses et n'a pas fait office d'un travail antérieur afin de définir au mieux le Lag Length idéal à mettre en place. Afin de parvenir à des conclusions plus significatives, il faudrait donc se lancer dans un travail préalable ayant pour but de définir le Lag Length à mettre en place pour un test de Granger appliqué à un réseau financier européen.

Les interprétations et conclusions de ce travail, mises en évidence dans les chapitres précédents, semblent donc être significatives mais sont limitées aux hypothèses et aux données expliquées en prémisses de celui-ci. Un quelconque usage de ce travail, par une autorité financière ou autre, serait donc peu utile dans le but de stabiliser un réseau financier. Cependant, il peut servir d'outil de comparaison afin d'étudier plus précisément le réseau financier européen.

Bibliographie

- Acemoglu, D., Ozdaglar, A., & Tahbaz-Salehi, A. (2010). Cascades in networks and aggregate volatility. *National Bureau of Economic Research Working Paper*, 16516(November), 49.
- Acharya, V. V., Pedersen, L. H., Philippon, T., & Richardson, M. P. (2010). Measuring systemic risk. *FRB of Cleveland Working Paper*, 10(2), 46.
- Allen, F., & Babus, A. (2008). Networks in finance. *Wharton Financial Institutions Center Working Paper*, 8(7), 20.
- Amini, H., Cont, R., & Minca, A. (2012). Stress testing the resilience of financial networks. *International Journal of Theoretical and applied finance*, 15(1), 19.
- Adrian, T., & Brunnermeier, M.K. (2010). CoVaR. *National Bureau of Economic Research Working Paper*, 17454(October), 43.
- Billio, M., Getmansky, M., Lo, A. W., & Pelizzon, L. (2010). Measuring systemic risk in the finance and insurance sectors. *MIT Sloan School Working Paper*, 4774(10), 66.
- Boss, M., Elsinger, H., Summer, M., & Thurner, S. (2004). An empirical analysis of the network structure of the Austrian interbank market. *Oesterreichische Nationalbank's Financial stability Report*, 7, 77-87.
- Castrén, O., & Kavonius, I. K. (2009). Balance sheet interlinkages and macro-financial risk analysis in the euro area. *European Central Bank Working Paper*, 1124(December), 48.
- Chakroun, O. (2004). Le risque systémique: revue de la littérature. *Insurance and risk management-Montreal*, 72(2), 277-300.
- Chen, H., Fang, Z., Ha, T., Wang, S., Wang, X., Yang, B., & Risklighthouse, L. L. C. (2012). Élaboration d'un modèle en réseau pour l'identification et la stabilisation du risque systémique dans le système financier. Section conjointe sur la gestion du risque de la CAS, de l'ICA et de la SOA, 212086 (Octobre), 45.

Claessens, S., & Forbes, K. (2004). International financial contagion: The theory, evidence and policy implications. *Conference "The IMF's role in emerging market economies: Reassessing the adequacy of its resources", Amsterdam.*

Cohen-Cole, E., Patacchini, E., & Zenou, Y. (2010). Systemic risk and network formation in the interbank market. *CAREFIN Research Paper, 2(April), 48.*

De Bandt, O., & Hartmann, P. (2000). Systemic risk: a survey. *European Central Bank Working Paper, 35(November), 77.*

Degryse, H., & Nguyen, G. (2004). Interbank exposure: An empirical examination of systemic risk in the belgian banking system. *CentER Discussion Paper, 4(November), 53.*

Dewachter, H., de Walque, G., Emiris, M., Ilbas, P., Mitchell, J., Wouters, R. (2012). Septième colloque international de la BNB : le risque financier endogène. *Revue économique de la Banque National Belge, (Décembre), 137-150.*

Diebold, F. X., & Yilmaz, K. (2014). On the network topology of variance decompositions: Measuring the connectedness of financial firms. *Journal of Econometrics, 182(1), 119-134.*

Engle, R. F. (2012). La mesure du risque systémique. *Bulletin de la Banque de France, 188(2), 9-11.*

Forbes, K. J., & Rigobon, R. (2002). No contagion, only interdependence: measuring stock market comovements. *The Journal of Finance, 57(5), 2223-2261.*

Gai, P., & Kapadia, S. (2010). Contagion in financial networks. *Bank of England Working Paper, 383(March), 36.*

Gauthier, C., He, Z. & Souissi, M. (2010). Understanding Systemic Risk : The trade-offs between Capital, Short-Term Funding and Liquid Asset Holdings. *Banque of Canada working paper, 29(November), 36.*

Georg, C. P. (2013). The effect of the interbank network structure on contagion and common shocks. *Journal of Banking & Finance, 37(7), 2216-2228.*

Granger, C. W. (1988). Some recent development in a concept of causality. *Journal of econometrics*, 39(1), 199-211.

Greenwood, R., Landier, A., & Thesmar, D. (2012). Vulnerable banks. *National Bureau of Economic Research Working Paper 18537*(November), 47.

Gropp, R., Lo Duca, M., & Vesala, J. M. (2006). Cross-border bank contagion in Europe. *European Central Bank Working Paper*, 662(July), 57.

Kolaczyk, E. D., & Csárdi, G. (2014). *Statistical analysis of network data with R*. New York: Springer.

de Larosière, J., Mahieux, X., Pastré, O., & Vaysset, G. (2010). La gestion des crises systémiques et les réformes du système financier. *Revue d'économie financière*, 100(Décembre), 17-28.

Lehar, A. (2005). Measuring systemic risk: A risk management approach. *Journal of Banking & Finance*, 29(10), 2577-2603.

Markowitz, H. (1952). Portfolio selection. *The journal of finance*, 7(1), 77-91.

Markose, S., Giansante, S., & Shaghaghi, A. R. (2012). 'Too interconnected to fail' financial network of US CDS market: Topological fragility and systemic risk. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 83(3), 627-646.

Minoiu, C., & Reyes, J. A. (2013). A network analysis of global banking: 1978–2010. *Journal of Financial Stability*, 9(2), 168-184.

e Santos, E. B., & Cont, R. (2010). The Brazilian interbank network structure and systemic risk. *The Banco Central do Brasil Working Paper*, 219(October), 1-54.

Schwaab, B., Koopman, S. J., & Lucas, A. (2011). Systemic risk diagnostics: coincident indicators and early warning signals. *European Central Bank Working Paper*, 1327(April), 38.

Sharpe, W. F. (1964). Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. *The journal of finance*, 19(3), 425-442.

Toivanen, M. (2013). Contagion in the interbank network: An epidemiological approach. *Bank of Finland Research Discussion Paper*, 19 (September), 45.

Trainar, P. (2011). Assurance, stabilité financière et risque systémique. *Revue d'économie financière*, 101(1), 29-36.

Upper, C. (2011). Simulation methods to assess the danger of contagion in interbank markets. *Journal of Financial Stability*, 7(3), 111-125.

Annexes

Annexe 1 : Code 2004-2014

```

library(MSBVAR)

library(xlsx)

#####CAPM #####

RmRfBenchmarkCAC40=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-
2014\\RmRfBenchmarkCAC40.txt",header =TRUE, dec=",")

##### J'ai choisi le CAC40 comme benchmark car les institutions les plus présentes sont Françaises. J'ai comparé avec le
DAX et les résultats sont similaires.

RpRfAEGON=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfAEGON.txt",header
=TRUE, dec=",")

capm.spAEGON <- matrix (0,nr=1,nc=5) ### Je crée une matrice, inutile pour le test de Granger, mais peut apporter des
informations sur chaque institution

colnames(capm.spAEGON) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2") ### on nomme les colonnes

reg.iAEGON <-lm(as.matrix(RpRfAEGON)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40)) ### as.matrix pour bien signifier que c'est une
matrice. On fait donc une régression linéaire.

capm.spAEGON[,1] <- summary(reg.iAEGON)$coefficients[2,1]

capm.spAEGON[,2] <- summary(reg.iAEGON)$coefficients[2,2]

capm.spAEGON[,3] <- summary(reg.iAEGON)$coefficients[2,3]

capm.spAEGON[,4] <- summary(reg.iAEGON)$coefficients[2,4]

capm.spAEGON[,5] <- summary(reg.iAEGON)$r.squared

capm.spAEGON

summary(reg.iAEGON)

residusAEGON<-resid(reg.iAEGON) ### on enregistre les résidus

##### Cette démarche sera réalisée 18 fois pour chaque institution #####

RpRfAGEAS=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfAGEAS.txt",header
=TRUE, dec=",")

capm.spAGEAS <- matrix (0,nr=1,nc=5)

colnames(capm.spAGEAS) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")

reg.iAGEAS <-lm(as.matrix(RpRfAGEAS)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))

capm.spAGEAS[,1] <- summary(reg.iAGEAS)$coefficients[2,1]

capm.spAGEAS[,2] <- summary(reg.iAGEAS)$coefficients[2,2]

capm.spAGEAS[,3] <- summary(reg.iAGEAS)$coefficients[2,3]

```

```
capm.spAGEAS[,4] <- summary(reg.iAGEAS)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spAGEAS[,5] <- summary(reg.iAGEAS)$r.squared
```

```
capm.spAGEAS
```

```
summary(reg.iAGEAS)
```

```
residusAGEAS<-resid(reg.iAGEAS)
```

```
RpRfALLIANZ=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfALLIANZ.txt",header =TRUE, dec=",")
```

```
capm.spALLIANZ <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spALLIANZ) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iALLIANZ <-lm(as.matrix(RpRfALLIANZ)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spALLIANZ[,1] <- summary(reg.iALLIANZ)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spALLIANZ[,2] <- summary(reg.iALLIANZ)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spALLIANZ[,3] <- summary(reg.iALLIANZ)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spALLIANZ[,4] <- summary(reg.iALLIANZ)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spALLIANZ[,5] <- summary(reg.iALLIANZ)$r.squared
```

```
capm.spALLIANZ
```

```
summary(reg.iALLIANZ)
```

```
residusALLIANZ<-resid(reg.iALLIANZ)
```

```
RpRfAXAFR=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfAXAFR.txt",header =TRUE, dec=",")
```

```
capm.spAXAFR <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spAXAFR) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iAXAFR <-lm(as.matrix(RpRfAXAFR)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spAXAFR[,1] <- summary(reg.iAXAFR)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spAXAFR[,2] <- summary(reg.iAXAFR)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spAXAFR[,3] <- summary(reg.iAXAFR)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spAXAFR[,4] <- summary(reg.iAXAFR)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spAXAFR[,5] <- summary(reg.iAXAFR)$r.squared
```

```
capm.spAXAFR
```

```
summary(reg.iAXAFR)
```

```
residusAXAFR<-resid(reg.iAXAFR)
```

```
RpRfBNPALL=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfBNPALL.txt",header
=TRUE, dec=",")
```

```
capm.spBNPALL <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spBNPALL) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iBNPALL <-lm(as.matrix(RpRfBNPALL)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spBNPALL[,1] <- summary(reg.iBNPALL)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spBNPALL[,2] <- summary(reg.iBNPALL)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spBNPALL[,3] <- summary(reg.iBNPALL)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spBNPALL[,4] <- summary(reg.iBNPALL)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spBNPALL[,5] <- summary(reg.iBNPALL)$r.squared
```

```
capm.spBNPALL
```

```
summary(reg.iBNPALL)
```

```
residusBNPALL<-resid(reg.iBNPALL)
```

```
RpRfBNPFR=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfBNPFR.txt",header
=TRUE, dec=",")
```

```
capm.spBNPFR <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spBNPFR) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iBNPFR <-lm(as.matrix(RpRfBNPFR)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spBNPFR[,1] <- summary(reg.iBNPFR)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spBNPFR[,2] <- summary(reg.iBNPFR)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spBNPFR[,3] <- summary(reg.iBNPFR)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spBNPFR[,4] <- summary(reg.iBNPFR)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spBNPFR[,5] <- summary(reg.iBNPFR)$r.squared
```

```
capm.spBNPFR
```

```
summary(reg.iBNPFR)
```

```
residusBNPFR<-resid(reg.iBNPFR)
```

```
RpRfCA=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfCA.txt",header =TRUE,
dec=",")
```

```
capm.spCA <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spCA) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iCA <-lm(as.matrix(RpRfCA)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spCA[,1] <- summary(reg.iCA)$coefficients[2,1]
```

```

capm.spCA[,2] <- summary(reg.iCA)$coefficients[2,2]
capm.spCA[,3] <- summary(reg.iCA)$coefficients[2,3]
capm.spCA[,4] <- summary(reg.iCA)$coefficients[2,4]
capm.spCA[,5] <- summary(reg.iCA)$r.squared
capm.spCA
summary(reg.iCA)
residusCA<-resid(reg.iCA) ### on enregistre les résidus

RpRfCOMMERZBANK=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-
2014\\RpRfCOMMERZBANK.txt",header =TRUE, dec=",")
capm.spCOMMERZBANK <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spCOMMERZBANK) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iCOMMERZBANK <-lm(as.matrix(RpRfCOMMERZBANK)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
capm.spCOMMERZBANK[,1] <- summary(reg.iCOMMERZBANK)$coefficients[2,1]
capm.spCOMMERZBANK[,2] <- summary(reg.iCOMMERZBANK)$coefficients[2,2]
capm.spCOMMERZBANK[,3] <- summary(reg.iCOMMERZBANK)$coefficients[2,3]
capm.spCOMMERZBANK[,4] <- summary(reg.iCOMMERZBANK)$coefficients[2,4]
capm.spCOMMERZBANK[,5] <- summary(reg.iCOMMERZBANK)$r.squared
capm.spCOMMERZBANK
summary(reg.iCOMMERZBANK)
residusCOMMERZBANK<-resid(reg.iCOMMERZBANK)

RpRfDEUTSCHEBANK=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-
2014\\RpRfDEUTSCHEBANK.txt",header =TRUE, dec=",")
capm.spDEUTSCHEBANK <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spDEUTSCHEBANK) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iDEUTSCHEBANK <-lm(as.matrix(RpRfDEUTSCHEBANK)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
capm.spDEUTSCHEBANK[,1] <- summary(reg.iDEUTSCHEBANK)$coefficients[2,1]
capm.spDEUTSCHEBANK[,2] <- summary(reg.iDEUTSCHEBANK)$coefficients[2,2]
capm.spDEUTSCHEBANK[,3] <- summary(reg.iDEUTSCHEBANK)$coefficients[2,3]
capm.spDEUTSCHEBANK[,4] <- summary(reg.iDEUTSCHEBANK)$coefficients[2,4]
capm.spDEUTSCHEBANK[,5] <- summary(reg.iDEUTSCHEBANK)$r.squared
capm.spDEUTSCHEBANK
summary(reg.iDEUTSCHEBANK)
residusDEUTSCHEBANK<-resid(reg.iDEUTSCHEBANK)

```

```
RpRfERSTE=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfERSTE.txt",header
=TRUE, dec=",")
```

```
capm.spERSTE <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spERSTE) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iERSTE <-lm(as.matrix(RpRfERSTE)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spERSTE[,1] <- summary(reg.iERSTE)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spERSTE[,2] <- summary(reg.iERSTE)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spERSTE[,3] <- summary(reg.iERSTE)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spERSTE[,4] <- summary(reg.iERSTE)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spERSTE[,5] <- summary(reg.iERSTE)$r.squared
```

```
capm.spERSTE
```

```
summary(reg.iERSTE)
```

```
residusERSTE<-resid(reg.iERSTE)
```

```
RpRfINGBEL=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfINGBEL.txt",header
=TRUE, dec=",")
```

```
capm.spINGBEL <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spINGBEL) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iINGBEL <-lm(as.matrix(RpRfINGBEL)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spINGBEL[,1] <- summary(reg.iINGBEL)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spINGBEL[,2] <- summary(reg.iINGBEL)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spINGBEL[,3] <- summary(reg.iINGBEL)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spINGBEL[,4] <- summary(reg.iINGBEL)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spINGBEL[,5] <- summary(reg.iINGBEL)$r.squared
```

```
capm.spINGBEL
```

```
summary(reg.iINGBEL)
```

```
residusINGBEL<-resid(reg.iINGBEL)
```

```
RpRfINGPB=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfINGPB.txt",header
=TRUE, dec=",")
```

```
capm.spINGPB <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spINGPB) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iINGPB <-lm(as.matrix(RpRfINGPB)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spINGPB[,1] <- summary(reg.iINGPB)$coefficients[2,1]
```

```

capm.spINGPB[,2] <- summary(reg.iINGPB)$coefficients[2,2]
capm.spINGPB[,3] <- summary(reg.iINGPB)$coefficients[2,3]
capm.spINGPB[,4] <- summary(reg.iINGPB)$coefficients[2,4]
capm.spINGPB[,5] <- summary(reg.iINGPB)$r.squared

capm.spINGPB
summary(reg.iINGPB)
residusINGPB<-resid(reg.iINGPB)

RpRfKBC=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfKBC.txt",header =TRUE,
dec=",")

capm.spKBC <- matrix (0,nr=1,nc=5)

colnames(capm.spKBC) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")

reg.iKBC <-lm(as.matrix(RpRfKBC)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))

capm.spKBC[,1] <- summary(reg.iKBC)$coefficients[2,1]
capm.spKBC[,2] <- summary(reg.iKBC)$coefficients[2,2]
capm.spKBC[,3] <- summary(reg.iKBC)$coefficients[2,3]
capm.spKBC[,4] <- summary(reg.iKBC)$coefficients[2,4]
capm.spKBC[,5] <- summary(reg.iKBC)$r.squared

capm.spKBC
summary(reg.iKBC)
residusKBC<-resid(reg.iKBC)

RpRfMELLON=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-
2014\\RpRfMELLON.txt",header =TRUE, dec=",")

capm.spMELLON <- matrix (0,nr=1,nc=5)

colnames(capm.spMELLON) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")

reg.iMELLON <-lm(as.matrix(RpRfMELLON)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))

capm.spMELLON[,1] <- summary(reg.iMELLON)$coefficients[2,1]
capm.spMELLON[,2] <- summary(reg.iMELLON)$coefficients[2,2]
capm.spMELLON[,3] <- summary(reg.iMELLON)$coefficients[2,3]
capm.spMELLON[,4] <- summary(reg.iMELLON)$coefficients[2,4]
capm.spMELLON[,5] <- summary(reg.iMELLON)$r.squared

capm.spMELLON
summary(reg.iMELLON)
residusMELLON<-resid(reg.iMELLON)

```

```
RpRfNATIXIS=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfNATIXIS.txt",header
=TRUE, dec=",")
```

```
capm.spNATIXIS <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spNATIXIS) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iNATIXIS <-lm(as.matrix(RpRfNATIXIS)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spNATIXIS[,1] <- summary(reg.iNATIXIS)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spNATIXIS[,2] <- summary(reg.iNATIXIS)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spNATIXIS[,3] <- summary(reg.iNATIXIS)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spNATIXIS[,4] <- summary(reg.iNATIXIS)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spNATIXIS[,5] <- summary(reg.iNATIXIS)$r.squared
```

```
capm.spNATIXIS
```

```
summary(reg.iNATIXIS)
```

```
residusNATIXIS<-resid(reg.iNATIXIS)
```

```
RpRfRAIFFEISEN=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-
2014\\RpRfRAIFFEISEN.txt",header =TRUE, dec=",")
```

```
capm.spRAIFFEISEN <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spRAIFFEISEN) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iRAIFFEISEN <-lm(as.matrix(RpRfRAIFFEISEN)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spRAIFFEISEN[,1] <- summary(reg.iRAIFFEISEN)$coefficients[2,1]
```

```
capm.spRAIFFEISEN[,2] <- summary(reg.iRAIFFEISEN)$coefficients[2,2]
```

```
capm.spRAIFFEISEN[,3] <- summary(reg.iRAIFFEISEN)$coefficients[2,3]
```

```
capm.spRAIFFEISEN[,4] <- summary(reg.iRAIFFEISEN)$coefficients[2,4]
```

```
capm.spRAIFFEISEN[,5] <- summary(reg.iRAIFFEISEN)$r.squared
```

```
capm.spRAIFFEISEN
```

```
summary(reg.iRAIFFEISEN)
```

```
residusRAIFFEISEN<-resid(reg.iRAIFFEISEN)
```

```
RpRfSOCGÉN=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-
2014\\RpRfSOCGÉN.txt",header =TRUE, dec=",")
```

```
capm.spSOCGÉN <- matrix (0,nr=1,nc=5)
```

```
colnames(capm.spSOCGÉN) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
```

```
reg.iSOCGÉN <-lm(as.matrix(RpRfSOCGÉN)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
```

```
capm.spSOCGÉN[,1] <- summary(reg.iSOCGÉN)$coefficients[2,1]
```

```

capm.spSOCGÉN[,2] <- summary(reg.iSOCGÉN)$coefficients[2,2]
capm.spSOCGÉN[,3] <- summary(reg.iSOCGÉN)$coefficients[2,3]
capm.spSOCGÉN[,4] <- summary(reg.iSOCGÉN)$coefficients[2,4]
capm.spSOCGÉN[,5] <- summary(reg.iSOCGÉN)$r.squared
capm.spSOCGÉN
summary(reg.iSOCGÉN)
residusSOCGÉN<-resid(reg.iSOCGÉN)

```

```

RpRfVANL=read.table("C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\RpRfVANL.txt",header
=TRUE, dec=",")

```

```

capm.spVANL <- matrix (0,nr=1,nc=5)
colnames(capm.spVANL) = c("Beta", "Std. Error", "t-value", "p-value", "R^2")
reg.iVANL <-lm(as.matrix(RpRfVANL)~as.matrix(RmRfBenchmarkCAC40))
capm.spVANL[,1] <- summary(reg.iVANL)$coefficients[2,1]
capm.spVANL[,2] <- summary(reg.iVANL)$coefficients[2,2]
capm.spVANL[,3] <- summary(reg.iVANL)$coefficients[2,3]
capm.spVANL[,4] <- summary(reg.iVANL)$coefficients[2,4]
capm.spVANL[,5] <- summary(reg.iVANL)$r.squared
capm.spVANL
summary(reg.iVANL)
residusVANL<-resid(reg.iVANL)

```

On combine les différents vecteurs de résidus de chaque institution

```

residustotaux <- cbind(residusAEGON,residusAGEAS,residusALLIANZ,residusAXAFR,residusBNPALL,
residusBNPFR,residusCA,residusCOMMERZBANK,residusDEUTSCHEBANK,residusERSTE,residusINGBEL,residusINGPB,residus
KBC,residusMELLON,residusNATIXIS,residusRAIFFEISEN,residusSOCGÉN,residusVANL) ####on combine les vecteurs de
résidus en un seul afin d'y appliquer le test de Granger

```

Test de Granger

```

testdegranger <- granger.test(residustotaux,2) ##### Le 2 représente le Lag Length

```

```

write.xlsx(testdegranger,"C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\Résultats via R\\Test de
Granger.xlsx")

```

Cela me donne la F.Statistic et la p-valeur pour chaque pair de résidus. Il y en a 306 (18*18-18). Seule la p-valeur nous intéresse.

###Je vais tout d'abord créer un vecteur de 0 et de 1 en fonction des p-valeurs du test de granger. Quand c'est supérieur à 5%, on ne rejette pas l'hypothèse nulle, donc cela donne un zéro en output. L'hypothèse nulle est le fait que le coefficient

égal 0. Et coefficient qui vaut 0 veut dire que i en $t-1$ n'explique pas j . Si c'est inférieur, c'est égal à 1 et on peut dire qu'on rejette l'hypothèse nulle. On peut donc dire que i en $t-1$ cause j en t selon Granger.

```
vecteurbinaire <- matrix (0,nr= nrow(testdegranger),nc=1)
```

```
colnames(vecteurbinaire)= c("Causalité selon Granger")
```

```
rownames(vecteurbinaire)=rownames(testdegranger)
```

```
for (j in 1:nrow(testdegranger))
```

```
{
```

```
  ifelse (testdegranger [j,2] > 0.05,vecteurbinaire [j,1] <-0 , vecteurbinaire [j,1] <-1)
```

```
}
```

```
write.xlsx(vecteurbinaire,"C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\Résultats via R\\Vecteur de 0 et 1 en fonction de la significativité.xlsx")
```

Il suffit ensuite de créer une matrice d'adjacence en fonction du vecteur de 0 et 1 précédemment obtenue. La difficulté ici est le fait que le vecteur binaire ne nous donne pas de valeurs pour la diagonale de la matrice finale d'adjacence étant donné que le test de Granger ne considère pas de causalité mutuelle. Il a donc fallu décomposer le vecteur binaire pour ensuite le récomposer en la matrice finale.

```
matricefinale <- matrix (0,nr= ncol(residustotaux),nc=ncol(residustotaux))
```

```
colnames(matricefinale)=c("AEGON","AGEAS","ALLIANZ","AXAFR","BNPALL",  
"BNPFR","CA","COMMERZBANK","DEUTSCHEBANK","ERSTE","INGBEL","INGPB","KBC","MELLON", "NATIXIS","RAIFFEISEN",  
SOCGÉN","VANL")
```

```
rownames(matricefinale)= c("AEGON","AGEAS","ALLIANZ","AXAFR","BNPALL",  
"BNPFR","CA","COMMERZBANK","DEUTSCHEBANK","ERSTE","INGBEL","INGPB","KBC","MELLON", "NATIXIS","RAIFFEISEN",  
SOCGÉN","VANL")
```

```
diag(matricefinale)<-0 ### Par convention la diagonale d'une matrice d'adjacence est égale à zéro
```

```
for (i in 2:ncol(matricefinale))
```

```
{
```

```
  matricefinale[i,1]<- vecteurbinaire[i-1,1]   ### On commence par remplir la première colonne qui est AGEON. La boucle commence en 2 car en 1 c'est 0 (début de la diagonal)
```

```
}
```

```
for (i in 3:ncol(matricefinale))
```

```
{
```

```

matricefinale[1,2]<- vecteurbinaire[18,1]   ### Cette ligne ne fait pas partie de la boucle, elle remplit simplement la case
1 de la deuxième colonne qui est AGEAS.

matricefinale[i,2]<-vecteurbinaire[16+i,1] ### La boucle commence en 3 car en 2 c'est la diagonale
    }

for (i in 4:ncol(matricefinale))
    {

matricefinale[1,3]<-vecteurbinaire[35,1]   ### même démarche que précédemment, cette ligne ne fait pas partie de la
boucle et remplit la case 1 de la colonne 3

matricefinale[2,3]<-vecteurbinaire[36,1]   ### même démarche que précédemment, cette ligne ne fait pas partie de la
boucle et remplit la case 2 de la colonne 3

matricefinale[i,3]<-vecteurbinaire[33+i,1] ### La boucle commence à la case 4 car en 3 c'est la diagonale
    }

for (i in 5:ncol(matricefinale))
    {

matricefinale[1,4]<-vecteurbinaire[52,1]   ### pour la suite, la démarche est similaire à précédemment
matricefinale[2,4]<-vecteurbinaire[53,1]
matricefinale[3,4]<-vecteurbinaire[54,1]
matricefinale[i,4]<-vecteurbinaire[50+i,1]
    }

for (i in 6:ncol(matricefinale))
    {

matricefinale[1,5]<-vecteurbinaire[69,1]   ### BNPALL
matricefinale[2,5]<-vecteurbinaire[70,1]
matricefinale[3,5]<-vecteurbinaire[71,1]
matricefinale[4,5]<-vecteurbinaire[72,1]
matricefinale[i,5]<-vecteurbinaire[67+i,1]
    }

for (i in 7:ncol(matricefinale))
    {

matricefinale[1,6]<-vecteurbinaire[86,1]   ### BNPFR
matricefinale[2,6]<-vecteurbinaire[87,1]
matricefinale[3,6]<-vecteurbinaire[88,1]
matricefinale[4,6]<-vecteurbinaire[89,1]
matricefinale[5,6]<-vecteurbinaire[90,1]

```

```

matricefinale[i,6]<-vecteurbinaire[84+i,1]
    }
for (i in 8:ncol(matricefinale))
    {
matricefinale[1,7]<-vecteurbinaire[103,1]    ### CA
matricefinale[2,7]<-vecteurbinaire[104,1]
matricefinale[3,7]<-vecteurbinaire[105,1]
matricefinale[4,7]<-vecteurbinaire[106,1]
matricefinale[5,7]<-vecteurbinaire[107,1]
matricefinale[6,7]<-vecteurbinaire[108,1]
matricefinale[i,7]<-vecteurbinaire[101+i,1]
    }
for (i in 9:ncol(matricefinale))
    {
matricefinale[1,8]<-vecteurbinaire[120,1]    ### COMMERZBANK
matricefinale[2,8]<-vecteurbinaire[121,1]
matricefinale[3,8]<-vecteurbinaire[122,1]
matricefinale[4,8]<-vecteurbinaire[123,1]
matricefinale[5,8]<-vecteurbinaire[124,1]
matricefinale[6,8]<-vecteurbinaire[125,1]
matricefinale[7,8]<-vecteurbinaire[126,1]
matricefinale[i,8]<-vecteurbinaire[118+i,1]
    }
for (i in 10:ncol(matricefinale))
    {
matricefinale[1,9]<-vecteurbinaire[137,1]    ### DEUTSCHEBANK
matricefinale[2,9]<-vecteurbinaire[138,1]
matricefinale[3,9]<-vecteurbinaire[139,1]
matricefinale[4,9]<-vecteurbinaire[140,1]
matricefinale[5,9]<-vecteurbinaire[141,1]
matricefinale[6,9]<-vecteurbinaire[142,1]
matricefinale[7,9]<-vecteurbinaire[143,1]
matricefinale[8,9]<-vecteurbinaire[144,1]
matricefinale[i,9]<-vecteurbinaire[135+i,1]
    }

```

```

    }
for (i in 11:ncol(matricefinale))
  {
matricefinale[1,10]<-vecteurbinaire[154,1]   ### ERSTE
matricefinale[2,10]<-vecteurbinaire[155,1]
matricefinale[3,10]<-vecteurbinaire[156,1]
matricefinale[4,10]<-vecteurbinaire[157,1]
matricefinale[5,10]<-vecteurbinaire[158,1]
matricefinale[6,10]<-vecteurbinaire[159,1]
matricefinale[7,10]<-vecteurbinaire[160,1]
matricefinale[8,10]<-vecteurbinaire[161,1]
matricefinale[9,10]<-vecteurbinaire[162,1]
matricefinale[i,10]<-vecteurbinaire[152+i,1]
  }
for (i in 12:ncol(matricefinale))
  {
matricefinale[1,11]<-vecteurbinaire[171,1]   ### INGBEL
matricefinale[2,11]<-vecteurbinaire[172,1]
matricefinale[3,11]<-vecteurbinaire[173,1]
matricefinale[4,11]<-vecteurbinaire[174,1]
matricefinale[5,11]<-vecteurbinaire[175,1]
matricefinale[6,11]<-vecteurbinaire[176,1]
matricefinale[7,11]<-vecteurbinaire[177,1]
matricefinale[8,11]<-vecteurbinaire[178,1]
matricefinale[9,11]<-vecteurbinaire[179,1]
matricefinale[10,11]<-vecteurbinaire[180,1]
matricefinale[i,11]<-vecteurbinaire[169+i,1]
  }
for (i in 13:ncol(matricefinale))
  {
matricefinale[1,12]<-vecteurbinaire[188,1]   ### INGPB
matricefinale[2,12]<-vecteurbinaire[189,1]
matricefinale[3,12]<-vecteurbinaire[190,1]
matricefinale[4,12]<-vecteurbinaire[191,1]

```

```

matricefinale[5,12]<-vecteurbinaire[192,1]
matricefinale[6,12]<-vecteurbinaire[193,1]
matricefinale[7,12]<-vecteurbinaire[194,1]
matricefinale[8,12]<-vecteurbinaire[195,1]
matricefinale[9,12]<-vecteurbinaire[196,1]
matricefinale[10,12]<-vecteurbinaire[197,1]
matricefinale[11,12]<-vecteurbinaire[198,1]
matricefinale[i,12]<-vecteurbinaire[186+i,1]
    }
for (i in 14:ncol(matricefinale))
    {
matricefinale[1,13]<-vecteurbinaire[205,1]    ### KBC
matricefinale[2,13]<-vecteurbinaire[206,1]
matricefinale[3,13]<-vecteurbinaire[207,1]
matricefinale[4,13]<-vecteurbinaire[208,1]
matricefinale[5,13]<-vecteurbinaire[209,1]
matricefinale[6,13]<-vecteurbinaire[210,1]
matricefinale[7,13]<-vecteurbinaire[211,1]
matricefinale[8,13]<-vecteurbinaire[212,1]
matricefinale[9,13]<-vecteurbinaire[213,1]
matricefinale[10,13]<-vecteurbinaire[214,1]
matricefinale[11,13]<-vecteurbinaire[215,1]
matricefinale[12,13]<-vecteurbinaire[216,1]
matricefinale[i,13]<-vecteurbinaire[203+i,1]
    }
for (i in 15:ncol(matricefinale))
    {
matricefinale[1,14]<-vecteurbinaire[222,1]    ### MELLON
matricefinale[2,14]<-vecteurbinaire[223,1]
matricefinale[3,14]<-vecteurbinaire[224,1]
matricefinale[4,14]<-vecteurbinaire[225,1]
matricefinale[5,14]<-vecteurbinaire[226,1]
matricefinale[6,14]<-vecteurbinaire[227,1]
matricefinale[7,14]<-vecteurbinaire[228,1]

```

```

matricefinale[8,14]<-vecteurbinaire[229,1]
matricefinale[9,14]<-vecteurbinaire[230,1]
matricefinale[10,14]<-vecteurbinaire[231,1]
matricefinale[11,14]<-vecteurbinaire[232,1]
matricefinale[12,14]<-vecteurbinaire[233,1]
matricefinale[13,14]<-vecteurbinaire[234,1]
matricefinale[i,14]<-vecteurbinaire[220+i,1]
    }
for (i in 16:ncol(matricefinale))
    {
matricefinale[1,15]<-vecteurbinaire[239,1]   ### NATIXIS
matricefinale[2,15]<-vecteurbinaire[240,1]
matricefinale[3,15]<-vecteurbinaire[241,1]
matricefinale[4,15]<-vecteurbinaire[242,1]
matricefinale[5,15]<-vecteurbinaire[243,1]
matricefinale[6,15]<-vecteurbinaire[244,1]
matricefinale[7,15]<-vecteurbinaire[245,1]
matricefinale[8,15]<-vecteurbinaire[246,1]
matricefinale[9,15]<-vecteurbinaire[247,1]
matricefinale[10,15]<-vecteurbinaire[248,1]
matricefinale[11,15]<-vecteurbinaire[249,1]
matricefinale[12,15]<-vecteurbinaire[250,1]
matricefinale[13,15]<-vecteurbinaire[251,1]
matricefinale[14,15]<-vecteurbinaire[252,1]
matricefinale[i,15]<-vecteurbinaire[237+i,1]
    }
for (i in 17:ncol(matricefinale))
    {
matricefinale[1,16]<-vecteurbinaire[256,1]   ### RAIFFEISEN
matricefinale[2,16]<-vecteurbinaire[257,1]
matricefinale[3,16]<-vecteurbinaire[258,1]
matricefinale[4,16]<-vecteurbinaire[259,1]
matricefinale[5,16]<-vecteurbinaire[260,1]
matricefinale[6,16]<-vecteurbinaire[261,1]

```

```

matricefinale[7,16]<-vecteurbinaire[262,1]
matricefinale[8,16]<-vecteurbinaire[263,1]
matricefinale[9,16]<-vecteurbinaire[264,1]
matricefinale[10,16]<-vecteurbinaire[265,1]
matricefinale[11,16]<-vecteurbinaire[266,1]
matricefinale[12,16]<-vecteurbinaire[267,1]
matricefinale[13,16]<-vecteurbinaire[268,1]
matricefinale[14,16]<-vecteurbinaire[269,1]
matricefinale[15,16]<-vecteurbinaire[270,1]
matricefinale[i,16]<-vecteurbinaire[254+i,1]
    }
for (i in 18:ncol(matricefinale))
    {
matricefinale[1,17]<-vecteurbinaire[273,1]   ### SOCGEN
matricefinale[2,17]<-vecteurbinaire[274,1]
matricefinale[3,17]<-vecteurbinaire[275,1]
matricefinale[4,17]<-vecteurbinaire[276,1]
matricefinale[5,17]<-vecteurbinaire[277,1]
matricefinale[6,17]<-vecteurbinaire[278,1]
matricefinale[7,17]<-vecteurbinaire[279,1]
matricefinale[8,17]<-vecteurbinaire[280,1]
matricefinale[9,17]<-vecteurbinaire[281,1]
matricefinale[10,17]<-vecteurbinaire[282,1]
matricefinale[11,17]<-vecteurbinaire[283,1]
matricefinale[12,17]<-vecteurbinaire[284,1]
matricefinale[13,17]<-vecteurbinaire[285,1]
matricefinale[14,17]<-vecteurbinaire[286,1]
matricefinale[15,17]<-vecteurbinaire[287,1]
matricefinale[16,17]<-vecteurbinaire[288,1]
matricefinale[i,17]<-vecteurbinaire[271+i,1]
    }
for (i in 1:(ncol(matricefinale)-1))
    {

```

```
matricefinale[i,18]<-vecteurbinaire[289+i,1]   ### VANL. Cette ligne est une boucle qui remplit tout la dernière colonne
sauf la dernière case qui fait partie de la diagonale
```

```
}
```

```
write.xlsx(matricefinale,"C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\Résultats via R\\Matrice
d'adjacence.xlsx")
```

```
###On peut ensuite créer le réseau grâce à la matrice d'adjacence
```

```
library(igraph)
```

```
library(network)
```

```
reseau<- graph.adjacency(matricefinale)
```

```
V(reseau) ### donner les noeuds
```

```
E(reseau)### afficher les liens
```

```
get.adjacency(reseau) ### matrice d'adjacence sur R
```

```
vcount(reseau) ### le nombre de nœuds
```

```
ecount(reseau)### le nombre de liens
```

```
neighbors(reseau,5) ### les voisins du 5 (ici pour BNP all par exemple)
```

```
is.connected(reseau) ### cela me donne en réponse FALSE ou TRUE si le réseau est connecté ou pas. Ici c'est FALSE car
Aegon n'est pas connecté
```

```
is.connected(reseau-1) ### ici on enleve Aegon et donc il est connecté et renvoie TRUE.
```

```
degree(reseau) ### cela me donne le nombre de liens pour chaque nœud
```

```
write.xlsx(degree(reseau), "C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\Résultats via R\\Degré
du réseau.xlsx")
```

```
degree(reseau,mode="out") ### cela me donne le nombre de liens sortant pour chaque nœud donc ici le nombre
d'institutions que ce nœud-là impacte
```

```
write.xlsx(degree(reseau,mode="out"),"C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\Résultats
via R\\Degré sortant pour chaque société.xlsx")
```

```
degree(reseau,mode="in") ### nombre de liens entrants. Donc le nombre d'institutions qui cause cette institution là
```

```
write.xlsx(degree(reseau,mode="in"),"C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\Résultats
via R\\Degré entrant pour chaque société.xlsx")
```

```
d.reseau<- degree(reseau)
```

```
hist(d.reseau,col="grey",xlab="Degré",ylab="Fréquence",main="Distribution des degrés")
```

```
### Graphique de la distribution des degrés. C'est en fait la colonne totale de la figure degré du réseau total, entrant et
sortant 2004-2014
```

```
reseau.out <- degree(reseau,mode="out")
```

```
hist(reseau.out,col="grey",xlab="Degré",ylab="Fréquence",main="Distribution des degrés sortants")
```

```
### Graphique de la distribution des degrés sortants. C'est en fait la colonne sortant de la figure degré du réseau total, entrant et sortant 2004-2014
```

```
reseau.in <- degree(reseau,mode="in")
```

```
hist(reseau.in,col="grey",xlab="Degré",ylab="Fréquence",main="Distribution des degrés entrants")
```

```
### Graphique de la distribution des degrés entrants. C'est en fait la colonne sortant de la figure degré du réseau total, entrant et sortant 2004-2014
```

```
betweenness(reseau-1)
```

```
write.xlsx(betweenness(reseau-1),"C:\\Users\\simon\\Documents\\UCL\\Mémoire\\Données\\2004-2014\\Résultats via R\\Centralité des nœuds between.xlsx")
```

```
### J'ai enlevé AEGON car il n'est pas connecté. Pour l'analyse dynamique, cette partie du code a été modifié afin de prendre en compte tout le réseau
```

```
plot(reseau,layout=layout.kamada.kawai,edge.arrow.size=0.3,vertex.label.dist=0.2,vertex.color="yellow",vertex.label.color="red", edge.color="blue", vertex.size=8)
```

```
### Représentation graphique du réseau
```

Annexe 2 : Analyse 2004-2005

	Total	Entrant	Sortant
AEGON	4	3	1
AGEAS	4	2	2
ALLIANZ	0	0	0
AXAFR	1	0	1
BNPALL	1	0	1
BNPFR	1	0	1
CA	1	1	0
COMMERZBANK	1	0	1
DEUTSCHEBANK	1	0	1
ERSTE	1	0	1
INGBEL	1	0	1
INGPB	1	0	1
KBC	2	0	2
MELLON	2	2	0
NATIXIS	1	1	0
RAIFFEISEN	3	3	0
SOCGÉN	3	2	1
VANL	0	0	0
Somme	28	14	14
Moyenne	1,56	0,78	0,78
Min	0	0	0
Max	4	3	2

Tableau 2.1: Degré total, entrant et sortant 2004-2005

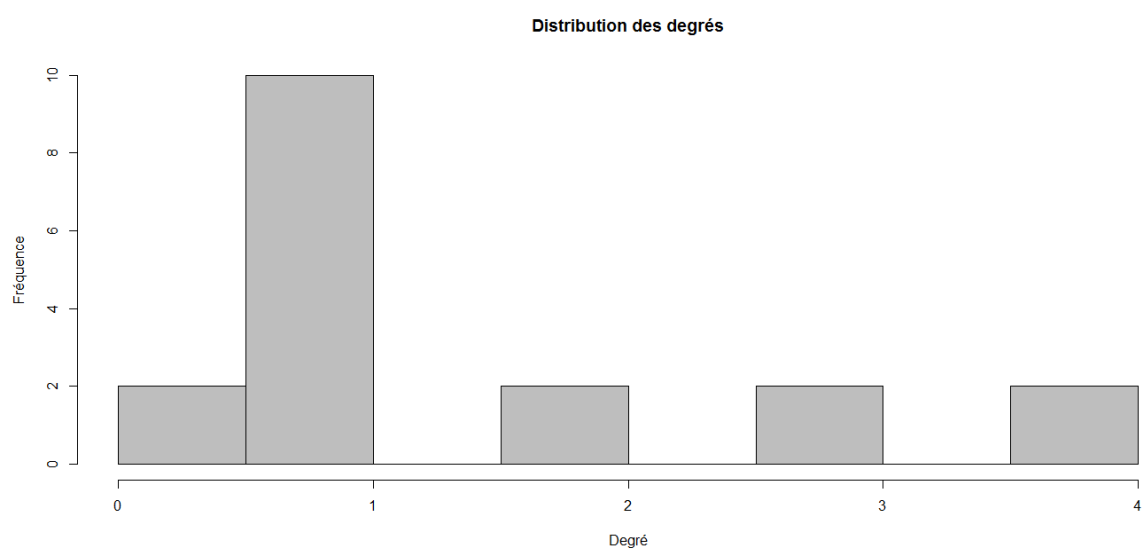


Figure 2.1: Distribution des degrés 2004-2005

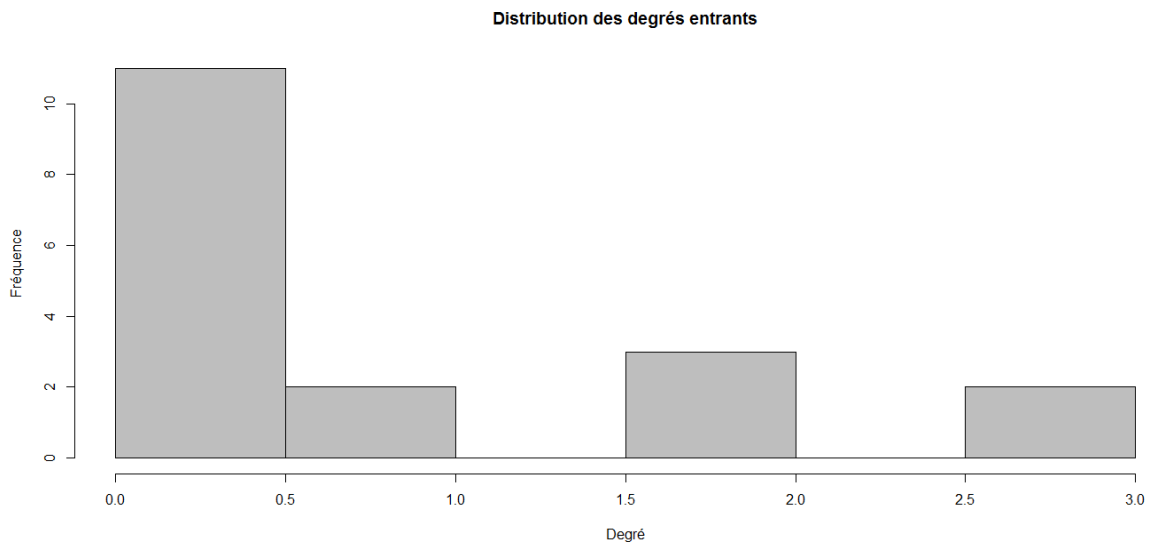


Figure 2.2: Distribution des degrés entrants 2004-2005

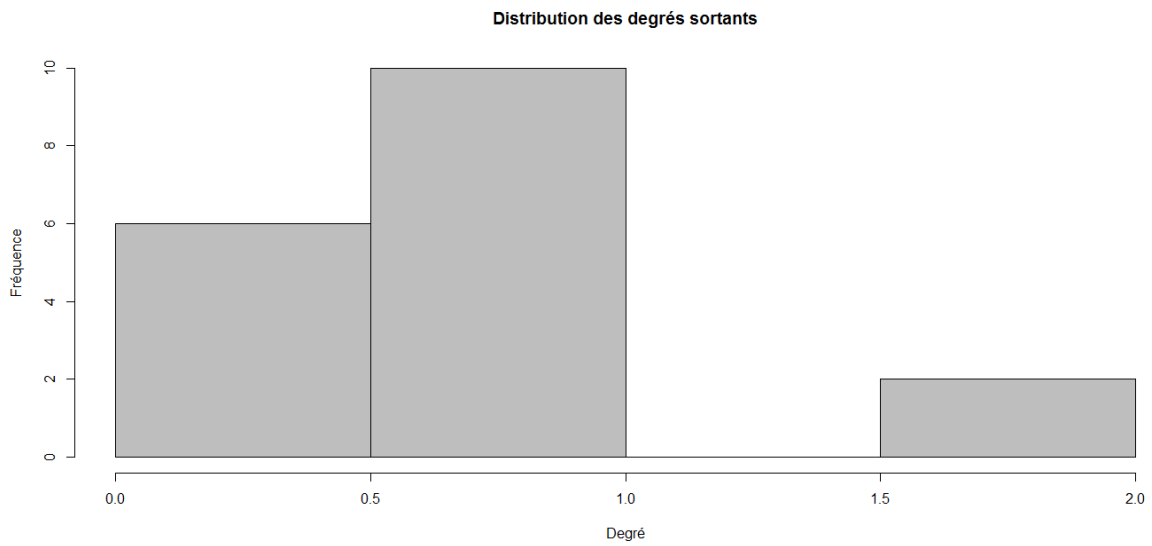


Figure 2.3: Distribution des degrés sortants 2004-2005

	Centralité des nœuds
AEGON	12
AGEAS	15
ALLIANZ	0
AXAFR	0
BNPALL	0
BNPFR	0
CA	0
COMMERZBANK	0
DEUTSCHEBANK	0
ERSTE	0
INGBEL	0
INGPB	0
KBC	0
MELLON	0
NATIXIS	0
RAIFFEISEN	0
SOCGÉN	7
VANL	0

Tableau 2.2: Centralité des nœuds 2004-2005

Annexe 3 : Analyse 2006-2007

	Total	Entrant	Sortant
AEGON	3	3	0
AGEAS	3	3	0
ALLIANZ	4	1	3
AXAFR	1	1	0
BNPALL	1	1	0
BNPFR	1	1	0
CA	2	0	2
COMMERZBANK	6	2	4
DEUTSCHEBANK	0	0	0
ERSTE	2	0	2
INGBEL	2	1	1
INGPB	3	2	1
KBC	3	1	2
MELLON	3	2	1
NATIXIS	1	0	1
RAIFFEISEN	2	1	1
SOCGÉN	1	0	1
VANL	2	1	1
Somme	40	20	20
Moyenne	2,22	1,11	1,11
Min	0	0	0
Max	6	3	4

Tableau 3.1: Degré total, entrant et sortant 2006-2007

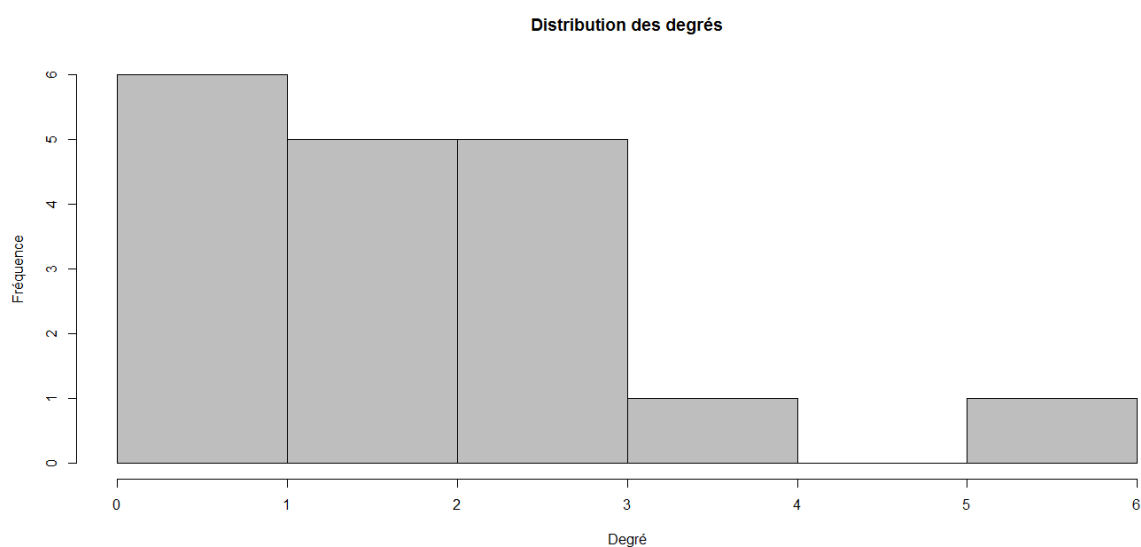


Figure 3.1: Distribution des degrés 2006-2007

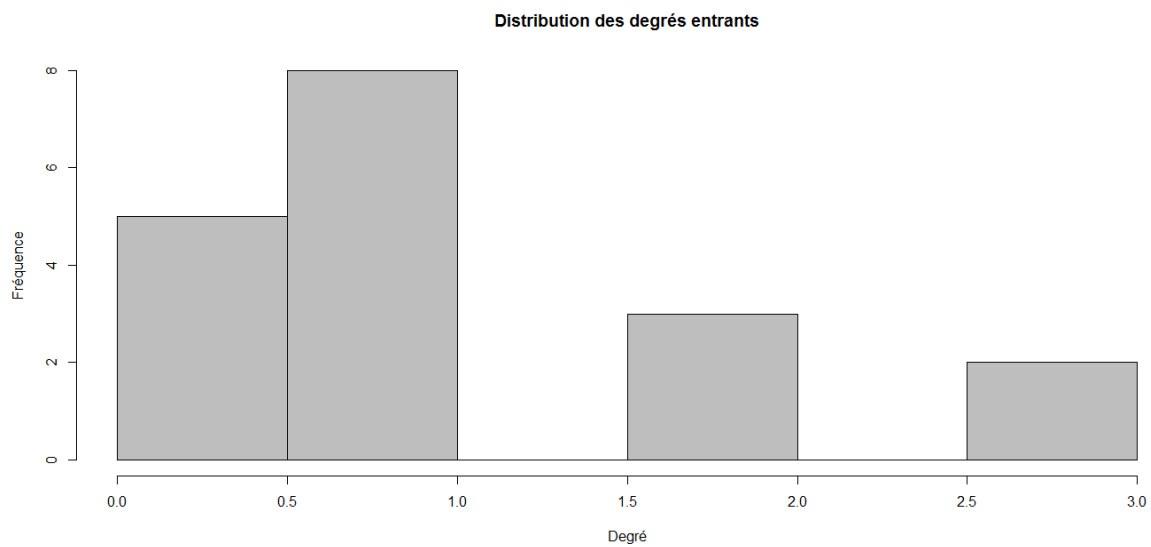


Figure 3.2: Distribution des degrés entrants 2006-2007

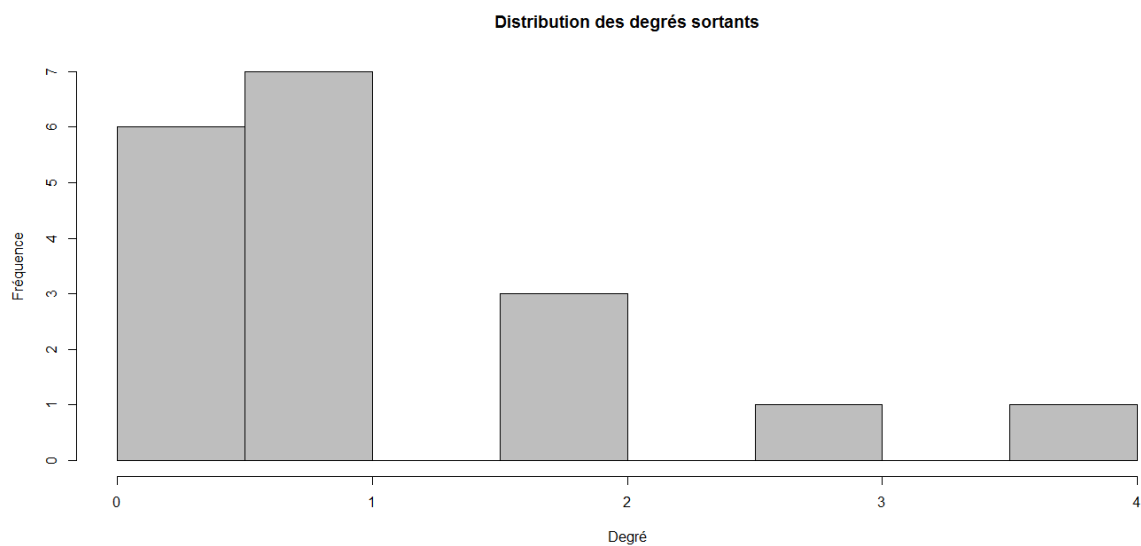


Figure 3.3: Distribution des degrés sortants 2006-2007

	Centralité des nœuds
AEGON	0
AGEAS	0
ALLIANZ	3,17
AXAFR	0
BNPALL	0
BNPFR	0
CA	0
COMMERZBANK	12,83
DEUTSCHEBANK	0
ERSTE	0
INGBEL	4,00
INGPB	2,83
KBC	8,00
MELLON	3,17
NATIXIS	0
RAIFFEISEN	0
SOCGÉN	0
VANL	1,00

Tableau 3.2: Centralité des nœuds 2006-2007

Annexe 4 : Analyse 2008-2009

	Total	Entrant	Sortant
AEGON	4	1	3
AGEAS	7	4	3
ALLIANZ	10	1	9
AXAFR	6	3	3
BNPALL	3	3	0
BNPFR	4	4	0
CA	4	3	1
COMMERZBANK	4	4	0
DEUTSCHEBANK	2	0	2
ERSTE	2	1	1
INGBEL	4	1	3
INGPB	4	1	3
KBC	1	1	0
MELLON	2	1	1
NATIXIS	4	4	0
RAIFFEISEN	2	0	2
SOCGÉN	2	1	1
VANL	1	0	1
Somme	66	33	33
Moyenne	3,67	1,83	1,83
Min	1	0	0
Max	10	4	9

Tableau 4.1: Degré total, entrant et sortant 2008-2009

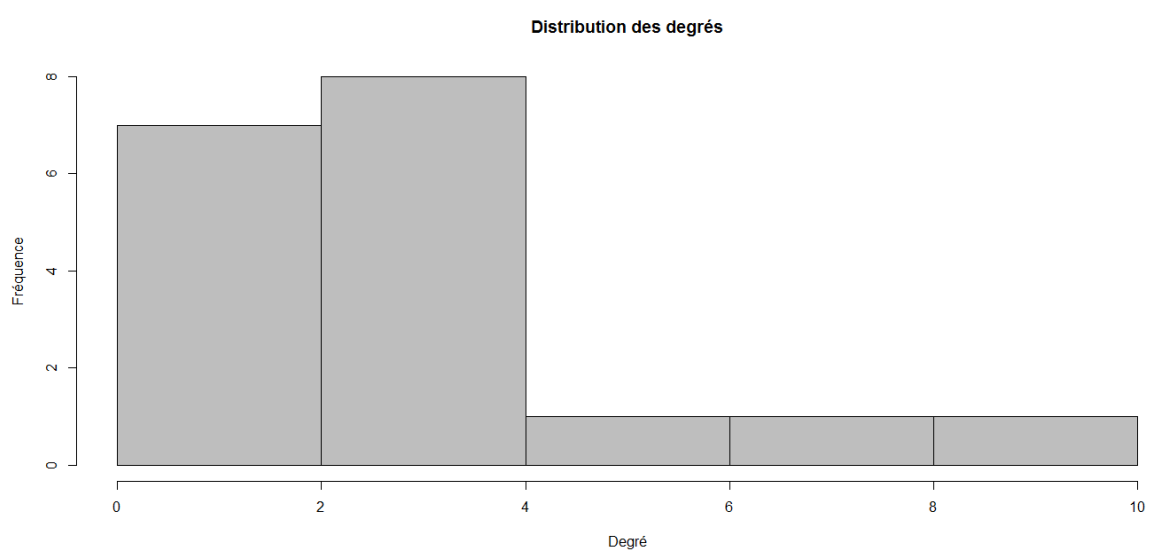


Figure 4.1: Distribution des degrés 2008-2009

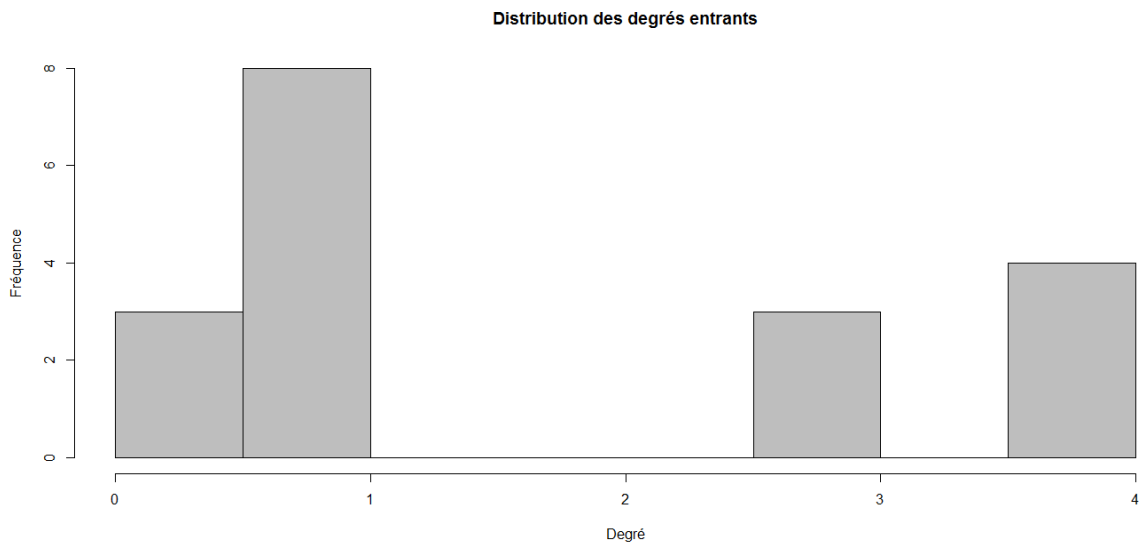


Figure 4.2: Distribution des degrés entrants

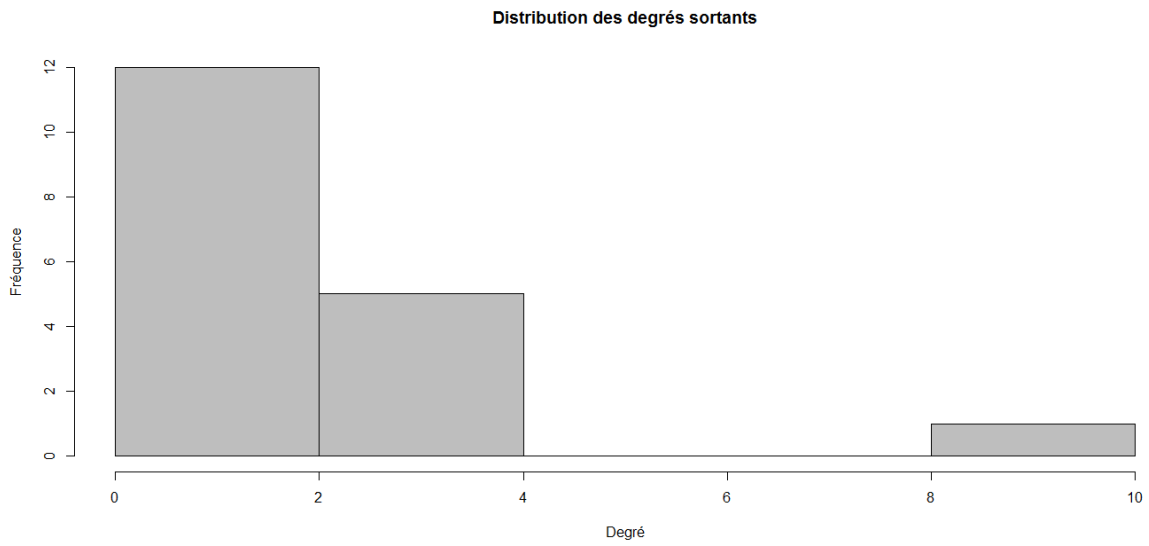


Figure 4.3: Distribution des degrés sortants 2008-2009

	Centralité des nœuds
AEGON	23
AGEAS	32,5
ALLIANZ	13
AXAFR	22
BNPALL	0
BNPFR	0
CA	2,5
COMMERZBANK	0
DEUTSCHEBANK	0
ERSTE	5
INGBEL	19
INGPB	3
KBC	0
MELLON	12
NATIXIS	0
RAIFFEISEN	0
SOCGÉN	0
VANL	0

Tableau 4.2: Centralité des nœuds 2008-2009

Annexe 5 : Analyse 2010-2011

	Total	Entrant	Sortant
AEGON	0	0	0
AGEAS	1	1	0
ALLIANZ	1	0	1
AXAFR	1	1	0
BNPALL	3	2	1
BNPFR	2	1	1
CA	6	1	5
COMMERZBANK	0	0	0
DEUTSCHEBANK	2	1	1
ERSTE	3	3	0
INGBEL	3	0	3
INGPB	2	2	0
KBC	3	2	1
MELLON	0	0	0
NATIXIS	2	1	1
RAIFFEISEN	2	0	2
SOCGÉN	1	1	0
VANL	2	1	1
Somme	34	17	17
Moyenne	1,89	0,94	0,94
Min	0	0	0
Max	6	3	5

Tableau 5.1: Degré total, entrant et sortant 2010-2011

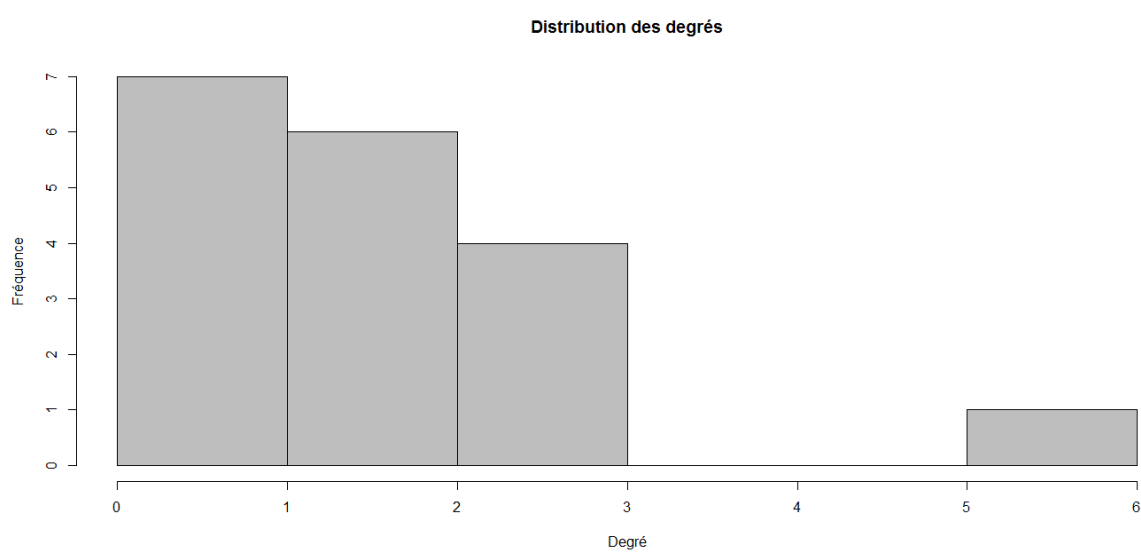


Figure 5.1: Distribution des degrés 2010-2011

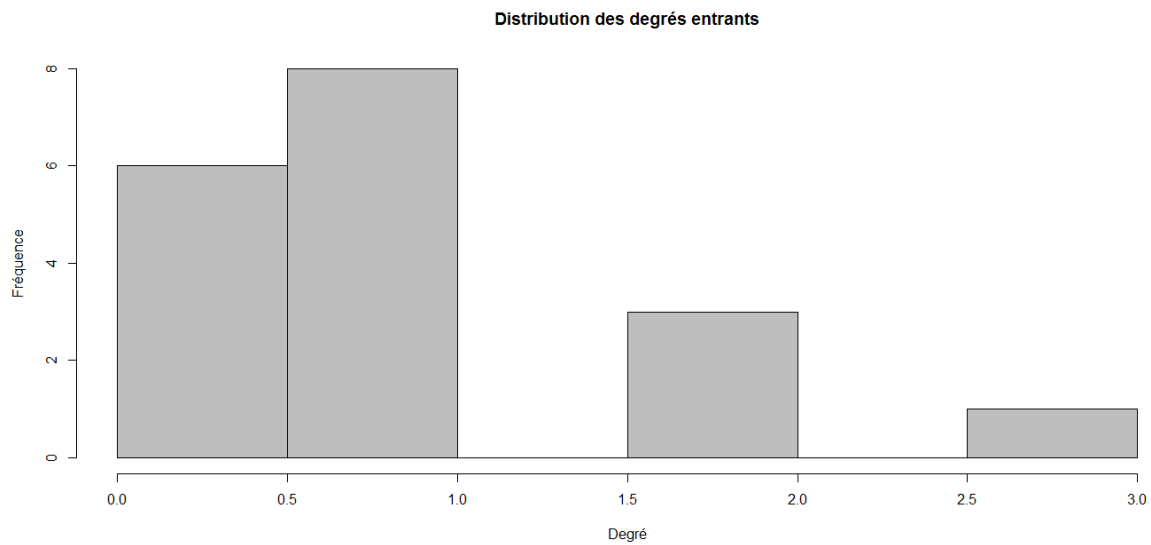


Figure 5.2: Distribution des degrés entrants 2010-2011

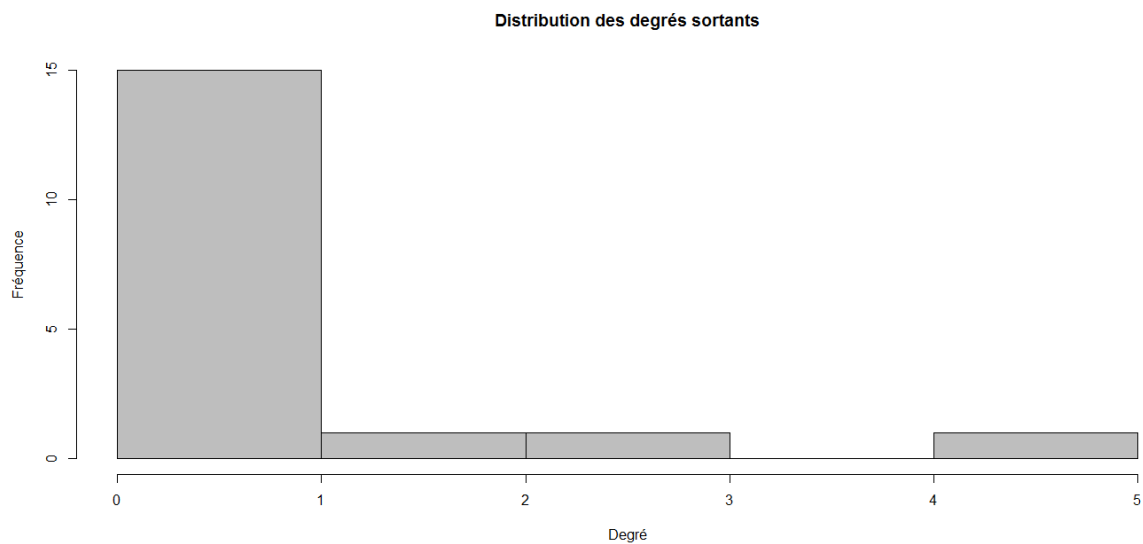


Figure 5.3: Distribution des degrés sortants 2010-2011

	Centralité des nœuds
AEGON	0
AGEAS	0
ALLIANZ	0
AXAFR	0
BNPALL	3
BNPFR	0
CA	6
COMMERZBANK	0
DEUTSCHEBANK	1
ERSTE	0
INGBEL	0
INGPB	0
KBC	2
MELLON	0
NATIXIS	0
RAIFFEISEN	0
SOCGÉN	0
VANL	0

Tableau 5.2: Centralité des nœuds 2010-2011

Annexe 6 : Analyse 2012-2013

	Total	Entrant	Sortant
AEGON	6	4	2
AGEAS	3	2	1
ALLIANZ	1	1	0
AXAFR	1	1	0
BNPALL	6	2	4
BNPFR	2	1	1
CA	1	0	1
COMMERZBANK	4	4	0
DEUTSCHEBANK	0	0	0
ERSTE	1	0	1
INGBEL	2	0	2
INGPB	3	1	2
KBC	1	0	1
MELLON	1	0	1
NATIXIS	1	1	0
RAIFFEISEN	1	0	1
SOCGÉN	0	0	0
VANL	2	1	1
Somme	36	18	18
Moyenne	2	1	1
Min	0	0	0
Max	6	4	4

Tableau 6.1: Degré total, entrant et sortant 2012-2013

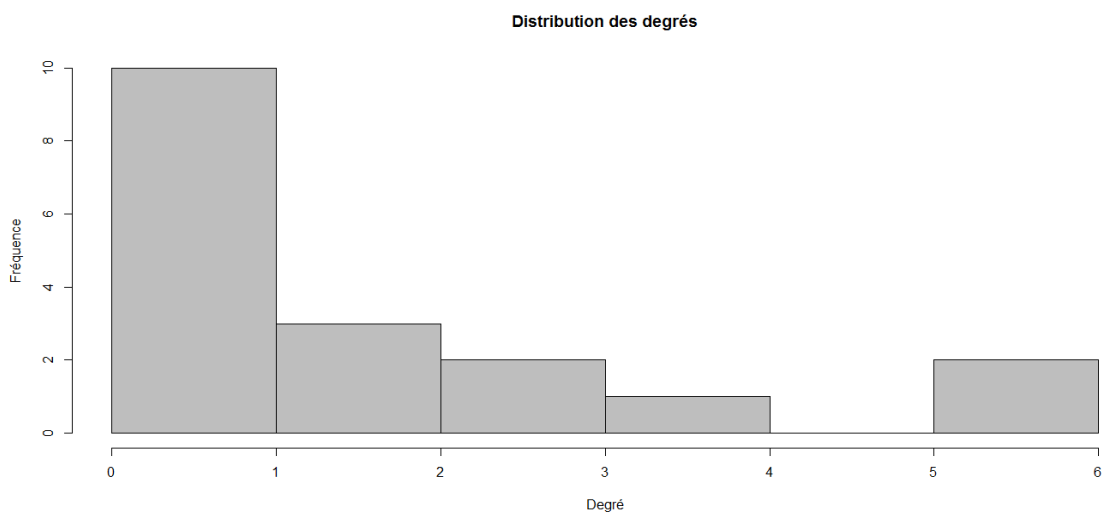


Figure 6.1: Distribution des degrés 2012-2013

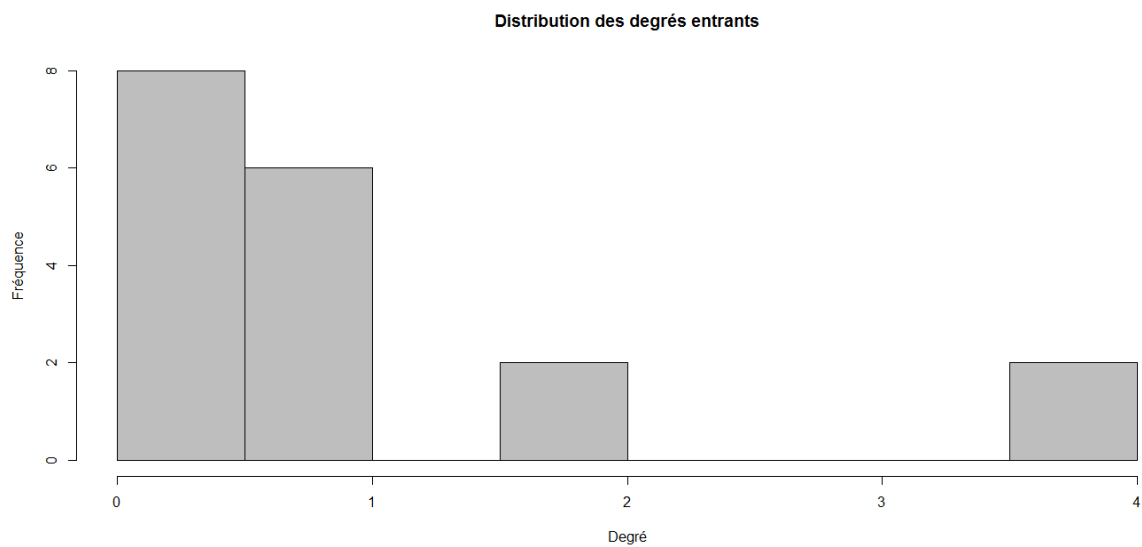


Figure 6.2: Distribution des degrés entrants 2012-2013

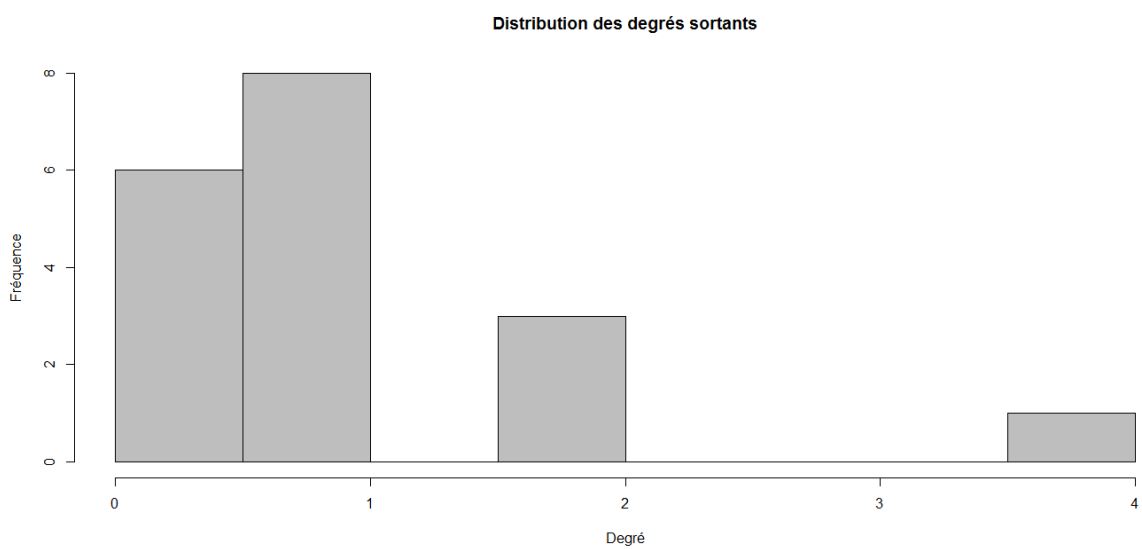


Figure 6.3: Distribution des degrés sortants 2012-2013

	Centralité des nœuds
AEGON	16
AGEAS	3
ALLIANZ	0
AXAFR	0
BNPALL	21
BNPFR	0
CA	0
COMMERZBANK	0
DEUTSCHEBANK	0
ERSTE	0
INGBEL	0
INGPB	4
KBC	0
MELLON	0
NATIXIS	0
RAIFFEISEN	0
SOCGÉN	0
VANL	8

Tableau 6.2: Centralité des nœuds 2012-2013

Annexe 7 : Analyse 2014

	Total	Entrant	Sortant
AEGON	0	0	0
AGEAS	1	0	1
ALLIANZ	0	0	0
AXAFR	1	1	0
BNPALL	3	3	0
BNPFR	1	1	0
CA	5	2	3
COMMERZBANK	3	0	3
DEUTSCHEBANK	1	1	0
ERSTE	3	2	1
INGBEL	1	0	1
INGPB	1	0	1
KBC	2	1	1
MELLON	3	2	1
NATIXIS	2	1	1
RAIFFEISEN	2	2	0
SOCGÉN	1	1	0
VANL	4	0	4
Somme	34	17	17
Moyenne	1,89	0,94	0,94
Min	0	0	0
Max	5	3	4

Tableau 7.1: Degré total, entrant et sortant 2014

Distribution des degrés

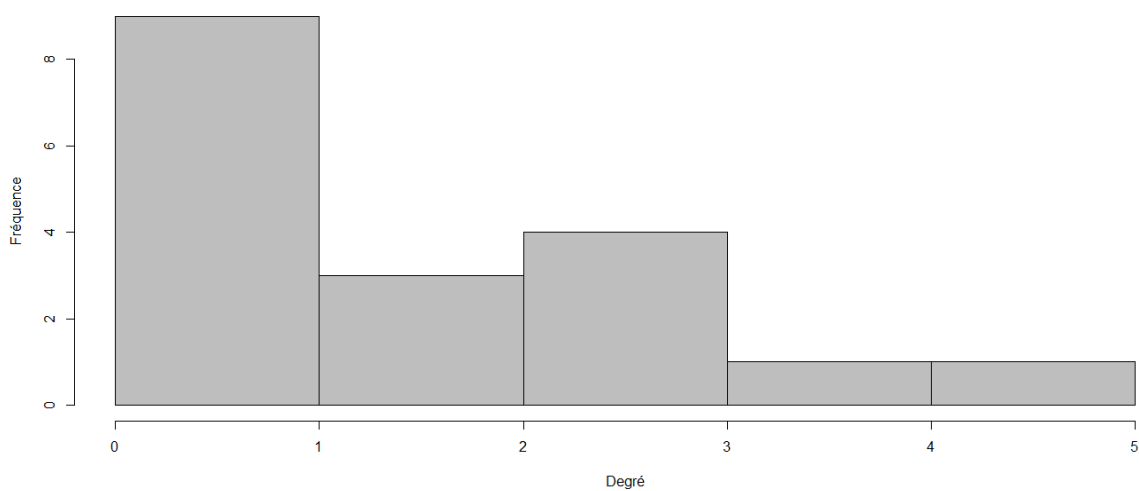


Figure 7.1: Distribution des degrés 2014

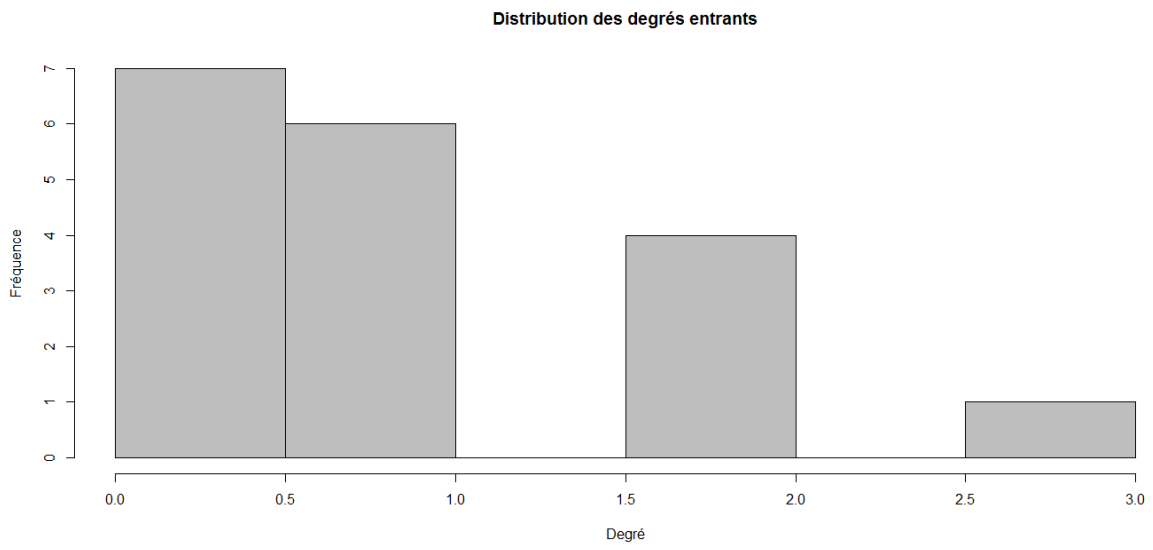


Figure 7.2: Distribution des degrés entrants 2014

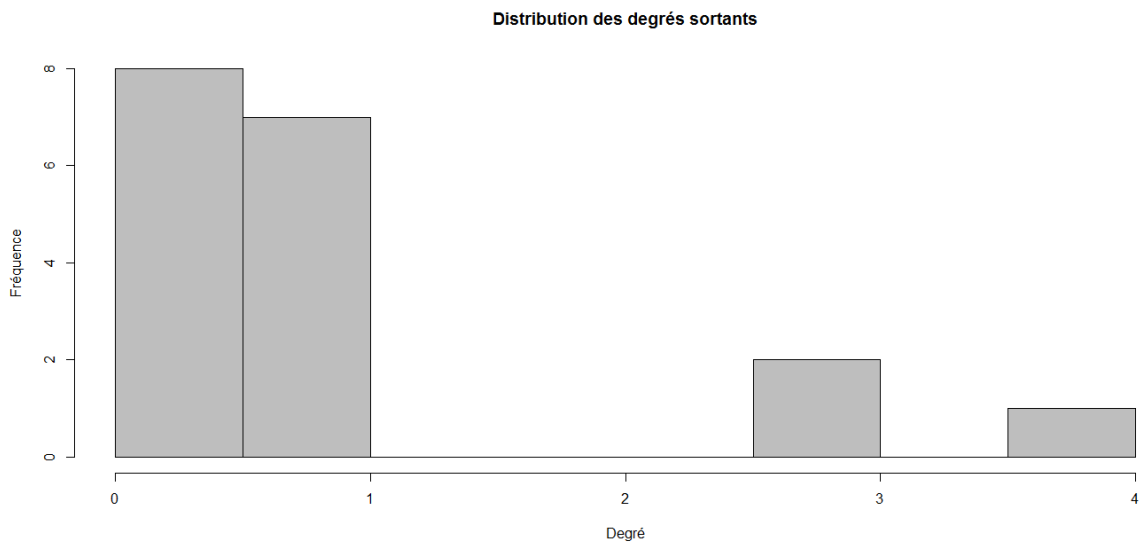


Figure 7.3: Distribution des degrés sortants 2014

	Centralité des nœuds
AEGON	0
AGEAS	0
ALLIANZ	0
AXAFR	0
BNPALL	0
BNPFR	0
CA	9,5
COMMERZBANK	0
DEUTSCHEBANK	0
ERSTE	8
INGBEL	0
INGPB	0
KBC	1
MELLON	6
NATIXIS	0,5
RAIFFEISEN	0
SOCGÉN	0
VANL	0

Tableau 7.2: Centralité des nœuds 2014